



T.C.
KONYA TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ



OPTİMİZE DERİN ÖĞRENME MİMARİLERİ
İLE DİZ KİREÇLENME DERECE TESPİTİ

Aysun ÖCAL

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Ocak-2024
KONYA
Her Hakkı Saklıdır

TEZ KABUL VE ONAYI

Aysun ÖCAL tarafından hazırlanan “Optimize Derin Öğrenme Mimarileri ile Diz Kireçlenme Derece Tespiti” adlı tez çalışması 20/12/23 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği ile Konya Teknik Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı’nda YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

İmza

Başkan

Doç. Dr. Rahime CEYLAN

.....

Danışman

Dr. Öğr. Üyesi Hasan KOYUNCU

.....

Üye

Dr. Öğr. Üyesi Mehmet DEMİRTAŞ
(Necmettin Erbakan Üniversitesi)

.....

Yukarıdaki sonucu onaylarım.

Prof. Dr. Mevlüt UYAN
Enstitü Müdürü

TEZ BİLDİRİMİ

Bu tezdeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edildiğini ve tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

DECLARATION PAGE

I hereby declare that all information in this document has been obtained and presented in accordance with academic rules and ethical conduct. I also declare that, as required by these rules and conduct, I have fully cited and referenced all material and results that are not original to this work.

İmza

Aysun ÖCAL

Tarih: 20.12.23

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

OPTİMİZE DERİN ÖĞRENME MİMARİLERİ İLE DİZ KİREÇLENME DERECE TESPİTİ

Aysun ÖCAL

Konya Teknik Üniversitesi
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Hasan KOYUNCU

2024, 90 Sayfa

Jüri

Dr. Öğr. Üyesi Hasan KOYUNCU
Doç. Dr. Rahime CEYLAN
Dr. Öğr. Üyesi Mehmet DEMİRTAŞ

Kronik dejeneratif bir eklem rahatsızlığı olan osteoartrit (OA), vücudun farklı bölgelerinde çeşitli nedenlerle ortaya çıkabilmektedir. En yaygın hastalık türü olan diz OA, hem halk sağlığı üzerinde olumsuz bir etkiye hem de sosyal ekonomi üzerinde ciddi bir yüke neden olmakta ve röntgen görüntülerinde derecelendirilmesi zorlu bir konu teşkil etmektedir. Bu sorunu ele almak için, tez çalışmasının ana amacını oluşturan optimize edilmiş transfer öğrenme tabanlı modeller hem çoklu hem de ikili kategorizasyon görevleri üzerinde kapsamlı bir şekilde incelenmektedir. Transfer öğrenme modellerinin hiperparametre düzenlemesi, ayrık ve sürekli bir optimizasyon problemi olarak ele alınmakta ve bu rekabetçi – nonlinear polinomal problemi verimli bir şekilde çözmek için gelişmiş optimizasyon yöntemleri karşılaştırılmaktadır. X-ray diz OA görüntülerini sınıflandırmak için dört etkili optimizasyon yöntemi (ASPSO, KDA-PSO, KYA, MSGO) ve dört etkin transfer öğrenme modeli (MobileNetV2, ResNet18, ResNet50, ShuffleNet) kullanılarak on altı optimize edilmiş mimari tasarlanmıştır. Hem ikili hem de çok sınıflı kategorizasyonlar üzerine yapılan deneylere göre MSGO algoritmasının yüksek performans sağladığı ve transfer öğrenme tabanlı modellerin hiperparametre ayarlaması için en kararlı yöntem olduğu görülmüştür. Ayrıca MobileNetV2 ve ResNet tabanlı modellerin, artık blokların kullanımı sayesinde yüksek doğruluk oranları elde edebildiği ve X-ray görüntüleme temelli sınıflandırma için daha uygun olduğu tespit edilmiştir. Sonuç olarak; ResNet50-MSGO ve MobileNetV2-KYA mimarileri ortalama doğruluk temelli değerlendirmelere göre çoklu sınıflama için sırasıyla %93,15 ve %93,29 başarı kaydederken, ResNet18-KDA-PSO ve MobileNetV2-MSGO mimarileri ikili sınıflama için en yüksek doğruluk skorunu (%99,43) sağlamışlardır.

Anahtar Kelimeler: Ayrık optimizasyon, Derin öğrenme, Diz kireçlenmesi, Sürekli optimizasyon, Transfer öğrenme, X-ray

ABSTRACT

MS THESIS

DETECTION OF KNEE OSTEOARTHRITIS DEGREE VIA OPTIMIZED DEEP LEARNING ARCHITECTURES

Aysun ÖCAL

**Konya Technical University
Institute of Graduate Studies
Department of Electrical and Electronics Engineering**

Advisor: Asst. Prof. Dr. Hasan KOYUNCU

2024, 90 Pages

Jury

**Asst. Prof. Dr. Hasan KOYUNCU
Assoc. Prof. Dr. Rahime CEYLAN
Asst. Prof. Dr. Mehmet DEMİRTAŞ**

Osteoarthritis (OA), a chronic degenerative joint disorder, can occur in different parts of the body for various reasons. As the most common type of disease, knee OA (KOA) causes both a negative impact on public health and a serious burden on the social economy of which grading constitutes a challenging issue on X-ray images. In this paper, to handle this issue, the optimized transfer learning-based models are extensively examined which constitute the main aim of our paper on both multi- and binary-categorization tasks. The hyperparameter arrangement of transfer learning (TL) models is handled as a discrete & continuous optimization problem, and state-of-the-art optimization methods are chosen and compared to efficiently solve this competitive – NP-hard problem. Sixteen optimized architectures are designed using four influential optimization methods (ASPSO, CDW-PSO, CSA, MSGO) and four effective TL models (MobileNetV2, ResNet18, ResNet50, ShuffleNet) to classify the X-ray KOA images. Regarding the experiments on both binary and multiclass categorizations, it's seen that the MSGO algorithm arises as the robust method to be considered for hyperparameter tuning of TL-based models by achieving high performance. In addition, it's seen that MobileNetV2 and ResNet-based models come to the forefront of X-ray imaging-based classification by achieving high accuracy rates due to the usage of residual blocks. Consequently, in terms of mean accuracy, ResNet50-MSGO and MobileNetV2-CSA respectively record 93.15% and 93.29% success rates on multiclass categorization, whilst ResNet18-CDW-PSO and MobileNetV2-MSGO provide the same highest score (99.43%) on binary categorization.

Keywords: Continuous optimization, Deep learning, Discrete optimization, Knee osteoarthritis, Transfer learning, X-ray

ÖNSÖZ

Tez çalışması süresince kıymetli bilgi, birikimi ve bilimsel katkılarıyla beni aydınlatan, yol gösteren ve desteklerini esirgemeyen sayın danışmanım Konya Teknik Üniversitesi Mühendislik ve Doğa Bilimleri Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği öğretim üyesi Dr. Öğr. Üyesi Hasan KOYUNCU hocama teşekkürü bir borç bilirim.

Eğitim-öğretim hayatımın her aşamasında sabır ve fedakârlıkla beni daima destekleyen ve bugünlere gelmemde en büyük katkıyı sağlayan aileme en içten teşekkürlerimi sunarım.

Aysun ÖCAL

KONYA-2024



İÇİNDEKİLER

ÖZET	iv
ABSTRACT.....	v
ÖNSÖZ	vi
İÇİNDEKİLER	vii
SİMGELER VE KISALTMALAR	viii
1. GİRİŞ	1
2. KAYNAK ARAŞTIRMASI	3
2.1. Literatür Çalışmaları	3
2.2. Kaynak Araştırması Özeti.....	14
3. MATERYAL VE YÖNTEM.....	18
3.1. Optimizasyon Algoritmaları	18
3.1.1. Adaptif Stratejili Parçacık Sürü Optimizasyonu.....	18
3.1.2. Kaotik Dinamik Ağırlıklı Parçacık Sürü Optimizasyonu	22
3.1.3. Kristal Yapı Algoritması.....	25
3.1.4. Modifiye Sosyal Grup Optimizasyonu	27
3.2. Stokastik Hesaplama Karmaşıklığı ve Hiperparametre Optimizasyonu.....	29
3.3. ESA Temel Yapısı	32
3.3.1. Evrişimli Sinir Ağları.....	32
3.3.2. ESA Katmanları ve Etkin Hiperparametreler	34
3.4. Transfer Öğrenme Yöntemleri.....	39
3.4.1. MobileNetV2 mimarisi	39
3.4.2. ResNet18 ve ResNet50 mimarileri	41
3.4.3. ShuffleNet mimarisi.....	43
3.5. Kullanılan Veri Seti Özellikleri	44
4. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA.....	47
4.1. Çok Sınıflı Kategorizasyon Temelli Deneyler.....	47
4.2. İkili Sınıflandırma Temelli Deneyler.....	53
4.3. Detaylı Analiz ve Tartışma	58
5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER	61
5.1. Sonuçlar	61
5.2. Öneriler	62
KAYNAKLAR	64
EKLER	71

SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

α	: Hiperparametre için atanacak ayrık değer
A	: Lojistik harita genliği (ASPSO metodu)
A	: Genlik katsayısı (KDA-PSO metodu)
b	: Logaritmik spiral kontrolünü sağlayan sabit
c	: Öz-içgözlem parametresi
c_1, c_2	: Hızlandırma katsayısı
C_{pbest}	: Minimum uygunluk değeri sağlayan çözüm
Cr_b	: Minimum hata veren en iyi kristal
Cr_{new}	: Yeni kristal
Cr_{old}	: Eski kristal
d	: Karar parametre sayısı
D_1	: Global noktaya uzaklık
$f(.)$	: Uygunluk fonksiyonu
$f(i)$	: i 'nci parçacığın uygunluk değeri
F_c	: Rastgele seçilen kristal(ler)in ortalaması
F_{pbest}	: Herbir parçacığın bireysel en iyi değeri
g_{best}	: Global en iyi parçacık
i	: Değişkenin indeks numarası
k	: Şimdiki iterasyon sayısı
l	: $[-1,1]$ aralığında üretilen rastgele değer
lb^d	: Uzayın alt sınırı
M_{max}	: Maksimum iterasyon sayısı
M_{pbest}	: Bütün parçacıklara dair bireysel en iyi çözümlerin ortalaması
$NX_i^d(t)$	: Yeni parçacık
OpN	: Hiperparametreye ait opsiyon sayısı
p_{best}	: Bireysel en iyi çözüm
P_i^d	: Temel i 'nci çözüm vektörü
$P_{new_i}^d$	: Yeni i 'nci çözüm vektörü
P_r^d	: Komşu çözüm vektörü
r, r_1, r_2, r_3	: $[-1,1]$ aralığında rastgele üretilen değerler (KYA metodu)
$r_1(t), r_2(t)$	: $[0,1]$ aralığında üretilen rastgele değişkenler
r_3, r_4	: $[0,1]$ aralığında üretilen rastgele değişken (ASPSO metodu)
$rand^d, rand_1^d, rand_2^d$	: $[0,1]$ aralığında üretilen rastgele sayı vektörü
T_{max}	: Maksimum iterasyon değeri
u	: Parçacıkların ilk iterasyondaki ortalama uygunluk değeri
ub^d	: Uzayın üst sınırı
$V_i^d(t)$	: d boyutlu i 'nci parçacığın şimdiki hızı
$V_i^d(t+1)$	: d boyutlu i 'nci parçacığın yeni hızını
VN	: Optimize edilecek toplam değişken sayısı
$w(t)$	: t 'inci iterasyonda atalet ağırlığı
w_i	: Dinamik ağırlık
w_{max}	: Maksimum atalet ağırlığı değer sınırı
w_{min}	: Minimum atalet ağırlığı değer sınırı
$WX_i^d(t)$	: Sürünün en kötü uygunluk değerine sahip i 'nci parçacığı
$x[i]$	: Stokastik yöntemle elde edilen sürekli değer
$x_i(0)$	: i 'nci kristal için başlangıç çözümü
$x_{i,min}$	: Minimum sınır vektörü

$X_{i,max}$	: Maksimum sınır vektörü
X_k	: Haritanın k 'inci iterasyondaki değeri
X_t	: Kaotik lojistik haritanın t iterasyonundaki değeri
X_{t-1}	: Kaotik lojistik haritanın $t-1$ iterasyonundaki değeri
$X_i^d(t)$	: d boyutlu i 'nci parçacığın şimdiki pozisyonu
$X_i^d(t+1)$	: d boyutlu i 'nci parçacığın yeni pozisyonu
$X_{gbest}(t)$	: Sürünün en iyi pozisyonu
$X_{pbest(i)}(t)$	: i 'nci parçacığın bireysel en iyi pozisyonu
y_i	: i 'nci değişken için elde edilen ayrık değer
λ	: Exponansiyel temelli oran
ζ^d	: $[0,1]$ aralığında üretilen rastgele vektör
ρ	: $[0,1]$ aralığında üretilen rastgele sayı
ψ	: Hızlandırma sabiti

Kısaltmalar

AA	: Ateşböceği Algoritması
ABA	: Ağaç Büyüme Algoritması
ADİA	: Artık Derin İnanç Ağları
ASPSO	: Adaptif Stratejili Parçacık Sürü Optimizasyonu
AGG	: Aşırı Gradyan Güçlendirmesi
AHD	: Adaptif Haar Dalgacık
BeT	: Benzetilmiş Tavlama
BDSGA	: Basit Deterministik Seçme tabanlı Genetik Algoritma
BO	: Bayes/Bayesian Optimizasyonu
BOA	: Balina Optimizasyon Algoritması
BPO	: Bilgi Edinim-Paylaşım Optimizasyonu
BT	: Bilgisayarlı Tomografi
BTA	: Biyografi Temelli Algoritma
CKDGM	: Caputo Kesir Dereceli Gradyan Metodu
ÇAÇOA	: Çok Amaçlı Çekirge Optimizasyon Algoritması
DE	: Diferansiyel Evrim
DİA	: Derin İnanç Ağları
DM	: Dikkat Mekanizması
DSA	: Derin Sinir Ağları
DVM	: Destek Vektör Makinesi
EEG	: Elektroensefalografi
EO	: Evrimsel Optimizasyon
ESA	: Evrişimli Sinir Ağları
ESA-UKDH	: Evrişimli Sinir Ağı - Uzun Kısa Dönem Hafıza
GA	: Genetik Algoritma
GBBOA	: Genetik Bulut Balina Optimizasyon Algoritması
GKO	: Gri Kurt Optimizasyonu
GL	: Grunwald-Letnikov
GP	: Genetik Programlama
GPSO	: Göreceli Parçacık Sürü Optimizasyonu
GTB	: Geçitli Tekrarlayan Birim
HAA	: Harmoni Arama Algoritması
HİMRO	: Hibrit İstatistiksel Mercan Resifi Optimizasyonu
HOA	: Hiperbant Optimizasyon Algoritması
HŞO	: Harris Şahini Optimizasyonu

İÇO	: İkili Çekirge Optimizasyonu
İMBO	: İyileştirilmiş Manyetik Bakteri Optimizasyonu
İPSO	: İyileştirilmiş PSO
KAA	: Karga Arama Algoritması
KD-ESA	: Kesir Dereceli ESA
KDA-PSO	: Kaotik Dinamik Ağırlıklı Parçacık Sürü Optimizasyonu
KİBSA	: Kaskat İleri Beslemeli Sinir Ağı
KKA	: Kel Kartal Arama
KL	: Kellgren ve Lawrence
KO	: Karadul Optimizasyonu
KYA	: Kristal Yapı Algoritması
LUK-PSO	: Lider Uzun Kuyruk tabanlı Parçacık Sürü Optimizasyonu
MAA	: Modifiye Ateşböceği Algoritması
MMO	: Mavi Maymun Optimizasyonu
MR	: Manyetik Rezonans
MSGO	: Modifiye Sosyal Grup Optimizasyonu
NP-Hard Problem	: Doğrusal Olmayan Polinomal Problem
OA	: Osteoartrit
OptCoNet	: Optimize Edilmiş Evrişimli Sinir Ağı
ÖA	: Örüntü Arama
ÖFK	: Öz Farkındalık Katsayısı
ÖM-EBO	: Örümcek Maymun tabanlı Elektrik Balığı Optimizasyonu
PAO	: Popülasyon Aşırı Optimizasyonu
PET-BT	: Pozitron Emisyon Tomografisi–Bilgisayarlı Tomografi
PSO	: Parçacık Sürü Optimizasyonu
RA	: Rasgele Arama
ReLU	: Doğrultulmuş Doğrusal Birim
RO	: Rastgele Orman
SGO	: Sosyal Grup Optimizasyonu
TA	: Tabu Arama
TT	: Tepe Tırmanma
UKDH-ÖSA	: Uzun Kısa Dönem Hafıza - Özyinelemeli Sinir Ağları
US-KO	: Uygunluk Sıralamalı Koşucu Optimizasyonu
YA	: Yusufçuk Algoritması
YO	: Yersolucanı Optimizasyonu
YÖE	: Yinelemeli Öznitelik Elemesi
YÖK	: Yığınlanmış Özdevinimli Kodlayıcı
YSA	: Yapay Sinir Ağları
1B-ANESA	: Bir Boyutlu Adaptif Normalize Evrişimli Sinir Ağları
1B-ESA	: Bir Boyutlu Evrişimli Sinir Ağı
2B-ESA	: İki Boyutlu Evrişimli Sinir Ağı
2B-ADD	: İki Boyutlu-Ayrık Dalgacık Dönüşümü
3B-ESA	: Üç Boyutlu Evrişimli Sinir Ağı

1. GİRİŞ

Osteoartrit (OA), eklem kıkırdağının yapısında sertleşme, ağrı gibi semptomlar ile başlayan eklem dokularının bozulması, kemik ve eklem kenarlarında değişikliklerin meydana geldiği dejeneratif bir eklem hastalığıdır. Osteoartrit tüm dünyada en sık görülen kronik eklem hastalığı ve artrit çeşidi olarak bilinmektedir. Diz OA; alt ekstremitayı oluşturan kalça, uyluk, bacak ve ayak bölgesinin tamamının engelliliğine sebep olabilecek etkenlere sahiptir. Bu sebeple diz bölgesinde OA görülme oranı, diğer eklem çeşitlerine oranla daha yüksek kalmaktadır (Farajzadeh ve diğ., 2023). Diz OA; günlük yaşam aktivite performansını düşürmesi, yaşam kalitesini olumsuz yönde etkilemesi, toplumlarda ciddi ekonomik yüke neden olması, iş gücü kayıplarının oluşmasının yanı sıra toplum sağlığında ciddi önem teşkil ettiğinden diğer artritlere göre daha çok ön plandadır. Diz OA rahatsızlığının, özellikle 65 yaş üzeri bireylerdeki radyolojik teşhisinin giderek arttığı bildirilmektedir (Mahum ve diğ., 2021).

Diz OA insidansının, klinik-radyolojik veya sadece radyolojik tanı kriterlerine göre değerlendirilmesi gerekmektedir. Diz osteoartritin tespitinde ve karakterizasyonunda en önemli görüntüleme tekniği radyografidir. Değerlendirmede en çok kullanılan yöntem ise Kellgren ve Lawrence (KL) evrelendirmesidir. Bu evrelendirme sistemine göre Evre-0 (normal), Evre-I (belirsiz OA), Evre-II (hafif OA), Evre-III (orta seviye OA) ve Evre-IV (ileri seviye OA) olmak üzere beş farklı seviyede incelenmektedir. Bu kategorizasyon ise 1957 yılında Kellgren ve Lawrence tarafından tanımlanan karakteristik özelliklere dayanır (Kellgren ve Lawrence, 1957).

Evrişimli Sinir Ağları (ESA), medikal görüntü analizinde başarılı sonuçlar elde etmesinin yanı sıra halen birçok zorluk içermektedir ve geniş bir araştırma alanına sahiptir. Daha iyi sonuçlar elde edilmesi amacıyla geliştirilen mimarilerin giderek derinleşmesi ve kullanılan görüntülerin yüksek kalitede seçimi, sistem kaynaklı hesaplama maliyetlerinin de artışına neden olmaktadır. Hesaplama maliyetlerinin düşürülmesi ve başarılı sonuçlar elde edilebilmesi için güçlü donanımların kullanılması ve kurulan ağın hiperparametre optimizasyonunun kararlı bir şekilde gerçekleştirilmesi gerekmektedir.

X-ray görüntüleri üzerinden diz OA derece tespiti, sıklıkla X-ray görüntüleri üzerinden analiz edilmekte ve ele alınan bu problem kategorizasyon temelli zorlu bir konu teşkil etmektedir. Tez çalışması şu 4 başlık altında şekillenmektedir:

1. Yüksek başarılar sağlayan transfer öğrenme mimarilerinde sistem performansını daha da artıracak yeni ve etkin optimizasyon tekniklerini ele almak,
2. Derin öğrenme yapılarında hiperparametre ayarlamalarının en iyi şekilde gerçekleştirilmesini sağlamak,
3. Transfer öğrenme mimarisi ve optimizasyon tekniği analizinde 16 farklı yapının görüntü işleme üzerine kapsamlı karşılaştırmasını ve analizini gerçekleştirmek,
4. Önerilecek model üzerinden diz OA derece tespitinin yüksek başarı ile gerçekleştirilmesini sağlamak.

Hiperparametre ayarlamaları, Doğrusal Olmayan Polinomal Problem (NP-Hard Problem) konusu teşkil ettiğinden seçim işleminin zorlu bir süreç olduğu bilinmektedir (Gadekallu ve diğ., 2021). Literatürde hiperparametre optimizasyonunda kullanılan geleneksel yaklaşımlar ise Manuel Arama, Izgara Arama, Rasgele Arama ve Bayesian Optimizasyon olarak bilinmektedir (Bacanin ve diğ., 2020). Bu geleneksel yaklaşımlardan farklı olarak optimize yapılarla daha yüksek performansların sağlanabileceği de literatürde önerilmektedir. Tez çalışmasında geleneksel yaklaşımlardan farklı olarak, yenilikçi ve etkin stokastik optimizasyon algoritmaları ile ESA hiperparametre optimizasyonu ele alınmakta, bu sayede daha yüksek performansların eldesi amaçlanmaktadır. Bu kapsamda literatürde hepsi yenilikçi olan metotların ESA – hiperparametre optimizasyonu analizi gerçekleştirilmekte ve nitelikli bir model önerilmektedir. İncelenen modellere dair testler ise X-ray görüntüleri üzerinden diz OA kategorizasyonu temelli gerçekleştirilmektedir. Böylelikle tez çalışması, hem ESA hiperparametre optimizasyonu hem de medikal görüntü sınıflama üzerine kapsamlı analizlerin sunumunu içermektedir.

2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

Bu bölüm kapsamında; literatür çalışmaları içerisinde kapsamlı veri setlerine ve güçlü işlemcilerle bağlı olarak, karmaşık – yüksek boyutlu verilerin işlendiği görüntü işleme çalışmaları değerlendirilmiştir. Elde edilen çıkarımlara göre literatürde kullanılan ve yüksek başarılar sağlayan derin öğrenme yapısının ESA modeli olduğu görülmüştür. Optimize ESA yapısının ise manuel ayarlamalı temel ESA'dan çok daha yüksek performans gösterdiği tespit edilmiştir. Optimize ESA temelli modellerin; ikili sınıflama, çoklu sınıflama ve farklı imge tabanlı uygulamalarda kullanımı ile kayda değer sonuçlar elde edilebilmektedir.

2.1. Literatür Çalışmaları

Da Silva ve diğ. (2018) Bilgisayarlı Tomografi (BT) görüntülerinde akciğer nodüllerinin yanlış pozitif sayısını azaltma amacıyla optimize bir ESA modeli kullanmışlardır. Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) tekniği ile 8 adet ESA hiperparametresinin (filtre boyutları, seyreltme oranları, yığın boyutu, gizli düğüm sayısı, havuzlama tipi, eğitilebilir filtrelerin boyutu) eldesi sağlanmıştır. Görüntüler nodül ve nodül olmayan şeklinde iki grup olarak sınıflandırılmıştır. Önerilen ESA-PSO modeli, literatürdeki iki farklı ESA mimarisine ve Destek Vektör Makinesi (DVM) temelli iki farklı sınıflama modeline üstünlük sağlamıştır.

Lopez-Rincon ve diğ. (2018), kanserli doku tabanının ve tümör alt tiplerinin belirlenebilmesi için mikroRNA verileri üzerine çalışmışlardır. 29 farklı tümör tipine dair 1046 biyobelirtecini işlenmesi ve sınıflanması için optimize ESA yapısı işletilmiştir. Evrimsel Optimizasyon (EO) metodu ise ESA evrişim katmanında kernel boyutu, kernel sayısı ve filtre boyutu temelli 9 alt-hiperparametrenin ayarlanmasında kullanılmıştır. Çalışma neticesinde önerilen model ile birçok temel sınıflayıcıya üstünlük sağlandığı görülmüştür.

Guo ve diğ. (2019) çalışmalarında, ESA hiperparametre optimizasyonu için Tabu Arama (TA) ve Genetik Algoritma (GA) tekniklerini birleştirerek Tabu_GA metodunu önermişlerdir. LetNet5-Tabu_GA ve Kompleks ESA-Tabu_GA algoritmalarının performansları MNIST ve Flower-5 verisetleri üzerine test edilmiştir. Modeller kapsamında 6 etkin hiperparametre (öğrenme oranı, yığın boyutu, tam bağlı katmandaki düğüm sayıları, giriş düğüm sayısı, seyreltme oranı, L2 düzenleme değeri)

için optimum değer tespiti sağlanmıştır. Tabu_GA algoritması ile 4 farklı optimizasyon tekniği karşılaştırılmış, 5 sınıflı Flower-5 veriseti üzerine en düşük hata Tabu_GA ile elde edilmiştir.

Liu ve diğ. (2019), tomografi görüntülerinde gürültü giderme işlemini gerçekleştirmek için GA tabanlı bir ESA mimarisi önermişlerdir. ESA-GA modelindeki 4 hiperparametrenin (gizli katman sayısı, her bir katmandaki düğüm sayısı, aktivasyon fonksiyonu, en iyileyici) belirlenmesi GA algoritması ile sağlanmıştır. Önerilen model bir gürültü giderme yöntemi ve 3 farklı ESA yapısı ile karşılaştırılmış, görüntülerde en yüksek kazanım önerilen model ile gözlenmiştir.

Tijksens ve diğ. (2019) higrotermal yapı bileşenlerine dair sıcaklık, nem gibi giriş parametrelerinin atanmasında regresyon analizi kullanmışlardır. Gri Kurt Optimizasyonu (GKO) tekniği ile ESA yapısında 5 hiperparametrenin (farklı birimlerin filtre sayıları, filtre boyutu, öğrenme oranı, katman sayısı, yığın sayısı) düzenlemeleri gerçekleştirilmiştir. Çalışma neticesinde ESA-GKO'nun düşük hata oranları sağladığı tespit edilmiş, ancak önerilen modelin farklı bir yapı ile karşılaştırılmadığı görülmüştür.

Ayub ve diğ. (2020) kısa ve orta vadeli elektrik yük tahmini problemini ele almışlardır. Bu amaçla önerilen model üç aşamada (özellik çıkarma, özellik seçme, sınıflama) tasarlanmıştır. Rastgele Orman (RO) ve Aşırı Gradyan Güçlendirmesi (AGG) metotları özellik çıkarma aşamasında kullanılırken, Yinelemeli Öznitelik Elemesi (YÖE) yaklaşımı özellik seçme bölümünde işletilmiştir. Geçitli Tekrarlayan Birim (GTB) ve ESA metotlarını hibritleştiren ESA-GTB modelinin yanı sıra DVM tekniği de sınıflama aşamasında kullanılmıştır. Yersolucanı Optimizasyonu (YO) ve GKO teknikleri, çalışmada yer alan iki sınıflayıcı yapının hiperparametre ayarlamalarında ele alınmıştır. Optimize ESA yapısında giriş düğüm sayısı, gizli katman sayısı, gizli düğüm sayısı ve seyreltme oranı incelenen hiperparametrelerdir. ESA-GTB-YO ve DVM-GKO tekniklerinin doğrulukları sırasıyla %96,33 ve %90,67 olarak gözlemlenmiştir.

Bacanin ve diğ. (2020) Ağaç Büyüme Algoritması (ABA) ve Ateşböceği Algoritması (AA) tekniklerinde sömürü (exploitation) kavramını iyileştirerek, bu tekniklere dair iki farklı stokastik yaklaşım önermişlerdir. Önerilen yöntemler, ESA içindeki 5 hiperparametrenin (evrişim katman sayısı, gizli katman sayısı, kernel boyutu, kernel sayısı, giriş düğüm sayısı) optimizasyonunu gerçekleştirmiştir. İyileştirilmiş ABA ile optimize edilen ESA modeli, MNIST verisi üzerine en düşük test hatasını elde etmiş ve farklı ESA modelleri içeren 9 adet literatür çalışmasına üstünlük sağlamıştır.

Kim ve diğ. (2020) bir solunum tanılama modeli önermişler ve 5 farklı sınıfın (normal solunum, yavaş solunum, hızlı solunum, uyku apnesi, hareketli) kategorizasyonunu ele almışlardır. Önerilen yapıda Bir Boyutlu ESA (1B-ESA) tekniğine dair 4 hiperparametrenin (kernel sayısı, kernel boyutu, giriş düğüm sayısı, gizli düğüm sayısı) ayarlanması, Harmoni Arama Algoritması (HAA) kullanılarak sağlanmıştır. Aynı veri üzerine daha az hiperparametrenin incelendiği ve optimize olmayan 1B-ESA modeli ile önerilen metot kıyaslanmış, optimize yapı ile doğruluk metriği üzerine %2,8'lik bir gelişme kaydedilmiştir. Çalışma neticesinde ortalama %96,7 doğruluk elde edilmiştir. Optimize olmayan 1B-ESA modeli 2×10^6 iterasyona ihtiyaç duyarken, optimize yapının 3652 iterasyonda sonuç ürettiği görülmüştür.

Podgorelec ve diğ. (2020) ESA yapısındaki hiperparametreleri Diferansiyel Evrim (DE) metodu kullanarak optimize etmişlerdir. Bu hiperparametreler seyreltme oranları, tam bağlı katmandaki nöron sayısı, en iyileyici ve öğrenme oranı olarak belirtilmiştir. ESA-DE modeli ile 4 farklı tipte oyun (Amerikan futbolu, ragbi, futbol ve çim hokeyi) görüntülerinin çoklu kategorizasyonu ele alınmıştır. İnce ayarlı ESA-DE modeli iki farklı optimizasyon tekniği içeren ESA modeli ile karşılaştırılmış ve doğruluk metriği üzerine %2-3 daha yüksek performans sağlandığı görülmüştür. İnce ayarlı ESA-DE, tekil ESA ve ince ayarlı ESA tekniklerine ise doğruluk metriği üzerine sırasıyla %32,68 ve %5,59 üstünlük sağlamıştır.

Elmasry ve diğ. (2020) ağ saldırı tespitini optimize derin öğrenme yaklaşımları ile gerçekleştirmişlerdir. Çalışma kapsamında PSO temelli bir optimizasyon yöntemi önerilmiş, 3 farklı derin öğrenme metodu kullanılmıştır. Bu mimariler; Derin Sinir Ağları (DSA), Derin İnanç Ağları (DİA) ve Uzun Kısa Dönem Hafıza - Özyinelemeli Sinir Ağları (UKDH-ÖSA) olarak sunulmuştur. Optimizasyon algoritması 12 farklı hiperparametre (öğrenme oranı, momentum değeri, ağırlık düzenlemesi, seyreltme oranı, gizli katman sayısı, gizli düğüm sayısı, maksimum tur sayısı, yığın boyutu, en iyileyici, başlatma fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu, çıkış katman tipi) seçiminin yanı sıra, modellerde çıkarılan özelliklerin seçiminde de işletilmiştir. Analizlerde hem ikili hem de çoklu sınıflama ele alınmıştır. Çalışma neticesinde optimize DİA yapısının, diğer modellerden daha üstün performans sergilediği görülmüştür.

ZahediNasab ve diğ. (2020) çalışmalarında tomografi görüntülerinden 3 sınıfın (Alzheimer, tümör, normal) kategorizasyonunu ve MNIST verilerinden çoklu karakter tahminini sağlamışlardır. ESA modelindeki 3 hiperparametre (aktivasyon fonksiyonu, en iyileyici, öğrenme oranı) ayarlaması GA metodu ile kontrol edilmiştir. GA içinde

adaptif aktivasyon fonksiyonu oluşturmak için iki adet fonksiyonun 4'er bit üzerinden kodlanması ele alınmış, en iyileyici ve öğrenme oranı için sırasıyla 8 ve 4 adet opsiyon inceleneceğinden 3 ve 2 bitlik kodlamalar yapılmıştır. Çalışma kapsamında kullanılan aktivasyon fonksiyon stratejisine göre iki farklı ESA yapısı önerilmiş, hiyerarşik adaptif aktivasyon fonksiyonunun ele alındığı ESA mimarisi tomografi verilerinde en iyi sonuçları elde etmiştir.

Tsai ve diğ. (2020) toplu taşımada kalabalık olmayan otobüsün bulunması için, bir otobüs içerisindeki yolcu sayısının tahminini sağlamışlardır. Çalışmada DSA yapısı kullanılmış, her bir katmandaki bireysel nöron sayılarının tespiti için Benzetilmiş Tavlama (BeT) metodu işletilmiştir. DSA-BeT modeli ile 3 temel sınıflayıcı ve 2 farklı DSA mimarisi karşılaştırılmış, 4 farklı veriseti üzerine en düşük hatalar önerilen model ile elde edilmiştir.

Martín ve diğ. (2020), optimize VGG16 modeli ile CIFAR-10 ve CINIC-10 imge verilerini sınıflamışlardır. Önerilen modelde Hibrit İstatistiksel Mercan Resifi Optimizasyonu (HİMRO), tam bağlı katmanda yer alan üç hiperparametre tespiti için işletilmiştir. Bunlar; nöron ekleme / eliminasyonu, aktivasyon fonksiyonu seçimi ve nöronlar arası bağlantıların eklenmesi / çıkarılması olarak nitelenmiştir. Diğer bir deyişle seyreltme oranı, giriş düğüm sayısı, gizli düğüm sayısı ve aktivasyon fonksiyonu incelenmiştir. Çalışma neticesinde VGG16-HİMRO mimarisi, VGG16 ve VGG16-MRO yapılarına başarı oranı üzerine az farkla üstünlük sağlanmıştır. Ancak önerilen mimarinin, maliyet temelli karşılaştırmada önemli ölçüde başarılı olduğu gözlemlenmiştir.

Zhu ve diğ. (2020), ESA tabanlı bir model ile frezeleme çıktısı olan ince cidarlı parçalarda yüzey hatalarını belirlemişlerdir. İyileştirilmiş Manyetik Bakteri Optimizasyonu (İMBO), ESA içindeki başlangıç ağırlık değerlerinin ayarlanmasında kullanılmıştır. GA tekniği ile TA ve Tepe Tırmanma (TT) yaklaşımları hibritleştirilerek, hiperparametre optimizasyonu için etkin bir yöntem önerilmiştir. Öğrenme oranı, gizli katman sayısı, yığın boyutu, seyreltme oranı ve L2 düzenleme değeri incelenen hiperparametreler olarak nitelenmiştir. Önerilen model; literatürde sıklıkla işlenen ve geleneksel hiperparametre tespit yöntemi olarak tercih edilen Rasgele Arama (RA) ve Bayes Optimizasyonu (BO) yöntemlerinin işletildiği ESA yapılarından, sırasıyla %3,65 ve %1,53 daha yüksek doğruluk oranı sağlamıştır.

Zatarain Cabada ve diğ. (2020) yüz imgelerini işleyerek, 6 farklı duygunun tanınması amacıyla etkin bir model sunmuşlardır. ESA mimarisi temelinde önerilen

yöntemde GA yaklaşımı işletilerek, 9 farklı hiperparametrenin (katman sayısı, gizli düğüm sayısı, yığın boyutu, maksimum tur sayısı, kaydırma miktarı, aktivasyon fonksiyonu, en iyileyici, seyreltme oranı, eğitim veri oranı) ayarlanması sağlanmıştır. Önerilen model, temel (deneme-yanılma ile hiperparametreleri ayarlı) ESA tekniği ile karşılaştırılmıştır. Bu sayede optimizasyonun hiperparametre düzenlemesinde etkinliği ispat edilerek, genel başarının %8 oranında artırıldığı görülmüştür.

Lan ve diğ. (2020), X-ray kalp çekimleri üzerinden kalp rahatsızlığı tahminini (regresyon analizini) ve mamogram verileri üzerinden meme kanseri tespitini (ikili sınıflamayı) amaçlamışlardır. Önerilen model kapsamında ESA çıkışında yer alan Yapay Sinir Ağları (YSA) incelenmiş, yapıdaki ağırlık-bias değerleri Lider Uzun Kuyruk tabanlı PSO (LUK-PSO) metodu ile düzenlenmiştir. ESA-LUK-PSO yapısı, eğitim inişli geleneksel YSA'nın işletildiği (*Adam* en iyileyici içeren) ESA ve ESA-PSO modelleri ile karşılaştırılmıştır. Çalışma neticesinde önerilen model ile daha düşük hata değerlerinin kaydedildiği ispat edilmiştir. *Adam* en iyileyici algoritması literatürdeki birçok çalışmada tercih edilmekte ve iyi performans sergilemektedir. Ancak söz konusu çalışma, stokastik bir yaklaşım ile daha iyi sonuçlar gözlenebildiğinin ispatı bakımından literatürdeki kılavuz araştırmalardan birisi niteliğindedir.

Sayed ve diğ. (2021) normal ve cilt kanseri etiketlerini incelemişler, deri lezyonlarının sınıflandırılması için yeni bir cilt kanseri tahmin modeli önermişlerdir. Çalışmada bir transfer öğrenme tekniği ve Kel Kartal Arama (KKA) algoritması hibritleştirilmiş ve modele dair sınıflayıcı birim elde edilmiştir. Çok amaçlı KKA algoritması, SqueezeNet tekniğindeki 3 hiperparametre değerini (yığın boyutu, seyreltme oranı, seyreltme periyodu) bulmak için kullanılmıştır. Çalışmada önerilen model ile 3 farklı derin öğrenme modeli (AlexNet, VGG19, ResNet50) karşılaştırılmış, ikili sınıflama probleminde SqueezeNet-KKA modeli üstün gelerek %98,37 sınıflama doğruluğu sağlamıştır.

Almazroi ve diğ. (2021) elektrik hırsızlığının tespitinde, Evrişimli Sinir Ağı - Uzun Kısa Dönem Hafıza (ESA-UKDH) temelli bir model önermişlerdir. Karadul Optimizasyonu (KO) ve Mavi Maymun Optimizasyonu (MMO) yöntemleri, ESA-UKDH tekniğine dair 5 hiperparametrenin (yığın boyutu, maksimum tur, en iyileyici, seyreltme oranı, öğrenme oranı) tespitinde kullanılmış ve oluşturulan iki farklı model ikili sınıflama üzerine karşılaştırılmıştır. ESA-UKDH-MMO ve ESA-UKDH-KO modelleri 3 farklı temel sınıflayıcı ile kıyaslanmış, test aşamasında sırasıyla %91 ve %93 sınıflama doğrulukları gözlemlenmiştir.

Lee ve diğ. (2021) Pozitron Emisyon Tomografisi–BT (PET-BT) verilerinde Alzheimer, hafif bilişsel bozukluk ve normal kategorilerini sınıflamışlardır. Bu amaçla ESA tekniğinde çoklu optimizasyon görevi ele alınmış, GA tekniği ve ESA yapısı birleştirilerek ESA-GA modeli önerilmiştir. İncelenen hiperparametreler en iyileyci, aktivasyon fonksiyonu ve katman sayısı olarak nitelenmiştir. Önerilen spesifik ağ modeli ile amyloid beyin görüntü veriseti üzerine çoklu sınıflamanın %11,73 daha yüksek doğrulukla gerçekleştirildiği görülmüştür.

Liu ev diğ. (2021) rüzgâr hızı, rüzgâr yönü, hava basıncı ve sıcaklık gibi faktörlerden dolayı değişkenlik gösteren rüzgâr enerjisinin tahminini ele almışlardır. GA ve PSO algoritmaları hibrit hale getirilerek GA-PSO yaklaşımı elde edilmiştir. GA-PSO metodu, ESA içindeki ağırlık-bias düzenlemesi ile kernel boyutları ve kernel değerlerinin atanması amacıyla kullanılmıştır. ESA-GA-PSO modeli, tekil ESA ve üç farklı optimize ESA modeli ile karşılaştırılmıştır. Çalışma neticesinde önerilen modelin en üstün performansı sağladığı, model içi kernel boyut ve sayısının optimizasyon ile azaltılabildiği görülmüştür.

Lacerda ve diğ. (2021) göğüs BT görüntülerinden COVID-19 hastalığının teşhisi için bir model önermişlerdir. Model kapsamında ESA yapısı içinde mimari omurgası, *inception* modül sayısı, tam bağlı katmandaki nöron sayısı ve öğrenme oranının optimizasyonu Hiperbant Optimizasyon Algoritması (HOA) ile sağlanmıştır. Diğer bir deyişle katman sayısı, giriş düğüm sayısı, gizli düğüm sayısı ve öğrenme oranı parametrelerinin düzenlenmesi ele alınmıştır. VGG16 temelli oluşturulan ESA-HOA modeli, COVID-19 ve normal ayrımını %88 doğrulukla sağlamıştır.

Kilicarslan ve diğ. (2021) sinyal verileri üzerinden beş farklı kategori (anemi olmayan, hemoglobin anemi, demir eksikliği anemisi, folat eksikliği anemisi, B12 eksikliği anemisi) sınıflamışlardır. Yığınlanmış Özdevinimli Kodlayıcı (YÖK) ve ESA modellerine dair hiperparametreler GA yaklaşımı kullanılarak belirlenmiştir. Eğitim tur sayısı, maksimum tur sayısı, momentum değeri, öğrenme oranı ve L2 düzenleme değeri ise mimarilere dair incelenen hiperparametreler olarak belirlenmiştir. Çalışma sonucunda ESA-GA ve YÖK-GA modelleri sırasıyla %97,02 ve %98,50 sınıflama başarısı sağlamışlardır.

Wang ve diğ. (2021) vibrasyon sinyalleri üzerinden planeter dişlilerin farklı durumlarını sınıflamışlardır. Çalışmada Bir Boyutlu Adaptif Normalize ESA (1B-ANESA) temelli model önerilmiş, modele dair 5 hiperparametrenin (öğrenme oranı, yığın boyutu, filtre boyutları) tespiti PSO yöntemi ile sağlanmıştır. Önerilen model 12

ve 8 kategori içeren iki farklı veriseti ile test edilmiştir. Çalışma neticesinde önerilen modelin, temel sınıflayıcılara ve tekil ESA yapısına üstünlük sağladığı görülmüştür.

Roder ve diğ. (2021), Artık DİA (ADİA) yaklaşımını ve mimariye dair ağırlık-bias temelli hiperparametre optimizasyonunu ele almışlardır. Hiperparametre ayarlaması amacıyla 5 temel ve 1 yenilikçi optimizasyon yöntemi kullanılmıştır. MNIST, Fashion-MNIST ve Kuzushiji-MNIST verisetlerindeki görüntüler üzerinde hem sınıflama hem de yeniden düzenleme görevleri yerine getirilmiştir. Çalışma neticesinde, Göreceli PSO (GPSO) ve Genetik Programlama (GP) içeren ADİA yapılarının daha yüksek performans gösterdiği tespit edilmiştir.

Jalali ve diğ. (2021) X-ray görüntülerinden COVID-19 ve normal sınıflarının ayrıştırılması için kapsamlı bir model önermişlerdir. Bilgi Edinim-Paylaşım Optimizasyonu (BPO) tekniği iki farklı yaklaşım ile iyileştirilerek, ESA içindeki 11 hiperparametrenin (filtre sayısı, filtre boyutu, maksimum tur sayısı, yığın boyutu, evrişim katman sayısı, seyreltme oranı, kernel boyutu, öğrenme oranı, momentum değeri, en iyileyici, aktivasyon fonksiyonu) ayarlamasında kullanılmıştır. Önerilen modelin Kaggle ve Mendeley kütüphanelerinden temin edilen verilerde sınıflandırma performansı gözlemlenmiştir. Test sonucunda önerilen modelin, 4 farklı derin öğrenme yapısına (MobileNet, VGG19, ResNet50, DenseNet12) ve 4 adet temel optimizasyon tekniğine ikili sınıflama üzerine üstünlük sağladığı tespit edilmiştir.

Bandyopadhyay ve diğ. (2021), göğüs tomografi görüntülerinde COVID-19 ve normal kategorilerini ayırmak için bir model önermişlerdir. Önerilen modelde DenseNet201 tekniği ile özellikler çıkarılırken, gerekli özelliklerin seçiminde yeni bir hibrit optimizasyon tekniği kullanılmıştır. Hiperparametre temelli incelendiğinde; önerilen optimizasyon tekniğinin, ağa dair giriş düğüm sayısı tespitinde kullanıldığı görülmüştür. Bu amaçla, Harris Şahini Optimizasyonu (HŞO) ve BeT algoritmaları ile Kaotik Başlatma Olgusu birleştirilerek etkin bir yaklaşım önerilmiştir. Çalışma neticesinde önerilen yöntemin seçilen öznetelik sayısını yaklaşık %75 azalttığı, buna rağmen sınıflama doğruluğunun yüksek seviyelerde kaldığı, böylece diğer algoritmaların çoğundan daha etkili olduğu belirtilmiştir.

Mathe ve diğ. (2021), Elektroensefalografi (EEG) sinyallerindeki gürültüleri elimine etmek için 1B-ESA temelli bir model önermişlerdir. Model kapsamında iki optimizasyon metodunun hibritleştirilmesi ile Örümcek Maymun tabanlı Elektrik Balığı Optimizasyonu (ÖM-EBO) tekniği tasarlanmış, bu sayede mimarideki gizli düğüm sayısı ve maksimum tur sayısı hiperparametrelerinin düzenlenmesi sağlanmıştır.

Önerilen model, 4 farklı optimizasyon tekniği ile hiperparametre ayarlaması yapılan 1B-ESA yapıları ile karşılaştırılmıştır. Çalışma neticesinde; ÖM-EBO metodunu içeren 1B-ESA yapısının, diğer optimizasyon tekniklerini içeren 4 farklı ESA yapısına üstün olduğu gözlemlenmiş ve önerilen modelin daha düşük hata oranlarını daha hızlı yakınsama ile sağladığı görülmüştür.

Goel ve diğ. (2021) göğüs X-ray görüntülerinden normal, pnömoni ve COVID-19 kategorilerini sınıflamışlardır. Çalışmada spesifik bir model olan Optimize Edilmiş Evrişimli Sinir Ağı (OptCoNet) yöntemi önerilmiştir. GKO tekniği, OptCoNet içindeki 4 hiperparametrenin (öğrenme oranı, maksimum tur sayısı, momentum değeri, L2 düzenleme değeri) ayarlanmasında kullanılmıştır. Çalışma neticesinde; GKO tekniğinin 4 farklı optimizasyon tekniğinden daha iyi performans sergilediği, optimizasyon içermeyen modele %6,55 oranında üstün olduğu, Örüntü Arama (ÖA) olarak bilinen geleneksel yaklaşımın işletildiği yapıdan ise %2,47 daha yüksek doğruluk elde ettiği görülmüştür.

Glory ve diğ. (2021), epilepsi nöbet teşhisini EEG sinyalleri üzerinden sağlayan yeni bir derin öğrenme modeli tasarlamışlardır. Model kapsamında Adaptif Haar Dalgacık (AHD) tekniği ve İkili Çekirge Optimizasyonu (İÇO) metodu hibrit hale getirilmiş, bu sayede etkin bir optimizasyon algoritması önerilmiştir. AHD-İÇO yapısı ile DSA modeline dair 3 farklı hiperparametre (öğrenme oranı, seyreltme oranı, L1 düzenleme değeri) düzenlenmiştir. Çalışma neticesinde önerilen modeli ile 4 temel sınıflayıcıya ve tekil DSA tekniğine kayda değer üstünlük sağlanmıştır.

Gadekallu ve diğ. (2021) kullanıcı ve bilgisayar arasındaki etkileşimin önemine değinerek, el hareketlerinin tanınması ve sınıflandırılmasını sağlamışlardır. Bu amaçla Karga Arama Algoritması (KAA) ile ESA modelindeki 9 hiperparametrenin (en iyileyici, maksimum tur sayısı, yığın boyutu, hata fonksiyonu, gizli katman aktivasyon fonksiyonu, çıkış katmanı aktivasyon fonksiyonu, evrişim katman sayısı, havuzlama katman sayısı, yoğunluk katman sayısı) düzenlenmesi gerçekleştirilmiştir. Önerilen model farklı optimizasyon teknikleri içeren 6 ESA mimarisi ile karşılaştırılmış, en yüksek sınıflama performansı ESA-KAA ile elde edilmiştir.

Bacanin ve diğ. (2021), Manyetik Rezonans (MR) görüntülerinde beyin tümörü içeren iki farklı veriseti için çoklu sınıflama problemini ele almışlardır. İlk verisetinde normal ve 3 farklı tümör derecesi ayrıştırılırken, ikinci verisetinde 3 farklı tümör kategorisi sınıflanmıştır. Modifiye AA (MAA) ile ESA yapısındaki 10 hiperparametrenin (gizli düğüm sayısı, seyreltme oranı, aktivasyon fonksiyonu, en

iyileyici, öğrenme oranı, filtre boyutu, filtre sayısı, evrişim katman sayısı, havuzlama katman sayısı, yoğunluk katman sayısı) ayarlanması sağlanmıştır. Çalışma neticesinde, her bir veriseti üzerine iki farklı konfigürasyon içeren modellerin elde edildiği ve her iki veride iki adet optimize ESA yapısına üstünlük sağlandığı görülmüştür.

Fregoso ve diğ. (2021) işaret dili görüntülerinin çoklu sınıflama problemini ele almışlardır. PSO tekniği ile ESA yapısında 4 hiperparametrenin (evrişim katmanı filtre boyutu, evrişim katmanı filtre sayısı, evrişim katman sayısı, yığın boyutu) düzenlemesi gerçekleştirilmiştir. Çalışma kapsamında; iki farklı ESA-PSO yapısı önerilmiş, yapıların birisinde her bir hiperparametre ayarlaması bütün katmanlar için sabit tutulurken, diğer yapıda bu inceleme her bir katmana özgü düzenlenmiştir. Çalışma neticesinde her iki modelin de çok benzer ve yüksek doğruluklar sağlayabildiği, farklı verisetlerinde farklı üstünlük durumlarının olduğu gözlemlenmiştir.

Wu ve diğ. (2021), gaz ve petrol kuyularının etrafındaki jeolojik oluşumların kaydını tutan ve *kuyu günlüğü* olarak isimlendirilen yapı verilerine dair regresyon analizini sağlamışlardır. Bu amaçla ESA-UKDH temelli bir mimari kullanılmıştır. Mimariye dair 7 hiperparametre (evrişim filtre sayısı, evrişim kernel boyutu, gizli düğüm sayısı, öğrenme oranı, maksimum tur sayısı, iterasyon sayısı, yığın boyutu) ayarlaması PSO tekniği ile gerçekleştirilmiştir. Çalışma neticesinde ESA-UKDH-PSO yapısının, UKDH-PSO ve ESA-PSO mimarilerinden daha düşük hata oranları elde ettiği görülmüştür.

Raji ve diğ. (2022) Basit Deterministik Seçme tabanlı GA (BDSGA) yaklaşımını, ESA ve RO tekniklerinin hiperparametre (yığın boyutu, öğrenme oranı) ayarlamaları için kullanmışlardır. MNIST ve UCI verisetleri üzerine yapılan testlerde, BDSGA metodu ile Bayesian Optimizasyonu (BO), Biyografi Temelli Algoritma (BTA), GA ve PSO yöntemleri kıyaslanmıştır. Sonuç olarak; ESA-BDSGA modeli ile 10 sınıflı MNIST verisi üzerine, diğer hibrit ESA modellerinden çok az bir farkla daha yüksek sonuç kaydedilmiştir.

Chatterjee ve diğ. (2022) termografik görüntüler kullanarak, göğüs kanserini tespit etmek için üç fazlı bir yöntem önermişlerdir. İlk aşamada VGG16 modeli ile görüntülerden öznetelik çıkarımı sağlanmıştır. İkinci aşamada Yusufçuk Algoritması (YA) ve Grunwald-Letnikov (GL) metodu hibritleştirilmiş, bu sayede ideal bir öznetelik seçimi elde edilmiştir. Son aşamada ise optimizasyon metodu sonrası elde edilen özellikler DVM sınıflayıcısına sunulmuş, böylece verinin tümör - sağlıklı ayrımı gerçekleştirilmiştir. Önerilen model ile gerekli olmayan özellikler verimli bir şekilde

elimine edilmiş, VGG16 modeline göre %82 daha az özellik üzerinden %100 tanı doğruluğu sağlanmıştır.

Gonçalves ve diğ. (2022) termografik görüntülerde göğüs kanseri tespiti için optimize ESA yapılarını kullanmışlardır. GA ve PSO metotları, 3 farklı ESA mimarisinin (VGG16, ResNet50, DenseNet201) hiperparametrelerini bulabilmek amacıyla kullanılmıştır. Ayarlanan hiperparametreler; tam bağlı katman sayısı, tam bağlı katmanlardaki nöron sayısı, hangi katmanlar sonrası seyreltme olacağı, seyreltme oranı ve öğrenme oranı şeklindedir. Çalışma neticesinde; GA kullanılan durumlarda elde edilen başarıların PSO temelli yapıların başarısından daha iyi olduğu görülmüş, özellikle VGG16 mimarisi için F1-ölçütü üzerine %26'lık bir artışın sağlandığı tespit edilmiştir.

Lokku ve diğ. (2022), yüksek gürültü ve karaltı içeren yüz görüntülerini tanımda optimize ESA yapısını kullanmışlardır. Çalışma kapsamında Uygunluk Sıralamalı Koşucu Optimizasyonu (US-KO) yaklaşımı önerilmiş, ESA kapsamındaki 5 adet hiperparametrenin (aktivasyon fonksiyon, havuzlama tipi, gizli düğüm sayısı, gizli katman sayısı, evrişim katmanı sayısı) tespiti sağlanmıştır. Optimizasyon tekniği kapsamında çok amaçlı (hiperparametre ayarlamalarını içine alan) bir önerme yapılmıştır. Çalışma neticesinde önerilen modelin, farklı temel optimizasyon tekniklerine ve çeşitli sınıflayıcılara üstünlük sağladığı görülmüştür.

Hilal ve diğ. (2022) hiperspektral görüntülerden peyzaj içi bölgeleri çoklu sınıflamışlardır. Bu amaçla üç aşamalı bir model önerilmiştir. Modelin ilk bölümünde, SqueezeNet mimarisi ile özellik çıkarma sağlanmıştır. SqueezeNet mimarisine dair hiperparametrelerin optimizasyonu ABA yaklaşımı ile düzenlenmiştir. Sonraki bölümde sınıflama görevi ele alınmış ve Kaskat İleri Beslemeli Sinir Ağı (KİBSA) algoritması kullanılmıştır. KİBSA algoritmasının hiperparametreleri ise BTA tekniği ile belirlenmiştir. Çalışmada düzenlenen SqueezeNet hiperparametreleri doğrudan nitelenmemiştir. Çalışma neticesinde önerilen modelin, 3 farklı temel sınıflayıcı ile iki ve üç boyutlu ESA yapılarına (2B-ESA ve 3B-ESA) üstünlük sağladığı görülmüştür.

Liu ve diğ. (2022), sosyal mesafenin COVID-19 yayılımında etki tahmini için bir model önermişlerdir. Model kapsamında İyileştirilmiş PSO (İPSO) algoritması işletilmiş, bu sayede ESA hiperparametrelerinin ayarlanması sağlanmıştır. Bu hiperparametreler; gizli katman sayısı, her bir gizli katmandaki düğüm sayısı, aktivasyon fonksiyonları ve öğrenme oranı olarak belirtilmiştir. Test aşamasında İPSO-ESA yöntemi, 3 optimize ESA ve 3 optimize temel sınıflayıcı ile karşılaştırılmıştır.

Çalışma neticesinde önerilen modelin, tahmin doğruluğu ve hesaplama süresi bakımından diğer yöntemlere üstün olduğu görülmüştür. COVID-19'un yayılmasını kontrol etmede sosyal mesafenin gerekli olduğu, bu kapsamda sosyal mesafe müdahalelerinin uygulanma süresi ve derecesinin de önem arz ettiği tespit edilmiştir.

Chen ve diğ. (2022), Kesir Dereceli ESA (KD-ESA) yöntemini temel alarak bir model önermişlerdir. Önerilen model ile MNIST verisetinde çoklu sınıflama gerçekleştirilmiştir. Popülasyon Aşırı Optimizasyonu (PAO) tekniği, KD-ESA içindeki ağırlık-bias değerlerinin ilk değer atamasında kullanılmıştır. Caputo Kesir Dereceli Gradyan Metodu (CKDGM) ise ESA içindeki dinamik ağırlık-bias güncellemesinde işletilmiştir. Önerilen model, farklı temel optimizasyon tekniklerini içeren KD-ESA yapıları ile karşılaştırılmıştır. Çalışma neticesinde PAO içeren modelin, diğer modellerden daha verimli olduğu tespit edilmiştir. Ancak teknikler arası doğruluk oranlarının çok az farkla değiştiği gözlemlenmiştir.

Li ve diğ. (2022), gemi hareket tahmini için hibrit bir ESA temelli model önermişlerdir. Çalışma kapsamında ESA, GTB ve Dikkat Mekanizması (DM) birleştirilerek model tasarımı sağlanmıştır. Burada uzamsal özniteliklerin çıkarımı ESA tarafından gerçekleştirilmiş, zamansal özniteliklerin çıkarımı GTB ile sağlanmış, sistem çıkışı ise DM yaklaşımı üzerinden belirlenmiştir. Hibrit bir teknik olan Genetik Bulut Balina Optimizasyon Algoritması (GBOA) ise 5 hiperparametrenin (giriş boyutu, filtre boyutu, filtre sayısı, havuzlama boyutu, gizli düğüm sayısı) ayarlanmasında kullanılmıştır. Geliştirilen yöntem, hareket tahmini üzerine ESA, GTB, ESA-GTB ve YSA tekniklerinden daha yüksek tahmin doğruluğu sağlamıştır.

Goel ve diğ. (2022), X-ray görüntülerinden 3 kategoriye (normal, pnömoni, koronavirüs) ayırt etmek için Multi-COVID-Net isimli bir ESA topluluk mimarisi önermişlerdir. Yapı içinde ResNet50 ve InceptionV3 mimarilerinin ortak kararı ile çıkış üretilmiştir. Burada Çok Amaçlı Çekirge Optimizasyon Algoritması (ÇAÇOA) ile mimariye dair 5 hiperparametre (maksimum tur sayısı, momentum değeri, öğrenme oranı, L2 düzenleme değeri, yığın boyutu) incelenmiştir. Çalışmada 4 farklı ESA yapısına ve çeşitli sınıflayıcı metotlara üstünlük sağlandığı görülmüştür. Ayrıca önerilen optimizasyon tekniği 6 farklı optimizasyon tekniğine göre daha iyi hiperparametre düzenlemesi sağlayarak, bütün modelin %1,6-3,8 daha yüksek doğruluk elde etmesini sağlamıştır.

Raihan ve diğ. (2022), sıtma paraziti ve enfekte olmamış hücrelerin belirlenmesi için imge temelli bir model önermişlerdir. Modelde İki Boyutlu-Ayrık Dalgacık

Dönüşümü (2B-ADD) imgelere uygulanarak elde edilen çıkışlar ESA yapısına sunulmuş ve ESA temelli özellik çıkarma işlemi sağlanmıştır. XGBoost sınıflayıcısı kullanılan modelde, sınıflayıcıya sunulacak verilerin seçimi için Balina Optimizasyon Algoritması (BOA) işletilmiştir. Çalışma neticesinde önerilen modelin, bir temel sınıflayıcıya ve literatürde derin öğrenme temelli gerçekleştirilen 5 farklı çalışmaya üstünlük sağladığı görülmüştür.

2.2. Kaynak Araştırması Özeti

43 adet literatür çalışması incelenerek, çalışmalarda kullanılan hiperparametrelerin tekrarlanma sayıları Çizelge 1.1’de sunulmuştur.

Çizelge 1.1. Literatür taramasındaki çalışmalarda hiperparametrelerin kullanım sayıları

İngilizce Karşılığı	Hiperparametre	Tekrarlanma
Hidden Node Number	Gizli Düğüm Sayısı	19
Learning Rate	Öğrenme Oranı	19
Batch Size	Yığın Boyutu	14
Dropout Rate	Seyreltme Oranı	14
Activation Function	Aktivasyon Fonksiyonu	12
Hidden Layer Number	Gizli Katman Sayısı	11
Optimizer	En İyiyeici	11
FC-Layer Size	Giriş Düğüm Sayısı	10
Epoch	Maksimum Tur Sayısı	10
Filter Size	Filtre Boyutu	8
Filter Number	Filtre Sayısı	7
Kernel Size	Kernel Boyutu	7
Convolution Layer Number	Evrişim Katmanı Sayısı	6
Momentum	Momentum Değeri	5
L2 Regularization	L2 Düzenleme Değeri	5
Layer Number	Katman Sayısı	4
Kernel Number	Kernel Sayısı	3
Weight-Bias Arrangement	Ağırlık-Bias Düzenlemesi	3
Pooling Layer Number	Havuzlama Katman Sayısı	2
Pooling Type	Havuzlama Tipi	2
Trainable Filter Size	Eğitilebilir Filtre Boyutu	1
Stack Number	Yığın Sayısı	1
Decay	Ağırlık Düzenlemesi	1
Initialization Function	Başlatma Fonksiyonu	1
Output Layer Type	Çıkış Katman Tipi	1
Stride	Kaydırma Miktarı	1
Training Size	Eğitim Veri Oranı	1
Training Epoch Number	Eğitim Tur Sayısı	1

Çizelge 1.1. Literatür taramasındaki çalışmalarda hiperparametrelerin kullanım sayıları (devamı)

L1 Regularization	L1 Düzenleme Değeri	1
Error Function	Hata Fonksiyonu	1
Iteration Number	İterasyon Sayısı	1
Dropout Placement	Seyreltme Yeri	1
Initialization of Weight-Bias	Ağırlık-Bias Başlangıç Ataması	1
Input Dimension	Giriş Boyutu	1
Dropout Period	Seyreltme Peridoyu	1

Çizelge 1.2 ve Çizelge 1.3 ise sırasıyla yararlanılan derin öğrenme metotlarının ve optimizasyon kullanım görevlerinin tekrarlanma sayılarını belirtmektedir.

Çizelge1.2. Literatür taramasındaki çalışmalarda işletilen derin öğrenme metotları ve tekrarlanma sayıları

İngilizce Karşılığı	Derin Öğrenme Yapısı	Çalışma Sayısı
Convolutional Neural Networks	Evrişimli Sinir Ağları	33
Deep Neural Networks	Derin Sinir Ağları	3
SqueezeNet	SqueezeNet	2
DenseNet201	DenseNet201	2
Convolutional Neural Networks - Long Short Term Memory	Evrişimli Sinir Ağları - Uzun Kısa Dönem Hafıza	2
Deep Belief Networks	Derin İnanç Ağları	1
Long Short Term Memory - Recurrent Neural Networks	Uzun Kısa Dönem Hafıza - Özyinelemeli Sinir Ağları	1
Stacked Autoencoders	Yığılmış Özdevinimli Kodlayıcı	1
Residual Deep Belief Networks	Artık Derin İnanç Ağları	1
ResNet50	ResNet50	1
Gated Recurrent Network	Geçitli Tekrarlayan Birim	1

Çizelge 1.3. Literatür taramasındaki çalışmalarda optimizasyonun kullanım amaçları ve tekrarlanma sayıları

İngilizce Karşılığı	Görev	Çalışma Sayısı
Hyperparameter Optimization	Hiperparametre Optimizasyonu	38
Feature Selection	Özellik Seçme	3
Hyperparameter Optimization + Feature Selection	Hiperparametre Optimizasyonu + Özellik Seçme	1

Literatür taramaları ve çizelgelere dair verilerin incelenmesi neticesinde;

- Literatürde en sık kullanılan derin öğrenme mimarilerinin ESA modeli ve ESA temelli üretilen modeller (transfer öğrenme mimarileri, vb.) olduğu görülmüştür.
- Stokastik optimizasyon teknikleri; sistem performansını artırmasından ötürü derin öğrenme yapılarında çoğunlukla hiperparametre ayarlaması için kullanılmış ve bu opsiyon, diğer opsiyonlara (özellik seçme, hiperparametre optimizasyonu + özellik seçme) göre daha sık işlenmiştir.

- Optimize ESA temelli modellerin; ikili sınıflama, çoklu sınıflama, regresyon analizi, gürültü giderme, sinyal işleme ve farklı imge tabanlı uygulamalarda kayda değer sonuçlar verdiği görülmektedir.
- Optimize ESA temelli modellerin medikal görüntü analizlerinde sıklıkla kullanıldığı ve iyi sonuçlar ürettiği gözlemlenmiştir.
- Optimize ESA temelli mimarilerin, manuel ayarlamalı temel ESA'dan çok daha yüksek performans sergileyebildiği tespit edilmiştir (Zatarain Cabada ve diğ., 2020; Lee ve diğ., 2021).
- Hiperparametre optimizasyonunda optimizasyon tekniği çıkışları çoğunlukla ikili düzenlenmektedir ve incelenecek opsiyon miktarına göre bit sayısı belirlenmektedir.
- Fregoso ve diğ. (2021)'nin çalışmaları, katman özelliklerinin kendi içinde değişmesi veya sabit tutulması opsiyonlarında benzer başarıların gözleneceğini ispat etmiştir. Bu nedenle gerçekleştirilecek bir çalışmada, hiperparametrelerin bütün katmanlarda stabil olarak alınması ve değiştirilmemesi mantıklı olacaktır. Bu durum, transfer öğrenme mimarilerindeki genel parametrelerin (ağıdaki evrişim yapı konfigürasyonuna müdahale etmeyen parametrelerin) düzenlemesi olarak görülebilir.

Literatür çalışmaları ve istatistikler incelendiğinde;

- ESA temelli yapıların hiperparametre düzenlemelerinde kullanılan optimizasyon tekniklerinin, çoğunlukla temel yaklaşımlar veya temel tekniklerin bir araya getirilmesiyle oluşturulan hibrit algoritmalar olduğu görülmektedir. Bu noktada; kapsamlı, etkin ve yeni üretilmiş optimizasyon tekniklerinin, ESA hiperparametre optimizasyonu için ele alındığı nitelikli ve kapsamlı bir çalışma mevcut değildir.
- Bu optimizasyon teknikleri ile ESA temelli yapıların birleştirildiği modeller kullanılarak, medikal görüntü sınıflandırma üzerine kapsamlı ve etkin bir sınıflama çalışması bulunmamaktadır.

Bu nedenlerle tez çalışmasında;

- Literatürde kendini ispat eden, kapsamlı, konvansiyonel matematiğe sahip, etkin ve yeni üretilmiş farklı optimizasyon metotları ile (ESA temelli önerilmiş) transfer öğrenme mimarilerinin optimizasyonu ele alınmaktadır. Böylece

literatürde hepsi yenilikçi olan metotların, etkin transfer öğrenme modellerine dair hiperparametre optimizasyon analizi gerçekleştirilmektedir.

- Medikal görüntü sınıflama konusunda 16 farklı optimize mimarinin kapsamlı karşılaştırması sağlanmaktadır.
- Mimarilere dair testler, OA rahatsızlığının derece tespiti için üretilen ve 5 ayrı kategori içeren kapsamlı bir X-ray veriseti ile sağlanmaktadır. Bu sayede, 16 farklı optimize mimarinin güncel ve zorlu bir sınıflama problemi olan OA derece tespiti (medikal görüntü sınıflama) üzerine karşılaştırılması ele alınmaktadır.
- Söz konusu optimizasyon tekniklerinin; Çizelge 1.1’de görüldüğü gibi mimari içinde yer alan, etkinliğini ispat eden ve ağ evrişim katmanlarına müdahil olmayan altı hiperparametre optimizasyonunda kullanımı sağlanmaktadır. Bu hiperparametreler; yığın boyutu, en iyileyici (optimize edici), öğrenme oranı, gizli katman sayısı, maksimum tur sayısı (epoch) ve gizli düğüm sayısı olarak nitelenmiştir.
- Transfer öğrenme mimarileri temelinde, etkinliklerini birçok kez literatürde ispat eden ve farklı mühendislik uygulamalarında (görüntü işleme, sınıflama, vb.) sıklıkla kullanılan ResNet50, ShuffleNet, MobileNetV2 ve ResNet18 modellerinin kullanımı ele alınmaktadır (Kim ve diğ., 2021; Marin ve diğ., 2021; Sakallı ve Koyuncu, 2023; Hajmohamad ve Koyuncu, 2023; Koyuncu ve Barstuğan, 2023).
- Yenilikçi optimizasyon teknikleri ise farklı mühendislik uygulamalarında (global optimizasyon, kısıtlı veya kısıtsız optimizasyon, vb.) çok yüksek başarılar sağlayan Kaotik Dinamik Ağırlıklı PSO (KDA-PSO), Adaptif Stratejili PSO (ASPSO), Kristal Yapı Algoritması (KYA) ve Modifiye Sosyal Grup Optimizasyonu (MSGO) olarak belirlenmiştir (Chen ve diğ., 2018; Naik ve diğ., 2020; Wang ve diğ., 2021; Talatahari ve diğ., 2021).

3. MATERYAL VE YÖNTEM

‘*Kaynak Araştırması*’ bölümünde elde edilen analizlere göre, sınıflama çalışmalarında yüksek başarılar sağlayan yapının optimize ESA modeli olduğu görülmüştür. Tez çalışması kapsamında, diz OA sınıflama modeli geliştirmek için etkin transfer öğrenme modellerine dair hiperparametre optimizasyon analizleri sağlanmaktadır. Burada uygun hiperparametre seçimi ile etkin modellerin, ikili ve çoklu sınıflamada yüksek performanslara erişmesi amaçlanmaktadır.

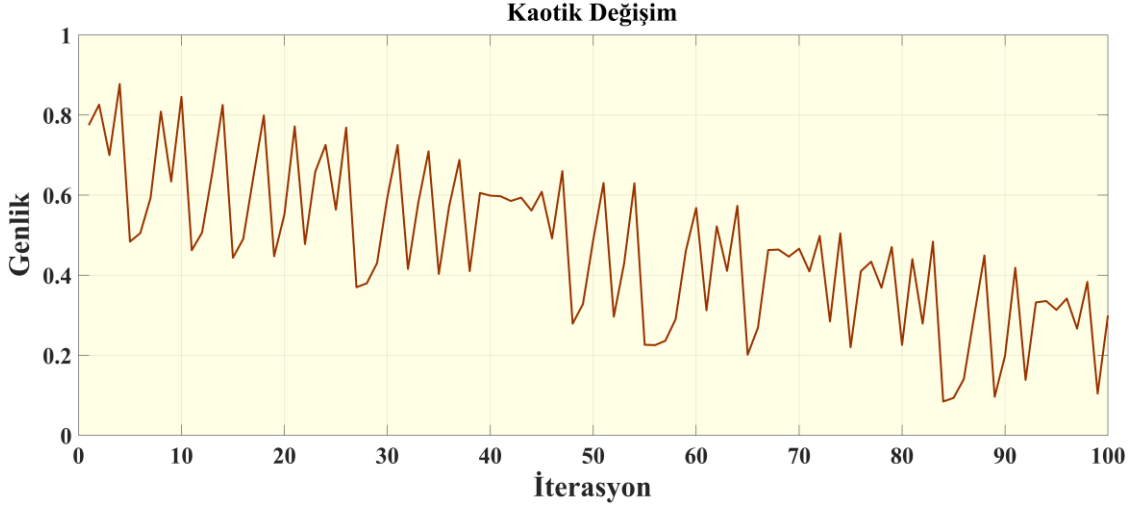
Bu bölüm kapsamında öncelikli olarak konvansiyonel matematiğe sahip, etkin ve yeni üretilmiş farklı optimizasyon algoritmaları (Adaptif Strateji Parçacık Sürü Optimizasyonu, Kaotik Dinamik Ağırlıklı Parçacık Sürü Optimizasyonu, Kristal Yapı Algoritması, Modifiye Sosyal Grup Optimizasyonu) detaylıca açıklanmaktadır. Sonrasında optimizasyon metotlarına dair karmaşıklık analizleri, hiperparametre optimizasyonu ve ESA mimarisinin iç yapısı alt bölümleri üzerinden sunulmaktadır. Takip eden alt bölümlerde ise transfer öğrenme mimarilerinin (MobileNetV2, ResNet18, ResNet50, ShuffleNet) anlatımı görselleri ile desteklenerek sunulmaktadır.

3.1. Optimizasyon Algoritmaları

3.1.1. Adaptif Stratejili Parçacık Sürü Optimizasyonu

Adaptif Stratejili Parçacık Sürü Optimizasyon (ASPSO) algoritması, Wang ve diğ. (2021) tarafından geliştirilen stokastik bir optimizasyon tekniğidir. PSO algoritmasından esinlenerek oluşturulmuş komplike bir türevidir. ASPSO, popülasyon çeşitliliğini artırmak ve yakınsamayı daha iyi sağlamak adına *kaotik atalet ağırlığı*, *elit ve boyutsal öğrenme stratejisi*, *adaptif pozisyon güncelleme stratejisi* ve *rekabetçi ikame mekanizması* olmak üzere dört ayrı düzenleme üzerinden işlem yapar (Wang ve diğ., 2021).

Kaotik harita temelli atalet ağırlığı: İlk düzenleme, kaotik lojistik harita temelli iteratif bir atalet ağırlığının kullanımıdır. Bu düzenlemede, arama uzayı içerisinde arama ve sömürü arasındaki dengenin korunması sağlanır. *Kaotik harita temelli atalet ağırlığı* davranışı, Eşitlik (3.1) ve Eşitlik (3.2) kullanılarak 100 iterasyon için Şekil 3.1’de görüldüğü gibi elde edilir.



Şekil 3.1. Kaotik harita temelli atalet ağırlığının 100 iterasyonluk davranışı

$$x_t = Ax_{t-1}(1 - x_{t-1}), \quad x_t \in (0,1) \quad (3.1)$$

$$\omega(t) = (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \frac{(T_{\max} - t)}{T_{\max}} + \omega_{\min} x_t \quad (3.2)$$

Eşitlik (3.1) ve Eşitlik (3.2) kapsamında; x_{t-1} ve x_t kaotik lojistik haritanın $t-1$ ve t iterasyonlarında sahip oldukları değerleri gösterir. Düzgün bir kaotik değişim için lojistik harita genliği (A) ‘4’ olarak seçilir. $w_{\max}$ ve $w_{\min}$ kaotik tabanlı iniş hareketindeki maksimum ve minimum atalet ağırlığı değer sınırlarını temsil eder. $w(t)$ ve $T_{\max}$ ise t ’inci iterasyonda atalet ağırlığı değerini ve maksimum iterasyon değerini göstermektedir. Kaotik değişimin kullanımı ile şimdiki hız bilgisinin yeni hız bilgisine etkisi ayarlanarak, lineer olmayan karmaşık–gerçek mühendislik problemleri üzerine çözüm çeşitliliği artırılmaktadır (Wang ve diğ., 2021).

Elit ve boyutsal öğrenme stratejileri: *Elit öğrenme stratejisi* kapsamında Eşitlik (3.3) işletilerek, komşu parçacıkların bireysel en iyi ($pbest$) çözümlerinden faydalanılır. Rastgele seçilen dört parçacığın $pbest$ çözümleri ($pbest_a$, $pbest_b$, $pbest_c$, $pbest_d$) karşılaştırılır ve minimum uygunluk değeri sağlayan çözüm ‘ $Cpbest$ ’ olarak seçilir.

ASPSO tekniği, Eşitlik (3.4)’ü işleterek her bir parçacık için ‘ $Fpbest$ ’ çözümünü üretir ve parçacıkların en iyi pozisyon güncellemesi uygunluk değerlerine göre iyileştirilir. $f(.)$ ifadesi ise uygunluk fonksiyonunu simgeler (Wang ve diğ., 2021).

$$Cpbest(t) = \arg \min \{ f(pbest_a^d(t)), f(pbest_b^d(t)), \dots, f(pbest_d^d(t)) \}, \quad a \neq b \neq c \neq d \quad (3.3)$$

$$Fpbest_i^d(t) = \begin{cases} Cpbest(t), & f(Cpbest(t)) < f(pbest_i^d(t)) \\ pbest_i^d(t), & otherwise \end{cases} \quad (3.4)$$

Boyutsal öğrenme kapsamında, global uygunluk güncellemesi Eşitlik (3.5)'e göre sağlanır. Burada parçacıklar arasındaki iletişimi geliştirmek ve hız aramasının lokal minimum değerlere takılmasını önlemek için, sürüdeki bütün parçacıkların bireysel en iyi pozisyonlarına dair ortalama alınmaktadır. Diğer bir deyişle, bir parçacığın en iyi olduğu durumu (*gbest*) global en iyi davranış olarak atamak yerine, bütün parçacıklara dair ortalama alınarak global en iyi davranış (*Mpbest*) ataması yapılır. ASPSO'daki hız güncellemesi, *elit ve boyutsal öğrenme stratejilerinin* kullanımı ile geleneksel PSO denkleminde farklılaşarak Eşitlik (3.6)'ya göre sağlanmaktadır (Wang ve diğ., 2021).

$$Mpbest^d(t) = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N pbest_i^1(t), \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N pbest_i^2(t), \dots, \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N pbest_i^D(t) \right) \quad (3.5)$$

$$V_i^d(t+1) = \omega(t)V_i^d(t) + c_1 r_1(t)(Fpbest_i^d(t) - X_i^d(t)) + c_2 r_2(t)(Mpbest^d(t) - X_i^d(t)) \quad (3.6)$$

ASPSO'da yer alan $V_i^d(t)$, $V_i^d(t+1)$ ve $X_i^d(t)$ ifadeleri, PSO tekniğine benzer şekilde sırasıyla d boyutlu i 'nci parçacığın şimdiki hızını, yeni hızını ve şimdiki pozisyonunu belirtir. c_1 ve c_2 parametreleri hızlandırma katsayılarını simgeler ve lokal–global aramaya olan yönelimleri ayarlamak için kullanılır. $r_1(t)$ ve $r_2(t)$ ise her bir t iterasyonunda $[0,1]$ aralığında farklı üretilen ve çeşitliliği artıran rastgele değişkenlerdir (Wang ve diğ., 2021).

Adaptif pozisyon güncelleme stratejisi: ASPSO pozisyon güncellemesi, Eşitlik (3.7) ve Eşitlik (3.8) ele alınarak sağlanır. Burada λ oranı, $[0,1]$ aralığında rastgele üretilen bir oran (r) ile karşılaştırılır. Eğer $\lambda < r$ sağlanırsa, parçacığın global noktaya yakın olduğu ve lokal aramanın spiral–şekilli mekanizma ile iyileştirilmesi önerilir. $\lambda < r$ koşulunun sağlanmadığı durumda ise parçacığın global noktaya yakın olmadığı, bu nedenle geleneksel PSO güncellemesinin yeni pozisyon atamasında daha etkin olabileceği mantığı işletilir. Eşitlik (3.8)'deki D_1 , b ve l parametreleri sırasıyla global noktaya

uzaklık, logaritmik spiralin kontrolünü sağlayan bir sabit ve $[-1,1]$ aralığında üretilen rastgele bir değer olarak ifade edilir (Wang ve diğ., 2021).

$$\lambda = \frac{\exp(f(X_i^d(t)))}{\exp\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(X_i^d(t))\right)} \quad (3.7)$$

$$X_i^d(t+1) = \begin{cases} D_1 \exp(bl) \cos(2\pi l) + gbest^d(t), & \lambda < r \text{ and } D_1 = |gbest^d(t) - X_i^d(t)| \\ X_i^d(t) + V_i^d(t+1), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.8)$$

Rekabetçi ikame mekanizması: ASPSO tekniğinde son ve dördüncü düzenleme olan *rekabetçi ikame mekanizması* iki alt bölümde incelenir. Burada Eşitlik (3.9) – Eşitlik (3.11) arası *ikame mekanizması* için kullanılırken, Eşitlik (3.12) ve Eşitlik (3.13) diğer alt bölüm olan *bozulma stratejisi* için işletilir.

$$WX_i^d(t) = \arg \max \{f(X_1^d(t)), f(X_2^d(t)), \dots, f(X_N^d(t))\} \quad (3.9)$$

$$NX_i^d(t) = gbest^d(t) + r_3 (pbest_e^d(t) - pbest_f^d(t)), \quad e \neq f \neq i \text{ and } i \in [1, 2, \dots, N] \quad (3.10)$$

$$WX_i^d(t) = \begin{cases} NX_i^d(t), & f(NX_i^d(t)) < f(WX_i^d(t)) \\ WX_i^d(t), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.11)$$

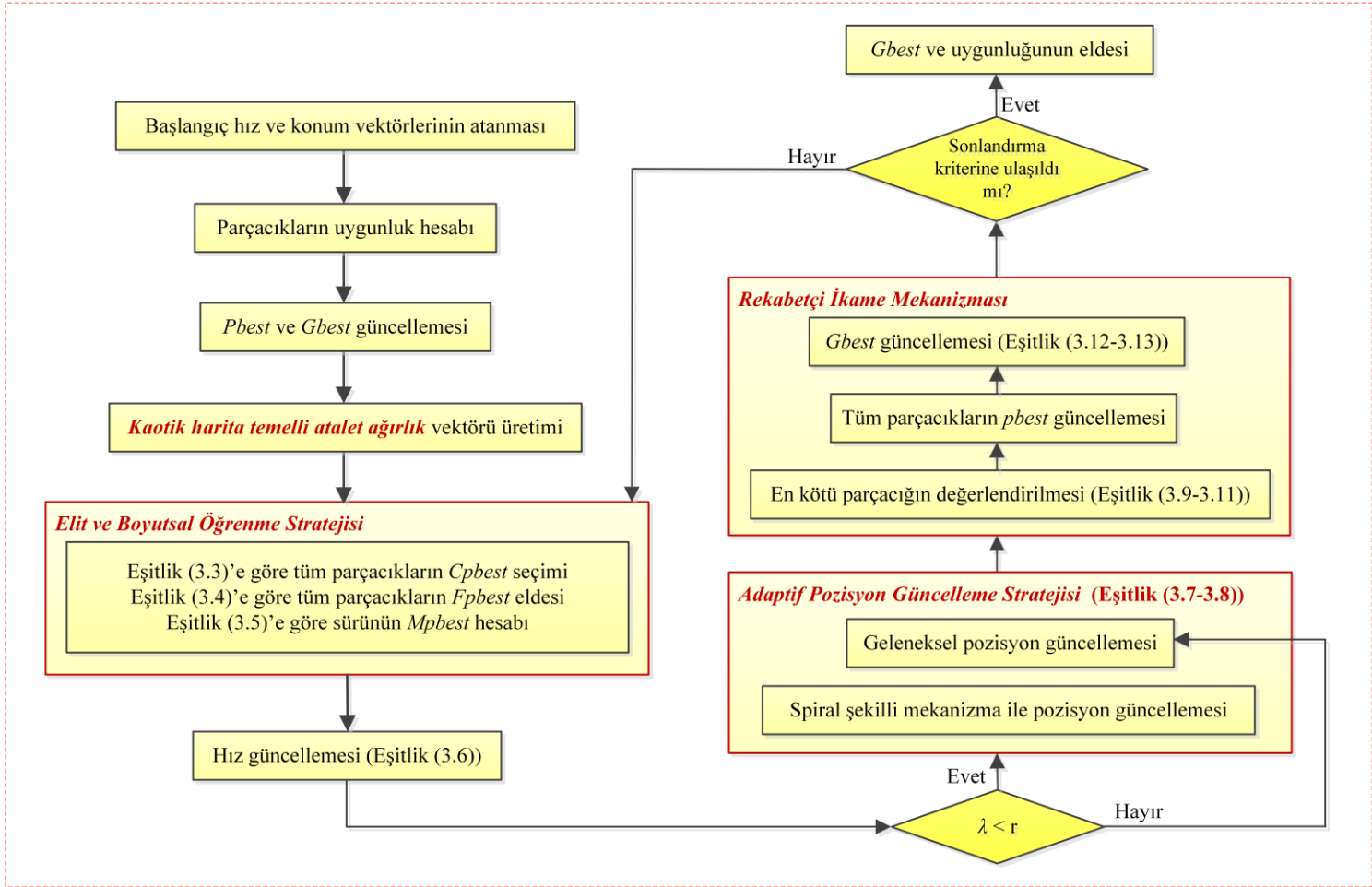
İkame mekanizması çözümünü iyileştiremeyen en kötü parçacığı güncellemeye çalışır. Burada Eşitlik (3.9) kullanılarak, sürünün en kötü uygunluk değerine sahip i 'nci parçacık ' $WX_i^d(t)$ ' tespit edilir. Eşitlik (3.10) ve Eşitlik (3.11) ise iyileştirme işleminin gerçekleştirilmesinde kullanılır. Eşitlik (3.10) kapsamında rastgele seçilen iki parçacığa ait bireysel en iyi çözümler ($pbest_e^d(t)$, $pbest_f^d(t)$) ve global en iyi çözüm ($gbest$) işletilerek, kötü uygunluğa sahip parçacıktan daha iyi parçacık üretilmeye çalışılır ve oluşan yeni parçacık ' $NX_i^d(t)$ ' olarak ifade edilir. Eşitlik (3.11)'de görüldüğü üzere en kötü parçacık $WX_i^d(t)$, yeni parçacık $NX_i^d(t)$ 'nin yakınsama kabiliyetine göre değiştirilir. r_3 parametresi ise $[0,1]$ aralığında üretilen rastgele bir sayı olarak tanımlanır (Wang ve diğ., 2021).

Bozulma stratejisi, global en iyi çözümün lokal noktalara takılmasını önlemek ve algoritmanın başarımlı oranını artırmak için kullanılır. Burada $gbest$ çözümünün kararlı tutulması göz önüne alınarak, 10 iterasyon boyunca çözüm uygunluğu ' $f(gbest)$ ' iyileşmez ise Eşitlik (3.12) işletilerek ' $Nbest$ ' parçacığı üretilir. Global en iyi çözümün

kararlı tutulması, Eşitlik (3.13) kapsamında $Nbest$ ve $gbest$ çözümlerine dair uygunlukların karşılaştırılmasıyla sağlanır ve üstünlük halinde $gbest$ yerine $Nbest$ ataması gerçekleştirilir. r_4 parametresi, $[0,1]$ arası üretilen rastgele bir değerdir ve çeşitlilik sağlanması amacıyla kullanılır (Wang ve diğ., 2021). ASPSO akış diyagramı Şekil 3.2’de sunulmuştur.

$$Nbest(t) = r_4 gbest^d(t) + (1 - r_4)(gbest^d(t) - pbest_i^d(t)), \quad i \in [1, 2, \dots, N] \quad (3.12)$$

$$gbest^d(t) = \begin{cases} Nbest(t), & f(Nbest(t)) < f(gbest^d(t)) \\ gbest^d(t), & otherwise \end{cases} \quad (3.13)$$



Şekil 3.2. ASPSO tekniği akış diyagramı

3.1.2. Kaotik Dinamik Ağırlıklı Parçacık Sürü Optimizasyonu

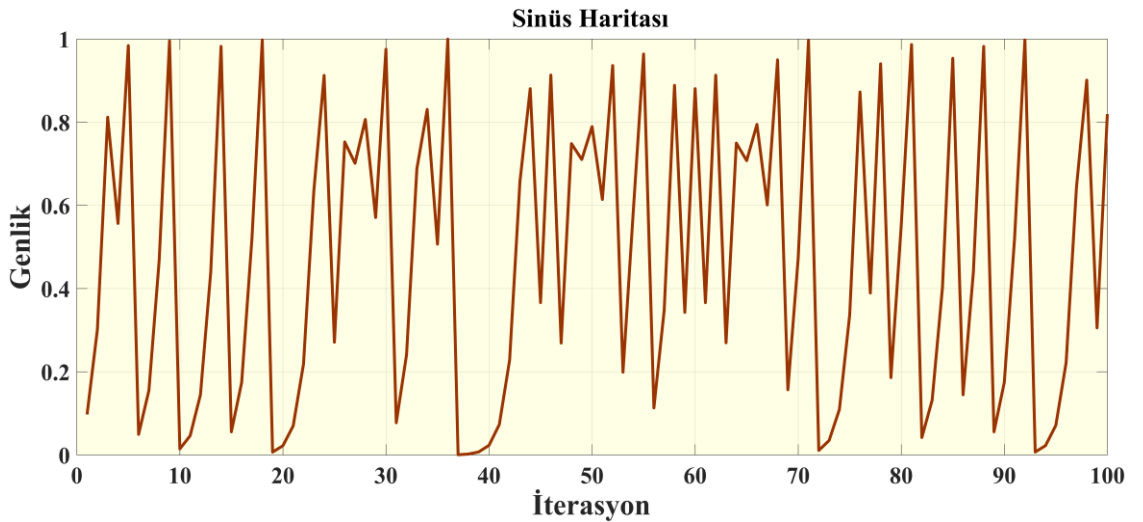
Kaotik Dinamik Ağırlıklı PSO (KDA-PSO) tekniği, tekil PSO yapısında pozisyon ve atalet ağırlığı güncellemeleri için iyileştirme yapılarak önerilen bir türevidir.

KDA-PSO tekniđi, Eşitlik (3.14)'te sunulan geleneksel PSO hız denklemini kullanır. Burada i 'nci parçacığın şimdiki hızı ' $V_i(t)$ ', yeni hızı ' $V_i(t+1)$ ', şimdiki pozisyonu ' $X_i(t)$ ', yeni pozisyonu ' $X_i(t+1)$ ' ve bireysel en iyi pozisyonu ' $X_{pbest(i)}(t)$ ' ile ifade edilir. $X_{gbest}(t)$ ise bütün bir sürü tarafından elde edilen en iyi pozisyonu gösterir. c_1 ve c_2 katsayıları, parçacıkları lokal-global noktalara yönlendiren hızlandırma sabitleri olarak bilinir ve genelde '2' değerine eşit seçilirler. $r_1(t)$ ve $r_2(t)$ ise her iterasyon için farklı olan ve $[0,1]$ aralığında üretilen rasgele değişkenler olup, çözümlerde çeşitlilik sağlamak üzere işletilirler. ' $\omega(t)$ ' ile simgelenen atalet ağırlığı, şimdiki hızın yeni hıza etkisini sınırlamak için kullanılır (Chen ve diğ., 2018).

$$V_i(t+1) = \omega(t)V_i(t) + c_1r_1(t)(X_{pbest(i)}(t) - X_i(t)) + c_2r_2(t)(X_{gbest}(t) - X_i(t)) \quad (3.14)$$

KDA-PSO tekniğinde atalet ağırlığı olgusu Eşitlik (3.15)'te ifade edilen sinüs haritasına göre düzenlenir. Bu haritanın 100 iterasyonluk davranışı Şekil 3.3'te görüldüğü gibidir. Eşitlik (3.15) kapsamında ' M_{max} ' maksimum iterasyon sayısını, ' A ' genlik katsayısını (genellikle 1 seçilir), ' k ' şimdiki iterasyon sayısını ve ' x_k ' haritanın k 'nci (t 'inci) iterasyondaki değerini simgeler (Chen ve diğ., 2018).

$$\omega(t) = x_k = A.\sin(\pi x_{k-1}), x_k \in (0,1), 0 < A \leq 1, k = 1, 2, \dots, M_{max} \quad (3.15)$$



Şekil 3.3. Sinüs haritasının 100 iterasyonluk davranışı

KDA-PSO tekniđi, pozisyon güncellemesi içerisinde Eşitlik (3.16) ve Eşitlik (3.17)'ye göre dinamik ağırlıkları (w_i , w_i' , ψ) kullanır. Burada w_i dinamik ağırlığı ile ψ

hızlandırma sabiti eşit alınır. Böylece Eşitlik (3.18)'de görüldüğü gibi şimdiki pozisyon ve global en iyi pozisyon bilgilerinin, yeni pozisyon bilgisine aynı yönde etki etmesi amaçlanır. w_i ve w_i' ağırlıkları ise ters orantılı olacak şekilde ayarlanır. Burada hız ve pozisyon bilgilerinin, yeni çıkışa ters orantılı olacak şekilde etki etmeleri sağlanır (Chen ve diğ., 2018).

Eşitlik (3.16)'da ' $f(i)$ ' değişkeni i 'nci parçacığın uygunluğunu, ' u ' değişkeni ise parçacıkların ilk iterasyondaki ortalama uygunluğunu temsil eder. İşletilen iterasyon sayısı ' $iter$ ' değişkeni ile nitelendirilir (Chen ve diğ., 2018).

$$w_i = \psi = \frac{\exp(f(i) / u)}{(1 + \exp(-f(i) / u))^{iter}} \quad (3.16)$$

$$w_i' = 1 - w_i \quad (3.17)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t)w_i + V_i(t+1)w_i' + \rho X_{gbest}(t)\psi \quad (3.18)$$

Eşitlik (3.18)'deki ' ρ ' değişkeni, $[0,1]$ aralığında üretilen rastgele bir sayıdır ve herbir parçacık için global çözüm etkisini çeşitlendirir. Dinamik ağırlıklar, herbir parçacığın iterasyonlarda elde ettikleri uygunluk değerine göre yeni pozisyon tespiti için kullanılır. Eğer parçacık uygunlukları minimuma yaklaşırsa, parçacıklar global noktaya yakındır ve w_i (ψ) değişkeni daha küçük değerler alır. Parçacık uygunlukları çok yüksek, yani minimuma yaklaşılmamışsa pozisyona ve global en iyi çözüme önem verilmesi gerekir. Bu sebeple w_i ve ψ ağırlıkları daha büyük değerler alacaktır. KDA-PSO yaklaşımının çalışma prensibi Çizelge 3.1'de görüldüğü gibidir (Chen ve diğ., 2018).

Çizelge 3.1. KDA-PSO tekniğinin sözde kodu

```

- Temel parametrelere atama yap ( $c_1, c_2, k$ , maksimum iterasyon sayısı, popülasyon sayısı)
- Bütün parçacıklar için ilk hız ve pozisyon atamalarını yap
- Herbir parçacık için uygunluk değeri hesapla
-  $pbest$  and  $gbest$  çözümlerini güncelle
- Atalet ağırlık vektörünü üret → Eşitlik (3.15)
While (iterasyon sayısı  $\leq$  maksimum iterasyon sayısı)
  - Parçacık yeni hız ve pozisyon bilgilerini üret → Eşitlik (3.14), Eşitlik (3.16-3.18)
  - Herbir parçacık için uygunluk değeri hesapla
  If (en iyi hata = minimum hata)
    -  $gbest$  vektörünü ve hata değerini kaydet
    - Döngüden çıkış yap
  End
  -  $pbest$  ve  $gbest$  çözümlerini güncelle
End
-  $gbest$  ve uygunluk değerini kaydet

```

3.1.3. Kristal Yapı Algoritması

Kristal Yapı Algoritması (KYA), atomik dizilimler sonucu meydana gelen kristallerin konfigürasyonlarını temel alır. Kristal konfigürasyonlarının oluşumu ve çeşitliliği açısından *kafes* ve *köken* ifadeleri iki önemli temel kavramdır. Arama uzayında atom veya atom dizilimlerinin konum bilgisi *köken* ile simgelenir. *Kafes* ise kristalin genel şeklini tanımlar ve ana bileşen olarak atfedilir. *Kafes* yapısı, uzayda tekrarlayan nokta örüntüleri ile meydana gelir. Yapının oluşumu esnasında farklı geometrik şekiller ile sınırsız sayıda kombinasyonlar elde edilebilir. Bu nedenle KYA tekniğinde *Bravais* modeli ele alınır. *Bravais* modelinde, periyodik kristal yapısı için sonsuz içerikte kafes şekli gözlemlenebilir (Talatahari ve diğ., 2021).

KYA tekniğinde, arama uzayındaki her parçacık farklı yapıya sahip farklı bir kristal olarak ifade edilir. Tüm kristallerin oluşumu için öncelikle Eşitlik (3.19) işletilir. Burada $x_{i,min}$, $x_{i,max}$ ve $x_i(0)$ sırasıyla minimum sınır vektörü, maksimum sınır vektörü ve i 'nci kristal için başlangıç çözümü'dür. ξ^d parametresi $[0,1]$ aralığında üretilen rastgele bir vektör olup, d değişkeni parçacık boyutunu simgeler (Talatahari ve diğ., 2021).

$$x_i^d(0) = x_{i,min}^d + \xi^d (x_{i,max}^d - x_{i,min}^d), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3.19)$$

Başlangıç kristallerinin üretimi sonrası uygunluk değerleri probleme göre hesap edilir. Ardından Eşitlik (3.20-3.23) işletilerek dört yeni kristal elde edilir ve herbir parçacık bu kristaller ile karşılaştırılır. Bu noktada, yeni kristallerin uygunluk değerleri temel kristalden daha iyi olursa temel kristal iyileştirilir. Böylece hem yerel hem de global aramalar daha etkin hale gelmektedir. Karşılaştırma ve güncellemeler, bütün parçacıklara uygulanır ve maksimum iterasyon sayısı göz önüne alınarak bu işlemler devam eder. Global en iyi çözüm (Cr_b) her iterasyonda güncellenir (Talatahari ve diğ., 2021).

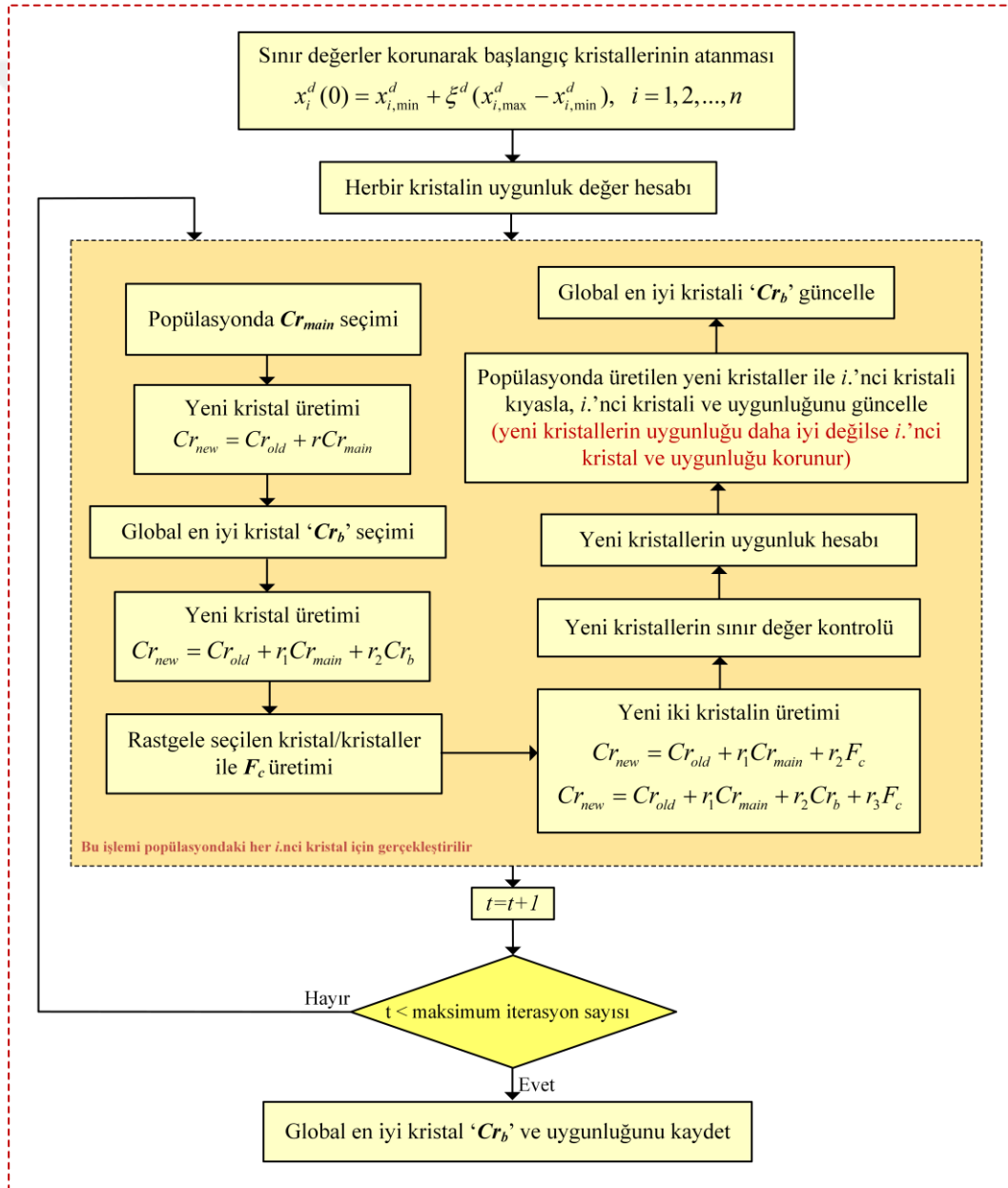
$$Cr_{new} = Cr_{old} + rCr_{main} \quad (3.20)$$

$$Cr_{new} = Cr_{old} + r_1Cr_{main} + r_2Cr_b \quad (3.21)$$

$$Cr_{new} = Cr_{old} + r_1Cr_{main} + r_2F_c \quad (3.22)$$

$$Cr_{new} = Cr_{old} + r_1Cr_{main} + r_2Cr_b + r_3F_c \quad (3.23)$$

Eşitlik (3.20-3.23)'de r , r_1 , r_2 , ve r_3 değişkenleri $[-1,1]$ aralığında rastgele üretilen değerlerdir. Cr_{old} , Cr_{new} , Cr_{main} , Cr_b , ve F_c parametreleri ise sırasıyla eski kristali, yeni kristali, rastgele seçilen kristali, minimum hata veren en iyi kristali ve rastgele seçilen kristal(ler)in ortalamasını temsil eder. KYA metodu akış diyagramında (Şekil 3.4) görüldüğü gibi, Cr_b ve F_c çözümleri sırasıyla global ve yerel arama stratejileri için kullanılır. F_c çözümünün belirlenmesinde rastgele seçilen kristal sayısı her bir kristal için farklı seçilebilmektedir. Cr_{main} çözümü ve rastgele oluşturulan değerler (r , r_1 , r_2 , r_3), yeni çözümler için çeşitlilik sağlamaktadırlar (Talatahari ve diğ., 2021).



Şekil 3.4. KYA tekniği akış diyagramı

3.1.4. Modifiye Sosyal Grup Optimizasyonu

Modifiye Sosyal Grup Optimizasyonu (MSGO), insanların sosyal davranışlarını temel alan SGO algoritmasının arama becerisini ve çeşitliliğini artırmak amacıyla önerilen stokastik bir yaklaşımdır. Teknik kapsamında her bir birey uzaydaki bir çözüme karşılık gelir. Ayrıca her bireyin, problem çözümü için belirli bir bilgi düzeyine sahip olduğu düşünülür. İnsanların özellikleri ise probleme dair optimize edilmesi gereken parametre sayısı veya boyut olarak nitelenir (Naik ve diğ., 2020).

SGO ve MSGO metotlarının başlangıcında problem çözümüne uygun karar parametreleri belirlenir. Bu aşamada Eşitlik (3.24) kullanılır ve her bir sosyal gruptaki en iyi bireyin (*gbest*) üretimi sağlanır. *gbest* çözümü, gruptaki bütün bireylerin bilgilerini iyileştirmek amacıyla iteratif olarak bilgi paylaşımında kullanılır ve hata minimuma indirgenmeye çalışır. Eşitlik (3.24)'te $f(.)$ ifadesi uygunluk fonksiyonunu, P_i ise i .’nci birey çözümünü temsil eder. Algoritmada *başlangıç fazının* yanı sıra *iyileştirme fazı* ve *kazanım fazı* bulunmaktadır (Naik ve diğ., 2020).

$$[minvalue, index] = \min \{ f(P_i), i = 1, 2, \dots, N \} \quad (3.24)$$

$$gbest = P(index, :)$$

İyileştirme fazında temel popülasyon (P_i^d) ile karşılaştırılacak olan $Pnew_i^d$ oluşturulur. Bireylerin çözümleme seviyeleri, bu faz kapsamında Eşitlik (3.25) kullanılarak (*gbest* en iyi çözümü üzerinden) geliştirilir. $rand^d$ değişkeni $[0,1]$ aralığında üretilen rastgele sayı vektörünü, d değeri boyutu ve c değeri $[0,1]$ aralığında sabit olarak atanan öz-içgözlem parametresini ifade eder. Öz-içgözlem parametresi genel olarak ‘0.2’ seçilir (Naik ve diğ., 2020). Burada P_i^d ’nin, $Pnew_i^d$ ’ye olan etkisini dengelemek için öz-içgözlem parametresi kullanılır. $Pnew_i^d$ ’nin uygunluk değeri, P_i^d ’nin uygunluk değerinden daha küçük olursa P_i^d ile $Pnew_i^d$ değiştirilir ve temel popülasyon iyileştirilir (Naik ve diğ., 2020).

$$Pnew_i^d = c * P_i^d + rand^d * (gbest^d - P_i^d) \quad (3.25)$$

Kazanım fazı, algoritmanın yakınsama performansını artırması bakımından önemli rol oynamaktadır. Burada (SGO’da olduğu gibi) grup içerisinde *gbest*

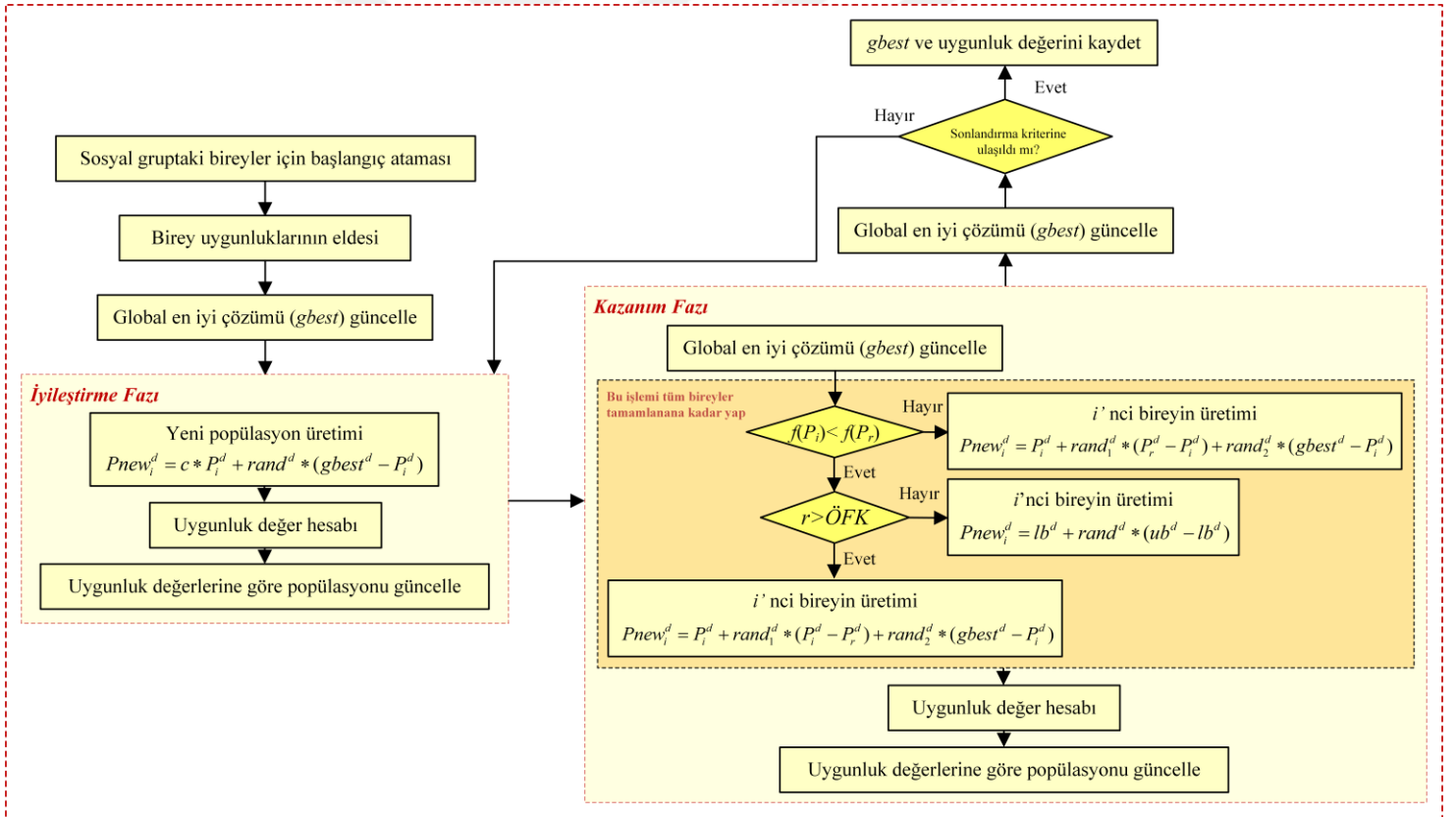
güncellemesi yapılmasının yanı sıra, komşu uygunluğuna göre çözüm geliştirme olgusu ön plana çıkar. MSGO’da komşu bilgi paylaşımı için Eşitlik (3.26-3.28) kullanılmaktadır. P_r^d ifadesi, r ’inci komşu çözümü niteler ve sosyal gruptaki P_i^d ($i \neq r$) ile karşılaştırılır. $rand_1^d$ ve $rand_2^d$ ifadeleri, çözüm çeşitliliğinin sağlanması için $[0,1]$ aralığında rastgele üretilen vektörler iken, ub^d ve lb^d ifadeleri uzayın üst ve alt sınırlarını temsil eder (Naik ve diğ., 2020).

$$Pnew_i^d = P_i^d + rand_1^d * (P_i^d - P_r^d) + rand_2^d * (gbest^d - P_i^d) \quad (3.26)$$

$$Pnew_i^d = P_i^d + rand_1^d * (P_r^d - P_i^d) + rand_2^d * (gbest^d - P_i^d) \quad (3.27)$$

$$Pnew_i^d = lb^d + rand^d * (ub^d - lb^d) \quad (3.28)$$

MSGO akış diyagramını Şekil 3.5’te görüldüğü gibidir.



Şekil 3.5. MSGO tekniği akış diyagramı

Öz Farkındalık Katsayısı (ÖFK), MSGO tekniğinde komşu bireyin çözüm çeşitliliği ve yakınsamada yetersiz kaldığı durum için kullanılır. ÖFK değerinin, algoritmaya dair en iyi performans eldesinde ‘0.7’ olarak atanması tavsiye edilir (Naik

ve diğ., 2020). MSGO kapsamında i 'nci bireyin uygunluğunun, r 'inci komşuya göre daha iyi olması durumunda komşu bilginin yetersiz olabileceği görülmektedir. Bu sorunu çözmek ve çözümü çeşitlendirmek adına ÖFK ele alınır. MSGO diyagramında görüldüğü gibi rastgele üretilen bir sayının (r) değeri ÖFK değerinden büyükse, komşu bilgilerin faydalı olabileceği düşünülerek Eşitlik (3.26) ile yeni çözümler üretilir. Rastgele sayının değeri ÖFK değerinden küçükse, çözüme ulaşmak için Eşitlik (3.28) kullanılır ve yeni bir çözüm üretilir. r 'inci komşunun uygunluğu, i 'nci bireyin uygunluğundan daha iyi ise MSGO Eşitlik (3.27)'yi kullanarak komşu bilgiyi i 'nci bireye daha iyi aktarmayı amaçlar (Naik ve diğ., 2020).

3.2. Stokastik Hesaplama Karmaşıklığı ve Hiperparametre Optimizasyonu

Transfer öğrenme temelli mimarilerde, hiperparametre seçimi ile hesaplama maliyeti azaltılabilmekte ve sistem performansı artırılabilir. Bu mimarilerde hiperparametre tespiti için gerekli eğitim süreci zaman alıcıdır. Bu aşamada hiperparametrelerin optimum seçimi için etkin optimizasyon algoritmalarına ihtiyaç duyulur. Tez çalışması kapsamında, etkinliğini ispat eden ve güncel olan optimizasyon algoritmaları (KDA-PSO, MSGO, ASPSO, KYA) ile mimarilerde yüksek performans eldesi amaçlanmaktadır.

Çizelge 3.2, dört gelişmiş optimizasyon yönteminin hesaplama karakteristiklerini göstermektedir. İnceleme#1 kapsamında tüm yöntemlerin, popülasyon sayısına eşit uygunluk değerlendirmesi kullanarak arama sürecine başladığı görülmektedir. Ayrıca İnceleme#2 ve İnceleme#3'e göre; KDA-PSO'nun kullanılacak en hızlı algoritma olduğu, KYA'nın ise uygunluk değerlendirmesi temelli en ayrıntılı yöntem olduğu gözlemlenmektedir. ASPSO, KYA tekniğinden sonra en yüksek hesaplama karmaşıklığına sahip ikinci metottur. MSGO ise dört nitelikli algoritma arasında üçüncü karmaşık yöntem olarak ön plana çıkmaktadır. Literatürde, daha yüksek karmaşıklığa sahip tekniklerin genel olarak daha yüksek performans sağladığı bilinmektedir. Ancak daha düşük hesaplama karmaşıklığı içeren bir yöntem için, arama kabiliyeti temelli daha iyi bir keşif - sömürü (exploration - exploitation) stratejisi içermesi ve daha işlevsel olarak tasarlanması durumlarında bahsi geçen varsayım garanti edilmemektedir. Diğer bir deyişle; daha düşük karmaşıklığa sahip bir metodun, daha işlevsel tasarıma sahip olması ve keşif - sömürü davranışını daha iyi gerçekleyecek

olguları işletmesi durumunda daha karmaşık metotlara üstün olabileceği de bilinmektedir.

Çizelge 3.2. Optimizasyon metotlarının hesaplama karakteristikleri

İnceleme No	İnceleme / Metot	KDA-PSO	MSGO	ASPSO	KYA
#1	Başlangıç için UDS	ps	ps	ps	ps
#2	Bir iterasyon (devir) için UDS	ps	2×ps	(2×ps)+1+(opsiyonel 1)	4×ps
#3	Toplam UDS (Başlangıç+Bütün İterasyonlar)	ps+(mxtr×ps)	ps+(mxtr×2×ps)	ps+(mxtr×(2×ps+1+(opsiyonel 1)))	ps+(mxtr×4×ps)

(UDS: Uygunluk değerlendirme sayısı, ps: popülasyon sayısı, mxtr: maksimum iterasyon sayısı)

Hiperparametre seçimi, optimum mimari yapı modellemesini sağlamak ve model eğitiminde tahmin doğruluğunu ile eğitim hız performansını iyileştirmek için ele alınır. Tez çalışması kapsamında, Çizelge 3.3'te sunulan parametrelerden öğrenme oranı, yığın boyutu, en iyileyici ve maksimum tur sayısı model eğitiminde yakınsama hızı için etkin hiperparametrelerdir. Diğer taraftan, gizli düğüm sayısı ve gizli katman sayısı ise model tasarımında kullanılan hiperparametrelerdir.

Çizelge 3.3. Hiperparametre özellikleri

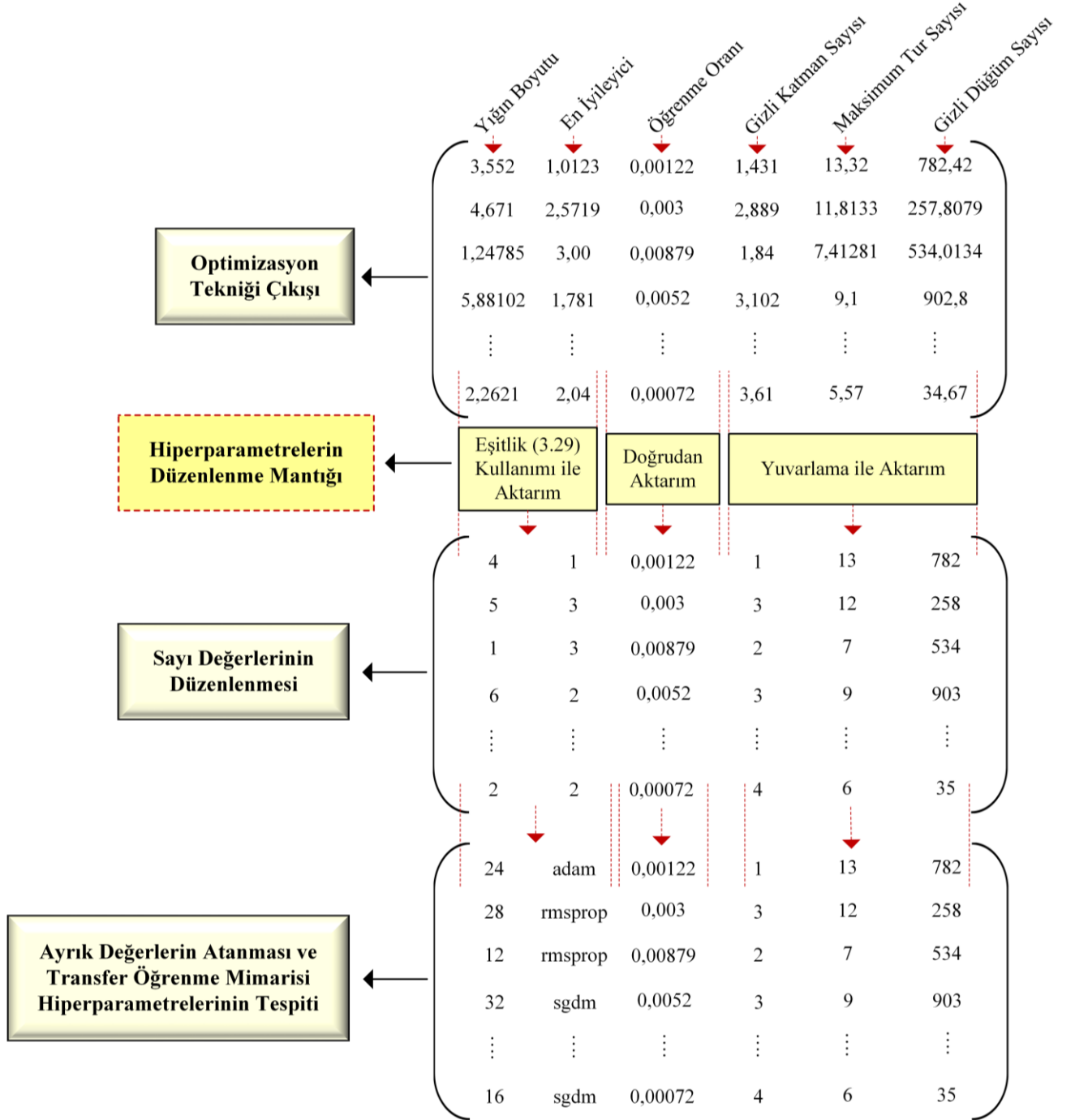
Hiperparametre	Değeri / Aralığı	Arama Uzayı
Yığın boyutu	{12, 16, 20, 24, 28, 32}	Ayrık
En iyileyici	{'adam', 'sgdm', 'rmsprop'}	Ayrık
Öğrenme oranı	[0.0001, 0.01]	Sürekli
Gizli katman sayısı	[1,4]	Sürekli
Maksimum tur sayısı	[5,6,...,15]	Sürekli
Gizli düğüm sayısı	[1,1000]	Sürekli

Tez çalışması kapsamında, arama uzayında ayrık incelemeye tabi hiperparametrelerin (yığın boyutu, en iyileyici) belirlenmesi için Eşitlik (3.29) önerilmekte ve kullanılmaktadır.

$$y_i = \left\{ \alpha, \left(\frac{OpN-1}{OpN} \times (\alpha-1) + 1 \right) \leq x[i] \leq \left(\frac{OpN-1}{OpN} \times \alpha + 1 \right), \dots \right. \quad (3.29)$$

$$i \in \{1, 2, \dots, VN\}, \alpha \in \{1, 2, \dots, OpN\}, x[i] \in [1, OpN], y_i \in \{1, 2, \dots, OpN\}$$

Eşitlik (3.29) içerisinde; OpN , VN , α , i , $x[i]$ ve y_i ifadeleri sırasıyla bir hiperparametreye ait opsiyon sayısını, optimize edilecek toplam değişken sayısını, hiperparametre için atanacak ayrık değeri, değişkenin indeks numarasını, i .'nci değişken için stokastik yöntemle elde edilen sürekli değeri ve i .'nci değişken için elde edilen ayrık değeri simgelemektedir. Optimize hiperparametreler ise Şekil 3.6'da görüldüğü gibi mimarilere adapte edilir.



Şekil 3.6. Optimize hiperparametrelerin transfer öğrenme mimarilerine aktarımı

Optimizasyon yöntemiyle bulunan değerlerin, tanımlı aralıklar içerisinde yuvarlanması ile Çizelge 3.3'teki üç hiperparametre (gizli katman sayısı, maksimum tur sayısı, gizli düğüm sayısı) için atama sağlanmaktadır. Ayrıca stokastik yöntemle elde edilen değer doğrudan kullanılarak öğrenme oranı elde edilebilmektedir. Bu noktada diğer parametrelerin tespiti için, tez çalışmasında önerilen Eşitlik (3.29) işletilerek optimizasyon algoritmalarının ayırık arama uzayına uyarlanması / adaptasyonu gerçekleştirilmektedir.

Şekil 3.6'da hiperparametrelere (karar parametrelerine) dair optimizasyon çıkışları temelli örnek bir gösterim sunulmaktadır. Optimizasyon tekniği çıkış değerleri, hiperparametrelerin Çizelge 3.3'e göre düzenlenmesi kapsamında ilgili aktarım işlemleri (Eşitlik (3.29) kullanımı, doğrudan aktarım, yuvarlama ile aktarım) uygulanarak yeniden düzenlenir ve her bir hiperparametre için sayı değerleri atanır. Bu aşamada, sayı değeri atanan ve ayırık arama uzayında yer alan hiperparametreler (yığın boyutu, en iyileyici) için ayırık değer atamaları gerçekleştirilir. Böylece tüm hiperparametreler, transfer öğrenme mimarileri için kullanıma hazır hale gelmektedir.

3.3. ESA Temel Yapısı

Tez çalışması kapsamında sınıflama görevi için dört etkin transfer öğrenme mimarisi ele alınmaktadır. Bu mimariler ise yapıları gereği ESA modeli üzerinden tasarlanmaktadır. Bu nedenle, bu bölüm içerisinde ESA yapısı ve yapı için önem teşkil eden alt bölümler / parametreler izah edilmektedir.

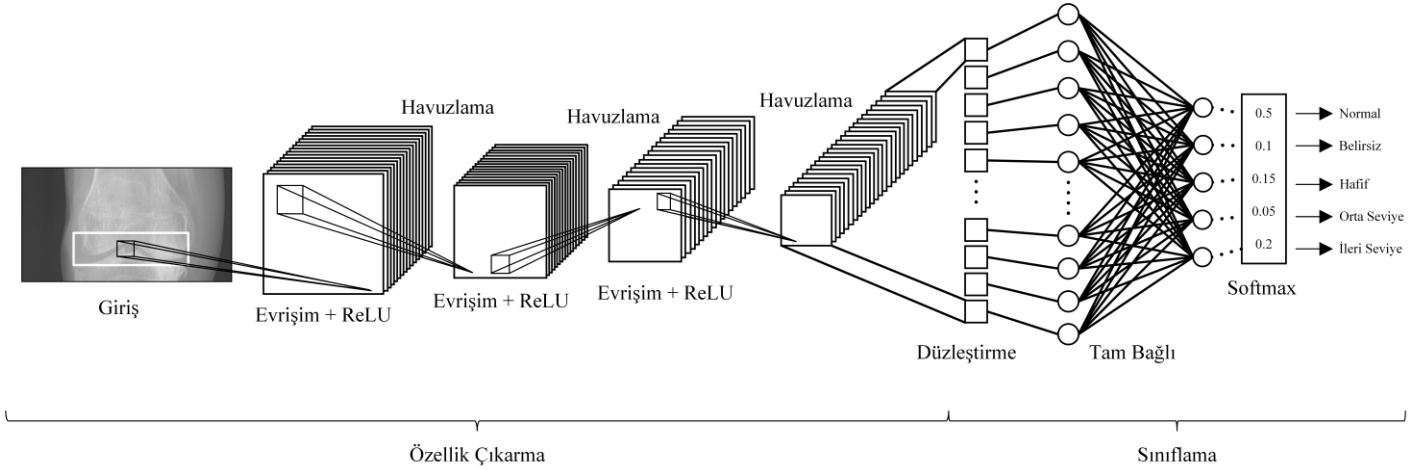
3.3.1. Evrişimli Sinir Ağları

Makine öğrenmesi alt dallarından birini temsil eden *derin öğrenme*, insan beyninin çalışma prensibinden esinlenerek oluşturulmuştur. Derin öğrenme, belirli sınıflara ait etiketlenmiş verilerin birbirleri içerisindeki bağlantıları belirlemede kullanılır ve bu amaçla büyük miktarda veri işlenmesini gerektirir. Derin öğrenme temelli yapılar, makine öğrenmesi temelli yapıların aksine sınıflama girdi özelliklerini (özel bir yöntem kullanmadan) kendi içerisinde oluşturmaya çalışır. Mimari içerisindeki tüm katmanların öznitelikleri, kendisinden önceki katmandan alınan veriler ile hesaplanır ve öznitelikler alt seviyeden yüksek seviyeye doğru ilerletilir (Asif ve diğ., 2023).

Derin öğrenme yapıları temel olarak transfer öğrenme ve özellik çıkarma işlemlerinde kullanılır. Özellik çıkarımı ile elde edilmek istenen çıktıya dair önemli hususların eldesi amaçlanır. Bu sebeple; özellik çıkarım safhasında önceden eğitilen yapı tekrardan eğitilir, özellikler belirlenir ve sınıflandırma sağlanır. Transfer öğrenme safhasında ise önceden eğitilen yapının son üç katmanı kaldırılarak, probleme uygun bir biçimde yeniden düzenlemeler gerçekleştirilir (Dara ve Tumma, 2018).

ESA mimarileri, özellikle yüksek hesaplama gücü gerektiren ve görüntü işleme alanında sıklıkla kullanılan derin öğrenme modelleridir. Grafik İşlem Birimi (GİB) sayesinde, ESA yapıları içerisinde katman sayıları artsa da oluşabilecek hesaplama problemlerinin önüne geçilebilmektedir. ESA kapsamında filtrelemeye dayalı iç yapı ile verilerin analizi sağlanmaktadır. ESA mimarisi, girişine sunulan ham veri üzerinden gerekli özellikleri kendisi oluşturabilmektedir (Martinez ve diğ., 2021).

ESA temel yapısı, işlevsel katman olarak da bilinen evrişim katmanlarından oluşmaktadır. Şekil 3.7’de tipik bir ESA mimarisi sunulmaktadır. ESA mimarilerinde artan evrişim katman sayısına bağlı olarak özellik sayısında da artış meydana gelmekte, bu durum ise hesaplama zamanı bakımından önem teşkil etmektedir. Bu noktada gereksiz özelliklerin ortadan kaldırılması için faydalı azaltma işlemi kullanılmakta ve işlem süreleri azaltılabilmektedir.



Şekil 3.7. Temel ESA yapısı

Geleneksel ESA yedi ana katman içermektedir. Bunlar; giriş katmanı, evrişim (*convolution*) katmanı, doğrultulmuş doğrusal birim (*ReLU*) katmanı, havuzlama (*pooling*) katmanı, tam-bağlantılı (*fully-connected*) katman, seyreltme (*dropout*) katmanı ve sınıflandırma katmanıdır. Tez çalışması kapsamında ise bu katmanların

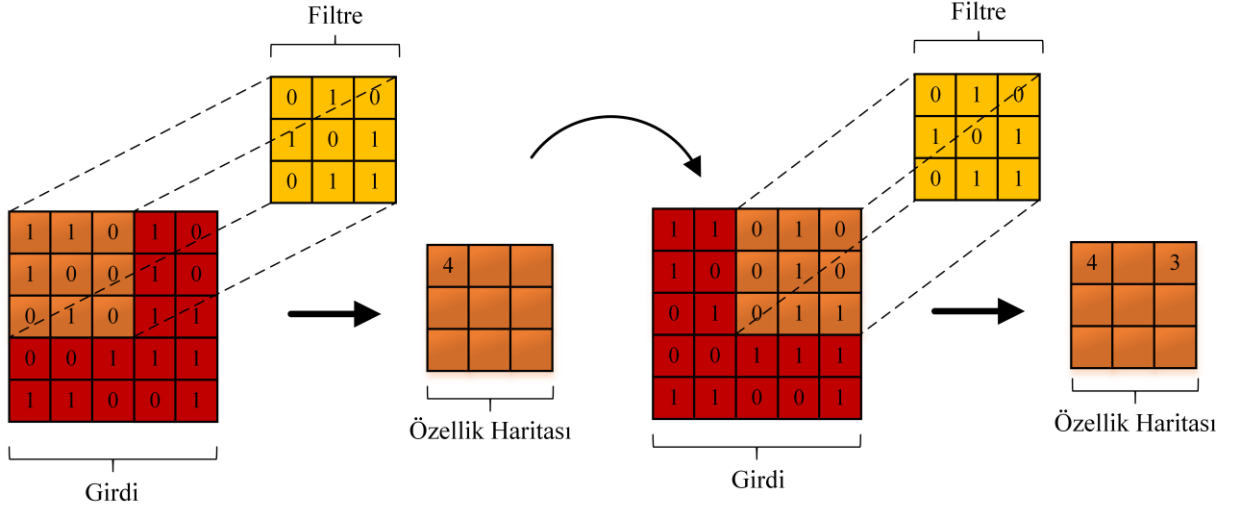
farklı düzenlemelerini ve kombinasyonlarını içeren etkin transfer öğrenme modelleri kullanılmaktadır.

3.3.2. ESA Katmanları ve Etkin Hiperparametreler

Giriş katmanı: Giriş katmanı, verilerin (örneğin görüntülerin) ESA içi işlenmesinde kullanılan ilk katmandır. Giriş veri boyutları, ESA temelli tasarlanmış olan transfer öğrenme yaklaşımları için sabit kalmaktadır. Diğer bir deyişle, transfer öğrenme temelli yapılarda farklı boyutlu girdiler için boyutlama problemi giriş katmanı ile elimine edilmektedir ve girdi boyutları ilgili transfer öğrenme mimarisine göre düzenlenir. Yapıya sunulan görüntü boyutlarının büyük veya küçük olmasına bağlı olarak sistem işleyişi de değişmektedir. Büyük boyutlu girdi verilerinin işletilmesi, çok sayıda özelliğin ortaya çıkarılmasını sağlamaktadır. Burada özellik sayısının artışı, sistem başarımlarını artırmasının yanı sıra işlem süresinin uzamasına sebep olmaktadır. Küçük boyutlu girdilerde ise yeterli özelliklerin elde edilememesi sistem başarımlarını düşürebilmektedir. ESA yapısının giriş katmanına aktarılan girdi, sistem mimarisinin içeriğine göre bir sonraki aşamaya iletilir (Bera ve Shrivastava, 2020).

Evrişim katmanı: ESA mimarisini etkin hale getiren katmanlardan biri evrişim katmanıdır. Evrişim katmanında girişe sunulan veri matrisi bir dizi filtre işleminden geçirilir. Burada verilerin karakteristik özellikleri, filtrelerle dair yükseklik, genişlik ve derinlik bilgisi aracılığıyla anlamlı hale getirilmektedir. Evrişim katman derinliği arttıkça daha anlamlı özellikler elde edilmekte ve özellik haritası oluşturulmaktadır. Bu katmanda özellik haritası, filtre matris(ler)i üzerinde yatay (soldan sağa doğru) ve dikey (aşağıdan yukarıya doğru) eksenler boyunca kaydırılarak, girdi verisi ve filtre matris(ler)i çarpılmaktadır. Çarpım sonuçları ise toplanarak çıktı matrisindeki ilgili kısma yazılmakta ve özellik haritası elde edilmektedir. Yapılan bu işlem ‘evrişim’ olarak adlandırılır (Bera ve Shrivastava, 2020).

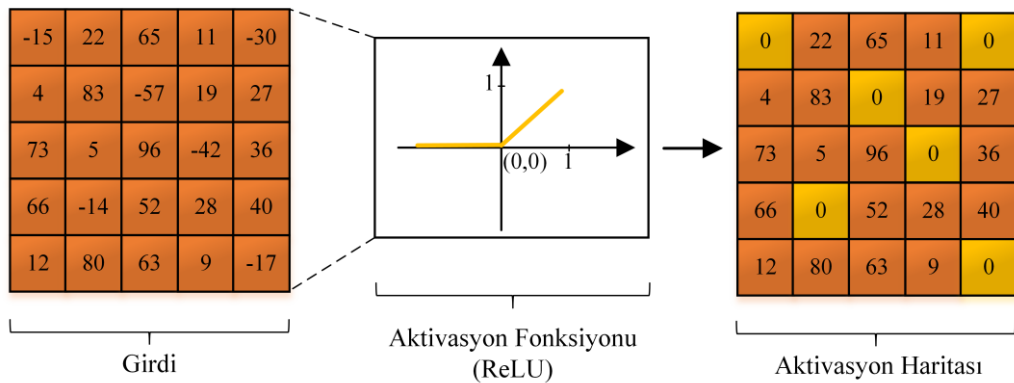
Mimariler kapsamında kullanılan yükseklik ve genişlik temelli filtre boyutları genelde 3×3 , 5×5 ve 7×7 seçilmektedir. Evrişim kapsamında girdi boyutu ‘ $S \times S \times D$ ’ için ‘ $n \times n \times D$ ’ filtre boyutu kullanılır. Evrişim işlemi sonucu oluşan özellik haritasına dair yükseklik ve genişlik boyutları ise $(S-n+1) \times (S-n+1)$ şeklinde belirtilir. Şekil 3.8’de gerçekleştirilen tipik bir evrişim işleminin temsili gösterimi ve özellik haritasının eldesi sunulmaktadır (Bera ve Shrivastava, 2020).



Şekil 3.8. Evrişim işlemi ve özellik haritasının eldesi

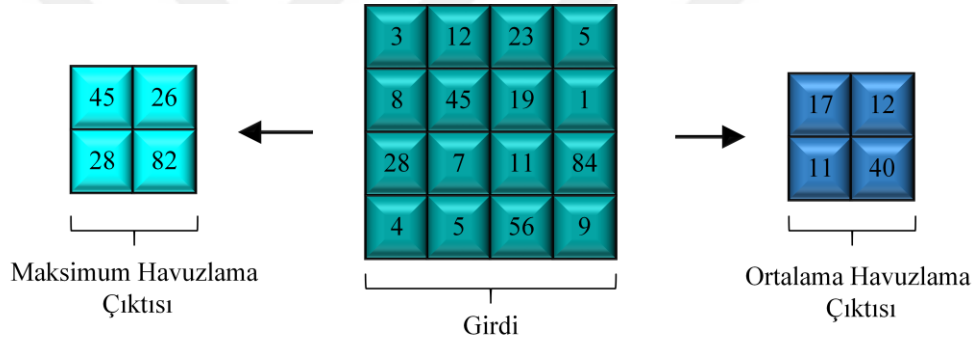
Doğrultulmuş doğrusal birim katmanı: ESA’da lineer olmayan durumların çözümünü gidermek için aktivasyon fonksiyonu kullanılır. Aktivasyon fonksiyonları genelde evrişim katmanı sonrası işletilmektedir. Mimari yapılar içerisinde en sık işletilen ve en popüler olan aktivasyon fonksiyonu ise doğrultulmuş doğrusal birim (*ReLU*) olarak bilinir. Fonksiyonun temel kullanım amacı, optimizasyon sürecinde yakınsamayı ve ESA mimarisinde eğitimi hızlandırmaktır. Eşitlik (3.30)’da belirtilen *ReLU* fonksiyonu ile girdi matrisinde bulunan negatif değerlere sıfır ataması yapılır. Bu katmanda girdi matrisi *ReLU* katmanı ile dönüştürülerek, Şekil 3.9’da görüldüğü gibi aktivasyon haritası oluşturulur (Ide ve Kurita, 2017).

$$f(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ x, & x \geq 0 \end{cases} = \max(0, x) \quad (3.30)$$



Şekil 3.9. Doğrultulmuş doğrusal birim katmanına dair tipik bir işlem ve aktivasyon haritasının eldesi

Havuzlama katmanı: Alt örnekleme olarak da bilinen havuzlama katmanı, kendisinden sonra gelecek katman için girdi matris boyutunu küçülterek, farklı boyutlarda alt görüntüler oluşturabilmektedir. Çoğunlukla *ReLU* katmanının hemen sonrasında kullanılır. Bu katman kapsamında boyut azaltma işlemi bilgi kaybına neden olabilmektedir. Ancak bu işlem, ESA mimarisinde hesaplama karmaşıklığı azalacağı için mimari genelinde yararlı olmaktadır. Maksimum havuzlama, diğer havuzlama yöntemlerine kıyasla daha sık kullanılır. Tipik havuzlama örnekleri, Şekil 3.10'da en sık kullanılan iki tür için sunulmaktadır. Bu örnekte 4×4 boyutlu bir girdi matrisi, 2×2 boyutlu filtreler yardımıyla belirli alt parçalara ayrılmakta, bu parçalar üzerinden maksimum veya ortalama değerler hesaplanarak maksimum / ortalama havuzlama işlemi gerçekleştirilmekte ve veri boyutu azaltılmaktadır (Bera ve Shrivastava, 2020).

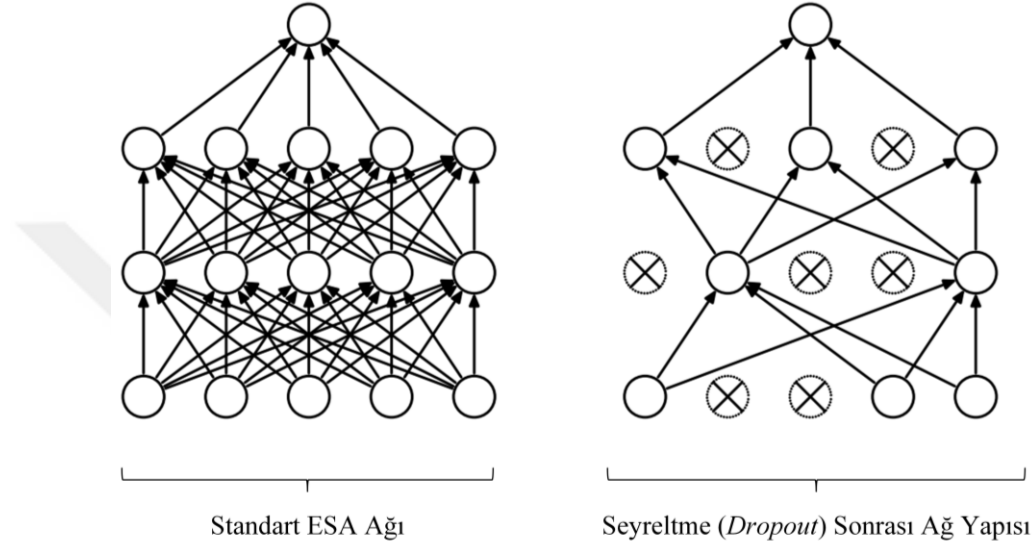


Şekil 3.10. Tipik havuzlama örneği ve türlere dair çıktı örnekleri

Tam bağlantılı katman: ESA yapısında sınıflamanın başlatıldığı katman tam bağlantılı katmandır. Bu katmana gelecek olan veri öncelikle özellik çıkarma işleminden geçirilir, sınıflama için veri uygun hale getirilir ve katman girişine aktarılır. Evrişim, doğrultulmuş doğrusal birim ve havuzlama katmanının ardından yapı içerisinde tam bağlantılı katman işletilir (Basha ve diğ., 2020; Bera ve Shrivastava, 2020).

Ağırlık ve bias kullanımının yoğun olduğu bu katmandaki her bir giriş, sınır ağındaki tüm nöronlarla ilintili olacak şekilde düzleştirilmiş bir giriş haline getirilir. Böylece sistem temel YSA çalışma mantığına kavuşur. Ancak ESA yapısı gereği ve çalışma dahilinde sisteme gizli katmanlar eklenebilmekte, böylece yapı tek gizli katmanlı geleneksel YSA'dan farklılaştırılabilir (Basha ve diğ., 2020; Bera ve Shrivastava, 2020).

Seyreltme katmanı: Çoklu katman yapısına sahip ESA mimarisinde, katman sayısındaki artışa bağlı olarak işlenecek veri sayısında da artış meydana gelir. Bu sebeple; ağ yapısında hesaplama maliyeti artmakta, hesaplama süresi uzamakta ve yapının veriyi ezberlemesi durumu gerçekleşebilmektedir. Tüm bu olumsuzlukları gidermek amacıyla seyreltme katmanını kullanılarak (Şekil 3.11), bazı düğümlerin rastgele ortadan kaldırılması sağlanır (Srivastava ve diğ., 2014).



Şekil 3.11. Seyreltme katmanı ve seyreltme işlemi (Srivastava ve diğ., 2014)

Sınıflandırma katmanı: ESA yapısında veri sınıflaması, tam bağlantılı katmandan sonra kullanılan sınıflandırma katmanı ile sağlanır. Eğitim süresince verisetinden alınan bilgiler işletilir ve probleme dayalı kaç tane sınıf var ise katman çıktısı olarak aynı sayıda çıktı kategorizasyonu gerçekleştirilir. Sınıflandırma katmanında en çok işletilen fonksiyon ise Eşitlik (3.31)'de sunulan *Softmax* fonksiyonudur (Gao ve diğ., 2021).

$$f(x) = \frac{e_i^x}{\sum_{k=1}^K e_i^x} \quad (3.31)$$

Eşitlik (3.31) içerisinde; K veri setindeki sınıf sayısını, e_i^x exponansiyel çıkışı ve x girdi verisini belirtmektedir. *Softmax* katmanı olarak da isimlendirilebilen bu katman içinde tanımlı her bir çıktı için nümerik değer atanır. Atanan bu nümerik değerler ise $[0,1]$ aralığında ve olasılıksal değerler toplamı '1' olacak şekilde belirlenir (Gao ve diğ., 2021).

Öğrenme oranı: Model eğitim aşamasında etkin rol oynayan öğrenme oranı, hata üzerine eğim azaltımı (*gradyent descent*) işletilen algoritmalarda ağırlık ayarlamasını kontrol eden bir parametredir. Uygun öğrenme oranı seçimi, ağırlık sınıflandırma doğruluğunun artırılmasını ve eğim azaltımı temelli algoritmalarda yakınsamayı sağlar. Bu oran küçük değerlerde seçildiğinde ağırlık yakınsaması yavaşlayabilmektedir. Yüksek değerli oranlar seçildiğinde ise eğim düşümü üzerine gerekli yakınsama sağlanamamaktadır. Özetle; uygun öğrenme oranı seçimi, hız ve yakınsama arasında bir dengenin sağlanabilmesi ve sistemde yüksek performans eldesi için büyük bir önem teşkil eder (ZahediNasab ve Mohseni, 2020).

En iyileyici: En iyileyici (*optimizer*), hatayı (sinir ağı modelinin ürettiği çıkış değeri ile üretilmesi beklenen çıkış arası farkı) minimize etmek için kullanılan tekniği temsil eder. Bu teknikler, sinir ağlarının ağırlık ve bias parametrelerini güncellemek için kullanılır ve eğitim sürecini optimize ederler. En iyileyici ile oluşabilecek kayıplar minimize edilebilmekte ve model performansı optimize edilebilmektedir.

En iyileyici, modelin kayıp fonksiyonunu küçültmek için iteratif bir şekilde çalıştırılır. Bu iteratif süreçte ağırlıklar ve biaslar için güncellemeler yapılır. Bu güncellemeler, eğim azaltım yöntemleri (*sgdm*, *rmsprop*, *adam*) kullanılarak gerçekleştirilmektedir (Dogo ve diğ., 2018).

Momentumlu stokastik eğim azaltımı (*sgdm*), temel eniyileme algoritmalarından biridir ve her eğitim örneği için eğim hesaplayarak parametreleri günceller. Diğer taraftan, *rmsprop* ve *adam* gibi eniyileme algoritmaları ise hızlı ve etkin bir eğitim süreci sağlarlar. *Sgdm* yaklaşımı, eğimlerin geçmiş eğimlerle birleşiminden oluşan bir vektörü kullanarak parametre güncellemelerini hızlandırır. *Rmsprop* yaklaşımı, eğimlerin karesinin hareketli ortalamasını alarak adım büyüklüğünü düzenler. *Adam* yaklaşımı ise hem momentum hem de adaptif öğrenme oranı özelliklerini birleştirerek, daha etkili bir eğitim süreci sunmaktadır (Dogo ve diğ., 2018).

Yığın boyutu: Derin öğrenme mimarilerinde yığın boyutu (*batch size*), eğitim sürecini ve ağırlık performansını etkileyen önemli bir faktördür. Yığın boyutu, her bir eğitim adımında kullanılan örnek sayısını belirtir. Yığın boyutunu seçerken bellek ve işlemci kısıtlamalarını, genelleme yeteneğini, eğitim süresini, modelin stabilitesini ve optimizasyon performansını dikkate almak önemlidir. Bu nedenle, uygun bir yığın

boyutunu belirlemek için deneme–yanılma ve dikkatli gözlem gerekir (Lee ve diğ., 2019).

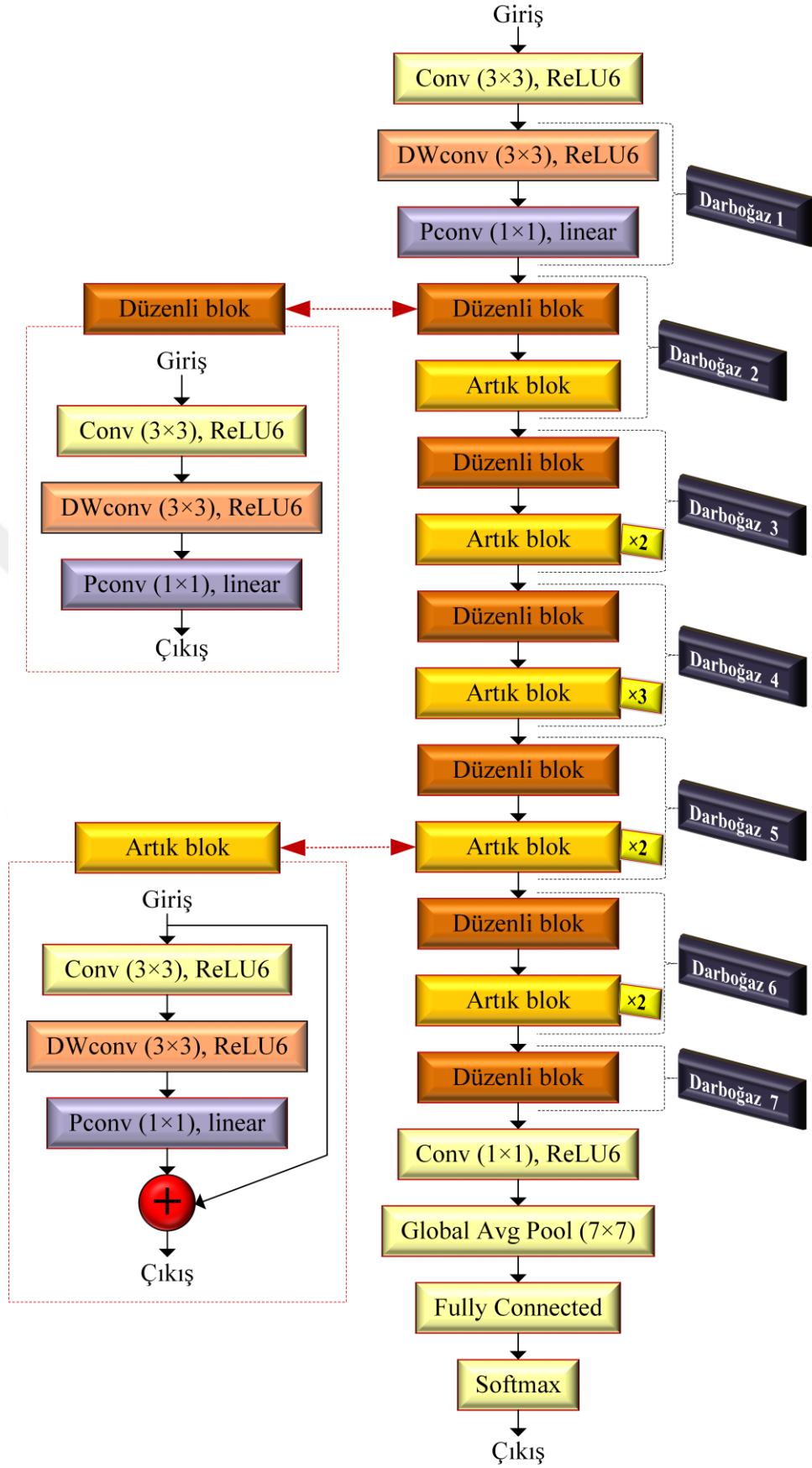
Maksimum tur sayısı: Maksimum tur sayısı, eğitim sürecinin kaç tur boyunca devam edeceğini belirler. Bu kapsamda, modelin eğitim verilerini ne kadar süreyle göz önünde bulunduracağı kontrol edilir. Bu parametreyi belirlerken dikkate alınması gereken birkaç önemli faktör mevcuttur. Bu faktörler arasında aşırı öğrenme, eğitim süreci, hesaplama zamanı ve modelin iyileşme durumu modelin performansını etkileyen önemli etmenlerdir (Wang ve diğ., 2017).

Gizli katman ve düğüm sayıları: Gizli düğüm sayısı ve gizli katman sayısı, ESA'daki temel hiperparametrelerdendir ve bu parametreler modelin karmaşıklığını, öğrenme kapasitesini ve genelleme yeteneğini etkilerler. Gizli katmandaki herbir düğüm, ağın o katmandan ne kadar öğrenebileceğini ve temsil yeteneğini etkiler. Daha fazla düğüm, daha fazla öğrenme kapasitesi sağlayabilir, ancak bu durum aşırı öğrenmeye (*overfitting*) de neden olabilmektedir. Az sayıda düğüm ise ağın genelleme yeteneğini azaltabilmektedir. Modelin kaç gizli katmana sahip olacağı da ayrı bir öneme sahiptir. Daha fazla gizli katman, modelin daha karmaşık ve yüksek seviyeli özellikleri öğrenmesine olanak tanır. Ancak, bu durumda aşırı öğrenme riski artabilmekte ve eğitim süreci daha uzun sürebilmektedir (Srivastava ve diğ., 2014).

3.4. Transfer Öğrenme Yöntemleri

3.4.1. MobileNetV2 mimarisi

MobileNetV2, etkin ve hafif (*lightweight*) temelli bir derin ağı yapısı teşkil eder. Hafif ağın (*lightweight network*) tasarımı, doğruluk ve verimlilik arasındaki denge üzerine önemli etkiye sahiptir. Bu dengenin temel amacı ise mimarinin performansını artırarak model boyutunu en aza indirmektir. Bu bakımdan MobileNetV2, geleneksel evrişim katmanlarından farklı olarak darboğazları (*bottlenecks*) dikkate alır ve ayrıntılı özellik haritaları ortaya çıkarır. Darboğazlar, derinlemesine evrişim katmanı (*DWconv*) ve noktasal evrişim katmanı (*Pconv*) bloklarını çalıştıran artık (*residual*) ve düzenli (*regular*) blokları içerir. Şekil 3.12, MobileNetV2 mimarisini ve kullanılan blokları sunmaktadır (Sandler ve diğ., 2018).



Şekil 3.12. MobileNetV2 mimarisi

Şekil 3.12’de görüldüğü gibi, MobileNetV2’nin son düzenli bloğu geleneksel bir evrişime bağlanır ve ardından sırasıyla ortalama havuzlama, tam bağlantılı bir katman ve bir *softmax* işlevi gelir (Sandler ve diğ., 2018).

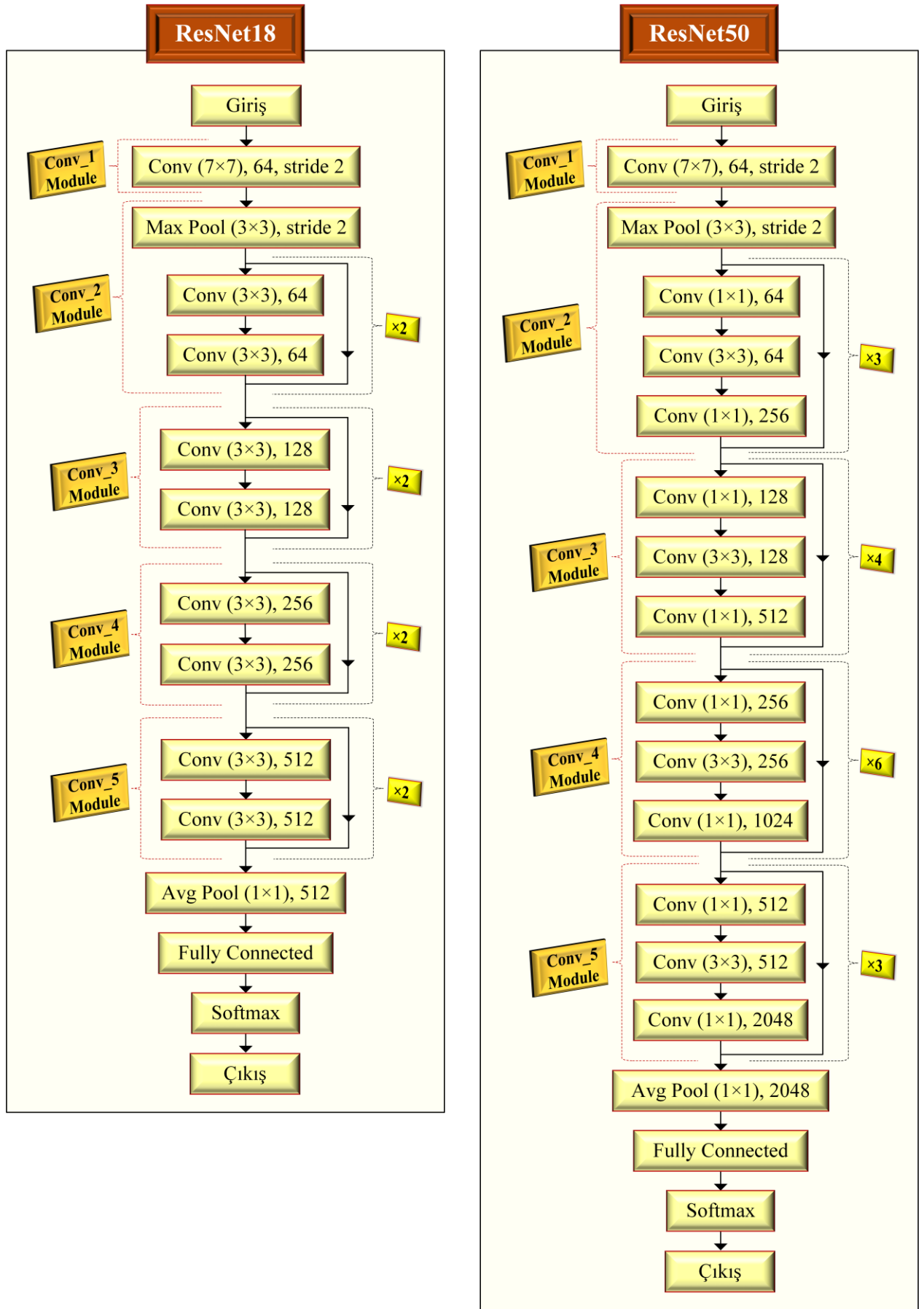
Derinlemesine evrişimin (*DWconv*) temel önemi, tüm giriş kanallarında hafif filtreleme (*lightweight filtering*) işletmek ve tek bir evrişimli filtre uygulamaktır. Burada etkili özellik haritaları oluşturmak için derinlemesine evrişim ele alınır. Daha sonra 1×1 boyutunda noktasal evrişim (*Pconv*) işletilir ve giriş kanallarının doğrusal kombinasyonları hesaplanarak yeni özellikler oluşturulur. Yukarıdaki iki evrişimin her ikisi ile ilişkili olan MobileNetV2’nin *derinlemesine ayrılabilir evrişimi*, hesaplama maliyeti sorununu çözer ve MobileNetV1’e göre parametre miktarını en aza indirir. Önemli bilgileri korumada derinlemesine ayrılabilir evrişim (*depth-wise separable convolution*) uygulanır ve daha derin katmanların avantajını elde etmek için atlama bağlantıları değerlendirilir. MobileNetV2 mimarisinde, noktasal evrişim harici kullanılan aktivasyon fonksiyonu *ReLU6* olarak bilinir (Wang ve diğ., 2019; Marin ve diğ., 2021).

3.4.2. ResNet18 ve ResNet50 mimarileri

ESA temelli tasarımlarında, eğitim sürecinde modelin derinliği artsa da modelin doğruluğu azalabilmektedir. Burada mimarinin evrişim katman sayısı arttıkça ağırlık karmaşıklığı da artmakta ve yapı daha derin hale gelmektedir. ResNet tabanlı mimariler, geleneksel ESA modeline kıyasla sınıflandırma performansının daha derin – işlevsel bir yapı ile artırılması amacını taşırlar (Rao ve diğ., 2021).

Şekil 3.13’te verilen ResNet18 ve ResNet50 mimarileri temel olarak benzer temelde tasarlanmış olup, yalnızca katman sayısı ve katman özellikleri bakımından farklılık gösterirler. Her iki model de beş temel evrişim modülü (*Conv_1*, ..., *Conv_5*), ortalama ve maksimum havuzlama katmanları, tam bağlı katman ve bir *softmax* katmanı kullanılarak oluşturulmuştur (He ve diğ., 2016).

Artık ağlar (ResNet temelli yapılar) veya MobileNetV2 gibi ResNet mantığı içeren çeşitli mimariler, performanslarını artıran ve daha derin katmanlardaki bilgi kaybını sınırlayan artık (*residual*) / atlamalı (*skip*) bağlantıların tekrar tekrar kullanılmasıyla oluşturulur (Kim ve diğ., 2021).



Şekil 3.13. ResNet18 ve ResNet50 mimarileri

ResNet temelli modellerde kullanılan atlamalı bağlantılar, gerekli bilginin katmanlar arası yayılması gözetilerek önerilmiştir. Bu sayede artık bloklarda (bazı katmanlar atlanarak bağlantı sağlandığından) modelin daha fazla eğitim hatası alması engellenmektedir. Bu işlem, yok olan gradyan sorunu (*vanishing gradient problem*) olarak bilinen bilgi kaybının da en aza indirgenmesine yardımcı olmakta, böylece ağ içi daha kapsamlı öznetelik haritaları elde edilebilmektedir (Kim ve diğ., 2021).

3.4.3. ShuffleNet mimarisi

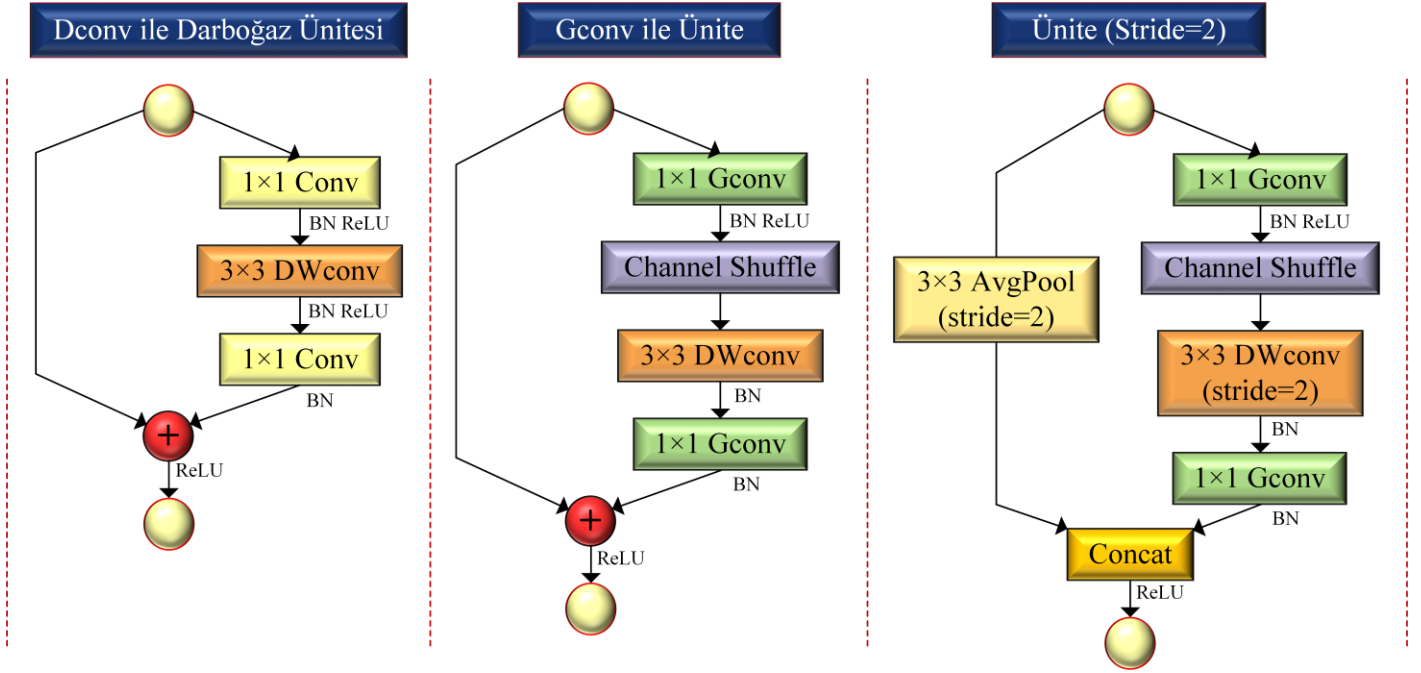
ShuffleNet, özellikle mobil uygulamalarda rekabetçi doğruluğu koruyarak model hesaplama verimliliğini artırmayı amaçlayan bir mimaridir. ShuffleNet; MobileNetV2 ve ResNet temelli gibi diğer popüler transfer öğrenme tabanlı modellerle karşılaştırıldığında, çok daha az hesaplama ile yüksek verimlilik sunabilmektedir. ShuffleNet mimarisi ve mimaride kullanılan ünite yapıları sırasıyla Çizelge 3.4 ve Şekil 3.14'te sunulmaktadır (Zhang ve diğ., 2018; Jamali ve diğ., 2021).

Çizelge 3.4. ShuffleNet mimarisi

Katman	Çıkış Boyutu	Çekirdek Boyutu	Stride Değeri	Tekrarlanma	Çıkış Kanalları				
					g=1	g=2	g=3	g=4	g=5
İmge	224×224				3	3	3	3	3
Conv1	112×112	3×3	2	1	24	24	24	24	24
MaxPool	56×56	3×3	2						
Stage2	28×28		2	1	144	200	240	272	384
	28×28		1	3	144	200	240	272	384
Stage3	14×14		2	1	288	400	480	544	768
	14×14		1	7	288	400	480	544	768
Stage4	7×7		2	1	576	800	960	1088	1536
	7×7		1	3	576	800	960	1088	1536
GlobalPool	1×1	7×7							
Fully Connected					1000	1000	1000	1000	1000
Karmaşıklık					143M	140M	137M	133M	137M

ShuffleNet mimarisi; ortalama havuzlama, maksimum havuzlama ve tam bağlantılı katmanlara ek olarak, hesaplama maliyetini azaltmak için darboğaz ünitesi, artık bloklar, derin evrişim (*DWconv*) ve noktasal grup evrişimi (*Gconv*) olmak üzere dört olgu temelinde önerilmiştir. ShuffleNet, parametre sayısını azaltmak için noktasal grup evrişimini işletmektedir. Girişin tamamına tek bir evrişimli filtre uygulamak yerine, giriş kanalları daha küçük gruplara ayrılmakta ve her gruba ayrı evrişimli filtreler uygulanmaktadır. ShuffleNet, gruplar arasında bilgi alışverişini sağlamak için kanal karıştırma (*channel shuffle*) işlemini kullanmaktadır. Bu işlem, kanal sırasını

yeniden düzenleyerek bir gruptan gelen bilgilerin diğer gruplardan gelen bilgilerle karıştırılmasına olanak tanır. Kanal karıştırma, grup evrişimleri kullanılmasına rağmen ağırlık temsil gücünün korunmasını sağlar. Darboğaz (*bottleneck*) blokları; 1×1 noktasal evrişim, 3×3 derinlikli evrişim ve bir diğer 1×1 noktasal evrişim dahil olmak üzere ardışıl üç katmandan oluşur (Zhang ve diğ., 2018; Jamali ve diğ., 2021).



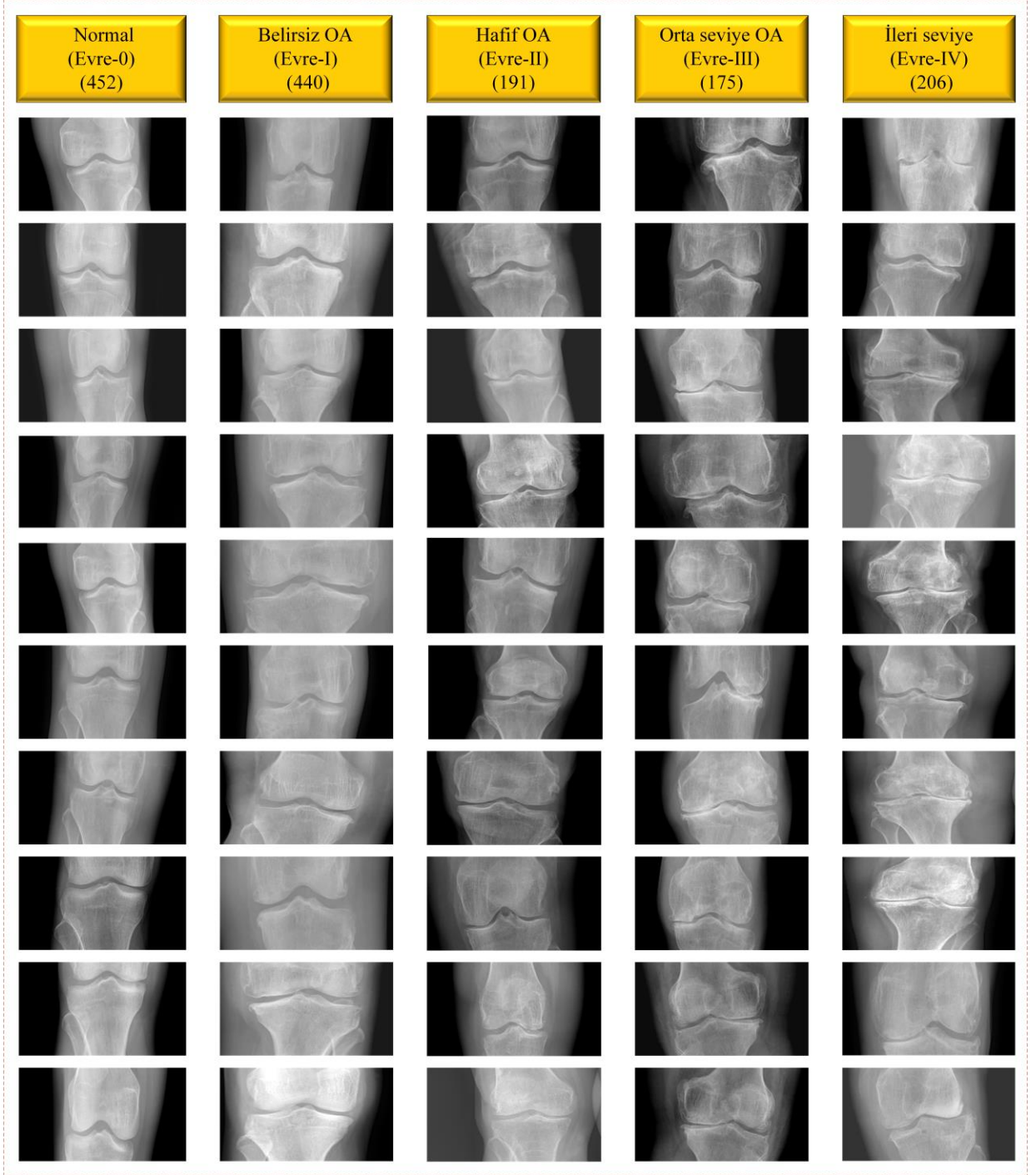
Şekil 3.14. ShuffleNet mimarisinde kullanılan üniteler

3.5. Kullanılan Veri Seti Özellikleri

Tez çalışması kapsamında; çeşitli teşhis merkezlerinden – tanınmış hastanelerden temin edilerek oluşturulmuş, toplamda 1464 adet X-ray görüntüsü içeren “Digital Knee X-ray Images” isimli hazır veri seti kullanılmaktadır (Anonymous, 2020; Gornale ve Patravali, 2020). Veri setindeki dijital röntgen görüntüleri, PROTEC PRS 500E X-ray cihazı kullanılarak elde edilen 8 bitlik gri tonlamalı görüntülerdir. Her radyografik diz röntgen görüntüsü, Kellgren ve Lawrence derecelendirme sistemine göre etiketlidir (Anonymous, 2020; Gornale ve Patravali, 2020). Tez çalışmasında kullanılan bu veri seti görüntüleri, iki farklı problem türü (çoklu ve ikili sınıflama) için iki düzenleme ile ele alınmıştır. Çok sınıflı kategorizasyonu temsil eden beş sınıflı diz OA X-ray veri setine dair tür bilgisi Şekil 3.15’te görsel olarak ifade edilmektedir.

Çok sınıflı kategorizasyonda, orijinal veri setinde olduğu gibi normal (Evre-0), belirsiz OA (Evre-I), hafif OA (Evre-II), orta seviye OA (Evre-III) ve ileri seviye OA

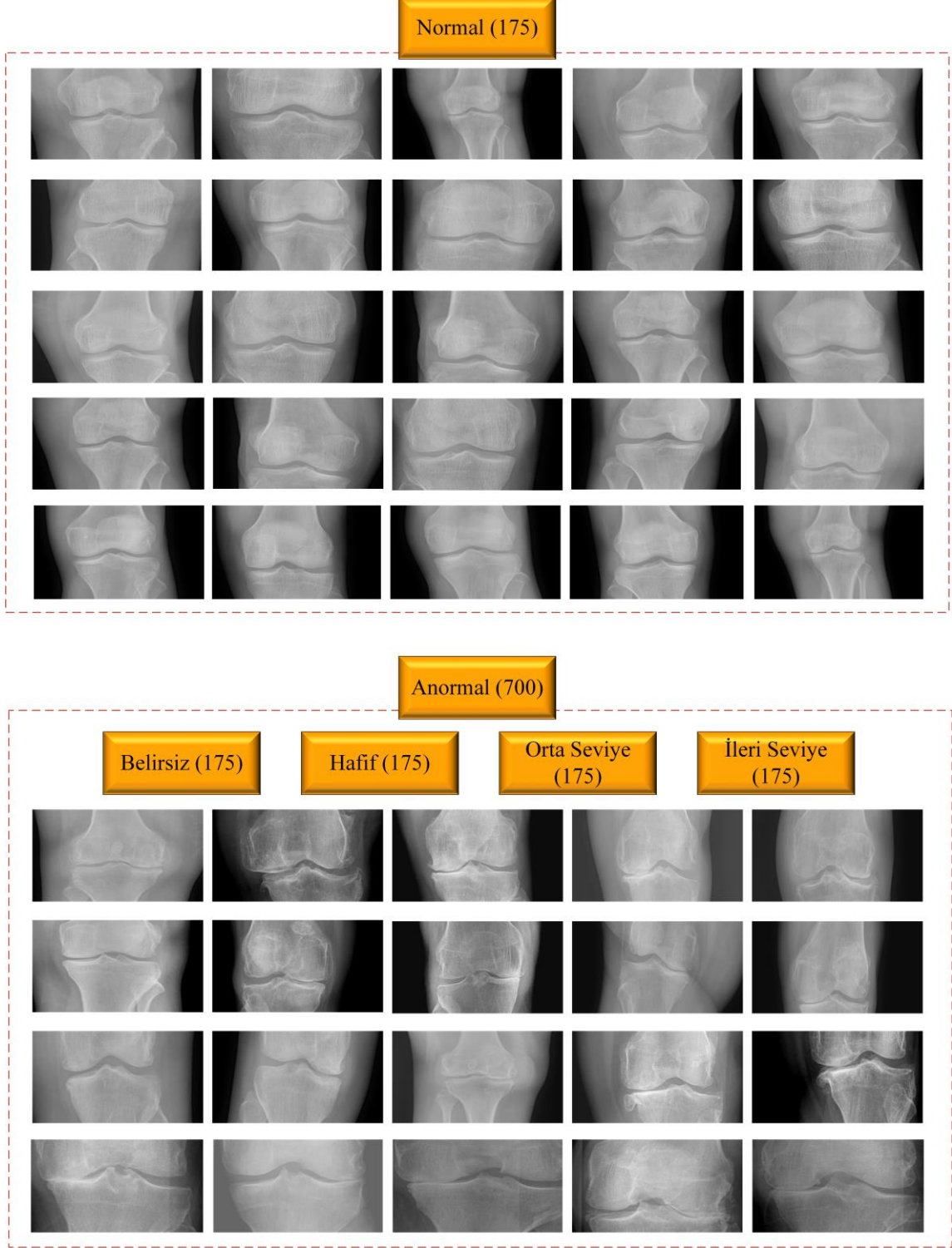
(Evre-IV) ayrımlarının yapılabilmesi için beş farklı etikete ihtiyaç duyulmaktadır (Anonymous, 2020; Gornale ve Patravali, 2020).



Şekil 3.15. Çok sınıflı kategorizasyon için veri seti kapsamı

Tez çalışmasında ikili sınıflama işlemi, normal (Evre 0) ve diğer etiketler (Evre I – Evre IV) üzerinden ele alınmaktadır. Çok sınıflı kategorizasyonda dengesiz halde sunulan (veri sayısı her bir kategori için değişken olan) veri seti, Şekil 3.16’da

görüldüğü gibi ikili sınıflama için dengeli halde düzenlenmiştir. Burada her farklı etiket için, orijinal verideki orta seviye OA veri sayısı (bir etikete dair en düşük veri sayısı) referans alınmış ve bütün etiketler için veri sayısı 175 olarak sabitlenmiştir.



Şekil 3.16. İkili kategorizasyon için veri seti kapsamı

4. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA

Tez çalışması kapsamında gerçekleştirilen deneyler ve analizler bu bölüm kapsamında incelenmekte ve yorumlanmaktadır. Tez çalışmasında; optimizasyon yöntemleri (ASPSO, KDA-PSO, KYA, MSGO) ile transfer öğrenme mimarilerinin (MobileNetV2, ResNet18, ResNet50, ShuffleNet) ince ayarlı hiperparametre optimizasyonu, çok sınıflı kategorizasyon ve ikili kategorizasyon temelli ayrı ayrı değerlendirilmektedir. Bu kapsamda kullanılan optimizasyon yöntemleri ve transfer öğrenme tabanlı mimariler, farklı mühendislik uygulamalarında kayda değer performans sağlayarak kendilerini literatürde kanıtlayan metotlardır/modellerdir (Jamali ve diğ., 2021; Wang ve diğ., 2019; Öcal ve Koyuncu, 2022; Sakallı ve Koyuncu, 2023; Hajmohamad ve Koyuncu, 2023; Koyuncu ve Barstuğan, 2023). Ancak bu çalışmalarda, hiperparametreleri optimize edilmiş ve ince ayarlı mimariler sağlayan kararlı derin öğrenme temelli yapıların tasarımı ve problem uygulamaları dikkate alınmamıştır.

4.1. Çok Sınıflı Kategorizasyon Temelli Deneyler

Optimize mimarilerin, çok sınıflı kategorizasyon temelli deneylerde en yüksek performansları elde ettiği parametre düzenlemeleri Çizelge 4.1’de görüldüğü gibidir. Çizelge 4.2, çok sınıflı kategorizasyon probleminde yedi metriği dikkate alarak mimarilere dair en yüksek sonuçları göstermektedir.

Çizelge 4.1’de görüldüğü gibi; optimum yığın boyutu değeri, bir optimize mimariden diğerine değişkenlik göstermektedir. Ancak hiperparametreler, üç model için (ResNet18, MobileNetV2, ShuffleNet) MSGO ve KYA metotları kullanılarak ayarlanırsa yığın boyutu her zaman ‘12’ olmaktadır. Diğer bir deyişle, bu optimizasyon yöntemlerini kullanan mimariler düşük yığın boyutu ile çalışma eğilimindedir. En iyileyci temelli incelemeye göre *adam* ve *sgdm* yaklaşımlarının ön plana çıktığı görülmüştür. Burada transfer öğrenme yöntemleri için belirgin bir kural mevcut değildir. Ancak optimizasyon yöntemleri için ASPSO ve KDA-PSO temelli modellerde *sgdm* en iyileycisinin kullanıldığı, MSGO temelli mimarilerin ise her denemede *adam* en iyileycisi ile uyumlu olduğu tespit edilmiştir. Öğrenme oranı da farklı optimize mimariler için değişkenlik göstermektedir.

Çizelge 4.1. Çok sınıflı kategorizasyonda en yüksek sonuçlar için parametre ayarlamaları

Mimari	Metot	Yığın Boyutu	En İyileyici	Öğrenme Oranı	GKS	MTS	GDS
ResNet18	MSGO	12	adam	0,0001	1	5	148
	ASPSO	32	sgdm	0,0037	2	13	856
	KYA	12	adam	0,0001	1	5	57
	KDA-PSO	28	sgdm	0,0056	2	12	780
MobileNetV2	MSGO	12	adam	0,0024	1	5	8
	ASPSO	24	sgdm	0,0084	2	15	285
	KYA	12	adam	0,0001	1	5	247
	KDA-PSO	16	sgdm	0,0057	2	12	443
ShuffleNet	MSGO	12	adam	0,0002	1	5	29
	ASPSO	28	sgdm	0,0035	3	12	737
	KYA	12	adam	0,0012	1	5	47
	KDA-PSO	32	sgdm	0,0029	1	11	826
ResNet50	MSGO	16	adam	0,0001	1	5	201
	ASPSO	20	sgdm	0,0044	2	12	319
	KYA	24	sgdm	0,0011	1	7	98
	KDA-PSO	32	sgdm	0,0029	1	11	826

(GKS: Gizli katman sayısı, MTS: Maksimum tur sayısı, GDS: Gizli düğüm sayısı)

Çizelge 4.2. Çok sınıflı kategorizasyonda optimize edilmiş on altı mimarinin performans karşılaştırması

Mimari	Metot	GD	Doğruluk	Duyarlılık	Özgüllük	G-ortalama	Kesinlik	F-ölçütü	TİS
ResNet18	MSGO	81,1644	92,4658	79,8108	94,9897	86,724	80,8933	79,9696	4:39:29
	ASPSO	80,4795	92,1918	78,0556	94,8448	85,5761	79,3276	78,2834	3:31:35
	KYA	81,1644	92,4658	78,8868	95,1944	86,3652	78,3311	78,3762	10:50:37
	KDA-PSO	76,3699	90,5479	72,0672	93,8797	81,7083	73,0826	72,3879	3:08:24
MobileNetV2	MSGO	81,5068	92,6027	80,2570	95,0117	87,1689	82,5237	81,2134	30:55:56
	ASPSO	80,8219	92,3288	79,0745	94,9622	86,3182	79,6522	79,0740	24:28:38
	KYA	83,2192	93,2877	81,9712	95,3523	88,071	85,9003	83,3719	70:42:58
	KDA-PSO	80,4795	92,1918	78,4086	94,9383	85,7693	77,9654	77,7745	22:56:53
ShuffleNet	MSGO	79,1096	91,6438	76,9372	94,4149	84,7032	78,6338	77,3832	19:28:02
	ASPSO	79,1096	91,6438	78,1084	94,4316	85,7209	80,1053	78,9500	13:36:20
	KYA	79,1096	91,6438	78,3437	94,4662	85,831	78,5912	78,3767	41:05:00
	KDA-PSO	75,0000	90,0000	71,1480	93,2405	80,8669	75,3546	72,7951	12:51:13
ResNet50	MSGO	82,8767	93,1507	80,8954	95,5579	87,48	81,2876	80,4392	12:18:46
	ASPSO	82,5342	93,0137	80,6130	95,3144	87,2816	82,7500	81,1694	9:18:02
	KYA	82,1918	92,8767	80,2037	95,2816	87,0579	81,7356	80,4704	28:37:44
	KDA-PSO	80,8219	92,3288	78,2306	94,9831	85,3906	78,9091	77,5754	8:43:23

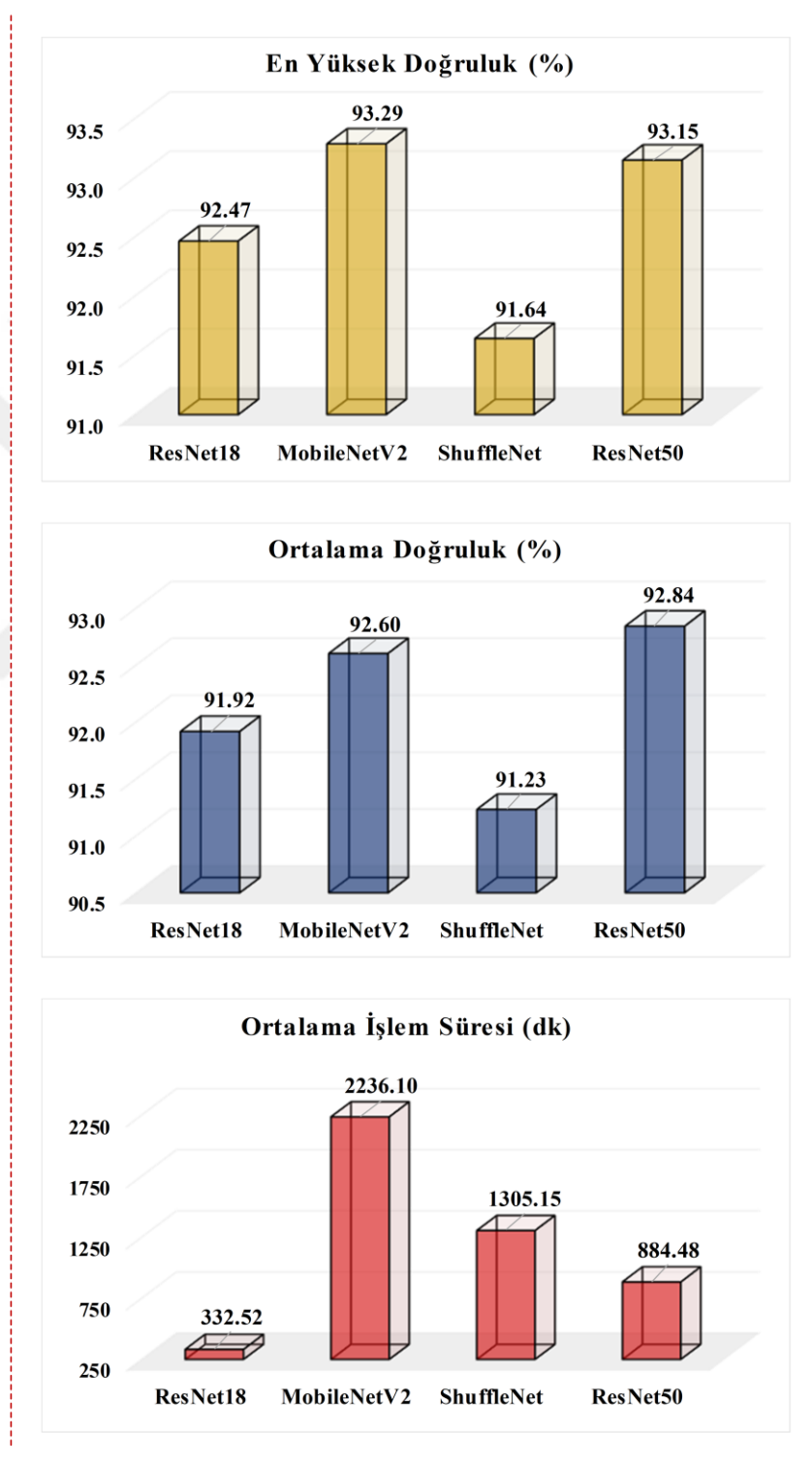
(GD: Genel doğruluk, TİS: Toplam işlem süresi)

Çizelge 4.1 analizi devamında; gizli katman temelli inceleme için, KYA ve MSGO temelli mimarilerde yalnızca bir gizli katman ile en yüksek sonuçların elde edildiği görülmüştür. Ayrıca optimize onaltı mimari, genellikle düşük katman boyutları üzerinden işlem yapma eğilimindedir. Maksimum tur sayısı (epoch) değerleri incelendiğinde; KDA-PSO ve ASPSO temelli modellerin yüksek tur sayısına ihtiyaç duyduğu, KYA ve MSGO temelli modellerde düşük tur sayısı ile yüksek sonuçlara ulaşıldığı ve MSGO temelli mimarilerin her denemede ‘5’ maksimum tur ile yüksek performans sağladığı tespit edilmiştir. ASPSO ve KDA-PSO temelli modeller genellikle yüksek sayıda gizli düğüm kullanırken, KYA ve MSGO temelli modellerin genelde daha düşük gizli düğüm sayısı gerektirdiği gözlemlenmiştir.

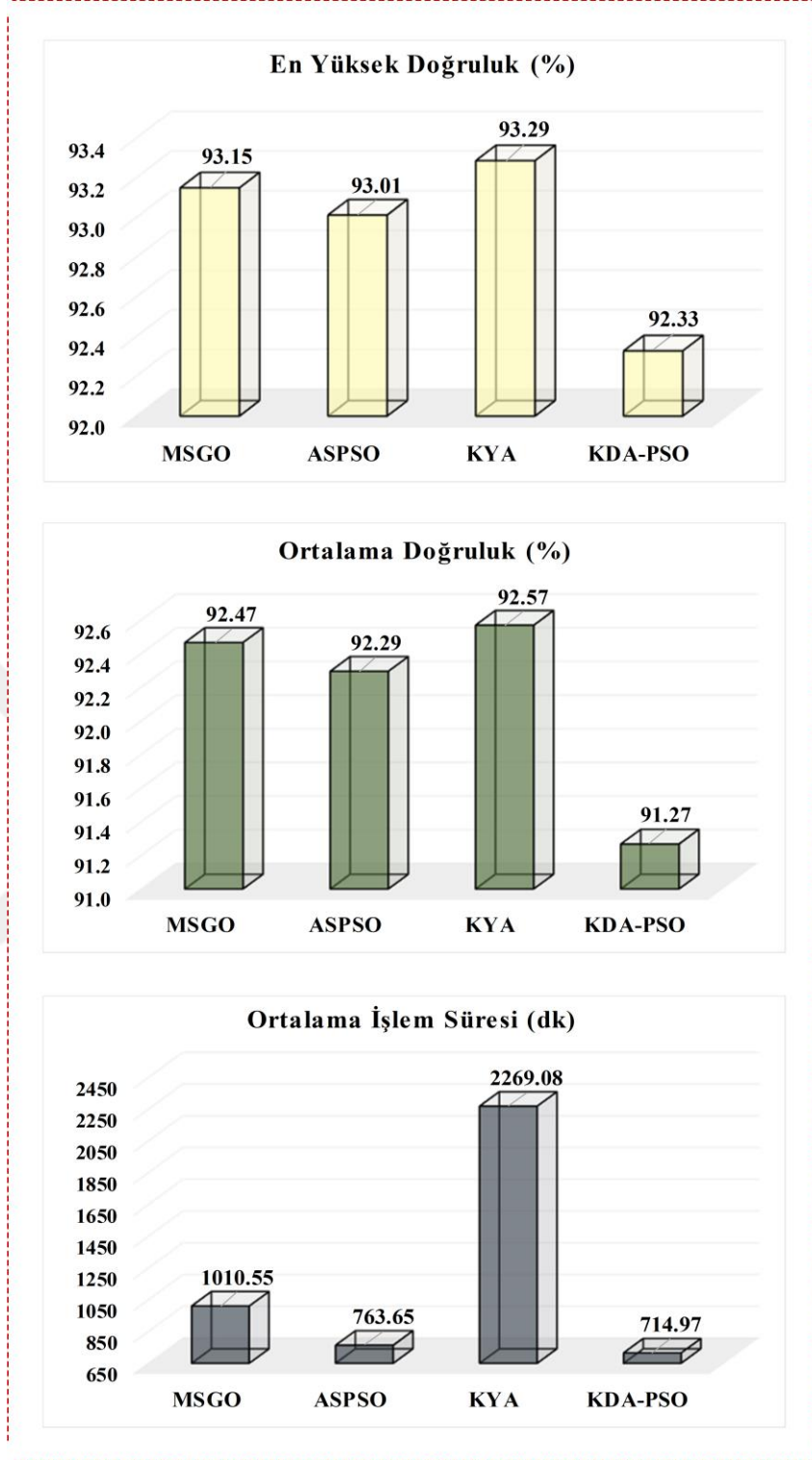
Çizelge 4.2’de görüldüğü gibi; ResNet18-MSGO ve ResNet18-KYA mimarileri, diğer ResNet18 temelli modellere göre daha yüksek doğruluk sağlamaktadır. Bununla birlikte, ResNet18-MSGO mimarisi ile altı metrik için (genel doğruluk, doğruluk, duyarlılık, G-ortalama, kesinlik, f-ölçütü) en yüksek skorlar kaydedilmiştir. Ayrıca ResNet18-MSGO mimarisi, üç metrikte (genel doğruluk, doğruluk, özgüllük) yüksek performans sergileyen ResNet18-KYA modeline üstün gelmektedir. MobileNetV2 temelli denemelerde, KYA kullanılan model ile tüm ölçütler için en yüksek değerler gözlemlenmiştir. ShuffleNet temelli deneylerde en yüksek doğruluklar MSGO, ASPSO ve KYA işletilen üç mimari ile gözlenmiş, bu mimariler sırasıyla iki, dört ve beş metrik için en yüksek başarıyı sağlamışlardır. Bu noktada ShuffleNet-KYA mimarisinin, ShuffleNet temelli değerlendirmeler içerisinde en uygun model olduğu görülmüştür. ResNet50 temelli incelemelerde, MSGO tekniğini işleten mimari ile beş metrik için (genel doğruluk, doğruluk, duyarlılık, özgüllük, G-ortalama) en iyi değerler elde edilmiştir. Burada MSGO’nun, ResNet50 ile kullanılacak en uyumlu metot olduğu ortaya çıkmaktadır. Bütün mimariler en yüksek ortalama doğruluk temelli incelendiğinde, ResNet50-MSGO ve MobileNetV2-KYA modellerinin sırasıyla %93,15 ve %93,29 başarı sağladığı gözlemlenmiştir. Ayrıca bu mimariler, %82,88 ve %83,22 genel doğruluk oranlarına ulaşmaktadır. Bu aşamada MobileNetV2-KYA’nın, ResNet50-MSGO mimarisine göre bir adım önde olduğu görülmektedir. Doğruluk temelli üçüncü en yüksek skorlar ise ResNet18-MSGO ve ResNet18-KYA mimarileri ile kaydedilmiştir. Buna ek olarak, ASPSO işletilen mimarilerin genellikle KDA-PSO kullanılan modellerden daha yüksek performans sağladığı tespit edilmiştir.

Mimarilere ve optimizasyon yöntemlerine dair performansların daha detaylı incelenmesi için derinlemesine analizler gerçekleştirilmiştir. Bu kapsamda Şekil 4.1 ve

Şekil 4.2 sırasıyla transfer öğrenme modelleri ve optimizasyon yöntemleri için bireysel – derinlemesine analizleri sunmaktadır. Burada derinlemesine analizler; bir yöntemin/mimarinin dört denemesi dikkate alınarak, üç metrik (en yüksek doğruluk oranı, ortalama doğruluk oranı, ortalama işlem süresi) üzerinden elde edilmiştir.



Şekil 4.1. Çok sınıflı kategorizasyonda transfer öğrenme mimarilerinin derinlemesine analizi



Şekil 4.2. Çok sınıflı kategorizasyonda optimizasyon yöntemlerinin derinlemesine analizi

Şekil 4.1 ve Şekil 4.2’de derinlemesine analiz için kullanılan ve referans alınan başarı metriği ortalama doğruluktur. Bu metriğe dair sonuçlar genel doğruluk metriği ile karıştırılmamalıdır. Çizelge 4.2 kapsamında genel doğruluk ‘GD’ kısaltması ile simgelenmekte, ortalama doğruluk değeri ise ‘Doğruluk’ başlığı altında sunulmaktadır.

Şekil 4.1’de görüldüğü gibi; transfer öğrenme temelli değerlendirmelere göre en yüksek doğruluk sırasıyla MobileNetV2 (%93,29) ve ResNet50 (%93,15) mimarileri tarafından kaydedilmiştir. Ortalama doğruluk temelli değerlendirmede ise ResNet50 ve MobileNetV2 sırasıyla %92,84 ve %92,60 başarı oranları elde etmiştir. Hem en yüksek doğruluk hem de ortalama doğruluk temelli değerlendirmelerde, ResNet18 ve ShuffleNet modelleri sırasıyla üçüncü ve dördüncü en iyi performanslara sahiptir. Modellerin ortalama işlem süreleri incelendiğinde, ResNet18 ve ResNet50 mimarilerinin sırasıyla birinci (5,542 saat) ve ikinci (14,741 saat) minimum hesaplama sürelerine sahip en hızlı modeller oldukları ortaya çıkmaktadır. Diğer taraftan ShuffleNet ve MobileNetV2 modelleri, hesaplama süresine dayalı değerlendirmede sırasıyla üçüncü (21,753 saat) ve dördüncü (37,268 saat) sırada yer almaktadır. Özetle; çok sınıflı kategorizasyonda ResNet50 mimarisinin en yüksek ikinci sonucu elde eden, en yüksek ortalama doğruluk oranına ulaşan ve ikinci en iyi işlem süresine sahip en dikkat çekici mimari olduğu görülmektedir. MobileNetV2 modeli, en yüksek doğruluk ve ikinci en iyi ortalama doğruluk başarılarını ResNet50’den daha fazla işlem zamanı ile sağlayan ikinci en iyi model olmaktadır. Üçüncü en iyi performans ise en az işlem süresinde çalışan ve üçüncü en iyi doğruluk ile üçüncü ortalama doğruluk oranlarına sahip ResNet18 modeline aittir.

Şekil 4.2’de görüldüğü gibi; optimizasyon yöntemi temelli incelemelere göre KYA, MSGO ve ASPSO metotları sırasıyla birinci (%93,29), ikinci (%93,15) ve üçüncü (%93,01) en iyi doğrulukları sağlamaktadır ve bu sonuçlar ortalama doğruluk temelli sonuçlarla uyumludur. KDA-PSO, ASPSO ve MSGO metotları, ortalama işlem süresi temelli sırasıyla birinci (11,916 saat), ikinci (12,728 saat) ve üçüncü (16,843 saat) sıralarda yer almaktadır. Ayrıca KYA tekniği, sonuç vermek için en yüksek hesaplama süresini (37,818 saat) gerektirmektedir. Özetle; çok sınıflı kategorizasyon için MSGO ve KYA en etkin optimizasyon yöntemleri olarak dikkat çekmektedir. Burada MSGO metodu, doğruluk ve ortalama doğruluk temelli değerlendirmelerde ikinci en iyi sonuçları elde ederek ve üçüncü en iyi hesaplama süresinde sonuçlar üreterek ön plana çıkmaktadır. KYA tekniği ise en yüksek doğruluk ve en iyi ortalama doğruluk değerlerini elde etmekte, ancak hesaplama süresi temelli diğer yaklaşımlara kıyasla hantal kalmaktadır. Bu algoritmaların ardından ASPSO tekniği, doğruluk ve ortalama doğruluk temelli değerlendirmelere göre üçüncü sırada yer almakta ve ikinci en iyi hesaplama süresine sahip olmaktadır. KDA-PSO tekniği en iyi hesaplama süresine ulaşsa bile, doğruluk temelli performansları diğer yöntemlere göre daha düşüktür.

Deneylerle ilgili olarak; ResNet50 ve MobileNetV2 mimarilerinin, çok sınıflı kategorizasyon gerçekleştirmede en kararlı modeller oldukları gözlemlenmektedir. MSGO tekniğinin, KYA'dan daha düşük karmaşıklığa sahip olmasına rağmen, çok sınıflı kategorizasyon için genel deneylerde ve derinlemesine analizlerde (başarı – işlem süresi) daha dikkate çekici performans sunduğu görülmektedir.

4.2. İkili Sınıflandırma Temelli Deneyler

Çizelge 4.3, en yüksek değerlerin elde edilmesi için optimizasyon yöntemleri ile bulunan optimum hiperparametreleri göstermektedir. Çizelge 4.4, ikili sınıflama probleminde onaltı optimize mimarinin en iyi performanslarını altı metrik üzerinden sunmaktadır. Çizelge 4.3 ve Çizelge 4.4'de, KYA ile optimize edilen ResNet18 ve ShuffleNet modellerinin optimum parametreleri ve sonuçları, KYA metodu temelli bellek hatası ile ilgili olarak sunulmaktadır. Çünkü bu optimizasyon tekniği, Çizelge 3.2'de belirtildiği gibi çok fazla uygunluk değerlendirmesi gerektirebilmektedir. Bununla ilgili olarak, KYA'nın hesaplama karmaşıklığının bu gibi durumlarda tüm mimariyi hantal hale getirebildiği de görülmektedir.

Çizelge 4.3. İkili kategorizasyonda en yüksek sonuçlar için parametre ayarlamaları

Mimari	Metot	Yığın Boyutu	En İyileyici	Öğrenme Oranı	GKS	MTS	GDS
ResNet18	MSGO	12	adam	0,0001	1	5	136
	ASPSO	16	sgdm	0,005	4	14	520
	KYA	<i>Bellek hatası</i>					
	KDA-PSO	20	sgdm	0,01	1	15	124
MobileNetV2	MSGO	32	adam	0,0018	1	9	547
	ASPSO	28	sgdm	0,0056	4	13	914
	KYA	20	sgdm	0,0079	4	15	608
	KDA-PSO	28	sgdm	0,0059	3	12	776
ShuffleNet	MSGO	12	adam	0,0019	4	11	615
	ASPSO	28	rmsprop	0,0036	1	8	451
	KYA	<i>Bellek hatası</i>					
	KDA-PSO	28	adam	0,0055	3	10	913
ResNet50	MSGO	20	sgdm	0,0031	1	14	258
	ASPSO	32	sgdm	0,0029	2	12	826
	KYA	16	sgdm	0,0067	2	7	759
	KDA-PSO	24	sgdm	0,0039	1	12	404

(GKS: Gizli katman sayısı, MTS: Maksimum tur sayısı, GDS: Gizli düğüm sayısı)

Çizelge 4.3'te görüldüğü gibi, gerekli yığın boyutu, kullanılan optimizasyon yönteminden bağımsız olarak her transfer öğrenme temelli değerlendirme için değişmektedir. En iyileyici türü temelinde; *sgdm* diğerlerinden daha sık kullanılmakta, ResNet50 temelli bütün mimariler ikili sınıflamada *sgdm*'yi içermektedir. Öğrenme oranı da her optimize model için değişkenlik göstermektedir. Ayrıca, gizli katman sayısı ve maksimum tur sayısı için açık bir çıkarım yoktur ve bu hiperparametreler için bir genelleme mevcut değildir. Diğer taraftan gizli düğüm sayıları, çok sınıflı kategorizasyon temelli deneylerde kaydedilen değerlere kıyasla ikili sınıflama üzerine daha yüksek değerler almaktadır.

Çizelge 4.4. İkili kategorizasyonda optimize edilmiş on altı mimarinin performans karşılaştırması

Mimari	Metot	Doğruluk	Duyarlılık	Özgüllük	G-ortalama	Kesinlik	F-ölçütü	TİS
ResNet18	MSGO	98,2857	99,2857	94,2857	96,7534	98,5816	98,9324	02:34:05
	ASPSO	98,8571	98,5714	100	99,283	100	99,2806	02:00:27
	KYA	Bellek Hatası						
	KDA-PSO	99,4286	100	97,1429	98,5611	99,2908	99,6441	01:32:10
MobileNetV2	MSGO	99,4286	100	97,1429	98,5611	99,2908	99,6441	16:37:29
	ASPSO	97,7143	99,2857	91,4286	95,2762	97,8873	98,5816	14:46:11
	KYA	98,8571	100	94,2857	97,1008	98,5915	99,2908	42:44:12
	KDA-PSO	98,8571	98,5714	100	99,283	100	99,2806	12:29:34
ShuffleNet	MSGO	98,2857	99,2857	94,2857	96,753	98,5816	98,9324	15:15:33
	ASPSO	97,7143	98,5714	94,2857	96,4048	98,5714	98,5714	07:43:38
	KYA	Bellek Hatası						
	KDA-PSO	96,5714	98,5714	88,5714	93,4377	97,1831	97,8723	07:22:30
ResNet50	MSGO	98,2857	97,8571	100	98,923	100	98,9170	08:34:16
	ASPSO	97,7143	99,2857	91,4286	95,2762	97,8873	98,5816	05:31:52
	KYA	98,2857	99,2857	94,2857	96,7534	98,5816	98,9324	16:57:13
	KDA-PSO	97,1429	97,8571	94,2857	96,0548	98,5612	98,2079	04:27:09

(TİS: Toplam işlem süresi)

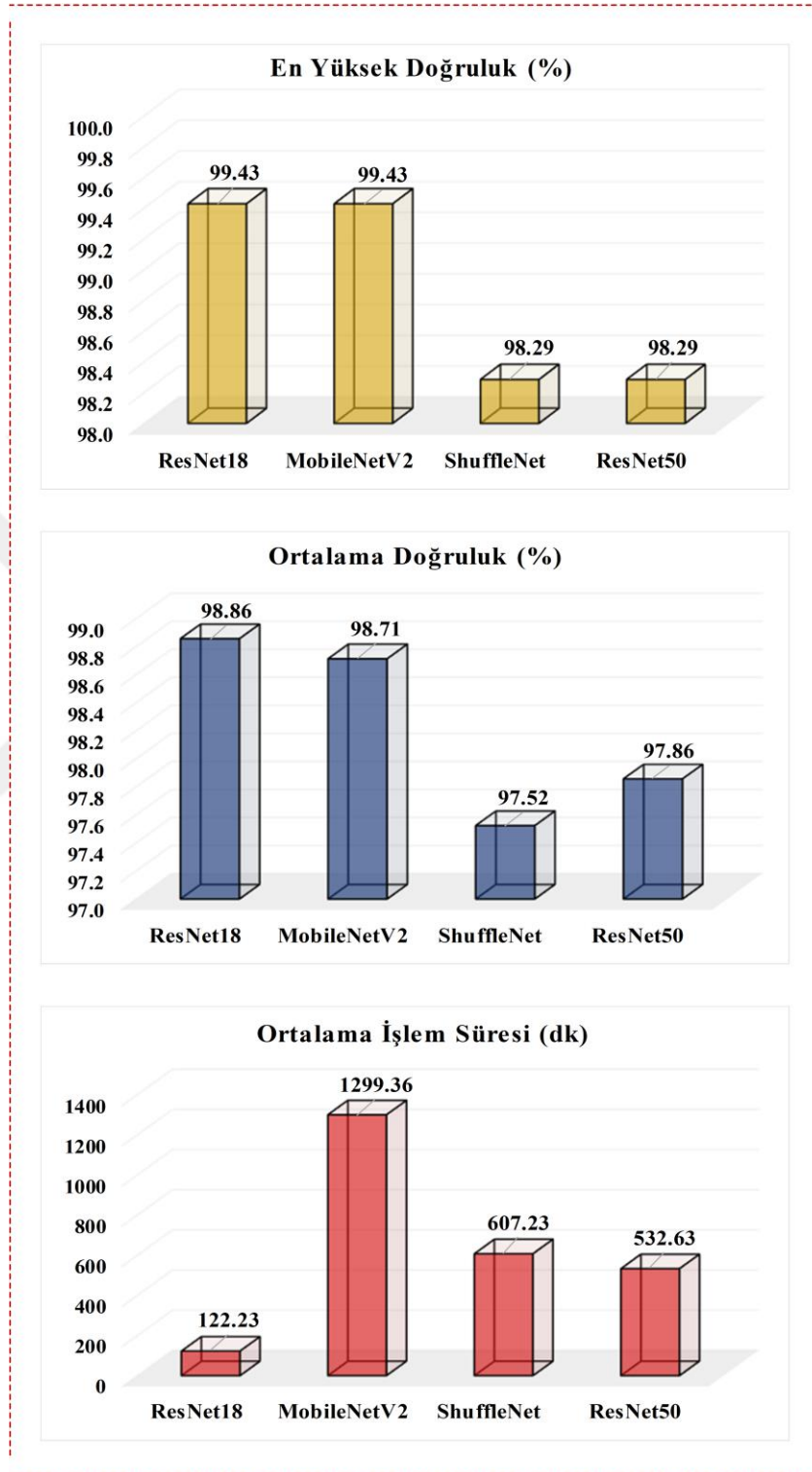
Çizelge 4.4'te görüldüğü gibi; ResNet18-KDA-PSO mimarisi, ResNet18 temelli denemeler içinde en yüksek doğruluk (%99,43) dâhil olmak üzere üç metrikte en yüksek değerleri sağlamaktadır. ResNet18-ASPSO modeli diğer üç metrik için en iyi sonuçları elde etse bile, doğruluğu ResNet18-KDA-PSO ile kaydedilen doğruluk değeri altındadır. MobileNetV2-MSGO'nun en iyi duyarlılık ve f-ölçütü değerlerinin yanı sıra en yüksek doğruluğu (%99,43) sağladığı gözlemlenmiştir. Bu mimari sonrasında MobileNetV2-KDA-PSO, ikinci en iyi doğruluk oranına ek olarak üç ölçütte (özgüllük, g-ortalama, kesinlik) en yüksek performansı elde etmiştir. ShuffleNet temelli

değerlendirmelerde, MSGO'yu içeren mimari ile tüm metrikler için en iyi sonuçlar kaydedilmiştir. ResNet50 temelli mimarilerin incelemesinde, ResNet50-MSGO ve ResNet50-KYA'nın en yüksek doğruluk oranını (%98,29) sağladığı görülmektedir. Bununla birlikte, ResNet50-MSGO mimarisi dört ölçütte (doğruluk, özgüllük, g-ortalama, kesinlik) diğer ResNet50 temelli modellerden daha yüksek performans sergilerken, ResNet50-KYA üç ölçütte (doğruluk, duyarlılık, f-ölçütü) güvenilir sonuçlar elde etmektedir. Diğer bir deyişle, ResNet50'nin verimli kullanımını göz önünde bulundurulursa, KYA tekniği yerine MSGO metodunun kullanımı daha uygun olmaktadır. Doğruluk temelli incelemeye göre, ResNet18-KDA ve MobileNetV2-MSGO mimarilerinin en yüksek skoru (%99,43) elde ettiği görülmektedir. Ayrıca, bu optimize mimariler ile tüm metriklerde aynı başarı skorları gözlenmektedir.

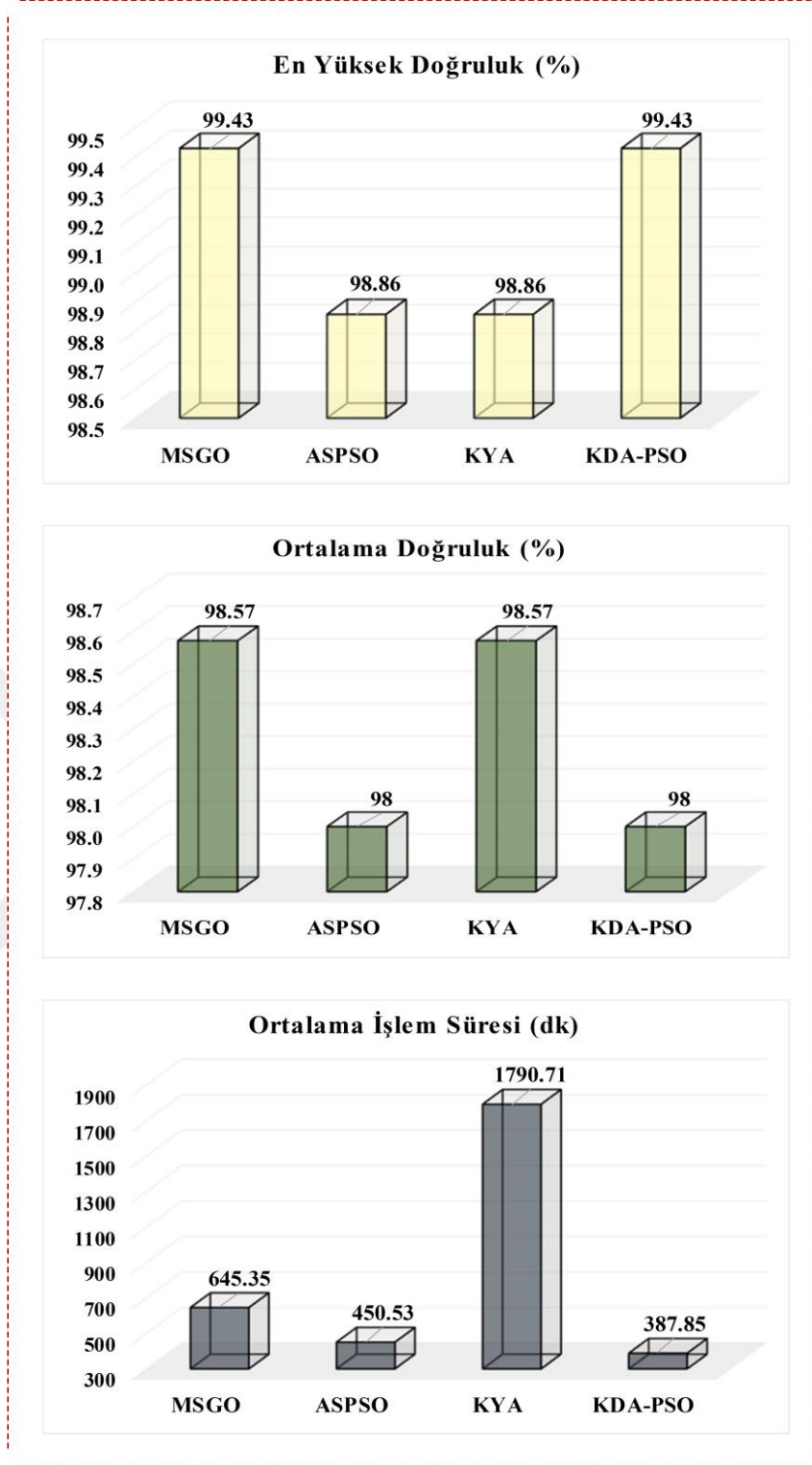
Mimarilere ve optimizasyon metotlarına dair performansların daha kapsamlı incelenmesi amacıyla, Şekil 4.3 ve Şekil 4.4 sırasıyla transfer öğrenme modelleri ve optimizasyon metotları için bireysel – derinlemesine analizleri göstermektedir. Çizelge 4.4'de de görüldüğü üzere, KYA tekniği temelli 2 opsiyon için hafıza hatası meydana gelmektedir. Bu nedenle, KYA metodu için 2 deney ve bu tekniğin hafıza hatasına sebep olduğu ResNet18 ile ShuffleNet modelleri için 3 deney üzerinden metrik sonuçları sunulmaktadır. Diğer mimariler / metotlar için derinlemesine analizler, bir metoda / mimariye dair dört deneme üzerinden değerlendirilmektedir. Bütün analizler; en yüksek doğruluk oranı, ortalama doğruluk oranı ve ortalama işlem süresi ölçütleri kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

Şekil 4.3'te görüldüğü gibi; transfer öğrenme temelli incelemelerde ResNet18 ve MobileNetV2 mimarileri en yüksek doğruluğu (%99,43) elde etmekte, ShuffleNet ve ResNet50 modelleri ise ikinci en iyi değeri (%98,29) sağlamaktadır. Ortalama doğruluk temelli değerlendirmelere göre ResNet18 ve MobileNetV2 sırasıyla %98,86 ve %98,71 doğruluk kaydederken; ResNet50 başarı oranı açısından üçüncü sırada yer almaktadır. En yüksek ve ortalama doğruluk temelli gözlemler dikkate alındığında, ResNet18 modelinin her zaman en yüksek başarıları sağladığı ve MobileNetV2 mimarisinin en yüksek doğruluk ile ikinci en iyi ortalama doğruluk skorlarına ulaşan ikinci en iyi mimari olduğu ortaya çıkmaktadır. Ortalama işlem süresine dayalı değerlendirmelere göre ResNet18 en hızlı hesaplama süresine (2,037 saat) sahip mimari iken, MobileNetV2 ortalama 21,656 saat işlem süresi ile en hantal model olmaktadır. ResNet50 ve ShuffleNet mimarileri ise çok sınıflı kategorizasyon deneylerine benzer

şekilde sırasıyla ikinci (8,877 saat) ve üçüncü en iyi (10,121 saat) işlem sürelerine sahiptir.



Şekil 4.3. İkili kategorizasyonda transfer öğrenme mimarilerinin derinlemesine analizi



Şekil 4.4. İkili kategorizasyonda optimizasyon yöntemlerinin derinlemesine analizi

Şekil 4.3 incelemesinden özetle; ResNet18 mimarisi, en az ortalama çalışma süresi ile en yüksek doğruluk ve en iyi ortalama doğruluk değerlerini kaydederek, ikili sınıflamada üzerine en iyi mimari olduğunu ispatlamaktadır. En iyi doğruluk ve ikinci en yüksek ortalama doğruluk değerlerini elde eden, ancak yüksek çalışma süresine sahip

MobileNetV2 mimarisi ikinci en iyi modeldir. Üçüncü en iyi yapı ise ikinci en iyi zamanlama ile üçüncü en yüksek ve ortalama doğruluk değerlerini sağlayan ResNet50 mimarisidir.

Şekil 4.4'te görüldüğü gibi; optimizasyon yöntemi temelli değerlendirmelere göre MSGO ve KDA-PSO metotları en yüksek doğruluk oranını (%99,43) kaydederken, ASPSO ve KYA teknikleri ikinci en iyi oranı (%98,86) sağlamaktadır. Ortalama doğruluğa dayalı tespitlerde ise MSGO ve KYA %98,57 doğrulukla başarılı olurken, diğer yöntemlerin doğruluğu %98 olmaktadır. KDA-PSO, ASPSO, MSGO ve KYA metotları; çok sınıflı kategorizasyon deneyleri ile benzer bir performans değişimi çizerek, ortalama işlem süresi temelli 6,464 saat, 7,509 saat, 10,756 saat ve 28,845 saat sürede sonuç vermektedir. Burada KYA tekniği, diğerlerine göre daha fazla işlem süresine ihtiyaç duyan en yavaş algoritmadır. Özetle; MSGO metodu, birinci en yüksek doğruluk ve ortalama doğruluk değerleri ile üçüncü ortalama işlem süresini sağlayan en dikkat çekici optimizasyon yöntemidir. KDA-PSO tekniği; en iyi doğruluk, ikinci ortalama doğruluk ve en düşük hesaplama süresini sağlayarak ikinci sırada yer almaktadır. KYA metodu, en iyi ortalama doğruluğu, ikinci en yüksek doğruluğu ve en kötü ortalama işlem süresini elde ederek üçüncü en iyi algoritma olmaktadır. ASPSO tekniği ise ikinci en iyi işlem süresine sahiptir, ancak doğruluk tabanlı değerlendirmeleri KYA algoritması kadar etkili değildir.

Deneylerle ilgili olarak, ResNet18 ve MobileNetV2 mimarileri, verimli bir ikili sınıflamayı yerine getirmede en dikkat çekici modeller olarak ortaya çıkmaktadır. Optimizasyon yöntemi temelli incelemelerde MSGO ve KDA-PSO metotları, genel karşılaştırmalar ve derinlemesine analizler üzerine diğer algoritmalarından daha yüksek performans sağlamaktadır. MSGO metodu; ASPSO ve KYA yöntemlerinden daha düşük hesaplama karmaşıklığı içerse de çok sınıflı kategorizasyon denemelerinde olduğu gibi ikili sınıflama üzerine de etkin olduğunu ispatlamaktadır.

4.3. Detaylı Analiz ve Tartışma

Bütün deneyler; 4.60 GHz CPU, 16 GB RAM ve GeForce RTX 3060 grafik kartına sahip bir kişisel bilgisayarda MATLAB 2021b yazılımı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Ayrıca çok sınıflı kategorizasyon temelli ve ikili sınıflama temelli tüm deneyler, mimarileri etkili bir şekilde karşılaştırmak için %80-%20 eğitim-test ayrımı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Çünkü eğitim verileri, güvenilir performans

kaydeden birçok derin öğrenme temelli modelde olduğu gibi önemli bir hiperparametre olarak kabul edilmiştir.

Yapılan deneyler, elde edilen sonuçlar ve derinlemesine analizlere göre;

- Çok sınıflı kategorizasyon için transfer öğrenme modelleri / optimizasyon yöntemleri bireysel incelendiğinde;
 - ResNet50 genel olarak diğer tercihlerden daha iyi performans sergilerken, MobileNetV2 ikinci en iyi model konumundadır.
 - KYA ve MSGO metotları, en yüksek ve ortalama doğruluğa dayalı değerlendirmelere göre diğer tekniklere üstünlük sağlamaktadır.
 - KYA algoritması başarı oranlarına göre MSGO metodundan bir adım öndedir, ancak KYA'nın hesaplama maliyeti (işlem zamanı) genel algoritma değerlendirmesine negatif etki etmektedir.
- Çok sınıflı kategorizasyon için optimize mimariler incelendiğinde;
 - MobileNetV2-KYA ve ResNet50-MSGO mimarileri sırasıyla %93,29 ve %93,15 ortalama doğruluk elde etmektedir. Burada başarı skorlarının birbirine çok yakın olduğu görülmektedir.
 - Elde edilen bu skorlar, bireysel metot / model incelemeleri ile uyumludur ve derinlemesine analizleri destekler niteliktedir.
- İkili sınıflama için transfer öğrenme modelleri / optimizasyon yöntemleri bireysel incelendiğinde;
 - ResNet18 mimarisinin en iyi model olduğu gözlemlenmektedir.
 - MobileNetV2 ise özellikle çalışma süresi temelli değerlendirmelere göre ikinci en iyi mimaridir.
 - MSGO, en iyi doğruluk ve ortalama doğruluk temelli değerlendirmelere göre en iyi performansı sergileyen yöntemdir.
 - KDA-PSO metodu, diğer metotlara kıyasla daha kısa sürede sonuç vererek MSGO algoritması sonrasında ikinci sırada yer alır.
- İkili kategorizasyon için optimize mimariler incelendiğinde;
 - ResNet18-KDA-PSO ve MobileNetV2-MSGO mimarileri ile en yüksek doğruluk (%99,43) kaydedilmektedir.
 - Bu skor, transfer öğrenme modellerinin / optimizasyon yöntemlerinin ikili sınıflama üzerine sağladıkları bireysel performanslarla ve elde edilen çıkarımlarla uyumludur.

- MobileNetV2 ve MSGO, diğer modellerle / yöntemlerle karşılaştırıldığında elde edilen performanslara göre, hem ikili hem de çok sınıflı sınıflama görevleri için her zaman etkindir. Buna ek olarak ResNet tabanlı modeller de yüksek performans sergilemektedir, ancak bu modellerden uygun olanı gerçekleştirilen kategorizasyon türüne göre değişmektedir.
- ASPSO metodu, bir literatür çalışmasında MSGO ve KYA algoritmaları ile karşılaştırmış ve ornoter tasarımı (sürekli optimizasyon) konusunda kendini kanıtlamıştır (Öcal ve Koyuncu, 2022). Ancak tez çalışması neticesinde, ASPSO'nun ayrık ve sürekli bir optimizasyon problemi üzerine etkin olmadığı gözlemlenmiştir.
- ShuffleNet mimarisi, bir literatür çalışmasında termal görüntü sınıflama üzerine kendini ispat etmiştir (Sakallı ve Koyuncu, 2023). Ancak tez çalışması neticesinde, ShuffleNet'in X-ray görüntü sınıflaması üzerine etkin olmadığı tespit edilmiştir.
- Transfer öğrenme mimarileri X-ray görüntü sınıflaması üzerine detaylı incelenirse;
 - MobileNetV2 ve ResNet tabanlı iki modelin, hem ikili hem de çoklu kategorizasyonu başarıyla yerine getirdiği görülür.
 - Bu noktada, söz konusu mimarilere dair tek bir ortak nokta mevcuttur. Kilit rol oynayan bu ortak nokta, artık blokların mimari içerisinde işletilmesidir. Bu mimarilerde kullanılan artık bloklar, mimari içerisinde daha etkili özellik haritalarının eldesini sağlamaktadır. Bu sayede mimarinin, girişe sunulan veriyi daha iyi öğrenmesine olanak tanınır.

5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

5.1. Sonuçlar

Tez çalışmasında; literatürde Doğrusal Olmayan Polinomal (NP-Hard Problem) problem olarak bilinen ve birleşik bir ayrık–sürekli optimizasyon problemi ifade eden *transfer öğrenme mimarilerinde hiperparametre ayarlaması* ele alınmaktadır. Bu amaçla, derin öğrenme modellerinde en kullanışlı ve etkili hiperparametrelerin tespiti için kapsamlı bir araştırma yapılmıştır. Ayrıca etkin optimizasyon yöntemlerini ortaya çıkarmak, yetenekli transfer öğrenme modellerini tanımlamak, etkin optimize mimarileri tasarlamak ve hem ikili hem de çok sınıflı kategorizasyonlarda yüksek doğruluklarla OA derecelendirmesi sağlamak için on altı optimize mimari geliştirilmiş ve kapsamlı bir şekilde incelenmiştir.

Elde edilen sonuçlara göre; MSGO metodunun, genellikle daha yüksek başarı ve daha az işlem süresi ile diğer yöntemlerden daha kararlı ve başarılı olduğu gözlemlenmiştir. Bu nedenle MSGO metodu, dikkate değer bir performans sergileyerek ayrık–sürekli optimizasyon problemi üzerine etkin olduğu ispat etmiştir. KYA algoritması ise MSGO metodundan sonra güvenilir değerler elde eden, ancak uzun bir işlem süresi gerektiren yöntem olmaktadır. Ayrıca, artık bloklar içeren transfer öğrenme modelleri (ResNet18, ResNet50, MobileNetV2) sınıflama üzerine üstünlüklerini kanıtlamaktadır.

Çizelge 4.4 ve Çizelge 4.5, diz OA veri setleri için sırasıyla ikili sınıflandırmaya ve çoklu kategorizasyona ilişkin literatür karşılaştırmalarını sunmaktadır.

Çizelge 4.4. İkili sınıflandırma için literatür karşılaştırması

Çalışma	Görüntüleme Yöntemi	Dereceleme	Önerilen Yöntem	Doğruluk (%)
Guida ve diğ. (2021)	X-ray ve MRI tabanlı	(0, I) - (II, III, IV)	Alt bölge seçimi + Kesit kaldırma + InceptionResNetV2	83
Ribas ve diğ. (2022)	X-ray tabanlı	0 - II	Kompleks ağlar	81,69
Mohammed ve diğ. (2023)	X-ray tabanlı	(0, I) - (II, III, IV)	Segmentasyon + Görüntü eşitleme + ResNet101	83
Tez çalışması	X-ray tabanlı	0 - (I, II, III, IV)	MobileNetV2-MSGO ResNet18-KDA-PSO	99,43

Çizelge 4.5. Çoklu kategorizasyon için literatür karşılaştırması

Çalışma	Görüntüleme Yöntemi	Önerilen Yöntem	Genel Doğruluk (%)	Ortalama Doğruluk (%)
Guida ve diğ. (2021)	X-ray ve MRI tabanlı	Alt bölge seçimi + Kesit kaldırma + InceptionResNetV2	---	54
Wang ve diğ. (2022)	X-ray tabanlı	Yüksek geçiren filtre + Normalizasyon + Görüntü boyutlandırma + JC-RegNet	---	81,41
Saini ve diğ. (2023)	X-ray tabanlı	Gürültü giderme + Görüntü normalizasyonu + Kontrast iyileştirme + VGG16 ve BCET	---	89,77 72,77
Mohammed ve diğ. (2023)	X-ray tabanlı	Segmentasyon + Görüntü eşitleme + ResNet101	69	---
Farajzadeh ve diğ. (2023)	X-ray tabanlı	Gürültü giderme + Parlaklık kontrast ayarı + Netleştirme + IJES-OA Net	79,61	91,83
	X-ray tabanlı		80,23	92,09
Ruikar ve diğ. (2023)	X-ray tabanlı	Manuel özellik eldesi + OACnet	---	92,7
Chaugule ve diğ. (2023)	X-ray tabanlı	Yeniden boyutlandırma + Kesit + Gri tonlama + DenseNet	---	91,75
Tez çalışması	X-ray tabanlı	ResNet50-MSGO	82,88	93,15
		MobileNetV2-KYA	83,22	93,29

Çizelge 4.4 ve Çizelge 4.5’te görüldüğü gibi; tez çalışması, literatürdeki etkin çalışmalara kıyasla her iki uygulama üzerine dikkate değer sonuçlar sunmaktadır. Ayrıca optimize mimariler, literatürde tasarlanan ayrıntılı–göreve özgü çerçevelere kıyasla, daha yüksek sınıflama performansı ile diz OA derecelendirmesi sağlamaktadır.

5.2. Öneriler

Elde edilen sonuçlar, gerçekleştirilen analizler ve sunulan çıkarımlar doğrultusunda gelecek literatür çalışmaları için aşağıdaki öneriler sunulmaktadır. Bu öneriler, kapsamlı incelemeye ve gelişime açık başlıkları ifade etmektedir.

- MobileNetV2 ve ResNet tabanlı modellerin, X-ray görüntülerinde hem ikili hem de çoklu kategorizasyon görevleri için kullanımı tavsiye edilir. Buna ek olarak; artık blokları çalıştıran farklı transfer öğrenme modelleri, belirli bir sistem tasarımı içinde probleme uyumlu olanı ortaya çıkarmak için karşılaştırılabilir.

- MSGO kullanımı, derin öğrenme temelli modellerin hiperparametre ayarlamasında ve ayrık-sürekli optimizasyon problemi teşkil eden diğer problemlerde dikkate değer sonuçlar sergileyebilir.
- MSGO metodunun, yeni bir ayrık-sürekli optimizasyon görevi için KDA-PSO tekniği ve özellikle KYA yöntemiyle karşılaştırılması önerilir. Böylece konu üzerine, hem yüksek performans eldesi hem de etkin algoritmalarla kapsamlı bir çalışma gerçekleştirilebilir.



KAYNAKLAR

- Almazroi, A. A., and Ayub, N., 2021. A Novel Method CNN-LSTM Ensembler Based on Black Widow and Blue Monkey Optimizer for Electricity Theft Detection, *IEEE Access*, 9, 141154-141166.
- Anonymous, 2020, Mendeley, Digital Knee X-ray Images, Web Adresi: <https://data.mendeley.com/datasets/t9ndx37v5h/1>, [Ziyaret Tarihi: 10 Mart 2023].
- Asif, S., Wenhui, Y., Amjad, K., Jin, H., Tao, Y., and Jinhai, S., 2023, Detection of COVID-19 from chest X-ray images: Boosting the performance with convolutional neural network and transfer learning, *Expert Systems*, 40(1), e13099.
- Ayub, N., Irfan, M., Awais, M., Ali, U., Ali, T., Hamdi, M., ... and Muhammad, F., 2020, Big data analytics for short and medium-term electricity load forecasting using an AI techniques ensembler, *Energies*, 13(19), 5193.
- Bacanin, N., Bezdan, T., Tuba, E., Strumberger, I., and Tuba, M., 2020, Optimizing convolutional neural network hyperparameters by enhanced swarm intelligence metaheuristics, *Algorithms*, 13(3), 67.
- Bacanin, N., Bezdan, T., Venkatachalam, K., and Al-Turjman, F., 2021, Optimized convolutional neural network by firefly algorithm for magnetic resonance image classification of glioma brain tumor grade, *Journal of Real-Time Image Processing*, 18(4), 1085-1098.
- Bandyopadhyay, R., Basu, A., Cuevas, E., and Sarkar, R., 2021, Harris Hawks optimisation with Simulated Annealing as a deep feature selection method for screening of COVID-19 CT-scans, *Applied Soft Computing*, 111, 107698.
- Basha, S. S., Dubey, S. R., Pulabaigari, V., and Mukherjee, S., 2020, Impact of fully connected layers on performance of convolutional neural networks for image classification, *Neurocomputing*, 378, 112-119.
- Bera, S., and Shrivastava, V. K., 2020, Effect of pooling strategy on convolutional neural network for classification of hyperspectral remote sensing images, *IET Image Processing*, 14(3), 480-486.
- Chatterjee, S., Biswas, S., Majee, A., Sen, S., Oliva, D., and Sarkar, R., 2022, Breast cancer detection from thermal images using a Grunwald-Letnikov-aided Dragonfly algorithm-based deep feature selection method, *Computers in Biology and Medicine*, 141, 105027.
- Chaugule, S. V., and Malemath, V. S., 2022, Knee Osteoarthritis Grading Using DenseNet and Radiographic Images, *SN Computer Science*, 4(1), 63.
- Chen, B. P., Chen, Y., Zeng, G. Q., and She, Q., 2022, Fractional-order convolutional neural networks with population extremal optimization, *Neurocomputing*, 477, 36-45.

- Chen, K., Zhou, F., and Liu, A., 2018, Chaotic dynamic weight particle swarm optimization for numerical function optimization, *Knowledge-Based Systems*, 139, 23-40.
- da Silva, G. L. F., Valente, T. L. A., Silva, A. C., de Paiva, A. C., and Gattass, M., 2018, Convolutional neural network-based PSO for lung nodule false positive reduction on CT images, *Computer methods and programs in biomedicine*, 162, 109-118.
- Dara, S., and Tumma, P., 2018, Feature extraction by using deep learning: A survey, In *2018 Second international conference on electronics, communication and aerospace technology (ICECA)* (pp. 1795-1801), IEEE.
- Dogo, E. M., Afolabi, O. J., Nwulu, N. I., Twala, B., and Aigbavboa, C. O., 2018, A comparative analysis of gradient descent-based optimization algorithms on convolutional neural networks, In *2018 international conference on computational techniques, electronics and mechanical systems (CTEMS)* (pp. 92-99), IEEE.
- Elmasry, W., Akbulut, A., and Zaim, A. H., 2020, Evolving deep learning architectures for network intrusion detection using a double PSO metaheuristic, *Computer Networks*, 168, 107042.
- Farajzadeh, N., Sadeghzadeh, N., and Hashemzadeh, M., 2023, IJES-OA Net: A residual neural network to classify knee osteoarthritis from radiographic images based on the edges of the intra-joint spaces, *Medical Engineering & Physics*, 113, 103957.
- Fregoso, J., Gonzalez, C. I., and Martinez, G. E., 2021, Optimization of convolutional neural networks architectures using pso for sign language recognition, *Axioms*, 10(3), 139.
- Gadekallu, T. R., Alazab, M., Kaluri, R., Maddikunta, P. K. R., Bhattacharya, S., and Lakshmana, K., 2021, Hand gesture classification using a novel CNN-crow search algorithm, *Complex & Intelligent Systems*, 7(4), 1855-1868.
- Gao, F., Li, B., Chen, L., Shang, Z., Wei, X., and He, C., 2021, A softmax classifier for high-precision classification of ultrasonic similar signals, *Ultrasonics*, 112, 106344.
- Glory, H. A., Vigneswaran, C., Jagtap, S. S., Shruthi, R., Hariharan, G., and Sriram, V. S., 2021, AHW-BGOA-DNN: A novel deep learning model for epileptic seizure detection, *Neural Computing and Applications*, 33(11), 6065-6093.
- Gonçalves, C. B., Souza, J. R., and Fernandes, H., 2022, CNN architecture optimization using bio-inspired algorithms for breast cancer detection in infrared images, *Computers in Biology and Medicine*, 142, 105205.

- Goel, T., Murugan, R., Mirjalili, S., and Chakrabartty, D. K., 2021, OptCoNet: an optimized convolutional neural network for an automatic diagnosis of COVID-19, *Applied Intelligence*, 51(3), 1351-1366.
- Goel, T., Murugan, R., Mirjalili, S., and Chakrabartty, D. K., 2022, Multi-COVID-Net: Multi-objective optimized network for COVID-19 diagnosis from chest X-ray images, *Applied Soft Computing*, 115, 108250.
- Gornale, S., and Patravali, P., 2020, Digital knee x-ray images, *Mendeley Data*, 1.
- Guida, C., Zhang, M., and Shan, J., 2021, Knee osteoarthritis classification using 3D CNN and MRI, *Applied Sciences*, 11(11), 5196.
- Guo, B., Hu, J., Wu, W., Peng, Q., and Wu, F., 2019, The Tabu_Genetic algorithm: A novel method for hyper-parameter optimization of learning algorithms, *Electronics*, 8(5), 579.
- Hajmohamad, A., and Koyuncu, H., 2023, 3t2FTS: A novel feature transform strategy to classify 3D MRI voxels and its application on HGG/LGG classification, *Machine Learning and Knowledge Extraction*, 5(2), 359-383.
- He, K., Zhang, X., Ren, S., and Sun, J., 2016, Deep residual learning for image recognition, In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 770-778).
- Hilal, A. M., Al-Wesabi, F. N., Althobaiti, M. M., Al Duhayyim, M., Hamza, M. A., Kadry, S., and Rizwanullah, M., 2022, An Intelligent deep learning based hyperspectral Signal classification scheme for complex measurement systems, *Measurement*, 188, 110540.
- Ide, H., and Kurita, T., 2017, Improvement of learning for CNN with ReLU activation by sparse regularization, In *2017 international joint conference on neural networks (IJCNN)* (pp. 2684-2691), IEEE.
- Jalali, S. M. J., Ahmadian, M., Ahmadian, S., Khosravi, A., Alazab, M., and Nahavandi, S., 2021, An oppositional-Cauchy based GSK evolutionary algorithm with a novel deep ensemble reinforcement learning strategy for COVID-19 diagnosis, *Applied Soft Computing*, 111, 107675.
- Jamali, A., Mahdianpari, M., Brisco, B., Granger, J., Mohammadimanesh, F., and Salehi, B., 2021, Comparing solo versus ensemble convolutional neural networks for wetland classification using multi-spectral satellite imagery, *Remote Sensing*, 13(11), 2046.
- Kellgren, J. H., and Lawrence, J., 1957, Radiological assessment of osteoarthritis, *Annals of the rheumatic diseases*, 16(4), 494.
- Kilicarslan, S., Celik, M., and Sahin, Ş., 2021, Hybrid models based on genetic algorithm and deep learning algorithms for nutritional Anemia disease classification, *Biomedical Signal Processing and Control*, 63, 102231.

- Kim, S. H., Geem, Z. W., and Han, G. T., 2020, Hyperparameter optimization method based on harmony search algorithm to improve performance of 1D CNN human respiration pattern recognition system, *Sensors*, 20(13), 3697.
- Kim, Y. H., Park, J. B., Chang, M. S., Ryu, J. J., Lim, W. H., & Jung, S. K., 2021, Influence of the depth of the convolutional neural networks on an artificial intelligence model for diagnosis of orthognathic surgery, *Journal of Personalized Medicine*, 11(5), 356.
- Koyuncu, H., and Barstuğan, M., 2023, A New Breakpoint to Classify 3D Voxels in MRI: A Space Transform Strategy with 3t2FTS-v2 and Its Application for ResNet50-Based Categorization of Brain Tumors, *Bioengineering*, 10(6), 629.
- Lacerda, P., Barros, B., Albuquerque, C., and Conci, A., 2021, Hyperparameter optimization for COVID-19 pneumonia diagnosis based on chest CT, *Sensors*, 21(6), 2174.
- Lan, K., Liu, L., Li, T., Chen, Y., Fong, S., Marques, J. A. L., ... and Tang, R., 2020, Multi-view convolutional neural network with leader and long-tail particle swarm optimizer for enhancing heart disease and breast cancer detection, *Neural Computing and Applications*, 32(19), 15469-15488.
- Lee, S., Kang, Q., Madireddy, S., Balaprakash, P., Agrawal, A., Choudhary, A., ... and Liao, W. K., 2019, Improving scalability of parallel CNN training by adjusting mini-batch size at run-time, In *2019 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)* (pp. 830-839), IEEE.
- Lee, S., Kim, J., Kang, H., Kang, D. Y., and Park, J., 2021, Genetic algorithm based deep learning neural network structure and hyperparameter optimization, *Applied Sciences*, 11(2), 744.
- Li, M. W., Xu, D. Y., Geng, J., and Hong, W. C., 2022, A hybrid approach for forecasting ship motion using CNN–GRU–AM and GCWOA, *Applied Soft Computing*, 114, 108084.
- Liu, D., Ding, W., Dong, Z. S., and Pedrycz, W., 2022, Optimizing deep neural networks to predict the effect of social distancing on COVID-19 spread, *Computers & Industrial Engineering*, 166, 107970.
- Liu, J., Shi, Q., Han, R., and Yang, J., 2021, A Hybrid GA–PSO–CNN Model for Ultra-Short-Term Wind Power Forecasting, *Energies*, 14(20), 6500.
- Liu, P., El Basha, M. D., Li, Y., Xiao, Y., Sanelli, P. C., and Fang, R., 2019, Deep evolutionary networks with expedited genetic algorithms for medical image denoising, *Medical image analysis*, 54, 306-315.
- Lokku, G., Reddy, G. H., and Prasad, M. G., 2022, OPFaceNet: OPTimized Face Recognition Network for noise and occlusion affected face images using

- Hyperparameters tuned Convolutional Neural Network, *Applied Soft Computing*, 117, 108365.
- Lopez-Rincon, A., Tonda, A., Elati, M., Schwander, O., Piwowarski, B., Gallinari, P., 2018, Evolutionary optimization of convolutional neural networks for cancer miRNA biomarkers classification, *Applied Soft Computing*, 65, 91-100.
- Mahum, R., Rehman, S. U., Meraj, T., Rauf, H. T., Irtaza, A., El-Sherbeeney, A. M., and El-Meligy, M. A., 2021, A novel hybrid approach based on deep cnn features to detect knee osteoarthritis, *Sensors*, 21(18), 6189.
- Marin, I., Mladenović, S., Gotovac, S., and Zaharija, G., 2021, Deep-feature-based approach to marine debris classification, *Applied Sciences*, 11(12), 5644.
- Martín, A., Vargas, V. M., Gutiérrez, P. A., Camacho, D., and Hervás-Martínez, C., 2020, Optimising convolutional neural networks using a hybrid statistically-driven coral reef optimisation algorithm, *Applied Soft Computing*, 90, 106144.
- Martinez, A. D., Del Ser, J., Villar-Rodriguez, E., Osaba, E., Poyatos, J., Tabik, S., ... and Herrera, F., 2021, Lights and shadows in Evolutionary Deep Learning: Taxonomy, critical methodological analysis, cases of study, learned lessons, recommendations and challenges, *Information Fusion*, 67, 161-194.
- Mathe, M., Padmaja, M., and Krishna, B. T., 2021, Intelligent approach for artifacts removal from EEG signal using heuristic-based convolutional neural network, *Biomedical Signal Processing and Control*, 70, 102935.
- Mohammed, A. S., Hasanaath, A. A., Latif, G., and Bashar, A., 2023, Knee Osteoarthritis Detection and Severity Classification Using Residual Neural Networks on Preprocessed X-ray Images, *Diagnostics*, 13(8), 1380.
- Naik, A., Satapathy, S. C., and Abraham, A., 2020, Modified Social Group Optimization—a meta-heuristic algorithm to solve short-term hydrothermal scheduling, *Applied Soft Computing*, 95, 106524.
- Öcal, A., and Koyuncu, H., 2022, Optimum design of flapping wing flying robot by modified social group optimization, In *2022 13th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies (ICCCNT)* (pp. 1-5), IEEE.
- Podgorelec, V., Pečnik, Š., and Vrbančič, G., 2020, Classification of similar sports images using convolutional neural network with hyper-parameter optimization, *Applied Sciences*, 10(23), 8494.
- Raihan, M., and Nahid, A. A., 2022, Malaria cell image classification by explainable artificial intelligence, *Health and Technology*, 12(1), 47-58.
- Raji, I. D., Bello-Salau, H., Umoh, I. J., Onumanyi, A. J., Adegboye, M. A., and Salawudeen, A. T., 2022, Simple deterministic selection-based genetic algorithm

- for hyperparameter tuning of machine learning models, *Applied Sciences*, 12(3), 1186.
- Rao, A. S., Nguyen, T., Palaniswami, M., and Ngo, T., 2021, Vision-based automated crack detection using convolutional neural networks for condition assessment of infrastructure, *Structural Health Monitoring*, 20(4), 2124-2142.
- Ribas, L. C., Riad, R., Jennane, R., and Bruno, O. M., 2022, A complex network based approach for knee Osteoarthritis detection: Data from the Osteoarthritis initiative, *Biomedical Signal Processing and Control*, 71, 103133.
- Roder, M., Passos, L. A., de Rosa, G. H., de Albuquerque, V. H. C., and Papa, J. P., 2021, Reinforcing learning in Deep Belief Networks through nature-inspired optimization, *Applied Soft Computing*, 108, 107466.
- Ruikar, D., Kamble, P., Ruikar, A., Houde, K., and Hegadi, R., 2022, DNN-Based Knee OA Severity Prediction System: Pathologically Robust Feature Engineering Approach, *SN Computer Science*, 4(1), 58.
- Saini, D., Khosla, A., Chand, T., Chouhan, D. K., and Prakash, M., 2023, Automated knee osteoarthritis severity classification using three-stage preprocessing method and VGG16 architecture, *International Journal of Imaging Systems and Technology*.
- Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A., and Chen, L. C., 2018, Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks, In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 4510-4520).
- Sakalli, G., and Koyuncu, H., 2023, Identification of asynchronous motor and transformer situations in thermal images by utilizing transfer learning-based deep learning architectures, *Measurement*, 207, 112380.
- Sayed, G. I., Soliman, M. M., and Hassanien, A. E., 2021, A novel melanoma prediction model for imbalanced data using optimized SqueezeNet by bald eagle search optimization, *Computers in Biology and Medicine*, 136, 104712.
- Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., and Salakhutdinov, R., 2014, Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting, *The journal of machine learning research*, 15(1), 1929-1958.
- Talatahari, S., Azizi, M., Tolouei, M., Talatahari, B., and Sareh, P., 2021, Crystal structure algorithm (CryStAl): a metaheuristic optimization method, *IEEE Access*, 9, 71244-71261.
- Tijsskens, A., Janssen, H., and Roels, S., 2019, Optimising convolutional neural networks to predict the hygrothermal performance of building components, *Energies*, 12(20), 3966.

- Tsai, C. W., Hsia, C. H., Yang, S. J., Liu, S. J., and Fang, Z. Y., 2020, Optimizing hyperparameters of deep learning in predicting bus passengers based on simulated annealing, *Applied soft computing*, 88, 106068.
- Wang, C., Li, H., Zhang, K., Hu, S., and Sun, B., 2021, Intelligent fault diagnosis of planetary gearbox based on adaptive normalized CNN under complex variable working conditions and data imbalance, *Measurement*, 180, 109565.
- Wang, D., Zhang, M., Li, Z., Li, J., Fu, M., Cui, Y., and Chen, X., 2017, Modulation format recognition and OSNR estimation using CNN-based deep learning, *IEEE Photonics Technology Letters*, 29(19), 1667-1670.
- Wang, R., Hao, K., Chen, L., Wang, T., and Jiang, C., 2021, A novel hybrid particle swarm optimization using adaptive strategy, *Information Sciences*, 579, 231-250.
- Wang, Y., Yan, J., Sun, Q., Li, J., and Yang, Z., 2019, A MobileNets convolutional neural network for GIS partial discharge pattern recognition in the ubiquitous power internet of things context: optimization, comparison and application, *IEEE Access*, 7, 150226-150236.
- Wang, Y., Li, S., Zhao, B., Zhang, J., Yang, Y., and Li, B., 2022, A ResNet-based approach for accurate radiographic diagnosis of knee osteoarthritis, *CAAI Transactions on Intelligence Technology*, 7(3), 512-521.
- Wu, L., Dong, Z., Li, W., Jing, C., and Qu, B., 2021, Well-Logging Prediction Based on Hybrid Neural Network Model, *Energies*, 14(24), 8583.
- ZahediNasab, R., and Mohseni, H., 2020, Neuroevolutionary based convolutional neural network with adaptive activation functions, *Neurocomputing*, 381, 306-313.
- Zatarain Cabada, R., Rodriguez Rangel, H., Barron Estrada, M. L., and Cardenas Lopez, H. M., 2020, Hyperparameter optimization in CNN for learning-centered emotion recognition for intelligent tutoring systems, *Soft Computing*, 24(10), 7593-7602.
- Zhang, X., Zhou, X., Lin, M., and Sun, J., 2018, Shufflenet: An extremely efficient convolutional neural network for mobile devices, In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 6848-6856).
- Zhu, W., Zhuang, J., Guo, B., Teng, W., and Wu, F., 2020, An optimized convolutional neural network for chatter detection in the milling of thin-walled parts, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 106(9), 3881-3895.

EKLER

EK-1 Optimizasyon Temelli MATLAB İşletim Kodu

```

close all
clear
clc
%% Optimizasyon tekniğinin işletilmesi
%====Bütün Teknikleri İçin Varolan Değişkenler====%
maxiter=10; % 5-10 arası
pop_size=10; % 2-10 arası
split_ratio=0.8;
%%
%====Sabit Parametreler====%
xmin=[1 1 0.0001 1 5 1];
xmax=[6 3 0.01 4 15 1000];
%%
%====Tekniğe Özgü Parametreler====%
c_sabiti=0.2;SAP_deg=0.7;
%%
%====İşlem Bloğu====%
tic
[gbest,gb_uyg,eniye]=msgo_met(c_sabiti,SAP_deg,maxiter,xmin,xmax
,pop_size,size(xmin,2),split_ratio);
bitis=toc;
bitis_saniye=seconds(bitis);bitis_saniye.Format='hh:mm:ss';
sonuclar=[{eniye(1)} {eniye(2)} {eniye(3)} {eniye(4)} {eniye(5)}
{eniye(6)} {eniye(7)} {bitis_saniye}];
komb_last=ayrik_elde(gbest);
parametreler=par_sagla(komb_last);

```

EK-2 Hiperparametre Ataması Sağlayan MATLAB Kodu

```
function komb_last = ayrik_elde(komb_init)
komb_last(1) = range_arrangement(komb_init(1),6); %batch size
komb_last(2) = range_arrangement(komb_init(2),3); %optimizer
komb_last(3) = komb_init(3); %learning rate
komb_last(4) = round(komb_init(4)); %hidden layer numbber
komb_last(5) = round(komb_init(5)); %epoch value
komb_last(6) = round(komb_init(6)); %hidden node number
end
```



EK-3 Hiperparametre Opsiyonlarını Düzenleyen MATLAB Kodu

```
function parametreler = par_sagla(komb_last)
batch_size = {12, 16, 20, 24, 28, 32};
opt_choice = {'adam', 'sgdm', 'rmsprop'};
parametreler{1,1}=batch_size{komb_last(1)}; %batch size
parametreler{1,2}=opt_choice{komb_last(2)}; %optimizer
parametreler{1,3}=komb_last(3); %learning rate
parametreler{1,4}=komb_last(4); %hidden layer numbber
parametreler{1,5}=komb_last(5); %epoch value
parametreler{1,6}=komb_last(6); %hidden node number
end
```



EK-4 Ayrik Hiperparametreler İçin Opsiyon Sayısına Göre Düzenleme Sağlayan MATLAB Kodu

```
function x_new = range_arrangement(x_deg,option_num)
oran=(option_num-1)/option_num;
ayrik_alt=1:option_num-1;ayrik_alt=ayrik_alt*oran+1;
ayrik_alt=[ayrik_alt option_num];
binary_karsilik=(x_deg<=ayrik_alt);
[deger_gereksiz,indisler]=find(binary_karsilik==1);
x_new=indisler(1);
end
```

EK-5 Uygunluk Değerlendirmesi Sağlayan MATLAB Kodu

```
function [hata_deg, sonuc] = fit_fun(girdi_vek,split_ratio)
    komb_last=ayrik_elde(girdi_vek);
    parametreler=par_sagla(komb_last);
    sonuc=resnet50_tool(parametreler,split_ratio);
    if isnan(sonuc(1))
        hata_deg=1;
    else
        hata_deg=1-(sonuc(1)/100);
    end
end
```



EK-6 Veri Adaptasyon MATLAB Kodu

```
function Iout = preprocess_islemi(filename)
I = imread(filename);
if ~ismatrix(I)
    I=rgb2gray(I);
end
Iout = cat(3,I,I,I);
end
```



EK-7 Göreve Özgü Düzenlenen ResNet50 Mimarisine Dair MATLAB Kod Örneği

```
function [sonuc] = resnet50_tool(parametreler,split_ratio)
%Verinin Çekilmesi
digitDatasetPath = fullfile('C:\Users\Aysun\Desktop\Tez
Çalışmaları\Guncel_kodlar\0Digital Knee X-
ray_option2\MedicalExpert-I');
imds = imageDatastore(digitDatasetPath, ...
    'IncludeSubfolders',true,'LabelSource','foldernames');

% Etiketleri ve Herbir Etiket Verisini Tespit Etme
total_split=countEachLabel(imds);

% Toplam Veri Sayısını Tespit Etme
num_images=length(imds.Labels);
[imdsTrain, imdsTest] =
splitEachLabel(imds,split_ratio,"randomized");
tr_labels=imdsTrain.Labels;
ts_labels=imdsTest.Labels;

% ResNet Mimarisi
net=resnet50;
lgraph = layerGraph(net);
clear net;

% Kategori Sayısının Belirlenmesi
numClasses = numel(categories(tr_labels));

%Katmanların Çıkarılması
lgraph = removeLayers(lgraph,
{'fc1000','fc1000_softmax','ClassificationLayer_fc1000'});

% Yeni katmanların eklenmesi
switch (parametreler{1,4})
case 1
    newlayers = [
        fullyConnectedLayer(parametreler{1,6},'Name','new_fc')
        fullyConnectedLayer(numClasses,'Name','new_fc1')
        softmaxLayer('Name','new_softmax')
        classificationLayer('Name','new_classoutput')];
case 2
    newlayers = [
        fullyConnectedLayer(parametreler{1,6},'Name','new_fc')
        fullyConnectedLayer(parametreler{1,6},'Name','new_fc1')
        fullyConnectedLayer(numClasses,'Name','new_fc2')
        softmaxLayer('Name','new_softmax')
        classificationLayer('Name','new_classoutput')];
case 3
    newlayers = [
        fullyConnectedLayer(parametreler{1,6},'Name','new_fc')
        fullyConnectedLayer(parametreler{1,6},'Name','new_fc1')
        fullyConnectedLayer(parametreler{1,6},'Name','new_fc2')
        fullyConnectedLayer(numClasses,'Name','new_fc3')
        softmaxLayer('Name','new_softmax')
        classificationLayer('Name','new_classoutput')];
```

```

case 4
    newlayers = [
        fullyConnectedLayer(parametreler{1,6}, 'Name', 'new_fc')
        fullyConnectedLayer(parametreler{1,6}, 'Name', 'new_fc1')
        fullyConnectedLayer(parametreler{1,6}, 'Name', 'new_fc2')
        fullyConnectedLayer(parametreler{1,6}, 'Name', 'new_fc3')
        fullyConnectedLayer(numClasses, 'Name', 'new_fc4')
        softmaxLayer('Name', 'new_softmax')
        classificationLayer('Name', 'new_classoutput')];
end

lgraph = addLayers(lgraph,newlayers);
lgraph = connectLayers(lgraph, 'avg_pool', 'new_fc');
connections = lgraph.Connections;
layers = lgraph.Layers;

% Preprocessing İşlemi
imdsTrain.ReadFcn = @(filename) preprocess_islemi(filename);
imdsTest.ReadFcn = @(filename) preprocess_islemi(filename);

% Training Hiperparametre Ayarlamaları
options = trainingOptions(parametreler{1,2},...
    'MaxEpochs',parametreler{1,5}, 'MiniBatchSize',parametreler{1,1},
    ...
    'InitialLearnRate',parametreler{1,3}, ...
    'Shuffle','every-epoch', ...
    'Verbose',false);

% Görüntülerin ağıın girişine göre adaptasyonu
augimdsTrain = augmentedImageDatastore([224 224],imdsTrain);
augimdsTest = augmentedImageDatastore([224 224],imdsTest);

% Eğitim
netTransfer = trainNetwork(augimdsTrain,lgraph,options);

% Test İmgelerinde Tahminin Sağlanması
[predicted_labels,posterior] =
classify(netTransfer,augimdsTest);

%Herbir Fold Kapsamında ResNet50 Mimarilerinin Kaydedilmesi%
save(sprintf('ResNet50_%d_among_%d_folds',fold_ind,num_folds),'n
etTransfer','test_ind','train_ind');
clearvars -except predicted_labels ts_labels numClasses;
%% Çıktıların Eldesi
actual_labels=ts_labels;
figure;plotconfusion(actual_labels,predicted_labels)
title('Confusion Matrix: ResNet50');

%% Sonuç Elde Etme Bölümü
TN=0;FP=0;FN=0;TP=0;
c_matrix = confusionmat(actual_labels,predicted_labels);
for i=1:numClasses
    TP(i)=c_matrix(i,i);
    FN(i)=sum(c_matrix(i,:))-c_matrix(i,i);
    FP(i)=sum(c_matrix(:,i))-c_matrix(i,i);
    TN(i)=sum(c_matrix(:))-TP(i)-FP(i)-FN(i);

```

```

sensi_rate(i)=(TP(i).*((TP(i)+FN(i))~=0))./((TP(i)+FN(i))+((TP(i)+FN(i))==0)));
speci_rate(i)=(TN(i).*((TN(i)+FP(i))~=0))./((TN(i)+FP(i))+((TN(i)+FP(i))==0)));
precis_rate(i)=(TP(i).*((TP(i)+FP(i))~=0))./((TP(i)+FP(i))+((TP(i)+FP(i))==0)));
f_meas(i)=2*((precis_rate(i).*sensi_rate(i))./(precis_rate(i)+sensi_rate(i)));
    g_mean(i)=sqrt(sensi_rate(i).*speci_rate(i));
    acc_rate(i)=(TP(i)+TN(i))/(TP(i)+TN(i)+FP(i)+FN(i));
end
ort_sensi=sum(sensi_rate)/numClasses;
ort_speci=sum(speci_rate)/numClasses;
ort_ca=sum(acc_rate)/numClasses;
ort_precis_rate=sum(precis_rate)/numClasses;
ort_f_meas=sum(f_meas)/numClasses;
ort_g_mean=sum(g_mean)/numClasses;
overall_acc=sum(diag(c_matrix))/size(actual_labels,1);
sonuc=[overall_acc*100 ort_ca*100 ort_sensi*100 ort_speci*100
ort_g_mean*100 ort_precis_rate*100 ort_f_meas*100];
reset(gpuDevice);
end

```

EK-8 Tez Çalışması Kapsamında Hazırlanan Eser Tanımları

Öcal, A., and Koyuncu, H. (2022, October). Optimum design of flapping wing flying robot by modified social group optimization. In *2022 13th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies (ICCCNT)* (pp. 1-5). IEEE.

Öcal, A., and Koyuncu, H., 2023, An in-depth study to fine-tune the hyperparameters of pre-trained transfer learning models with state-of-the-art optimization methods: Osteoarthritis severity classification with optimized architectures, *Under review in an indexed journal*.

Önemli Not: MSGO, ASPSO, KYA ve KDA-PSO metotlarına dair MATLAB kodları danışmanım Dr. Öğr. Üyesi Hasan KOYUNCU'nun Doktora dersi (Kısıtlı Optimizasyon, Mühendislik Uygulamaları Ve Etkin Stokastik Optimizasyon Metotları) kapsamında temin edilmiştir.