T.C.
İSTANBUL AYDIN ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

MAKİNE ÖĞRENMESİ YÖNTEMLERİ İLE SİBER GÜVENLİK DEĞERLENDİRMESİ: AĞ TRAFİK ANALİZİ VE ZARARLI YAZILIM ALGILAMA

DOKTORA TEZİ

Ali Haydar ESER

Bilgisayar Mühendisliği Ana Bilim Dalı
Bilgisayar Mühendisliği Programı

EKİM 2021

T.C.
İSTANBUL AYDIN ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

MAKİNE ÖĞRENMESİ YÖNTEMLERİ İLE SİBER GÜVENLİK DEĞERLENDİRMESİ: AĞ TRAFİK ANALİZİ VE ZARARLI YAZILIM ALGILAMA

DOKTORA TEZİ

Ali Haydar ESER
(Y1615.610011)

Bilgisayar Mühendisliği Ana Bilim Dalı
Bilgisayar Mühendisliği Programı

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Zafer ASLAN

EKİM 2021

ONAYFORMU

ONUR SÖZÜ

Doktora tezi olarak sunduğum “Makine Öğrenmesi Yöntemleri ile Siber Güvenlik Değerlendirmesi: Ağ Trafik Analizi ve Zararlı Yazılım Algılama” adlı çalışmanın, tezin proje safhasından sonuçlanmasına kadarki bütün süreçlerde bilimsel ahlak ve geleneklere aykırı düşecek bir yardıma başvurulmaksızın yazıldığını ve yararlandığım eserlerin Kaynakça’da gösterilenlerden oluştuğunu, bunlara atıf yapılarak yararlanılmış olduğunu belirtir ve onurumla beyan ederim. (20/10/2021)

Ali Haydar ESER

ÖNSÖZ

Bu tez çalışmasında ve doktora öğrenimim boyunca bilimsel olarak beni her zaman destekleyen başta danışman hocam Prof. Dr. Zafer ASLAN'a ve tez izleme jüri üyeleri Prof. Dr. Ali GÜNEŞ ve Doç. Dr. Metin ZONTUL'a teşekkürlerimi sunarım.

Ekim 2021 Ali Haydar ESER

MAKİNE ÖĞRENMESİ YÖNTEMLERİ İLE SİBER GÜVENLİK DEĞERLENDİRMESİ: AĞ TRAFİK ANALİZİ VE ZARARLI YAZILIM ALGILAMA

ÖZET

Günümüzde bilgiye olan ihtiyacımızın ve bağımlılığımızın artması, bilginin değerinin de artmasına sebep olmakta ve eş zamanlı olarak bilgi varlıklarımıza yönelik siber saldırıları da artırmaktadır. Bu siber saldırıların büyük bir kısmı bilgisayar ağları üzerinden sistemlerimize ulaşıp zararlar vermektedir. Bu saldırılar, kurum ve kişilerin itibarlarını ve finansal varlıklarını tehdit etmesinin yanı sıra, hastane, baraj, nükleer santraller gibi insan yaşamını ilgilendiren birçok tesis için de büyük bir tehdit oluşturmaktadır. Bu tehditlerin başında, zararlı yazılım bulaşmış ve uzaktan kontrol edilen bilgisayar grupları olan botnetler gelmektedir. Botnetlerin sahip oldukları değişme ve gizlenme yetenekleri sayesinde geçmişte olduğu gibi gelecekte de en önemli siber tehditler arasında yer almaya devam etmesi beklenmektedir.

Botnetlerin algılanmasında ağ trafiğini incelemek yerine ağ akış bilgilerinden yararlanılması, şifreli ağ trafiğini açılması için gerekli olan yüksek bilgisayar gücü gereksinimi ve ağ trafiğinde karşımıza çıkan kişisel verilerin işlenmesindeki yasal sorunlar dahil olmak üzere birçok zorluğun aşılmasına yardımcı olmaktadır. Bu tez çalışmasında, zararlı yazılım bulaşması sonucu botnet ağına dahil olmuş bilgisayarların ağ akış trafiğini botnet veya normal olarak sınıflandırabilen, TCP, UDP ve ICMP için protokole özgü uyarlanabilen veya genel olarak tüm protokolleri birlikte ele alabilen, sınıflandırma için düşük hesaplama gücü gerektiren, eğitim süresi kısa, aşırı öğrenmeye karşı dirençli sınıflandırma modelleri oluşturulmuş ve bu modellerin tahmin başarıları ile eğitim süreleri karşılaştırılmıştır. Önerilen modellerin botnet bulaşmış bilgisayarları yüksek doğruluk ve verimlilikle tespit edebildiği gösterilmiştir. En iyi performası Random Forest algoritması sadece 3 özellik kullanarak, TCP ve UDP protokolünde %95'in üzerinde, ICMP protololünde %99'un üzerinde doğrulık skoru ile göstermiştir. Optimum öngörücü sayıları baz

alınarak yapılan kıyaslamada, rastgele orman algoritmasının eğitim süresinin KNN algoritmasından yaklaşık 4 kat, LightGBM algoritmasından ise yaklaşık 2 kat daha düşük olduğu görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Makine öğrenmesi, Botnet, Zararlı yazılım, Siber güvenlik

CYBER SECURITY ASSESSMENT WITH MACHINE LEARNING METHODS: NETWORK TRAFFIC ANALYSIS AND MALWARE DETECTION

ABSTRACT

Today, the increase in our need and dependence on information causes an increase in the value of information and simultaneously increases the cyber-attacks against our information assets. Most of these cyber-attacks reach our systems over computer networks and cause damage. In addition to threatening the reputation and financial assets of individuals and institutions, such attacks also pose a great threat to many facilities that concern human life such as hospitals, dams and nuclear power plants. Among these threats, botnets, which are groups of computers infected by malwares and controlled remotely, are of particular importance. Thanks to their ability to evolve and hide, it is expected that botnets will continue to be among the most important cyber threats in the future, as in the past.

Instead of examining the network traffic, the use of network flow information in the detection of botnets helps to overcome many difficulties by eliminating the requirement of high computational power to open the encrypted network traffic, and the legal problems related to the processing of personal data that is encountered within the decrypted network traffic. In this thesis, a novel classification model, which uses the network flow information, is developed to classify the network traffic as botnet or normal. It is intended to have short training times, resistance to overfitting problem, robustness and overall computational efficiency. The proposed model can be applied in a protocol specific manner for TCP, UDP and ICMP protocols or can be applied as a general model to assess all protocols at once. It has been shown that the proposed model can detect botnet-infected computers with high accuracy and efficiency. Using only 3 flow features, random forest algorithm demonstrated the best performance with an accuracy score of over 95% in TCP and UDP protocols, over 99% in ICMP protocol and over 96% in the general model. In the comparison based on the optimum number of estimators, it was seen that the

training time of the random forest algorithm was approximately 4 times lower than that of the KNN algorithm and approximately 2 times lower than that of the LightGBM algorithm.

Key Words: Machine Learning, Botnet, Malware, Cybersecurity

İÇİNDEKİLER

Sayfa

KISALTMALAR

AUC : Area Under the Curve

C&C : Command and Control

DoS : Denial of Service

FN : False Negative

FP : False Positive

ICMP : Internet Control Message Protocol

IDS : Intrusion Detection System

KNN : K-Nearest Neighbors (K-En Yakın Komşular)

LightGBM : Light Gradient Boosting Machine

LR **:** Lojistik Regression (Lojistik Regresyon)

P2P : Peer to Peer

RF : Random Forest (Rastgele Orman)

ROC : Receiver Operating Characteristic

TCP : Transmission Control Protocol

TN : True Negative

TP : True Positive

UDP : User Datagram Protocol

ÇİZELGE LİSTESİ

Sayfa

ŞEKİLLER LİSTESİ

Sayfa

I. GİRİŞ

A. Botnetler

Botnetler, zararlı yazılım bulaşması sonucunda siber suçlular tarafından uzaktan kontrol edilebilen, genellikle finansal kazanç sağlamak ya da bilgi sistemlerine siber saldırılar düzenlemek için kullanılan bilgisayarlardır (U.S. Army Cyber Command, 2018). Botnetler komuta kontrol (C2C) merkezlerinden aldıkları komutları icra ederler. Bulaştığı bilgisayardaki kişisel verileri (kullanıcı adı, şifre, ses görüntü vb.) ele geçirebilir, dosyaları şifreleyebilir, sahte e-postalar (spam) gönderebilir, servisi dışı bırakma saldırıları (DoS) gibi faaliyetleri icra edebilirler. Bulunduğu ağdaki diğer bilgisayarlara bulaşıp onları da botnet ağına dahil edebilirler. Botnetleri kullanarak saldırı düzenlemek için üst seviye teknik bilgiye sahip olmak ya da botnetin sahibi olmak gerekmemektedir. Dark web (U.S. Air Force, 2016) üzerinden botnetler satın alınarak veya kiralanarak da saldırılar yapılabilmektedir (Montalbano, 2019).

Internet kullanıma ait 2020 yılı istatistikleri incelendiğinde, internet trafiğinin %25.6'sı botnet trafiğine aittir ve bu oran tüm zamanların en yüksek değerini oluşturmaktadır. (Bad Bot Report 2021, 2021). Siber güvenlik firmaları tarafından botnetlere karşı birçok güvenlik yazılımı geliştirilmiştir. Buna rağmen dünyada her yıl yaklaşık yarım milyar bilgisayar botnet ağlarına dahil olmakta ve bunun sonucunda küresel ekonomi yaklaşık 110 milyar dolar zarara uğramaktadır (Demarest, 2014). Çizelge 1'de 2019 yılındaki, ilk 12 botnetin komuta kontrol sunucusu sayılarının bulundukları ülkelere göre dağılımı ve bir önceki yıla göre değişim miktarı gösterilmiştir.

Botnetler son zamanlarda finansal zarar vermenin ötesine geçerek hastanelerin bilgi sistemlerini hedef alarak insan sağlığını da tehdit eden bir seviyeye ulaşmıştır (URL-1; URL-2). Geçmişin en büyük tehdidi olan botnetlerin, gelecekte de en büyük tehdit olmaya devam edeceği değerlendirilmektedir (Willems, 2019).

B. Botnetin Yaşam Döngüsü

Botnetlerin yaşam döngüsü (Şekil 1) genel olarak, enfekte olma, enjeksiyon, bağlantı, komuta kontrol ve güncelleme olmak üzere toplam 5 aşamadan oluşmaktadır (Feily, vd., 2009).

Çizelge 1. 2019 Yılı ülkelere göre botnet C&C sunucu sayısı ve yıllık değişimi (Spamhous Botnet Threat Report 2019, 2020)

Sıra	Komuta Kontrol Sunucusu Sayısı	Ülke	Değişim (+ %)
1	4712	Rusya	143
2	4007	A.B.D.	76
3	1441	Hollanda	33
4	770	Çin	390
5	691	Fransa	97
6	585	Almanya	28
7	423	Lüksemburg	-
8	401	Büyük Britanya	31
9	314	Yunanistan	-
10	300	Ukrayna	13
11	274	Bulgaristan	57
12	256	İsviçre	1119

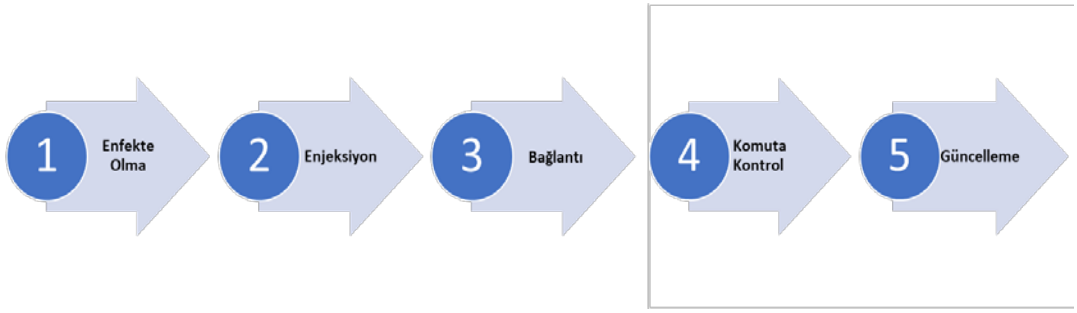
Enfekte olma aşamasında saldırgan hedefinin zafiyetlerini istismar ederek sisteme erişim sağlar. Bu zafiyetler genellikle sistemlerdeki açıklıklardan ve insanların bilgi güvenliği farkındalık eksikliklerinden kaynaklanır (Jiang vd., 2020; Lopes vd., 2021; Al-Kahla vd., 2021; Conteh vd.2021; Zhang ve Ghorbani, 2021).

Enjeksiyon aşamasında, hedef sistemde genellikle shellcode olarak adlandırılan bir kod çalışır, bu kodun çalışması ile daha önceden belirlenmiş konumlarda bulunan zararlı bot yazılımı enfekte olmuş sisteme transfer edilir ve çalıştırılır.

Bağlantı aşamasında, bot yazılımı bir komuta kontrol (C2C) sunucusuyla bağlantı kurar. Komuta kontrol sunucusuna bağlandıktan sonra artık botnete dahil olur.

Komuta kontrol aşamasında botnete dahil olan sistemler, botmaster (botun yöneticisi) tarafından yönetilir. Botmaster botlara yapılmasını istediği yasadışı işlemler için komutlar gönderir ve botlar bu komutları yerine getirir.

Güncelleme aşamasında ise bot yazılımı botmaster tarafından hazırlanan yazılım ile belirli olmayan aralıklarla kendini değiştirir. Bu güncelleme işlemini sayesinde, zararlı yazılım algılama sistemleri tarafından, özellikle imza tabanlı algılama sistemleri tarafından, algılanması zorlaşır ve ayrıca bot yazılımı yeni özellikler kazanır. Bu güncellemeler sonucunda bazen komuta kontrol sunucusunun adresi değişir ve botlar artık yeni komuta kontrol sunucusu üzerinden yönetilmeye başlanır.



Şekil 1. Botnetin yaşam döngüsü

Enjeksiyon, bağlantı, komuta kontrol ve güncelleme aşamalarında iletişim genellikle http, irc, smb, ftp, p2p gibi protokoller üzerinden yapılır (Kambourakis vd., 2019).

C. Botnetlerin Kısa Bir Tarihi

Botnetler 2000'li yılların ortasından itibaren güvenlik yazılımlarına yakalanmamak için gelişmiş gizlenme teknikleri kullanmaya başlamıştır (Stephan, 2019). Bu botnetlerin başında Zeus botneti gelmektedir. Zeus botneti, bilgisayarlardaki kişisel bilgileri ve özellikle web üzerinden yapılan bankacılık işlemlerinde kullanılan hesap bilgilerini (kullanıcı adı, parola, hesap numarası vb.) ele geçirmek için kullanılmıştır. Siber suçular, ele geçirdikleri banka hesaplarından, kendi hesaplarına para transfer ederek yasa dışı büyük bir gelir sağlamıştır.

Kasım 2008 ayının başlarında bilgisayar solucanı olarak ortaya çıkan Conficker dünyanın dikkatini çekmiştir. Bu zararlı yazılım Windows işletim sistemlerindeki zafiyetleri kullanarak yaklaşık 10 milyonun üzerinde geniş bir botnet ağı oluşturmuştur. Microsoft tarafından Conficker hakkında aylar önce

uyarılar yapılmış olmasına rağmen bu zararlı yazılımdan Fransız Deniz Kuvvetlerinin bilgisayar ağları da etkilenmiştir (Willsher, 2009).

Daha sonra Zeus botnetinin daha gelişmiş versiyonu olan Gameover Zeus botneti 2011 yılında ortaya çıkmış ve yayılmıştır. Gemeover Zeus botneti iletişimini P2P protokolü üzerinden şifreli bir şekilde yapmıştır. İletişimin şifreli bir şekilde yapılması, saldırı tespit sistemlerinin (IDS) bu iletişimin içeriğini görememesine yol açmıştır. Bu sebeple IDS'ler botnetleri algılamakta etkisiz kalmıştır (Kovanen vd., 2016)

Gameover Zeus botneti ile aynı yılda P2P protokolünü kullanan diğer bir botnet olan ZeroAccess botneti de dikkat çekmiştir. Bu zararlı yazılım, kendisi ve kullandığı dosyalar için enfekte olduğu bilgisayarlarda gizli bir dosya sistemi oluşturmuştur. ZeroAccess'in geliştirilmesindeki ana motivasyon, bu zararlı yazılım ile web sitelerindeki reklamlara tıklama yapılarak finansal gelir (PPC-pay-per-click) elde edilmesidir (Symantec, 2013).

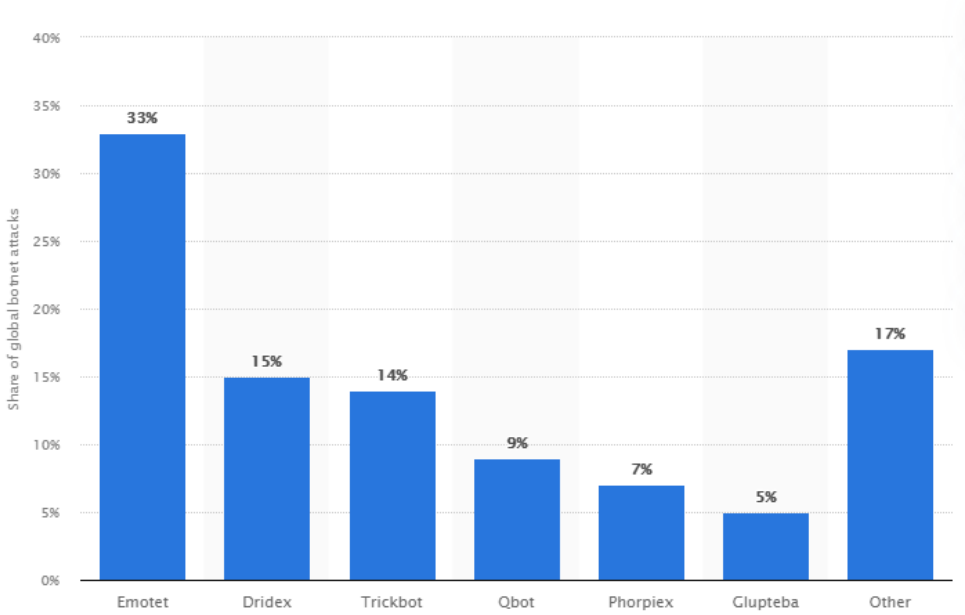
2014 yılında dünyanın en tehlikeli zararlı yazılımı olarak görülen Emotet botneti tespit edilmiştir. Bu zararlı yazılım daha çok zararlı e-posta ekleri ile bilgisayar sistemlerine bulaşmıştır. Emotet botneti, diğer siber suçlular tarafından kiralanmış, kiralayanlara bu bilgisayarlara istedikleri zararlı yazılımları yüklemesine izin vermiştir. Bu özellik Emotet'i diğer zararlı yazılımlardan çok daha tehlikeli yapmıştır. Emotet botneti 2021 yılının ocak ayında birçok ülkenin yasal güçleri tarafından yapılan çalışmalar ile kapatılmıştır (URL-3).

Dikkat çeken diğer botnetler ise Necurs, Mirai, Phorpiex ve FreakOut'dur. Bu botnetlein kullandıkları protokoller, tahmini ortaya çıkış tarihleri ve sahip oldukları bot sayıları Çizelge 2 de gösterilmiştir.

Çizelge 2. Önemli botnetlerin çıkış tarihleri, bot sayıları ve kullandıkları protokoller

Yıl	Botnet	Tahmini Bot Sayısı	Protokol	Referans
2021	FreakOut	bilinmiyor	http, https, dns, arp, telnet, tcp, udp	(Ventura ve Hamama, 2021; Ji, 2021)
2019	Phorpiex	1.000.000	http, https, ftp, tcp	(Check Point Research, 2020; Team, 2021)
2016	Mirai	400.000	http, https, telnet, dns gre, tcp, udp	(Das vd.,2021; Jiang vd., 2020; Marzano vd., 2018; Tok, 2019; Kambourakis vd., 2017; Margolis vd., 2017; Mathews, 2016)
2014	Necurs	6.000.000	http, tcp	(Kessem, 2020; Krasuski, 2016)
2014	Emotet	1.6000.000	http, https, tcp, udp	(Patsakis ve Chrysanthou, 2020; Kuraku ve Kalla,2020; SophosLaps Research Team, 2019; Grozdanova, 2021; Lu, 2019)
2011	Zeroaccess	9.000.000	tcp,udp	(Rawat vd., 2021; Wyke, 2012)
2011	GameOver Zeuz	500.000-1.000.000	tcp, udp	(Andriesse vd.,2013)
2008	Conficker	10.500.000	http, smp ,tcp, udp	(Asghari vd.2015, Shin ve Gu, 2010)
2007	Zeus	13.000.000	udp, tcp, http	(Balaban, 2020; İbrahim ve Thanon,2015; Ganan vd.,2015; Mane, 2017)

2020 yılında botnetlerin saldırılarına ait istatiksel bilgiler Şekil 1'de gösterilmektedir. Bu bilgilere göre Emotet botneti, dünya çapında, 2020 yılındaki botnet saldırılarının %33'ünü, Dridex %15'ini, Trickbot %14'ünü, Qbot %9'unu, Phorpiex %7'sini, Gluptebada %5'ini ve geri kalan diğer tüm botnetler ise %17'sini gerçekleşmiştir. (URL-4).

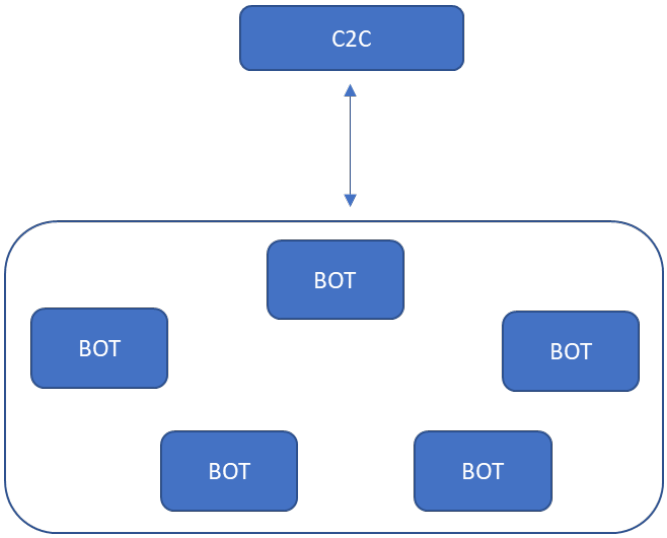


Şekil 2. 2020 yılında dünya genelindeki en aktif botnetler (URL-3)

D. Botnetlerin Mimarisi

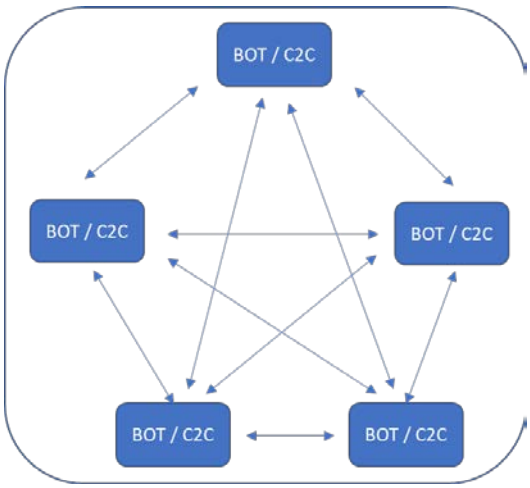
Bir botnet en az bir bot komuta kontrol sunucusundan ve en az bir, genellikle binlerce bot istemcisinden oluşur (Craig vd., 2007). Genel olarak botnetler merkezi, dağıtık ve hibrid olmak üzere üç yapıda çalışırlar.

Merkezi yapıda bir veya birden fazla komuta kontrol sunucusu çalışır (Şekil 3). Komuta kontrol sunucularından birinin çalışmaması durumunda diğerleri botneti yönetmeye devam eder. Bu yapının avantajı kurulumunun ve yönetiminin basitliğidir. Dezavantajı ise tek nokta hatasına (single point failure) yatkın olmalarıdır. Komuta kontrol sunucularının kapatılması ya da çalışamaması durumunda botnet varlığını sürdüremeyecektir. Merkezi yapıyı kullanan botnetlere örnek olarak Zeus gösterilebilir (İbrahim ve Thanon, 2015).



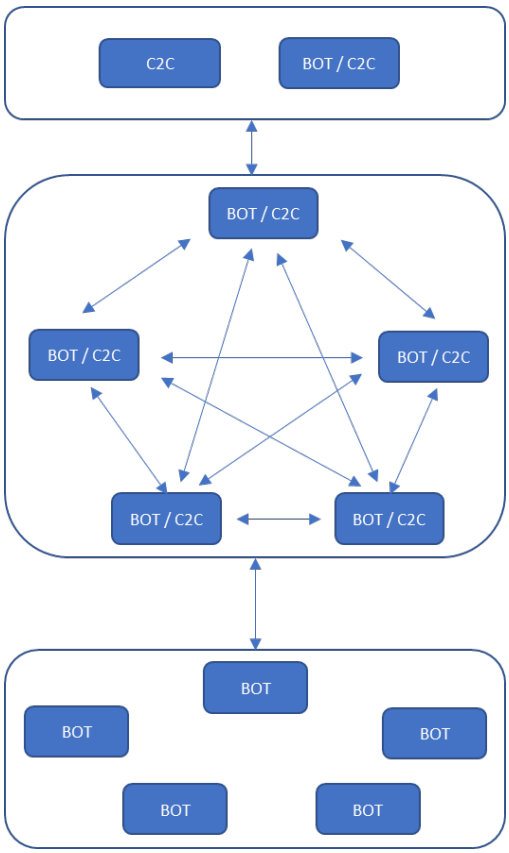
Şekil 3. Merkezi yapıda çalışan botnetler

Dağıtık (P2P) yapıda çalışan botnetlerin merkezi bir komuta kontrol sunucusu bulunmamaktadır. Her bot diğer bot ile iletişime geçebilmekte ve aynı zamanda komuta kontrol sunucusu olabilmektedir (Şekil 4). Bu yapının dezavantajı iletişimde yaşanan hız kaybıdır. Avantajı ise bu yapıyı kullanan botnetlerin belirli sunucuları olmamasından dolayı kapatılmasının zor olmasıdır. Dağıtık yapıyı kullanan botnetlere örnek olarak GameOver Zeus gösterilebilir (Kebande vd.,2019).



Şekil 4. Dağıtık yapıda çalışan botnetler

Hibrid yapı, merkezi ve dağıtık yapının birleşimidir (Şekil 5). Genellikle komuta kontrol sunucuları, proxy botlar ve diğer botlar olmak üzere üç katmandan oluşur. Merkezi ve dağıtık yapıdaki dezavantajları ortadan kaldırır. Hibrid yapıyı kullanan botnetlere örnek olarak Sality ve Miner gösterilebilir (Vormayr vd., 2017)



Şekil 5. Hibrid yapıda çalışan botnetler

E. Botnet Algılama Yöntemleri

Botnetlerin algılanması, geniş çapta çalışılan bir konu olmuştur ve bu alanda birçok yaklaşım önerilmiştir (Abbas vd., 2021; Wang vd.,2020; Shang vd., 2018; Vinayakuma vd., 2020; Al Shorman vd., 2020, Seungjin vd., 2020; Gaonkar vd., 2020; Van Can 2020; Sriram vd., 2020; Vishwakarma vd. 2019). Bu yöntemler genel olarak balküpü, imza tabanlı ve anomali tabanlı olmak üzere üç sınıfta toplanır.

1. Bal Küpü Sistemleri

Bal küpü (honeypot) sistemleri, siber saldırganların ağ üzerinden yaptığı atakları izlemek ve kayıt altına almak için, gerçek sistemlere benzeyen bilgisayarlardır (Hoopes, 2008). Siber saldırganın bilgisayar üzerinde yaptığı davranışların analiz edilmesine yardımcı olur. Birden fazla bal küpünden oluşan sistemlere bal ağı sistemleri (honeynet) denir. Bal ağı sistemlerinde amaç siber saldırganlara gerçek bir bilgisayar ağında bulunan sistemlere benzeyen bilgisayar sistemleri sunmaktır. Siber saldırganların bu bal ağı üzerindeki davranışları izlenir ve kayıt altına alınır. Siber saldırganların bu sistemlerle etkileşime geçmesi durumunda alarm oluşturularak siber saldırı hakkında sistem yöneticileri haberdar edilir. Honeypot ve honeynetlerin botnetlerin algılanmasında nasıl kullanılacağına dair birçok çalışma mevcutdur (Seungjin vd., 2020; Banerjee ve Samantaray, 2019; Banerjee,2021; Noaman vd., 2019). Bu tür algılama yaklaşımlarının dezavantajı, sadece mevcut olan botnetlerin davranışları ile karşılaşınca onları algılayabilirler, henüz tespit edilememiş ya da ileride oluşturulacak botnetleri yakalaması mümkün değildir. Bu sistemlerin avantajı yanlış pozitif (FP) oranlarının düşük olmasıdır.

2. İmza Tabanlı Sistemler

İmza tabanlı sistemler botnetleri algılamak için botnetlere ait imzaları kullanır. Ağ trafiği üzerinden geçen paketlerin içeresinde ya da üzerinde çalıştığı sistemde botnetlere ait imzaları, örüntüleri bulmaya çalışır. Bu yaklaşımı kullanan uygulamaların başında SNORT saldırı tespit ve karşı koyma sistemi gelir. Bu sistemdeki imzaların sürekli güncel tutulması, sistemin etkinliğinin artmasını sağlar (Saiyod vd., 2018). Bu sistemlerin avantajı daha önceden

tanımlanmış olan ve ağ üzerinden şifresiz iletişim kuran botnetlerin algılamasında yüksek başarı oranına sahip olmalarıdır. Genel olarak, imza tabanlı yaklaşımlar ağ üzerinden şifreli iletişim kuran botnetleri ve henüz keşfedilmemiş botnetleri algılayamazlar.

3. Anomali Tabanlı Sistemler

Anomali tabanlı yaklaşım, botların ağdaki zararsız bilgisayarlardan farklı bir iletişime sahip olduğu varsayımına dayalıdır. Bu anomalilerin en başında, yüksek ağ trafik gecikmesi, yüksek hacimli ağ trafiği, daha önce görülmemiş trafik akışları, akış süreleri ve olağan dışı iletişimler gelir (Zeidanloo vd.,2010). Anomalileri tespit etmek için başta makine öğrenmesi tekniklerinden yararlanılarak birçok çalışma yapılmıştır (Biradar ve Padmavathi, 2020; Silva vd., 2020; Vinayakumar vd., 2019; Ibrahim vd., 2021; Jagadeesan ve Amutha, 2021; Alharbi ve Alsubhi, 2021). Bu sistemlerin zayıf tarafı, zararlı yazılım bulaşmamış bilgisayar iletişimini taklit ederek iletişim kuran botnetleri alıgılamada çok etkili olamamalarıdır (Wu vd., 2019). Diğer taraftan bu sistemlerin avantajı, henüz keşfedilmemiş botnetleri yakalayabilmeleridir.

F. İlgili Çalışmalar

Literatürde botnetlerin algılamasına yönelik birçok çalışma yapılmıştır. Yapılan çalışmalarda birçok farklı veri seti kullanılmıştır. Veri seti özelliklerinin (feature) seçimi, özelliklerden yeni özellik oluşturulması ve kategorik verilerin sayısal verilere dönüşümünde seçilen yöntemler yapılan çalışmaların karşılıklı olarak kıyaslanmasını zorlaştırmaktadır. Bu bölümde özellikle literatürde son zamanlarda öne çıkan çalışmalar incelenmiştir.

Velasco-Malta vd. (2021) yaptıkları çalışmada CTU-13 veri setindeki TCP akış bilgilerinden yararlanarak oluşturdukları 2 ayrı veri setinde rastgele orman, karar ağacı (decision tree) ve KNN sınıflandırıcıları için sırasıyla 5, 6 ve 7 özellik kullanmışlardır. Oluşturdukları modellerde botnetler tarafından değiştirilebilen bir özellik olan ve modelin aşırı öğrenme (overfitting) yapmasına neden olabilecek, hedef port (dPort) özelliğini de kullanmışlardır. En yüksek başarıyı 5 özellik kullanarak %85 F1 skoru ile elde etmişlerdir.

Joshi vd. (2021) CTU-13 veri seti üzerinde yapay sinir ağlarını (ANN) kullanarak oluşturdukları modelde fuzzy logic tabanlı özellik seçimi yapmışlardır. Modelin başarısı doğruluk skoru ile %99.94 olarak ölçülmüştür. Model için kullandıkları özellikler arasında kaynak ip adresi (source ip) ve hedef ip adresi (destination ip), port numarası gibi botnetler tarafından değiştirilebilen ve modelin aşırı öğrenmesine sebep olan özellikler kullanmışlardır.

Joshi vd. (2020) özellik seçim (feature selection) algoritmalarına odaklanarak CTU-13 veri seti üzerinde yaptıkları çalışmada Support Vector Machine (SVM), lojistik regression (LR), KNN ve karar ağacı algoritmalarını kullanmışlardır. Oluşturdukları modellerde doğruluk skoru olarak ulaştıkları en yüksek, SVM modelinde %90, LR modelinde %77, KNN modelinde %99, karar ağacında ise %83 olmuştur. Ulaşılan en düşük skorlar ise SVM modelinde %75, LR modelinde %76, KNN modelinde %96, karar ağacında ise %77 olmuştur. Yapılan çalışmada kaynak ve hedef ip adresi gibi ezbere yol açan özellikler kullanılmış olup veri setinin dengesizliğine, sayısal olmayan özelliklerin nasıl sayısal değerlere dönüştürüldüklerine (encoding) değinilmemiştir. Çalışmada en yüksek skora ulaşan KNN algoritmasında kullanılan k değeri de (komşu sayısı) belirtilmemiştir.

Muhammad vd. (2020) yaptıkları çalışmada CCC (Cyber Clean Center) (URL-4) ait C08, C09, C10, C13 veri setlerini kullanmışlardır. Bu veri setleri üzerinde port numarası 6667/tcp (IRC) ve port numarası 80/tcp (HTTP) olan kayıtlardan toplam 40 özelliği kullanarak oluşturulmuştur. Oluşturudukları modellerde rastgele orman algoritmasının doğruluk skoru %99 olarak gözlemlenmiştir. Özellik sayısının, literatürdeki diğer çalışmalar ile kıyaslandığında, çok yüksek olduğu ve aşırı öğrenmeye yol açtığı değerlendirilmektedir.

Algelal vd. (2020) boosting, bagging ve rastgele orman algoritmalarını birleştirerek, CTU-13 veri seti (senaryo 11) üzerinde botnetlerin tespiti için bir sınıflandırma modeli oluşturmuştur. Bilgi kazanma ölçeği (information gain measure) kullanılarak seçilen 8 adet ağ akış özelliğini kullanan araştırmacılar, çalışma sonucunda %99.84'lük bir doğruluk skoru bildirmişlerdir. Seçilen ağ akış özellikleri ise; kaynak ip, hedef ip, başlangıç zamanı, geçen süre, iletişim

protokolü, iletişim durum bilgisi (transaction state), toplam paket sayısı ve toplam byte sayısından oluşmaktadır.

Gunawan vd. (2019) ise CTU-13 data seti üzerinde geliştirdikleri modelde KNN sınıflandırma algoritmasını kullanarak incelenen senaryoya göre %75.84 ile %97.27 arasında değişen doğrulukla botnetleri tespit edebildiklerini belirtmişlerdir. Bu modelde kullanılan 9 adet ağ akış özellikleri; geçen süre, iletişim protokolü, iletişim durum bilgisi, kaynak port numarası, hedef port numarası, kaynak ip, hedef ip, toplam paket sayısı ve toplam byte sayısından oluşmaktadır.

Jiang vd. (2019), botnet komuta ve kontrol sunucularının tespiti için geliştirdikleri öğrenme temelli modelde farklı bir strateji izlemiştir. Bu model clustering yöntemi ve çeşitli heuristic kurallar kullanarak kısmi ağ trafiğini doğru olarak sınıflandırırken, örnek seçim fonksiyonu kullanarak oluşturduğu kronolojik veriyi diğer komuta ve kontrol sunucularını tespitinde kullanmaktadır. Önerdikleri modelin F-score değeri 0.886 olarak hesaplanmıştır.

Çoşkun (2020) yaptığı tez çalışmasında CICIDS2017 veri setini kullanılmıştır. Bu veri setinde 14 çeşit sınıflandırma bulunmaktadır ve sınıflardan bir tanesi botnet olarak etiketlidir. Bu veri seti dengesiz (imbalanced) bir veri setidir (Abdulrahman vd.,2020). Bu veri setine ait 53 özellik kullanılarak, boosting algoritmalarının başarıları incelenmiştir. LightGBM algoritmasının çapraz doğrulama performansı %94.45, botnet sınıflandırmasının ROC-AUC skoru ise 0.50 olarak hesaplanmıştır.

Harun (2019) yaptığı tez çalışmasında, botnet algılama yönteminin hesaplama verimliliğini artırmak için, kaynak ip adresi olarak hiç görülmemiş ve başka bir ip adresi ile yalnızca tek bir kez iletişime geçmiş ip adreslerini CTU-13 veri setinden filtreleyerek, oluşturduğu bu veri setinde botnetlerin saldırı ve yayılma aşamalarına odaklanmışlardır. Yapılan çalışma, mevcut botnetleri saldırı ve yayılma yapmadığı sürece tespit edemeyecektir. Örnek olarak kurumsal veya kişisel hassas verileri toplayıp bunları siber suçlulara ileten, botnete dahil olmuş bir bilgisayar algılanamayacaktır. Bu çalışmanın olumsuz olarak görülebilecek diğer bir yönü ise test ve eğitim seti için izlenen yaklaşımdır. Bu yaklaşımda, genel bir bot algılama metodu geliştirirken, rastgeleliği sağlamak için tüm verileri

rastgele karıştırmak yerine, CTU-13 veri setinin toplam 13 parçadan oluşan senaryolarının bir kısmını test bir kısmını eğitim için kullanılmıştır.

CTU-13 veri setini kullanan diğer bir çalıma ise Chen (2018) tarafından yapılmıştır. Chen çalışmasında, CTU-13 veri setinden belli bir zaman aralığındaki (time window) kayıtları gruplayarak 113.601 kayıta sahip yeni bir veri seti oluşturmuştur. Bu veri seti üzerinde rastgele orman, karar ağacı ve lojistik regresyon sınıflandırma algoritmalarını kullanarak geliştirdiği modellerde en iyi performansa %.94.6 doğruluk skoru ile rastgele orman algoritması kullandığı model için ulaşmıştır. Oluşturulan modelde, hedef ip adresi ve hedef port numarası özellikleri de dahil olmak üzere toplam 11 özellik kullanılmıştır.

Blaise vd. (2020), iki farklı varyanta sahip BotFP adlı botnet algılama model geliştirmişlerdir. Bunlardan biri gözetimli makine öğrenmesi algoritmasıyla imzalardan öğrenerek botnet tespiti yaparken, diğeri benzer özelliklere sahip ağ trafiği durumlarını gruplandırmak için her bir bilgisayardan gelen imzaları kümelendirme prensibine dayanıyordu. BotFP'nin doğruluk skoru ise yaklaşık 100% olarak rapor edilmişti.

Literatürde, benzer şekilde, %100'e yakın doğruluk rapor edilen başka çalışmalar da mevcuttur (Gahelot ve Dayal, 2019; Ahmed vd., 2020). Tüm bu çalışmaların ortak noktası ise yüksek doğruluk değerlerine ulaşabilmek için çok sayıda akış özelliğini modellerinde kullanmalarıdır. Fakat bu yaklaşımın üç önemli sorunu vardır. Bunlardan birincisi, kullanılan özellik sayısı arttıkça, modelin aşırı öğrenme problemine yatkın hale gelmesidir. Başka bir deyişle, geliştirilen modelin etkinliğinin sadece eğitildiği veri seti ile sınırlı kalmasıdır. Bu durum, Chandrashekar ve Sahin (2014) tarafından yapılan çalışmada da dile getirilmiş, çok sayıda özellik kullanımının her zaman daha iyi performans göstermeyeceği ve özellik seçiminde basitliğin önemine vurgu yapılmıştır. İkincisi ise ilkiyle bağlantılı olarak, bu akış özelliklerinin bazılarının botnet tespitinde zaten genel tanılayıcı nitelikte olmamalarıdır. Örneğin, bazı botnetlerin yakalanmalarını güçleştirmek için, algılama modellerinde kullanılan kaynak ve hedef ip adresi özelliklerinin, botnet komuta ve kontrol sunucuları aracılığıyla belirli aralıklarla değiştirilebildiği bilinen bir durumdur (Zhou S., 2015). Dolayısıyla, bu gibi özelliklerin botnet sınıflandırma modellerinde kullanılması gereksiz ve dahası, kapsayıcı bir model oluşturmayı engelleyici niteliktedir.

Üçüncüsü ise kullanılan özellik sayısının artması ile birlikte botnetleri algılayacak sistemler için ortaya çıkan hesaplama gücü ihtiyacının da artmasıdır.

G. Tezin Amacı ve Kapsamı

Bu çalışmanın esas amacı, ağ akış verileri kullanılarak botnetlerin algılanmasında kullanılacak hesaplama yükü hafif ve tahmin performansı yüksek, aşırı öğrenme problemine karşı dirençli, protokole özgü bir makine öğrenmesi sınıflandırma modeli oluşturmaktır. Bu amaç kapsamında, gerçek botnet ağ trafiği verileri içeren CTU-13 veri setini kullanılarak, protokole özgü ve az sayıda ağ akış özelliği üzerinden yüksek doğrulukla sınıflandırma performansı sunan ayrık modeller oluşturulmuş; bu modellerin performansı literatürdeki geleneksel yaklaşım olan ve tüm protokollerin birlikte ele alınmasına dayanan genel bir modelle kullanılan her bir makine öğrenmesi yöntemi için (LightGBM, Rastgele Orman, KNN) kıyaslanmıştır.

Tezin bölümlerinin organizasyonu ve içeriği şu şekildedir. İkinci bölümde, bu çalışmada kullanılan CTU-13 veri setinin özellikleri, bu veri setindeki her senaryoya ait veri miktarı, her protokole ait kayıt sayıları, normal ve botnet trafiğin sınıfsal dağılımlarına ait çeşitli çizelgelere ve şekillere atıfta bulunularak incelenmiştir. Sonrasında dengesiz bir veri seti olan CTU-13 veri setinin dengelenmesinde izlenen yaklaşım, oluşturulacak sınıflandırma modelinde kullanılacak ağ akış özelliklerinin seçiminde dikkate alınan hususlar ve kullanılan bilimsel yaklaşımlara yer verilmiştir. Üçüncü bölümde, kullanılan bilimsel yöntemler anlatılmış ve seçilen özelliklerin her protokol için paralel koordinat görünümlerinin bir incelemesi sunulmuştur. Daha sonra makine öğrenmesi yöntemlerinin performans ölçümlerinde kullanılan değerlendirme ölçütleri kapsamlı bir şekilde anlatılmıştır. Son olarak bu çalışmada kullanılan makine öğrenmesi algoritmaları ele alınmış, bu algoritmaların çalışma prensipleri özetlenmiş, avantajları ve dezavantajları sıralanmıştır. Dördüncü bölümde, yapılan çalışmanın uygulama esasları ve izlenen bilimsel yöntem anlatılmış, önerilen botnet tespit modellerinin performans değerlendirmeleri doğruluk, kesinlik, duyarlılık ve F1 skorları ile tespit edilmiş ve çizelgeler halinde sunulmuştur. Bu bölümün sonunda sonuçların kapsamlı bir değerlendirmesi ve ele alınan yöntemlerin kıyaslaması istatiksel hususlar da dikkate alınarak

yapılmıştır. Beşinci bölümde ise yapılan çalışmanın detaylı bir özeti sunulmuş, literatürdeki diğer çalışmalardan farklı yanları ve elde edilen sonuçlar, literatüre yapılan katkılar maddeler halinde sıralanmıştır. Son olarak, gelecekte yürütülecek bilimsel çalışmalara yönelik öneriler bu çalışmada elde edilen bilimsel tecrübeler ışığında listelenmiştir.

II. VERİ SETİ

A. CTU-13 Veri Seti

Botnetlerin algılanması için kullanılacak veri setinin, gerçek botnet trafiğinden oluşması, uzun bir sürede toplanmış olması ve birden fazla botnete ait trafiği içermesi, oluşturulacak botnet algılama modelinin başarısını etkileyecek konuların başında gelir. Bu nedenle yapılan çalışmada Çek Teknik Üniversitesi'nde oluşturulan CTU-13 botnet veri seti kullanılmıştır (Garcia vd., 2014). Garcia vd. internet erişimi olan bilgisayarların bir kısmında, 7 farklı botnet zararlı yazılımını çalıştırmışlarıdır. Bu bilgisayarlarda, botnetlerin oluşturduğu sahte e-posta gönderme, sahte tıklama (click-fraund), servis dışı bırakma saldırısı (DoS) vb. gibi zararlı faaliyetlerinin ağ trafiğini kaydetmişlerdir. Ayrıca hiçbir zararlı yazılım bulaşmamış bilgisayarlara ait ağ trafiklerini de kaydetmişlerdir. Kaydedilen bu trafiklerden ağ akış (netflow) bilgilerini oluşturmuşlar. Ağ akış bilgisi kayıtlarını botnet, arka plan ve normal olarak etiketleyerek CTU-13 veri setini oluşturmuşlardır. Bu veri seti 13 botnet senaryosundan oluşmaktadır. Bu senaryolarla ilgili, geçen süre, ağ akışı kayıt sayısı ve boyutu, botnet bilgisi ve bot sayıları Çizelge 3'de gösterilmiştir.

Çizelge 3. CTU-13 veri setindeki 13 senaryoya ait veri miktarları (Garcia vd.,2014).

Id	Süre(saat)	NetFlows	Boyut (GB)	Botnet	Bot Sayısı
1	6.15	11,231,035	52	Neris	1
2	4.21	7,037,972	60	Neris	1
3	66.85	15,202,061	121	Rbot	1
4	4.21	4,238,045	53	Rbot	1
5	11.63	7,710,910	37.6	Virut	1
6	2.18	2,579,105	30	Menti	1
7	0.38	454,175	5.8	Sogou	1
8	19.5	11,993,935	123	Murlo	1
9	5.18	8,087,513	94	Neris	10
10	4.75	5,180,852	73	Rbot	10
11	0.26	40,836	5.2	Rbot	3
12	1.21	1,262,790	8.3	NSIS.ay	3
13	16.36	6,425,345	34	Virut	1

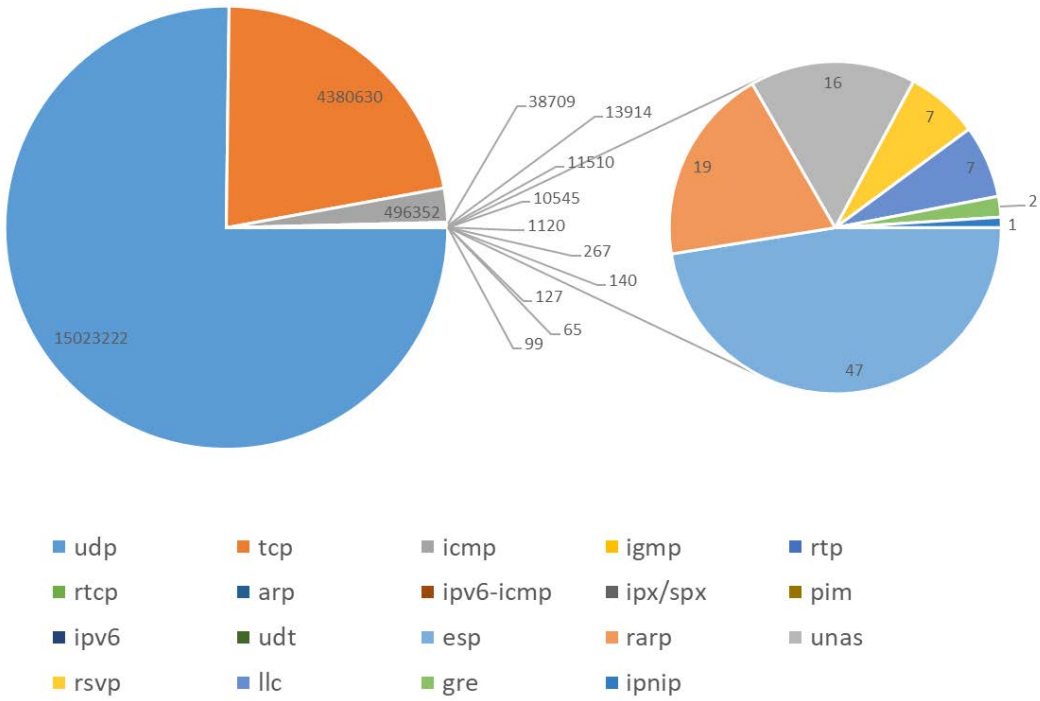
Bu veri setindeki kayıtlar toplam 15 özelliğe sahiptir (14 akış ve 1 etiket bilgisi). Bu özellikler ve açıklamaları Çizelge 4'de listelenmiştir.

Çizelge 4. CTU-13 veri setindeki kayıtlara ait özellikler

Özellik	Açıklama
StartTime	başlangıç zamanı
Dur	geçen toplam zaman
Proto	protokol
SrcAddr	kaynak ip adresi
Sport	kaynak port numarası, 0 ile 65535 arasında
Dir	iletişimin yönü
DstAddr	hedef ip adresi
Dport	hedef port numarası, 0 ile 65535 arasında
State	iletişim durum bilgisi
sTos	source type of service byte value.
dTos	destination type of service byte value.
TotPkts	iletişimdeki toplam paket sayısı
TotBytes	iletişimdeki toplam byte sayısı
SrcBytes	kaynak ip adresinden gönderilen byte sayısı
Label	iletişimdeki trafiğin sınıflandırılmasında kullanılan etiket bilgisi Botnet, Normal ve Background

B. CTU-13 Veri setinin Sayısal Özellikleri

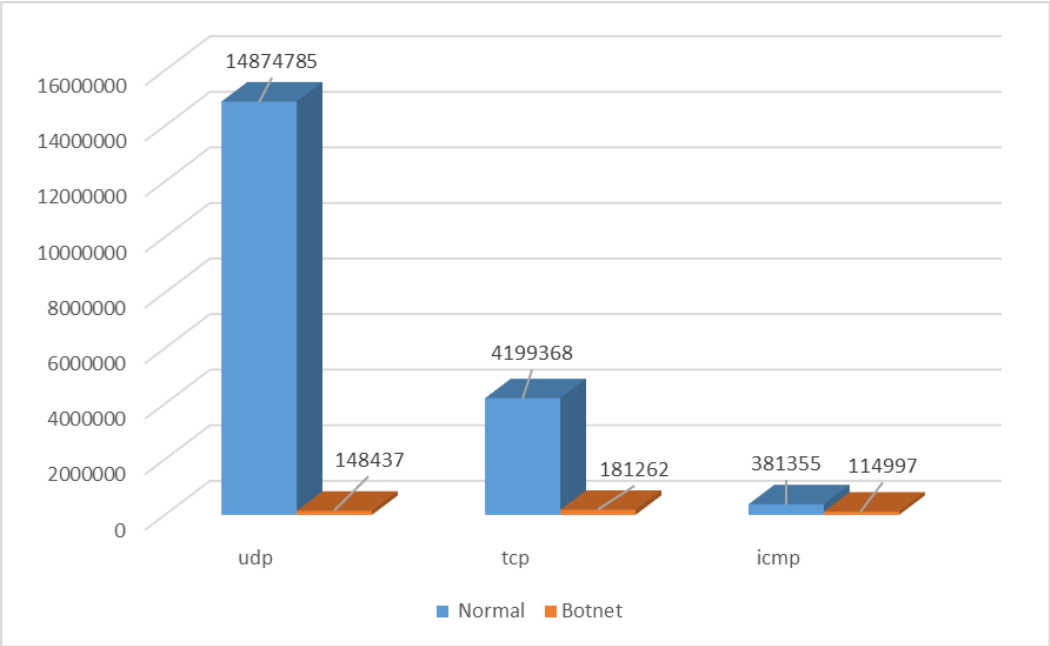
CTU-13 veri seti incelendiğinde toplam 19 protokole ait kayıtların olduğu görülmektedir. Protokollere ait kayıt sayıları incelendiği en çok udp protokolü daha sonra sırasıyla tcp, icmp ve diğer protokollerin geldiği görülmektedir (Şekil 2; Çizelge 5). Bu veri setinde 15 protokole ait hiçbir botnet trafik kaydı bulunmamakta, 1 protokole ait sadece 3 botnet kaydı bulunmaktadır. Bu sebepten dolayı bu veri seti üzerindeki udp, tcp ve icmp protokolü dışında kalan 16 protokole özgü botnet sınıflandırmasının yapılması mümkün değildir.



Şekil 6. CTU-13 veri setinin protokollere göre kayıt dağılımı

Yapılan çalışmada amaç botnet trafiğinin algılanması olduğu için, CTU-13 veri setinin üzerindeki trafik bilgilerini botnet ve diğerleri (normal) olarak 2 sınıfta gruplayabiliriz. Bu şekilde CTU-13 veri setini incelediğimizde Çizelge 5'den de anlaşılabileceği üzere veri setinin dengesiz bir sınıf dağılımına sahip olduğu görülmektedir. CTU-13 veri seti üzerindeki bu dengesizlik, gerçek dünyada kurumların bilgisayar ağları üzerinde oluşan botnet ve normal trafik dağılımına benzediği söylenebilir.

CTU-13 veri setinin genelindeki dengesiz sınıf dağlımı, protokol bazında da karşımıza çıkmaktadır. (Çizelge 5, Şekil 7).



Şekil 7. CTU-13 verasetinin dengesiz sınıf dağılımı

Çizelge 5. CTU-13 veri setinin protokollere göre nomal ve botnet kayıt sayısı .

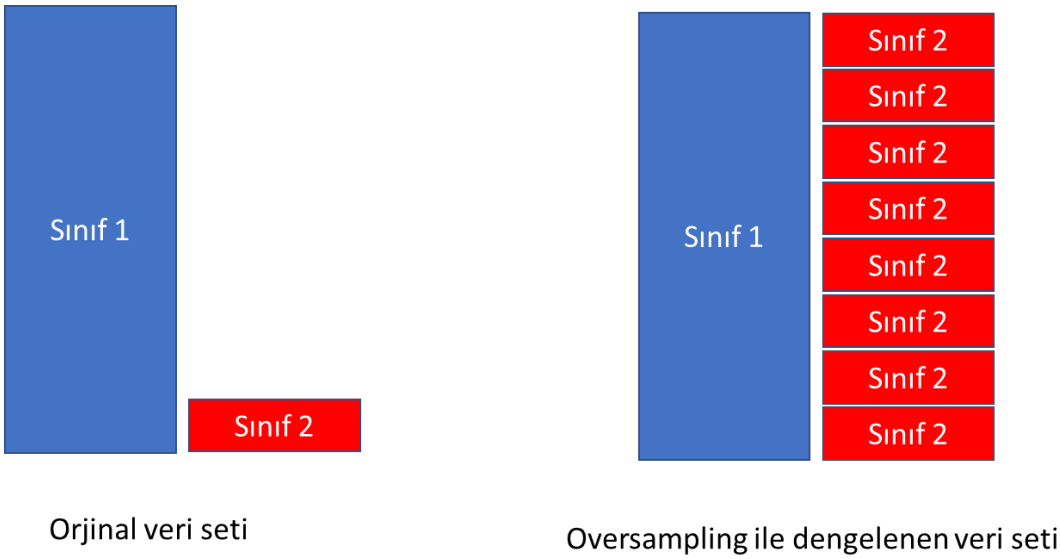
Protokol	Normal	Botnet	Toplam
udp	14874785	148437	15023222
tcp	4199368	181262	4380630
icmp	381355	114997	496352
igmp	38709	0	38709
rtp	13911	3	13914
rtcp	11510	0	11510
arp	10545	0	10545
ipv6-icmp	1120	0	1120
ipx/spx	267	0	267
pim	140	0	140
ipv6	127	0	127
udt	65	0	65
esp	47	0	47
rarp	19	0	19
unas	16	0	16
rsvp	7	0	7
llc	7	0	7
gre	2	0	2
ipnip	1	0	1

C. Dengeli Veri Seti Oluşturma

CTU-13 veri setinde botnete ait trafikler genel trafiğin yaklaşık %2'sini oluşturmaktadır ve bu sebeple dengesiz bir veri setidir. Botnetleri algılayan basit

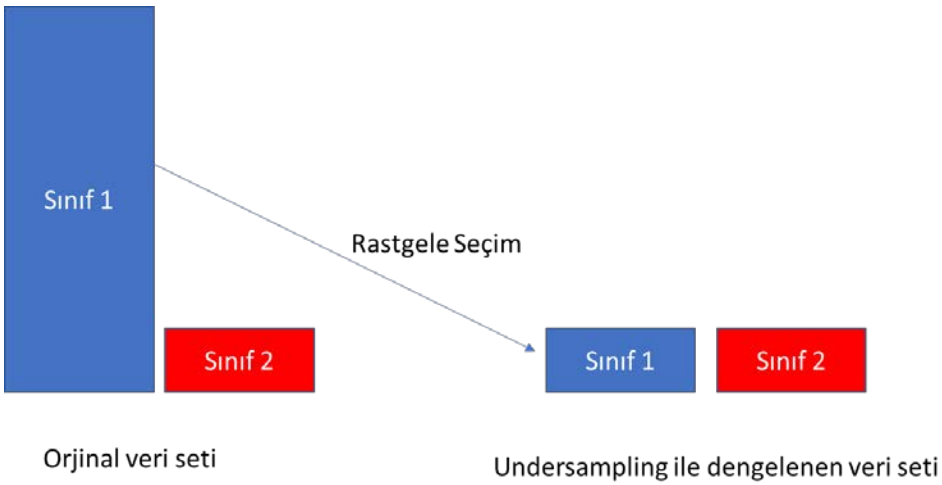
bir model oluşturduğumuzda, karşısına çıkan her akışı normal diye sınıflandırdığını varsayarsak, bu modelin başarısı %98 olacaktır ki bu arzu edilen bir sonuç değildir. Benzer şekilde bu dengesiz veri seti üzerinden geliştirilecek modellerin performansının en kötü durumda %98 olması beklenebilir.

Dengesiz veri setlerinin oluşturduğu bu durumun önün geçmek için veri setini yeniden örneklememiz gerekir bunun için iki farklı yaklaşım kullanılmaktadır. Birinci yaklaşım, artırmalı örnekleme (oversampling) Şekil 8'de gösterilen, veri setinde az olan sınıf sayısını, veri setinde çok olan sınıf sayısı kadar tekrar ederek çoğaltılmasıdır. İkinci yaklaşım ise, azaltmalı örnekleme (undersampling) Şekil 9'da gösterilen, veri setinde fazla olan sınıf sayısını az olan sınıf sayısına indirmektir.



Şekil 8. Artırmalı örnekleme

Artırmalı örnekleme yöntemi ile oluşturulacak veri setini kullanacak modelin aşırı öğrenme yapma ihtimali artabilir, modelin performansını düşürebilir ve bilgisayarın hesaplama gücü gereksinimini artırabilir (Branco ve Ribeiro, 2015; Chawla vd., 2002; Drummond ve Holte, 2003).



Şekil 9. Azaltmalı örnekleme

Yapılan çalışmada UDP, TCP ve ICMP protokollerine özgü ve genel bir model geliştirileceği için öncelikli olarak bu protokollere ait dengeli veri seti oluşturulmalıdır. Oluşturacağımız dengeli veri setleri için seçilen yöntem artırmalı örnekleme yönteminin dezavantajlarından dolayı azaltmalı örnekleme olacaktır.

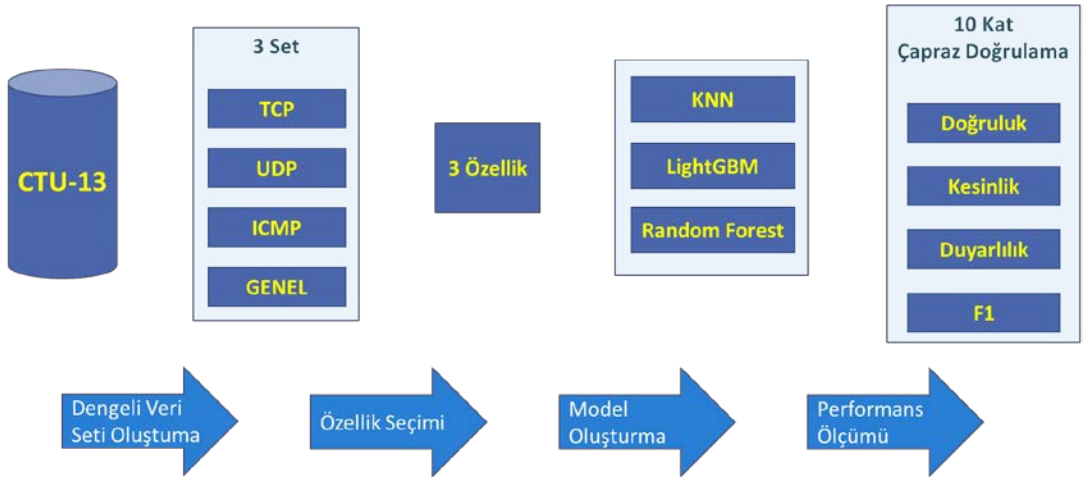
UDP protokolüne ait botnet etiketli kayıt sayısı kadar (148.437), UDP protokolünün normal etiketli kayıtlarından rastgele (random) 148.437 kayıt seçip bunları birleştirerek, UDP botnet algılama modeli için kullanacağımız 296.874 kayıta sahip bir veri seti oluşturulmuştur.

Aynı işlemleri tcp ve icmp protoklleri için de tekrarlayıp, yarısı botnet yarısı normal trafiğe sahip olacak şekilde, TCP protokolü için 362.524 kayıtlı, icmp protokolü için 229.994 kayıtlı, bu protokolleri kapsayacak genel model için 889.392 kayıtlı veri setleri oluşturulmuştur. Oluşturacağımız modelin başarısını daha iyi test etmek için, her protokol ve genel model için 3 adet ayrı veri seti oluşturulmuştur (Küme-1, 2, ve 3).

Oluşturulan bu veri setleri üzerinde, makine öğrenme algoritmalarının performansını olabildiğince objektif ve doğru bir yaklaşımla değerlendirmek için 10-katlı çapraz-doğrulama (10-fold cross-validation) yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntemle, ilgili veri setleri 10 parçaya bölünür, her seferinde bu on parçadan farklı 1 parça doğrulama için ayrılırken, kalan 9 parça eğitim için kullanılır. Literatürde genellikle 10 katlı çapraz doğrulama yöntemi tercih edilmektedir (Alqahtani vd., 2020; Mahardhika vd., 2017; Algelal vd., 2020; Ismail vd., 2021)

III. YÖNTEM

Bu çalışmada izlenen yönteme ait akış şeması Şekil xxx de gösterilmiştir.



Şekil 10. Çalışmanın akış şeması

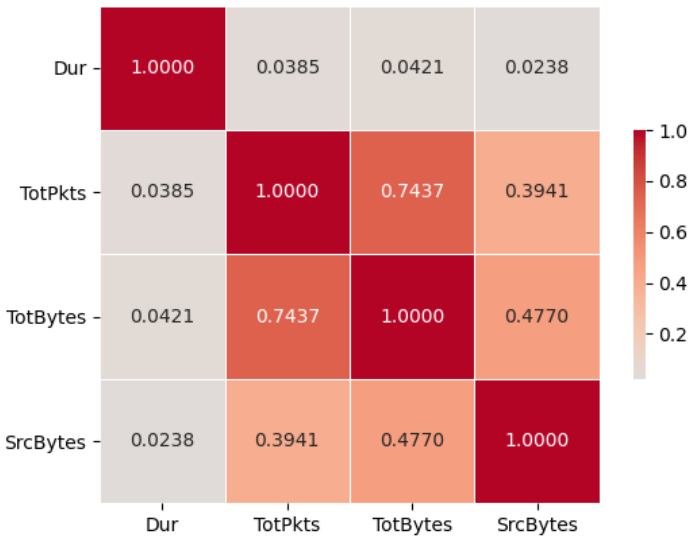
A. Özellik Seçimi ve Korelasyon Filtresi

Çizelge 4'de gösterilen akış özelliklerinin büyük bir çoğunluğu genel tanılayıcı niteliğe sahip değildir ve bu nedenle sınıflandırma modelinden çıkarılabilir. Örneğin, bir kayıtın başlangıç zamanı, botnet saldırıları herhangi bir zamanda olabileceği için botnet saldırılarının tespiti için önemli bir bilgi değildir.

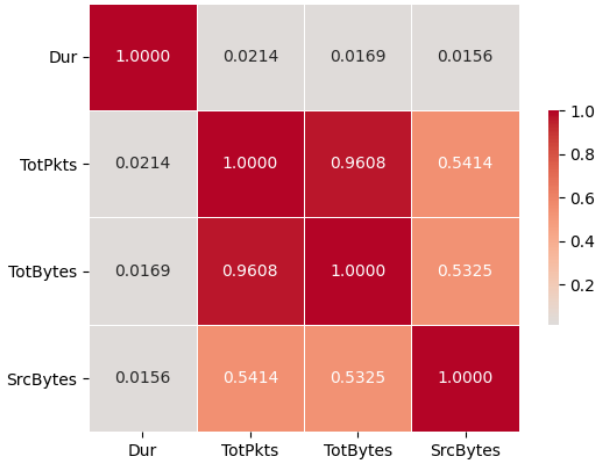
Bu çalışmada, TCP, UDP ve ICMP kayıtları ele alındığından, iletişim protokolü (protocol) özelliğinin kullanımına da gerek yoktur. Kaynak ve hedef portları ve ip adresleri botnetler tarafından değiştirilebildiğinden, bu özelliklerin sınıflandırma modelinde kullanılması çoğu zaman işlevsizdir. Örneğin fast-flux teknikleri kullanılarak ip adreslerinin değiştirilmesi mümkündür (Al-Nawasrah vd., 2020; Caglayan vd. 2010). Benzer şekilde iletişim yönü (transaction direction) de botnetler tarafından değiştirilebilir bir özelliktir ve göz ardı edilebilir. İletişim durumu (transaction state) özelliği ise sadece işaret (flag) bilgisi içerir ve botnet tespiti için işlevsizdir. Aynı zamanda, kaynak ve hedef için

hizmet türü byte değerlerinin (source and destination types of service byte value) botnet sınıflandırmasında kullanılması da işlevsel olmayacaktır.

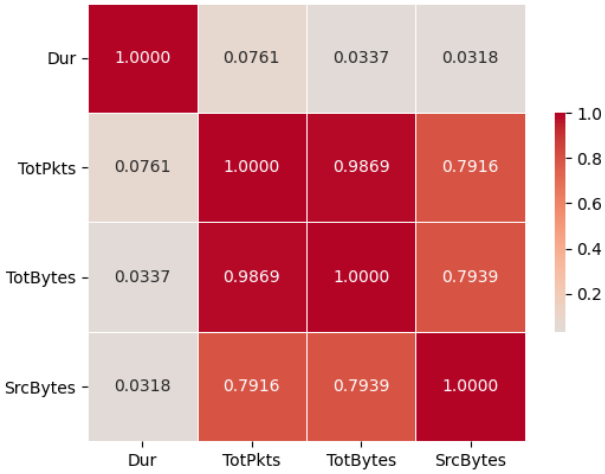
CTU-13 veri setinde, oluşturulacak modellerde işlevi olmayacak özellikleri çıkardıktan sonra geriye Dur, TotPkts, TotByes ve SrcBytes özellikleri kalmaktadır. Şekil 11-14'de bu özelliklerin ayrı ayrı TCP, UDP, ICMP protokollerinden oluşan veri setleri için ve bunların tamamını içeren genel veri seti için korelasyon matrisleri gösterilmektedir. Bu matrisler Pearson korelasyonu (r) kullanılarak oluşturulmuştur. Bu görsellerden anlaşılabileceği üzere, toplam takas edilmiş paket sayısı (total number of packets exchanged) ve toplam takas edilmiş byte miktarı (total bytes exchanged) arasında yüksek bir korelasyon mevcuttur ve ikisini birden sınıflandırma modelinde kullanmak model için gereksiz bir yük olacaktır. Bu ikisi arasından, paket sayısına göre daha spesifik bir özellik olan byte miktarının modelde kullanılmasının botnet tespiti açısından daha doğru bir yaklaşım olacağı söylenebilir.



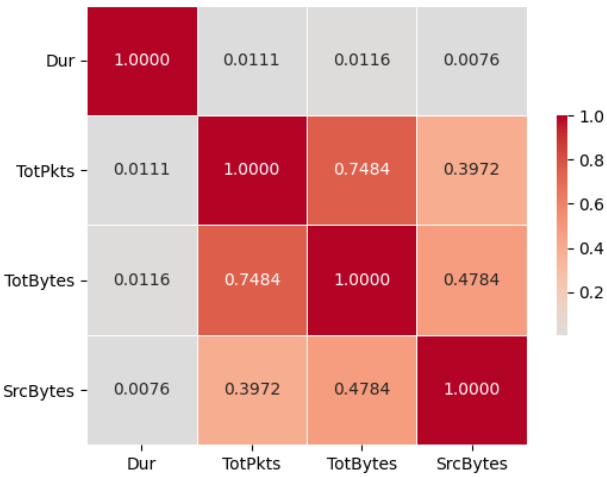
Şekil 11. TCP protokolüne ait korelasyon matrisi



Şekil 12. UDP protokolüne ait korelasyon matrisi



Şekil 13. ICMP protokolüne ait korelasyon matrisi



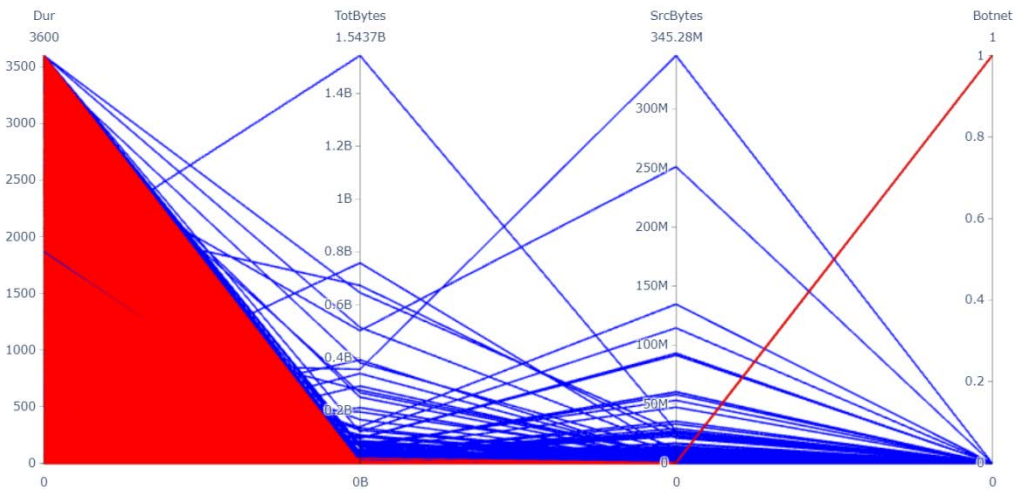
Şekil 14. TCP, UDP ve ICMP protokollerini kapsayan korelasyon matrisi

Tüm bu veriler ışığında özetle, bu çalışmadaki sınıflandırma modeli için kullanılacak akış özellikleri şunlardır: (1) Kayıtın toplam süresi (duration), (2) iletişimdeki toplam byte sayısı (total bytes exchanged), (3) Kaynaktan gönderilen byte sayısı (number of bytes sent from the source).

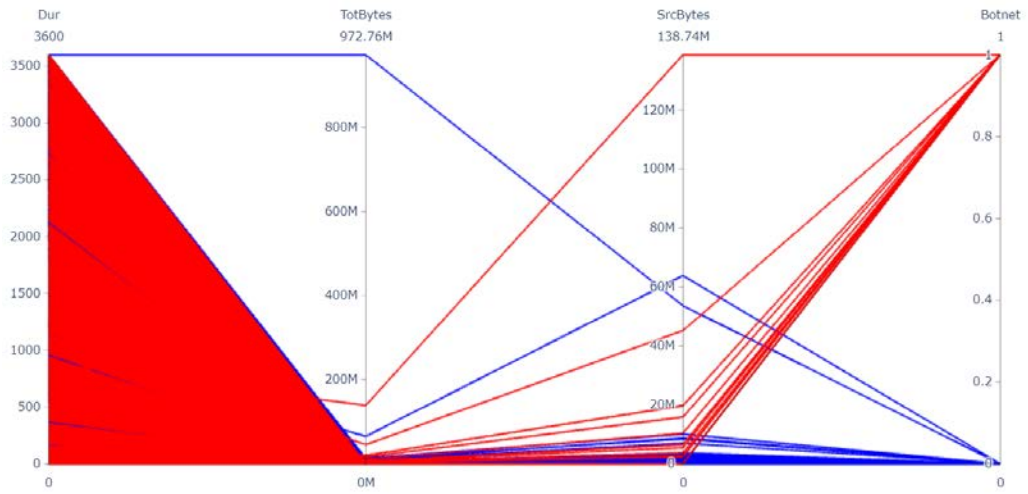
B. Paralel Koordinat Görünümü

Paralel koordinat görünümü, iki boyutlu uzayda çok boyutlu verilerin gösterimi için kullanılan bir sunum şeklidir (Inselberg ve Dimsdale, 1990). Gösterilecek boyutlar birbirlerine paralel olarak düzenlenmiş eşit uzaklıkta dikey eksenler olarak temsil edilir. Bu gösterim şeklinde veriler çizgi şeklinde temsil edilir ve bu da veriler arasındaki eğilimin anlaşılmasına yardımcı olur.

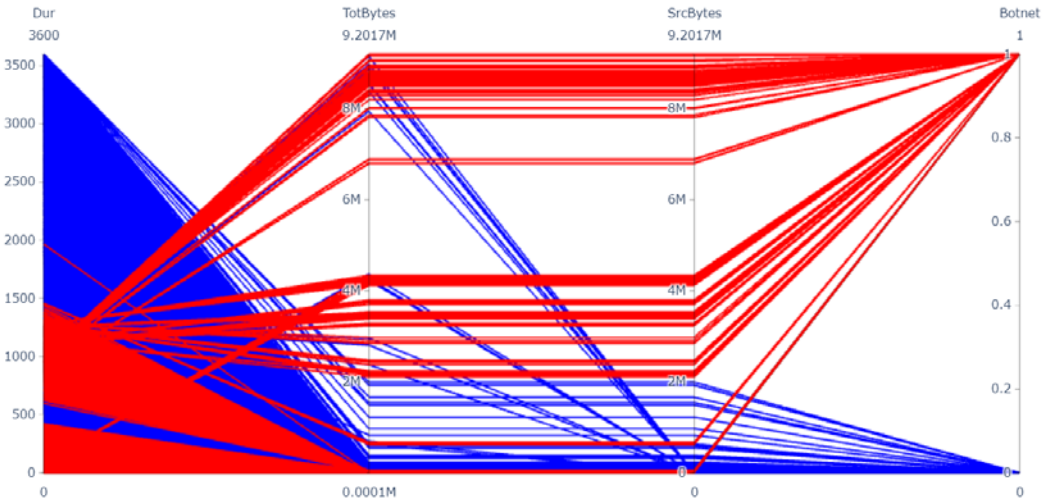
Şekil 15-18'de CTU-13 veri setinden undersampling yöntemi ile tcp, udp, icmp protokolleri için oluşturulan veri setleri için ve her üçünün birleştirilmesiyle elde edilen genel veri setine ait paralel koordinat grafikleri verilmiştir. Bu grafiklerde, ICMP protokolünü kullanan botnetlerin oluşturduğu trafiklerde, TotBytes ve SrcBytes özelliklerinin değerlerinin genellikle yüksek ve birbiriyle aynı değerleri aldığı görülmektedir. Bu durum tespiti basit bir davranışsal durum olarak açığa çıkmaktadır ve ICMP protokolü üzerinde çalışacak sınıflandırma modellerinin performansının diğer protokollere kıyasla daha başarılı olacağı beklentisini doğurmaktadır. Bu tespit sonraki bölümlerde doğrulanmıştır.



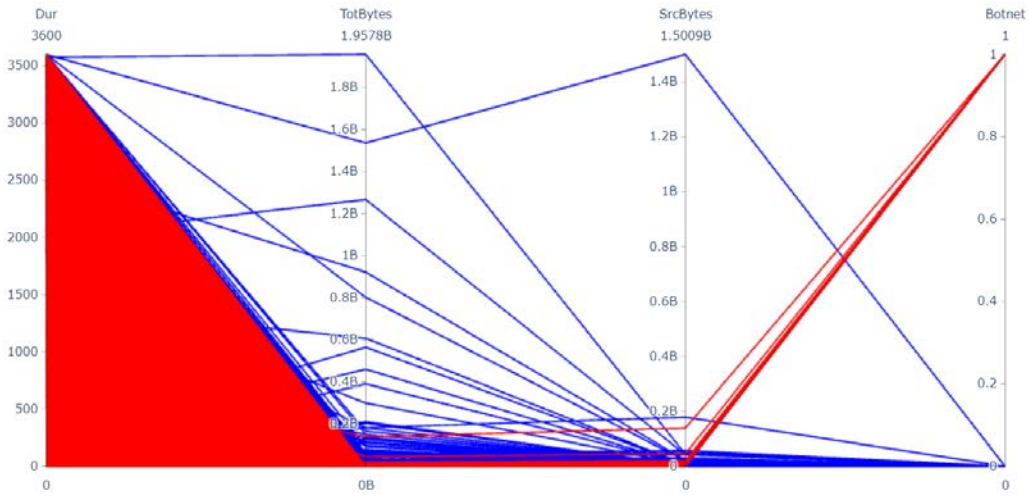
Şekil 15. TCP protokolüne göre paralel koordinat gösterimi



Şekil 16. UDP protokolüne göre paralel koordinat gösterimi



Şekil 17. ICMP protokolüne göre paralel koordinat gösterimi



Şekil 18. TCP, UDP ve ICMP protokollerine göre paralel koordinat gösterimi

C. Performans Ölçümü

Makine öğrenmesi tabanlı sınıflandırma modellerinin değerlendirilmesinde temel olarak dört farklı ölçüt kullanılır. Bu ölçütler aşağıda verildiği şekilde hesaplanırlar:

$$\text{Doğruluk (Accuracy)} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad \text{(Denklem 1)}$$

$$\text{Kesinlik (Precision)} = \frac{TP}{TP + FP} \quad \text{(Denklem 2)}$$

$$\text{Duyarlılık (Recall)} = \frac{TP}{TP + FN} \quad \text{(Denklem 3)}$$

$$F1 = 2 \cdot \frac{\text{Kesinlik} \times \text{Duyarlılık}}{\text{Kesinlik} + \text{Duyarlılık}} \quad \text{(Denklem 4)}$$

Bu formüllerde, TP ve TN değerleri sırasıyla doğru olumlu (true positive) ve doğru olumsuz (true negative) tahminlere karşılık gelmektedir. Benzer şekilde, FP ve FN ise sırasıyla hatalı olumlu (false positive) ve hatalı olumsuz (false negative) tahminleri ifade etmektedir.

Veri setinin dengeli olduğu veya çeşitli yöntemlerle (ör. azaltmalı örnekleme ve artırmalı örnekleme) dengelendiği modellerde doğruluk skoruna

bakmanın yeterli olması beklenir. Ancak, burada bahsedilen diğer ölçütlere de bakmak modelin doğru çalıştığının ayrıca bir sağlaması olacaktır.

Sibergüvenlik açısından bakıldığında ise kritik bilişim sistemlerinin hizmetine kesintisiz devam edebilmesi için botnet trafiğini yakalamak kadar yanlışlıkla iyi trafiğin botnet trafiği olarak sınıflandırılmaması da önemlidir. Başka bir deyişle, botnet sınıflandırma modellerinde kesinlik ve duyarlılık ölçütleri eşit öneme sahiptir. Bu çalışmada kullanılan veri seti dengelendiği için, doğruluk ölçütüne bakmak yeterli olsa da modelin doğru eğitildiğinin ve başarısının bir sağlaması olarak diğer ölçütlere de yer verilmiştir.

1. Doğruluk

Doğruluk, doğru tahmin sayısının toplam olay sayısına oranıdır ve tahmin modelinin genel olarak ne kadar başarılı olduğunun bir ölçütüdür. Ancak, sınıfların dengesiz dağıldığı bir veri setinde doğruluk skoruna bakmak yanıltıcı olabilir. Örneğin 100 kişilik bir insan grubunu düşünelim. Bu grupta gerçekten hasta olan kişi sayısı 95 olsun. Rastgele seçilen bir kişi için hiçbir değerlendirmede bulunmadan "hasta" olduğunu söylerseniz %95 olasılıkla doğru tahminde bulunacaksınız demektir. Modelinizin doğruluk skoru %95 veya daha yüksek olsa bile, böyle bir veri setinde sadece doğruluk skoruna bakmak modelin performansını gerçekçi bir şekilde değerlendirmek için yeterli olmayacaktır.

2. Kesinlik

Kesinlik ise, doğru olumlu tahmin sayısının toplam olumlu tahmin sayısına oranı olarak tanımlanır. Bu değerlendirme ölçütünün, hatalı olumlu tahminlerin tolere edilmesinin zor olduğu durumlarda kullanılması önerilir. Örneğin, çeşitli analiz sonuçları üzerinden kanser teşhisi koyan bir model oluşturduğunuzu varsayalım. Aslında sağlıklı olan bir kişiye hasta olduğunu söyler ve tedaviye başlarsanız belki de uygulayacağınız tedavi ile bu kişiye geri dönülemez bir şekilde zarar verebilirsiniz. Bu elbette kabul edilemez bir durumdur.

3. Duyarlılık

Duyarlılık, doğru olumlu tahmin sayısının gerçek olumlu olay sayısına oranıdır. Duyarlılık ölçütü hatalı olumsuz tahminlerin tolere edilemez olduğu durumlar için uygun bir değerlendirme ölçütüdür. Örneğin, çeşitli verilerle hava

sahanıza yaklaşan düşman uçaklarını tespit etmeye yönelik bir model oluşturduğunuzu varsayalım. Bir düşman uçağını eğer dost uçağı olarak sınıflandırır ve takip etmezseniz saldırıya uğrayabilirsiniz. Başka bir deyişle, düşman uçağına dost uçağı der ve önlem almazsanız 1 şehir yok olabilir. Bu gibi durumlarda modelinizin yüksek duyarlılığa sahip olması önemlidir.

4. F1 Skoru

Bazı durumlarda, hatalı olumlu tahminler (FP) ve hatalı olumsuz tahminler (FN) aynı derecede tolere edilemezdir ve bu modeller için duyarlılık ve kesinlik ölçütlerinin birlikte değerlendirilmesi gerekir. Duyarlılık ve kesinlik değerlerinin harmonik ortalaması olan F1 skoru bu amaçla kullanılır. Yüksek bir F1 skoru için, hem duyarlılığın hem de kesinliğin yüksek olması gerekir. F1 skoru özellikle dengesiz veri setlerinin değerlendirilmesi için uygundur.

D. Makine Öğrenmesi Sınıflandırıcıları

1. KNN

Sınıflandırma problemlerinin çözümünde kullanılan en sade algoritmalardan biri olan k-en yakın komşu algoritması literatürde oldukça geniş bir kullanım alanına sahiptir (Arian vd.,2020; Ayyad vd.,2019; Zhang vd.,2017). Denetimli öğrenme kategorisinde yer alan bu algoritmanın çalışma prensibi şu şekilde özetlenebilir: Veri setinde henüz sınıflandırılmamış olan bir veri noktasını bu noktanın en yakınında yer alan sınıflandırılmış k adet komşu veri noktasına göre bir sınıflandırır. Örneğin, ekrandaki bir piksel için renk tahmini yapan bir algoritma düşünelim. Bu pikselin k-adet komşusu içinde hangi renk en fazla kullanılmışsa (majority voting), bu piksel için tahmin edilen renk, bu renk olacaktır. Eğer tahmin edilen değer bu örnektekinin aksine niteliksel değil niceliksel (sayısal) bir değer ise bu değer tahmin edilirken k-adet komşunun sahip olduğu değerlerin bir ortalaması alınır (averaging).

Bu algoritma da iki önemli parametre bulunmaktadır. Bunlardan ilki k sayısıdır. Yani kaç adet en yakın komşuya bakılarak karar verilmesi gerektiğinin doğru belirlenmesi gerekmektedir. Küçük k değerleri gürültü (noise), aykırı değer (outlier), hatalı etiketleme gibi faktörlerin sonuçlar üzerindeki olumsuz etkilerini artırırken, yüksek k değerleri ise algoritmanın hesaplama yükünü ve sürelerini

artırmaktadır. Bu nedenle k değeri seçilirken bu denge gözetilmelidir. K-en yakın komşu algoritmasındaki diğer önemli parametre ise yakınlığın ölçümünde kullanılacak fonksiyondur. Kullanılan veri seti için en uygun mesafe fonksiyonun seçilmesi önem arz etmektedir. Özellikle eğer Euclidian mesafe fonksiyonu ve benzeri fonksiyonlar kullanılacaksa, sınıflandırmada kullanılan özelliklerin ölçeklendirilmesi (feature scaling) gerekir. Aksi takdirde, bazı özellikler işlevsiz hale gelir ve algoritma yanlış tahminler üretebilir.

Bu algoritmanın temel avantajları ve dezavantajları aşağıda özetlenmiştir:

Avantajlar:

1. Anlaşılması ve uygulanması kolaydır.

2. Doğrudan kayıtlarda yer alan veri sınıflarına göre yeni veri noktalarını sınıflandırır, eğitim gerektirmez. Başka bir deyişle hafıza tabanlıdır.

3. Hafıza tabanlı olduğundan yeni veriler toplandıkça anlık olarak bu verileri kullanır, yeni verilere uyum sağlar.

Dezavantajlar:

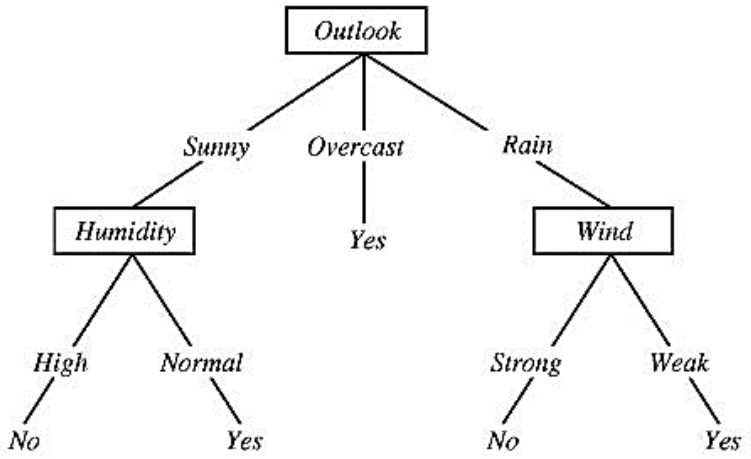
1. Geniş veri setleri ile çalışmaya genellikle uygun değildir. Veri seti genişledikçe hesaplama süreleri hızla artar.
2. Dengelenmemiş veri setlerinde performansı zayıftır. Veri setinin dengelenmesini gerektirir.
3. k değerinin yanlış seçilmesi eksik öğrenme (underfitting) veya aşırı öğrenme sorunlarına yol açabilir.

2. Rastgele Orman

Bu algoritma aslında çok sayıda karar ağacından oluşan ve anlaşılacağı üzere bu sebeple orman olarak adlandırılan ağaç-tabanlı makine öğrenme algoritmasıdır ve farklı bilim alanlarında yaygın bir şekilde sınıflandırma problemlerinin çözümünde kullanılmıştır (Liu ve Sun, 2019; Chai ve Zhao, 2019; Bi vd., 2020; Apruzzese vd., 2020). Bu algoritmanın daha iyi anlaşılabilmesi için öncelikle karar ağaçlarının ne olduğu ve nasıl çalıştığı anlaşılmalıdır.

- ***Karar Ağacı***

Hava durumuna göre bir tenis maçının yapılıp yapılmamasına karar vermek için kullanılan basit bir karar ağacı örneği Şekil 19'de gösterilmiştir:



Şekil 19. Tenis oyunu için oluşturulmuş karar ağacı (URL-5)

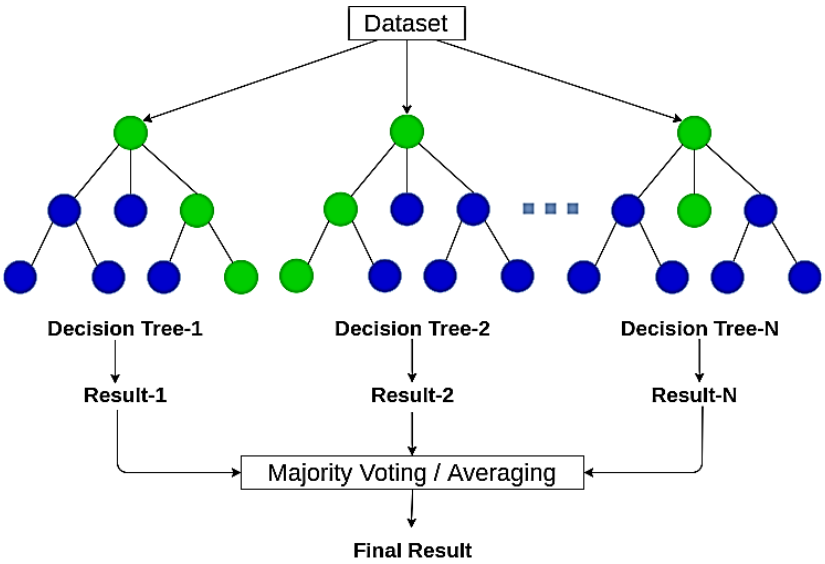
Bu şekle bakıldığında bulutlu havada tenis maçı yapılabilirken hava güneşli ise nem durumuna bakarak, hava rüzgarlı ise rüzgarın şiddetine göre karar verildiği görülebilir. Güneşli bir havada maç yapılabilmesi için nem durumun normal olması gerekirken, yağmurlu bir havada maç yapılabilmesi için rüzgarın şiddetinin zayıf olması gerekmektedir.

Anlaşılacağı üzere bir karar ağacında "sıralı" olarak alınan birtakım kararlar aracılığıyla bir sonuca varılmak hedeflenir. Sıralı ifadesiyle anlatılmak istenen sınıflandırmada kullanılacak özelliklerin (feature) önem sırasıdır. Bir başka deyişle, öncelikle hangi özelliğe bakılarak karar verileceğidir. Yukarıdaki örnekte karar verme sırasında öncelikle havanın bulutlu, güneşli veya yağmurlu olmasına bakılırken, daha sonra havanın nem ve rüzgar durumlarına bakıldığı gözlemlenebilir. Daha kompleks modellerde bu öncelik sırasını yapabilmek için impurity index veya information gain ölçütü gibi yöntemler kullanılır (Tangirala, 2020; Yuan vd., 2021).

- ***Rastgele Orman***

Rastgele Orman algoritması sınıflandırmada kullanılacak özelliklerin farklı altkümelerinden oluşan çok sayıda karar ağacı içerir (Şekil 20). Daha sonra bu karar ağaçlarından gelen sonuçları birleştirerek tek bir sonuç verir. Bunun için,

niteliksel bir sınıflandırma yapılacaksa karar ağaçlarının çoğunluğuna (majority voting) göre karar verirken, sayısal bir tahmin yapılacaksa karar ağaçlarından gelen sonuçların ortalamasını (averaging) alır.



Şekil 20. Tenis oyunu için oluşturulmuş rastgele orman yapısı (URL-6)

Bu algoritmanın sağlıklı işleyebilmesi ve başarılı sonuçlar üretebilmesi için önemli iki kriter vardır. Bunlardan birincisi seçilen özelliklerin, yapılan tahmine gerçekten etkisi olup olmadığıdır. İkincisi ise rastgele orman içindeki ağaçların ya da daha doğru bir ifadeyle bu ağaçlardan gelen tahminlerin birbirleriyle olan korelasyonlarının düşük olması gerekliliğidir. Her ne kadar, rastgele ormanlar algoritması uygulama esnasında özü itibariyle özelliklerin rastgele olmasını sağlasa da seçilen özellikler nihai olarak bu rastgeleliğin üzerinde etki sahibidir.

Bu algoritmanın temel avantajları ve dezavantajları aşağıda verilmiştir:

Avantajlar:

1. Çok sayıda karar ağacının farklı altkümelerinden gelen verilere göre sonuç verdiğinden genellikle aşırı öğrenme problemine karşı dayanıklı ve aynı zamanda doğruluğu yüksektir.

2. Veri setindeki eksik değerler, aykırı değerler (outliers) ve gürültü (noise) gibi sorunlardan çok etkilenmez.

3. Kural tabanlı bir yaklaşım olduğundan özellik ölçeklendirmesi (feature scaling) gerektirmez.

Dezavantajlar:

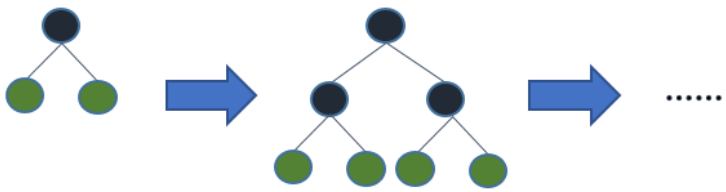
1. Karmaşık yapıdadır, kullanıcıya model üzerinde fazla kontrol bırakmaz.

2. İçerdiği karar ağacı sayısı arttıkça, hesaplama süreleri ve ram kullanımı da hızla artar.

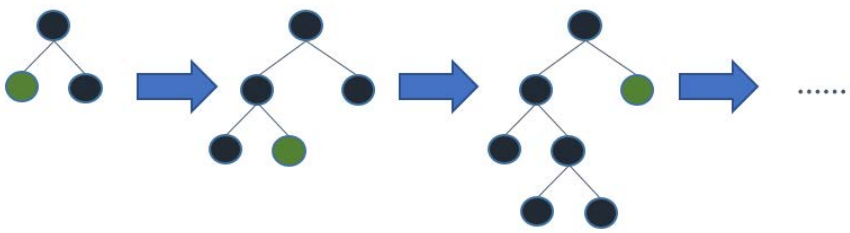
3. LightGBM

Gradyan hızlandırma karar ağaçları kategorisinde bir makine öğrenme algoritması olan LightGBM, Microsoft mühendisleri tarafından 2016 yılında geliştirilmiştir (Ke vd., 2017). Bu kategoride daha önce geliştirilmiş olan XGBoost (Chen vd., 2016) gibi yöntemlerden üstünlüğü fazla sayıda özellik (feature) içeren veya geniş veri setlerinde çok daha hızlı ve verimli olmasıdır. Bunu seviye odaklı (level-wise) (Şekil 21) büyüme stratejisi yerine yaprak odaklı (leaf-wise) büyüme stratejisi kullanarak başarır (Şekil 22).

K-en yakın komşu ve rastgele ormanlar yöntemlerinin aksine torbalama (bagging) değil hızlandırma (boosting) yaklaşımı içerir. Torbalama yaklaşımında daha önce belirtildiği üzere tahmin gerçekleştirilirken çoğunluk oylaması veya ortalama baz alınırken, hızlandırma yaklaşımında zayıf öğrenciler güçlü öğrencilere dönüştürülür. Başka bir deyişle tahminler sıralıdır ve her tahminci önceki tahmin edicilerin hatalarından ders alarak gelişmeye çalışır.



Şekil 21. Seviye odaklı büyüme (URL-7)



Şekil 22. Yaprak odaklı büyüme (URL-7)

Bir diğer önemli nokta ise yaprak odaklı büyüme stratejisi izlenirken, en fazla delta loss'a sahip yaprak(leaf) seçilmesi ve büyümenin bu yaprak üzerinden devam etmesinin sağlanmasıdır. Bu durum görece küçük veri setlerinde aşırı öğrenme problemine yol açar. Bunu önlemenin yolu dikkatli parametre seçiminden geçer.

Bu algoritmanın temel avantajları ve dezavantajları aşağıda belirtilmiştir:

Avantajlar:

1. Eğitim süresi düşüktür ve yüksek verimliliğe sahiptir.

2. Hafıza kullanımı düşüktür, geniş veri setleri için kullanımı uygundur.

3. Hızlandırma tabanlı diğer algoritmalara göre daha yüksek doğrulukla çalışır.

Dezavantajlar:

1. Çok sayıda parametre içerir.

2. Aşırı öğrenme sorunlarına yatkındır.

IV. UYGULAMA

A. Teknolojik Altyapı

Büyük veri setleri ile makine öğrenmesi modellerinin eğitimi sırasında çok fazla zaman ve işlemci gücüne ihtiyaç duymaktadır. Sıradan bilgisayarlarda haftalar aylar süren eğitim ve hesaplama süreleri, bulut altyapısında çok daha kısa sürelerde tamamlanabilmektedir. Bunun sonucu olarak Microsoft, Amazon ve Google gibi firmalar, bulut tabanlı makine öğrenmesi altyapıları oluşturmuşlardır (Barga vd., 2015; Bisong, E.,2019; Joshi, A. V., 2020). Yapılan çalışmada Amazon Web Services (AWS) bulut altyapısının bir parçası olan SageMaker makine öğrenmesi platformu kullanılmıştır.

1. Yazılım

Yapılan çalışmada python programlama dili (versiyon 3.6.13) kullanılmış olup, makine öğrenmesi kütüphanesi olarak, scikit-learn ve lightgbm kütüphaneleri, veri işleme ve grafik işlemlerinde ise pandas, imblearn, matplotlib ve seaborn kütüphaneleri kullanılmıştır.

2. Donanım

Modellerin eğitimi ve hesaplamalar için kullanılan Amazon Web Services SageMaker altyapısında, işlem için optimize edilmiş olan ml.c5.18xlarge sunucusu seçilip kullanılmıştır. Bu sunucuda 72 vCPU ve 144 GB bellek bulunmaktadır.

B. TCP Protokolüne Özgü Botnet Sınıflandırma Modelleri

TCP protokolüne özgü KNN, rastgele orman ve LightGBM algoritmaları ile oluşturulan sınıflandırma modellerinin doğruluk skoru Çizelge 6-8'de gösterilmiştir. Skorların hesaplaması rastgele oluşturulan 3 ayrı veri seti(küme) üzerinde yapılmıştır. Bu veri setleri üzerinde 10 kat çapraz doğrulma yöntemi

kullanılarak, veri seti 10 eşit parçaya bölünmüştür. Parçalardan 1 tanesi doğrulama için ayrılırken, kalan 9 parça eğitim için kullanılmıştır.

TCP protokolüne özgü geliştirilen modellerde gözlemlenen en yüksek doğruluk skorları KNN sınıflandırma algoritmasında %90.63, rastgele orman algoritmasında %95.84 LightGBM algoritmasında ise %95.79 olarak gözlemlenmiştir. Her ne kadar dengeli veri setlerinde doğruluk skorlarına bakmanın yeterli olabileceği düşünülse de sonuçların doğrulanması açısından diğer ölçütlere de çalışmada yer verilmiştir. Bu nedenle kesinlik, duyarlılık ve F1 skorları Çizelge 22-33 'de sunulmuştur.

Model performanslarının karşılaştırılabilmesi için öncelikli olarak, bu modellerdeki algoritmaların optimum öngörücü (estimator) sayılarının belirlenmesi gerekir. Optimum öngörücü sayısı, öngörücü sayısını artırmanın algoritmanın sınıflandırma yani tahmin performansında artık kaydadeğer bir artışa katkıda bulunmadığı veya daha fazla artırmanın tahmin performansını düşürdüğü sayıdır. Bu sayı her algoritma için belirlendikten sonra, artık sınıflandırma algoritmalarının eğitim süreleri ve değerlendirme (performans) ölçütleri birbirleriyle kıyaslanabilir ve geliştirilen model için en uygun sınıflandırma algoritması seçilebilir. Optimum öngörücü sayısını bulmak için KNN algoritmasında komşu sayısı olarak 1, 3, 5, 7, 9 ve 11 kullanılmıştır. Rastgele orman algoritmasında ağaç sayısı olarak 2, 4, 8, 16, 32, 64, 128 ve 256, LightGBM algoritmasında ise 32, 64, 128, 256, 512 ve 1024 kullanılmıştır.

TCP modeline özgü geliştirilen modellerdeki optimum öngörücü sayıları, KNN algoritması için 5 (komşu sayısı), rastgele orman algoritması için 16 (ağaç), LightGBM için 512 (ağaç) olduğu gözlemlenmiştir.

Çizelge 6. TCP-KNN Doğruluk Sonuçları

Küme	Komşu	Kat 1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Ortalama	Standart Sapma
1	1	0.8144	0.8894	0.8903	0.8904	0.8890	0.8896	0.8893	0.8896	0.8896	0.8924	0.8824	0.0227
	3	0.8995	0.8978	0.9001	0.8968	0.8969	0.8986	0.8980	0.8972	0.8984	0.8993	0.8983	0.0011
	5	0.8993	0.8987	0.9021	0.8976	0.8987	0.9013	0.8975	0.8993	0.8993	0.9015	0.8995	0.0015
	7	0.8993	0.8984	0.9009	0.8977	0.8992	0.9009	0.8977	0.8987	0.9001	0.9003	0.8993	0.0011
	9	0.8982	0.8982	0.8998	0.8966	0.8990	0.8989	0.8967	0.8981	0.9000	0.8990	0.8984	0.0011
	11	0.8972	0.8969	0.8993	0.8958	0.8974	0.8987	0.8955	0.8979	0.8983	0.8984	0.8975	0.0012
2	1	0.8131	0.8889	0.8910	0.8904	0.8898	0.8911	0.8898	0.8915	0.8120	0.8122	0.8670	0.0357
	3	0.8990	0.8969	0.8998	0.9003	0.8994	0.8972	0.8971	0.9005	0.8982	0.8977	0.8986	0.0013
	5	0.8993	0.9002	0.9012	0.9005	0.9000	0.8977	0.8990	0.9014	0.8985	0.8994	0.8997	0.0011
	7	0.8997	0.8993	0.9009	0.9013	0.8985	0.8978	0.8993	0.9011	0.8996	0.9002	0.8998	0.0011
	9	0.8991	0.8982	0.8998	0.8999	0.8984	0.8974	0.8976	0.9000	0.8974	0.8993	0.8987	0.0010
	11	0.8991	0.8976	0.8988	0.8989	0.8977	0.8969	0.8964	0.8996	0.8961	0.8983	0.8979	0.0011
3	1	0.8194	0.8195	0.8163	0.8153	0.8928	0.8167	0.8956	0.8952	0.8169	0.8198	0.8408	0.0352
	3	0.9032	0.9034	0.9001	0.9027	0.9033	0.9024	0.9050	0.9012	0.9008	0.9039	0.9026	0.0014
	5	0.9046	0.9051	0.9034	0.9042	0.9048	0.9048	0.9053	0.9026	0.9023	0.9056	0.9043	0.0011
	7	0.9046	0.9039	0.9020	0.9034	0.9045	0.9039	0.9063	0.9032	0.9023	0.9049	0.9039	0.0012
	9	0.9025	0.9028	0.9015	0.9027	0.9038	0.9027	0.9055	0.9024	0.9006	0.9041	0.9029	0.0013
	11	0.9023	0.9028	0.9012	0.9022	0.9034	0.9014	0.9040	0.9014	0.9007	0.9019	0.9021	0.0010

Çizelge 7. TCP- Rastgele Orman Doğruluk Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat 1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Ortalama	Standart Sapma
1	2	0.9440	0.9431	0.9450	0.9436	0.9399	0.9452	0.9411	0.9428	0.9439	0.9423	0.9431	0.0016
	4	0.9497	0.9503	0.9509	0.9503	0.9510	0.9493	0.9484	0.9497	0.9498	0.9507	0.9500	0.0008
	8	0.9532	0.9542	0.9550	0.9508	0.9529	0.9541	0.9538	0.9526	0.9531	0.9528	0.9532	0.0011
	16	0.9542	0.9559	0.9570	0.9546	0.9551	0.9554	0.9548	0.9545	0.9536	0.9559	0.9551	0.0009
	32	0.9554	0.9558	0.9569	0.9554	0.9556	0.9561	0.9553	0.9548	0.9552	0.9565	0.9557	0.0006
	64	0.9552	0.9564	0.9573	0.9556	0.9554	0.9570	0.9552	0.9555	0.9552	0.9564	0.9559	0.0008
	128	0.9558	0.9564	0.9579	0.9557	0.9553	0.9569	0.9557	0.9554	0.9551	0.9563	0.9561	0.0008
	256	0.9557	0.9567	0.9583	0.9557	0.9553	0.9572	0.9562	0.9559	0.9556	0.9563	0.9563	0.0008
2	2	0.9436	0.9431	0.9461	0.9434	0.9449	0.9427	0.9464	0.9422	0.9443	0.9436	0.9440	0.0013
	4	0.9507	0.9513	0.9504	0.9499	0.9505	0.9517	0.9514	0.9510	0.9519	0.9507	0.9509	0.0006
	8	0.9548	0.9547	0.9527	0.9552	0.9540	0.9539	0.9564	0.9542	0.9555	0.9544	0.9546	0.0010
	16	0.9568	0.9555	0.9548	0.9567	0.9553	0.9573	0.9575	0.9550	0.9568	0.9548	0.9560	0.0010
	32	0.9564	0.9568	0.9554	0.9565	0.9561	0.9575	0.9572	0.9568	0.9577	0.9558	0.9566	0.0007
	64	0.9570	0.9568	0.9561	0.9577	0.9564	0.9573	0.9583	0.9566	0.9579	0.9561	0.9570	0.0007
	128	0.9576	0.9571	0.9562	0.9574	0.9565	0.9577	0.9578	0.9571	0.9579	0.9565	0.9572	0.0006
	256	0.9576	0.9571	0.9558	0.9575	0.9567	0.9575	0.9584	0.9568	0.9580	0.9564	0.9572	0.0007
3	2	0.9418	0.9435	0.9430	0.9444	0.9427	0.9465	0.9446	0.9406	0.9431	0.9412	0.9431	0.0017
	4	0.9508	0.9493	0.9513	0.9492	0.9510	0.9521	0.9517	0.9495	0.9514	0.9492	0.9505	0.0011
	8	0.9536	0.9533	0.9531	0.9545	0.9541	0.9554	0.9546	0.9530	0.9533	0.9555	0.9540	0.0009
	16	0.9551	0.9548	0.9550	0.9551	0.9553	0.9567	0.9548	0.9535	0.9550	0.9575	0.9553	0.0010
	32	0.9556	0.9555	0.9556	0.9563	0.9554	0.9569	0.9572	0.9538	0.9555	0.9569	0.9559	0.0010
	64	0.9555	0.9562	0.9557	0.9567	0.9562	0.9575	0.9571	0.9538	0.9559	0.9576	0.9562	0.0011
	128	0.9556	0.9563	0.9558	0.9565	0.9562	0.9580	0.9572	0.9547	0.9558	0.9575	0.9564	0.0010
	256	0.9558	0.9564	0.9560	0.9564	0.9564	0.9575	0.9575	0.9548	0.9562	0.9573	0.9564	0.0008

Çizelge 8. TCP-LightGBM Doğruluk Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	32	0.9182	0.9159	0.9201	0.9158	0.9159	0.9197	0.9150	0.9163	0.9165	0.9179	0.9171	0.0017
	64	0.9302	0.9289	0.9304	0.9269	0.9269	0.9291	0.9281	0.9268	0.9295	0.9295	0.9286	0.0013
	128	0.9385	0.9388	0.9413	0.9378	0.9390	0.9414	0.9383	0.9382	0.9417	0.9396	0.9395	0.0014
	256	0.9459	0.9464	0.9478	0.9448	0.9469	0.9474	0.9468	0.9462	0.9482	0.9470	0.9467	0.0009
	512	0.9515	0.9519	0.9545	0.9516	0.9527	0.9529	0.9514	0.9521	0.9531	0.9518	0.9523	0.0009
	1024	0.9554	0.9559	0.9572	0.9553	0.9558	0.9562	0.9541	0.9554	0.9560	0.9556	0.9557	0.0008
2	32	0.9178	0.9157	0.9139	0.9174	0.9142	0.9128	0.9184	0.9169	0.9175	0.9182	0.9163	0.0019
	64	0.9311	0.9295	0.9268	0.9304	0.9265	0.9270	0.9283	0.9278	0.9297	0.9297	0.9287	0.0015
	128	0.9406	0.9411	0.9381	0.9395	0.9389	0.9383	0.9409	0.9392	0.9398	0.9398	0.9396	0.0010
	256	0.9483	0.9478	0.9454	0.9479	0.9473	0.9462	0.9485	0.9468	0.9485	0.9475	0.9474	0.0010
	512	0.9535	0.9530	0.9507	0.9529	0.9529	0.9520	0.9540	0.9521	0.9528	0.9533	0.9527	0.0009
	1024	0.9567	0.9563	0.9543	0.9574	0.9566	0.9556	0.9571	0.9555	0.9573	0.9566	0.9564	0.0009
3	32	0.9144	0.9143	0.9156	0.9169	0.9170	0.9158	0.9174	0.9177	0.9160	0.9148	0.9160	0.0012
	64	0.9268	0.9292	0.9288	0.9303	0.9303	0.9283	0.9304	0.9279	0.9289	0.9279	0.9289	0.0011
	128	0.9373	0.9406	0.9408	0.9393	0.9410	0.9421	0.9408	0.9379	0.9397	0.9387	0.9398	0.0014
	256	0.9447	0.9477	0.9477	0.9466	0.9476	0.9485	0.9489	0.9459	0.9473	0.9471	0.9472	0.0012
	512	0.9515	0.9524	0.9525	0.9528	0.9531	0.9539	0.9538	0.9519	0.9525	0.9524	0.9527	0.0007
	1024	0.9545	0.9561	0.9557	0.9560	0.9571	0.9579	0.9565	0.9551	0.9563	0.9564	0.9562	0.0009

C. UDP Protokolüne Özgü Botnet Sınıflandırma Modelleri

UDP protokolüne özgü KNN, rastgele orman ve LightGBM algoritmaları ile oluşturulan sınıflandırma modellerinin doğruluk skoru Çizelge 9-11'de gösterilmiştir. Skorların hesaplaması rastgele oluşturulan 3 ayrı veri seti(küme) üzerinde yapılmıştır. Bu veri setleri üzerinde 10 kat çapraz doğrulma yöntemi kullanılarak, veri seti 10 eşit parçaya bölünmüştür. Parçalardan 1 tanesi doğrulama için ayrılırken, kalan 9 parça eğitim için kullanılmıştır.

UDP protokolüne özgü geliştirilen modellerde gözlemlenen en yüksek doğruluk skorları KNN sınıflandırma algoritmasında %94.28, rastgele orman algoritmasında %96.07 LightGBM algoritmasında ise %96.04 olarak gözlemlenmiştir. Her ne kadar dengeli veri setlerinde doğruluk skorlarına bakmanın yeterli olabileceği düşünülse de sonuçların doğrulanması açısından diğer ölçütlere de çalışmada yer verilmiştir. Bu nedenle kesinlik, duyarlılık ve F1 skorları Çizelge 34-45'de sunulmuştur.

Model performanslarının karşılaştırılabilmesi için öncelikli olarak, bu modellerdeki algoritmaların optimum öngörücü sayılarının belirlenmesi gerekir. Optimum öngörücü sayısı, öngörücü sayısını artırmanın algoritmanın sınıflandırma yani tahmin performansında artık kaydadeğer bir artışa katkıda bulunmadığı veya daha fazla artırmanın tahmin performansını düşürdüğü sayıdır.

Bu sayı her algoritma için belirlendikten sonra, artık sınıflandırma algoritmalarının eğitim süreleri ve değerlendirme (performans) ölçütleri birbirleriyle kıyaslanabilir ve geliştirilen model için en uygun sınıflandırma algoritması seçilebilir. Optimum öngörücü sayısını bulmak için KNN algoritmasında komşu sayısı olarak 1, 3, 5, 7, 9 ve 11 kullanılmıştır. Rastgele orman algoritmasında ağaç sayısı olarak 2, 4, 8, 16, 32, 64, 128 ve 256, LightGBM algoritmasında ise 32, 64, 128, 256, 512 ve 1024 kullanılmıştır.

UDP modeline özgü geliştirilen modellerdeki optimum öngörücü sayıları, KNN algoritması için 5 (komşu sayısı), rastgele orman algoritması için 16 (ağaç), LightGBM için 512 (ağaç) olduğu gözlemlenmiştir.

Çizelge 9. UDP-KNN Doğruluk Sonuçları

		Kat											
Küme	**Komşu**	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**	**8**	**9**	**10**	**Ortalama**	**Standart Sapma**
1	1	0.9313	0.9313	0.9338	0.9306	0.9294	0.9289	0.9296	0.9317	0.9298	0.9297	0.9306	0.0014
	3	0.9405	0.9426	0.9417	0.9390	0.9404	0.9386	0.9389	0.9408	0.9387	0.9405	0.9402	0.0013
	5	0.9418	0.9426	0.9416	0.9384	0.9405	0.9406	0.9408	0.9406	0.9385	0.9403	0.9406	0.0013
	7	0.9410	0.9424	0.9396	0.9384	0.9397	0.9397	0.9391	0.9384	0.9369	0.9401	0.9395	0.0014
	9	0.9400	0.9412	0.9382	0.9371	0.9390	0.9384	0.9384	0.9381	0.9365	0.9388	0.9386	0.0013
	11	0.9389	0.9396	0.9364	0.9366	0.9371	0.9370	0.9370	0.9359	0.9357	0.9378	0.9372	0.0012
2	1	0.9276	0.9281	0.9295	0.9320	0.9305	0.9286	0.9267	0.9312	0.9298	0.9316	0.9296	0.0017
	3	0.9397	0.9385	0.9393	0.9428	0.9391	0.9397	0.9376	0.9398	0.9389	0.9400	0.9395	0.0013
	5	0.9411	0.9376	0.9395	0.9420	0.9401	0.9406	0.9386	0.9398	0.9394	0.9418	0.9400	0.0013
	7	0.9415	0.9383	0.9395	0.9401	0.9387	0.9402	0.9390	0.9410	0.9395	0.9399	0.9398	0.0009
	9	0.9396	0.9370	0.9385	0.9398	0.9372	0.9384	0.9384	0.9395	0.9381	0.9395	0.9386	0.0009
	11	0.9381	0.9345	0.9368	0.9380	0.9361	0.9376	0.9366	0.9375	0.9363	0.9391	0.9371	0.0012
3	1	0.9274	0.9262	0.9241	0.9253	0.9289	0.9299	0.9269	0.9301	0.9295	0.9281	0.9276	0.0019
	3	0.9400	0.9359	0.9352	0.9370	0.9370	0.9393	0.9380	0.9390	0.9375	0.9355	0.9374	0.0016
	5	0.9384	0.9364	0.9356	0.9357	0.9377	0.9392	0.9379	0.9388	0.9396	0.9345	0.9374	0.0016
	7	0.9370	0.9355	0.9341	0.9354	0.9364	0.9388	0.9370	0.9378	0.9383	0.9341	0.9364	0.0016
	9	0.9359	0.9342	0.9332	0.9335	0.9359	0.9373	0.9350	0.9352	0.9372	0.9327	0.9350	0.0015
	11	0.9352	0.9330	0.9328	0.9325	0.9354	0.9360	0.9354	0.9344	0.9370	0.9314	0.9343	0.0017

Çizelge 10. UDP- Rastgele Orman Doğruluk Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	2	0.9280	0.9335	0.9354	0.9291	0.9334	0.9319	0.9306	0.9291	0.9327	0.9305	0.9314	0.0022
	4	0.9485	0.9490	0.9478	0.9476	0.9486	0.9453	0.9470	0.9491	0.9463	0.9446	0.9474	0.0015
	8	0.9549	0.9560	0.9562	0.9532	0.9543	0.9520	0.9528	0.9535	0.9530	0.9548	0.9541	0.0013
	16	0.9572	0.9575	0.9572	0.9571	0.9561	0.9554	0.9551	0.9545	0.9554	0.9571	0.9563	0.0010
	32	0.9573	0.9593	0.9593	0.9573	0.9577	0.9565	0.9564	0.9565	0.9566	0.9584	0.9575	0.0011
	64	0.9574	0.9595	0.9587	0.9578	0.9577	0.9572	0.9573	0.9570	0.9570	0.9588	0.9578	0.0008
	128	0.9576	0.9600	0.9593	0.9579	0.9582	0.9578	0.9568	0.9579	0.9573	0.9586	0.9581	0.0009
	256	0.9581	0.9602	0.9590	0.9578	0.9585	0.9579	0.9572	0.9577	0.9577	0.9592	0.9583	0.0009
2	2	0.9282	0.9310	0.9285	0.9308	0.9335	0.9351	0.9341	0.9301	0.9319	0.9366	0.9320	0.0026
	4	0.9460	0.9460	0.9480	0.9485	0.9494	0.9465	0.9471	0.9445	0.9474	0.9474	0.9471	0.0013
	8	0.9548	0.9533	0.9530	0.9546	0.9562	0.9536	0.9525	0.9548	0.9552	0.9538	0.9542	0.0011
	16	0.9570	0.9554	0.9555	0.9554	0.9565	0.9575	0.9559	0.9569	0.9570	0.9580	0.9565	0.0009
	32	0.9577	0.9577	0.9556	0.9579	0.9590	0.9582	0.9562	0.9582	0.9582	0.9597	0.9578	0.0011
	64	0.9577	0.9583	0.9580	0.9566	0.9584	0.9594	0.9561	0.9582	0.9579	0.9605	0.9581	0.0012
	128	0.9590	0.9591	0.9580	0.9582	0.9587	0.9590	0.9567	0.9584	0.9588	0.9605	0.9586	0.0009
	256	0.9582	0.9590	0.9578	0.9576	0.9593	0.9595	0.9569	0.9585	0.9587	0.9593	0.9585	0.0008
3	2	0.9321	0.9343	0.9311	0.9354	0.9319	0.9330	0.9318	0.9340	0.9295	0.9277	0.9321	0.0022
	4	0.9473	0.9462	0.9451	0.9490	0.9480	0.9513	0.9466	0.9477	0.9491	0.9468	0.9477	0.0017
	8	0.9537	0.9528	0.9510	0.9505	0.9543	0.9547	0.9556	0.9551	0.9564	0.9536	0.9538	0.0018
	16	0.9547	0.9555	0.9540	0.9549	0.9586	0.9586	0.9566	0.9574	0.9579	0.9543	0.9563	0.0017
	32	0.9572	0.9566	0.9554	0.9573	0.9586	0.9588	0.9567	0.9588	0.9586	0.9562	0.9574	0.0012
	64	0.9584	0.9565	0.9560	0.9578	0.9587	0.9596	0.9575	0.9593	0.9593	0.9570	0.9580	0.0012
	128	0.9577	0.9567	0.9573	0.9578	0.9592	0.9607	0.9577	0.9598	0.9598	0.9565	0.9583	0.0014
	256	0.9579	0.9569	0.9566	0.9579	0.9593	0.9603	0.9576	0.9599	0.9599	0.9571	0.9583	0.0013

Çizelge 11. UDP-LightGBM Doğruluk Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	32	0.9272	0.9317	0.9277	0.9248	0.9283	0.9251	0.9252	0.9263	0.9256	0.9280	0.9270	0.0020
	64	0.9393	0.9410	0.9401	0.9355	0.9383	0.9365	0.9368	0.9388	0.9363	0.9392	0.9382	0.0017
	128	0.9456	0.9473	0.9478	0.9437	0.9458	0.9454	0.9429	0.9456	0.9445	0.9470	0.9456	0.0015
	256	0.9511	0.9533	0.9533	0.9492	0.9515	0.9510	0.9488	0.9510	0.9504	0.9517	0.9511	0.0014
	512	0.9545	0.9578	0.9562	0.9535	0.9549	0.9551	0.9537	0.9553	0.9550	0.9549	0.9551	0.0011
	1024	0.9576	0.9604	0.9584	0.9571	0.9574	0.9573	0.9571	0.9574	0.9572	0.9582	0.9578	0.0010
2	32	0.9270	0.9218	0.9258	0.9292	0.9247	0.9278	0.9240	0.9269	0.9241	0.9283	0.9259	0.0022
	64	0.9381	0.9342	0.9378	0.9395	0.9375	0.9385	0.9362	0.9382	0.9362	0.9381	0.9374	0.0014
	128	0.9461	0.9428	0.9452	0.9470	0.9461	0.9467	0.9453	0.9468	0.9444	0.9456	0.9456	0.0012
	256	0.9520	0.9488	0.9505	0.9517	0.9529	0.9516	0.9512	0.9515	0.9500	0.9514	0.9512	0.0011
	512	0.9561	0.9530	0.9551	0.9556	0.9570	0.9560	0.9542	0.9560	0.9547	0.9555	0.9553	0.0011
	1024	0.9586	0.9568	0.9573	0.9581	0.9597	0.9588	0.9576	0.9584	0.9571	0.9584	0.9581	0.0008
3	32	0.9268	0.9271	0.9234	0.9245	0.9272	0.9254	0.9252	0.9268	0.9280	0.9250	0.9259	0.0014
	64	0.9377	0.9375	0.9363	0.9367	0.9398	0.9377	0.9387	0.9390	0.9398	0.9369	0.9380	0.0012
	128	0.9463	0.9465	0.9448	0.9452	0.9473	0.9455	0.9472	0.9466	0.9474	0.9444	0.9461	0.0010
	256	0.9527	0.9509	0.9513	0.9503	0.9524	0.9525	0.9525	0.9523	0.9533	0.9507	0.9519	0.0009
	512	0.9569	0.9549	0.9548	0.9548	0.9561	0.9574	0.9576	0.9560	0.9570	0.9536	0.9559	0.0013
	1024	0.9594	0.9573	0.9561	0.9574	0.9588	0.9595	0.9600	0.9592	0.9599	0.9556	0.9583	0.0015

D. ICMP Protokolüne Özgü Botnet Sınıflandırma Modelleri

ICMP protokolüne özgü KNN, rastgele orman ve LightGBM algoritmaları ile oluşturulan sınıflandırma modellerinin doğruluk skoru Çizelge 12-14'de

gösterilmiştir. Skorların hesaplaması rastgele oluşturulan 3 ayrı veri seti(küme) üzerinde yapılmıştır. Bu veri setleri üzerinde 10 kat çapraz doğrulma yöntemi kullanılarak, veri seti 10 eşit parçaya bölünmüştür. Parçalardan 1 tanesi doğrulama için ayrılırken, kalan 9 parça eğitim için kullanılmıştır.

ICMP protokolüne özgü geliştirilen modellerde gözlemlenen en yüksek doğruluk skorları KNN sınıflandırma algoritmasında %99.72, rastgele orman algoritmasında %99.98, LightGBM algoritmasında ise %99.98 olarak gözlemlenmiştir. Her ne kadar dengeli veri setlerinde doğruluk skorlarına bakmanın yeterli olabileceği düşünülse de sonuçların doğrulanması açısından diğer ölçütlere de çalışmada yer verilmiştir. Bu nedenle kesinlik, duyarlılık ve F1 skorları Çizelge 46-57'de sunulmuştur.

Model performanslarının karşılaştırılabilmesi için öncelikli olarak, bu modellerdeki algoritmaların optimum öngörücü sayılarının belirlenmesi gerekir. Optimum öngörücü sayısı, öngörücü sayısını artırmanın algoritmanın sınıflandırma yani tahmin performansında artık kaydadeğer bir artışa katkıda bulunmadığı veya daha fazla artırmanın tahmin performansını düşürdüğü sayıdır. Bu sayı her algoritma için belirlendikten sonra, artık sınıflandırma algoritmalarının eğitim süreleri ve değerlendirme (performans) ölçütleri birbirleriyle kıyaslanabilir ve geliştirilen model için en uygun sınıflandırma algoritması seçilebilir. Optimum öngörücü sayısını bulmak için KNN algoritmasında komşu sayısı olarak 1, 3, 5, 7, 9 ve 11 kullanılmıştır. Rastgele orman algoritmasında ağaç sayısı olarak 2, 4, 8, 16, 32, 64, 128 ve 256, LightGBM algoritmasında ise 32, 64, 128, 256, 512 ve 1024 kullanılmıştır.

ICMP modeline özgü geliştirilen modellerdek optimum öngörücü sayıları, KNN algoritması için 1 (komşu sayısı), rastgele orman algoritması için 8 (ağaç), LightGBM için 64 (ağaç) olduğu gözlemlenmiştir

Çizelge 12. ICMP-KNN Doğruluk Sonuçları

Küme	Komşu	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	1	0.9959	0.9968	0.9964	0.9971	0.9968	0.9970	0.9970	0.9964	0.9966	0.9965	0.9966	0.0003
	3	0.9950	0.9956	0.9962	0.9968	0.9964	0.9963	0.9963	0.9960	0.9965	0.9958	0.9961	0.0005
	5	0.9946	0.9950	0.9959	0.9957	0.9956	0.9956	0.9957	0.9954	0.9958	0.9949	0.9954	0.0004
	7	0.9937	0.9944	0.9948	0.9954	0.9949	0.9953	0.9950	0.9945	0.9951	0.9940	0.9947	0.0005
	9	0.9935	0.9940	0.9943	0.9948	0.9946	0.9950	0.9944	0.9936	0.9945	0.9938	0.9942	0.0005
	11	0.9931	0.9936	0.9938	0.9944	0.9942	0.9943	0.9943	0.9937	0.9940	0.9934	0.9939	0.0004
2	1	0.9966	0.9965	0.9967	0.9960	0.9966	0.9970	0.9966	0.9967	0.9960	0.9969	0.9966	0.0003
	3	0.9960	0.9959	0.9965	0.9963	0.9960	0.9959	0.9962	0.9958	0.9958	0.9966	0.9961	0.0003
	5	0.9954	0.9952	0.9957	0.9960	0.9955	0.9954	0.9959	0.9955	0.9953	0.9959	0.9956	0.0003
	7	0.9948	0.9940	0.9951	0.9958	0.9951	0.9950	0.9953	0.9951	0.9942	0.9953	0.9950	0.0005
	9	0.9943	0.9936	0.9947	0.9955	0.9944	0.9947	0.9949	0.9943	0.9941	0.9950	0.9945	0.0005
	11	0.9936	0.9932	0.9943	0.9947	0.9938	0.9940	0.9944	0.9937	0.9935	0.9944	0.9940	0.0005
3	1	0.9971	0.9961	0.9972	0.9970	0.9963	0.9969	0.9966	0.9967	0.9963	0.9971	0.9967	0.0004
	3	0.9965	0.9951	0.9963	0.9967	0.9960	0.9964	0.9963	0.9964	0.9959	0.9966	0.9962	0.0004
	5	0.9956	0.9942	0.9960	0.9958	0.9953	0.9959	0.9957	0.9954	0.9946	0.9960	0.9955	0.0006
	7	0.9950	0.9941	0.9955	0.9946	0.9947	0.9951	0.9947	0.9950	0.9947	0.9955	0.9949	0.0004
	9	0.9944	0.9938	0.9945	0.9938	0.9945	0.9946	0.9941	0.9945	0.9942	0.9950	0.9943	0.0004
	11	0.9938	0.9930	0.9941	0.9932	0.9937	0.9943	0.9938	0.9941	0.9937	0.9943	0.9938	0.0004

Çizelge 13. ICMP- Rastgele Orman Doğruluk Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	2	0.9990	0.9993	0.9993	0.9992	0.9997	0.9993	0.9993	0.9993	0.9995	0.9996	0.9993	0.0002
	4	0.9990	0.9993	0.9993	0.9993	0.9996	0.9994	0.9996	0.9994	0.9994	0.9997	0.9994	0.0002
	8	0.9993	0.9996	0.9993	0.9995	0.9997	0.9996	0.9994	0.9995	0.9994	0.9997	0.9995	0.0001
	16	0.9993	0.9995	0.9993	0.9994	0.9997	0.9995	0.9995	0.9996	0.9994	0.9997	0.9995	0.0001
	32	0.9992	0.9995	0.9993	0.9995	0.9997	0.9995	0.9994	0.9995	0.9993	0.9997	0.9995	0.0001
	64	0.9993	0.9995	0.9993	0.9994	0.9997	0.9994	0.9995	0.9995	0.9994	0.9997	0.9995	0.0001
	128	0.9993	0.9995	0.9993	0.9995	0.9997	0.9995	0.9995	0.9995	0.9993	0.9997	0.9995	0.0001
	256	0.9993	0.9995	0.9994	0.9995	0.9997	0.9995	0.9994	0.9996	0.9994	0.9997	0.9995	0.0001
2	2	0.9993	0.9995	0.9993	0.9993	0.9995	0.9996	0.9995	0.9991	0.9996	0.9993	0.9994	0.0001
	4	0.9995	0.9992	0.9994	0.9994	0.9994	0.9996	0.9993	0.9993	0.9997	0.9993	0.9994	0.0002
	8	0.9997	0.9995	0.9995	0.9996	0.9996	0.9994	0.9994	0.9992	0.9997	0.9993	0.9995	0.0002
	16	0.9997	0.9994	0.9993	0.9995	0.9996	0.9996	0.9994	0.9993	0.9998	0.9993	0.9995	0.0001
	32	0.9997	0.9994	0.9993	0.9995	0.9994	0.9995	0.9993	0.9994	0.9998	0.9994	0.9995	0.0001
	64	0.9997	0.9994	0.9994	0.9996	0.9995	0.9995	0.9994	0.9992	0.9998	0.9993	0.9995	0.0002
	128	0.9997	0.9993	0.9994	0.9996	0.9995	0.9996	0.9994	0.9992	0.9998	0.9993	0.9995	0.0002
	256	0.9997	0.9993	0.9993	0.9995	0.9995	0.9996	0.9993	0.9993	0.9998	0.9993	0.9995	0.0002
3	2	0.9993	0.9992	0.9996	0.9996	0.9997	0.9996	0.9993	0.9995	0.9987	0.9996	0.9994	0.0003
	4	0.9993	0.9990	0.9994	0.9997	0.9997	0.9996	0.9995	0.9996	0.9989	0.9997	0.9994	0.0003
	8	0.9995	0.9991	0.9995	0.9997	0.9996	0.9996	0.9994	0.9996	0.9991	0.9996	0.9995	0.0002
	16	0.9994	0.9992	0.9995	0.9997	0.9997	0.9997	0.9995	0.9996	0.9991	0.9997	0.9995	0.0002
	32	0.9993	0.9991	0.9995	0.9997	0.9997	0.9997	0.9994	0.9995	0.9990	0.9997	0.9995	0.0002
	64	0.9994	0.9991	0.9994	0.9997	0.9997	0.9997	0.9995	0.9996	0.9991	0.9996	0.9995	0.0002
	128	0.9994	0.9991	0.9995	0.9997	0.9997	0.9997	0.9995	0.9996	0.9991	0.9997	0.9995	0.0002
	256	0.9994	0.9991	0.9995	0.9997	0.9997	0.9997	0.9995	0.9996	0.9991	0.9996	0.9995	0.0002

Çizelge 14. ICMP-LightGBM Doğruluk Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat 1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Ortalama	Standart Sapma
1	32	0.9989	0.9991	0.9993	0.9993	0.9995	0.9995	0.9993	0.9992	0.9993	0.9995	0.9993	0.0002
	64	0.9990	0.9993	0.9994	0.9995	0.9996	0.9995	0.9994	0.9993	0.9993	0.9997	0.9994	0.0002
	128	0.9988	0.9993	0.9994	0.9995	0.9996	0.9996	0.9995	0.9994	0.9993	0.9996	0.9994	0.0002
	256	0.9989	0.9992	0.9994	0.9995	0.9996	0.9995	0.9995	0.9994	0.9993	0.9996	0.9994	0.0002
	512	0.9989	0.9992	0.9993	0.9995	0.9996	0.9995	0.9995	0.9994	0.9994	0.9995	0.9994	0.0002
	1024	0.9989	0.9993	0.9993	0.9995	0.9996	0.9995	0.9995	0.9994	0.9994	0.9996	0.9994	0.0002
2	32	0.9994	0.9991	0.9992	0.9995	0.9993	0.9991	0.9992	0.9990	0.9995	0.9991	0.9992	0.0002
	64	0.9994	0.9992	0.9991	0.9996	0.9994	0.9993	0.9994	0.9992	0.9996	0.9992	0.9993	0.0002
	128	0.9993	0.9993	0.9992	0.9996	0.9994	0.9994	0.9995	0.9993	0.9998	0.9990	0.9994	0.0002
	256	0.9993	0.9994	0.9992	0.9996	0.9995	0.9994	0.9994	0.9993	0.9998	0.9991	0.9994	0.0002
	512	0.9993	0.9994	0.9991	0.9996	0.9995	0.9995	0.9994	0.9993	0.9998	0.9991	0.9994	0.0002
	1024	0.9993	0.9994	0.9991	0.9996	0.9994	0.9995	0.9994	0.9993	0.9998	0.9991	0.9994	0.0002
3	32	0.9993	0.9988	0.9994	0.9992	0.9993	0.9994	0.9993	0.9993	0.9990	0.9993	0.9992	0.0002
	64	0.9995	0.9990	0.9995	0.9994	0.9996	0.9995	0.9994	0.9994	0.9990	0.9994	0.9994	0.0002
	128	0.9995	0.9990	0.9995	0.9995	0.9996	0.9996	0.9995	0.9993	0.9989	0.9994	0.9994	0.0002
	256	0.9994	0.9990	0.9994	0.9995	0.9996	0.9996	0.9995	0.9994	0.9989	0.9995	0.9994	0.0002
	512	0.9994	0.9990	0.9994	0.9995	0.9996	0.9996	0.9994	0.9994	0.9988	0.9995	0.9994	0.0002
	1024	0.9994	0.9990	0.9994	0.9995	0.9996	0.9996	0.9994	0.9993	0.9988	0.9995	0.9994	0.0002

E. Protokole Özgü Olmayan Genel Botnet Sınıflandırma Modelleri

Protokol ayrımı olmaksızın, TCP, UDP ve ICMP veri setlerinin birleşiminden oluşan veri setleri üzerinde KNN, rastgele orman ve LightGBM algoritmaları ile oluşturulan sınıflandırma modellerinin doğruluk skoru Çizelge 15-17'de gösterilmiştir. Skorların hesaplaması rastgele oluşturulan 3 ayrı veri seti(küme) üzerinde yapılmıştır. Bu veri setleri üzerinde 10 kat çapraz doğrulma yöntemi kullanılarak, veri seti 10 eşit parçaya bölünmüştür. Parçalardan 1 tanesi doğrulama için ayrılırken, kalan 9 parça eğitim için kullanılmıştır.

Oluşturulan modellerde gözlemlenen en yüksek doğruluk skorları KNN sınıflandırma algoritmasında %92.74, rastgele orman algoritmasında %96.72, LightGBM algoritmasında ise %96.29 olarak gözlemlenmiştir. Her ne kadar dengeli veri setlerinde doğruluk skorlarına bakmanın yeterli olabileceği düşünülse de sonuçların doğrulanması açısından diğer ölçütlere de çalışmada yer verilmiştir. Bu nedenle kesinlik, duyarlılık ve F1 skorları Çizelge 58-69 'da sunulmuştur.

Model performanslarının karşılaştırılabilmesi için öncelikli olarak, bu modellerdeki algoritmaların optimum öngörücü sayılarının belirlenmesi gerekir. Optimum öngörücü sayısı, öngörücü sayısını artırmanın algoritmanın

sınıflandırma yani tahmin performansında artık kaydadeğer bir artışa katkıda bulunmadığı veya daha fazla artırmanın tahmin performansını düşürdüğü sayıdır. Bu sayı her algoritma için belirlendikten sonra, artık sınıflandırma algoritmalarının eğitim süreleri ve değerlendirme (performans) ölçütleri birbirleriyle kıyaslanabilir ve geliştirilen model için en uygun sınıflandırma algoritması seçilebilir. Optimum öngörücü sayısını bulmak için KNN algoritmasında komşu sayısı olarak 1, 3, 5, 7, 9 ve 11 kullanılmıştır. Rastgele orman algoritmasında ağaç sayısı olarak 2, 4, 8, 16, 32, 64, 128 ve 256, LightGBM algoritmasında ise 32, 64, 128, 256, 512 ve 1024 kullanılmıştır.

Her üç protokolü içeren veri setleri üzerinde geliştirilen modellerin optimum öngörücü sayıları, KNN algoritması için 5 (komşu sayısı), rastgele orman algoritması için 16 (ağaç), LightGBM için 512 (ağaç) olduğu gözlemlenmiştir.

Çizelge 15. Genel Model-KNN Doğruluk Sonuçları

		Kat											
Küme	**Komşu**	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**	**8**	**9**	**10**	**Ortalama**	**Standart Sapma**
1	1	0.9087	0.9139	0.8808	0.9140	0.9140	0.9142	0.9135	0.9153	0.9144	0.9146	0.9103	0.0100
	3	0.9221	0.9205	0.8881	0.9208	0.9224	0.9206	0.9201	0.9218	0.9211	0.9216	0.9179	0.0100
	5	0.9224	0.9207	0.9200	0.9211	0.9217	0.9215	0.9207	0.9227	0.9222	0.9224	0.9215	0.0008
	7	0.9217	0.9195	0.9195	0.9201	0.9210	0.9208	0.9203	0.9212	0.9210	0.9217	0.9207	0.0008
	9	0.9203	0.9189	0.9187	0.9193	0.9200	0.9194	0.9189	0.9201	0.9197	0.9205	0.9196	0.0006
	11	0.9191	0.9176	0.9172	0.9189	0.9188	0.9182	0.9176	0.9191	0.9182	0.9195	0.9184	0.0007
2	1	0.8824	0.9130	0.9139	0.9120	0.9122	0.8814	0.9144	0.9139	0.9130	0.9132	0.9069	0.0125
	3	0.9210	0.9207	0.9206	0.9206	0.9191	0.9189	0.9213	0.9206	0.9208	0.9201	0.9204	0.0008
	5	0.9211	0.9206	0.9208	0.9205	0.9198	0.9195	0.9217	0.9207	0.9212	0.9199	0.9206	0.0006
	7	0.9201	0.9195	0.9210	0.9197	0.9201	0.9198	0.9211	0.9206	0.9204	0.9199	0.9202	0.0005
	9	0.9187	0.9191	0.9188	0.9193	0.9195	0.9187	0.9203	0.9202	0.9190	0.9186	0.9192	0.0006
	11	0.9179	0.9187	0.9178	0.9185	0.9190	0.9180	0.9191	0.9187	0.9186	0.9177	0.9184	0.0005
3	1	0.9171	0.9178	0.9186	0.9172	0.9188	0.9190	0.9178	0.9185	0.9173	0.9173	0.9179	0.0007
	3	0.9252	0.9240	0.9245	0.9241	0.9264	0.9261	0.9239	0.9270	0.9246	0.9257	0.9251	0.0010
	5	0.9251	0.9244	0.9261	0.9249	0.9270	0.9270	0.9249	0.9274	0.9257	0.9253	0.9258	0.0010
	7	0.9244	0.9242	0.9258	0.9237	0.9257	0.9260	0.9240	0.9266	0.9248	0.9239	0.9249	0.0010
	9	0.9235	0.9225	0.9247	0.9230	0.9253	0.9257	0.9230	0.9252	0.9237	0.9229	0.9239	0.0011
	11	0.9226	0.9218	0.9232	0.9219	0.9241	0.9247	0.9224	0.9234	0.9236	0.9219	0.9230	0.0010

Çizelge 16. Genel Model- Rastgele Orman Doğruluk Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat 1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Ortalama	Standart Sapma
1	2	0.9510	0.9528	0.9514	0.9502	0.9502	0.9509	0.9502	0.9511	0.9493	0.9530	0.9510	0.0011
	4	0.9593	0.9592	0.9582	0.9587	0.9606	0.9593	0.9588	0.9592	0.9597	0.9596	0.9593	0.0006
	8	0.9627	0.9634	0.9628	0.9624	0.9641	0.9631	0.9619	0.9630	0.9640	0.9637	0.9631	0.0007
	16	0.9636	0.9650	0.9639	0.9642	0.9656	0.9643	0.9641	0.9646	0.9644	0.9650	0.9645	0.0006
	32	0.9646	0.9656	0.9644	0.9652	0.9662	0.9655	0.9643	0.9648	0.9654	0.9664	0.9652	0.0007
	64	0.9650	0.9662	0.9649	0.9651	0.9666	0.9657	0.9649	0.9653	0.9658	0.9665	0.9656	0.0006
	128	0.9648	0.9666	0.9650	0.9655	0.9668	0.9657	0.9650	0.9657	0.9657	0.9667	0.9657	0.0007
	256	0.9650	0.9668	0.9651	0.9656	0.9670	0.9659	0.9654	0.9656	0.9660	0.9668	0.9659	0.0007
2	2	0.9531	0.9531	0.9528	0.9512	0.9512	0.9513	0.9516	0.9522	0.9524	0.9524	0.9521	0.0007
	4	0.9596	0.9602	0.9595	0.9591	0.9596	0.9605	0.9606	0.9598	0.9592	0.9597	0.9598	0.0005
	8	0.9623	0.9643	0.9632	0.9628	0.9628	0.9637	0.9638	0.9638	0.9633	0.9629	0.9633	0.0006
	16	0.9645	0.9658	0.9652	0.9647	0.9650	0.9649	0.9653	0.9643	0.9652	0.9639	0.9649	0.0005
	32	0.9650	0.9660	0.9658	0.9656	0.9661	0.9656	0.9665	0.9651	0.9656	0.9649	0.9656	0.0005
	64	0.9653	0.9662	0.9659	0.9659	0.9663	0.9653	0.9671	0.9659	0.9664	0.9653	0.9660	0.0005
	128	0.9656	0.9665	0.9663	0.9658	0.9663	0.9661	0.9672	0.9660	0.9664	0.9652	0.9661	0.0005
	256	0.9655	0.9668	0.9664	0.9658	0.9666	0.9660	0.9671	0.9665	0.9664	0.9655	0.9662	0.0005
3	2	0.9527	0.9500	0.9504	0.9489	0.9509	0.9531	0.9535	0.9517	0.9497	0.9506	0.9511	0.0015
	4	0.9608	0.9590	0.9593	0.9599	0.9594	0.9605	0.9601	0.9608	0.9582	0.9580	0.9596	0.0009
	8	0.9628	0.9628	0.9627	0.9616	0.9631	0.9643	0.9645	0.9638	0.9625	0.9621	0.9630	0.0009
	16	0.9647	0.9652	0.9646	0.9636	0.9654	0.9656	0.9649	0.9653	0.9646	0.9636	0.9647	0.0007
	32	0.9655	0.9653	0.9654	0.9645	0.9652	0.9663	0.9655	0.9663	0.9651	0.9643	0.9653	0.0006
	64	0.9662	0.9657	0.9654	0.9641	0.9659	0.9663	0.9660	0.9659	0.9652	0.9643	0.9655	0.0007
	128	0.9662	0.9657	0.9655	0.9645	0.9660	0.9670	0.9663	0.9665	0.9655	0.9646	0.9658	0.0008
	256	0.9664	0.9658	0.9656	0.9646	0.9661	0.9668	0.9665	0.9664	0.9656	0.9648	0.9659	0.0007

Çizelge 17. Genel Model-LightGBM Doğruluk Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat 1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Ortalama	Standart Sapma
1	32	0.9236	0.9216	0.9212	0.9244	0.9229	0.9224	0.9211	0.9219	0.9242	0.9236	0.9227	0.0012
	64	0.9333	0.9320	0.9319	0.9335	0.9339	0.9327	0.9333	0.9330	0.9352	0.9338	0.9332	0.0009
	128	0.9435	0.9442	0.9425	0.9441	0.9444	0.9435	0.9422	0.9436	0.9451	0.9454	0.9438	0.0010
	256	0.9509	0.9513	0.9513	0.9522	0.9525	0.9514	0.9507	0.9525	0.9527	0.9530	0.9518	0.0008
	512	0.9571	0.9576	0.9573	0.9582	0.9581	0.9574	0.9574	0.9572	0.9578	0.9587	0.9577	0.0005
	1024	0.9612	0.9613	0.9607	0.9619	0.9622	0.9610	0.9609	0.9609	0.9613	0.9621	0.9613	0.0005
2	32	0.9219	0.9239	0.9238	0.9226	0.9226	0.9201	0.9227	0.9210	0.9232	0.9218	0.9224	0.0012
	64	0.9328	0.9339	0.9332	0.9325	0.9343	0.9327	0.9337	0.9323	0.9336	0.9317	0.9331	0.0008
	128	0.9444	0.9435	0.9432	0.9427	0.9442	0.9436	0.9453	0.9431	0.9441	0.9425	0.9437	0.0008
	256	0.9516	0.9525	0.9514	0.9512	0.9518	0.9507	0.9530	0.9518	0.9520	0.9514	0.9517	0.0006
	512	0.9580	0.9583	0.9573	0.9567	0.9571	0.9571	0.9587	0.9573	0.9580	0.9569	0.9575	0.0006
	1024	0.9612	0.9622	0.9604	0.9608	0.9613	0.9613	0.9621	0.9611	0.9622	0.9608	0.9613	0.0006
3	32	0.9238	0.9227	0.9206	0.9211	0.9250	0.9230	0.9231	0.9234	0.9240	0.9230	0.9230	0.0012
	64	0.9342	0.9320	0.9329	0.9329	0.9345	0.9331	0.9332	0.9336	0.9327	0.9338	0.9333	0.0007
	128	0.9435	0.9425	0.9435	0.9427	0.9443	0.9433	0.9434	0.9445	0.9434	0.9440	0.9435	0.0006
	256	0.9515	0.9519	0.9527	0.9503	0.9522	0.9526	0.9522	0.9526	0.9525	0.9519	0.9520	0.0007
	512	0.9581	0.9580	0.9585	0.9561	0.9575	0.9587	0.9579	0.9577	0.9580	0.9579	0.9578	0.0007
	1024	0.9618	0.9618	0.9617	0.9599	0.9614	0.9629	0.9618	0.9613	0.9618	0.9614	0.9616	0.0007

F. Algoritmaların Eğitim Sürelerinin Hesaplanması

Daha önce belirtildiği üzere botnetlerin algılama modellerinin eğitim sürelerinin karşılaştırılabilmesi için öncelikli olarak optimum öngörücü

sayılarının belirlenmesi gerekmektedir. Optimum öngörücü sayıları belirlendikten sonra oluşturulacak sınıflandırma modellerinin eğitim süreleri karşılaştırılabilir. Ancak modellerin eğitim süreleri, üzerinde çalıştıkları bilgisayarlara göre değişim göstermektedir. İşlemci sayısı fazla olan, yeni işlemcilere ve yüksek belleğe sahip bilgisayarlardaki eğitim süresi, işlemci sayısı az olan, eski işlemcilere ve az belleğe sahip olan bilgisayarlara göre daha az sürecektir. Bu sebeple yapılan çalışmada eğitim süreleri, birim zaman olarak gösterilmiştir. En yüksek eğitim süresine sahip olan modelin süresi 1 ile gösterilip, diğer modellerin süresi buna göre ölçeklendirilmiştir. Eğitim sürelerinin ölçüleceği bilgisayarlardaki olası hatalara karşı, her model 3 kez eğitilerek eğitim sürelerinin ortalamaları alınmıştır. Eğitim sürelerinin karşılaştırılması bir sonraki bölümde detaylı olarak anlatılmıştır.

G. Sonuçların Değerlendirilmesi

Geliştirilen botnet tespit modeline en uygun sınıflandırma algoritmasının doğru belirlenebilmesi için iki önemli kriter vardır. Bunlar, her bir algoritmaların toplam eğitim süresi ve doğruluk, kesinlik, duyarlılık gibi değerlendirme ölçütlerinde elde ettiği skorlardır.

Her algoritma için, öncelikli olarak optimum tahminci sayılarının belirlenmesi gerekir. Optimum öngörücü sayısı, öngörücü sayısını artırmanın algoritmanın sınıflandırma yani tahmin performansında artık kaydadeğer bir artışa katkıda bulunmadığı veya daha fazla artırmanın tahmin performansını düşürdüğü sayıdır. Bu sayı her algoritma için belirlendikten sonra, artık sınıflandırma algoritmalarının eğitim süreleri ve değerlendirme (performans) ölçütleri birbirleriyle kıyaslanabilir ve geliştirilen model için en uygun sınıflandırma algoritması seçilebilir.

Hatırlanacağı üzere bu çalışmada, öncelikle dengesiz bir veri seti olan CTU-13 veri seti undersampling yöntemiyle dengelenmiş ve üç farklı dengeli veri seti oluşturulmuştur (Küme- 1, 2 ve 3). Ayrıca daha önce belirtildiği üzere bu çalışmada makine öğrenme algoritmalarının performansını olabildiğince objektif yani bialardan arındırılmış ve doğru bir yaklaşımla değerlendirmek için 10-katlı çapraz-doğrulama (10-fold cross-validation) yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntemle, ilgili veri setleri 10 parçaya bölünür, her seferinde bu on parçadan farklı 1 parça

doğrulama için ayrılırken, kalan 9 parça eğitim için kullanılır. Dolayısıyla her kat yani fold için doğruluk, kesinlik, duyarlılık gibi performans ölçütleri hesaplanır ve istatiksel indikatörlerine bakılır. Bu bağlamda en önemli indikatörler ortalama (mean) ve standart sapma değerlerdir ve bu çalışmada da algoritmaların başarıları kıyaslanırken her kattan gelen doğruluk, kesinlik, duyarlılık ve F1 skorlarının ortalamaları ve standart sapmaları üzerinden değerlendirme yoluna gidilmiştir. Her ne kadar dengeli veri setlerinde doğruluk skorlarına bakmanın yeterli olabileceği düşünülse de sonuçların doğrulanması açısından diğer ölçütlere de çalışmada yer verilmiştir.

Çizelgelere bakıldığında, TCP modeli, UDP modeli ve tüm protokollerin birlikte olduğu genel model için, KNN algoritmasının optimum k değerinin 5 olduğu görülebilir. Bu değeri artırmanın, doğruluk skorlarını artırmadığı hatta düşürdüğü gözlemlenmektedir. Benzer şekilde rastgele orman algoritması için optimum ağaç sayısının 16 olduğu ve ağaç sayısını artırmanın doğruluk (accuracy) skorlarında önemli bir iyileşmeye yol açmadığı görülmektedir. Yine benzer şekilde optimum ağaç sayısının LightGBM algoritmasında 512 olduğu kanısına varılabilir. Bu algoritmada da ağaç sayısını 1024'e çekmek sonuçlarda kaydadeğer bir iyileşme sağlamamaktadır. ICMP protokolü için optimum öngörücü sayıları ise; KNN için 1, rastgele orman için 8 ve LightGGM için 64 olarak belirlenmiştir. Çizelge 18'de oluşturulan sınıflandırma modellerine göre tavsiye edilen optimum öngörücü sayıları özetlenmiştir.

Çizelge 18. Tavsiye edilen optimum öngörücü sayıları

Model / Algoritma	TCP	UDP	ICMP	GENEL MODEL
KNN	5	5	1	5
RF	16	16	8	16
LGBM	512	512	64	512

Bu optimum öngörücü (k sayısı, ağaç sayıları) sayıları esas alındığında TCP, UDP, ICMP ve genel model için algoritmaların eğitim süreleri birim zaman türünde Çizelge 19'da verilmiştir. En uzun eğitim süresi genel modelin KNN ile eğitilmesinde gerçekleşmiştir ve 1 birim zaman olarak gösterilmiştir. Bu çizelgede görüldüğü üzere, RF algoritmasının eğitim süresi KNN algoritmasının

yaklaşık %25'i, LightGBM algoritmasının ise yaklaşık olarak %50'sidir ve bu bakımdan en verimli algoritma olduğu görülebilir.

Çizelge 19. Algoritmaların model bazında eğitim sürelerinin karşılaştırması

Model / Algoritma	TCP	UDP	ICMP	TCP+UDP+ICMP	GENEL MODEL
KNN	0.1283	0.0521	0.6144	0.7947	**1.0000**
RF	0.1107	0.0729	0.0080	0.1916	0.2550
LGBM	0.1842	0.1517	0.0174	0.3533	0.4676

Çizelge 20'da, protokole özgü modellerin toplam eğitim sürelerinin genel modellerin eğitim sürelerine kıyasla algoritma bazında %20.53-%24.87 arasında daha kısa olduğu görülebilir.

Çizelge 20. Genel model ile protokole özgü modellerin toplam eğitim sürelerinin karşılaştırması

Model / Algoritma	TCP+UDP+ICMP	GENEL MODEL	% Fark
KNN	0.7947	**1.0000**	20.53
RF	0.1916	0.2550	24.87
LGBM	0.3533	0.4676	24.44

Önceki bölümde verilen çizelgelere bakıldığında rastgele orman algoritması, TCP ve UDP protokolleri üzerindeki botnetleri %95'i aşan doğruluk, kesinlik ve duyarlılıkla yakalarken, ICMP protokolü üzerindeki botnetleri ise %99'u aşan doğruluk, kesinlik ve duyarlılıkla yakalama başarısını göstermiştir.

Benzer performans skorlarına LightGBM algoritmasıyla ulaşılsa da eğitim süresi daha uzun olduğundan rastgele orman algoritmasının çok daha verimli olduğu söylenebilir. Daha önce belirtildiği üzere, her ne kadar LightGBM, algoritma olarak rastgele orman'dan hızlı olsa da aynı performans skorlarına ulaşmak için daha fazla tahminciye yani ağaca ihtiyaç duyduğundan eğitim süresi rastgele orman algoritmasına kıyasla daha uzun sürmektedir.

Öte yandan, en az başarılı performansa sahip algoritmanın KNN algoritması olduğu görülmektir. Bu algoritmanın, doğruluk, kesinlik ve duyarlılık skorları TCP protokolü üzerindeki botnetleri yakalamada %90'ın altında kalırken, UDP protokolü üzerindeki botnetlerde %94'ü geçememiştir. ICMP protokolü üzerinde ise, rastgele orman ve LightGBM ile aynı başarıyı göstermiş, %99'u aşan doğruluk, kesinlik ve hassasiyet skorlarına ulaşabilmiştir.

Tüm algoritmaların ICMP protokolü üzerinde yüksek performans skorlarıyla botnetleri belirleyebilmesi aslında beklenen bir sonuç olmuştur. ICMP protokolünü kullanan çok fazla sayıda uygulama yoktur ve bu protokoldeki anormal trafiğin belirlenmesi nispeten daha kolaydır.

Botnetlerin protokol bazında ayırmadan belirlenmesi için geliştirilen genel modelde de en başarılı ve verimli algoritmanın rastgele orman algoritması olduğu görülmektedir. Optimum öngörücü sayılarında, rastgele orman algoritması %96'yı aşan doğruluk (%96.49), kesinlik (%96.55) ve hassasiyetle (%96.43) botnetleri algılayabilme başarısını göstermiştir. Benzer başarılı performansı LightGBM algoritması da göstermiş ancak her ölçütte ortalama olarak yaklaşık %0.5 gibi bir farkla rastgele orman'ın gerisinde kalmıştır. Protokol spesifik modellerde olduğu gibi, LightGBM algoritması bu skorlara en az 512 ağaçla erişebildiğinden hesaplama sürelerinde verimlilik bakımından rastgele orman algoritmasının gerisinde kalmıştır. Üçü arasından en az başarılı algoritma ise yine KNN algoritması olmuştur. Bu algoritmanın doğruluk, kesinlik ve duyarlılık skorları %92'yi geçememiştir.

Rastgele orman algoritmasıyla genel modelde (optimum öngörücü sayısında) elde edilen %96.49'luk doğruluk skoru okuyucuyu yanıltmamalıdır. Protokole özgü modellerin, protokol bazında elde ettiği doğruluk skorlarının ilgili veri setlerindeki kayıt sayılarına göre ağırlıklı ortalaması (0.9674) alındığında marjinal bir farkla genel modelden daha başarılı olduğu Çizelge 21'de görülebilir.

Tekrar hatırlatmak ve özetlemek gerekirse protokole özgü RF botnet sınıflandırma modellerinin toplam eğitim süresi, tüm protokolleri içeren genel RF botnet sınıflandırma modeline kıyasla %24.87 daha düşük eğitim süresine sahiptir ve **aynı zamanda tüm modeller arasında da eğitim süreleri açısından en verimlisi ve tahmin performansı açısından en başarılısıdır.**

Çizelge 21. Protokole özgü RF modellerinin doğruluk skoru ağırlıklı ortalaması

Protokol	Kayıt Sayısı	Doğruluk Skoru	Doğruluk Skoru Ağırlıklı Ortalama
TCP	362524	0.9560	0.9674
UDP	296874	0.9565	
ICMP	229994	0.9995	

Tüm algoritmaların gerek protokol özgü, gerekse protokollerin birlikte ele alındığı genel modelde performans skorlarının düşük standart sapmaya sahip olması (< %0.2), geliştirilen sınıflandırma modellerinin kararlılığını ortaya koymaktadır.

Bu çalışmada geliştirilen protokole özgü botnet sınıflandırma modelinin literatürdeki benzer çalışmalara kıyasla oldukça hafif ve verimli olduğunu söylemek mümkündür. Modellerin eğitiminde sadece üç akış özelliği kullanılmıştır ve bu özellikler (Dur, TotBytes, SrcBytes) literatürde geçen botnet sınıflandırma modellerinde sıklıkla kullanılan ip ve port tabanlı özelliklerin aksine ezberlenebilir nitelikte olmadığından geliştirilen modelin makine öğrenmesi modellerinde ortaya çıkabilen aşırı öğrenme sorununa karşı özü itibariyle dirençli olduğu söylenebilir.

V.SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışmada, ağ akış özellikleri kullanılarak çeşitli makine öğrenmesi yöntemleriyle botnetlerin sınıflandırılmasına yönelik yenilikçi bir model ortaya konulmuştur. Geleneksel olarak, literatürdeki botnet sınıflandırma modelleri, botnetlerin iletişim için kullandığı farklı ağ protokollerini bir arada ele almaktadır ve botnet trafiğini belirlemek için çok sayıda ağ akış özelliği kullanmaktadır. Doğal olarak, bu tarz genel sınıflandırma modellerinin eğitim ve yanıt süreleri de uzun olmaktadır. Öte yandan, bilişim sistemlerinin işleyişinde herhangi bir aksaklık yaşanmaması için botnet tehditlerinin hızlı ve doğru tespiti büyük önem taşımaktadır.

CTU-13 veri setinin kullanıldığı bu çalışmada, geleneksel yaklaşımların aksine, botnet trafiği içeren her ağ protokolü için ayrı bir botnet sınıflandırma modeli oluşturulmuş ve sonuçlar tüm protokolleri birlikte işleyen genel bir model ile performans ve süre bakımından karşılaştırılmıştır. Bu bakımdan literatüre önemli bir katkı sağlamaktadır.

Bu sınıflandırma modellerine en uygun makine öğrenme algoritmasını belirlemek için literatürden incelenerek seçilen KNN, rastgele orman ve LightGBM algoritmalarının performansı oluşturulan her bir model karşılaştırılmıştır. Bu bağlamda sağlıklı bir karşılaştırma için, öncelikle, her algoritmanın optimum öngörücü (estimatör) sayıları belirlenmiş, daha sonra bu algoritmaların eğitim süreleri ve değerlendirme ölçütleri (performans metrikleri) kıyaslanarak geliştirilen sınıflandırma modeline en uygun algoritma seçilmiştir.

Yapılan çalışmanın bialardan arındırılması için dengesiz bir veri seti olan CTU-13 veri seti çalışmanın başında undersampling yöntemi ile dengelenmiş ve algoritmaların performans değerlendirmesinde ise 10-katlı çapraz doğrulama yönteminden yararlanılmıştır.

Bu çalışmada elde edilen başlıca sonuçlar aşağıda özetlenmiştir:

1. Protokole özgü botnet sınıflandırma modellerin toplam eğitim sürelerinin, tüm protokolleri birlikte işleyen genel modellere kıyasla algoritma bazında %20.53-%24.87 arasında değişen oranlarda daha düşük olduğu görülmüştür.
2. Geliştirilen botnet sınıflandırma modelleri için karşılaştırılan makine öğrenme algoritmaları arasında en başarılı ve verimli algoritmanın RF algoritması olduğu belirlenmiştir.
3. Optimum öngörücü sayıları baz alınarak yapılan kıyaslamada, RF algoritmasının eğitim süresinin KNN algoritmasından yaklaşık 4 kat, LightGBM algoritmasından ise yaklaşık 2 kat daha düşük olduğu görülmüştür.
4. Protokole özgü RF botnet sınıflandırma modeli, TCP protokolünü kullanan botnetleri %95.60, UDP protokolünü kullanan botnetleri %95.65 ve ICMP protokolünü kullanan botnetleri ise %99.95 doğrulukla tespit etmeyi başarmıştır.
5. Protokole özgü RF botnet sınıflandırma modelinin, her protokoldeki akış kayıt sayıları baz alınarak hesaplanan doğruluk skoru ağırlıklı ortalaması ise %96.74 olarak belirlenmiş ve genel modelin %96.49'luk doğruluk skorunu geride bırakmıştır.
6. Her ne kadar veri seti önceden dengelendiği için doğruluk skorlarına bakmanın performans değerlendirmesi açısından yeterli olacağı düşünülse de sağlama açısından kesinlik, hassasiyet ve F1 skorlarına da bakılmış ve sonuçların beklenildiği üzere doğruluk skorlarıyla tutarlı olduğu gözlemlenmiştir.
7. Tüm algoritmaların gerek protokole özgü gerekse protokollerin birlikte ele alındığı genel modelde her kattan gelen performans skorlarının düşük standart sapmaya sahip olması (<%0.2), geliştirilen sınıflandırma modellerinin kararlılığını ortaya koymaktadır.
8. Ip ve port tabanlı akış özelliklerinin aksine ezberlenebilir nitelikte olmayan ve sadece üç adet akış özelliğinin (Dur, TotBytes, SrcBytes)

kullanılması dolayısıyla geliştirilen botnet sınıflandırma modeli, literatürdeki benzerlerine kıyasla hafif ve verimli; aynı zamanda aşırı öğrenme problemine karşı özü itibariyle dirençli bir modeldir.

Bu alanda gerçekleştirilecek yeni bilimsel çalışmalar için öneriler ise şu şekilde sıralanabilir:

1. CTU-13 veri seti dışındaki diğer veri setlerinde, protokole özgü ve genel modellerin performansı kıyaslanabilir.
2. Botnet sınıflandırılması için uygun, gelecekte geliştirilecek yeni makine öğrenmesi algoritmalarının performansı incelenerek bu çalışmanın kapsamı genişletilebilir.
3. Makine öğrenmesi algoritmalarının dışında, yapay zeka genel alanına giren diğer yöntemler kullanılarak kapsamlı bir karşılaştırmalı çalışma yapılabilir.

VI. KAYNAKÇA

KİTAPLAR

BARGA, R., FONTAMA, V., & TOK, W. H. (2015). **Introducing Microsoft Azure Machine Learning. In Predictive Analytics with Microsoft Azure Machine Learning** . Apress, Berkeley, CA.

BISONG, E. (2019). **Building machine learning and deep learning models on Google Cloud Platform** . Berkeley: Apress.

HOOPES, J. (2008). **Virtualization for Security: Including Sandboxing, Disaster Recovery, High Availability, Forensic Analysis, and Honeypotting** (1st ed.). Syngress.

KAMBOURAKIS, G., ANAGNOSTOPOULOS, M., MENG, W., & ZHOU, P. (2019). **Botnets: Architectures, Countermeasures, and Challenges**, CRC Press, 1. Baskı

SCHILLER, C., BINKLEY, J., EVRON, G., WILLEMS, C., BRADLEY, T., HARLEY, D., & CROSS, M. (2007). **Botnets: The Killer Web App**, Syngress, 1. Baskı

WILLEMS, E. (2019). **Cyberdanger: Understanding and Guarding Against Cybercrime**, Springer, 1. Baskı

MAKALELER

ABBAS, S. G., HASHMAT, F., SHAH, G. A., & ZAFAR, K. (2021). “Generic signature development for IoT Botnet families”, **Forensic Science International: Digital Investigation**, 38, 301224.

ABDULRAHMAN, A. A., & IBRAHEM, M. K. (2020). “Toward Constructing a Balanced Intrusion Detection Dataset Based on CICIDS2017”, **Samarra Journal of Pure and Applied Science**, 2(3).

AHMED, A. A., JABBAR, W. A., SADIQ, A. S., & PATEL, H. (2020). “Deep learning-based classification model for botnet attack detection”, **Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing**, 1-10.

AL SHORMAN, A., FARIS, H., & ALJARAH, I. (2020). “Unsupervised intelligent system based on one class support vector machine and Grey Wolf optimization for IoT botnet detection”, **Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing,** 11(7), 2809-2825.

ALGELAL, Z. M., ALDHAHER, E. A. G., ABDUL-WADOOD, D. N., & AL-SAGHEER, R. H. A. (2020). “Botnet detection using ensemble classifiers of network flow”, **International Journal of Electrical and Computer Engineering**, 10(3), 2543.

ALHARBI, A., & ALSUBHI, K. (2021). “Botnet Detection Approach Using Graph-Based Machine Learning”, **IEEE Access**, 9, 99166-99180.

AL-KAHLA, W., SHATNAWI, A. S., & TAQIEDDIN, E. (2021, Mayıs). “A Taxonomy of Web Security Vulnerabilities”, **12th International Conference on Information and Communication Systems (ICICS)** (ss. 424-429). IEEE.

AL-NAWASRAH, A., ALMOMANI, A. A., ATAWNEH, S., & ALAUTHMAN, M. (2020). A survey of fast flux botnet detection with fast flux cloud computing. **International Journal of Cloud Applications and Computing (IJCAC)**, 10(3), 17-53.

ALQAHTANİ, M., MATHKOUR, H., & BEN ISMAİL, M. M. (2020). “IoT botnet attack detection based on optimized extreme gradient boosting and feature selection”. **Sensors**, 20(21), 6336.

ANDRIESSE, D., ROSSOW, C., STONE-GROSS, B., PLOHMANN, D., & BOS, H. (2013, October). “Highly resilient peer-to-peer botnets are here: An analysis of gameover zeus”, **8th International Conference on Malicious and Unwanted Software:" The Americas"(MALWARE)** (ss. 116-123). IEEE.

APRUZZESE, G., ANDREOLINI, M., COLAJANNI, M., & MARCHETTI, M. (2020). “Hardening random forest cyber detectors against adversarial

attacks”, **IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence**, 4(4), 427-439.

ARIAN, R., HARIRI, A., MEHRIDEHNAVI, A., FASSIHI, A., & GHASEMI, F. (2020). “Protein kinase inhibitors’ classification using K-Nearest neighbor algorithm”, **Computational biology and chemistry**, 86, 107269.

ASGHARI, H., CIERE, M., & VAN EETEN, M. J. (2015). “Post-mortem of a zombie: Conficker cleanup after six years”, **24th {USENIX} Security Symposium ({USENIX} Security 15)** (ss. 1-16).

AYYAD, S. M., SALEH, A. I., & LABIB, L. M. (2019). “Gene expression cancer classification using modified K-Nearest Neighbors technique”, **Biosystems**, 176, 41-51.

BANERJEE, M. (2021). “Detection and behavioral analysis of botnets using honeynets and classification techniques. Distributed Denial of Service Attacks: Concepts”, **Mathematical and Cryptographic Solutions**, 6, 131.

BANERJEE, M., & SAMANTARAY, S. D. (2019). “Network traffic analysis based IoT botnet detection using honeynet data applying classification techniques”, **International Journal of Computer Science and Information Security (IJCSIS)**, 17(8).

BI, X. A., HU, X., WU, H., & WANG, Y. (2020). “Multimodal data analysis of Alzheimer's disease based on clustering evolutionary random forest”, **IEEE journal of biomedical and health informatics**, 24(10), 2973-2983.

BIRADAR, A. D., & PADMAVATHI, B. (2020). “BotHook: A supervised machine learning approach for botnet detection using DNS query data”, **ICCCE 2019** (ss. 261-269). Springer, Singapore.

BLAISE, A., BOUET, M., CONAN, V., & SECCI, S. (2020, Nisan). BotFP: “Fingerprints clustering for bot detection”, **NOMS 2020-2020 IEEE/IFIP Network Operations and Management Symposium** (ss. 1-7). IEEE.

BRANCO, P., TORGO, L., & RIBEIRO, R. (2015). “A survey of predictive modelling under imbalanced distributions”, **arXiv preprint** arXiv:1505.01658.

CAGLAYAN, A., TOOTHAKER, M., DRAPAEAU, D., BURKE, D., & EATON, G. (2010, January). Behavioral patterns of fast flux service networks. **43rd Hawaii International Conference on System Sciences** (ss. 1-9). IEEE.

CHAI, Z., & ZHAO, C. (2019). “Enhanced random forest with concurrent analysis of static and dynamic nodes for industrial fault classification”, **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, 16(1), 54-66.

CHANDRASHEKAR, G., & SAHIN, F. (2014). “A survey on feature selection methods”, **Computers & Electrical Engineering**, 40(1), 16-28.

CHAWLA, N. V., BOWYER, K. W., HALL, L. O., & KEGELMEYER, W. P. (2002). “SMOTE: synthetic minority over-sampling technique”, **Journal of Artificial İntelligence Research**, 16, 321-357.

CHEENU, M. (2014). “A Review of ZeroAccess peer-to-peer Botnet”, **International Journal of Computer Trends and Technology (IJCTT),** 12, 60-66.

CHEN, T., & GUESTRİN, C. (2016, August). “Xgboost: A scalable tree boosting system”, **22nd ACM Sigkdd International Conference On Knowledge Discovery And Data Mining** (pp. 785-794).

CHOWDHURY, S., KHANZADEH, M., AKULA, R., ZHANG, F., ZHANG, S., MEDAL, H., ... & BIAN, L. (2017). “Botnet detection using graph-based feature clustering”, **Journal of Big Data**, 4(1), 1-23.

CONTEH, N. Y., & SCHMICK, P. J. (2021). “Cybersecurity Risks, Vulnerabilities, and Countermeasures to Prevent Social Engineering Attacks”, **In Ethical Hacking Techniques and Countermeasures for Cybercrime Prevention** (ss. 19-31). IGI Global.

DAS, S., AMRITHA, P. P., & PRAVEEN, K. (2021). “Detection and Prevention of Mirai Attack”, **Soft Computing and Signal Processing** (ss. 79-88). Springer, Singapore.

DRUMMOND, C., & HOLTE, R. C. (2003, Ağustos). “C4. 5, class imbalance, and cost sensitivity: why under-sampling beats over-sampling”, **In Workshop on Learning From İmbalanced Datasets II** (Vol. 11, ss. 1-8). Washington DC: Citeseer.

FEILY, M., SHAHRESTANI, A., & RAMADASS, S. (2009, Haziran). “A survey of botnet and botnet detection”, **Third International Conference on Emerging Security Information, Systems and Technologies** (ss. 268-273). IEEE.

GAHELOT, P., & DAYAL, N. (2020). “Flow Based Botnet Traffic Detection Using Machine Learning”, **Proceedings of ICETIT 2019** (ss. 418-426). Springer, Cham.

GANÁN, C., CETIN, O., & VAN EETEN, M. (2015, Nisan). “An empirical analysis of ZeuS C&C lifetime”, **10th ACM Symposium on Information, Computer and Communications Security** (ss. 97-108).

GAONKAR, S., DESSAI, N. F., COSTA, J., BORKAR, A., ASWALE, S., & SHETGAONKAR, P. (2020, February). “A survey on botnet detection techniques”, **International Conference on Emerging Trends in Information Technology and Engineering (ic-ETITE)** (pp. 1-6). IEEE.

GARCIA, S., GRILL, M., STIBOREK, J., & ZUNINO, A. (2014). “An empirical comparison of botnet detection methods”, **Computers & Security**, 45, 100-123.

GUNAWAN, D., HAIRANI, T., & HIZRIADI, A. (2019, Ekim). “Botnet Identification Based on Flow Traffic by Using K-Nearest Neighbor”, **2019 International Conference on Advanced Computer Science and information Systems** (ICACSIS) (ss. 95-100). IEEE.

IBRAHIM, L. M., & THANON, K. H. (2015). “Analysis and detection of the zeus botnet crimeware”, **International Journal of Computer Science and Information Security**, 13(9), 121.

IBRAHIM, W. N. H., ANUAR, S., SELAMAT, A., KREJCAR, O., CRESPO, R. G., HERRERA-VIEDMA, E., & FUJITA, H. (2021). “Multilayer framework for botnet detection using machine learning algorithms”, **IEEE Access**, 9, 48753-48768.

INSELBERG, A., & DIMSDALE, B. (1990, Ekim). “Parallel coordinates: a tool for visualizing multi-dimensional geometry”, **In Proceedings of the First IEEE Conference on Visualization: Visualization90** (ss. 361-378). IEEE.

ISMAİL, Z., JANTAN, A., YUSOFF, M. N., & KİRU, M. U. (2021). “The effects of feature selection on the classification of encrypted botnet”, **Journal of Computer Virology and Hacking Techniques**, 17(1), 61-74.

JAGADEESAN, S., & AMUTHA, B. (2021). “An efficient botnet detection with the enhanced support vector neural network”, **Measurement**, 176, 109140.

JIANG, J., YIN, Q., SHI, Z., LI, M., & LV, B. (2019, Ekim). “A New C&C Channel Detection Framework Using Heuristic Rule and Transfer Learning”, **2019 IEEE 38th International Performance Computing and Communications Conference (IPCCC)** (ss. 1-9). IEEE.

JIANG, X., LORA, M., & CHATTOPADHYAY, S. (2020). “An experimental analysis of security vulnerabilities in industrial IoT devices”, **ACM Transactions on Internet Technology (TOIT)**, 20(2), 1-24.

JOSHI, A. V. (2020). “Amazon’s machine learning toolkit: Sagemaker”, **Machine Learning and Artificial Intelligence** (ss. 233-243). Springer, Cham.

JOSHI, C., BHARTI, V., & RANJAN, R. K. (2020, April). “Analysis of Feature Selection Methods for P2P Botnet Detection”, **International**

Conference on Advances in Computing and Data Sciences (ss. 272-282). Springer, Singapore.

JOSHI, C., RANJAN, R. K., & BHARTI, V. (2021). "A Fuzzy Logic based feature engineering approach for Botnet detection using ANN",. **Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences**.

KAMBOURAKIS, G., KOLIAS, C., & STAVROU, A. (2017, Ekim). "The mirai botnet and the iot zombie armies", **MILCOM 2017-2017 IEEE Military Communications Conference (MILCOM)** (ss. 267-272). IEEE.

KE, G., MENG, Q., FINLEY, T., WANG, T., CHEN, W., MA, W., ... & LIU, T. Y. (2017). Lightgbm: A highly efficient gradient boosting decision tree. **Advances in neural information processing systems**, 30, 3146-3154.

KEBANDE, V. R., MLOTSHWA, L., & KARIE, N. M. (2019, Mayıs). "Botnet's Obfuscated C&C Infrastructure Take-down Approaches Based on Monitoring Centralized Zeus Bot Variant's Propagation Model", **IST-Africa Week Conference (IST-Africa)** (ss. 1-10). IEEE.

KOVANEN, T., DAVID, G., & HÄMÄLÄINEN, T. (2016). "Survey: Intrusion detection systems in encrypted traffic", **Internet of Things, Smart Spaces, and Next Generation Networks and Systems** (ss. 281-293). Springer, Cham.

KURAKU, S., & KALLA, D. (2020). "Emotet Malware-A Banking Credentials Stealer", **Iosr J. Comput. Eng**, 22, 31-41.

LIU, D., & SUN, K. (2019). "Random forest solar power forecast based on classification optimization", **Energy**, 187, 115940.

LOPES, Y., FERNANDES, N. C., DE CASTRO, T. B., DOS SANTOS FARIAS, V., NOCE, J. D., MARQUES, J. P., & MUCHALUAT-SAADE, D. C. (2021). "Vulnerabilities and threats in smart grid communication networks", **Research Anthology on Blockchain Technology in**

Business, Healthcare, Education, and Government (ss. 1508-1535). IGI Global.

MAHARDHİKA, Y. M., SUDARSONO, A., & BARAKBAH, A. R. (2017, Eylül). "An implementation of Botnet dataset to predict accuracy based on network flow model", **2017 International Electronics Symposium on Knowledge Creation and Intelligent Computing (IES-KCIC)** (ss. 33-39). IEEE.

MANASRAH, A. M., DOMI, W. B., & SUPPIAH, N. N. (2020). "Botnet detection based on DNS traffic similarity", **International Journal of Advanced Intelligence Paradigms**, 15(4), 357-387.

MANE, Y. D. (2017, July). "Detect and deactivate P2P Zeus bot", **8th International Conference on Computing, Communication and Networking Technologies (ICCCNT)** (ss. 1-7). IEEE.

MARGOLIS, J., OH, T. T., JADHAV, S., KIM, Y. H., & KIM, J. N. (2017, Temmuz). "An in-depth analysis of the mirai botnet", **International Conference on Software Security and Assurance (ICSSA)** (ss. 6-12). IEEE.

MARZANO, A., ALEXANDER, D., FONSECA, O., FAZZION, E., HOEPERS, C., STEDING-JESSEN, K., ... & MEIRA, W. (2018, Haziran). "The evolution of bashlite and mirai iot botnets", **2018 IEEE Symposium on Computers and Communications (ISCC)** (ss. 00813-00818). IEEE.

MUHAMMAD, A., ASAD, M., & JAVED, A. R. (2020, Ekim). "Robust early stage botnet detection using machine learning", **2020 International Conference on Cyber Warfare and Security (ICCWS)** (ss. 1-6). IEEE.

NOAMAN, A., ABDEL-HAMID, A., & ESKAF, K. (2019, Eylül). "A Novel Honeynet Architecture using Software Agents", **International Conference on Innovation and Intelligence for Informatics, Computing, and Technologies (3ICT)** (ss. 1-6). IEEE.

PATSAKIS, C., & CHRYSANTHOU, A. (2020). “Analysing the fall 2020 Emotet campaign”, **arXiv preprint** arXiv:2011.06479.

RAWAT, R. S., DIWAKAR, M., & VERMA, P. (2021). “ZeroAccess botnet investigation and analysis”, **International Journal of Information Technology**, 1-9.

SAIYOD, S., CHANTHAKOUMMANE, Y., BENJAMAS, N., KHAMPHAKDEE, N., & CHAICHAWANANIT, J. (2018). “Improving intrusion detection on snort rules for botnet detection”, **Software Networking**, 2018(1), 191-212.

SALVADOR, P., NOGUEIRA, A., FRANCA, U., & VALADAS, R. (2009). “Framework for zombie detection using neural networks”, **Fourth International Conference on Internet Monitoring and Protection** (ss. 14-20). IEEE.

SEUNGJIN, L., ABDULLAH, A., & JHANJHI, N. Z. (2020). “A review on honeypot-based botnet detection models for smart factory”, **International Journal of Advanced Computer Science and Applications**, 11(6), 418-435.

SHANG, Y., YANG, S., & WANG, W. (2018, Haziran). “Botnet detection with hybrid analysis on flow based and graph based features of network traffic”, In **International Conference on Cloud Computing and Security** (ss. 612-621). Springer, Cham.

SHIN, S., & GU, G. (2010, Aralık). “Conficker and beyond: a large-scale empirical study”, **26th Annual Computer Security Applications Conference** (ss. 151-160).

SILVA, L., UTIMURA, L., COSTA, K., SILVA, M., & PRADO, S. (2020). “Study on Machine Learning Techniques for Botnet Detection” , **IEEE Latin America Transactions**, 18(05), 881-888.

SOPHOSLABS RESEARCH TEAM. (2019). “Emotet exposed: looking inside highly destructive malware”, **Network Security**, 2019(6), 6-11.

SRIRAM, S., VINAYAKUMAR, R., ALAZAB, M., & SOMAN, K. P. (2020, Temmuz). “Network flow based IoT botnet attack detection using

deep learning", **IEEE INFOCOM 2020-IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS)** (ss. 189-194). IEEE.

TANGIRALA, S. (2020). "Evaluating the impact of GINI index and information gain on classification using decision tree classifier algorithm", **International Journal of Advanced Computer Science and Applications**, 11(2), 612-619.

VAN CAN, N., TU, D. N., TUAN, T. A., LONG, H. V., SON, L. H., & SON, N. T. K. (2020), "A new method to classify malicious domain name using Neutrosophic sets in DGA botnet detection", **Journal of Intelligent & Fuzzy Systems**, 38(4), 4223-4236.

VELASCO-MATA, J., GONZÁLEZ-CASTRO, V., FIDALGO, E., & ALEGRE, E. (2021). "Efficient Detection of Botnet Traffic by features selection and Decision Trees", **arXiv** preprint arXiv:2107.02896.

VINAYAKUMAR, R., ALAZAB, M., SRINIVASAN, S., PHAM, Q. V., PADANNAYIL, S. K., & SIMRAN, K. (2020). "A visualized botnet detection system based deep learning for the internet of things networks of smart cities", **IEEE Transactions on Industry Applications**, 56(4), 4436-4456.

VINAYAKUMAR, R., SOMAN, K. P., POORNACHANDRAN, P., ALAZAB, M., & JOLFAEI, A. (2019). "DBD: Deep learning DGA-based botnet detection" , **Deep learning applications for cyber security** (ss. 127-149). Springer, Cham.

VISHWAKARMA, R., & JAIN, A. K. (2019, Nisan). "A honeypot with machine learning based detection framework for defending IoT based Botnet DDoS attacks", **3rd International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICOEI)** (ss. 1019-1024). IEEE.

VORMAYR, G., ZSEBY, T., & FABINI, J. (2017). "Botnet communication patterns", **IEEE Communications Surveys & Tutorials**, 19(4), 2768-2796.

WANG, W., SHANG, Y., HE, Y., LI, Y., & LIU, J. (2020). "BotMark: Automated botnet detection with hybrid analysis of flow-based and graph-based traffic behaviors", **Information Sciences**, 511, 284-296.

WU, D., FANG, B., WANG, J., LIU, Q., & CUI, X. (2019, Mayıs), "Evading machine learning botnet detection models via deep reinforcement learning", **ICC 2019-2019 IEEE International Conference on Communications (ICC)** (ss. 1-6). IEEE.

YUAN, Y., WU, L., & ZHANG, X. (2021). "Gini-Impurity Index Analysis", **IEEE Transactions on Information Forensics and Security**, 16, 3154-3169.

ZEIDANLOO, H. R., SHOOSHTARİ, M. J. Z., AMOLI, P. V., SAFARI, M., & ZAMANI, M. (2010, July). "A taxonomy of botnet detection techniques", **3rd International Conference on Computer Science and Information Technology** (Vol. 2, ss. 158-162). IEEE.

ZHANG, S., LI, X., ZONG, M., ZHU, X., & CHENG, D. (2017). "Learning k for knn classification", **ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology** (TIST), 8(3), 1-19.

ZHANG, X., & GHORBANI, A. A. (2021). "Human factors in cybersecurity: Issues and challenges in big data", **Research Anthology on Privatizing and Securing Data**, 1695-1725.

ZHANG, X., UPTON, O., BEEBE, N. L., & CHOO, K. K. R. (2020). "Iot botnet forensics: A comprehensive digital forensic case study on mirai botnet servers", **Forensic Science International: Digital Investigation**, 32, 300926.

ZHOU, S. (2015). "A survey on fast-flux attacks", **Information Security Journal: A Global Perspective**, 24(4-6), 79-97

ELEKTRONİK KAYNAKLAR

BAD BOT REPORT 2021. (2021). https://www.imperva.com/resources/reports/Bad-Bot-Report-2021-1.pdf, (Erişim Tarihi: 1 Nisan 2021)

BALABAN, D. (2020, Aralık 31). The 8 biggest botnets of all time. CyberNews. https://cybernews.com/security/the-8-biggest-botnets-of-all-time/, (Erişim Tarihi: 30 Haziran 2021)

CHECK POINT RESEARCH. (2020, Ocak 27). Phorpiex Arsenal: Part I. https://research.checkpoint.com/2020/phorpiex-arsenal-part-i/, (Erişim Tarihi: 30 Haziran 2021)

DEMAREST, J. (2014, Temmuz 15), "Taking Down Botnets. Federal Bureau of Investigation",https://www.fbi.gov/news/testimony/taking-down-botnets?__cf_chl_jschl_tk__=pmd_af1afc003e604f8ab240002cd7f8a964017943ef-1627838923-0-gqNtZGzNAjijcnBszQhi, (Erişim Tarihi: 1 Nisan 2021)

GROZDANOVA, M. (2021, Nisan 23). The rise and fall of the Emotet botnet. Redscan. https://www.redscan.com/news/rise-and-fall-emotet-botnet/, (Erişim Tarihi: 07 Mayıs 2021)

JI, J. (2021, Mart 15). "FreakOut" Malware Analysis - Groups Behind FreakOut. NSFOCUS, Inc. https://nsfocusglobal.com/freakout-analysis-report-1/, (Erişim Tarihi: 30 Haziran 2021)

KESSEM, L. (2020, Mart 20). The Necurs Botnet: A Pandora's Box of Malicious Spam. Security Intelligence. https://securityintelligence.com/the-necurs-botnet-a-pandoras-box-of-malicious-spam/, (Erişim Tarihi: 30 Haziran 2021)

KRASUSKI, A. (2016, Eylül 2). Necurs – hybrid spam botnet. NASK (Research and Academic Computer Network). https://cert.pl/en/posts/2016/09/necurs-hybrid-spam-botnet/", (Erişim Tarihi: 30 Haziran 2021)

LU, K. (2019, Haziran 6). A Deep Dive into the Emotet Malware. Fortinet Blog. https://www.fortinet.com/blog/threat-research/deep-dive-into-emotet-malware, (Erişim Tarihi: 30 Haziran 2021)

MATHEWS, L. (2016, Kasım 30). World's Biggest Mirai Botnet Is Being Rented Out For DDoS Attacks. Forbes. https://www.forbes.com/sites/leemathews/2016/11/29/worlds-biggest-

mirai-botnet-is-being-rented-out-for-ddos-attacks/#:%7E:text=Aimed%20at%20the%20right%20servers,the%20east%20coast%20this%20month , (Erişim Tarihi: 30 Haziran 2021)

MONTALBANO, E. (2019, Ekim 16). “Cybercrime Tool Prices Bump Up in Dark Web Markets”, Threatpost, https://threatpost.com/cybercrime-tool-prices-bump-up-in-dark-web-markets/149222, (Erişim Tarihi: 1 Nisan 2021)

SPAMHOUS BOTNET THREAT REPORT 2019 (2020, Ocak 28). https://www.spamhaus.org/news/article/793/spamhaus-botnet-threat-report-2019, (Erişim Tarihi: 7 Nisan 2021)

STATISTA. (2021, Mayıs). Most prevalent botnets worldwide in 2020. Joseph Johnson. https://www.statista.com/statistics/1238993/top-botnets-worldwide/, (Erişim Tarihi: 30 Haziran 2021)

SYMANTEC, NEVILLE, A., & GIBB, R. (2013, Ekim). ZeroAccess Indepth. https://docs.broadcom.com/doc/zeroaccess-indepth-13-en , (Erişim Tarihi: 20 Haziran 2021)

TEAM, M. D. T. I. (2021, Mayıs 21). Phorpiex morphs: How a longstanding botnet persists and thrives in the current threat environment. Microsoft Security.
https://www.microsoft.com/security/blog/2021/05/20/phorpiex-morphs-how-a-longstanding-botnet-persists-and-thrives-in-the-current-threat-environment/, (Erişim Tarihi: 30 Haziran 2021)

U.S. AIR FORCE. (2016, Şubat 1), “Dark Web 101”, Air University. https://www.airuniversity.af.edu/Portals/10/ASPJ_Spanish/Journals/Volume-28_Issue-1/2016_1_02_cole_s_eng.pdf, (Erişim Tarihi: 1 Nisan 2021)

U.S. ARMY CYBER COMMAND. (2018, Ocak 27), “Cybersecurity Fact Sheet: Malware and Botnets”, https://www.arcyber.army.mil/Info/Fact-Sheets/Fact-Sheet-View-Page/Article/1425701/cybersecurity-fact-sheet-malware-and-botnets/, (Erişim Tarihi: 1 Nisan 2021)

URL-1 “Ransomware Activity Targeting the Healthcare and Public Health Sector”, Cybersecurity and Infrastructure Security Agency, https://us-cert.cisa.gov/ncas/alerts/aa20-302a, (Erişim Tarihi: 1 Nisan 2021)

URL-2 “Hospitals being hit in coordinated, targeted ransomware attack from Russian-speaking criminals”, Washingtonpost, https://www.washingtonpost.com/national-security/hospitals-being-hit-in-coordinated-targeted-ransomware-attack-from-russian-speaking-criminals/2020/10/28/e6e48c38-196e-11eb-befb-8864259bd2d8_story.html, (Erişim Tarihi: 1 Nisan 2021)

URL-3 World’s most dangerous malware EMOTET disrupted through global action. (2021, Ocak 27). Europol. https://www.europol.europa.eu/newsroom/news/world%E2%80%99s-most-dangerous-malware-emotet-disrupted-through-global-action (Erişim Tarihi: 5 Ağustos 2021)

URL-4 “What is Cyber Clean Center”, https://www.telecom-isac.jp/ccc/en_index.html, (Erişim Tarihi: 17 Ağustos 2021)

URL-5 “Decision Trees”, http://science.slc.edu/~jmarshall/courses/2005/fall/cs151/lectures/decision-trees/ , (Erişim Tarihi: 3 Ağustos 2021)

URL-6 “Decision Tree vs. Random Forest-Which Algorithm Should You Use ?”, https://www.analyticsvidhya.com/blog/2020/05/decision-tree-vs-random-forest-algorithm , (Erişim Tarihi: 10 Temmuz 2021)

URL-7 “Which algorithm takes the crown: Light GBM vs XGBOOST ?”, https://www.analyticsvidhya.com/blog/2017/06/which-algorithm-takes-the-crown-light-gbm-vs-xgboost/ , (Erişim Tarihi: 10 Temmuz 2021)

VENTURA, O., & HAMAMA, O. (2021, Ocak 19). FreakOut – Leveraging Newest Vulnerabilities for creating a Botnet. Check Point Research. https://research.checkpoint.com/2021/freakout-leveraging-newest-vulnerabilities-for-creating-a-botnet/, (Erişim Tarihi: 30 Haziran 2021)

WILLSHER,K.(2009,Şubat7).TheTelegraph. https://www.telegraph.co.uk/news/worldnews/europe/france/4547649/French-fighter-planes-grounded-by-computer-virus.html , (Erişim Tarihi: 25 Haziran 2021)

WYKE, J. (2012, Eylül). The ZeroAccess Botnet – Mining and Fraud for Massive Financial Gain. SophosLabs. https://www.sophos.com/en-us/medialibrary/PDFs/technical%20papers/Sophos_ZeroAccess_Botnet.pdf, (Erişim Tarihi: 30 Haziran 2021)

TEZLER

CHEN, J. (2018). "Machine Learning and Cybersecurity: Studying network behaviour to detect anomalies", The University of Edinburgh

ÇOŞKUN, K. (2020). "Ağ Saldırılarının Sınıflandırılmasında Karar Ağaçlarına Dayalı Arttırma (Boosting) Algoritmalarının Karşılaştırılması", Muğla Sıtkı Koçman Üniversitesi

HARUN, S. (2019). "Detection and simulation of generic botnet from real-life large netflow dataset", Mississippi State University.

STEPHAN, C. (2019). "An analysis of the evolution of botnets", Information Assurance, Iowa State University.

TOK, M. S. (2019). "Nesnelerin internetinde botnetler: Mirai zararlı yazılımı üzerine bir çalışma ", TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi.

EKLER

Ek.1: Çizelgelar

Ek.1: Çizelgelar

Çizelge 22. TCP-KNN Doğruluk Sonuçları

Küme	Komşu	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	1	0.8144	0.8894	0.8903	0.8904	0.8890	0.8896	0.8893	0.8896	0.8896	0.8924	0.8824	0.0227
	3	0.8995	0.8978	0.9001	0.8968	0.8969	0.8986	0.8980	0.8972	0.8984	0.8993	0.8983	0.0011
	5	0.8993	0.8987	0.9021	0.8976	0.8987	0.9013	0.8975	0.8993	0.8993	0.9015	0.8995	0.0015
	7	0.8993	0.8984	0.9009	0.8977	0.8992	0.9009	0.8977	0.8987	0.9001	0.9003	0.8993	0.0011
	9	0.8982	0.8982	0.8998	0.8966	0.8990	0.8989	0.8967	0.8981	0.9000	0.8990	0.8984	0.0011
	11	0.8972	0.8969	0.8993	0.8958	0.8974	0.8987	0.8955	0.8979	0.8983	0.8984	0.8975	0.0012
2	1	0.8131	0.8889	0.8910	0.8904	0.8898	0.8911	0.8898	0.8915	0.8120	0.8122	0.8670	0.0357
	3	0.8990	0.8969	0.8998	0.9003	0.8994	0.8972	0.8971	0.9005	0.8982	0.8977	0.8986	0.0013
	5	0.8993	0.9002	0.9012	0.9005	0.9000	0.8977	0.8990	0.9014	0.8985	0.8994	0.8997	0.0011
	7	0.8997	0.8993	0.9009	0.9013	0.8985	0.8978	0.8993	0.9011	0.8996	0.9002	0.8998	0.0011
	9	0.8991	0.8982	0.8998	0.8999	0.8984	0.8974	0.8976	0.9000	0.8974	0.8993	0.8987	0.0010
	11	0.8991	0.8976	0.8988	0.8989	0.8977	0.8969	0.8964	0.8996	0.8961	0.8983	0.8979	0.0011
3	1	0.8194	0.8195	0.8163	0.8153	0.8928	0.8167	0.8956	0.8952	0.8169	0.8198	0.8408	0.0352
	3	0.9032	0.9034	0.9001	0.9027	0.9033	0.9024	0.9050	0.9012	0.9008	0.9039	0.9026	0.0014
	5	0.9046	0.9051	0.9034	0.9042	0.9048	0.9048	0.9053	0.9026	0.9023	0.9056	0.9043	0.0011
	7	0.9046	0.9039	0.9020	0.9034	0.9045	0.9039	0.9063	0.9032	0.9023	0.9049	0.9039	0.0012
	9	0.9025	0.9028	0.9015	0.9027	0.9038	0.9027	0.9055	0.9024	0.9006	0.9041	0.9029	0.0013
	11	0.9023	0.9028	0.9012	0.9022	0.9034	0.9014	0.9040	0.9014	0.9007	0.9019	0.9021	0.0010

Çizelge 23. TCP-KNN Kesinlik Sonuçları

Küme	Komşu	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	1	0.8736	0.8772	0.8798	0.8804	0.8781	0.8787	0.8797	0.8831	0.8803	0.8813	0.8792	0.0025
	3	0.8949	0.8920	0.8965	0.8928	0.8920	0.8945	0.8948	0.8953	0.8952	0.8943	0.8942	0.0014
	5	0.8981	0.8977	0.9036	0.8989	0.8986	0.9025	0.8975	0.9007	0.9006	0.9007	0.8999	0.0020
	7	0.9014	0.9009	0.9055	0.9031	0.9034	0.9039	0.9011	0.9042	0.9043	0.9024	0.9030	0.0015
	9	0.9025	0.9034	0.9065	0.9042	0.9049	0.9041	0.9026	0.9055	0.9059	0.9025	0.9042	0.0014
	11	0.9028	0.9039	0.9083	0.9053	0.9047	0.9051	0.9026	0.9072	0.9054	0.9044	0.9050	0.0017
2	1	0.8717	0.8777	0.8830	0.8798	0.8790	0.8807	0.8790	0.8829	0.8720	0.8709	0.8777	0.0043
	3	0.8931	0.8928	0.8964	0.8956	0.8946	0.8940	0.8932	0.8991	0.8960	0.8928	0.8948	0.0019
	5	0.8970	0.9011	0.9032	0.9008	0.9002	0.9000	0.9000	0.9044	0.9000	0.8991	0.9006	0.0020
	7	0.9010	0.9019	0.9055	0.9049	0.9017	0.9024	0.9030	0.9078	0.9043	0.9023	0.9035	0.0020
	9	0.9023	0.9029	0.9069	0.9052	0.9041	0.9041	0.9025	0.9081	0.9037	0.9040	0.9044	0.0018
	11	0.9038	0.9039	0.9076	0.9062	0.9055	0.9052	0.9037	0.9091	0.9037	0.9044	0.9053	0.0018
3	1	0.8786	0.8794	0.8755	0.8760	0.8818	0.8783	0.8860	0.8856	0.8750	0.8805	0.8797	0.0037
	3	0.8979	0.8983	0.8953	0.8988	0.8971	0.8980	0.9002	0.8965	0.8975	0.9008	0.8980	0.0016
	5	0.9036	0.9052	0.9034	0.9044	0.9025	0.9050	0.9051	0.9017	0.9027	0.9061	0.9040	0.0013
	7	0.9069	0.9059	0.9045	0.9064	0.9052	0.9071	0.9086	0.9061	0.9058	0.9081	0.9064	0.0012
	9	0.9058	0.9073	0.9059	0.9085	0.9059	0.9077	0.9102	0.9068	0.9067	0.9102	0.9075	0.0016
	11	0.9066	0.9086	0.9077	0.9095	0.9066	0.9087	0.9102	0.9074	0.9085	0.9098	0.9084	0.0012

Çizelge 24. TCP-KNN Duyarlılık Sonuçları

Küme	Komşu	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	1	0.7353	0.9057	0.9041	0.9035	0.9035	0.9041	0.9020	0.8982	0.9017	0.9068	0.8865	0.0504
	3	0.9053	0.9053	0.9047	0.9019	0.9031	0.9037	0.9021	0.8996	0.9026	0.9056	0.9034	0.0018
	5	0.9009	0.9000	0.9004	0.8961	0.8988	0.8998	0.8975	0.8976	0.8978	0.9025	0.8991	0.0018
	7	0.8966	0.8954	0.8953	0.8910	0.8940	0.8973	0.8936	0.8919	0.8948	0.8978	0.8948	0.0021
	9	0.8928	0.8917	0.8915	0.8871	0.8917	0.8924	0.8893	0.8890	0.8926	0.8947	0.8913	0.0021
	11	0.8902	0.8883	0.8882	0.8840	0.8883	0.8907	0.8866	0.8866	0.8895	0.8911	0.8884	0.0021
2	1	0.7343	0.9038	0.9013	0.9043	0.9040	0.9048	0.9041	0.9028	0.7313	0.7330	0.8524	0.0783
	3	0.9065	0.9020	0.9041	0.9062	0.9055	0.9012	0.9020	0.9023	0.9010	0.9040	0.9035	0.0019
	5	0.9022	0.8990	0.8988	0.9001	0.8998	0.8950	0.8977	0.8976	0.8967	0.8998	0.8987	0.0019
	7	0.8981	0.8961	0.8952	0.8968	0.8945	0.8921	0.8948	0.8928	0.8938	0.8975	0.8952	0.0019
	9	0.8952	0.8924	0.8909	0.8934	0.8913	0.8891	0.8914	0.8901	0.8897	0.8935	0.8917	0.0018
	11	0.8932	0.8899	0.8880	0.8900	0.8881	0.8865	0.8874	0.8880	0.8866	0.8908	0.8888	0.0020
3	1	0.7413	0.7407	0.7376	0.7346	0.9072	0.7352	0.9079	0.9075	0.7395	0.7401	0.7892	0.0775
	3	0.9099	0.9098	0.9061	0.9075	0.9110	0.9079	0.9110	0.9071	0.9049	0.9076	0.9083	0.0019
	5	0.9059	0.9051	0.9035	0.9040	0.9077	0.9047	0.9056	0.9037	0.9017	0.9051	0.9047	0.0015
	7	0.9019	0.9015	0.8990	0.8998	0.9036	0.8999	0.9035	0.8997	0.8979	0.9009	0.9008	0.0018
	9	0.8985	0.8973	0.8960	0.8957	0.9014	0.8967	0.8996	0.8968	0.8931	0.8966	0.8972	0.0021
	11	0.8971	0.8957	0.8932	0.8933	0.8994	0.8924	0.8964	0.8942	0.8910	0.8922	0.8945	0.0025

Çizelge 25. TCP-KNN F1 Skoru Sonuçları

Küme	Komşu	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	1	0.7985	0.8912	0.8918	0.8918	0.8906	0.8912	0.8907	0.8905	0.8909	0.8939	0.8821	0.0279
	3	0.9001	0.8986	0.9006	0.8974	0.8975	0.8991	0.8984	0.8975	0.8989	0.8999	0.8988	0.0011
	5	0.8995	0.8988	0.9020	0.8975	0.8987	0.9011	0.8975	0.8991	0.8992	0.9016	0.8995	0.0015
	7	0.8990	0.8981	0.9004	0.8970	0.8987	0.9006	0.8973	0.8980	0.8995	0.9001	0.8989	0.0012
	9	0.8976	0.8975	0.8990	0.8956	0.8982	0.8982	0.8959	0.8972	0.8992	0.8986	0.8977	0.0012
	11	0.8965	0.8961	0.8981	0.8945	0.8964	0.8979	0.8945	0.8968	0.8974	0.8977	0.8966	0.0012
2	1	0.7971	0.8905	0.8921	0.8919	0.8913	0.8926	0.8914	0.8927	0.7955	0.7960	0.8631	0.0438
	3	0.8997	0.8974	0.9002	0.9009	0.9000	0.8976	0.8976	0.9007	0.8985	0.8984	0.8991	0.0013
	5	0.8996	0.9001	0.9010	0.9005	0.9000	0.8975	0.8989	0.9010	0.8983	0.8994	0.8996	0.0011
	7	0.8996	0.8990	0.9003	0.9009	0.8981	0.8972	0.8989	0.9003	0.8990	0.8999	0.8993	0.0010
	9	0.8987	0.8976	0.8989	0.8992	0.8977	0.8965	0.8969	0.8990	0.8966	0.8987	0.8980	0.0010
	11	0.8985	0.8968	0.8977	0.8980	0.8967	0.8958	0.8955	0.8984	0.8951	0.8975	0.8970	0.0012
3	1	0.8041	0.8041	0.8006	0.7991	0.8943	0.8004	0.8968	0.8964	0.8016	0.8042	0.8302	0.0430
	3	0.9038	0.9040	0.9007	0.9031	0.9040	0.9029	0.9055	0.9018	0.9012	0.9042	0.9031	0.0014
	5	0.9047	0.9051	0.9034	0.9042	0.9051	0.9048	0.9054	0.9027	0.9022	0.9056	0.9043	0.0011
	7	0.9044	0.9037	0.9018	0.9031	0.9044	0.9035	0.9060	0.9029	0.9018	0.9045	0.9036	0.0012
	9	0.9021	0.9023	0.9009	0.9020	0.9036	0.9021	0.9049	0.9018	0.8999	0.9034	0.9023	0.0013
	11	0.9018	0.9021	0.9004	0.9013	0.9030	0.9005	0.9032	0.9007	0.8997	0.9009	0.9014	0.0011

2. Rastgele Orman Algoritmasının Performansı

Çizelge 26. TCP- Rastgele Orman Doğruluk Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	2	0.9440	0.9431	0.9450	0.9436	0.9399	0.9452	0.9411	0.9428	0.9439	0.9423	0.9431	0.0016
	4	0.9497	0.9503	0.9509	0.9503	0.9510	0.9493	0.9484	0.9497	0.9498	0.9507	0.9500	0.0008
	8	0.9532	0.9542	0.9550	0.9508	0.9529	0.9541	0.9538	0.9526	0.9531	0.9528	0.9532	0.0011
	16	0.9542	0.9559	0.9570	0.9546	0.9551	0.9554	0.9548	0.9545	0.9536	0.9559	0.9551	0.0009
	32	0.9554	0.9558	0.9569	0.9554	0.9556	0.9561	0.9553	0.9548	0.9552	0.9565	0.9557	0.0006
	64	0.9552	0.9564	0.9573	0.9556	0.9554	0.9570	0.9552	0.9555	0.9552	0.9564	0.9559	0.0008
	128	0.9558	0.9564	0.9579	0.9557	0.9553	0.9569	0.9557	0.9554	0.9551	0.9563	0.9561	0.0008
	256	0.9557	0.9567	0.9583	0.9557	0.9553	0.9572	0.9562	0.9559	0.9556	0.9563	0.9563	0.0008
2	2	0.9436	0.9431	0.9461	0.9434	0.9449	0.9427	0.9464	0.9422	0.9443	0.9436	0.9440	0.0013
	4	0.9507	0.9513	0.9504	0.9499	0.9505	0.9517	0.9514	0.9510	0.9519	0.9507	0.9509	0.0006
	8	0.9548	0.9547	0.9527	0.9552	0.9540	0.9539	0.9564	0.9542	0.9555	0.9544	0.9546	0.0010
	16	0.9568	0.9555	0.9548	0.9567	0.9553	0.9573	0.9575	0.9550	0.9568	0.9548	0.9560	0.0010
	32	0.9564	0.9568	0.9554	0.9565	0.9561	0.9575	0.9572	0.9568	0.9577	0.9558	0.9566	0.0007
	64	0.9570	0.9568	0.9561	0.9577	0.9564	0.9573	0.9583	0.9566	0.9579	0.9561	0.9570	0.0007
	128	0.9576	0.9571	0.9562	0.9574	0.9565	0.9577	0.9578	0.9571	0.9579	0.9565	0.9572	0.0006
	256	0.9576	0.9571	0.9558	0.9575	0.9567	0.9575	0.9584	0.9568	0.9580	0.9564	0.9572	0.0007
3	2	0.9418	0.9435	0.9430	0.9444	0.9427	0.9465	0.9446	0.9406	0.9431	0.9412	0.9431	0.0017
	4	0.9508	0.9493	0.9513	0.9492	0.9510	0.9521	0.9517	0.9495	0.9514	0.9492	0.9505	0.0011
	8	0.9536	0.9533	0.9531	0.9545	0.9541	0.9554	0.9546	0.9530	0.9533	0.9555	0.9540	0.0009
	16	0.9551	0.9548	0.9550	0.9551	0.9553	0.9567	0.9548	0.9535	0.9550	0.9575	0.9553	0.0010
	32	0.9556	0.9555	0.9556	0.9563	0.9554	0.9569	0.9572	0.9538	0.9555	0.9569	0.9559	0.0010
	64	0.9555	0.9562	0.9557	0.9567	0.9562	0.9575	0.9571	0.9538	0.9559	0.9576	0.9562	0.0011
	128	0.9556	0.9563	0.9558	0.9565	0.9562	0.9580	0.9572	0.9547	0.9558	0.9575	0.9564	0.0010
	256	0.9558	0.9564	0.9560	0.9564	0.9564	0.9575	0.9575	0.9548	0.9562	0.9573	0.9564	0.0008

Çizelge 27. TCP- Rastgele Orman Kesinlik Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	2	0.9549	0.9585	0.9583	0.9569	0.9546	0.9578	0.9556	0.9575	0.9554	0.9567	0.9566	0.0013
	4	0.9525	0.9570	0.9603	0.9558	0.9551	0.9578	0.9564	0.9577	0.9552	0.9560	0.9564	0.0020
	8	0.9551	0.9574	0.9592	0.9571	0.9546	0.9581	0.9568	0.9572	0.9556	0.9572	0.9568	0.0013
	16	0.9561	0.9575	0.9592	0.9564	0.9548	0.9584	0.9551	0.9587	0.9567	0.9570	0.9570	0.0014
	32	0.9555	0.9579	0.9605	0.9570	0.9544	0.9579	0.9557	0.9587	0.9565	0.9570	0.9571	0.0016
	64	0.9564	0.9582	0.9608	0.9569	0.9551	0.9583	0.9571	0.9590	0.9568	0.9573	0.9576	0.0015
	128	0.9561	0.9581	0.9606	0.9572	0.9555	0.9586	0.9563	0.9593	0.9567	0.9576	0.9576	0.0015
	256	0.9566	0.9577	0.9607	0.9567	0.9551	0.9587	0.9566	0.9588	0.9562	0.9574	0.9575	0.0015
2	2	0.9553	0.9574	0.9570	0.9591	0.9589	0.9552	0.9597	0.9580	0.9570	0.9577	0.9575	0.0014
	4	0.9551	0.9552	0.9577	0.9560	0.9582	0.9568	0.9589	0.9585	0.9582	0.9582	0.9573	0.0013
	8	0.9560	0.9574	0.9578	0.9571	0.9587	0.9559	0.9598	0.9566	0.9578	0.9587	0.9576	0.0012
	16	0.9565	0.9564	0.9573	0.9577	0.9596	0.9566	0.9607	0.9586	0.9574	0.9590	0.9580	0.0014
	32	0.9556	0.9567	0.9576	0.9584	0.9591	0.9572	0.9604	0.9591	0.9589	0.9583	0.9581	0.0013
	64	0.9567	0.9573	0.9575	0.9579	0.9600	0.9563	0.9611	0.9587	0.9578	0.9592	0.9583	0.0014
	128	0.9563	0.9569	0.9579	0.9579	0.9602	0.9567	0.9612	0.9589	0.9586	0.9594	0.9584	0.0015
	256	0.9562	0.9569	0.9575	0.9582	0.9596	0.9567	0.9613	0.9593	0.9587	0.9590	0.9583	0.0015
3	2	0.9551	0.9573	0.9569	0.9578	0.9569	0.9554	0.9567	0.9547	0.9585	0.9575	0.9567	0.0012
	4	0.9554	0.9589	0.9567	0.9575	0.9550	0.9585	0.9585	0.9564	0.9585	0.9579	0.9573	0.0013
	8	0.9559	0.9591	0.9563	0.9584	0.9548	0.9578	0.9587	0.9560	0.9574	0.9576	0.9572	0.0013
	16	0.9560	0.9586	0.9562	0.9578	0.9561	0.9594	0.9584	0.9559	0.9572	0.9579	0.9573	0.0012
	32	0.9563	0.9581	0.9570	0.9577	0.9561	0.9590	0.9591	0.9563	0.9583	0.9576	0.9575	0.0010
	64	0.9569	0.9581	0.9568	0.9584	0.9560	0.9591	0.9592	0.9567	0.9576	0.9583	0.9577	0.0010
	128	0.9565	0.9583	0.9573	0.9582	0.9559	0.9596	0.9598	0.9570	0.9590	0.9586	0.9580	0.0012
	256	0.9564	0.9583	0.9571	0.9582	0.9562	0.9593	0.9597	0.9570	0.9579	0.9586	0.9579	0.0011

Çizelge 28. TCP- Rastgele Orman Duyarlılık Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	2	0.9305	0.9255	0.9274	0.9299	0.9302	0.9308	0.9262	0.9283	0.9276	0.9323	0.9289	0.0021
	4	0.9430	0.9438	0.9413	0.9410	0.9453	0.9431	0.9439	0.9410	0.9440	0.9421	0.9429	0.0014
	8	0.9506	0.9498	0.9492	0.9498	0.9499	0.9501	0.9485	0.9452	0.9523	0.9518	0.9497	0.0019
	16	0.9528	0.9531	0.9527	0.9537	0.9537	0.9537	0.9535	0.9505	0.9524	0.9531	0.9529	0.0009
	32	0.9539	0.9548	0.9537	0.9524	0.9548	0.9539	0.9547	0.9522	0.9539	0.9548	0.9539	0.0009
	64	0.9537	0.9553	0.9549	0.9543	0.9554	0.9553	0.9552	0.9510	0.9546	0.9555	0.9545	0.0013
	128	0.9550	0.9551	0.9554	0.9543	0.9555	0.9550	0.9560	0.9517	0.9547	0.9553	0.9548	0.0011
	256	0.9548	0.9548	0.9551	0.9547	0.9558	0.9556	0.9548	0.9519	0.9548	0.9558	0.9548	0.0010
2	2	0.9361	0.9317	0.9310	0.9320	0.9230	0.9284	0.9265	0.9312	0.9326	0.9241	0.9297	0.0039
	4	0.9484	0.9426	0.9406	0.9466	0.9396	0.9480	0.9443	0.9448	0.9442	0.9444	0.9444	0.0027
	8	0.9537	0.9537	0.9486	0.9515	0.9474	0.9534	0.9499	0.9499	0.9506	0.9501	0.9509	0.0021
	16	0.9565	0.9554	0.9532	0.9545	0.9513	0.9561	0.9528	0.9521	0.9551	0.9502	0.9537	0.0020
	32	0.9580	0.9548	0.9534	0.9565	0.9521	0.9581	0.9544	0.9541	0.9557	0.9530	0.9550	0.0019
	64	0.9582	0.9561	0.9532	0.9569	0.9531	0.9582	0.9556	0.9536	0.9560	0.9532	0.9554	0.0019
	128	0.9585	0.9570	0.9536	0.9567	0.9528	0.9582	0.9547	0.9549	0.9577	0.9532	0.9557	0.0020
	256	0.9588	0.9568	0.9541	0.9566	0.9533	0.9582	0.9550	0.9549	0.9573	0.9534	0.9558	0.0019
3	2	0.9286	0.9274	0.9281	0.9314	0.9276	0.9288	0.9288	0.9251	0.9241	0.9303	0.9280	0.0021
	4	0.9443	0.9435	0.9432	0.9447	0.9436	0.9459	0.9432	0.9404	0.9423	0.9423	0.9434	0.0014
	8	0.9501	0.9514	0.9508	0.9496	0.9507	0.9515	0.9503	0.9480	0.9478	0.9499	0.9500	0.0012
	16	0.9518	0.9538	0.9534	0.9535	0.9533	0.9543	0.9542	0.9495	0.9515	0.9545	0.9530	0.0015
	32	0.9545	0.9547	0.9535	0.9546	0.9556	0.9553	0.9542	0.9523	0.9522	0.9562	0.9543	0.0012
	64	0.9549	0.9536	0.9548	0.9547	0.9554	0.9552	0.9546	0.9511	0.9526	0.9559	0.9543	0.0014
	128	0.9549	0.9539	0.9543	0.9548	0.9566	0.9557	0.9543	0.9517	0.9534	0.9559	0.9546	0.0013
	256	0.9548	0.9537	0.9549	0.9549	0.9563	0.9561	0.9550	0.9520	0.9536	0.9564	0.9548	0.0013

Çizelge 29. TCP- Rastgele Orman F1 Skoru Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat 1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Ortalama	Standart Sapma
1	2	0.9433	0.9401	0.9449	0.9428	0.9412	0.9439	0.9427	0.9426	0.9419	0.9413	0.9425	0.0013
	4	0.9501	0.9500	0.9515	0.9476	0.9497	0.9514	0.9494	0.9482	0.9462	0.9476	0.9492	0.0016
	8	0.9537	0.9529	0.9554	0.9524	0.9529	0.9534	0.9538	0.9525	0.9522	0.9535	0.9533	0.0009
	16	0.9556	0.9557	0.9568	0.9539	0.9540	0.9559	0.9541	0.9531	0.9540	0.9559	0.9549	0.0012
	32	0.9549	0.9559	0.9567	0.9551	0.9548	0.9558	0.9554	0.9545	0.9553	0.9561	0.9554	0.0006
	64	0.9555	0.9559	0.9570	0.9544	0.9551	0.9565	0.9556	0.9554	0.9551	0.9564	0.9557	0.0007
	128	0.9555	0.9565	0.9580	0.9556	0.9555	0.9569	0.9558	0.9553	0.9555	0.9565	0.9561	0.0008
	256	0.9558	0.9562	0.9577	0.9558	0.9556	0.9571	0.9560	0.9557	0.9556	0.9563	0.9562	0.0007
2	2	0.9463	0.9435	0.9424	0.9442	0.9421	0.9419	0.9429	0.9426	0.9436	0.9431	0.9433	0.0012
	4	0.9514	0.9487	0.9476	0.9507	0.9504	0.9502	0.9506	0.9493	0.9512	0.9486	0.9499	0.0012
	8	0.9543	0.9546	0.9532	0.9547	0.9551	0.9551	0.9555	0.9540	0.9536	0.9544	0.9544	0.0007
	16	0.9564	0.9551	0.9548	0.9561	0.9551	0.9562	0.9567	0.9557	0.9574	0.9554	0.9559	0.0008
	32	0.9574	0.9568	0.9556	0.9571	0.9555	0.9571	0.9574	0.9558	0.9572	0.9551	0.9565	0.0008
	64	0.9575	0.9566	0.9555	0.9574	0.9561	0.9571	0.9580	0.9567	0.9577	0.9559	0.9568	0.0008
	128	0.9572	0.9568	0.9560	0.9575	0.9564	0.9576	0.9580	0.9570	0.9581	0.9559	0.9570	0.0007
	256	0.9578	0.9565	0.9559	0.9581	0.9566	0.9578	0.9583	0.9571	0.9577	0.9561	0.9572	0.0008
3	2	0.9415	0.9433	0.9422	0.9425	0.9431	0.9445	0.9429	0.9384	0.9437	0.9441	0.9426	0.0016
	4	0.9485	0.9498	0.9482	0.9513	0.9507	0.9528	0.9514	0.9488	0.9503	0.9500	0.9502	0.0014
	8	0.9531	0.9540	0.9526	0.9533	0.9522	0.9544	0.9548	0.9507	0.9535	0.9563	0.9535	0.0015
	16	0.9549	0.9547	0.9542	0.9562	0.9554	0.9567	0.9566	0.9537	0.9550	0.9571	0.9554	0.0011
	32	0.9552	0.9559	0.9552	0.9563	0.9552	0.9568	0.9566	0.9537	0.9553	0.9566	0.9557	0.0009
	64	0.9556	0.9559	0.9559	0.9562	0.9564	0.9573	0.9566	0.9543	0.9555	0.9574	0.9561	0.0009
	128	0.9563	0.9561	0.9562	0.9564	0.9562	0.9579	0.9573	0.9542	0.9558	0.9574	0.9564	0.0010
	256	0.9559	0.9563	0.9562	0.9566	0.9563	0.9579	0.9570	0.9545	0.9560	0.9574	0.9564	0.0009

Çizelge 30. TCP-LightGBM Doğruluk Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	32	0.9182	0.9159	0.9201	0.9158	0.9159	0.9197	0.9150	0.9163	0.9165	0.9179	0.9171	0.0017
	64	0.9302	0.9289	0.9304	0.9269	0.9269	0.9291	0.9281	0.9268	0.9295	0.9295	0.9286	0.0013
	128	0.9385	0.9388	0.9413	0.9378	0.9390	0.9414	0.9383	0.9382	0.9417	0.9396	0.9395	0.0014
	256	0.9459	0.9464	0.9478	0.9448	0.9469	0.9474	0.9468	0.9462	0.9482	0.9470	0.9467	0.0009
	512	0.9515	0.9519	0.9545	0.9516	0.9527	0.9529	0.9514	0.9521	0.9531	0.9518	0.9523	0.0009
	1024	0.9554	0.9559	0.9572	0.9553	0.9558	0.9562	0.9541	0.9554	0.9560	0.9556	0.9557	0.0008
2	32	0.9178	0.9157	0.9139	0.9174	0.9142	0.9128	0.9184	0.9169	0.9175	0.9182	0.9163	0.0019
	64	0.9311	0.9295	0.9268	0.9304	0.9265	0.9270	0.9283	0.9278	0.9297	0.9297	0.9287	0.0015
	128	0.9406	0.9411	0.9381	0.9395	0.9389	0.9383	0.9409	0.9392	0.9398	0.9398	0.9396	0.0010
	256	0.9483	0.9478	0.9454	0.9479	0.9473	0.9462	0.9485	0.9468	0.9485	0.9475	0.9474	0.0010
	512	0.9535	0.9530	0.9507	0.9529	0.9529	0.9520	0.9540	0.9521	0.9528	0.9533	0.9527	0.0009
	1024	0.9567	0.9563	0.9543	0.9574	0.9566	0.9556	0.9571	0.9555	0.9573	0.9566	0.9564	0.0009
3	32	0.9144	0.9143	0.9156	0.9169	0.9170	0.9158	0.9174	0.9177	0.9160	0.9148	0.9160	0.0012
	64	0.9268	0.9292	0.9288	0.9303	0.9303	0.9283	0.9304	0.9279	0.9289	0.9279	0.9289	0.0011
	128	0.9373	0.9406	0.9408	0.9393	0.9410	0.9421	0.9408	0.9379	0.9397	0.9387	0.9398	0.0014
	256	0.9447	0.9477	0.9477	0.9466	0.9476	0.9485	0.9489	0.9459	0.9473	0.9471	0.9472	0.0012
	512	0.9515	0.9524	0.9525	0.9528	0.9531	0.9539	0.9538	0.9519	0.9525	0.9524	0.9527	0.0007
	1024	0.9545	0.9561	0.9557	0.9560	0.9571	0.9579	0.9565	0.9551	0.9563	0.9564	0.9562	0.0009

Çizelge 31. TCP-LightGBM Kesinlik Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	32	0.9422	0.9414	0.9446	0.9431	0.9380	0.9430	0.9373	0.9429	0.9404	0.9435	0.9417	0.0023
	64	0.9427	0.9437	0.9465	0.9440	0.9398	0.9456	0.9425	0.9439	0.9421	0.9448	0.9436	0.0018
	128	0.9446	0.9469	0.9469	0.9464	0.9426	0.9472	0.9430	0.9466	0.9458	0.9464	0.9456	0.0016
	256	0.9458	0.9477	0.9484	0.9478	0.9453	0.9482	0.9453	0.9480	0.9459	0.9474	0.9470	0.0012
	512	0.9470	0.9490	0.9500	0.9481	0.9462	0.9477	0.9459	0.9481	0.9474	0.9482	0.9477	0.0012
	1024	0.9480	0.9499	0.9499	0.9480	0.9465	0.9478	0.9463	0.9483	0.9474	0.9483	0.9481	0.0011
2	32	0.9412	0.9409	0.9422	0.9415	0.9419	0.9392	0.9466	0.9442	0.9428	0.9427	0.9423	0.0019
	64	0.9426	0.9437	0.9444	0.9433	0.9453	0.9420	0.9475	0.9469	0.9440	0.9458	0.9446	0.0017
	128	0.9455	0.9472	0.9447	0.9451	0.9474	0.9439	0.9497	0.9475	0.9461	0.9460	0.9463	0.0016
	256	0.9473	0.9484	0.9459	0.9474	0.9490	0.9463	0.9513	0.9486	0.9488	0.9478	0.9481	0.0015
	512	0.9482	0.9486	0.9463	0.9481	0.9497	0.9468	0.9523	0.9487	0.9494	0.9489	0.9487	0.0016
	1024	0.9487	0.9486	0.9465	0.9495	0.9511	0.9476	0.9519	0.9495	0.9509	0.9494	0.9494	0.0016
3	32	0.9385	0.9421	0.9405	0.9433	0.9398	0.9416	0.9445	0.9410	0.9420	0.9412	0.9414	0.0016
	64	0.9406	0.9454	0.9426	0.9440	0.9422	0.9441	0.9467	0.9428	0.9450	0.9447	0.9438	0.0017
	128	0.9431	0.9473	0.9461	0.9458	0.9445	0.9478	0.9479	0.9447	0.9468	0.9459	0.9460	0.0015
	256	0.9439	0.9481	0.9473	0.9467	0.9461	0.9494	0.9487	0.9463	0.9488	0.9471	0.9472	0.0015
	512	0.9461	0.9483	0.9474	0.9482	0.9475	0.9501	0.9495	0.9474	0.9495	0.9468	0.9481	0.0012
	1024	0.9462	0.9487	0.9478	0.9482	0.9483	0.9509	0.9492	0.9475	0.9497	0.9483	0.9485	0.0012

Çizelge 32. TCP-LightGBM Duyarlılık Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	32	0.8910	0.8870	0.8925	0.8850	0.8908	0.8934	0.8894	0.8862	0.8893	0.8891	0.8894	0.0026
	64	0.9161	0.9122	0.9122	0.9078	0.9122	0.9106	0.9118	0.9074	0.9153	0.9123	0.9118	0.0026
	128	0.9316	0.9297	0.9351	0.9282	0.9348	0.9349	0.9330	0.9287	0.9372	0.9320	0.9325	0.0029
	256	0.9460	0.9449	0.9471	0.9414	0.9487	0.9466	0.9484	0.9442	0.9508	0.9465	0.9465	0.0025
	512	0.9566	0.9551	0.9595	0.9554	0.9601	0.9588	0.9576	0.9565	0.9595	0.9558	0.9575	0.0018
	1024	0.9637	0.9625	0.9654	0.9635	0.9661	0.9655	0.9629	0.9633	0.9657	0.9636	0.9642	0.0012
2	32	0.8913	0.8872	0.8818	0.8902	0.8830	0.8828	0.8867	0.8861	0.8889	0.8905	0.8869	0.0033
	64	0.9181	0.9134	0.9070	0.9159	0.9053	0.9100	0.9067	0.9065	0.9136	0.9115	0.9108	0.0042
	128	0.9352	0.9342	0.9308	0.9331	0.9294	0.9320	0.9310	0.9299	0.9329	0.9330	0.9321	0.0018
	256	0.9494	0.9472	0.9448	0.9484	0.9453	0.9462	0.9454	0.9447	0.9483	0.9471	0.9467	0.0016
	512	0.9596	0.9579	0.9558	0.9582	0.9564	0.9578	0.9560	0.9559	0.9566	0.9581	0.9572	0.0012
	1024	0.9657	0.9649	0.9630	0.9661	0.9628	0.9646	0.9629	0.9623	0.9643	0.9646	0.9641	0.0012
3	32	0.8870	0.8828	0.8874	0.8871	0.8911	0.8866	0.8870	0.8914	0.8866	0.8850	0.8872	0.0024
	64	0.9111	0.9109	0.9131	0.9148	0.9168	0.9104	0.9121	0.9112	0.9108	0.9091	0.9120	0.0022
	128	0.9308	0.9332	0.9348	0.9321	0.9371	0.9358	0.9330	0.9303	0.9318	0.9305	0.9330	0.0022
	256	0.9455	0.9472	0.9481	0.9465	0.9492	0.9475	0.9492	0.9455	0.9455	0.9471	0.9472	0.0013
	512	0.9576	0.9570	0.9582	0.9579	0.9592	0.9582	0.9586	0.9570	0.9559	0.9587	0.9578	0.0009
	1024	0.9638	0.9644	0.9646	0.9647	0.9670	0.9657	0.9646	0.9635	0.9637	0.9655	0.9648	0.0010

Çizelge 33. TCP-LightGBM F1 Skoru Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	32	0.9159	0.9134	0.9178	0.9131	0.9138	0.9175	0.9127	0.9137	0.9141	0.9155	0.9148	0.0017
	64	0.9292	0.9277	0.9291	0.9255	0.9258	0.9278	0.9269	0.9253	0.9285	0.9283	0.9274	0.0014
	128	0.9381	0.9382	0.9410	0.9372	0.9387	0.9410	0.9380	0.9376	0.9415	0.9392	0.9390	0.0015
	256	0.9459	0.9463	0.9477	0.9446	0.9470	0.9474	0.9468	0.9461	0.9483	0.9469	0.9467	0.0010
	512	0.9518	0.9521	0.9547	0.9517	0.9531	0.9532	0.9517	0.9523	0.9534	0.9519	0.9526	0.0009
	1024	0.9558	0.9562	0.9576	0.9557	0.9562	0.9566	0.9545	0.9557	0.9565	0.9559	0.9561	0.0007
2	32	0.9156	0.9132	0.9110	0.9151	0.9115	0.9101	0.9157	0.9142	0.9151	0.9159	0.9137	0.0020
	64	0.9302	0.9283	0.9253	0.9294	0.9249	0.9257	0.9267	0.9263	0.9286	0.9284	0.9274	0.0017
	128	0.9403	0.9406	0.9377	0.9391	0.9383	0.9379	0.9403	0.9386	0.9394	0.9394	0.9392	0.0010
	256	0.9483	0.9478	0.9453	0.9479	0.9472	0.9462	0.9483	0.9466	0.9485	0.9475	0.9474	0.0010
	512	0.9538	0.9533	0.9510	0.9532	0.9530	0.9523	0.9541	0.9523	0.9530	0.9535	0.9529	0.0009
	1024	0.9571	0.9567	0.9547	0.9577	0.9569	0.9560	0.9574	0.9558	0.9576	0.9570	0.9567	0.0009
3	32	0.9120	0.9115	0.9132	0.9144	0.9148	0.9133	0.9148	0.9155	0.9134	0.9122	0.9135	0.0013
	64	0.9256	0.9278	0.9276	0.9292	0.9293	0.9269	0.9291	0.9267	0.9276	0.9266	0.9276	0.0012
	128	0.9369	0.9402	0.9405	0.9389	0.9408	0.9418	0.9404	0.9375	0.9392	0.9382	0.9394	0.0015
	256	0.9447	0.9476	0.9477	0.9466	0.9477	0.9485	0.9489	0.9459	0.9472	0.9471	0.9472	0.0012
	512	0.9518	0.9526	0.9528	0.9530	0.9533	0.9541	0.9540	0.9522	0.9527	0.9527	0.9529	0.0007
	1024	0.9549	0.9564	0.9561	0.9564	0.9576	0.9583	0.9569	0.9555	0.9567	0.9568	0.9565	0.0009

Çizelge 34. UDP-KNN Doğruluk Sonuçları

Küme	Komşu	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	1	0.9313	0.9313	0.9338	0.9306	0.9294	0.9289	0.9296	0.9317	0.9298	0.9297	0.9306	0.0014
	3	0.9405	0.9426	0.9417	0.9390	0.9404	0.9386	0.9389	0.9408	0.9387	0.9405	0.9402	0.0013
	5	0.9418	0.9426	0.9416	0.9384	0.9405	0.9406	0.9408	0.9406	0.9385	0.9403	0.9406	0.0013
	7	0.9410	0.9424	0.9396	0.9384	0.9397	0.9397	0.9391	0.9384	0.9369	0.9401	0.9395	0.0014
	9	0.9400	0.9412	0.9382	0.9371	0.9390	0.9384	0.9384	0.9381	0.9365	0.9388	0.9386	0.0013
	11	0.9389	0.9396	0.9364	0.9366	0.9371	0.9370	0.9370	0.9359	0.9357	0.9378	0.9372	0.0012
2	1	0.9276	0.9281	0.9295	0.9320	0.9305	0.9286	0.9267	0.9312	0.9298	0.9316	0.9296	0.0017
	3	0.9397	0.9385	0.9393	0.9428	0.9391	0.9397	0.9376	0.9398	0.9389	0.9400	0.9395	0.0013
	5	0.9411	0.9376	0.9395	0.9420	0.9401	0.9406	0.9386	0.9398	0.9394	0.9418	0.9400	0.0013
	7	0.9415	0.9383	0.9395	0.9401	0.9387	0.9402	0.9390	0.9410	0.9395	0.9399	0.9398	0.0009
	9	0.9396	0.9370	0.9385	0.9398	0.9372	0.9384	0.9384	0.9395	0.9381	0.9395	0.9386	0.0009
	11	0.9381	0.9345	0.9368	0.9380	0.9361	0.9376	0.9366	0.9375	0.9363	0.9391	0.9371	0.0012
3	1	0.9274	0.9262	0.9241	0.9253	0.9289	0.9299	0.9269	0.9301	0.9295	0.9281	0.9276	0.0019
	3	0.9400	0.9359	0.9352	0.9370	0.9370	0.9393	0.9380	0.9390	0.9375	0.9355	0.9374	0.0016
	5	0.9384	0.9364	0.9356	0.9357	0.9377	0.9392	0.9379	0.9388	0.9396	0.9345	0.9374	0.0016
	7	0.9370	0.9355	0.9341	0.9354	0.9364	0.9388	0.9370	0.9378	0.9383	0.9341	0.9364	0.0016
	9	0.9359	0.9342	0.9332	0.9335	0.9359	0.9373	0.9350	0.9352	0.9372	0.9327	0.9350	0.0015
	11	0.9352	0.9330	0.9328	0.9325	0.9354	0.9360	0.9354	0.9344	0.9370	0.9314	0.9343	0.0017

Çizelge 35. UDP-KNN Kesinlik Sonuçları

Küme	Komşu	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	1	0.9285	0.9304	0.9305	0.9285	0.9257	0.9261	0.9264	0.9272	0.9269	0.9281	0.9278	0.0016
	3	0.9311	0.9342	0.9319	0.9308	0.9321	0.9310	0.9301	0.9306	0.9297	0.9338	0.9315	0.0014
	5	0.9304	0.9320	0.9296	0.9288	0.9292	0.9298	0.9297	0.9277	0.9283	0.9307	0.9296	0.0012
	7	0.9281	0.9291	0.9264	0.9273	0.9263	0.9289	0.9266	0.9240	0.9255	0.9288	0.9271	0.0016
	9	0.9269	0.9271	0.9244	0.9245	0.9243	0.9257	0.9246	0.9232	0.9242	0.9270	0.9252	0.0013
	11	0.9245	0.9245	0.9219	0.9221	0.9219	0.9240	0.9224	0.9201	0.9219	0.9253	0.9229	0.0015
2	1	0.9268	0.9237	0.9265	0.9290	0.9260	0.9303	0.9272	0.9297	0.9266	0.9308	0.9277	0.0021
	3	0.9319	0.9270	0.9300	0.9324	0.9284	0.9317	0.9305	0.9332	0.9305	0.9342	0.9310	0.0021
	5	0.9317	0.9246	0.9278	0.9300	0.9269	0.9312	0.9300	0.9314	0.9291	0.9310	0.9294	0.0022
	7	0.9294	0.9242	0.9264	0.9270	0.9245	0.9295	0.9277	0.9299	0.9263	0.9291	0.9274	0.0020
	9	0.9272	0.9216	0.9245	0.9259	0.9224	0.9260	0.9264	0.9278	0.9251	0.9273	0.9254	0.0020
	11	0.9249	0.9184	0.9217	0.9230	0.9200	0.9238	0.9229	0.9250	0.9227	0.9255	0.9228	0.0021
3	1	0.9281	0.9228	0.9203	0.9223	0.9246	0.9311	0.9230	0.9281	0.9283	0.9227	0.9251	0.0033
	3	0.9315	0.9253	0.9249	0.9268	0.9268	0.9304	0.9275	0.9302	0.9303	0.9262	0.9280	0.0023
	5	0.9287	0.9235	0.9232	0.9238	0.9252	0.9278	0.9253	0.9295	0.9279	0.9228	0.9258	0.0024
	7	0.9257	0.9213	0.9203	0.9213	0.9220	0.9265	0.9227	0.9258	0.9252	0.9215	0.9232	0.0022
	9	0.9237	0.9193	0.9177	0.9189	0.9208	0.9238	0.9205	0.9233	0.9229	0.9184	0.9209	0.0022
	11	0.9214	0.9170	0.9161	0.9160	0.9187	0.9210	0.9191	0.9213	0.9217	0.9165	0.9189	0.0022

Çizelge 36. UDP-KNN Duyarlılık Sonuçları

Küme	Komşu	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	1	0.9345	0.9322	0.9376	0.9330	0.9336	0.9322	0.9334	0.9370	0.9332	0.9316	0.9338	0.0019
	3	0.9514	0.9522	0.9530	0.9485	0.9501	0.9475	0.9491	0.9526	0.9492	0.9481	0.9502	0.0019
	5	0.9551	0.9550	0.9556	0.9496	0.9537	0.9532	0.9539	0.9557	0.9503	0.9514	0.9534	0.0021
	7	0.9559	0.9578	0.9550	0.9514	0.9555	0.9524	0.9537	0.9554	0.9502	0.9533	0.9541	0.0022
	9	0.9555	0.9576	0.9544	0.9520	0.9562	0.9532	0.9546	0.9557	0.9510	0.9527	0.9543	0.0020
	11	0.9559	0.9574	0.9537	0.9539	0.9553	0.9522	0.9543	0.9547	0.9522	0.9525	0.9542	0.0016
2	1	0.9285	0.9332	0.9330	0.9356	0.9357	0.9267	0.9262	0.9330	0.9335	0.9324	0.9318	0.0033
	3	0.9489	0.9519	0.9501	0.9548	0.9516	0.9489	0.9458	0.9473	0.9487	0.9466	0.9495	0.0026
	5	0.9520	0.9528	0.9532	0.9559	0.9555	0.9515	0.9485	0.9496	0.9513	0.9543	0.9525	0.0023
	7	0.9555	0.9549	0.9550	0.9554	0.9555	0.9527	0.9521	0.9538	0.9549	0.9524	0.9542	0.0013
	9	0.9543	0.9553	0.9549	0.9561	0.9548	0.9529	0.9526	0.9532	0.9533	0.9538	0.9541	0.0011
	11	0.9537	0.9537	0.9547	0.9556	0.9553	0.9540	0.9528	0.9522	0.9524	0.9551	0.9539	0.0012
3	1	0.9265	0.9303	0.9287	0.9289	0.9340	0.9284	0.9316	0.9326	0.9309	0.9345	0.9306	0.0024
	3	0.9499	0.9485	0.9473	0.9489	0.9489	0.9497	0.9502	0.9491	0.9460	0.9464	0.9485	0.0014
	5	0.9497	0.9516	0.9501	0.9496	0.9524	0.9524	0.9526	0.9496	0.9532	0.9483	0.9510	0.0016
	7	0.9503	0.9524	0.9505	0.9521	0.9536	0.9532	0.9539	0.9518	0.9538	0.9491	0.9521	0.0016
	9	0.9503	0.9520	0.9518	0.9510	0.9538	0.9534	0.9522	0.9493	0.9542	0.9499	0.9518	0.0016
	11	0.9515	0.9523	0.9530	0.9524	0.9553	0.9539	0.9548	0.9499	0.9552	0.9493	0.9528	0.0020

Çizelge 37. UDP-KNN F1 Skoru Sonuçları

Küme	Komşu	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	1	0.9315	0.9313	0.9341	0.9308	0.9297	0.9291	0.9299	0.9321	0.9300	0.9299	0.9308	0.0014
	3	0.9412	0.9431	0.9423	0.9396	0.9410	0.9392	0.9395	0.9415	0.9394	0.9409	0.9408	0.0013
	5	0.9426	0.9433	0.9424	0.9391	0.9413	0.9414	0.9416	0.9415	0.9392	0.9410	0.9413	0.0013
	7	0.9418	0.9432	0.9405	0.9392	0.9407	0.9405	0.9399	0.9394	0.9377	0.9409	0.9404	0.0014
	9	0.9410	0.9421	0.9391	0.9381	0.9400	0.9393	0.9393	0.9392	0.9374	0.9397	0.9395	0.0013
	11	0.9399	0.9407	0.9375	0.9377	0.9383	0.9379	0.9381	0.9371	0.9368	0.9387	0.9383	0.0012
2	1	0.9276	0.9285	0.9297	0.9323	0.9308	0.9285	0.9267	0.9313	0.9301	0.9316	0.9297	0.0017
	3	0.9403	0.9393	0.9399	0.9435	0.9398	0.9402	0.9381	0.9402	0.9395	0.9404	0.9401	0.0013
	5	0.9418	0.9385	0.9404	0.9428	0.9410	0.9412	0.9392	0.9404	0.9401	0.9425	0.9408	0.0013
	7	0.9423	0.9393	0.9405	0.9410	0.9397	0.9409	0.9398	0.9417	0.9404	0.9406	0.9406	0.0009
	9	0.9405	0.9382	0.9395	0.9408	0.9383	0.9392	0.9393	0.9403	0.9390	0.9404	0.9395	0.0009
	11	0.9390	0.9357	0.9379	0.9390	0.9373	0.9386	0.9376	0.9384	0.9373	0.9401	0.9381	0.0011
3	1	0.9273	0.9265	0.9245	0.9256	0.9292	0.9298	0.9272	0.9303	0.9296	0.9286	0.9279	0.0018
	3	0.9406	0.9367	0.9360	0.9377	0.9377	0.9400	0.9387	0.9396	0.9381	0.9362	0.9381	0.0015
	5	0.9390	0.9374	0.9365	0.9365	0.9386	0.9400	0.9388	0.9395	0.9404	0.9354	0.9382	0.0016
	7	0.9378	0.9366	0.9351	0.9364	0.9375	0.9397	0.9381	0.9386	0.9393	0.9351	0.9374	0.0015
	9	0.9368	0.9354	0.9344	0.9346	0.9370	0.9383	0.9361	0.9361	0.9383	0.9339	0.9361	0.0015
	11	0.9362	0.9343	0.9342	0.9338	0.9366	0.9372	0.9366	0.9354	0.9381	0.9326	0.9355	0.0016

Çizelge 38. UDP- Rastgele Orman Doğruluk Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	2	0.9280	0.9335	0.9354	0.9291	0.9334	0.9319	0.9306	0.9291	0.9327	0.9305	0.9314	0.0022
	4	0.9485	0.9490	0.9478	0.9476	0.9486	0.9453	0.9470	0.9491	0.9463	0.9446	0.9474	0.0015
	8	0.9549	0.9560	0.9562	0.9532	0.9543	0.9520	0.9528	0.9535	0.9530	0.9548	0.9541	0.0013
	16	0.9572	0.9575	0.9572	0.9571	0.9561	0.9554	0.9551	0.9545	0.9554	0.9571	0.9563	0.0010
	32	0.9573	0.9593	0.9593	0.9573	0.9577	0.9565	0.9564	0.9565	0.9566	0.9584	0.9575	0.0011
	64	0.9574	0.9595	0.9587	0.9578	0.9577	0.9572	0.9573	0.9570	0.9570	0.9588	0.9578	0.0008
	128	0.9576	0.9600	0.9593	0.9579	0.9582	0.9578	0.9568	0.9579	0.9573	0.9586	0.9581	0.0009
	256	0.9581	0.9602	0.9590	0.9578	0.9585	0.9579	0.9572	0.9577	0.9577	0.9592	0.9583	0.0009
2	2	0.9282	0.9310	0.9285	0.9308	0.9335	0.9351	0.9341	0.9301	0.9319	0.9366	0.9320	0.0026
	4	0.9460	0.9460	0.9480	0.9485	0.9494	0.9465	0.9471	0.9445	0.9474	0.9474	0.9471	0.0013
	8	0.9548	0.9533	0.9530	0.9546	0.9562	0.9536	0.9525	0.9548	0.9552	0.9538	0.9542	0.0011
	16	0.9570	0.9554	0.9555	0.9554	0.9565	0.9575	0.9559	0.9569	0.9570	0.9580	0.9565	0.0009
	32	0.9577	0.9577	0.9556	0.9579	0.9590	0.9582	0.9562	0.9582	0.9582	0.9597	0.9578	0.0011
	64	0.9577	0.9583	0.9580	0.9566	0.9584	0.9594	0.9561	0.9582	0.9579	0.9605	0.9581	0.0012
	128	0.9590	0.9591	0.9580	0.9582	0.9587	0.9590	0.9567	0.9584	0.9588	0.9605	0.9586	0.0009
	256	0.9582	0.9590	0.9578	0.9576	0.9593	0.9595	0.9569	0.9585	0.9587	0.9593	0.9585	0.0008
3	2	0.9321	0.9343	0.9311	0.9354	0.9319	0.9330	0.9318	0.9340	0.9295	0.9277	0.9321	0.0022
	4	0.9473	0.9462	0.9451	0.9490	0.9480	0.9513	0.9466	0.9477	0.9491	0.9468	0.9477	0.0017
	8	0.9537	0.9528	0.9510	0.9505	0.9543	0.9547	0.9556	0.9551	0.9564	0.9536	0.9538	0.0018
	16	0.9547	0.9555	0.9540	0.9549	0.9586	0.9586	0.9566	0.9574	0.9579	0.9543	0.9563	0.0017
	32	0.9572	0.9566	0.9554	0.9573	0.9586	0.9588	0.9567	0.9588	0.9586	0.9562	0.9574	0.0012
	64	0.9584	0.9565	0.9560	0.9578	0.9587	0.9596	0.9575	0.9593	0.9593	0.9570	0.9580	0.0012
	128	0.9577	0.9567	0.9573	0.9578	0.9592	0.9607	0.9577	0.9598	0.9598	0.9565	0.9583	0.0014
	256	0.9579	0.9569	0.9566	0.9579	0.9593	0.9603	0.9576	0.9599	0.9599	0.9571	0.9583	0.0013

Çizelge 39. UDP- Rastgele Orman Kesinlik Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	2	0.9552	0.9579	0.9579	0.9562	0.9522	0.9576	0.9544	0.9588	0.9569	0.9604	0.9568	0.0022
	4	0.9520	0.9553	0.9530	0.9562	0.9522	0.9520	0.9513	0.9514	0.9542	0.9554	0.9533	0.0017
	8	0.9511	0.9522	0.9508	0.9531	0.9502	0.9506	0.9504	0.9505	0.9496	0.9522	0.9511	0.0010
	16	0.9494	0.9534	0.9497	0.9506	0.9481	0.9509	0.9486	0.9492	0.9487	0.9541	0.9503	0.0019
	32	0.9489	0.9523	0.9485	0.9504	0.9470	0.9492	0.9473	0.9487	0.9480	0.9512	0.9491	0.0016
	64	0.9484	0.9517	0.9484	0.9490	0.9471	0.9488	0.9462	0.9490	0.9471	0.9520	0.9488	0.0018
	128	0.9490	0.9514	0.9488	0.9503	0.9473	0.9493	0.9479	0.9479	0.9479	0.9515	0.9491	0.0014
	256	0.9485	0.9518	0.9487	0.9493	0.9470	0.9495	0.9468	0.9477	0.9479	0.9512	0.9489	0.0016
2	2	0.9579	0.9528	0.9560	0.9575	0.9531	0.9589	0.9545	0.9588	0.9573	0.9593	0.9566	0.0023
	4	0.9530	0.9514	0.9532	0.9553	0.9533	0.9562	0.9519	0.9554	0.9529	0.9557	0.9538	0.0016
	8	0.9499	0.9500	0.9494	0.9519	0.9489	0.9526	0.9517	0.9527	0.9523	0.9531	0.9512	0.0015
	16	0.9507	0.9488	0.9494	0.9486	0.9488	0.9514	0.9494	0.9517	0.9496	0.9516	0.9500	0.0012
	32	0.9492	0.9487	0.9488	0.9493	0.9469	0.9516	0.9486	0.9494	0.9483	0.9524	0.9493	0.0015
	64	0.9492	0.9474	0.9479	0.9478	0.9471	0.9514	0.9482	0.9502	0.9494	0.9515	0.9490	0.0015
	128	0.9491	0.9475	0.9475	0.9477	0.9462	0.9514	0.9474	0.9506	0.9485	0.9518	0.9488	0.0018
	256	0.9490	0.9475	0.9472	0.9485	0.9470	0.9509	0.9474	0.9501	0.9484	0.9516	0.9488	0.0015
3	2	0.9581	0.9534	0.9533	0.9532	0.9579	0.9601	0.9587	0.9565	0.9603	0.9530	0.9564	0.0028
	4	0.9523	0.9513	0.9508	0.9521	0.9530	0.9527	0.9511	0.9575	0.9554	0.9507	0.9527	0.0021
	8	0.9526	0.9491	0.9478	0.9488	0.9516	0.9515	0.9497	0.9522	0.9518	0.9468	0.9502	0.0019
	16	0.9517	0.9479	0.9477	0.9471	0.9497	0.9512	0.9504	0.9519	0.9516	0.9489	0.9498	0.0017
	32	0.9508	0.9473	0.9464	0.9476	0.9497	0.9503	0.9495	0.9520	0.9517	0.9478	0.9493	0.0018
	64	0.9508	0.9467	0.9458	0.9469	0.9488	0.9514	0.9481	0.9519	0.9506	0.9471	0.9488	0.0021
	128	0.9510	0.9459	0.9463	0.9467	0.9490	0.9504	0.9484	0.9514	0.9504	0.9469	0.9486	0.0020
	256	0.9503	0.9456	0.9460	0.9468	0.9489	0.9510	0.9480	0.9517	0.9510	0.9470	0.9486	0.0021

Çizelge 40. UDP- Rastgele Orman Duyarlılık Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	2	0.9028	0.9075	0.9076	0.9056	0.9068	0.9032	0.9001	0.9032	0.9083	0.9012	0.9046	0.0028
	4	0.9420	0.9433	0.9456	0.9369	0.9424	0.9406	0.9420	0.9437	0.9417	0.9428	0.9421	0.0022
	8	0.9565	0.9590	0.9590	0.9581	0.9559	0.9560	0.9541	0.9565	0.9561	0.9566	0.9568	0.0015
	16	0.9625	0.9654	0.9642	0.9634	0.9658	0.9619	0.9642	0.9641	0.9644	0.9643	0.9640	0.0011
	32	0.9658	0.9659	0.9686	0.9657	0.9677	0.9655	0.9670	0.9658	0.9653	0.9662	0.9664	0.0010
	64	0.9682	0.9690	0.9704	0.9677	0.9692	0.9663	0.9684	0.9675	0.9673	0.9670	0.9681	0.0011
	128	0.9681	0.9695	0.9707	0.9671	0.9699	0.9675	0.9688	0.9685	0.9679	0.9681	0.9686	0.0011
	256	0.9686	0.9698	0.9711	0.9679	0.9709	0.9681	0.9697	0.9689	0.9691	0.9677	0.9692	0.0011
2	2	0.9036	0.9034	0.9024	0.9079	0.9011	0.9045	0.9045	0.9078	0.9109	0.8958	0.9042	0.0040
	4	0.9406	0.9384	0.9423	0.9425	0.9439	0.9368	0.9409	0.9369	0.9386	0.9387	0.9400	0.0023
	8	0.9559	0.9566	0.9561	0.9572	0.9595	0.9555	0.9532	0.9530	0.9537	0.9551	0.9556	0.0019
	16	0.9625	0.9644	0.9629	0.9635	0.9674	0.9628	0.9618	0.9623	0.9632	0.9635	0.9634	0.0015
	32	0.9658	0.9681	0.9661	0.9662	0.9692	0.9662	0.9646	0.9654	0.9658	0.9667	0.9664	0.0013
	64	0.9689	0.9703	0.9670	0.9674	0.9707	0.9662	0.9662	0.9658	0.9674	0.9691	0.9679	0.0016
	128	0.9694	0.9713	0.9681	0.9681	0.9714	0.9675	0.9667	0.9676	0.9692	0.9693	0.9689	0.0015
	256	0.9691	0.9712	0.9688	0.9694	0.9723	0.9689	0.9673	0.9677	0.9688	0.9702	0.9694	0.0014
3	2	0.9064	0.8989	0.9037	0.8995	0.9051	0.9145	0.9030	0.8982	0.9055	0.9058	0.9041	0.0045
	4	0.9409	0.9415	0.9387	0.9402	0.9429	0.9470	0.9438	0.9408	0.9417	0.9405	0.9418	0.0022
	8	0.9546	0.9561	0.9546	0.9553	0.9567	0.9576	0.9555	0.9562	0.9601	0.9554	0.9562	0.0016
	16	0.9608	0.9638	0.9613	0.9650	0.9662	0.9650	0.9631	0.9629	0.9644	0.9628	0.9635	0.0016
	32	0.9652	0.9667	0.9649	0.9671	0.9685	0.9690	0.9665	0.9667	0.9669	0.9651	0.9667	0.0013
	64	0.9653	0.9677	0.9676	0.9692	0.9704	0.9698	0.9668	0.9677	0.9687	0.9680	0.9681	0.0014
	128	0.9660	0.9677	0.9681	0.9706	0.9717	0.9708	0.9680	0.9684	0.9692	0.9683	0.9689	0.0016
	256	0.9671	0.9686	0.9686	0.9704	0.9715	0.9710	0.9681	0.9693	0.9698	0.9685	0.9693	0.0013

Çizelge 41. UDP- Rastgele Orman F1 Skoru Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	2	0.9276	0.9344	0.9298	0.9285	0.9314	0.9270	0.9308	0.9279	0.9302	0.9250	0.9293	0.0025
	4	0.9475	0.9481	0.9488	0.9484	0.9480	0.9462	0.9462	0.9483	0.9465	0.9480	0.9476	0.0009
	8	0.9534	0.9566	0.9532	0.9544	0.9530	0.9525	0.9524	0.9550	0.9542	0.9543	0.9539	0.0012
	16	0.9568	0.9587	0.9580	0.9568	0.9559	0.9563	0.9556	0.9563	0.9556	0.9577	0.9568	0.0010
	32	0.9574	0.9585	0.9591	0.9573	0.9566	0.9576	0.9567	0.9572	0.9574	0.9587	0.9576	0.0008
	64	0.9578	0.9596	0.9583	0.9572	0.9588	0.9579	0.9568	0.9575	0.9579	0.9591	0.9581	0.0008
	128	0.9583	0.9610	0.9591	0.9584	0.9586	0.9576	0.9575	0.9578	0.9578	0.9591	0.9585	0.0010
	256	0.9588	0.9611	0.9596	0.9591	0.9587	0.9584	0.9579	0.9587	0.9580	0.9596	0.9590	0.0009
2	2	0.9283	0.9251	0.9272	0.9290	0.9291	0.9330	0.9310	0.9305	0.9316	0.9343	0.9299	0.0026
	4	0.9492	0.9464	0.9469	0.9472	0.9489	0.9438	0.9436	0.9449	0.9487	0.9497	0.9469	0.0021
	8	0.9547	0.9519	0.9529	0.9524	0.9544	0.9546	0.9526	0.9530	0.9535	0.9538	0.9534	0.0009
	16	0.9553	0.9556	0.9561	0.9572	0.9574	0.9574	0.9546	0.9571	0.9570	0.9578	0.9565	0.0010
	32	0.9573	0.9586	0.9568	0.9581	0.9579	0.9578	0.9563	0.9575	0.9565	0.9599	0.9577	0.0010
	64	0.9585	0.9583	0.9569	0.9583	0.9588	0.9586	0.9568	0.9586	0.9588	0.9601	0.9584	0.0009
	128	0.9589	0.9597	0.9575	0.9582	0.9592	0.9595	0.9569	0.9578	0.9585	0.9602	0.9587	0.0010
	256	0.9586	0.9591	0.9577	0.9586	0.9595	0.9593	0.9571	0.9587	0.9590	0.9609	0.9589	0.0010
3	2	0.9270	0.9308	0.9303	0.9287	0.9344	0.9308	0.9288	0.9324	0.9313	0.9313	0.9306	0.0020
	4	0.9458	0.9439	0.9466	0.9460	0.9488	0.9475	0.9485	0.9465	0.9459	0.9462	0.9466	0.0013
	8	0.9534	0.9517	0.9516	0.9526	0.9547	0.9556	0.9540	0.9558	0.9555	0.9534	0.9538	0.0015
	16	0.9567	0.9558	0.9542	0.9556	0.9574	0.9579	0.9560	0.9571	0.9582	0.9555	0.9564	0.0012
	32	0.9572	0.9564	0.9561	0.9569	0.9590	0.9603	0.9577	0.9595	0.9594	0.9571	0.9580	0.0014
	64	0.9577	0.9567	0.9564	0.9587	0.9597	0.9600	0.9580	0.9593	0.9595	0.9571	0.9583	0.0012
	128	0.9577	0.9573	0.9572	0.9587	0.9600	0.9605	0.9579	0.9603	0.9597	0.9575	0.9587	0.0013
	256	0.9582	0.9575	0.9569	0.9585	0.9604	0.9602	0.9582	0.9601	0.9606	0.9584	0.9589	0.0013

Çizelge 42. UDP-LightGBM Doğruluk Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	32	0.9272	0.9317	0.9277	0.9248	0.9283	0.9251	0.9252	0.9263	0.9256	0.9280	0.9270	0.0020
	64	0.9393	0.9410	0.9401	0.9355	0.9383	0.9365	0.9368	0.9388	0.9363	0.9392	0.9382	0.0017
	128	0.9456	0.9473	0.9478	0.9437	0.9458	0.9454	0.9429	0.9456	0.9445	0.9470	0.9456	0.0015
	256	0.9511	0.9533	0.9533	0.9492	0.9515	0.9510	0.9488	0.9510	0.9504	0.9517	0.9511	0.0014
	512	0.9545	0.9578	0.9562	0.9535	0.9549	0.9551	0.9537	0.9553	0.9550	0.9549	0.9551	0.0011
	1024	0.9576	0.9604	0.9584	0.9571	0.9574	0.9573	0.9571	0.9574	0.9572	0.9582	0.9578	0.0010
2	32	0.9270	0.9218	0.9258	0.9292	0.9247	0.9278	0.9240	0.9269	0.9241	0.9283	0.9259	0.0022
	64	0.9381	0.9342	0.9378	0.9395	0.9375	0.9385	0.9362	0.9382	0.9362	0.9381	0.9374	0.0014
	128	0.9461	0.9428	0.9452	0.9470	0.9461	0.9467	0.9453	0.9468	0.9444	0.9456	0.9456	0.0012
	256	0.9520	0.9488	0.9505	0.9517	0.9529	0.9516	0.9512	0.9515	0.9500	0.9514	0.9512	0.0011
	512	0.9561	0.9530	0.9551	0.9556	0.9570	0.9560	0.9542	0.9560	0.9547	0.9555	0.9553	0.0011
	1024	0.9586	0.9568	0.9573	0.9581	0.9597	0.9588	0.9576	0.9584	0.9571	0.9584	0.9581	0.0008
3	32	0.9268	0.9271	0.9234	0.9245	0.9272	0.9254	0.9252	0.9268	0.9280	0.9250	0.9259	0.0014
	64	0.9377	0.9375	0.9363	0.9367	0.9398	0.9377	0.9387	0.9390	0.9398	0.9369	0.9380	0.0012
	128	0.9463	0.9465	0.9448	0.9452	0.9473	0.9455	0.9472	0.9466	0.9474	0.9444	0.9461	0.0010
	256	0.9527	0.9509	0.9513	0.9503	0.9524	0.9525	0.9525	0.9523	0.9533	0.9507	0.9519	0.0009
	512	0.9569	0.9549	0.9548	0.9548	0.9561	0.9574	0.9576	0.9560	0.9570	0.9536	0.9559	0.0013
	1024	0.9594	0.9573	0.9561	0.9574	0.9588	0.9595	0.9600	0.9592	0.9599	0.9556	0.9583	0.0015

Çizelge 43. UDP-LightGBM Kesinlik Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	32	0.9171	0.9179	0.9179	0.9151	0.9151	0.9171	0.9159	0.9172	0.9167	0.9193	0.9169	0.0012
	64	0.9236	0.9255	0.9253	0.9204	0.9215	0.9230	0.9217	0.9239	0.9227	0.9271	0.9235	0.0020
	128	0.9282	0.9308	0.9319	0.9280	0.9292	0.9312	0.9272	0.9277	0.9309	0.9349	0.9300	0.0023
	256	0.9343	0.9374	0.9374	0.9334	0.9352	0.9373	0.9328	0.9340	0.9352	0.9389	0.9356	0.0019
	512	0.9389	0.9429	0.9424	0.9390	0.9393	0.9423	0.9389	0.9390	0.9406	0.9424	0.9406	0.0017
	1024	0.9431	0.9473	0.9458	0.9439	0.9416	0.9451	0.9437	0.9429	0.9437	0.9460	0.9443	0.0016
2	32	0.9185	0.9106	0.9158	0.9194	0.9153	0.9191	0.9136	0.9178	0.9150	0.9190	0.9164	0.0027
	64	0.9260	0.9195	0.9238	0.9252	0.9225	0.9245	0.9203	0.9262	0.9233	0.9231	0.9234	0.0021
	128	0.9316	0.9273	0.9290	0.9309	0.9309	0.9320	0.9279	0.9336	0.9302	0.9318	0.9305	0.0019
	256	0.9379	0.9327	0.9351	0.9366	0.9371	0.9374	0.9349	0.9376	0.9361	0.9372	0.9362	0.0015
	512	0.9437	0.9379	0.9408	0.9405	0.9421	0.9425	0.9385	0.9425	0.9416	0.9425	0.9413	0.0018
	1024	0.9469	0.9429	0.9446	0.9429	0.9463	0.9457	0.9441	0.9453	0.9450	0.9458	0.9450	0.0013
3	32	0.9201	0.9177	0.9131	0.9156	0.9174	0.9156	0.9169	0.9187	0.9189	0.9185	0.9172	0.0019
	64	0.9258	0.9238	0.9207	0.9227	0.9258	0.9239	0.9248	0.9253	0.9273	0.9240	0.9244	0.0018
	128	0.9311	0.9312	0.9276	0.9295	0.9314	0.9307	0.9308	0.9332	0.9322	0.9285	0.9306	0.0016
	256	0.9387	0.9357	0.9355	0.9343	0.9363	0.9370	0.9370	0.9389	0.9389	0.9361	0.9368	0.0015
	512	0.9443	0.9403	0.9396	0.9389	0.9408	0.9430	0.9431	0.9435	0.9425	0.9397	0.9416	0.0018
	1024	0.9476	0.9445	0.9418	0.9429	0.9438	0.9462	0.9473	0.9478	0.9477	0.9422	0.9452	0.0023

Çizelge 44. UDP-LightGBM Duyarlılık Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	32	0.9394	0.9481	0.9395	0.9363	0.9442	0.9346	0.9363	0.9373	0.9363	0.9384	0.9390	0.0039
	64	0.9578	0.9592	0.9575	0.9536	0.9582	0.9525	0.9547	0.9564	0.9524	0.9534	0.9556	0.0024
	128	0.9659	0.9665	0.9663	0.9621	0.9651	0.9617	0.9614	0.9666	0.9602	0.9610	0.9637	0.0025
	256	0.9704	0.9715	0.9715	0.9674	0.9702	0.9667	0.9674	0.9706	0.9679	0.9663	0.9690	0.0019
	512	0.9722	0.9745	0.9718	0.9701	0.9727	0.9695	0.9706	0.9738	0.9712	0.9691	0.9716	0.0017
	1024	0.9739	0.9750	0.9726	0.9720	0.9751	0.9710	0.9722	0.9738	0.9723	0.9719	0.9730	0.0013
2	32	0.9371	0.9353	0.9377	0.9408	0.9360	0.9382	0.9365	0.9378	0.9351	0.9395	0.9374	0.0017
	64	0.9523	0.9517	0.9543	0.9563	0.9553	0.9551	0.9552	0.9522	0.9515	0.9557	0.9540	0.0017
	128	0.9629	0.9609	0.9640	0.9656	0.9637	0.9636	0.9656	0.9621	0.9609	0.9615	0.9631	0.0016
	256	0.9681	0.9675	0.9683	0.9689	0.9710	0.9679	0.9700	0.9673	0.9660	0.9677	0.9683	0.0013
	512	0.9702	0.9702	0.9714	0.9726	0.9739	0.9712	0.9721	0.9714	0.9694	0.9702	0.9713	0.0013
	1024	0.9718	0.9724	0.9715	0.9752	0.9747	0.9735	0.9727	0.9732	0.9707	0.9725	0.9728	0.0013
3	32	0.9349	0.9384	0.9359	0.9351	0.9388	0.9371	0.9351	0.9365	0.9390	0.9327	0.9364	0.0019
	64	0.9517	0.9536	0.9549	0.9532	0.9562	0.9540	0.9549	0.9551	0.9544	0.9522	0.9540	0.0013
	128	0.9640	0.9642	0.9648	0.9634	0.9658	0.9625	0.9663	0.9621	0.9649	0.9629	0.9641	0.0013
	256	0.9687	0.9683	0.9695	0.9688	0.9708	0.9702	0.9703	0.9675	0.9696	0.9674	0.9691	0.0011
	512	0.9710	0.9715	0.9720	0.9728	0.9735	0.9735	0.9739	0.9702	0.9733	0.9693	0.9721	0.0015
	1024	0.9727	0.9717	0.9724	0.9738	0.9757	0.9745	0.9742	0.9720	0.9736	0.9708	0.9731	0.0014

Çizelge 45. UDP-LightGBM F1 Skoru Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	32	0.9281	0.9328	0.9286	0.9256	0.9294	0.9258	0.9260	0.9271	0.9264	0.9287	0.9278	0.0021
	64	0.9404	0.9421	0.9411	0.9367	0.9395	0.9375	0.9379	0.9399	0.9373	0.9401	0.9393	0.0017
	128	0.9467	0.9483	0.9488	0.9447	0.9468	0.9462	0.9440	0.9467	0.9453	0.9478	0.9465	0.0015
	256	0.9520	0.9541	0.9541	0.9501	0.9524	0.9517	0.9498	0.9519	0.9513	0.9524	0.9520	0.0014
	512	0.9553	0.9585	0.9569	0.9543	0.9557	0.9557	0.9545	0.9561	0.9557	0.9556	0.9558	0.0011
	1024	0.9582	0.9610	0.9590	0.9577	0.9581	0.9579	0.9578	0.9581	0.9578	0.9588	0.9584	0.0009
2	32	0.9277	0.9228	0.9266	0.9300	0.9255	0.9285	0.9249	0.9277	0.9249	0.9291	0.9268	0.0021
	64	0.9390	0.9353	0.9388	0.9405	0.9386	0.9395	0.9374	0.9390	0.9372	0.9391	0.9384	0.0014
	128	0.9470	0.9438	0.9462	0.9480	0.9470	0.9476	0.9464	0.9476	0.9453	0.9465	0.9465	0.0012
	256	0.9527	0.9497	0.9514	0.9525	0.9537	0.9524	0.9521	0.9523	0.9508	0.9522	0.9520	0.0010
	512	0.9567	0.9538	0.9559	0.9563	0.9577	0.9566	0.9550	0.9567	0.9553	0.9561	0.9560	0.0010
	1024	0.9592	0.9575	0.9579	0.9588	0.9603	0.9594	0.9582	0.9590	0.9577	0.9589	0.9587	0.0008
3	32	0.9274	0.9279	0.9244	0.9253	0.9280	0.9262	0.9259	0.9275	0.9288	0.9255	0.9267	0.0014
	64	0.9386	0.9385	0.9375	0.9377	0.9407	0.9387	0.9396	0.9400	0.9407	0.9379	0.9390	0.0011
	128	0.9473	0.9474	0.9458	0.9462	0.9483	0.9464	0.9482	0.9474	0.9483	0.9454	0.9471	0.0010
	256	0.9535	0.9517	0.9522	0.9512	0.9532	0.9533	0.9533	0.9530	0.9540	0.9515	0.9527	0.0009
	512	0.9575	0.9557	0.9556	0.9556	0.9569	0.9580	0.9582	0.9566	0.9576	0.9543	0.9566	0.0012
	1024	0.9600	0.9579	0.9568	0.9581	0.9595	0.9601	0.9605	0.9598	0.9605	0.9563	0.9590	0.0015

Çizelge 46. ICMP-KNN Doğruluk Sonuçları

Küme	Komşu	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	1	0.9959	0.9968	0.9964	0.9971	0.9968	0.9970	0.9970	0.9964	0.9966	0.9965	0.9966	0.0003
	3	0.9950	0.9956	0.9962	0.9968	0.9964	0.9963	0.9963	0.9960	0.9965	0.9958	0.9961	0.0005
	5	0.9946	0.9950	0.9959	0.9957	0.9956	0.9956	0.9957	0.9954	0.9958	0.9949	0.9954	0.0004
	7	0.9937	0.9944	0.9948	0.9954	0.9949	0.9953	0.9950	0.9945	0.9951	0.9940	0.9947	0.0005
	9	0.9935	0.9940	0.9943	0.9948	0.9946	0.9950	0.9944	0.9936	0.9945	0.9938	0.9942	0.0005
	11	0.9931	0.9936	0.9938	0.9944	0.9942	0.9943	0.9943	0.9937	0.9940	0.9934	0.9939	0.0004
2	1	0.9966	0.9965	0.9967	0.9960	0.9966	0.9970	0.9966	0.9967	0.9960	0.9969	0.9966	0.0003
	3	0.9960	0.9959	0.9965	0.9963	0.9960	0.9959	0.9962	0.9958	0.9958	0.9966	0.9961	0.0003
	5	0.9954	0.9952	0.9957	0.9960	0.9955	0.9954	0.9959	0.9955	0.9953	0.9959	0.9956	0.0003
	7	0.9948	0.9940	0.9951	0.9958	0.9951	0.9950	0.9953	0.9951	0.9942	0.9953	0.9950	0.0005
	9	0.9943	0.9936	0.9947	0.9955	0.9944	0.9947	0.9949	0.9943	0.9941	0.9950	0.9945	0.0005
	11	0.9936	0.9932	0.9943	0.9947	0.9938	0.9940	0.9944	0.9937	0.9935	0.9944	0.9940	0.0005
3	1	0.9971	0.9961	0.9972	0.9970	0.9963	0.9969	0.9966	0.9967	0.9963	0.9971	0.9967	0.0004
	3	0.9965	0.9951	0.9963	0.9967	0.9960	0.9964	0.9963	0.9964	0.9959	0.9966	0.9962	0.0004
	5	0.9956	0.9942	0.9960	0.9958	0.9953	0.9959	0.9957	0.9954	0.9946	0.9960	0.9955	0.0006
	7	0.9950	0.9941	0.9955	0.9946	0.9947	0.9951	0.9947	0.9950	0.9947	0.9955	0.9949	0.0004
	9	0.9944	0.9938	0.9945	0.9938	0.9945	0.9946	0.9941	0.9945	0.9942	0.9950	0.9943	0.0004
	11	0.9938	0.9930	0.9941	0.9932	0.9937	0.9943	0.9938	0.9941	0.9937	0.9943	0.9938	0.0004

Çizelge 47. ICMP-KNN Kesinlik Sonuçları

Küme	Komşu	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	1	0.9951	0.9966	0.9967	0.9965	0.9963	0.9966	0.9967	0.9957	0.9960	0.9960	0.9962	0.0005
	3	0.9942	0.9949	0.9962	0.9964	0.9959	0.9957	0.9961	0.9952	0.9960	0.9956	0.9956	0.0006
	5	0.9939	0.9942	0.9956	0.9953	0.9948	0.9945	0.9957	0.9943	0.9954	0.9944	0.9948	0.0006
	7	0.9926	0.9933	0.9944	0.9947	0.9942	0.9945	0.9951	0.9931	0.9945	0.9932	0.9940	0.0008
	9	0.9925	0.9930	0.9934	0.9939	0.9939	0.9944	0.9939	0.9920	0.9936	0.9929	0.9934	0.0007
	11	0.9924	0.9927	0.9934	0.9937	0.9931	0.9937	0.9937	0.9925	0.9930	0.9926	0.9931	0.0005
2	1	0.9961	0.9959	0.9970	0.9957	0.9961	0.9965	0.9964	0.9967	0.9949	0.9973	0.9963	0.0007
	3	0.9951	0.9946	0.9963	0.9960	0.9956	0.9951	0.9963	0.9951	0.9951	0.9970	0.9956	0.0007
	5	0.9945	0.9939	0.9959	0.9959	0.9946	0.9946	0.9962	0.9954	0.9942	0.9963	0.9952	0.0008
	7	0.9940	0.9931	0.9950	0.9956	0.9938	0.9940	0.9956	0.9948	0.9931	0.9959	0.9945	0.0010
	9	0.9931	0.9931	0.9946	0.9953	0.9931	0.9936	0.9949	0.9936	0.9928	0.9951	0.9939	0.0009
	11	0.9926	0.9924	0.9937	0.9941	0.9921	0.9927	0.9940	0.9926	0.9925	0.9943	0.9931	0.0008
3	1	0.9976	0.9956	0.9968	0.9960	0.9960	0.9966	0.9971	0.9967	0.9962	0.9964	0.9965	0.0006
	3	0.9970	0.9939	0.9956	0.9957	0.9953	0.9956	0.9968	0.9961	0.9961	0.9954	0.9957	0.0008
	5	0.9957	0.9932	0.9950	0.9948	0.9944	0.9950	0.9962	0.9948	0.9939	0.9951	0.9948	0.0008
	7	0.9950	0.9927	0.9943	0.9932	0.9935	0.9941	0.9953	0.9945	0.9939	0.9944	0.9941	0.0007
	9	0.9947	0.9922	0.9931	0.9926	0.9932	0.9933	0.9947	0.9939	0.9934	0.9938	0.9935	0.0008
	11	0.9941	0.9915	0.9921	0.9918	0.9921	0.9928	0.9938	0.9931	0.9925	0.9930	0.9927	0.0008

Çizelge 48. ICMP-KNN Duyarlılık Sonuçları

Küme	Komşu	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	1	0.9968	0.9970	0.9961	0.9977	0.9973	0.9974	0.9972	0.9971	0.9972	0.9970	0.9971	0.0004
	3	0.9959	0.9963	0.9962	0.9973	0.9970	0.9969	0.9966	0.9967	0.9970	0.9961	0.9966	0.0004
	5	0.9952	0.9959	0.9963	0.9962	0.9964	0.9966	0.9957	0.9966	0.9962	0.9954	0.9961	0.0005
	7	0.9947	0.9955	0.9952	0.9961	0.9956	0.9960	0.9950	0.9958	0.9957	0.9949	0.9954	0.0005
	9	0.9945	0.9950	0.9951	0.9957	0.9953	0.9955	0.9949	0.9951	0.9955	0.9948	0.9951	0.0003
	11	0.9938	0.9945	0.9942	0.9950	0.9953	0.9950	0.9949	0.9950	0.9951	0.9942	0.9947	0.0005
2	1	0.9971	0.9970	0.9964	0.9964	0.9970	0.9975	0.9967	0.9967	0.9971	0.9965	0.9969	0.0003
	3	0.9970	0.9971	0.9968	0.9965	0.9965	0.9966	0.9961	0.9964	0.9965	0.9962	0.9966	0.0003
	5	0.9963	0.9964	0.9956	0.9961	0.9964	0.9963	0.9957	0.9957	0.9964	0.9954	0.9960	0.0004
	7	0.9956	0.9950	0.9951	0.9961	0.9963	0.9959	0.9950	0.9955	0.9954	0.9947	0.9955	0.0005
	9	0.9954	0.9942	0.9948	0.9957	0.9958	0.9957	0.9950	0.9951	0.9954	0.9948	0.9952	0.0005
	11	0.9945	0.9940	0.9948	0.9954	0.9956	0.9953	0.9948	0.9948	0.9945	0.9945	0.9948	0.0005
3	1	0.9965	0.9966	0.9977	0.9980	0.9965	0.9972	0.9960	0.9968	0.9963	0.9979	0.9970	0.0007
	3	0.9961	0.9963	0.9970	0.9977	0.9968	0.9972	0.9959	0.9967	0.9957	0.9977	0.9967	0.0007
	5	0.9955	0.9952	0.9971	0.9969	0.9963	0.9969	0.9952	0.9961	0.9953	0.9970	0.9961	0.0007
	7	0.9950	0.9955	0.9967	0.9960	0.9958	0.9961	0.9942	0.9956	0.9956	0.9967	0.9957	0.0007
	9	0.9942	0.9954	0.9960	0.9950	0.9957	0.9958	0.9935	0.9951	0.9950	0.9963	0.9952	0.0008
	11	0.9936	0.9945	0.9962	0.9946	0.9953	0.9958	0.9937	0.9951	0.9948	0.9957	0.9949	0.0008

Çizelge 49. ICMP-KNN F1 Skoru Sonuçları

Küme	Komşu	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	1	0.9959	0.9968	0.9964	0.9971	0.9968	0.9970	0.9970	0.9964	0.9966	0.9965	0.9966	0.0003
	3	0.9950	0.9956	0.9962	0.9968	0.9964	0.9963	0.9963	0.9960	0.9965	0.9958	0.9961	0.0005
	5	0.9946	0.9950	0.9959	0.9957	0.9956	0.9956	0.9957	0.9954	0.9958	0.9949	0.9954	0.0004
	7	0.9937	0.9944	0.9948	0.9954	0.9949	0.9953	0.9950	0.9945	0.9951	0.9940	0.9947	0.0005
	9	0.9935	0.9940	0.9943	0.9948	0.9946	0.9950	0.9944	0.9936	0.9945	0.9938	0.9942	0.0005
	11	0.9931	0.9936	0.9938	0.9944	0.9942	0.9944	0.9943	0.9937	0.9940	0.9934	0.9939	0.0004
2	1	0.9966	0.9965	0.9967	0.9960	0.9966	0.9970	0.9966	0.9967	0.9960	0.9969	0.9966	0.0003
	3	0.9960	0.9959	0.9965	0.9963	0.9960	0.9959	0.9962	0.9958	0.9958	0.9966	0.9961	0.0003
	5	0.9954	0.9952	0.9957	0.9960	0.9955	0.9954	0.9959	0.9955	0.9953	0.9959	0.9956	0.0003
	7	0.9948	0.9940	0.9951	0.9958	0.9951	0.9950	0.9953	0.9951	0.9942	0.9953	0.9950	0.0005
	9	0.9943	0.9936	0.9947	0.9955	0.9944	0.9947	0.9949	0.9944	0.9941	0.9950	0.9945	0.0005
	11	0.9936	0.9932	0.9943	0.9947	0.9938	0.9940	0.9944	0.9937	0.9935	0.9944	0.9940	0.0005
3	1	0.9971	0.9961	0.9972	0.9970	0.9963	0.9969	0.9966	0.9967	0.9963	0.9971	0.9967	0.0004
	3	0.9965	0.9951	0.9963	0.9967	0.9960	0.9964	0.9963	0.9964	0.9959	0.9966	0.9962	0.0004
	5	0.9956	0.9942	0.9960	0.9958	0.9953	0.9959	0.9957	0.9954	0.9946	0.9960	0.9955	0.0006
	7	0.9950	0.9941	0.9955	0.9946	0.9947	0.9951	0.9947	0.9950	0.9947	0.9955	0.9949	0.0004
	9	0.9944	0.9938	0.9945	0.9938	0.9945	0.9946	0.9941	0.9945	0.9942	0.9950	0.9943	0.0004
	11	0.9938	0.9930	0.9941	0.9932	0.9937	0.9943	0.9938	0.9941	0.9937	0.9944	0.9938	0.0004

Çizelge 50. ICMP- Rastgele Orman Doğruluk Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	2	0.9990	0.9993	0.9993	0.9992	0.9997	0.9993	0.9993	0.9993	0.9995	0.9996	0.9993	0.0002
	4	0.9990	0.9993	0.9993	0.9993	0.9996	0.9994	0.9996	0.9994	0.9994	0.9997	0.9994	0.0002
	8	0.9993	0.9996	0.9993	0.9995	0.9997	0.9996	0.9994	0.9995	0.9994	0.9997	0.9995	0.0001
	16	0.9993	0.9995	0.9993	0.9994	0.9997	0.9995	0.9995	0.9996	0.9994	0.9997	0.9995	0.0001
	32	0.9992	0.9995	0.9993	0.9995	0.9997	0.9995	0.9994	0.9995	0.9993	0.9997	0.9995	0.0001
	64	0.9993	0.9995	0.9993	0.9994	0.9997	0.9994	0.9995	0.9995	0.9994	0.9997	0.9995	0.0001
	128	0.9993	0.9995	0.9993	0.9995	0.9997	0.9995	0.9995	0.9995	0.9993	0.9997	0.9995	0.0001
	256	0.9993	0.9995	0.9994	0.9995	0.9997	0.9995	0.9994	0.9996	0.9994	0.9997	0.9995	0.0001
2	2	0.9993	0.9995	0.9993	0.9993	0.9995	0.9996	0.9995	0.9991	0.9996	0.9993	0.9994	0.0001
	4	0.9995	0.9992	0.9994	0.9994	0.9994	0.9996	0.9993	0.9993	0.9997	0.9993	0.9994	0.0002
	8	0.9997	0.9995	0.9995	0.9996	0.9996	0.9994	0.9994	0.9992	0.9997	0.9993	0.9995	0.0002
	16	0.9997	0.9994	0.9993	0.9995	0.9996	0.9996	0.9994	0.9993	0.9998	0.9993	0.9995	0.0001
	32	0.9997	0.9994	0.9993	0.9995	0.9994	0.9995	0.9993	0.9994	0.9998	0.9994	0.9995	0.0001
	64	0.9997	0.9994	0.9994	0.9996	0.9995	0.9995	0.9994	0.9992	0.9998	0.9993	0.9995	0.0002
	128	0.9997	0.9993	0.9994	0.9996	0.9995	0.9996	0.9994	0.9992	0.9998	0.9993	0.9995	0.0002
	256	0.9997	0.9993	0.9993	0.9995	0.9995	0.9996	0.9993	0.9993	0.9998	0.9993	0.9995	0.0002
3	2	0.9993	0.9992	0.9996	0.9996	0.9997	0.9996	0.9993	0.9995	0.9987	0.9996	0.9994	0.0003
	4	0.9993	0.9990	0.9994	0.9997	0.9997	0.9996	0.9995	0.9996	0.9989	0.9997	0.9994	0.0003
	8	0.9995	0.9991	0.9995	0.9997	0.9996	0.9996	0.9994	0.9996	0.9991	0.9996	0.9995	0.0002
	16	0.9994	0.9992	0.9995	0.9997	0.9997	0.9997	0.9995	0.9996	0.9991	0.9997	0.9995	0.0002
	32	0.9993	0.9991	0.9995	0.9997	0.9997	0.9997	0.9994	0.9995	0.9990	0.9997	0.9995	0.0002
	64	0.9994	0.9991	0.9994	0.9997	0.9997	0.9997	0.9995	0.9996	0.9991	0.9996	0.9995	0.0002
	128	0.9994	0.9991	0.9995	0.9997	0.9997	0.9997	0.9995	0.9996	0.9991	0.9997	0.9995	0.0002
	256	0.9994	0.9991	0.9995	0.9997	0.9997	0.9997	0.9995	0.9996	0.9991	0.9996	0.9995	0.0002

Çizelge 51. ICMP- Rastgele Orman Kesinlik Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	2	0.9995	0.9997	0.9996	0.9997	1.0000	0.9994	0.9997	0.9996	0.9994	0.9997	0.9996	0.0002
	4	0.9994	0.9996	0.9995	0.9997	0.9998	0.9994	0.9998	0.9995	0.9992	0.9997	0.9996	0.0002
	8	0.9992	0.9996	0.9995	0.9996	1.0000	0.9993	0.9997	0.9997	0.9990	0.9997	0.9995	0.0003
	16	0.9993	0.9997	0.9996	0.9995	0.9999	0.9991	0.9997	0.9997	0.9991	0.9997	0.9995	0.0002
	32	0.9994	0.9995	0.9996	0.9996	0.9998	0.9992	0.9997	0.9997	0.9992	0.9997	0.9995	0.0002
	64	0.9995	0.9995	0.9996	0.9996	0.9998	0.9992	0.9997	0.9997	0.9990	0.9997	0.9995	0.0002
	128	0.9994	0.9996	0.9996	0.9995	0.9999	0.9993	0.9997	0.9996	0.9990	0.9997	0.9995	0.0002
	256	0.9994	0.9995	0.9996	0.9996	0.9999	0.9993	0.9997	0.9997	0.9992	0.9997	0.9996	0.0002
2	2	0.9999	0.9997	0.9992	0.9997	0.9996	0.9997	0.9995	0.9998	0.9998	0.9998	0.9997	0.0002
	4	0.9999	0.9996	0.9996	0.9997	0.9993	0.9994	0.9993	0.9997	0.9998	0.9997	0.9996	0.0002
	8	0.9997	0.9997	0.9997	0.9997	0.9996	0.9994	0.9996	0.9997	0.9997	0.9996	0.9996	0.0001
	16	0.9998	0.9995	0.9997	0.9998	0.9997	0.9994	0.9995	0.9996	0.9997	0.9996	0.9996	0.0001
	32	0.9999	0.9995	0.9995	0.9997	0.9997	0.9994	0.9995	0.9997	0.9997	0.9995	0.9996	0.0002
	64	0.9999	0.9994	0.9997	0.9997	0.9995	0.9996	0.9994	0.9997	0.9998	0.9995	0.9996	0.0002
	128	0.9999	0.9994	0.9997	0.9997	0.9995	0.9994	0.9991	0.9997	0.9998	0.9996	0.9996	0.0002
	256	0.9999	0.9994	0.9997	0.9997	0.9996	0.9996	0.9993	0.9997	0.9998	0.9995	0.9996	0.0002
3	2	0.9996	0.9993	0.9995	0.9998	0.9997	0.9998	0.9997	0.9999	0.9995	0.9995	0.9996	0.0002
	4	0.9996	0.9991	0.9991	0.9998	0.9995	0.9997	0.9997	0.9999	0.9996	0.9996	0.9996	0.0002
	8	0.9997	0.9993	0.9997	0.9998	0.9994	0.9998	0.9996	0.9998	0.9995	0.9996	0.9996	0.0002
	16	0.9994	0.9991	0.9996	0.9998	0.9997	0.9998	0.9995	0.9998	0.9995	0.9995	0.9996	0.0002
	32	0.9996	0.9991	0.9996	0.9999	0.9996	0.9998	0.9994	0.9997	0.9995	0.9997	0.9996	0.0002
	64	0.9996	0.9992	0.9996	0.9999	0.9997	0.9998	0.9996	0.9998	0.9996	0.9997	0.9997	0.0002
	128	0.9996	0.9992	0.9994	0.9998	0.9997	0.9998	0.9997	0.9998	0.9996	0.9997	0.9996	0.0002
	256	0.9997	0.9992	0.9995	0.9998	0.9997	0.9998	0.9995	0.9998	0.9996	0.9997	0.9996	0.0002

Çizelge 52. ICMP- Rastgele Orman Duyarlılık Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	2	0.9990	0.9989	0.9990	0.9992	0.9988	0.9985	0.9987	0.9989	0.9987	0.9992	0.9989	0.0002
	4	0.9990	0.9995	0.9990	0.9991	0.9992	0.9993	0.9991	0.9991	0.9997	0.9994	0.9992	0.0002
	8	0.9992	0.9995	0.9990	0.9994	0.9993	0.9997	0.9992	0.9994	0.9996	0.9997	0.9994	0.0002
	16	0.9992	0.9995	0.9991	0.9994	0.9995	0.9997	0.9992	0.9994	0.9997	0.9996	0.9994	0.0002
	32	0.9991	0.9994	0.9992	0.9994	0.9995	0.9997	0.9992	0.9994	0.9997	0.9996	0.9994	0.0002
	64	0.9991	0.9995	0.9992	0.9994	0.9995	0.9997	0.9992	0.9994	0.9996	0.9996	0.9994	0.0002
	128	0.9992	0.9995	0.9992	0.9994	0.9995	0.9997	0.9992	0.9995	0.9997	0.9996	0.9995	0.0002
	256	0.9992	0.9995	0.9992	0.9994	0.9995	0.9997	0.9992	0.9994	0.9997	0.9996	0.9994	0.0002
2	2	0.9987	0.9989	0.9988	0.9996	0.9989	0.9990	0.9993	0.9980	0.9996	0.9988	0.9989	0.0004
	4	0.9993	0.9993	0.9994	0.9995	0.9993	0.9997	0.9993	0.9989	0.9995	0.9990	0.9993	0.0002
	8	0.9993	0.9993	0.9992	0.9994	0.9996	0.9995	0.9994	0.9987	0.9995	0.9990	0.9993	0.0002
	16	0.9994	0.9993	0.9990	0.9997	0.9996	0.9997	0.9994	0.9989	0.9997	0.9990	0.9994	0.0003
	32	0.9994	0.9993	0.9990	0.9996	0.9995	0.9996	0.9994	0.9990	0.9997	0.9991	0.9994	0.0002
	64	0.9994	0.9993	0.9990	0.9995	0.9995	0.9996	0.9994	0.9989	0.9997	0.9991	0.9993	0.0002
	128	0.9994	0.9993	0.9990	0.9996	0.9995	0.9996	0.9994	0.9989	0.9997	0.9991	0.9993	0.0003
	256	0.9994	0.9993	0.9990	0.9995	0.9995	0.9996	0.9994	0.9989	0.9997	0.9991	0.9993	0.0002
3	2	0.9991	0.9990	0.9991	0.9990	0.9990	0.9991	0.9989	0.9990	0.9981	0.9995	0.9990	0.0003
	4	0.9989	0.9990	0.9996	0.9993	0.9996	0.9996	0.9994	0.9991	0.9985	0.9996	0.9992	0.0003
	8	0.9993	0.9990	0.9996	0.9994	0.9997	0.9996	0.9995	0.9994	0.9986	0.9997	0.9994	0.0003
	16	0.9992	0.9990	0.9996	0.9995	0.9997	0.9996	0.9995	0.9995	0.9985	0.9997	0.9994	0.0003
	32	0.9992	0.9990	0.9996	0.9994	0.9997	0.9996	0.9995	0.9994	0.9987	0.9997	0.9994	0.0003
	64	0.9992	0.9990	0.9996	0.9995	0.9997	0.9996	0.9995	0.9995	0.9986	0.9997	0.9994	0.0003
	128	0.9992	0.9990	0.9996	0.9995	0.9997	0.9996	0.9995	0.9994	0.9987	0.9997	0.9994	0.0003
	256	0.9992	0.9990	0.9996	0.9995	0.9997	0.9996	0.9995	0.9994	0.9986	0.9997	0.9994	0.0003

Çizelge 53. ICMP- Rastgele Orman F1 Skoru Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	2	0.9993	0.9993	0.9988	0.9994	0.9994	0.9991	0.9989	0.9995	0.9994	0.9997	0.9993	0.0003
	4	0.9993	0.9995	0.9993	0.9994	0.9996	0.9995	0.9994	0.9994	0.9993	0.9997	0.9994	0.0001
	8	0.9992	0.9995	0.9993	0.9995	0.9996	0.9995	0.9993	0.9996	0.9995	0.9995	0.9994	0.0001
	16	0.9992	0.9995	0.9993	0.9996	0.9996	0.9996	0.9995	0.9995	0.9994	0.9997	0.9995	0.0001
	32	0.9993	0.9995	0.9993	0.9995	0.9997	0.9996	0.9995	0.9995	0.9993	0.9997	0.9995	0.0001
	64	0.9993	0.9995	0.9993	0.9995	0.9997	0.9995	0.9995	0.9996	0.9993	0.9997	0.9995	0.0001
	128	0.9993	0.9995	0.9994	0.9995	0.9997	0.9995	0.9994	0.9995	0.9994	0.9997	0.9995	0.0001
	256	0.9993	0.9995	0.9994	0.9995	0.9997	0.9995	0.9994	0.9996	0.9993	0.9997	0.9995	0.0001
2	2	0.9994	0.9993	0.9993	0.9993	0.9993	0.9995	0.9988	0.9990	0.9996	0.9993	0.9993	0.0002
	4	0.9997	0.9993	0.9992	0.9995	0.9993	0.9997	0.9995	0.9993	0.9997	0.9994	0.9995	0.0002
	8	0.9996	0.9994	0.9994	0.9995	0.9995	0.9997	0.9995	0.9992	0.9997	0.9994	0.9995	0.0001
	16	0.9996	0.9994	0.9993	0.9996	0.9995	0.9995	0.9995	0.9992	0.9998	0.9994	0.9995	0.0001
	32	0.9997	0.9994	0.9993	0.9996	0.9994	0.9996	0.9994	0.9993	0.9997	0.9994	0.9995	0.0001
	64	0.9997	0.9993	0.9993	0.9996	0.9995	0.9996	0.9994	0.9993	0.9998	0.9993	0.9995	0.0002
	128	0.9997	0.9995	0.9993	0.9997	0.9995	0.9995	0.9993	0.9993	0.9998	0.9994	0.9995	0.0001
	256	0.9997	0.9993	0.9994	0.9996	0.9995	0.9996	0.9993	0.9993	0.9998	0.9993	0.9995	0.0002
3	2	0.9993	0.9990	0.9991	0.9995	0.9996	0.9996	0.9994	0.9994	0.9988	0.9995	0.9993	0.0003
	4	0.9994	0.9991	0.9993	0.9995	0.9993	0.9995	0.9994	0.9995	0.9990	0.9997	0.9994	0.0002
	8	0.9994	0.9991	0.9996	0.9997	0.9997	0.9997	0.9995	0.9996	0.9991	0.9997	0.9995	0.0002
	16	0.9995	0.9992	0.9995	0.9997	0.9997	0.9997	0.9995	0.9996	0.9990	0.9996	0.9995	0.0002
	32	0.9994	0.9991	0.9995	0.9997	0.9997	0.9997	0.9994	0.9997	0.9991	0.9996	0.9995	0.0002
	64	0.9994	0.9991	0.9994	0.9997	0.9997	0.9997	0.9995	0.9997	0.9991	0.9997	0.9995	0.0002
	128	0.9995	0.9991	0.9995	0.9997	0.9997	0.9997	0.9995	0.9996	0.9991	0.9997	0.9995	0.0002
	256	0.9994	0.9991	0.9995	0.9997	0.9997	0.9997	0.9995	0.9996	0.9991	0.9997	0.9995	0.0002

Çizelge 54. ICMP-LightGBM Doğruluk Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	32	0.9989	0.9991	0.9993	0.9993	0.9995	0.9995	0.9993	0.9992	0.9993	0.9995	0.9993	0.0002
	64	0.9990	0.9993	0.9994	0.9995	0.9996	0.9995	0.9994	0.9993	0.9993	0.9997	0.9994	0.0002
	128	0.9988	0.9993	0.9994	0.9995	0.9996	0.9996	0.9995	0.9994	0.9993	0.9996	0.9994	0.0002
	256	0.9989	0.9992	0.9994	0.9995	0.9996	0.9995	0.9995	0.9994	0.9993	0.9996	0.9994	0.0002
	512	0.9989	0.9992	0.9993	0.9995	0.9996	0.9995	0.9995	0.9994	0.9994	0.9995	0.9994	0.0002
	1024	0.9989	0.9993	0.9993	0.9995	0.9996	0.9995	0.9995	0.9994	0.9994	0.9996	0.9994	0.0002
2	32	0.9994	0.9991	0.9992	0.9995	0.9993	0.9991	0.9992	0.9990	0.9995	0.9991	0.9992	0.0002
	64	0.9994	0.9992	0.9991	0.9996	0.9994	0.9993	0.9994	0.9992	0.9996	0.9992	0.9993	0.0002
	128	0.9993	0.9993	0.9992	0.9996	0.9994	0.9994	0.9995	0.9993	0.9998	0.9990	0.9994	0.0002
	256	0.9993	0.9994	0.9992	0.9996	0.9995	0.9994	0.9994	0.9993	0.9998	0.9991	0.9994	0.0002
	512	0.9993	0.9994	0.9991	0.9996	0.9995	0.9995	0.9994	0.9993	0.9998	0.9991	0.9994	0.0002
	1024	0.9993	0.9994	0.9991	0.9996	0.9994	0.9995	0.9994	0.9993	0.9998	0.9991	0.9994	0.0002
3	32	0.9993	0.9988	0.9994	0.9992	0.9993	0.9994	0.9993	0.9993	0.9990	0.9993	0.9992	0.0002
	64	0.9995	0.9990	0.9995	0.9994	0.9996	0.9995	0.9994	0.9994	0.9990	0.9994	0.9994	0.0002
	128	0.9995	0.9990	0.9995	0.9995	0.9996	0.9996	0.9995	0.9993	0.9989	0.9994	0.9994	0.0002
	256	0.9994	0.9990	0.9994	0.9995	0.9996	0.9996	0.9995	0.9994	0.9989	0.9995	0.9994	0.0002
	512	0.9994	0.9990	0.9994	0.9995	0.9996	0.9996	0.9994	0.9994	0.9988	0.9995	0.9994	0.0002
	1024	0.9994	0.9990	0.9994	0.9995	0.9996	0.9996	0.9994	0.9993	0.9988	0.9995	0.9994	0.0002

Çizelge 55. ICMP-LightGBM Kesinlik Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	32	0.9988	0.9990	0.9997	0.9995	0.9997	0.9994	0.9994	0.9992	0.9990	0.9996	0.9993	0.0003
	64	0.9990	0.9994	0.9997	0.9997	0.9998	0.9994	0.9996	0.9993	0.9991	0.9997	0.9995	0.0003
	128	0.9990	0.9995	0.9997	0.9997	0.9997	0.9995	0.9997	0.9995	0.9991	0.9997	0.9995	0.0003
	256	0.9990	0.9995	0.9997	0.9997	0.9998	0.9995	0.9997	0.9996	0.9991	0.9997	0.9995	0.0003
	512	0.9990	0.9995	0.9996	0.9997	0.9998	0.9995	0.9997	0.9996	0.9991	0.9996	0.9995	0.0003
	1024	0.9990	0.9996	0.9997	0.9997	0.9998	0.9995	0.9997	0.9996	0.9991	0.9997	0.9995	0.0003
2	32	0.9996	0.9990	0.9993	0.9997	0.9993	0.9989	0.9994	0.9994	0.9994	0.9994	0.9993	0.0002
	64	0.9995	0.9992	0.9991	0.9997	0.9996	0.9992	0.9995	0.9996	0.9996	0.9995	0.9994	0.0002
	128	0.9996	0.9994	0.9992	0.9996	0.9995	0.9993	0.9997	0.9995	0.9999	0.9994	0.9995	0.0002
	256	0.9996	0.9997	0.9993	0.9997	0.9997	0.9993	0.9996	0.9996	0.9999	0.9995	0.9996	0.0002
	512	0.9995	0.9997	0.9993	0.9997	0.9997	0.9994	0.9996	0.9997	0.9999	0.9995	0.9996	0.0002
	1024	0.9996	0.9997	0.9993	0.9997	0.9997	0.9994	0.9996	0.9997	0.9999	0.9995	0.9996	0.0002
3	32	0.9997	0.9988	0.9993	0.9994	0.9989	0.9993	0.9992	0.9992	0.9992	0.9992	0.9992	0.0002
	64	0.9997	0.9991	0.9995	0.9996	0.9994	0.9995	0.9994	0.9994	0.9994	0.9993	0.9994	0.0001
	128	0.9997	0.9990	0.9996	0.9996	0.9995	0.9997	0.9995	0.9993	0.9994	0.9995	0.9995	0.0002
	256	0.9996	0.9990	0.9996	0.9996	0.9995	0.9997	0.9996	0.9995	0.9994	0.9996	0.9995	0.0002
	512	0.9996	0.9991	0.9996	0.9997	0.9995	0.9997	0.9996	0.9995	0.9994	0.9996	0.9995	0.0002
	1024	0.9997	0.9991	0.9996	0.9997	0.9995	0.9997	0.9995	0.9994	0.9994	0.9996	0.9995	0.0002

Çizelge 56. ICMP-LightGBM Duyarlılık Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	32	0.9990	0.9991	0.9989	0.9992	0.9994	0.9996	0.9992	0.9992	0.9995	0.9995	0.9993	0.0002
	64	0.9990	0.9993	0.9991	0.9992	0.9994	0.9997	0.9993	0.9994	0.9996	0.9996	0.9994	0.0002
	128	0.9986	0.9991	0.9991	0.9992	0.9995	0.9997	0.9993	0.9993	0.9996	0.9996	0.9993	0.0003
	256	0.9988	0.9990	0.9991	0.9992	0.9994	0.9996	0.9993	0.9993	0.9996	0.9996	0.9993	0.0003
	512	0.9988	0.9990	0.9990	0.9992	0.9994	0.9995	0.9993	0.9993	0.9997	0.9995	0.9993	0.0003
	1024	0.9988	0.9990	0.9990	0.9992	0.9993	0.9995	0.9993	0.9993	0.9997	0.9995	0.9993	0.0002
2	32	0.9992	0.9991	0.9990	0.9992	0.9993	0.9994	0.9990	0.9986	0.9997	0.9989	0.9991	0.0003
	64	0.9993	0.9992	0.9991	0.9995	0.9993	0.9995	0.9994	0.9988	0.9997	0.9989	0.9993	0.0003
	128	0.9990	0.9992	0.9992	0.9996	0.9993	0.9995	0.9994	0.9990	0.9997	0.9987	0.9993	0.0003
	256	0.9991	0.9991	0.9990	0.9995	0.9993	0.9995	0.9992	0.9990	0.9997	0.9987	0.9992	0.0003
	512	0.9990	0.9991	0.9989	0.9996	0.9993	0.9996	0.9992	0.9989	0.9997	0.9988	0.9992	0.0003
	1024	0.9990	0.9991	0.9989	0.9996	0.9991	0.9996	0.9992	0.9989	0.9997	0.9988	0.9992	0.0003
3	32	0.9990	0.9989	0.9995	0.9990	0.9997	0.9996	0.9993	0.9995	0.9987	0.9994	0.9993	0.0003
	64	0.9993	0.9990	0.9996	0.9993	0.9997	0.9996	0.9995	0.9995	0.9987	0.9995	0.9994	0.0003
	128	0.9993	0.9990	0.9995	0.9994	0.9997	0.9994	0.9995	0.9994	0.9984	0.9994	0.9993	0.0003
	256	0.9992	0.9990	0.9993	0.9994	0.9997	0.9994	0.9994	0.9993	0.9984	0.9994	0.9993	0.0003
	512	0.9992	0.9989	0.9993	0.9994	0.9997	0.9994	0.9993	0.9993	0.9983	0.9994	0.9992	0.0004
	1024	0.9992	0.9989	0.9993	0.9994	0.9997	0.9995	0.9993	0.9992	0.9983	0.9994	0.9992	0.0004

Çizelge 57. ICMP-LightGBM F1 Skoru Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	32	0.9989	0.9991	0.9993	0.9993	0.9995	0.9995	0.9993	0.9992	0.9993	0.9995	0.9993	0.00018
	64	0.9990	0.9993	0.9994	0.9995	0.9996	0.9995	0.9994	0.9993	0.9993	0.9997	0.9994	0.00017
	128	0.9988	0.9993	0.9994	0.9995	0.9996	0.9996	0.9995	0.9994	0.9993	0.9996	0.9994	0.00023
	256	0.9989	0.9992	0.9994	0.9995	0.9996	0.9995	0.9995	0.9994	0.9993	0.9996	0.9994	0.00021
	512	0.9989	0.9992	0.9993	0.9995	0.9996	0.9995	0.9995	0.9994	0.9994	0.9995	0.9994	0.00020
	1024	0.9989	0.9993	0.9993	0.9995	0.9996	0.9995	0.9995	0.9994	0.9994	0.9996	0.9994	0.00019
2	32	0.9994	0.9991	0.9992	0.9995	0.9993	0.9991	0.9992	0.9990	0.9995	0.9991	0.9992	0.00017
	64	0.9994	0.9992	0.9991	0.9996	0.9994	0.9993	0.9994	0.9992	0.9996	0.9992	0.9993	0.00016
	128	0.9993	0.9993	0.9992	0.9996	0.9994	0.9994	0.9995	0.9993	0.9998	0.9990	0.9994	0.00020
	256	0.9993	0.9994	0.9992	0.9996	0.9995	0.9994	0.9994	0.9993	0.9998	0.9991	0.9994	0.00018
	512	0.9993	0.9994	0.9991	0.9996	0.9995	0.9995	0.9994	0.9993	0.9998	0.9991	0.9994	0.00020
	1024	0.9993	0.9994	0.9991	0.9996	0.9994	0.9995	0.9994	0.9993	0.9998	0.9991	0.9994	0.00020
3	32	0.9993	0.9988	0.9994	0.9992	0.9993	0.9994	0.9993	0.9993	0.9990	0.9993	0.9992	0.00018
	64	0.9995	0.9990	0.9995	0.9994	0.9996	0.9995	0.9994	0.9994	0.9990	0.9994	0.9994	0.00018
	128	0.9995	0.9990	0.9995	0.9995	0.9996	0.9996	0.9995	0.9993	0.9989	0.9994	0.9994	0.00023
	256	0.9994	0.9990	0.9994	0.9995	0.9996	0.9996	0.9995	0.9994	0.9989	0.9995	0.9994	0.00022
	512	0.9994	0.9990	0.9994	0.9995	0.9996	0.9996	0.9994	0.9994	0.9988	0.9995	0.9994	0.00024
	1024	0.9994	0.9990	0.9994	0.9995	0.9996	0.9996	0.9994	0.9993	0.9988	0.9995	0.9994	0.00024

Çizelge 58. Genel Model-KNN Doğruluk Sonuçları

Küme	Komşu	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	1	0.9087	0.9139	0.8808	0.9140	0.9140	0.9142	0.9135	0.9153	0.9144	0.9146	0.9103	0.0100
	3	0.9221	0.9205	0.8881	0.9208	0.9224	0.9206	0.9201	0.9218	0.9211	0.9216	0.9179	0.0100
	5	0.9224	0.9207	0.9200	0.9211	0.9217	0.9215	0.9207	0.9227	0.9222	0.9224	0.9215	0.0008
	7	0.9217	0.9195	0.9195	0.9201	0.9210	0.9208	0.9203	0.9212	0.9210	0.9217	0.9207	0.0008
	9	0.9203	0.9189	0.9187	0.9193	0.9200	0.9194	0.9189	0.9201	0.9197	0.9205	0.9196	0.0006
	11	0.9191	0.9176	0.9172	0.9189	0.9188	0.9182	0.9176	0.9191	0.9182	0.9195	0.9184	0.0007
2	1	0.8824	0.9130	0.9139	0.9120	0.9122	0.8814	0.9144	0.9139	0.9130	0.9132	0.9069	0.0125
	3	0.9210	0.9207	0.9206	0.9206	0.9191	0.9189	0.9213	0.9206	0.9208	0.9201	0.9204	0.0008
	5	0.9211	0.9206	0.9208	0.9205	0.9198	0.9195	0.9217	0.9207	0.9212	0.9199	0.9206	0.0006
	7	0.9201	0.9195	0.9210	0.9197	0.9201	0.9198	0.9211	0.9206	0.9204	0.9199	0.9202	0.0005
	9	0.9187	0.9191	0.9188	0.9193	0.9195	0.9187	0.9203	0.9202	0.9190	0.9186	0.9192	0.0006
	11	0.9179	0.9187	0.9178	0.9185	0.9190	0.9180	0.9191	0.9187	0.9186	0.9177	0.9184	0.0005
3	1	0.9171	0.9178	0.9186	0.9172	0.9188	0.9190	0.9178	0.9185	0.9173	0.9173	0.9179	0.0007
	3	0.9252	0.9240	0.9245	0.9241	0.9264	0.9261	0.9239	0.9270	0.9246	0.9257	0.9251	0.0010
	5	0.9251	0.9244	0.9261	0.9249	0.9270	0.9270	0.9249	0.9274	0.9257	0.9253	0.9258	0.0010
	7	0.9244	0.9242	0.9258	0.9237	0.9257	0.9260	0.9240	0.9266	0.9248	0.9239	0.9249	0.0010
	9	0.9235	0.9225	0.9247	0.9230	0.9253	0.9257	0.9230	0.9252	0.9237	0.9229	0.9239	0.0011
	11	0.9226	0.9218	0.9232	0.9219	0.9241	0.9247	0.9224	0.9234	0.9236	0.9219	0.9230	0.0010

Çizelge 59. Genel Model-KNN Kesinlik Sonuçları

Küme	Komşu	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	1	0.8972	0.9064	0.9048	0.9071	0.9071	0.9080	0.9084	0.9106	0.9087	0.9081	0.9066	0.0035
	3	0.9181	0.9157	0.9141	0.9151	0.9179	0.9156	0.9166	0.9175	0.9171	0.9165	0.9164	0.0012
	5	0.9192	0.9170	0.9151	0.9178	0.9185	0.9193	0.9174	0.9195	0.9201	0.9187	0.9183	0.0014
	7	0.9189	0.9170	0.9166	0.9170	0.9186	0.9194	0.9176	0.9186	0.9186	0.9188	0.9181	0.0009
	9	0.9182	0.9168	0.9162	0.9162	0.9182	0.9186	0.9164	0.9182	0.9170	0.9179	0.9174	0.0009
	11	0.9167	0.9159	0.9148	0.9163	0.9171	0.9172	0.9155	0.9175	0.9159	0.9174	0.9164	0.0009
2	1	0.9089	0.9060	0.9076	0.9042	0.9051	0.9059	0.9093	0.9086	0.9056	0.9084	0.9070	0.0017
	3	0.9176	0.9150	0.9144	0.9152	0.9135	0.9135	0.9172	0.9163	0.9164	0.9156	0.9155	0.0014
	5	0.9182	0.9155	0.9172	0.9165	0.9152	0.9149	0.9185	0.9179	0.9175	0.9156	0.9167	0.0013
	7	0.9178	0.9150	0.9184	0.9165	0.9181	0.9159	0.9193	0.9192	0.9175	0.9166	0.9174	0.0013
	9	0.9169	0.9161	0.9151	0.9167	0.9178	0.9156	0.9188	0.9187	0.9161	0.9157	0.9168	0.0012
	11	0.9166	0.9159	0.9149	0.9165	0.9178	0.9156	0.9180	0.9171	0.9161	0.9166	0.9165	0.0009
3	1	0.9108	0.9140	0.9125	0.9125	0.9139	0.9135	0.9130	0.9128	0.9104	0.9116	0.9125	0.0012
	3	0.9207	0.9211	0.9184	0.9202	0.9226	0.9222	0.9204	0.9223	0.9193	0.9214	0.9209	0.0013
	5	0.9222	0.9224	0.9228	0.9236	0.9242	0.9238	0.9226	0.9234	0.9219	0.9216	0.9229	0.0008
	7	0.9220	0.9231	0.9231	0.9227	0.9236	0.9230	0.9220	0.9232	0.9225	0.9211	0.9226	0.0007
	9	0.9213	0.9216	0.9216	0.9223	0.9238	0.9228	0.9214	0.9223	0.9209	0.9204	0.9218	0.0009
	11	0.9207	0.9210	0.9200	0.9209	0.9226	0.9225	0.9212	0.9192	0.9211	0.9198	0.9209	0.0010

Çizelge 60. Genel Model-KNN Duyarlılık Sonuçları

Küme	Komşu	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	1	0.9233	0.9233	0.8512	0.9223	0.9225	0.9218	0.9198	0.9210	0.9215	0.9226	0.9149	0.0213
	3	0.9269	0.9262	0.8567	0.9275	0.9277	0.9266	0.9244	0.9268	0.9258	0.9276	0.9196	0.0210
	5	0.9262	0.9251	0.9258	0.9251	0.9256	0.9241	0.9247	0.9264	0.9248	0.9268	0.9255	0.0008
	7	0.9249	0.9225	0.9231	0.9239	0.9238	0.9224	0.9235	0.9242	0.9239	0.9252	0.9237	0.0009
	9	0.9228	0.9215	0.9217	0.9229	0.9222	0.9205	0.9219	0.9223	0.9230	0.9235	0.9222	0.0008
	11	0.9221	0.9197	0.9202	0.9221	0.9208	0.9194	0.9200	0.9210	0.9211	0.9221	0.9209	0.0010
2	1	0.8501	0.9215	0.9215	0.9215	0.9210	0.8513	0.9207	0.9205	0.9221	0.9191	0.9069	0.0281
	3	0.9252	0.9275	0.9281	0.9271	0.9258	0.9254	0.9262	0.9257	0.9262	0.9255	0.9263	0.0009
	5	0.9246	0.9268	0.9250	0.9253	0.9254	0.9251	0.9255	0.9242	0.9257	0.9250	0.9253	0.0007
	7	0.9228	0.9249	0.9241	0.9235	0.9226	0.9244	0.9232	0.9224	0.9239	0.9237	0.9236	0.0008
	9	0.9208	0.9228	0.9232	0.9223	0.9215	0.9223	0.9221	0.9220	0.9225	0.9221	0.9222	0.0006
	11	0.9195	0.9220	0.9212	0.9209	0.9205	0.9209	0.9205	0.9207	0.9215	0.9191	0.9207	0.0008
3	1	0.9248	0.9225	0.9260	0.9230	0.9248	0.9255	0.9235	0.9255	0.9257	0.9242	0.9245	0.0012
	3	0.9304	0.9275	0.9318	0.9287	0.9309	0.9306	0.9282	0.9324	0.9309	0.9309	0.9302	0.0015
	5	0.9285	0.9266	0.9299	0.9265	0.9303	0.9308	0.9277	0.9321	0.9302	0.9296	0.9292	0.0017
	7	0.9273	0.9255	0.9290	0.9249	0.9281	0.9296	0.9264	0.9306	0.9276	0.9273	0.9276	0.0017
	9	0.9261	0.9235	0.9283	0.9239	0.9271	0.9290	0.9249	0.9286	0.9270	0.9259	0.9264	0.0018
	11	0.9248	0.9227	0.9269	0.9230	0.9259	0.9274	0.9239	0.9284	0.9265	0.9245	0.9254	0.0018

Çizelge 61. Genel Model-KNN F1 Skoru Sonuçları

Küme	Komşu	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	1	0.9101	0.9147	0.8772	0.9147	0.9147	0.9148	0.9140	0.9158	0.9150	0.9153	0.9106	0.0113
	3	0.9224	0.9209	0.8845	0.9213	0.9228	0.9211	0.9205	0.9222	0.9214	0.9220	0.9179	0.0112
	5	0.9227	0.9210	0.9204	0.9215	0.9220	0.9217	0.9210	0.9229	0.9224	0.9227	0.9218	0.0008
	7	0.9219	0.9197	0.9198	0.9204	0.9212	0.9209	0.9205	0.9214	0.9212	0.9220	0.9209	0.0007
	9	0.9205	0.9192	0.9189	0.9196	0.9202	0.9195	0.9192	0.9202	0.9200	0.9207	0.9198	0.0006
	11	0.9194	0.9178	0.9175	0.9192	0.9190	0.9183	0.9178	0.9193	0.9185	0.9198	0.9186	0.0007
2	1	0.8785	0.9137	0.9145	0.9128	0.9130	0.8778	0.9150	0.9145	0.9138	0.9137	0.9067	0.0143
	3	0.9214	0.9212	0.9212	0.9211	0.9196	0.9194	0.9217	0.9210	0.9213	0.9206	0.9208	0.0007
	5	0.9214	0.9211	0.9211	0.9209	0.9203	0.9200	0.9220	0.9210	0.9216	0.9203	0.9210	0.0006
	7	0.9203	0.9199	0.9212	0.9200	0.9203	0.9201	0.9212	0.9208	0.9207	0.9202	0.9205	0.0005
	9	0.9189	0.9194	0.9191	0.9195	0.9197	0.9190	0.9204	0.9203	0.9193	0.9189	0.9195	0.0005
	11	0.9181	0.9189	0.9181	0.9187	0.9192	0.9183	0.9192	0.9189	0.9188	0.9178	0.9186	0.0005
3	1	0.9177	0.9182	0.9192	0.9177	0.9193	0.9195	0.9182	0.9191	0.9180	0.9179	0.9185	0.0007
	3	0.9256	0.9243	0.9251	0.9244	0.9267	0.9264	0.9242	0.9274	0.9250	0.9261	0.9255	0.0010
	5	0.9253	0.9245	0.9263	0.9251	0.9272	0.9273	0.9252	0.9277	0.9260	0.9256	0.9260	0.0010
	7	0.9246	0.9243	0.9260	0.9238	0.9258	0.9263	0.9242	0.9269	0.9250	0.9242	0.9251	0.0010
	9	0.9237	0.9225	0.9249	0.9231	0.9254	0.9259	0.9232	0.9254	0.9239	0.9232	0.9241	0.0011
	11	0.9227	0.9218	0.9235	0.9220	0.9243	0.9249	0.9225	0.9238	0.9238	0.9221	0.9232	0.0010

Çizelge 62. Genel Model- Rastgele Orman Doğruluk Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	2	0.9510	0.9528	0.9514	0.9502	0.9502	0.9509	0.9502	0.9511	0.9493	0.9530	0.9510	0.0011
	4	0.9593	0.9592	0.9582	0.9587	0.9606	0.9593	0.9588	0.9592	0.9597	0.9596	0.9593	0.0006
	8	0.9627	0.9634	0.9628	0.9624	0.9641	0.9631	0.9619	0.9630	0.9640	0.9637	0.9631	0.0007
	16	0.9636	0.9650	0.9639	0.9642	0.9656	0.9643	0.9641	0.9646	0.9644	0.9650	0.9645	0.0006
	32	0.9646	0.9656	0.9644	0.9652	0.9662	0.9655	0.9643	0.9648	0.9654	0.9664	0.9652	0.0007
	64	0.9650	0.9662	0.9649	0.9651	0.9666	0.9657	0.9649	0.9653	0.9658	0.9665	0.9656	0.0006
	128	0.9648	0.9666	0.9650	0.9655	0.9668	0.9657	0.9650	0.9657	0.9657	0.9667	0.9657	0.0007
	256	0.9650	0.9668	0.9651	0.9656	0.9670	0.9659	0.9654	0.9656	0.9660	0.9668	0.9659	0.0007
2	2	0.9531	0.9531	0.9528	0.9512	0.9512	0.9513	0.9516	0.9522	0.9524	0.9524	0.9521	0.0007
	4	0.9596	0.9602	0.9595	0.9591	0.9596	0.9605	0.9606	0.9598	0.9592	0.9597	0.9598	0.0005
	8	0.9623	0.9643	0.9632	0.9628	0.9628	0.9637	0.9638	0.9638	0.9633	0.9629	0.9633	0.0006
	16	0.9645	0.9658	0.9652	0.9647	0.9650	0.9649	0.9653	0.9643	0.9652	0.9639	0.9649	0.0005
	32	0.9650	0.9660	0.9658	0.9656	0.9661	0.9656	0.9665	0.9651	0.9656	0.9649	0.9656	0.0005
	64	0.9653	0.9662	0.9659	0.9659	0.9663	0.9653	0.9671	0.9659	0.9664	0.9653	0.9660	0.0005
	128	0.9656	0.9665	0.9663	0.9658	0.9663	0.9661	0.9672	0.9660	0.9664	0.9652	0.9661	0.0005
	256	0.9655	0.9668	0.9664	0.9658	0.9666	0.9660	0.9671	0.9665	0.9664	0.9655	0.9662	0.0005
3	2	0.9527	0.9500	0.9504	0.9489	0.9509	0.9531	0.9535	0.9517	0.9497	0.9506	0.9511	0.0015
	4	0.9608	0.9590	0.9593	0.9599	0.9594	0.9605	0.9601	0.9608	0.9582	0.9580	0.9596	0.0009
	8	0.9628	0.9628	0.9627	0.9616	0.9631	0.9643	0.9645	0.9638	0.9625	0.9621	0.9630	0.0009
	16	0.9647	0.9652	0.9646	0.9636	0.9654	0.9656	0.9649	0.9653	0.9646	0.9636	0.9647	0.0007
	32	0.9655	0.9653	0.9654	0.9645	0.9652	0.9663	0.9655	0.9663	0.9651	0.9643	0.9653	0.0006
	64	0.9662	0.9657	0.9654	0.9641	0.9659	0.9663	0.9660	0.9659	0.9652	0.9643	0.9655	0.0007
	128	0.9662	0.9657	0.9655	0.9645	0.9660	0.9670	0.9663	0.9665	0.9655	0.9646	0.9658	0.0008
	256	0.9664	0.9658	0.9656	0.9646	0.9661	0.9668	0.9665	0.9664	0.9656	0.9648	0.9659	0.0007

Çizelge 63. Genel Model- Rastgele Orman Kesinlik Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	2	0.9684	0.9669	0.9684	0.9681	0.9690	0.9675	0.9667	0.9681	0.9663	0.9667	0.9676	0.0009
	4	0.9654	0.9659	0.9654	0.9666	0.9674	0.9666	0.9653	0.9661	0.9667	0.9657	0.9661	0.0006
	8	0.9639	0.9656	0.9647	0.9660	0.9668	0.9653	0.9650	0.9661	0.9664	0.9658	0.9656	0.0008
	16	0.9645	0.9650	0.9648	0.9652	0.9665	0.9650	0.9647	0.9652	0.9652	0.9660	0.9652	0.0006
	32	0.9646	0.9649	0.9651	0.9653	0.9665	0.9655	0.9646	0.9649	0.9649	0.9657	0.9652	0.0006
	64	0.9643	0.9652	0.9645	0.9647	0.9667	0.9654	0.9646	0.9650	0.9650	0.9660	0.9651	0.0007
	128	0.9643	0.9650	0.9647	0.9650	0.9662	0.9654	0.9640	0.9652	0.9650	0.9657	0.9650	0.0006
	256	0.9644	0.9649	0.9647	0.9652	0.9663	0.9651	0.9644	0.9650	0.9649	0.9657	0.9651	0.0006
2	2	0.9678	0.9685	0.9673	0.9672	0.9679	0.9675	0.9697	0.9680	0.9687	0.9672	0.9680	0.0007
	4	0.9665	0.9664	0.9667	0.9658	0.9672	0.9656	0.9668	0.9669	0.9675	0.9668	0.9666	0.0005
	8	0.9652	0.9655	0.9655	0.9654	0.9659	0.9655	0.9663	0.9662	0.9661	0.9649	0.9656	0.0005
	16	0.9646	0.9653	0.9653	0.9655	0.9662	0.9648	0.9663	0.9653	0.9666	0.9649	0.9655	0.0006
	32	0.9646	0.9650	0.9658	0.9654	0.9660	0.9650	0.9664	0.9664	0.9661	0.9650	0.9656	0.0006
	64	0.9647	0.9653	0.9655	0.9654	0.9660	0.9644	0.9660	0.9662	0.9659	0.9646	0.9654	0.0006
	128	0.9647	0.9652	0.9657	0.9650	0.9663	0.9647	0.9662	0.9658	0.9661	0.9645	0.9654	0.0007
	256	0.9644	0.9655	0.9656	0.9652	0.9662	0.9646	0.9662	0.9659	0.9658	0.9648	0.9654	0.0006
3	2	0.9682	0.9692	0.9672	0.9668	0.9687	0.9679	0.9681	0.9680	0.9681	0.9660	0.9678	0.0009
	4	0.9663	0.9672	0.9655	0.9655	0.9674	0.9671	0.9687	0.9667	0.9669	0.9645	0.9666	0.0011
	8	0.9666	0.9666	0.9655	0.9648	0.9661	0.9668	0.9670	0.9664	0.9647	0.9644	0.9659	0.0009
	16	0.9660	0.9660	0.9646	0.9637	0.9662	0.9659	0.9664	0.9656	0.9641	0.9636	0.9652	0.0010
	32	0.9660	0.9657	0.9645	0.9643	0.9658	0.9662	0.9667	0.9653	0.9642	0.9634	0.9652	0.0010
	64	0.9661	0.9661	0.9650	0.9640	0.9658	0.9662	0.9667	0.9654	0.9643	0.9632	0.9653	0.0011
	128	0.9662	0.9658	0.9644	0.9637	0.9659	0.9665	0.9664	0.9655	0.9641	0.9635	0.9652	0.0011
	256	0.9661	0.9658	0.9644	0.9640	0.9660	0.9662	0.9663	0.9650	0.9641	0.9633	0.9651	0.0010

Çizelge 64. Genel Model- Rastgele Orman Duyarlılık Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	2	0.9350	0.9311	0.9363	0.9295	0.9365	0.9339	0.9333	0.9355	0.9333	0.9318	0.9336	0.0022
	4	0.9515	0.9542	0.9529	0.9507	0.9522	0.9512	0.9485	0.9504	0.9523	0.9515	0.9515	0.0015
	8	0.9593	0.9620	0.9606	0.9606	0.9606	0.9609	0.9597	0.9607	0.9603	0.9610	0.9606	0.0007
	16	0.9634	0.9652	0.9632	0.9634	0.9641	0.9643	0.9635	0.9643	0.9639	0.9655	0.9641	0.0007
	32	0.9649	0.9668	0.9649	0.9650	0.9659	0.9654	0.9653	0.9645	0.9658	0.9672	0.9656	0.0008
	64	0.9648	0.9676	0.9649	0.9654	0.9670	0.9660	0.9655	0.9655	0.9664	0.9675	0.9661	0.0010
	128	0.9660	0.9684	0.9649	0.9657	0.9673	0.9665	0.9667	0.9662	0.9666	0.9677	0.9666	0.0010
	256	0.9658	0.9686	0.9654	0.9660	0.9674	0.9664	0.9665	0.9665	0.9667	0.9679	0.9667	0.0009
2	2	0.9383	0.9347	0.9341	0.9340	0.9357	0.9326	0.9332	0.9357	0.9313	0.9293	0.9339	0.0024
	4	0.9536	0.9538	0.9534	0.9512	0.9511	0.9544	0.9536	0.9507	0.9521	0.9527	0.9527	0.0012
	8	0.9611	0.9609	0.9602	0.9613	0.9604	0.9620	0.9612	0.9594	0.9598	0.9607	0.9607	0.0007
	16	0.9647	0.9651	0.9642	0.9646	0.9635	0.9649	0.9647	0.9636	0.9639	0.9635	0.9643	0.0006
	32	0.9661	0.9662	0.9652	0.9653	0.9655	0.9667	0.9661	0.9659	0.9655	0.9654	0.9658	0.0005
	64	0.9659	0.9675	0.9662	0.9661	0.9659	0.9675	0.9677	0.9660	0.9664	0.9659	0.9665	0.0007
	128	0.9666	0.9676	0.9663	0.9664	0.9665	0.9674	0.9678	0.9662	0.9670	0.9663	0.9668	0.0006
	256	0.9667	0.9679	0.9667	0.9668	0.9667	0.9676	0.9682	0.9668	0.9669	0.9663	0.9671	0.0006
3	2	0.9337	0.9316	0.9342	0.9289	0.9324	0.9348	0.9325	0.9357	0.9332	0.9327	0.9330	0.0018
	4	0.9518	0.9508	0.9535	0.9499	0.9519	0.9540	0.9528	0.9546	0.9515	0.9509	0.9522	0.0014
	8	0.9611	0.9584	0.9605	0.9591	0.9596	0.9619	0.9602	0.9627	0.9619	0.9601	0.9605	0.0013
	16	0.9641	0.9627	0.9637	0.9631	0.9633	0.9642	0.9632	0.9652	0.9646	0.9636	0.9638	0.0007
	32	0.9647	0.9646	0.9661	0.9643	0.9649	0.9668	0.9647	0.9670	0.9652	0.9651	0.9653	0.0009
	64	0.9662	0.9652	0.9665	0.9647	0.9660	0.9673	0.9655	0.9676	0.9668	0.9652	0.9661	0.0009
	128	0.9661	0.9656	0.9669	0.9657	0.9664	0.9675	0.9658	0.9680	0.9667	0.9662	0.9665	0.0008
	256	0.9667	0.9660	0.9670	0.9655	0.9667	0.9674	0.9661	0.9678	0.9670	0.9663	0.9667	0.0007

Çizelge 65. Genel Model- Rastgele Orman F1 Skoru Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat 1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Ortalama	Standart Sapma
1	2	0.9515	0.9504	0.9510	0.9500	0.9523	0.9500	0.9470	0.9492	0.9497	0.9508	0.9502	0.0014
	4	0.9583	0.9596	0.9590	0.9591	0.9608	0.9594	0.9591	0.9583	0.9591	0.9603	0.9593	0.0008
	8	0.9622	0.9628	0.9623	0.9628	0.9644	0.9629	0.9616	0.9626	0.9631	0.9636	0.9628	0.0007
	16	0.9640	0.9654	0.9640	0.9641	0.9659	0.9642	0.9635	0.9643	0.9642	0.9655	0.9645	0.0008
	32	0.9648	0.9658	0.9648	0.9649	0.9660	0.9651	0.9649	0.9650	0.9654	0.9663	0.9653	0.0005
	64	0.9652	0.9662	0.9649	0.9651	0.9666	0.9654	0.9650	0.9655	0.9656	0.9666	0.9656	0.0006
	128	0.9653	0.9665	0.9650	0.9654	0.9671	0.9657	0.9652	0.9656	0.9660	0.9667	0.9658	0.0007
	256	0.9651	0.9668	0.9651	0.9656	0.9670	0.9661	0.9654	0.9657	0.9659	0.9666	0.9659	0.0007
2	2	0.9521	0.9502	0.9493	0.9501	0.9509	0.9508	0.9514	0.9525	0.9508	0.9486	0.9507	0.0011
	4	0.9600	0.9600	0.9592	0.9584	0.9591	0.9596	0.9597	0.9598	0.9601	0.9590	0.9595	0.0005
	8	0.9631	0.9631	0.9632	0.9629	0.9627	0.9628	0.9641	0.9632	0.9640	0.9626	0.9632	0.0005
	16	0.9640	0.9647	0.9651	0.9645	0.9645	0.9644	0.9659	0.9650	0.9655	0.9641	0.9648	0.0006
	32	0.9651	0.9660	0.9657	0.9652	0.9657	0.9653	0.9664	0.9656	0.9659	0.9650	0.9656	0.0004
	64	0.9652	0.9665	0.9662	0.9655	0.9658	0.9660	0.9667	0.9661	0.9660	0.9654	0.9659	0.0004
	128	0.9657	0.9665	0.9662	0.9657	0.9664	0.9662	0.9669	0.9664	0.9665	0.9653	0.9662	0.0004
	256	0.9655	0.9666	0.9662	0.9660	0.9665	0.9660	0.9674	0.9664	0.9666	0.9653	0.9662	0.0006
3	2	0.9508	0.9492	0.9510	0.9498	0.9494	0.9520	0.9507	0.9522	0.9509	0.9501	0.9506	0.0010
	4	0.9585	0.9581	0.9592	0.9583	0.9592	0.9606	0.9601	0.9600	0.9595	0.9596	0.9593	0.0008
	8	0.9641	0.9630	0.9634	0.9626	0.9636	0.9634	0.9632	0.9638	0.9630	0.9618	0.9632	0.0006
	16	0.9648	0.9646	0.9647	0.9635	0.9648	0.9658	0.9651	0.9657	0.9640	0.9635	0.9647	0.0008
	32	0.9658	0.9653	0.9653	0.9640	0.9656	0.9663	0.9659	0.9662	0.9651	0.9648	0.9654	0.0007
	64	0.9661	0.9654	0.9655	0.9644	0.9658	0.9666	0.9661	0.9666	0.9652	0.9646	0.9656	0.0007
	128	0.9662	0.9656	0.9658	0.9646	0.9661	0.9670	0.9662	0.9666	0.9656	0.9647	0.9659	0.0007
	256	0.9662	0.9658	0.9658	0.9646	0.9663	0.9670	0.9664	0.9664	0.9656	0.9648	0.9659	0.0007

Çizelge 66. Genel Model-LightGBM Doğruluk Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	32	0.9236	0.9216	0.9212	0.9244	0.9229	0.9224	0.9211	0.9219	0.9242	0.9236	0.9227	0.0012
	64	0.9333	0.9320	0.9319	0.9335	0.9339	0.9327	0.9333	0.9330	0.9352	0.9338	0.9332	0.0009
	128	0.9435	0.9442	0.9425	0.9441	0.9444	0.9435	0.9422	0.9436	0.9451	0.9454	0.9438	0.0010
	256	0.9509	0.9513	0.9513	0.9522	0.9525	0.9514	0.9507	0.9525	0.9527	0.9530	0.9518	0.0008
	512	0.9571	0.9576	0.9573	0.9582	0.9581	0.9574	0.9574	0.9572	0.9578	0.9587	0.9577	0.0005
	1024	0.9612	0.9613	0.9607	0.9619	0.9622	0.9610	0.9609	0.9609	0.9613	0.9621	0.9613	0.0005
2	32	0.9219	0.9239	0.9238	0.9226	0.9226	0.9201	0.9227	0.9210	0.9232	0.9218	0.9224	0.0012
	64	0.9328	0.9339	0.9332	0.9325	0.9343	0.9327	0.9337	0.9323	0.9336	0.9317	0.9331	0.0008
	128	0.9444	0.9435	0.9432	0.9427	0.9442	0.9436	0.9453	0.9431	0.9441	0.9425	0.9437	0.0008
	256	0.9516	0.9525	0.9514	0.9512	0.9518	0.9507	0.9530	0.9518	0.9520	0.9514	0.9517	0.0006
	512	0.9580	0.9583	0.9573	0.9567	0.9571	0.9571	0.9587	0.9573	0.9580	0.9569	0.9575	0.0006
	1024	0.9612	0.9622	0.9604	0.9608	0.9613	0.9613	0.9621	0.9611	0.9622	0.9608	0.9613	0.0006
3	32	0.9238	0.9227	0.9206	0.9211	0.9250	0.9230	0.9231	0.9234	0.9240	0.9230	0.9230	0.0012
	64	0.9342	0.9320	0.9329	0.9329	0.9345	0.9331	0.9332	0.9336	0.9327	0.9338	0.9333	0.0007
	128	0.9435	0.9425	0.9435	0.9427	0.9443	0.9433	0.9434	0.9445	0.9434	0.9440	0.9435	0.0006
	256	0.9515	0.9519	0.9527	0.9503	0.9522	0.9526	0.9522	0.9526	0.9525	0.9519	0.9520	0.0007
	512	0.9581	0.9580	0.9585	0.9561	0.9575	0.9587	0.9579	0.9577	0.9580	0.9579	0.9578	0.0007
	1024	0.9618	0.9618	0.9617	0.9599	0.9614	0.9629	0.9618	0.9613	0.9618	0.9614	0.9616	0.0007

Çizelge 67. Genel Model-LightGBM Kesinlik Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	32	0.9428	0.9443	0.9432	0.9448	0.9424	0.9465	0.9464	0.9413	0.9471	0.9454	0.9444	0.0019
	64	0.9465	0.9466	0.9452	0.9466	0.9469	0.9489	0.9472	0.9451	0.9491	0.9475	0.9470	0.0012
	128	0.9486	0.9487	0.9475	0.9488	0.9484	0.9510	0.9486	0.9484	0.9519	0.9502	0.9492	0.0013
	256	0.9522	0.9521	0.9518	0.9523	0.9524	0.9530	0.9514	0.9522	0.9532	0.9528	0.9523	0.0005
	512	0.9546	0.9553	0.9546	0.9552	0.9551	0.9551	0.9534	0.9536	0.9556	0.9556	0.9548	0.0007
	1024	0.9563	0.9569	0.9560	0.9570	0.9579	0.9569	0.9551	0.9556	0.9571	0.9570	0.9566	0.0008
2	32	0.9476	0.9489	0.9469	0.9426	0.9474	0.9457	0.9477	0.9461	0.9451	0.9463	0.9464	0.0017
	64	0.9475	0.9473	0.9472	0.9454	0.9489	0.9466	0.9485	0.9475	0.9476	0.9464	0.9473	0.0010
	128	0.9495	0.9485	0.9487	0.9487	0.9510	0.9480	0.9506	0.9500	0.9494	0.9473	0.9492	0.0011
	256	0.9533	0.9524	0.9518	0.9528	0.9540	0.9518	0.9544	0.9529	0.9533	0.9514	0.9528	0.0009
	512	0.9553	0.9546	0.9548	0.9544	0.9562	0.9534	0.9568	0.9550	0.9550	0.9536	0.9549	0.0010
	1024	0.9564	0.9562	0.9557	0.9560	0.9578	0.9561	0.9578	0.9567	0.9571	0.9557	0.9566	0.0008
3	32	0.9480	0.9464	0.9435	0.9467	0.9476	0.9441	0.9484	0.9446	0.9445	0.9446	0.9458	0.0017
	64	0.9486	0.9460	0.9465	0.9470	0.9477	0.9475	0.9483	0.9468	0.9462	0.9454	0.9470	0.0010
	128	0.9496	0.9492	0.9485	0.9497	0.9516	0.9497	0.9503	0.9505	0.9485	0.9495	0.9497	0.0009
	256	0.9528	0.9541	0.9527	0.9524	0.9545	0.9531	0.9543	0.9529	0.9523	0.9527	0.9532	0.0008
	512	0.9557	0.9571	0.9548	0.9547	0.9549	0.9562	0.9559	0.9540	0.9543	0.9547	0.9552	0.0009
	1024	0.9573	0.9580	0.9564	0.9551	0.9568	0.9584	0.9574	0.9557	0.9563	0.9563	0.9568	0.0010

Çizelge 68. Genel Model-LightGBM Duyarlılık Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	32	0.9020	0.8961	0.8963	0.9015	0.9009	0.8953	0.8928	0.8999	0.8987	0.8991	0.8983	0.0029
	64	0.9185	0.9156	0.9168	0.9189	0.9194	0.9146	0.9176	0.9193	0.9197	0.9184	0.9179	0.0016
	128	0.9377	0.9392	0.9369	0.9387	0.9398	0.9352	0.9351	0.9382	0.9376	0.9400	0.9379	0.0016
	256	0.9493	0.9503	0.9507	0.9520	0.9526	0.9496	0.9498	0.9529	0.9520	0.9534	0.9513	0.0014
	512	0.9599	0.9601	0.9603	0.9614	0.9614	0.9599	0.9619	0.9611	0.9603	0.9620	0.9608	0.0008
	1024	0.9665	0.9661	0.9658	0.9673	0.9669	0.9656	0.9672	0.9668	0.9659	0.9678	0.9666	0.0007
2	32	0.8933	0.8962	0.8980	0.9000	0.8948	0.8913	0.8947	0.8927	0.8987	0.8944	0.8954	0.0027
	64	0.9164	0.9188	0.9176	0.9179	0.9180	0.9173	0.9172	0.9154	0.9180	0.9153	0.9172	0.0011
	128	0.9388	0.9378	0.9370	0.9360	0.9366	0.9387	0.9395	0.9354	0.9382	0.9371	0.9375	0.0012
	256	0.9497	0.9525	0.9510	0.9494	0.9494	0.9496	0.9515	0.9505	0.9506	0.9515	0.9506	0.0010
	512	0.9610	0.9623	0.9600	0.9593	0.9582	0.9612	0.9609	0.9598	0.9613	0.9606	0.9605	0.0011
	1024	0.9664	0.9687	0.9656	0.9660	0.9651	0.9670	0.9668	0.9659	0.9678	0.9664	0.9666	0.0010
3	32	0.8968	0.8961	0.8948	0.8925	0.8997	0.8993	0.8948	0.8995	0.9010	0.8989	0.8973	0.0026
	64	0.9182	0.9162	0.9176	0.9171	0.9197	0.9170	0.9164	0.9188	0.9175	0.9208	0.9179	0.0014
	128	0.9367	0.9351	0.9378	0.9350	0.9362	0.9363	0.9358	0.9377	0.9377	0.9380	0.9366	0.0011
	256	0.9501	0.9494	0.9528	0.9479	0.9497	0.9520	0.9498	0.9522	0.9527	0.9510	0.9508	0.0016
	512	0.9607	0.9589	0.9627	0.9576	0.9603	0.9615	0.9602	0.9617	0.9621	0.9615	0.9607	0.0015
	1024	0.9667	0.9660	0.9676	0.9653	0.9665	0.9678	0.9665	0.9674	0.9679	0.9669	0.9668	0.0008

Çizelge 69. Genel Model-LightGBM F1 Skoru Sonuçları

Küme	Ağaç	Kat										Ortalama	Standart Sapma
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	32	0.9219	0.9195	0.9192	0.9226	0.9212	0.9202	0.9188	0.9201	0.9222	0.9217	0.9208	0.0013
	64	0.9323	0.9308	0.9308	0.9325	0.9330	0.9314	0.9322	0.9320	0.9342	0.9327	0.9322	0.0010
	128	0.9431	0.9439	0.9422	0.9438	0.9441	0.9430	0.9418	0.9433	0.9447	0.9451	0.9435	0.0010
	256	0.9508	0.9512	0.9512	0.9522	0.9525	0.9513	0.9506	0.9525	0.9526	0.9531	0.9518	0.0008
	512	0.9572	0.9577	0.9575	0.9583	0.9582	0.9575	0.9576	0.9574	0.9579	0.9588	0.9578	0.0005
	1024	0.9614	0.9615	0.9609	0.9621	0.9624	0.9612	0.9611	0.9612	0.9615	0.9623	0.9615	0.0005
2	32	0.9196	0.9218	0.9218	0.9208	0.9203	0.9177	0.9205	0.9187	0.9213	0.9196	0.9202	0.0013
	64	0.9317	0.9329	0.9322	0.9315	0.9332	0.9317	0.9326	0.9311	0.9326	0.9306	0.9320	0.0008
	128	0.9441	0.9431	0.9428	0.9423	0.9438	0.9433	0.9450	0.9427	0.9438	0.9422	0.9433	0.0008
	256	0.9515	0.9525	0.9514	0.9511	0.9517	0.9507	0.9529	0.9517	0.9519	0.9514	0.9517	0.0006
	512	0.9582	0.9584	0.9574	0.9568	0.9572	0.9573	0.9588	0.9574	0.9581	0.9570	0.9577	0.0006
	1024	0.9614	0.9624	0.9606	0.9610	0.9615	0.9615	0.9623	0.9613	0.9624	0.9610	0.9615	0.0006
3	32	0.9217	0.9206	0.9185	0.9188	0.9230	0.9212	0.9208	0.9215	0.9222	0.9211	0.9209	0.0013
	64	0.9331	0.9309	0.9318	0.9318	0.9335	0.9320	0.9321	0.9326	0.9317	0.9329	0.9322	0.0007
	128	0.9431	0.9421	0.9431	0.9423	0.9439	0.9429	0.9430	0.9441	0.9431	0.9437	0.9431	0.0006
	256	0.9514	0.9517	0.9527	0.9502	0.9521	0.9525	0.9521	0.9526	0.9525	0.9518	0.9520	0.0007
	512	0.9582	0.9580	0.9587	0.9561	0.9576	0.9589	0.9580	0.9578	0.9582	0.9581	0.9580	0.0007
	1024	0.9620	0.9620	0.9620	0.9601	0.9616	0.9630	0.9619	0.9615	0.9620	0.9616	0.9618	0.0007

ÖZGEÇMİŞ

Adı ve Soyadı: Ali Haydar ESER

Çalışma Alanları: Yapay Zeka, Siber Güvenlik, Görüntü İşleme

Yabancı Dil Bilgisi: İngilizce

Eğitim:

Yüksek Lisans- Selçuk Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği

Lisans– Anadolu Üniversitesi, İşletme

Sertifikalar:

PRINCE 2 Foundation- License GR656008559AE

ITIL Foundation- License GR750332700AE

ISO 27001:2013 Lead Auditor – BSI License ENR-00486748

MCSE- Microsoft Certified Systems Engineer- License B985-7507

MCDBA- Microsoft Certified Database Administrator- License B985-7506

Citrix Certified Associate- Virtualization (CCA- V)