

**T.C.
MUNZUR ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ**



**ANAEROBİK GUT FUNGUSLARININ YAPAYZEKA
ALGORİTMALARIYLA MORFOLOJİK TANIMLANMASI VE
SINIFLANDIRILMASI**

Emine AKSOY ÖZER

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
BİYOTEKNOLOJİ ANABİLİM DALI**

**DANIŞMAN
Dr. Öğr. Üyesi Bülent KAR**

TUNCELİ – 2025

**T.C.
MUNZUR ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ**

**ANAEROBİK GUT FUNGUSLARININ YAPAYZEKA ALGORİTMALARIYLA
MORFOLOJİK TANIMLANMASI VE SINIFLANDIRILMASI**

**Emine AKSOY ÖZER
230090021**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
BİYOTEKNOLOJİ ANABİLİM DALI**

**DANIŞMAN
Dr. Öğr. Üyesi Bülent KAR**

TUNCELİ – 2025

T.C.
MUNZUR ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

**ANAEROBİK GUT FUNGUSLARININ YAPAYZEKA ALGORİTMALARIYLA
MORFOLOJİK TANIMLANMASI VE SINIFLANDIRILMASI**

**Emine AKSOY ÖZER
YÜKSEK LİSANS TEZİ
BİYOTEKNOLOJİ ANABİLİM DALI**

Bu tez 25/04/ 2025 tarihinde aşağıdaki jüri üyeleri tarafından **oybirliği** ile kabul edilmiştir.

Dr.Öğr. Üyesi Bülent KAR
(Munzur Üniversitesi)

Doç. Dr. Muhammed YILDIRIM
(Turgut Özal Üniversitesi)

Dr. Öğr. Üyesi Ferit Can
YAZDIÇ
(Munzur Üniversitesi)

DANIŞMAN

BAŞKAN

ÜYE

Bu tez, Enstitümüz Biyoteknoloji Anabilim Dalı'nda hazırlanmıştır.

Doç. Dr. Nagihan KARAASLAN AYHAN
Enstitü Müdürü

NOT: Bu tezde kullanılan özgün ve başka kaynaktan yapılan bildirişlerin, çizelge, şekil ve fotoğrafların kaynak gösterilmeden kullanımı, 5846 sayılı “Fikir ve Sanat Eserleri Kanunu”ndaki hükümlere tabidir.

ETİK İLKE VE KURALLARA UYGUNLUK BEYANNAMESİ

Bu tezin bana ait, özgün bir çalışma olduğunu; çalışmamın hazırlık, veri toplama, analiz ve bilgilerin sunumu olmak üzere tüm aşamalarında bilimsel etik ilke ve kurallara uygun davrandığımı; bu çalışma kapsamında elde edilen tüm veri ve bilgiler için kaynak gösterdiğimi ve bu kaynaklara kaynakçada yer verdiğimi ve hiçbir şekilde “intihal içermediğini” beyan ederim. Herhangi bir zamanda, çalışmamla ilgili yaptığım bu beyana aykırı bir durumun saptanması durumunda, ortaya çıkacak tüm ahlaki ve hukuki sonuçları kabul ettiğimi bildiririm.

Emine AKSOY ÖZER

Danışman
Dr. Öğr. Üyesi Bülent KAR

TEŞEKKÜR

Yüksek lisans eğitimimin her aşamasında en yoğun iş temposunun olduğu günlerde dahi benden hiçbir zaman desteğini esirgemeyen, iyi niyetini ve hoşgörüsünü her zaman üzerimde hissettiğim danışman hocam Dr. Öğr. Üyesi Bülent KAR ve Dr. Öğr. Üyesi Ferit Can YAZDIÇ'a teşekkürlerimi sunarım.

Emine AKSOY ÖZER
TUNCELİ-2025



İÇİNDEKİLER

ETİK İLKE VE KURALLARA UYGUNLUK BEYANNAMESİ	I
TEŞEKKÜR.....	II
İÇİNDEKİLER.....	III
ŞEKİLLER LİSTESİ	V
KISALTMALAR LİSTESİ	VI
ÖZET	VII
ABSTARCT	VIII
1. GİRİŞ.....	1
1.1. Mikroorganizma	1
1.2. Mikroorganizma Türleri	2
1.3. Mikroorganizma Türlerinden Biri Olan Mantarlar(Funguslar)	2
1.3.1. Gut fungus türleri	2
1.3.1.1. Candida.....	3
1.3.1.2. Saccharomyces cerevisiae	3
1.3.1.3. Malassezia	3
1.3.1.4. Anaerobik Gut Fungusları (AGF)	3
1.4. Anaerobik Gut Fungus (mantar) Nedir?.....	4
1.5. Anaerobik Mantarların Metabolik Özellikleri.....	4
1.6. AGF'nin Özellikleri	5
1.7. AGF'nin Önemi	5
1.8. AGF nin Geleneksel Sınıflandırması.....	6
1.9. AGF'nin Moleküler Sınıflandırması ve Yeni Filum.....	6
1.10. Önemli AGF Cinsleri	6
1.10.1. Orpinomyces	6
1.10.2. Neocallimastix cinsi	8
1.10.3. Caecomyces cinsi	9
1.10.4. Piromyces	10
1.10.5. Anaeromyces	12
1.10.6. Cyllamyces cinsi.....	14
1.11. AGF Sınıflandırmasında Güncel Yaklaşımlar.....	16
1.12. AGF'nin Yaşam Döngüsü.....	16
1.13. AGF'nin Taksonomik Pozisyonu.....	17
1.14. AGF Morfolojisinin İncelenmesi.....	17
1.14.1. AGF'nin morfolojik özellikleri	17
1.14.2. AGF'nin temel morfolojik yapıları	18
1.14.3. AGF'nin morfolojik çeşitliliği	19
1.15. AGF'lerin Yararları.....	19
1.16. AGF'lerin Zararları.....	20
1.16.1. Sindirim bozuklukları	20
1.16.2. Mikotoksin üretimi	20
1.16.3. Rumen asidozu	21
1.16.4. Biyoçeşitlilik üzerindeki etkileri	21
1.17. Anaerobik Gut Funguslar ve Yapay Zekâ ile İlgili Çalışmalar	21
2. MATERYAL VE METOT	23
2.1. Yapay Zekâ Tanımı ve Kapsamı	23
2.1.1. Makine öğrenmesi	24
2.1.2. Derin öğrenme nedir?	25

2.1.2. Evrişimsel sinir ağları (Convolutional Neural Networks-CNN)	26
2.1.2.1. AlexNet	27
2.1.2.2. ResNet (Residual Networks)	28
2.1.2.3. GoogLeNet (Inception Network).....	28
3. BULGULAR VE TARTIŞMA	30
3.1. Veri Seti ve Uygulama	30
3.1.1. Veri seti	30
3.2. Alexnet Mimarisinde Alınan Sonuçlar	30
3.2.1. Quadratic SVM.....	30
3.2.2. Fine KNN	32
3.2.3. Cubic SVM.....	33
3.2.4. Subspace KNN	34
3.2.5. Wide Neural Network.....	35
3.2.6. SVM kernel	36
3.3. Googlenet mimarisinde alınan sonuçlar	37
3.3.1. Quadratic SVM.....	37
3.3.2. Fine KNN	39
3.3.3. Cubic SVM.....	40
3.3.4. Subspace KNN	41
3.3.5. Wide Neural Network.....	42
3.3.6. SVM kernel	43
3.3. Resnet mimarisinde alınan sonuçlar	44
3.3.1. Quadratic SVM.....	44
3.3.2. Fine KNN	46
3.3.3. Cubic SVM.....	47
3.3.4. Subspace KNN	48
3.3.5. Wide Neural Network.....	49
3.3.6. SVM kernel	50
4. SONUÇ VE ÖNERİLER	52
5. KAYNAKLAR.....	53
ÖZGEÇMİŞ.....	

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1.1. Orpinomyces	7
Şekil 1.2. Neocallimastix	8
Şekil 1.3. Caocomyces	9
Şekil 1.4. Piromyces	11
Şekil 1.5. Anaeromyces	13
Şekil 1.6. Cyllamyces	15
Şekil 3.1. Alexnet-Quadratic SVM ROC Eğrisi	31
Şekil 3.2. Alexnet-Quadratic SVM Confusion matrisi	31
Şekil 3.3. Alexnet-Fine-KNN Confusion matrisi	32
Şekil 3.4. Alexnet-Cubic-SVM Confusion matrisi	33
Şekil 3.5. Alexnet-Subspace-KNN Confusion matrisi	34
Şekil 3.6. Alexnet-wide neural network Confusion matrisi	35
Şekil 3.7. Alexnet-SVM kernel Confusion matrisi	36
Şekil 3.8. Googlenet-Quadratic SVM ROC Eğrisi	38
Şekil 3.9. Googlenet-Quadratic SVM Confusion matrisi	38
Şekil 3.10. Googlenet-Fine-KNN Confusion matrisi	39
Şekil 3.11. Googlenet-Cubic-SVM Confusion matrisi	40
Şekil 3.12. Googlenet-Subspace-KNN Confusion matrisi	41
Şekil 3.13. Googlenet-wide neural network Confusion matrisi	42
Şekil 3.14. Googlenet-SVM kernel Confusion matrisi	43
Şekil 3.15. Resnet-Quadratic SVM ROC Eğrisi	45
Şekil 3.16. Resnet-Quadratic SVM Confusion matrisi	45
Şekil 3.17. Resnet-Fine-KNN Confusion matrisi	46
Şekil 3.18. Resnet-Cubic-SVM Confusion matrisi	47
Şekil 3.19. Resnet-Subspace-KNN Confusion matrisi	48
Şekil 3.20. Resnet-wide neural network Confusion matrisi	49
Şekil 3.21. Resnet-SVM kernel Confusion matrisi	50

KISALTMALAR LİSTESİ

AGF	: Anaerobik gut fungus
YZ	: Yapay zekâ
DL	: Derin öğrenme
ML	: Makine öğrenmesi
NLP	: Doğal dil işleme
ANN	: Yapay sinir ağı
CNN	: Konvolüsyonel sinir ağları
RNN	: Tekrarlayan sinir ağları
LSTM	: Uzun Kısa Süreli Bellek
GANS	: Üretici Rekabetçi Ağlar



ÖZET

Bu tez çalışmasında öncelikle anaerobik gut funguslarının sınıflandırılması ve morfolojik olarak tanımlanmasında yapay zekâ algoritmaları kullanıldı. Yapay zekâ, mikroorganizmaların sınıflandırılmasında, özellikle makine öğrenimi (ML) ve derin öğrenme (DL) algoritmalarının kullanımını içerdi. Bu algoritmalar, mikroorganizmaların özelliklerini (genetik, morfolojik, biyokimyasal, vb.) analiz ederek doğru sınıflandırmalar yapabilmesi için kullanıldı. Özellikle genom verilerinin (DNA, RNA dizileri) analizi, mikroorganizmaların türlerini belirlemede önemli bir yöntem olarak kullanıldı. Konvolüsyonel Sinir Ağları (Convolutional Neural Networks - CNN) na bağlı mimarilerden olan; AlexNet, ResNet ve GoogLeNet ile derin öğrenme alanında, özellikle görüntü tanıma ve sınıflandırma alanında önemli potansiyele sahiptir. Bu çalışmada da *Caecomyces* isimli anaerobik gut fungus türünden 1.129 görüntü, *Neocallimastix* isimli anaerobik gut fungus türünden 1.253 görüntü, *Orpinomyces* isimli anaerobik gut fungus türünden 1.126 görüntü ve *Promyces* isimli anaerobik gut fungus türünden 426 görüntü olmak üzere toplam 3.934 görüntüden oluşan veri seti verildi. Bu veri setleri önemli yapay zekâ mimarileri olan Alexnet, googlenet ve resnet-101 mimarilerine verilmiş olup ve her birinin ayrı ayrı 3 adet özellik matrisi elde edilmiştir. Alexnet mimarisinden elde edilen özellik matrisi kullandığımız matlab programında clasification layer da bulunan tüm sınıflandırma algoritmalarında ayrı ayrı çalıştırılıp çıkan sonuçlar karşılaştırılarak en yüksek oranda sınıflandırmayı doğru yapan 6 adet sınıflandırma algoritması tespit edildi. Bu sınıflandırma algoritmaları Quadratic SVM, Fine KNN, Wide Neural Network, Cubic SVM, Supspace KNN ve SVM Kernel algoritmalarıdır. 3 Farklı mimariden alınan 3 farklı özellik matrisi 6 farklı sınıflandırma algoritmasıyla çalışılmış ve toplamda 18 sonuç elde edilmiştir. Özellikle Resnet-101 mimarisi ve Cubic SVM algoritmasıyla elde edilen %94 doğruluk oranının da oldukça yüksek bir oran ve çalışma sonucu elde edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Anaerobik gut fungus, Yapay zekâ, Derin öğrenme, Makine öğrenme
AlexNet, ResNet ve GoogLeNet

ABSTARCT

Morphological Identification and Classification of Anaerobic Gut Fungi Using Artificial Intelligence Algorithms

In this thesis, artificial intelligence algorithms were used primarily in the classification and morphological identification of anaerobic gut fungi. Artificial intelligence included the use of machine learning (ML) and deep learning (DL) algorithms in the classification of microorganisms. These algorithms were used to analyze the characteristics of microorganisms (genetic, morphological, biochemical, etc.) and to make accurate classifications. In particular, the analysis of genome data (DNA, RNA sequences) was used as an important method to determine the species of microorganisms. Convolutional Neural Networks (CNN) architectures; AlexNet, ResNet and GoogLeNet have significant potential in the field of deep learning, especially in the field of image recognition and classification. In this study, a data set consisting of a total of 3,934 images was given, including 1,129 images from the anaerobic gut fungus species called *Caecomyces*, 1,253 images from the anaerobic gut fungus species called *Neocallimastix*, 1,126 images from the anaerobic gut fungus species called *Orpinomyces*, and 426 images from the anaerobic gut fungus species called *Promyces*. These data sets were given to the important artificial intelligence architectures Alexnet, Googlenet and Resnet-101 and 3 feature matrices were obtained for each of them. The feature matrix obtained from the Alexnet architecture was run separately in all classification algorithms in the classification layer in the Matlab program we used and the results were compared and 6 ranking algorithms that made the highest rate of classification were determined. These ranking algorithms are Quadratic SVM, Fine KNN, Wide Neural Network, Cubic SVM, Supspace KNN and SVM Kernel algorithms. 3 different feature matrices taken from 3 different architectures were studied with 6 different ranking algorithms and a total of 18 results were obtained. Especially the 94% accuracy rate obtained with the Resnet-101 architecture and Cubic SVM algorithm was a very high rate and study result.

Keywords: Anaerobic gut fungus, Artificial intelligence, Deep learning, Machine learning AlexNet, ResNet and GoogLeNet

1. GİRİŞ

Anaerobik gut fungusları (AGF), geniş getiren hayvanların sindirim sistemlerinde önemli roller oynayan mikroorganizmalardır (Gordon, Phillips, 1998).

Anaerobik gut funguslarının (AGF), yapay zekâ (YZ) algoritmalarıyla morfolojik tanımlanması ve sınıflandırılması, mikrobiyoloji ve biyoinformatik alanlarında giderek artan ve ilgi gören bir araştırma alanıdır. Geleneksel mikroskobik inceleme ve manuel sınıflandırma yöntemlerine oranla daha hızlı, doğru ve objektif sonuçlar sunma potansiyeline sahiptir.

Yapay zeka algoritmalarının mikroorganizma sınıflandırmasında kullanılması, biyoloji, biyoteknoloji, ekoloji ve genetik alanlarındaki araştırmalara önemli katkılar sağlamaktadır.

Bu yöntemler, doğru sınıflandırmalar yaparak mikroorganizmaların biyolojik anlamını daha iyi kavramamıza yardımcı olup, potansiyel hastalık etkenlerinin daha hızlı tespit edilmesini de sağlar. Aynı zamanda biyoteknolojik uygulamalar için yeni mikroorganizma türlerinin de keşfine ve geliştirilmesine olanak sağlamaktadır.

Yapay zekâ, mikroorganizmaların sınıflandırılmasında devrim yaratabilecek bir teknoloji olarak büyük bir potansiyele sahiptir. Makine öğrenimi ve derin öğrenme algoritmaları, mikroorganizmaların genetik ve biyokimyasal verilerini analiz ederek doğru sınıflandırmalar yapmasını sağlar.

Bu yöntemler, hastalıkların tespiti, biyoteknolojik uygulamalar ve çevresel biyoteknoloji gibi birçok alanda büyük faydalar sunmaktadır. Gelecekte, YZ'nin mikroorganizma sınıflandırmasındaki rolü daha da artacak ve daha doğru, verimli ve hızlı sonuçlar elde edilecektir.

1.1. Mikroorganizma

Mikroorganizma kelimesi Yunanca olan mikros sözcüğünden gelmiştir. Yunanca olan bu kelimenin Türkçe anlamı ise küçük, canlı organizma anlamındadır. Mikroskobik olan canlıları ifade etmektedir. Mikroskobik ifadesi ise göz ile görülemeyen küçük anlamında kullanılmaktadır. Mikroorganizmanın bir diğer ismi de mikroptur.

Bu mikropları yani mikroorganizmaları inceleyen bir bilim dalı vardır. Bu bilim dalının ismi ise mikrobiyolojidir. Bu bilim dalı mikroorganizmaları mikroskop kullanarak incelemektedir.

Mikroorganizmaların birçok çeşidi bulunmaktadır. Yararlı olanları olabileceği gibi zararlı olanları da bulunmaktadır. Mikroorganizmalar, doğada bulunan ve genellikle mikroskobik boyutlarda olan canlı organizmalardır.

1.2. Mikroorganizma Türleri

Bakteriler, virüsler, mantarlar (funguslar), protistler ve arkeler gibi çeşitli gruplara ayrılabilir. (Ertürk, Ömer, et al. Genel Mikrobiyoloji. Nobel Akademik Yayıncılık).

Mikroorganizmaların doğru bir şekilde sınıflandırılması, tıbbi, çevresel ve biyoteknolojik alanlarda büyük öneme sahiptir.

Özellikle, enfeksiyon hastalıklarının teşhisi, gıda güvenliği, çevresel kirleticilerin takibi gibi birçok alanda mikroorganizmaların doğru tanımlanması, sağlık ve güvenlik açısından kritik bir rol oynar.

1.3. Mikroorganizma Türlerinden Biri Olan Mantarlar (Funguslar)

Mantarlar (Fungi), çok hücreli ve tek hücreli olabilen ökaryotik canlıları kapsayan bir canlılar âlemi ve şapkalı mantarların tümüne halk arasında verilen genel addır (Elçioğlu,2009). Halk arasında küf, pas, rastık, maya, mildiyö, şapkalı mantar, kav mantarı, puf mantarı gibi çeşitli isimlerle anılan bütün mantarlar, mantarlar (Fungi) âlemi içerisinde incelenirler (Mekki, 2011). Latince Fungi mantarlar, Fungus ise mantar anlamındadır. Dünyanın her yerinde bulunurlar. Fazla nemli yerlerde daha çokturlar. Yeryüzünde 1,5 milyon kadar mantar türü olduğu düşünülmekte ise de günümüzde sadece 69.000 kadar türü tanımlanmıştır. Çoğu insan, mantarların bitki olduğunu düşünmektedir, ancak mantarlar bitki değildir. Çünkü mantarlar kendi besinlerini üretemezler

1.3.1 Gut fungus türleri

Bağırsak mantarları (gut fungus), insan ve hayvanların sindirim sistemlerinde yaşayan çeşitli mantar türlerini ifade eder. Bu mantarlar, bağırsak mikrobiyotasının bir

parçasıdır ve sağlık üzerinde hem olumlu hem de olumsuz etkileri olabilir (Yağcı ve ark., 2021).

Bağırsak mantarı çeşitleri:

1.3.1.1. Candida

Candida, insan bağırsağında en yaygın bulunan mantar türlerinden biridir. Özellikle *Candida albicans*, fırsatçı bir patojen olarak bilinir ve bağışıklık sistemi zayıfladığında enfeksiyonlara sebep olabilir. Candida türleri, şeker ve karbonhidratlarla beslenir ve aşırı çoğalmaları bağırsak dengesini bozabilir (Hallen -Adams, Suhr, 2017).

1.3.1.2. Saccharomyces cerevisiae

Saccharomyces cerevisiae, yaygın olarak ekmek mayası olarak bilinen bir mantar türüdür (Qui, 2023). Probiyotik olarak da kullanılan bu mantar, bağırsak sağlığına faydalı olabilir. Bazı araştırmalar, *S. cerevisiae*'nin bağırsak iltihabını azaltabileceğini ve bağışıklık sistemini destekleyebileceğini göstermektedir (Hallen -Adams, Suhr, 2017).

1.3.1.3. Malassezia

Malassezia, ciltte ve bağırsakta bulunan bir başka mantar cinsidir (Kaya, 2018). Bazı *Malassezia* türleri, seboreik dermatit ve kepek gibi cilt problemlerine neden olabilir. Bağırsaktaki rolü ise hala araştırılmaktadır.

1.3.1.4. Anaerobik gut fungusları (AGF)

Özellikle geniş getiren hayvanların sindirim sistemlerinde bulunan bu mantarlar, bitkisel liflerin parçalanmasında önemli rol oynar (Çömlekçioğlu ve ark., 2010). AGF'ler, *Neocallimastigomycota* şubesine aittir.

1.4. Anaerobik Gut Fungus (mantar) Nedir

Anaerobik mantarlar, oksijenin mevcut olmadığı veya çok düşük sıcaklığa sahip ortamlar gibi oksijensiz ortamda hayatta kalabilen ve metabolizma faaliyetlerini sürdürebilen mantar türleridir (Williams, Lloyd, 1993). Anaerobik, kelime olarak "oksijensiz" anlamına gelir ve bu tür mantarlar, özellikle oksijenin yetersiz olduğu yerlerde gelişirler. Mantarlar, genellikle aerobik (oksijenli) birleşimlerdir, ancak bazı türleri oksijenin olmadığı veya çok az olduğu yerlerde hayatta kalmak için farklı metabolik yollar kullanılabirler.

Anaerobik mantarlar, çoğu yeraltı ortamlarında (örnek, toprak, depolar, sulak alanlar) veya insan ve hayvan birimlerinde, sindirim sisteminin belirli bölümlerin de (kolon) bulunurlar (Blum ve ark., 2019).

1.5. Anaerobik Mantarların Metabolik Özellikleri

Anaerobik mantarların metabolizması, oksijenin yokluğunda enerji üretimi için oksijen yerine başka bir şekilde yenilenebilir. Bu tür mantarların büyük bir kısmı, oksijen yokluğunda fermente edici bir metabolizma tarzına sahip olup, genellikle karbonhidratları veya diğer organik bileşenleri fermente ederek enerji elde ederler (Turgut, 2022). Sindirim sistemi kanalında (gut) yaşayan anaerobik funguslar, konakları olan herbivor hayvanlar tarafından besin olarak alınan bitkisel biyomasının sindirim kanalında yıkımından sorumlu olan en önemli mikrobiyal gruplardan birisidir.

Bu yıkımı ürettikleri oldukça geniş yelpazeye sahip lignoselülozik enzimler aracılığı ile gerçekleştirirler. Bu funguslar, hayvan sağlığı, refahı ve üretim etkinliği noktalarında farklı biyoteknolojik uygulamaların yanı sıra biyogaz üretim potansiyelleri ile de ön plana çıkarlar. Diğer yönden, çiftlik hayvanları tarafından oluşturulan ekolojik ayak izi probleminin azaltılmasındaki rolleri ile insan sağlığı açısından oldukça önemlidir. Konjuge linoleik asit (KLA) üretimindeki fonksiyonlarıyla ve bu özelliklerin biyoteknolojik uygulamalardaki potansiyelleriyle son yıllarda önem kazanmıştır.

1.6. AGF'nin Özellikleri

- Anaerobik: Oksijensiz ortamda yaşarlar ve çoğalırlar. Bu özellikleri sayesinde, hayvanların sindirim sistemlerinin oksijensiz bölgelerinde hayatta kalabilirler.
- Sindirime Yardımcı: Bitkisel lifleri (selüloz, hemiselüloz vb.) parçalayarak hayvanların sindirimine yardımcı olurlar. Bu sayede, hayvanlar bitkisel materyalden daha fazla enerji ve besin maddesi elde edebilirler.
- Çeşitlilik: Farklı hayvan türlerinde farklı AGF türleri bulunabilir. Bu, AGF'nin hayvanların diyetine ve sindirim sistemi özelliklerine uyum sağladığını gösterir.
- Morfoloji: Miselyal yapılar veya zoosporlar oluşturabilirler. Miselyal yapılar, bitkisel materyale tutunmayı ve onu parçalamayı kolaylaştırırken, zoosporlar yayılmayı sağlar.

1.7. AGF'nin Önemi

- Besin Değeri: Bitkisel materyali parçalayarak hayvanların enerji ve besin maddelerine erişimini kolaylaştırırlar.
- Simbiyotik İlişki: Hayvanlarla karşılıklı yarar sağlayan bir ilişki içinde yaşarlar.
- Ekosistem: Otlak ekosistemlerinde önemli bir role sahiptirler.

AGF, otçul hayvanların sindirim sistemlerinde önemli bir role sahiptir. Bitkisel materyali parçalayarak hayvanların enerji ve besin maddelerine erişimini kolaylaştırırlar. Bu sayede, hayvanlar daha iyi büyür ve gelişirler. Ayrıca, AGF, otlak ekosistemlerinde de önemli bir role sahiptir. Bitkisel materyalin parçalanması, toprak verimliliğini artırırken, besin döngüsünü de hızlandırır.

Anaerobik gut fungusları (AGF), hayvanların sindirim sisteminde yaşayan ve lifli bitkisel materyalin parçalanmasında önemli rol oynayan bir grup mantardır. Morfolojik olarak oldukça çeşitli olabilirler, ancak bazı temel özellikler onları diğer mantarlardan ayırır (Hess ve ark., 2020).

Sonuç olarak, anaerobik gut fungusları, otçul hayvanların sindirim sistemlerinde önemli bir role sahip olan, oksijensiz ortamlarda yaşayabilen fungus cinsleridir. Bitkisel materyali parçalayarak hayvanların enerji ve besin maddelerine erişimini kolaylaştırırlar. Bu sayede, hayvanlar daha iyi büyür ve gelişir. AGF' ler ayrıca, otlak ekosistemlerinde de önemli bir role sahiptirler.

1.8. AGF nin Geleneksel Sınıflandırması

Geçmişte AGF'ler, zoosporlarının ince yapısındaki özelliklere göre Chytridiomycetes sınıfı içerisinde Spizellomycetales takımında yer almaktaydı (Hanafy ve ark., 2023). Ancak, bu sınıflandırma AGF'lerin morfolojik ve fizyolojik çeşitliliğini tam olarak da yansıtmamaktadır.

1.9. AGF'nin Moleküler Sınıflandırması ve Yeni Filum

Moleküler filogenetik analizlerin ilerlemesiyle birlikte, AGF'lerin kendine özgü bir filum olan Neocallimastigomycota'yı oluşturduğu belirlenmiştir. Bu filum, sadece anaerobik rumen funguslarını içerir ve diğer mantar gruplarından önemli ölçüde farklılık gösterir.

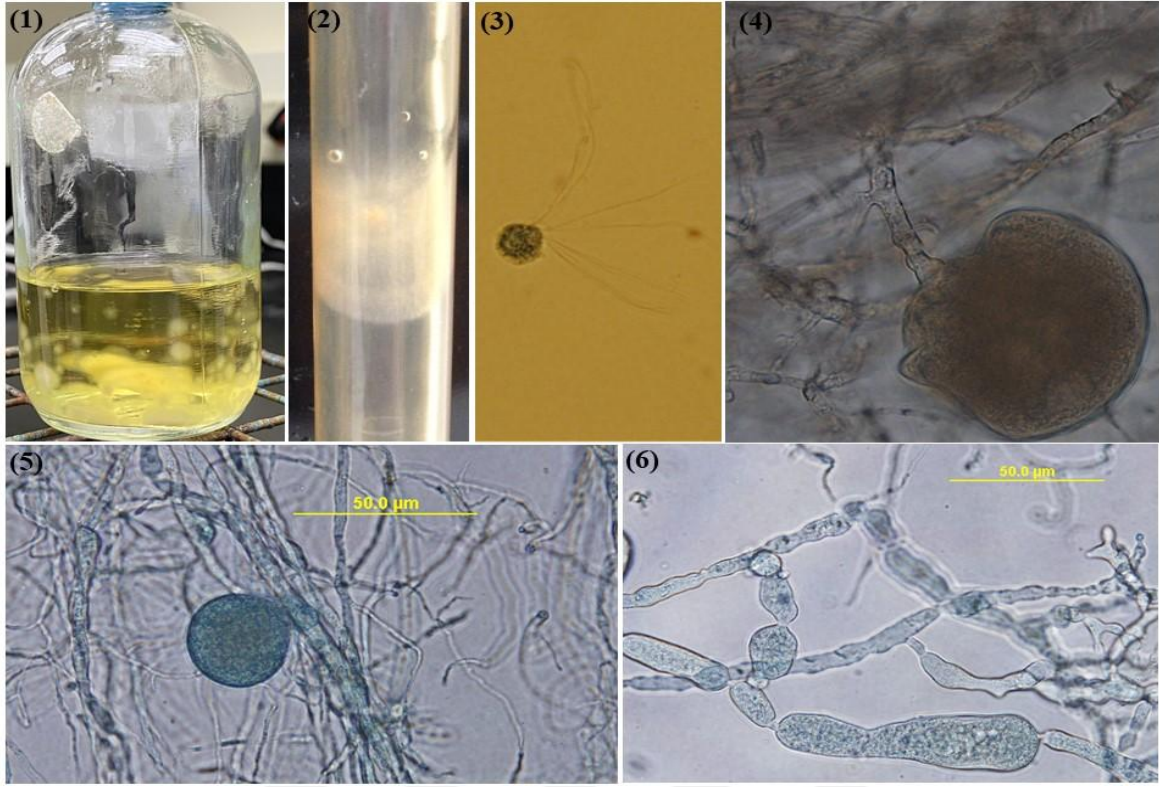
Neocallimastigomycota filumu, morfolojik ve moleküler özelliklere göre çeşitli cins ve türlere ayrılır. Bu cinsler arasında Neocallimastix, Piromyces, Caecomycetes, Orpinomyces gibi önemli cinsler yer alır. Her bir cins, farklı morfolojik özelliklere ve yaşam döngülerine sahip türleri içerir.

1.10. Önemli AGF Cinsleri

AGF'nin kesin tür sayısı ve sınıflandırılması hala araştırılmakta, ancak bazı önemli cinsler ve türleri de aşağıdaki gibidir:

1.10.1. Orpinomyces

Geviş getiren hayvanların rumenlerinde bulunan anaerobik mantar cinsidir. Bu mantarlar, bitkisel biyokütlenin sindiriminde önemli rol oynayan çeşitli enzimleri üretirler.



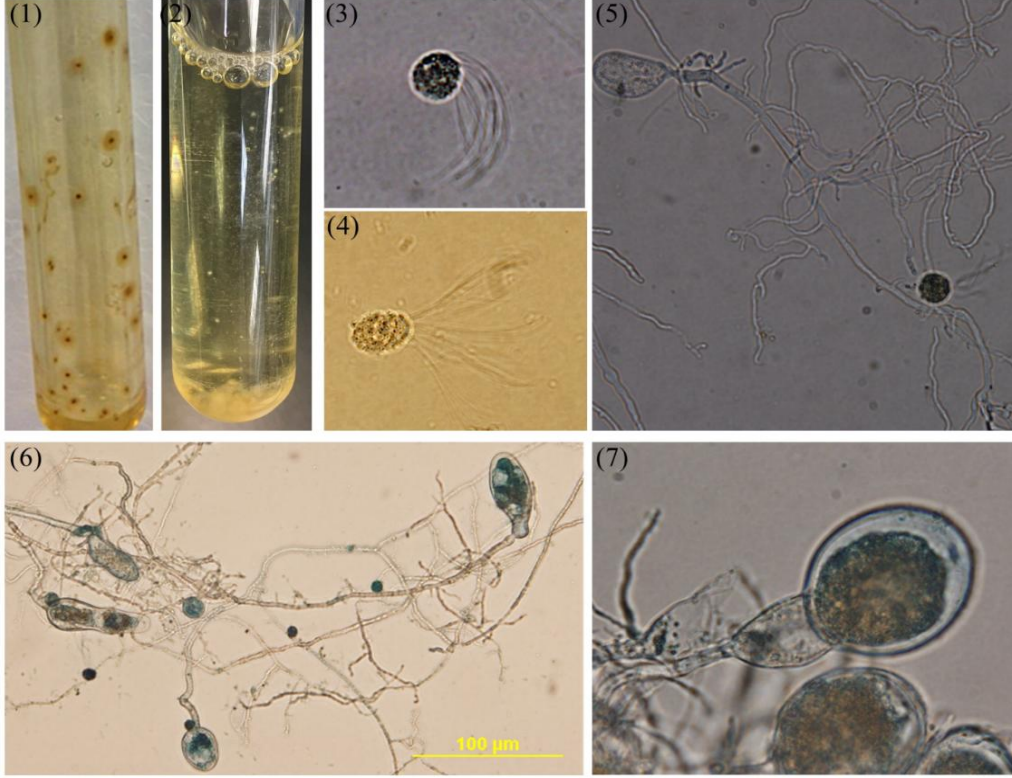
Şekil 1.1. Orpinomyces (Kaynak: Url-1, 2019)

Genel Bilgiler:

- Filogenetik Konumu: Neocallimastigomycota şubesine aittir. Bu şube, ökaryotik yaşamın erken evrimsel dallarından birini temsil eder (Naranjo-Ortiz, Gabaldón, 2019).
- Morfoloji: Polisentrik yapıya sahiptirler, yani birden fazla eşeysiz üreme merkezi (zoosporangium) oluştururlar.
- Habitat: Başlıca geviş getiren hayvanların (örneğin sığır, koyun) rumenlerinde bulunurlar. Ayrıca, geviş getirmeyen otoburların ve sürüngenlerin bağırsaklarında da görülmüşlerdir.
- Enzim Üretimi: Selüloz, hemiselüloz (ksilanaz, mannanaz vb.), esterazlar ve pektinazlar gibi çok çeşitli hidrolitik enzimleri sentezler ve bu enzimleri hücre dışına salgılayarak bitkisel hücre duvarlarını parçalarlar.
- Biyoteknolojik Potansiyel: Ürettikleri güçlü lignoselüloolitik enzimler nedeniyle biyoyakıt üretimi, yem katkısı ve diğer biyoteknolojik uygulamalar için umut verici kaynaklardır.

1.10.2. Neocallimastix cinsi

Geviş getiren hayvanların rumenlerinde yaşayan, bitkisel materyalin sindiriminde de kritik rol oynar. Anaerobik ve güçlü enzim üretme kapasitesine sahip mantarlardır. Bu özellikleri sayesinde biyoteknoloji alanında da önemli bir öneme sahiptirler.



Şekil 1.2. Neocallimastix (Kaynak: Url-2, 2023)

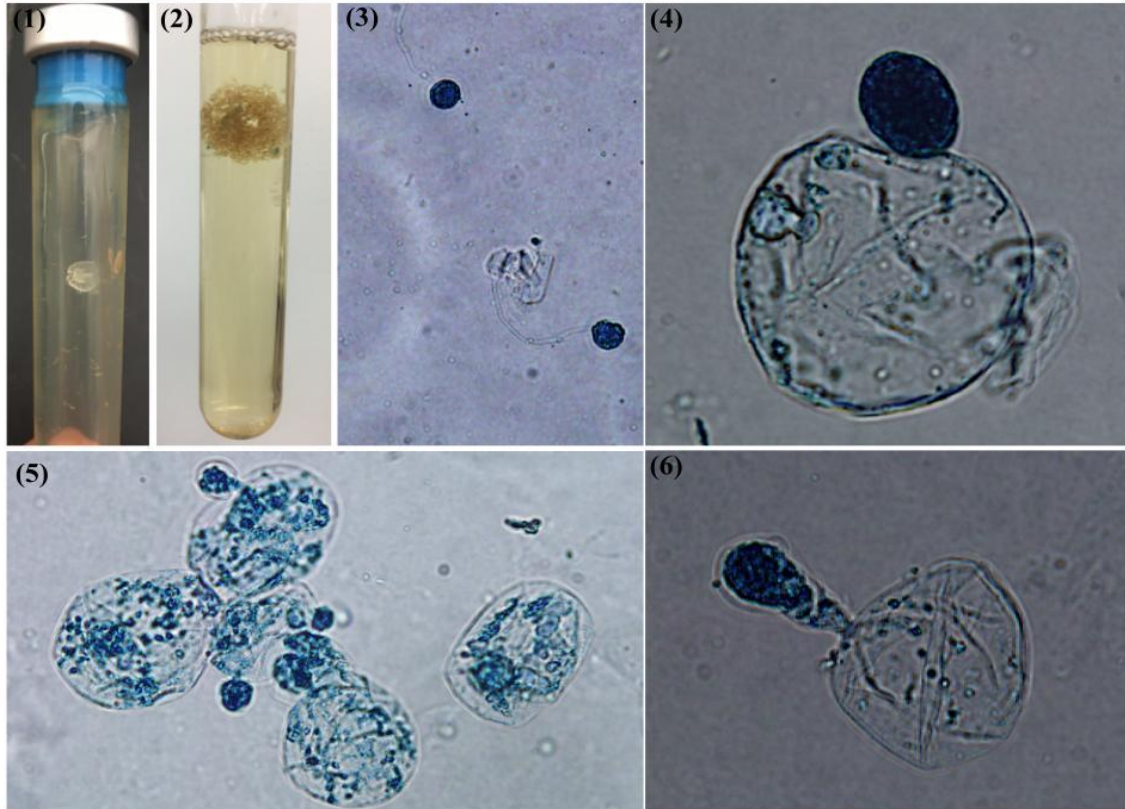
Genel Bilgiler:

- Filogenetik Konumu: Neocallimastigomycota şubesine ait olan Neocallimastix, geviş getiren hayvanların rumenlerinde bulunan anaerobik mantar cinslerinden biridir. Bu şube, diğer funguslardan farklı olarak mitokondrilerinde hidrojenoz enzimine sahip olmalarıyla bilinir.
- Morfoloji: Monosentrik yapıya sahiptirler, yani her bir hücrede tek bir eşeysiz üreme merkezi (zoosporangium) bulunur. Zoosporları çok sayıda flagellaya sahiptir ve bu sayede hareket edebilirler.

- Habitat: Başlıca sığır, koyun gibi geviş getiren hayvanların rumenlerinde, oksijensiz ortamda yaşarlar. Bitkisel materyalin sindiriminde kritik bir rol oynarlar.
- Enzim Üretimi: Güçlü lignoselülitik enzimler (selülaazlar, hemiselülaazlar, esterazlar, pektinazlar gibi) üretirler. Bu enzimlerin sayesinde bitki hücre duvarlarını etkili bir şekilde parçalayabilir.
- Biyoteknolojik Potansiyel: Ürettikleri çeşitli ve etkili enzimler nedeniyle biyoyakıt üretimi, yem katkıları, tekstil endüstrisi ve diğer biyoteknolojik alanlarda potansiyel uygulamalara sahiptirler.

1.10.3. *Caecomyces* cinsi

Otçul hayvanların sindirim sistemlerinde yaşayan, bitkisel materyali parçalamada uzmanlaşmış, anaerobik ve güçlü enzimler üreten mantarlardır. Bu özellikleri, hayvanların beslenmesi açısından kritik bir rol oynar ve biyoteknoloji alanında ise çeşitli kullanım potansiyelleri sunar.



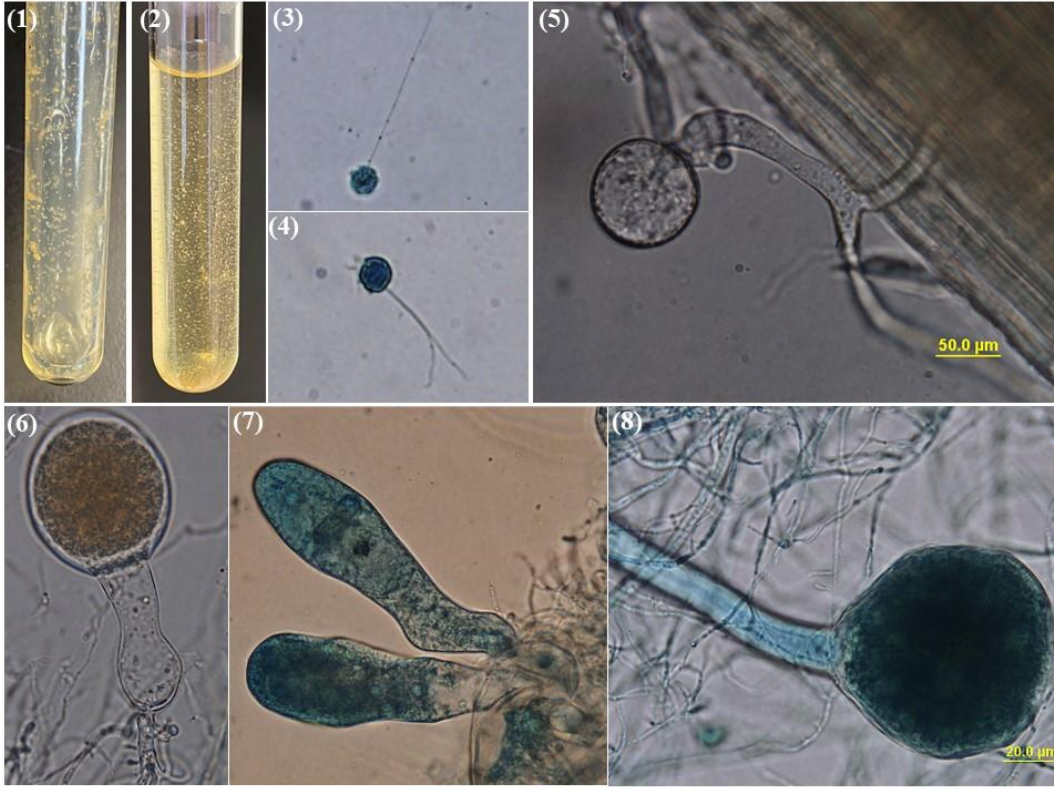
Şekil 1.3. *Caecomyces* (Kaynak: Url-3, 2023)

Genel Bilgiler:

- Filogenetik Konumu: *Caecomyces*, *Neocallimastigomycota* şubesine ait anaerobik mantar türlerindendir. Bu şube, geviş getiren ve diğer otçul hayvanların sindirim sistemlerinde bitkisel materyalin parçalanmasında önemli rol oynayan özelleşmiş mantarları içerir.
- Morfoloji: *Caecomyces* türleri monosentrik bir yapıya sahiptir, yani her bir hücrede tek bir eşeysiz üreme merkezi (zoosporangium) bulunur. Bu yapı küresel veya oval olabilir ve olgunlaştığında ise çok sayıda flagellalı (kamçılı) zoosporu serbest bırakır. Bu zoosporlar hareketlidir ve yeni bitki parçacıklarına tutunarak yeni koloniler oluşturur. Bitki materyaline tutunmalarını sağlayan rizoid adı verilen dallanmış yapıları bulunur.
- Habitat: Esas olarak geviş getiren hayvanların (örneğin sığır, koyun, keçi) rumenlerinde ve bazen de geviş getirmeyen otçulların ve tek toynaklıların (örneğin atlar) kalın bağırsağında oksijensiz koşullarda yaşarlar.
- Enzim Üretimi: *Caecomyces* türleri, bitki hücre duvarının temel bileşenleri olan selüloz ve hemiselülozu parçalayabilen çeşitli lignoselülolitik enzimler üretirler. Bunlar arasında selülazlar, hemiselülazlar (ksilanazlar, mannanazlar, arabinofuranozidazlar vb.) ve esterazlar bulunur. Bu enzimler, bitkisel biyokütlenin sindirilebilirliğini artırarak hayvanların besinlerden daha iyi yararlanmasını sağlar.
- Biyoteknolojik Potansiyel: Ürettikleri güçlü ve çeşitli enzimler nedeniyle *Caecomyces* türleri, biyoyakıt üretimi (biyoetanol), yem katkıları, tekstil ve kâğıt endüstrilerinde biyokatalizör olarak kullanım potansiyeline sahiptirler (Yüzgeç, 2020).

1.10.4. *Piromyces*

Otçul hayvanların sindirim sistemlerinde yaşayan, bitki liflerini sindirmede özelleşmiş, anaerobik mantarlardır. Ürettikleri enzimler biyoteknolojik uygulamalar için potansiyel sunmaktadır (Bayané, Guiot, 2011).



Şekil 1.4. Piromyces (Kaynak: Url-4, 2023)

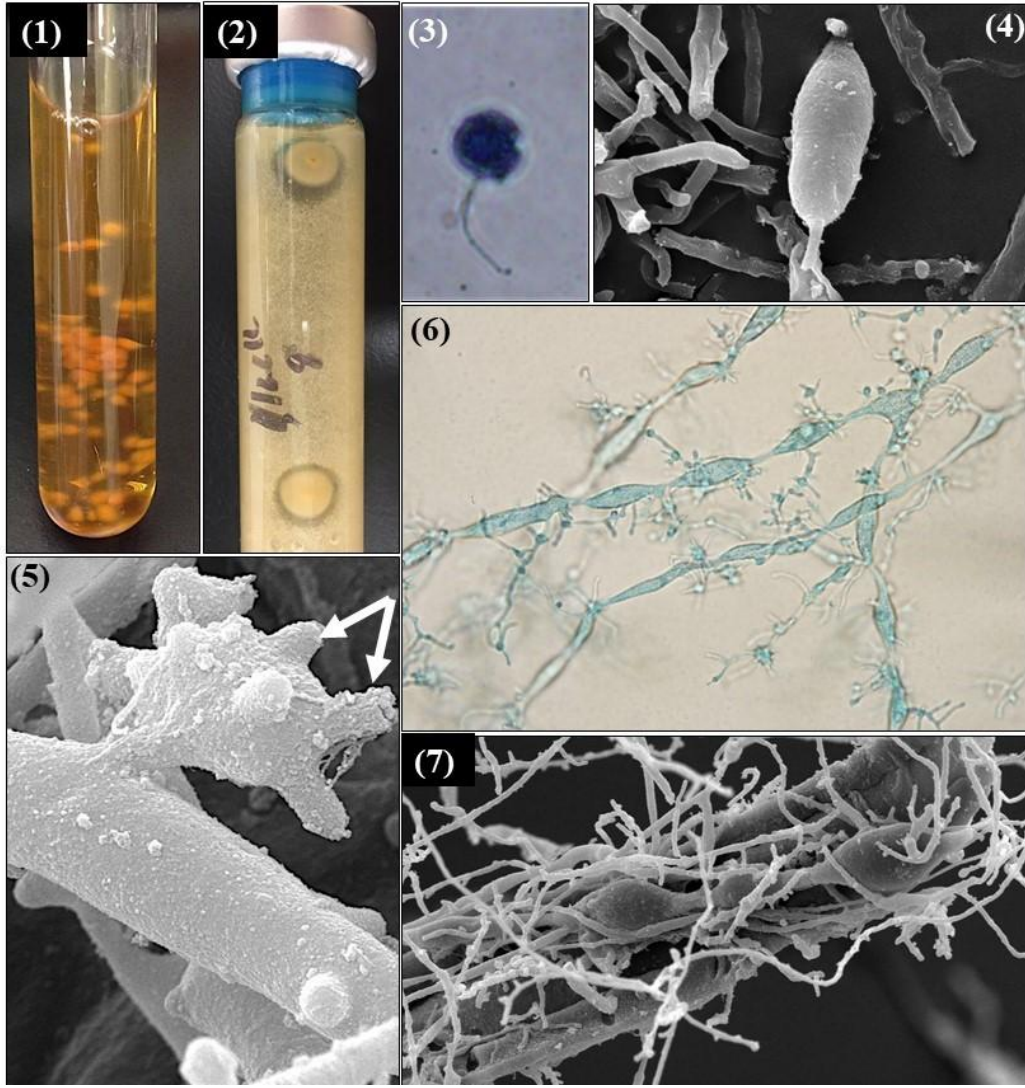
Genel Bilgiler:

- Filogenetik Konumu: Piromyces, Neocallimastigomycota şubesine ait anaerobik mantar cinslerinden biridir. Bu şube, geniş getiren ve diğer otçul hayvanların sindirim sistemlerinde bitkisel materyalin parçalanmasında özelleşmiş mantarları içerir.
- Morfoloji: Piromyces türleri monosentrik bir yapıya sahiptir, yani her bir hücrede tek bir eşeysiz üreme merkezi (zoosporangium) bulunur (Jordan, 1991).
- Zoosporangiumlar: genellikle küresel, oval veya armut şeklindedir. Olgunlaştıklarında çok sayıda flagellalı (çok kamçılı) zoospor serbest bırakırlar. Bu hareketli zoosporlar, yeni bitki parçacıklarına tutunarak yeni koloniler oluştururlar. Bitki materyaline tutunmalarını sağlayan, dallanmış kök benzeri yapılar olan rizoidlere sahiptirler.
- Habitat: Başlıca geniş getirmeyen otçulların (örneğin atlar, filler) ve bazı geniş getiren hayvanların (daha az yaygın) kalın bağırsağında ve bazen de rumenlerinde anaerobik koşullarda yaşarlar. Farklı hayvan türlerinde farklı Piromyces türleri izole edilmiştir.

- Enzim Üretimi: *Piromyces* türleri, bitki hücre duvarının temel bileşenleri olan selüloz ve hemiselülozu etkili bir şekilde parçalayabilen çeşitli lignoselülitik enzimler üretirler. Bunlar arasında selülazlar, hemiselülazlar (ksilanazlar, arabinofuranozidazlar, esterazlar vb.) bulunur. Ürettikleri enzimlerin çeşitliliği ve aktivitesi, bulundukları hayvanın diyetine bağlı olarak farklılık gösterebilir.
- Biyoteknolojik Potansiyel: Güçlü lignoselülitik enzim üretimleri nedeniyle *Piromyces* türleri, biyoyakıt üretimi, yem katkıları ve diğer biyoteknolojik uygulamalar için potansiyel kaynaklardır. Farklı *Piromyces* türlerinin farklı enzim profillerine sahip olması, çeşitli uygulamalar için özelleşmiş enzimlerin elde edilmesini mümkün kılabilir (Yüzgeç ve Özcan, 2020).

1.10.5. Anaeromyces

Cinsi geviş getiren hayvanların rumenlerinde yaşayan, polisentrik yapılı, güçlü lignoselülitik enzimler üreten ve bitkisel materyalin sindiriminde önemli rol oynayan anaerobik mantarlardır. Bu özellikleri sayesinde biyoteknoloji alanında da ilgi çekici bir potansiyele sahiptirler (Trinci, 1994).



Şekil 1.5. Anaeromyces (Kaynak: Url-5, 2023)

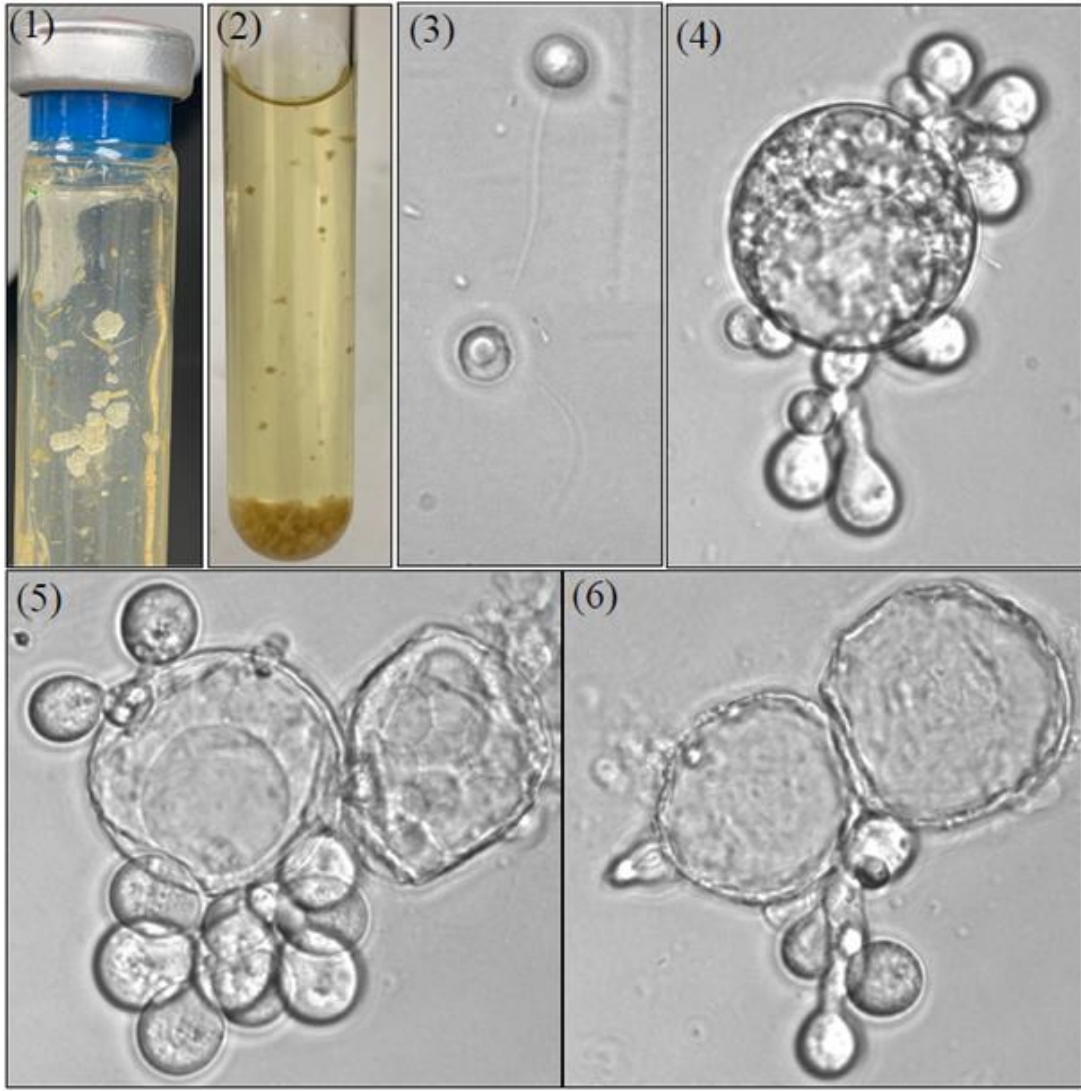
Genel Bilgiler:

- Filogenetik Konumu: Anaeromyces, Neocallimastigomycota şubesine ait anaerobik mantar cinslerinden biridir. Bu şube, geviş getiren ve diğer otçul hayvanların sindirim sistemlerinde bitkisel materyalin parçalanmasında önemli rol oynayan özelleşmiş mantarları içerir.
- Morfoloji: Anaeromyces türleri polisentrik bir yapıya sahiptir. Bu, her bir hücrenin birden fazla eşeysiz üreme merkezi (zoosporangium) oluşturabileceği anlamına gelir. Zoosporangiumlar genellikle dallanmış hif yapıları üzerinde gelişir. Serbest bırakılan zoosporlar çok sayıda flagellaya sahiptir ve hareketlidirler. Bitki materyaline tutunmalarını sağlayan rizoid adı verilen dallanmış yapıları bulunur.

- Habitat: Esas olarak geviş getiren hayvanların (örneğin sığır, koyun) rumenlerinde anaerobik koşullarda yaşarlar. Bitkisel biyokütlenin sindirimine önemli katkıda bulunurlar.
- Enzim Üretimi: Anaeromyces türleri, selüloz ve hemiselülozu parçalayabilen çeşitli lignoselüloolitik enzimler üretirler. Bunlar arasında selülazlar, hemiselülazlar (ksilanazlar, mannanazlar, arabinofuranozidazlar, esterazlar vb.) bulunur. Polisentrik yapıları ve etkili enzim sistemleri sayesinde bitkisel materyalin sindiriminde önemli bir rol oynarlar (Orpin ve Joblin, 1997).
- Biyoteknolojik Potansiyel: Ürettikleri çeşitli ve etkili enzimler nedeniyle Anaeromyces türleri, biyoyakıt üretimi, yem katkıları ve diğer biyoteknolojik uygulamalar için potansiyel kaynaklardır. Polisentrik yapıları, substrat kolonizasyonunda onlara avantaj sağlayabilir (Yüzgeç ve Özcan, 2020).

1.10.6. Cyllamyces cinsi

Geviş getiren hayvanların rumenlerinde yaşayan, saplı zoosporangiumlara sahip, monosentrik yapılı, anaerobik mantarlardır. Bitkisel materyalin sindiriminde rol oynarlar ve ürettikleri enzimler biyoteknoloji alanında ilgi çekici olabilir (Li, 1992).



Şekil 1.6. Cyllamyces (Kaynak: Url-6, 2023)

Genel Bilgiler:

- Filogenetik Konumu: Cyllamyces, Neocallimastigomycota şubesine ait anaerobik mantar cinslerinden biridir. Bu şube, geniş getiren ve diğer otçul hayvanların sindirim sistemlerinde bitkisel materyalin parçalanmasında önemli rol oynayan özelleşmiş mantarları içerir.
- Morfoloji: Cyllamyces türleri monosentrik bir yapıya sahiptir, yani her bir hücrede tek bir eşeysiz üreme merkezi (zoosporangium) bulunur. Zoosporangiumlar genellikle küresel veya oval şekildedir ve olgunlaştığında çok sayıda flagellalı (kamçılı) zoospor serbest bırakır. Bu zoosporlar hareketlidir ve yeni bitki parçacıklarına tutunarak yeni koloniler oluştururlar. Bitki materyaline

tutunmalarını sağlayan rizoid adı verilen dallanmış yapıları bulunur. Cyllamyces cinsinin ayırt edici özelliklerinden biri, zoosporangiumlarının saplı olmasıdır.

- Habitat: Esas olarak geviş getiren hayvanların (örneğin sığır, koyun) rumenlerinde anaerobik koşullarda yaşarlar. Bitkisel biyokütlenin sindirimine katkıda bulunurlar.
- Enzim Üretimi: Cyllamyces türleri, selüloz ve hemiselülozu parçalayabilen çeşitli lignoselülitik enzimler üretirler. Bunlar arasında selülazlar, hemiselülazlar (ksilanazlar, mannanazlar, esterazlar vb.) bulunur. Ürettikleri enzimlerin profili, bulundukları hayvanın diyetine ve türüne göre değişiklik gösterebilir.
- Biyoteknolojik Potansiyel: Lignoselülitik enzim üretimleri nedeniyle Cyllamyces türleri, biyoyakıt üretimi ve yem katkıları gibi biyoteknolojik uygulamalar için potansiyel kaynaklardır. Saplı zoosporangium yapısı gibi morfolojik özellikleri, diğer anaerobik mantar cinslerinden ayrılmasını sağlar (Yüzgeç ve Özcan, 2020).

1.11. AGF Sınıflandırmasında Güncel Yaklaşımlar

AGF'lerin sınıflandırılmasında son yıllarda moleküler yöntemler (DNA dizi analizi gibi) giderek daha fazla kullanılmaktadır. Bu yöntemler, AGF'lerin genetik çeşitliliğini daha iyi anlamamızı ve daha doğru sınıflandırmalar yapmamıza olanak sağlamaktadır. Ayrıca, morfolojik ve fizyolojik özellikler de sınıflandırmada hala önemli bir rol oynamaktadır.

1.12. AGF'nin Yaşam Döngüsü

AGF'nin yaşam döngüsü aşağıdaki adımları içerir:

- Zoosporların Serbest Bırakılması: AGF, zoospor adı verilen hareketli sporlar üretir ve bu sporlar, hayvanın sindirim sistemine girer.
- Bitkisel Materyale Tutunma: Zoosporlar, bitkisel materyalin yüzeyine tutunur.
- Miselyum Oluşturma: Zoosporlar, çimlenerek miselyum adı verilen iplikli yapıları oluşturur. Miselyum, bitkisel materyalin içine doğru büyür ve onu parçalamaya başlar.
- Enzim Salgılama: AGF, bitkisel lifleri parçalamak için çeşitli enzimler salgılar. Bu enzimler sayesinde, bitkisel materyal daha küçük parçalara ayrılır ve hayvanlar tarafından sindirilebilir hale gelir (Podolsky, 2019).

- Üreme: AGF, eşeyli veya eşeysiz üreme yoluyla çoğalır. Eşeysiz üreme genellikle zoosporlar aracılığıyla gerçekleşirken, eşeyli üreme daha karmaşık bir süreçtir (Lewis ve McCourt, 2004)

1.13. AGF'nin Taksonomik Pozisyonu

AGF'nin taksonomik sınıflandırılması hala günümüzde tartışılmaktadır. Geleneksel olarak, bu funguslar Chytridiomycota şubesine dâhil edilirdi, fakat son yıllarda yapılan moleküler çalışmalar, AGF'nin farklı bir şubeye ait olduğunu göstermektedir. Bu şube, Neocallimastigomycota olarak adlandırılır.

AGF'nin morfolojik olarak tanımlanması, geleneksel mikroskopi yöntemleriyle yapılır. Bu yöntemde, mantarın hücre yapısı, sporları ve üreme yapıları incelenir. Ancak, AGF'nin morfolojik çeşitliliği çok fazla olduğu için, bu yöntem her zaman yeterli olmayabilir. Bu nedenle, son yıllarda moleküler yöntemler (DNA dizi analizi gibi) AGF'nin tanımlanmasında daha sık kullanılmaktadır (Namasivayam, 2018).

1.14. AGF Morfolojisinin İncelenmesi

AGF'nin morfolojik yapılarının incelenmesi, genellikle mikroskopik yöntemler yapılır. Işık mikroskobu, AGF'nin temel morfolojik özelliklerini (miselyum, zoospor, sporangium vb.) belirlemek için kullanılabilir. Daha detaylı incelemeler için ise elektron mikroskobu (SEM veya TEM) kullanılabilir.

1.14.1. AGF'nin morfolojik özellikleri

Anaerobik gut fungusları (AGF), morfolojik olarak oldukça çeşitli ve özelleşmiş yapılar sergileyen mikroorganizma türüdür. Bu çeşitlilik, bulundukları ortam ve simbiyotik ilişkide bulundukları hayvan türüne göre de farklılık gösterebilir. AGF'nin morfolojik yapılarının incelenmesi, taksonomik sınıflandırılmalarında ve fizyolojik özelliklerinin anlaşılmasında potansiyel bir rol oynar.

Morfolojik Özellikler:

- Hücre Yapısı: AGF'nin hücre duvarları kitin ve glukan içerir. Hif yapısı genellikle iyi gelişmiş ve dallanmalar gösterebilir. Bazı türlerde rizoid adı verilen özel yapılar da bulunur.
- Sporlar: AGF'nin sporları genellikle hareketli ve kamçılıdır (zoospor). Bu özellik, onların sulu ortamlarda yayılmasını sağlar. Sporların şekli ve büyüklüğü türden türe değişebilir.
- Üreme: AGF hem eşeyli hem de eşeysiz üreme yoluyla çoğalabilir. Eşeysiz üreme genellikle zoosporlar aracılığıyla gerçekleşir. Eşeyli üreme ise daha az bilinir ve bazı türlerde gözlenmiştir (İnci, 2020).

1.14.2. AGF'nin temel morfolojik yapıları

Miselyum (Hyphae): AGF'nin temel yapı birimi olan miselyum, ince, ipliksi yapılar şeklinde uzayan ve dallanarak bir ağ oluşturan yapıdır. Miselyum, bitkisel materyale tutunarak sindirim enzimlerini salgılar ve parçalanma ürünlerini emer. AGF'nin miselyum yapısı, türlere göre farklılık gösterebilir. Bazı türlerde miselyum daha yoğun ve dallanmışken, bazılarında ise daha az gelişmiş olabilir.

- Zoosporlar: AGF'nin hareketli üreme hücreleri olan zoosporlar, kamçıları sayesinde aktif olarak hareket edebilirler. Zoosporlar, uygun bir ortama ulaştıklarında çimlenerek yeni miselyumlar oluştururlar. Zoosporların morfolojisi, şekil, boyut ve kamçı sayısı gibi özellikler açısından türlere göre farklılık gösterebilir (Lewis ve McCourt, 2004).
- Sporangium: AGF'de sporların (zoosporlar veya diğer spor türleri) üretildiği yapıdır. Sporangiumun şekli, boyutu ve spor sayısı, cinslere göre değişiklik gösterebilir. Bazı cinslerde sporangium daha basit yapılı olurken, bazılarında ise daha karmaşık yapılar şeklinde olabilir.
- Rizoidler: Bazı AGF türlerinde, miselyumun bitkisel materyale tutunmasını sağlayan özel yapılar olan rizoidler bulunur. Rizoidler, miselyumdan farklı olarak daha kısa ve kalın yapılar şeklinde olabilirler.

1.14.3. AGF'nin morfolojik çeşitliliği

AGF, morfolojik olarak büyük bir çeşitlilik gösterir. Bu çeşitlilik, temel olarak aşağıdaki faktörlerden kaynaklanır:

Tür Çeşitliliği: Farklı AGF türleri, farklı morfolojik özelliklere sahip olabilirler. Bu, türlerin taksonomik olarak sınıflandırılmasında önemli bir rol oynar.

Çevresel Faktörler: AGF'nin yaşadığı ortamın koşulları (sıcaklık, pH, oksijen seviyesi vb.), morfolojik yapısını etkileyebilir.

Simbiyotik İlişki: AGF'nin simbiyotik ilişkide bulunduğu hayvan türü, morfolojik özelliklerini etkileyebilir.

1.15. AGF'lerin Yararları

Anaerobik gut fungusları (AGF), özellikle geniş getiren hayvanlar olmak üzere otçul memelilerin sindirim sistemlerinde yaşayan ve lifli bitkisel materyalin parçalanmasında önemli rol oynayan mikroorganizmalardır. (Hess, Matthias, et al. "Anaerobic fungi: past, present, and future." *Frontiers in Microbiology* 11 (2020): 584893.) AGF'lerin bu önemli işlevleri, hayvan sağlığı ve verimliliği üzerinde çeşitli yararlar sağlamaktadır.

Lif Sindirimi: AGF'ler, bitkisel hücre duvarlarının temel yapı taşlarından olan selüloz ve hemiselülozu parçalayan enzimler üretirler. Bu sayede, hayvanların yiyeceklerindeki lifli materyali daha etkin bir şekilde sindirmesine yardımcı olurlar. Lif sindirimi, hayvanların enerji ihtiyacının karşılanması ve besin maddelerinin emilimi için de önemli bir faktördür.

Besin Değeri Artışı: AGF'ler, lifli materyali parçalayarak hayvanların kullanabileceği hale getirirler. Bu sayede, bitkisel materyalin besin değeri artar ve hayvanlar daha fazla enerji ile besin maddesi elde ederler.

Mikrobiyal Protein Sentezi: AGF'ler, kendi hücre yapılarını oluşturmak için azot kaynağı olarak amonyak kullanırlar (Ekinci ve Kübra, 2020). Bu süreçte mikrobiyal protein sentezlerler. Bu proteinler, hayvanların sindirim sisteminde parçalanarak amino asitlere dönüşür ve hayvanların protein ihtiyacını karşılamaya yardımcı olur.

Diğer Mikroorganizmalarla Etkileşim: AGF'ler, sindirim sisteminde yaşayan diğer mikroorganizmalarla (bakteriler, protozoa vb.) etkileşim içinde bulunurlar. Bu etkileşimler, sindirim sürecinin daha verimli bir şekilde gerçekleşmesine katkıda bulunur.

Toksinlerin Detoksifikasyonu: Bazı AGF türleri, bitkilerde bulunan toksik maddeleri (örneğin, mikotoksinler) parçalayabilir veya etkisiz hale getirebilirler. Bu sayede, hayvanların sağlığı korunur ve toksik maddelerin olumsuz etkileri azaltılır (Simões, 2023: 1190-1253.)

Bağıışıklık Sistemini Destekleme: AGF'ler, sindirim sisteminde sağlıklı bir mikrobiyal denge oluşmasına katkıda bulunurlar. Bu denge, hayvanların bağışıklık sistemini güçlendirip hastalıklara karşı dirençlerini artırır.

1.16. AGF'lerin Zararları

Anaerobik gut fungusları (AGF), geviş getiren ve diğer otçul hayvanların sindirim sistemlerinde önemli yere sahip olsada, bazı durumlarda zararlı etkileri de olabilir. AGF'nin zararlı etkileri, genellikle aşırı çoğalma veya mikotoksin üretimi gibi durumlarda ortaya çıkar. (Bennett and Klich 2003). Sağlıklı bir rumen mikrobiyotası, AGF'nin zararlı etkilerini minimize edebilir.

1.16.1. Sindirim bozuklukları

AGF'nin aşırı çoğalması, sindirim sisteminde dengesizliklere yol açabilir. Bu durum, şişkinlik, gaz ve ishal gibi sindirim bozukluklarına neden olabilir.

Özellikle hayvanların beslenme düzenindeki ani değişiklikler, AGF popülasyonunda ani artışlara ve sindirim sorunlarına neden olabilir.

1.16.2. Mikotoksin üretimi

Bazı AGF türleri, mikotoksin adı verilen zehirli maddeler üretebilir. Mikotoksinler, hayvanların sağlığını olumsuz etkileyebilir ve hatta ölümlere neden olabilir (Çömlekçioğlu, Uğur, 2008). Mikotoksinler, hayvanların karaciğer ve böbrek fonksiyonlarını bozup, bağışıklık sistemini zayıflatabilirler. Bu durum üreme sorunlarına yol açabilir.

1.16.3. Rumen asidozu

AGF'nin aşırı aktivitesi, rumende asit birikimine neden olabilir. Rumen asidozu, hayvanların sağlığı için ciddi bir tehdit oluşturur. Rumen asidozu, hayvanların iştahını azaltabilir, süt üretimini düşürebilir ve hatta ölümlere neden olabilir.

1.16.4. Biyoçeşitlilik üzerindeki etkileri

AGF'nin aşırı çoğalması, rumen mikrobiyotasındaki diğer mikroorganizmaların dengesini bozabilir. Bu durum, rumen biyoçeşitliliğini azaltabilir ve sindirim verimliliğini düşürebilir (Çömlekçioğlu, 2010).

1.17. Anaerobik Gut Funguslar Ve Yapay Zekâ İle İlgili Çalışmalar

Akın ve ark. (2023) tarafından yapılan çalışmada; Ülkemizin kırsal kesimleri başta olmak üzere pek çok yerinde halk mantarları toplayarak gıda olarak tüketmektedir. Ülkemizde yeterli bilgiye sahip olmayan kişiler tarafından toplanan mantarların besin olarak tüketilmesi ile zehirlenmeler ve ne yazık ki ölümler görülebilmektedir. Bu çalışmada doğada kolaylıkla yetişebilen mantarların insanlar üzerindeki olumsuz etkilerini azaltmak amacıyla, insanların mantar kullanımında bilgi sahibi olmalarını sağlayarak bilinç düzeylerini artırmak için derin öğrenme tabanlı mobil uygulama tasarlanmıştır. Araştırma bulgularına uygulanan istatistiksel analizler sonucunda doğruluk oranı %81.75 olarak hesaplanmıştır.

Elmas B (2021) tarafından yapılan çalışmada: Zehirli mantarların tespit edilmesinde, mantar yetiştiricileri ile toplayıcıların mantarları tanımlamasında yararlı olabilecek bir problem çözümüdür. Mantar şapkaları döküntü, leke, pul, kuşak, yiv, özgün desen ve renk gibi çok sayıda ayırt edici özelliği sahiptirler. Bu nedenle şapka görüntülerinin Lamel, Yüzük, Sap ve Volva görüntülerine göre tanımlamaya daha çok katkısı olacağı düşünülmüştür. Bu tezleri ispat etmek ve çalışmalara katkı sağlamak amacıyla, 18 aile ait 472 sınıfın görüntülerini içeren üç adet yeni veri seti oluşturulmuştur. Düzenlenmiş mantar şapka veri setiyle eğitilmiş en başarılı ağın doğruluk oranı %97.62'dir. Bu veri setinin görüntü sayısı, birinci veri setine göre %44, ikinci veri setine göre %32 daha az olmasına rağmen başarı oranı birinci veri setine göre %26.53, ikinci veri setine göre % 14.5 daha iyidir

Swift, (2021) tarafından yapılan çalışmada: Anaerobik bağırsak mantarları, otçulların bağırsak mikrobiyomunun önemli üyeleridir, ancak bakterilere kıyasla sayıları azdır. Burada, bu erken dallanan mantarların bağırsak mikrobiyomunu düzenlemek için hareket edebilecek çok sayıda ikincil metabolit (doğal ürünler) ürettiğini gösteriyoruz. Mantar genomlarından tahmin edilen biyosentetik genleri sınıflandırmak, transkripsiyonel olarak aktif genleri belirlemek ve enzimatik ürünlerinin varlığını doğrulamak için entegre bir 'omik' tabanlı yaklaşım kullanılıyor. Analizde, anaerobik bağırsak mantarlarının biyoteknoloji için kullanılabilir biyoaktif bileşiklerin dokunulmamış bir rezervuarı olduğunu ortaya koymaktadır.

Burada, bağırsak mikrobiyomu içindeki üyeliği düzenleyebilecek doğal ürünleri sentezlemek için anaerobik bağırsak mantarlarının potansiyeli araştırılıyor. Tamamlayıcı 'omik' yaklaşımları, dört farklı temsili türden anaerobik bağırsak mantarlarının doğal ürünlerini kataloglamak için birleştirilmiş: *Anaeromyces robustus* (A. robustus), *Caecomyces churovis* (C. churovis), *Neocallimastix californiae* (N. californiae) ve *Piromyces finnis* (P. finnis). Toplamda, ribozomal olmayan peptid sentazlar ve poliketid sentazlar dâhil olmak üzere çeşitli doğal ürün türleri için biyosentetik enzimleri kodlayan 146 gen tanımlandı. Ek olarak, N. californiae ve C. churovis genomları, tipik olarak bakteriler tarafından üretilen bir antimikrobiyal peptid sınıfı olan yedi olası bakteriyosini kodladı.

Bitki biyokütlesi veya çözünür substratlar üzerinde standart laboratuvar büyümesi sırasında, dört suşun tamamındaki toplam çekirdek biyosentetik genlerin %26'sı transkripsiyona uğradı. Dört mantar suşunun tamamında, selobiyoz üzerinde büyütüldüğünde toplam biyosentetik gen ürünlerinin %30'u proteomik yoluyla tespit edildi. Mantar üst sıvılarının sıvı kromatografisi-tandem kütle spektrometrisi (LC-MS/MS) karakterizasyonu, yalnızca A. robustus'tan 72 olası doğal ürün tespit etti. Dört anaerobik mantar suşunun da ürettiği bir bileşik, poliketidle ilişkili stirilpiron baumin olarak tanımlandı. Moleküler ağ, bu mantarlar arasındaki tandem kütle spektrometrisi (MS/MS) spektrumları arasındaki benzerlikleri nicelleştirerek, anaerobik mantarlara özgü üç grup doğal ürünün tanımlanmasını sağladı. Genel olarak, bu sonuçlar anaerobik bağırsak mantarlarının antimikrobiyal, terapötik ve diğer biyoaktif bileşiklerin kaynağı olarak kullanılabilir doğal ürünler sentezlediği bulgusunu desteklemektedir.

2. MATERYAL VE METOT

2.1. Yapay Zekâ Tanımı ve Kapsamı

Yapay zekâ (YZ), makinelerin, insanların gerçekleştirdiği zekâ gerektiren görevleri yerine getirebilmesi için geliştirilen bir teknoloji dalıdır. Bu teknoloji, bilgisayarların öğrenme, problem çözme, dil anlama, görsel algılama ve karar verme gibi insan benzeri yeteneklere sahip olmasını sağlar. Yapay zekâ, farklı disiplinlerden beslenen geniş bir alandır ve bu alanda yapılan çalışmalar çeşitli yöntemleri ve teknikleri içermektedir

Yapay zekâ, bilgisayar bilimleri alanının bir alt dalıdır ve makinelerin insan benzeri bilişsel işlevleri gerçekleştirmesine yönelik geliştirilmiş teoriler, algoritmalar ve uygulamalar üzerine odaklanır (Jaboob, 2024). Yapay zekâ, çoğunlukla aşağıdaki alanları kapsar:

1. Makine Öğrenmesi (Machine Learning, ML): Yapay zekânın bir dalıdır ve makinelerin verilerden öğrenmesini sağlar. Algoritmalar, veri setlerini analiz ederek kendi başlarına kararlar alır (Mitchell, 1997).
2. Derin Öğrenme (Deep Learning, DL): Makine öğrenmesinin bir alt kümesi olan derin öğrenme, çok katmanlı yapay sinir ağları kullanarak büyük veri setlerinden öğrenmeyi sağlar (Courville, 2016).
3. Doğal Dil İşleme (Natural Language Processing, NLP): Bilgisayarların insan dilini anlaması, analiz etmesi ve üretmesi üzerine çalışan bir yapay zekâ alt alanıdır.
4. Bilgisayarla Görme (Computer Vision): Bilgisayarların dijital görselleri analiz etmesini ve anlamasını sağlayan bir alan olup, yapay zekâ uygulamalarında önemli bir yere sahiptir.
5. Yapay Zekâ Arama ve Planlama: Çeşitli stratejiler ve algoritmalar kullanarak en iyi çözümü aramak ve planlamak, bu alanda kullanılan tekniklerden biridir.

Yapay Zekâ Uygulamaları;

Yapay zekâ, günlük yaşamda pek çok alanda kullanılmaktadır. Bunlar arasında:

- Sağlık Sektörü: Hastalık teşhisi, kişisel sağlık takibi ve tedavi planlarının optimizasyonu.
- Otomotiv Sektörü: Otonom araçlar.
- E-ticaret: Öneri sistemleri ve müşteri hizmetleri chat-botları.
- Finans: Algoritmik ticaret, kredi risk analizi.

- Eğitim: Kişiselleştirilmiş eğitim araçları ve otomatik değerlendirme sistemleri.

2.1.1. Makine öğrenmesi

Makine öğrenmesi, bilgisayarların doğrudan programlama olmadan verilerden öğrenmesine olanak tanıyan bir yapay zekâ alt alanıdır. Bu, bilgisayarların belirli görevleri daha iyi yapmak için deneyim kazandıkça kendilerini iyileştirebileceği anlamına gelir. Yani, makine öğrenmesi sistemleri, daha önce gördükleri veriler üzerinden genelleme yaparak kararlar alabilir (Bishop, 2006).

Temel Amaç:

Verilerden öğrenmek ve bu öğrenilenleri gelecekteki veri üzerinde genelleştirerek karar vermek ya da tahminlerde bulunmaktır.

Makine öğrenmesinin üç ana türü vardır:

1. Denetimli Öğrenme (Supervised Learning): Bu türde, model eğitilirken etiketli veriler (girdi ve doğru sonuç eşleştirmeleri) kullanılır. Amaç, modelin doğru sonuçları tahmin edebilmesini sağlamaktır. Örneğin, bir e-posta uygulaması, spam ve normal e-posta arasındaki farkı öğrenebilir.
2. Denetimsiz Öğrenme (Unsupervised Learning): Bu türde, model etiketlenmemiş verilerle çalışır ve verinin yapısını, örüntülerini veya ilişkilerini öğrenir. Örneğin, bir müşterinin alışveriş alışkanlıklarını anlamak için kullanılan kümeleme algoritmaları.
3. Pekiştirmeli Öğrenme (Reinforcement Learning): Bu türde, bir ajan çevresiyle etkileşime girer ve doğru hareketler için ödüller alır. Bu süreç, ajanı doğru kararlar almaya yönlendirir. Oyunlar, robotik ve otonom araçlar bu türle eğitilebilir (Sayar, 2021).

Uygulama Alanları

- Görüntü işleme (örneğin yüz tanıma)
- Doğal dil işleme (chatbotlar, çeviri sistemleri)
- Öneri sistemleri (Netflix, YouTube)
- Finansal tahminleme
- Sağlık tanısı (otomatik teşhis sistemleri)

2.1.2. Derin öğrenme nedir

Derin öğrenme, makine öğrenmesinin bir alt dalıdır ve daha karmaşık veri yapılarında öğrenme süreçlerini modellemek için sinir ağlarını (artificial neural networks) kullanır (Darıcı, Muazzez Buket. "Göğüs Kafesi Röntgen Görüntülerinde Derin Öğrenme Metoduyla Zatürre Hastalığının Tanısı").

Derin öğrenme, özellikle büyük veri setleri ve yüksek hesaplama gücü gerektiren problemler için güçlüdür (Najafabadi, Maryam, 2015). Derin öğrenme, katmanlı yapılarla (derin sinir ağları) veriyi analiz eder, bu yüzden "derin" öğrenme olarak adlandırılır.

Derin öğrenme, özellikle şu alanlarda kullanılır:

- Görüntü Tanıma: Resimlerdeki nesneleri, yüzleri veya diğer özellikleri tanıma (Büyükbay, 2025).
- Doğal Dil İşleme (NLP): Metinleri anlama, dildeki anlamları çözme, çeviri yapma, sohbet botları oluşturma gibi uygulamalar (Altınbaş, 2023).
- Ses Tanıma: Konuşmayı metne çevirme veya sesli komutları anlayarak cevap verme.
- Oyun ve Simülasyonlar: Pekiştirmeli öğrenme kullanarak oyunlarda en iyi stratejiyi öğrenme (Kına, 2023).
- Derin öğrenme sistemleri, çok büyük veri setleri üzerinde çalışabilen ve verileri "katman katman" işleyerek çok yüksek doğrulukla sonuçlar çıkarabilen güçlü modellerdir. Bunun arkasındaki temel yapı yapay sinir ağlarıdır. Sinir ağları, biyolojik sinir sisteminden ilham alınarak tasarlanmış matematiksel modellere dayanır.

Yapay sinir ağlarının en önemli ve gelişmiş modeli olan derin öğrenme iki veya daha gizli katman içeren çok katmanlı sinir ağıdır (Akın, 2024).

Daha genel bir ifadeyle derin öğrenme yapay sinir ağları ve benzeri algoritmalar kullanılarak bilgisayarın karmaşık ve büyük veri setlerinde kendi kendine öğrenme yeteneği kazanmasını sağlayan bir makine öğrenmesi yöntemidir. Derin öğrenme insan beyninin sinir ağlarından esinlenerek geliştirilmeye çalışılmış, desen ve örüntü tanımak, büyük ve karmaşık veri setlerinde karmaşık ilişkileri bularak sınıflandırmak ve giriş verilerine göre tahminlerde bulunmak ve verilen karmaşık görevleri gerçekleştirmek için tasarlanmıştır (Aggarwal, 2018).

Derin sinir ağıları birbirine bağlı ardışık katmanlar halinde yapay sinir hücrelerinden oluşmaktadır (Gülter, 2023). Derin kelimesini kullanılmasının nedeni algoritmalarda birbirini takip eden çok sayıda katman kullanılmasıdır. Bu yönüyle derin öğrenme diğer makine öğrenme yöntem ve algoritmalarından ayrılmaktadır. Bu katmanlar giriş katmanında gelen veriyi alır her katmanda ayrı ayrı veri işlenir ve bir sonraki katmana verilir. Çıkış verisi çıktı katmanında üretilir.

Derin öğrenme yöntemleri makine öğrenmesinde otomatik öğrenme yeteneği ile önemli bir yere sahiptir. Derin öğrenme modeli giriş olarak verilen eğitim ve test verileri ile kendini sürekli geliştirerek daha iyi sonuçlar üretmeyi amaçlar. Derin öğrenme evrişimli sinir ağıları (CNN), tekrarlayan sinir ağılar (RNN), derin sinir ağıları gibi birçok sinir ağı modelinde kullanılmaktadır (Aydın, 2023). Yapay zekânın en önemli alt birimi makine öğrenmesi iken, makine öğrenmesinin en önemli alt birimi de derin öğrenmedir (Özgür, 2021).

2.1.2. Evrişimsel sinir ağıları (Convolutional Neural Networks-CNN)

Evrişimsel Sinir Ağıları (CNN), geleneksel yapay sinir ağılarından farklı olarak, yerel bağlantı ve paylaşılan ağırlıklar prensiplerine dayanır. Bu özellikler, ağı parametre sayısını önemli ölçüde azaltır ve verinin daha etkili bir şekilde işlenmesini sağlar. Evrişimsel Sinir Ağıları (CNN), özellikle görüntü işleme ve video analizi gibi alanlarda yüksek başarı gösteren derin öğrenme mimarilerinden biridir (Kaya, 2021). CNN'ler, verilerdeki yerel özellikleri (örneğin kenarlar, köşeler) öğrenmek ve bu özelliklerden daha yüksek seviyeli temsiller oluşturmak için konvolüsyon işlemi kullanırlar. Bu ağ yapıları, genellikle görsel veri üzerinde güçlü performans gösterir, ancak ses, metin ve diğer zaman serisi verileri üzerinde de başarılı olabilirler.

CNN'in Temel Bileşenleri:

1. Konvolüsyon Katmanı (Convolution Layer): Bu katman, girdi verisine filtresel (kernel) bir işlem uygular. Bu filtreler, görüntüdeki yerel özellikleri (kenar, doku, şekil vb.) öğrenir.
2. Aktivasyon Fonksiyonu (Activation Function): Genellikle ReLU (Rectified Linear Unit) fonksiyonu kullanılır. Bu, negatif değerleri sıfırlayarak doğrusal olmayan bir dönüştürme sağlar.

3. Havuzlama Katmanı (Pooling Layer): Bu katman, özellik haritalarının boyutunu küçültür, böylece hesaplama yükünü azaltır ve özelliklerin daha soyut temsilini oluşturur. Max pooling ve average pooling yaygın kullanılan havuzlama türleridir.
4. Tam Bağlantılı Katman (Fully Connected Layer): Genellikle, ağın sonlarına doğru yer alır ve son sınıflandırma adımlarını gerçekleştirir. Özellik haritalarındaki yüksek seviyeli soyutlamaları işleyerek son tahminleri yapar.
5. Çıkış Katmanı (Output Layer): Sinir ağının öğrenmeye çalıştığı hedef değerini tahmin eder. Örneğin, bir görüntü sınıflandırma görevinde, çıkış katmanı, resmin hangi sınıfa ait olduğunu belirtir.

2.1.2.1. AlexNet

Alexnet, Alex ve ark. tarafından geliştirilen 2012 yılında düzenlenen ILSVRC (Büyük ölçekli görsel tanıma yarışması) yarışmasını büyük fark ile kazanan evrimsel sinir ağı mimarisine verilen isimdir (Alom, 2018).

LSVRC (Büyük ölçekli görsel tanıma yarışması) yarışmaya katılan algoritmaların, etiketli görüntülerden oluşan çok büyük bir data kümesi üzerinde denendiği, farklı görselleri tanımlama görevinde daha yüksek doğruluk elde etme amacıyla bulunan bir yarışmadır.

Alexnet bu yarışmayı kazanarak 2012 yılına kadar durağan bir dönem geçiren derin öğrenme için yeni bir dönemin başlangıcı olmuştur Yaklaşık 1 milyon görüntü verisi üzerinde eğitilebilen Alexnet mimarisi bin nesneyi sınıflandıracak şekilde tasarlanmıştır (Krishna ve Kalluri, 2019).

AlexNet: Derin öğrenme dünyasında ilk önemli modeldir ve GPU kullanımıyla büyük bir devrim yapmıştır. Ancak, yapısal olarak modern ağlarla kıyaslandığında daha basit ve sınırlıdır (Alom, 2019).

Özellikler:

- Derinlik: 8 katmandan oluşur (5 konvolüsyonel katman ve 3 tam bağlantılı katman).
- ReLU Aktivasyonu: Sigmoid veya tanh yerine ReLU aktivasyon fonksiyonu kullanır, bu da daha hızlı öğrenme sağlar.
- Veri Artırma (Data Augmentation): Aşırı uyum (overfitting) ile mücadele etmek için veri artırma teknikleri kullanılmıştır.

- Düşük Seviye Özellikler: Konvolüsyon katmanları düşük seviyeli özellikleri (kenar, renk, doku vb.) öğrenir.
- GPU Kullanımı: Hesaplama hızını artırmak için GPU kullanımı, AlexNet'in başarısının bir parçasıdır.

2.1.2.2. ResNet (Residual Networks)

ResNet (Residual Networks), derin öğrenme alanında çok önemli bir mimaridir ve özellikle görüntü tanıma görevlerinde büyük başarılar elde etmiştir. 2015 yılında Microsoft Research tarafından geliştirilmiştir. ResNet'in en önemli özelliği, "residual learning" (artıklık öğrenimi) adı verilen bir yöntem kullanarak derin ağların eğitimini daha verimli hale getirmesidir.

ResNet, yalnızca görüntü sınıflandırma değil, aynı zamanda nesne tespiti, segmentasyon, yüz tanıma ve daha birçok derin öğrenme görevinde kullanılabilir (Elali ve Alabdou, 2024). Bu modelin temel ilkesi, modelin daha derin olmasının öğrenmeyi zorlaştırmak yerine, modelin daha iyi performans göstermesine olanak tanımasıdır

Özellikler:

Residual Bağlantılar: Her katmandan çıkan özelliklerin, bir sonraki katmanla birleşmeden önce doğrudan son katmana iletilmesini sağlar. Bu, daha derin ağların eğitimini kolaylaştırır. Daha Derin Ağlar: 34, 50, 101 ve 152 katmandan oluşan varyantları bulunmaktadır.

Derin Ağlarda Eğitim Kolaylığı: Kalan bağlantılar, derin ağlarda daha iyi öğrenme ve daha az kayıp sağlar. ResNet: Residual connections kullanarak derin ağların eğitilmesini sağlar ve ağ derinliği arttıkça modelin performansının düşmesini engeller. En derin ağlar için en uygun modeldir (Wu, 2019).

2.1.2.3. GoogLeNet (Inception Network)

Googlenet adından da anlaşılacağı üzere google'daki araştırmacılar tarafından geliştirilmiş derin evrişimli bir sinir ağıdır (Azimjonov, 2021). Googlenet mimarisi 9 başlangıç modülü olmak üzere 22 katmandan oluşur. Havuzlama katmanlarını dâhil ettiğimizde ise katman sayısı 27 olmaktadır. Googlenet Derin Evrişimli sinir ağı olan Inception Network'un bir çeşidi olarak geliştirilmiştir. Googlenet mimarisinde büyük

ağlarda karşılaşılan sorunları Inception modülünü kullanarak çözüme kavuşturur (Sridevi ve Kannan, 2025). GoogLeNet, daha az parametre kullanarak daha verimli bir model sunar. Bu, modelin daha hızlı çalışmasına ve daha az bellek kullanmasına olanak tanır.

GoogLeNet, görüntü sınıflandırma gibi görevlerde yüksek başarı göstererek derin öğrenme alanında önemli bir dönüm noktası olmuştur (Sinap, Vahid. "Makine Öğrenmesinde Temel Yaklaşımlar ve Gelişen Eğilimler"). GoogLeNet, derin öğrenme alanında önemli bir kilometre taşıdır. Hem derinlik hem de hesaplama verimliliği konusunda sunduğu yenilikçi çözümlerle, derin öğrenme modellerinin daha güçlü ve verimli hale gelmesine katkı sağlamıştır. Hem araştırmalar hem de uygulamalar için güçlü bir model olmaya devam etmektedir. Daha verimli hesaplama sağlayan Inception modülleri ile derin ağlar kurmayı mümkün kılar. Parametre verimliliği sağlar, ancak mimarisi daha karmaşıktır (Abd El-Maksoud, 2021).

Özellikler:

- Inception Modülleri: Farklı boyutlardaki konvolüsyonlar paralel bir şekilde uygulanır. Örneğin, 1x1, 3x3 ve 5x5 boyutlu konvolüsyonlar aynı anda yapılır.
- Verimli Parametre Kullanımı: 1x1 konvolüsyonlar gibi tekniklerle parametre sayısı düşürülür, bu da ağın daha verimli çalışmasını sağlar.
- Ağ Derinliği ve Genişliği: Hem ağın derinliğini hem de genişliğini artırarak modelin daha fazla özelliği öğrenmesi sağlanır.

3. BULGULAR VE TARTIŞMA

3.1. Veri Seti ve Uygulama

3.1.1. Veri seti

Tez projemizde Munzur Üniversitesi Dr. Öğretim Üyesi Ferit Can YAZDIÇ tarafından hazırlanan aneorobik gut fungus görüntülerden oluşan veri setini kullanıldı. Yapay zekâ mimarilerinde çalıştırtmak için veri setini 4 farklı sınıfta kullanılarak kullanılan hibrit yapay zekâ mimarisinin doğruluk oranı da artırılmak amaçlanmıştır.

Kullanılan veri seti Caecomyces isimli anaerobik gut fungus türünden 1.129 görüntü, Neocallimastix isimli anaerobik gut fungus türünden 1.253 görüntü, Orpinomyces isimli anaerobik gut fungus türünden 1.126 görüntü ve Promyces isimli anaerobik gut fungus türünden 426 görüntü olmak üzere toplam 3.934 görüntüden oluşmaktadır.

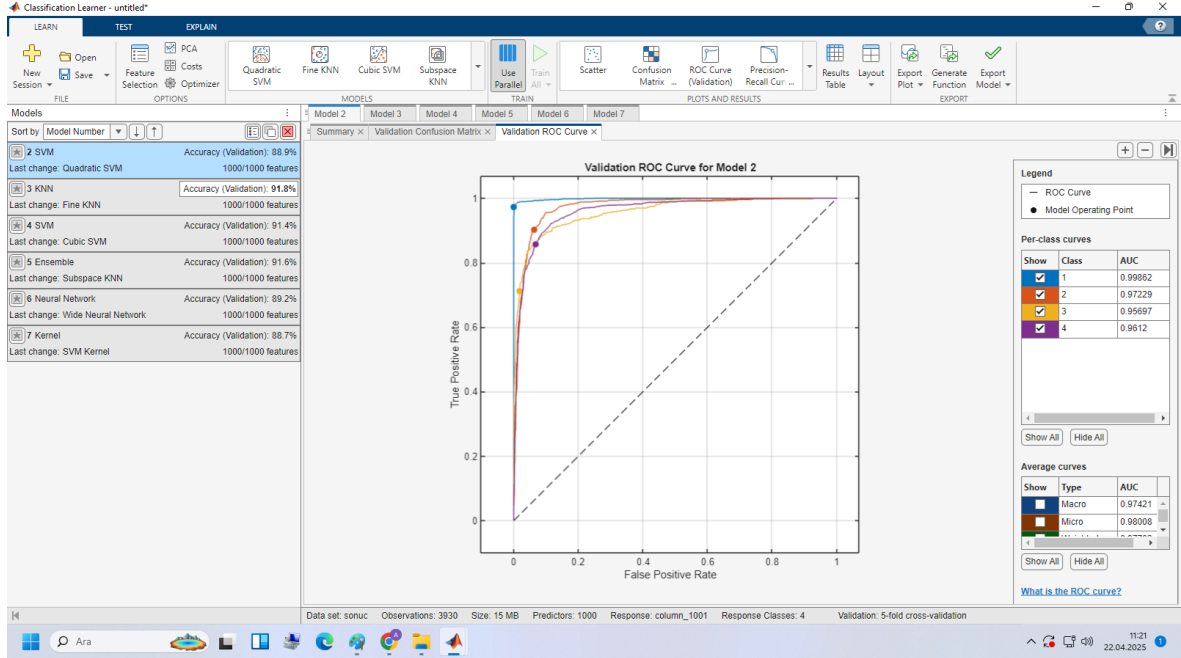
3.2. Alexnet Mimarisinde Alınan Sonuçlar

Caecomyces türünden 1.125 görüntü, neocallimastix türünden 1.253 görüntü, Orpinomyces türünden 1.126 görüntü ve Promyces türünden 426 görüntü olmak üzere toplam 3.930 görüntü 2012 ILSVRC (Imagenet Large Scala Visual Recogniton Challenge) yarışmasını kazanan evrişimsel sinir ağı olan Alexnet mimarisinde çalışılmıştır. Çalışma sonucunda Alexnet mimarisinde 3.930 görüntü, 1000 özellik ve 1 etiket olmak üzere 3930*1001 boyutunda özellik matrisi elde edilmiştir. Bu özellik matrisi evrişimsel sinir ağı olan Alexnet mimarisinde sınıflandırma yapmadan altı farklı sınıflandırma algoritmalarında çalışılmıştır. Bu sınıflandırma algoritmaları Quadratic SVM, Fine KNN, Cubic SVM, Subspace KNN, Wide Neural Network ve SVM Kernel algoritmalarıdır.

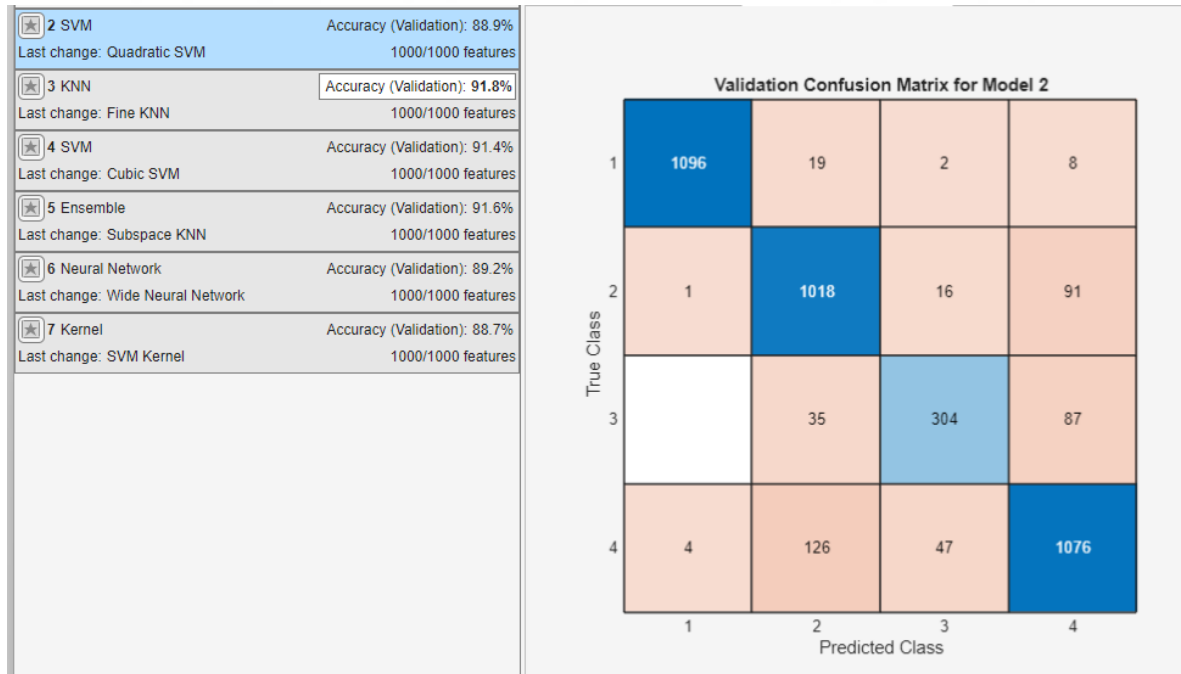
3.2.1. Quadratic SVM

Alexnet mimarisine verilen 3.930 görüntü sonrası mimariden 1000 özellik ve 1 adet etiket olmak üzere 3.930*1001 boyutunda matris elde edilmiştir. Bu özellik matrisi Quadratic SVM algoritmasında sınıflandırma çalışılmıştır. Anaerobik gut fungusların sınıflandırılmasında Alexnet mimarisinde özellik çıkarımı ve Quadratic SVM sınıflandırma

algoritması ile sınıflandırma yapıldığında doğruluk oranı %88.9 olarak bulunmuştur. Bu çalışmaya ait ROC eğrisi ve confusion matris aşağıda verilmiştir.



Şekil 3.1. Alexnet-Quadratic SVM ROC Eğrisi



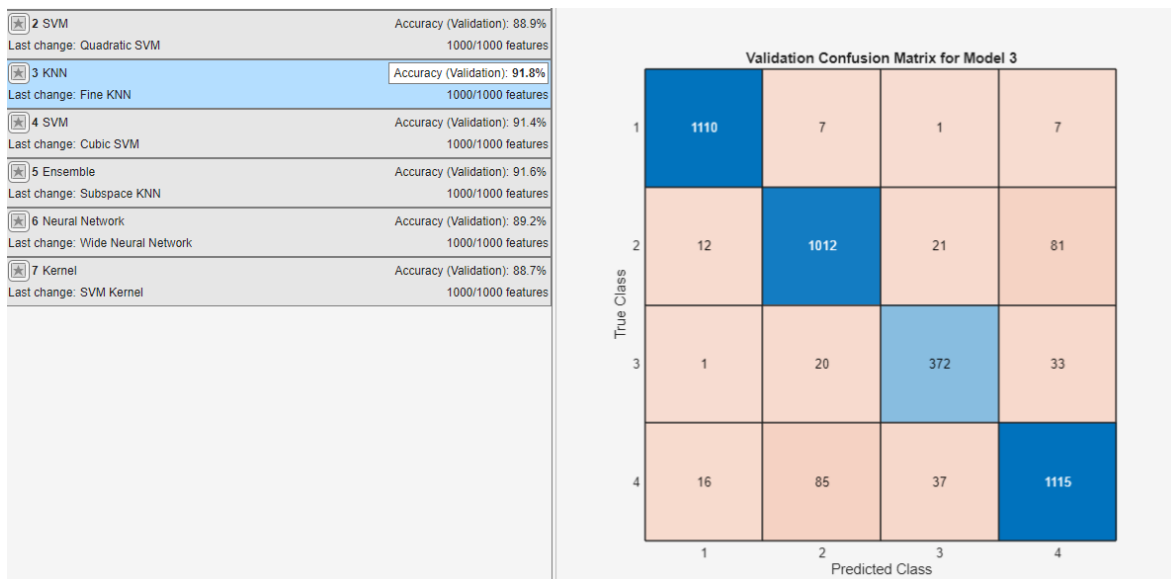
Şekil 3.2. Alexnet-Quadratic SVM Confusion matrisi

Burada 1. sınıf 1125 görüntülü Caecomyces, 2. Sınıf 1.126 görüntülü Orpinomyces 3. Sınıf 426 görüntülü Promyces, 4. Sınıf ise 1.253 görüntülü Neocallimastix oluşmaktadır.

Bu confusion matrisine göre 1125 görüntülü Caecomyces sınıfından 1.096 görüntüyü Caecomyces diye doğru, 19 âdetini Orpinomyces, 2 tanesini Promyces ve 8 tanesini Neocallimastix diye yanlış tahmin etmiştir. 1.126 görüntülü Orpinomyces sınıfından 1.018 tane görüntüyü Orpinomyces diye doğru, 1 âdetini Caecomyces, 16 tanesini Promyces ve 91 tanesini Neocallimastix diye yanlış tahmin etmiştir. 426 görüntülü Promyces sınıfından 304 adet görüntüyü Promyces diye doğru, 35 âdetini Orpinomyces ve 87 tanesini Neocallimastix diye yanlış tahmin etmiştir. 1.253 görüntülü Neocallimastix sınıfından 1.076 görüntüyü Neocallimastix diye doğru, 4 âdetini Caecomyces, 126 tanesini Orpinomyces ve 47 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir.

3.2.2. Fine KNN

Alexnet mimarisine verilen 3.930 görüntü sonrası mimariden 1000 özellik ve 1 adet etiket olmak üzere 3.930×1001 boyutunda matris elde edilmiştir. Bu özellik matrisi Fine KNN algoritmasında sınıflandırma çalışılmıştır. Anaerobik gut fungusların sınıflandırılmasında Alexnet mimarisinde özellik çıkarımı ve Fine KNN sınıflandırma algoritması ile sınıflandırma yapıldığında doğruluk oranı %91.8 olarak en yüksek oran bulunmuştur. Bu çalışmaya ait ROC eğrisi ve confusion matris aşağıda verilmiştir.



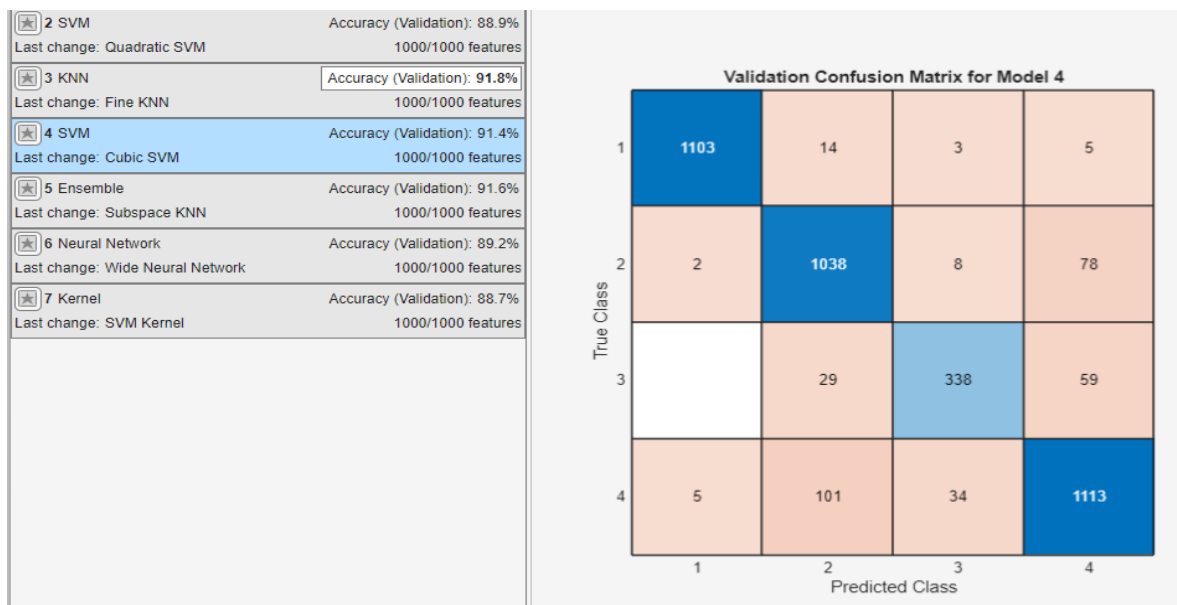
Şekil 3.3. Alexnet-Fine-KNN Confusion matrisi

Burada 1. sınıf 1125 görüntülü Caecomyces, 2. Sınıf 1.126 görüntülü Orpinomyces 3. Sınıf 426 görüntülü Promyces, 4. Sınıf ise 1.253 görüntülü Neocallimastix oluşmaktadır.

Bu confusion matrise göre 1.125 görüntülü Caecomyces sınıfından 1.110 görüntüyü Caecomyces diye doğru, 7 âdetini Orpinomyces, 1 tanesini Promyces ve 7 tanesini Neocallimastix diye yanlış tahmin etmiştir. 1.012 görüntülü Orpinomyces sınıfından 1.018 tane görüntüyü Orpinomyces diye doğru, 12 âdetini Caecomyces, 21 tanesini Promyces ve 81 tanesini Neocallimastix diye yanlış tahmin etmiştir. 426 görüntülü Promyces sınıfından 372 adet görüntüyü Promyces diye doğru, 1 âdetini Caecomyces, 20 âdetini Orpinomyces ve 33 tanesini Neocallimastix diye yanlış tahmin etmiştir. 1.253 görüntülü Neocallimastix sınıfından 1.125görüntüyüNeocallimastix diye doğru, 16 âdetini Caecomyces, 85 tanesini Orpinomyces ve 37 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir.

3.2.3. Cubic SVM

Alexnet mimarisine verilen 3.930 görüntü sonrası mimariden 1000 özellik ve 1 adet etiket olmak üzere 3.930*1001 boyutunda matris elde edilmiştir. Bu özellik matrisi Cubic SVM algoritmasında sınıflandırma çalışılmıştır. Anaerobik gut fungusların sınıflandırılmasında Alexnet mimarisinde özellik çıkarımı ve Cubic SVM sınıflandırma algoritması ile sınıflandırma yapıldığında doğruluk oranı %91.4 olarak en yüksek 3. oran bulunmuştur. Bu çalışmaya ait ROC eğrisi ve confusion matris aşağıda verilmiştir.



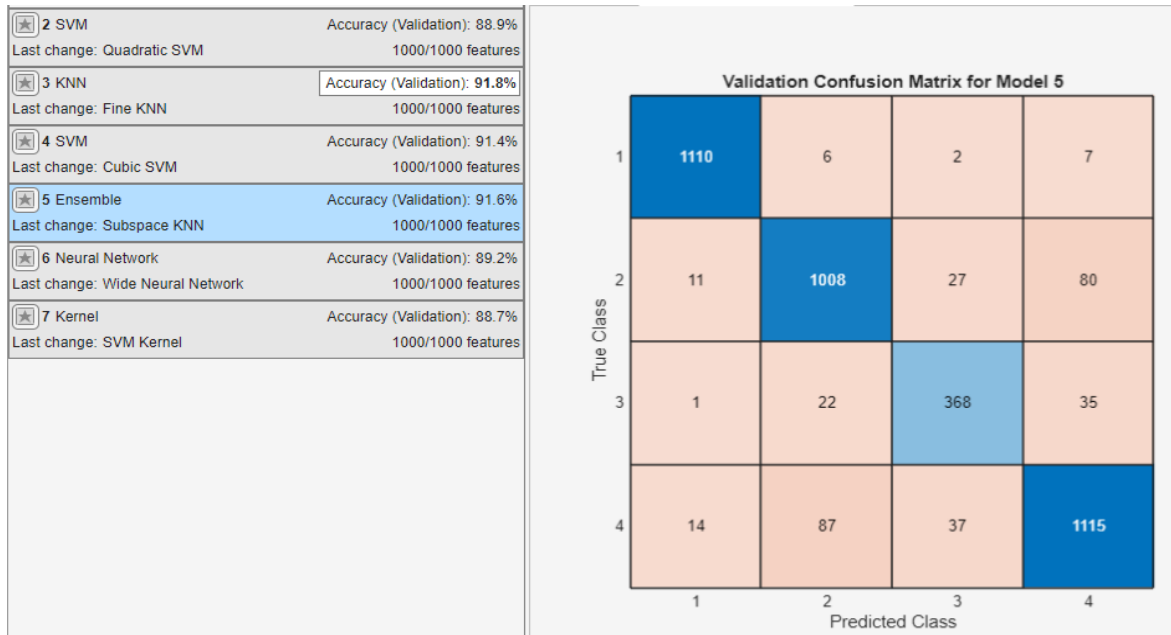
Şekil 3.4. Alexnet-Cubic-SVM Confusion matrisi

Burada 1. sınıf 1.125 görüntülü Caecomyces, 2. Sınıf 1.126 görüntülü Orpinomyces 3. Sınıf 426 görüntülü Promyces, 4. Sınıf ise 1.253 görüntülü Neocallimastix oluşmaktadır.

Bu confusion matrisine göre 1.125 görüntülü Caecomyces sınıfından 1.103 görüntüyü Caecomyces diye doğru, 14 âdetini Orpinomyces, 3 tanesini Promyces ve 5 tanesini Neocallimastix diye yanlış tahmin etmiştir. 1.126 görüntülü Orpinomyces sınıfından 1.038 tane görüntüyü Orpinomyces diye doğru, 2 âdetini Caecomyces, 8 tanesini Promyces ve 78 tanesini Neocallimastix diye yanlış tahmin etmiştir. 426 görüntülü Promyces sınıfından 338 adet görüntüyü Promyces diye doğru, 29 âdetini Orpinomyces ve 59 tanesini Neocallimastix diye yanlış tahmin etmiştir. 1.253 görüntülü Neocallimastix sınıfından 1.113 görüntüyü Neocallimastix diye doğru, 5 âdetini Caecomyces, 101 tanesini Orpinomyces ve 34 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir.

3.2.4. Subspace KNN

Alexnet mimarisine verilen 3.930 görüntü sonrası mimariden 1000 özellik ve 1 adet etiket olmak üzere 3.930*1001 boyutunda matris elde edilmiştir. Bu özellik matrisi Subspace KNN algoritmasında sınıflandırma çalışılmıştır. Anaerobik gut fungusların sınıflandırılmasında Alexnet mimarisinde özellik çıkarımı ve Subspace KNN sınıflandırma algoritması ile sınıflandırma yapıldığında doğruluk oranı %91.6 olarak en yüksek ikinci oran bulunmuştur. Bu çalışmaya ait ROC eğrisi ve confusion matris aşağıda verilmiştir.



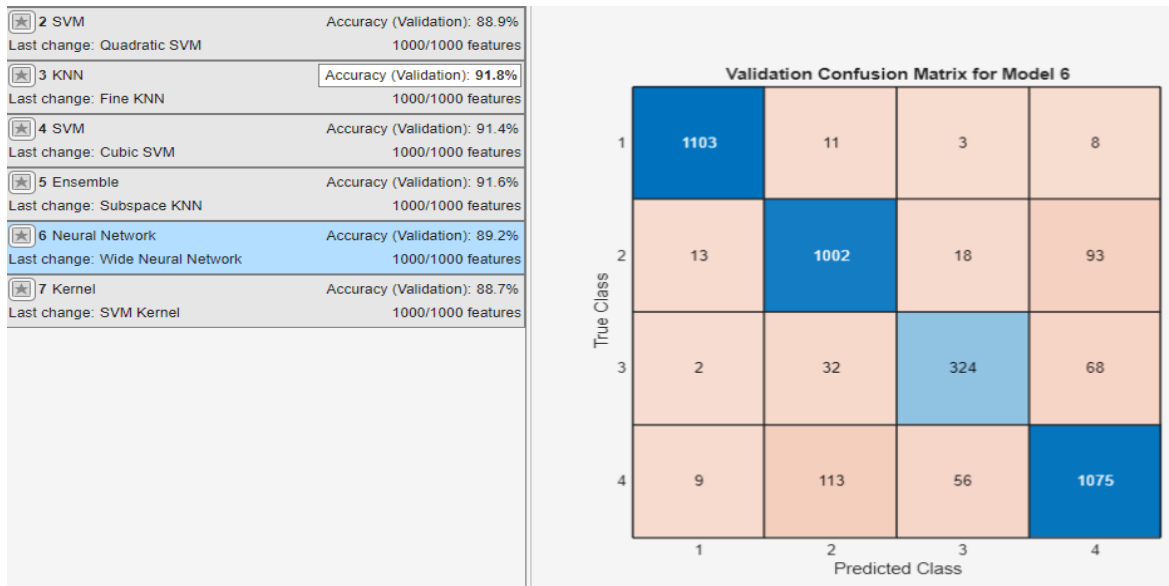
Şekil 3.5. Alexnet-Subspace-KNN Confusion matrisi

Burada 1. sınıf 1.125 görüntülü Caecomyces, 2. Sınıf 1.126 görüntülü Orpinomyces 3. Sınıf 426 görüntülü Promyces, 4. Sınıf ise 1.253 görüntülü Neocallimastix oluşmaktadır.

Bu confusion matrisine göre 1.125 görüntülü Caecomyces sınıfından 1.110 görüntüyü Caecomyces diye doğru, 6 âdetini Orpinomyces, 2 tanesini Promyces ve 7 tanesini Neocallimastix diye yanlış tahmin etmiştir. 1.126 görüntülü Orpinomyces sınıfından 1.008 tane görüntüyü Orpinomyces diye doğru, 11 âdetini Caecomyces, 27 tanesini Promyces ve 80 tanesini Neocallimastix diye yanlış tahmin etmiştir. 426 görüntülü Promyces sınıfından 368 adet görüntüyü Promyces diye doğru, 1 âdetini Caecomyces, 22 âdetini Orpinomyces ve 35 tanesini Neocallimastix diye yanlış tahmin etmiştir. 1.253 görüntülü Neocallimastix sınıfından 1.115 görüntüyü Neocallimastix diye doğru, 14 âdetini Caecomyces, 87 tanesini Orpinomyces ve 37 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir.

3.2.5. Wide neural network

Alexnet mimarisine verilen 3.930 görüntü sonrası mimariden 1000 özellik ve 1 adet etiket olmak üzere 3.930×1001 boyutunda matris elde edilmiştir. Bu özellik matrisi Wide Neural Network algoritmasında sınıflandırma çalışılmıştır. Anaerobik gut fungusların sınıflandırılmasında Alexnet mimarisinde özellik çıkarımı ve Wide Neural Network sınıflandırma algoritması ile sınıflandırma yapıldığında doğruluk oranı %89.2 olarak en yüksek oran bulunmuştur. Bu çalışmaya ait ROC eğrisi ve confusion matris aşağıda verilmiştir.



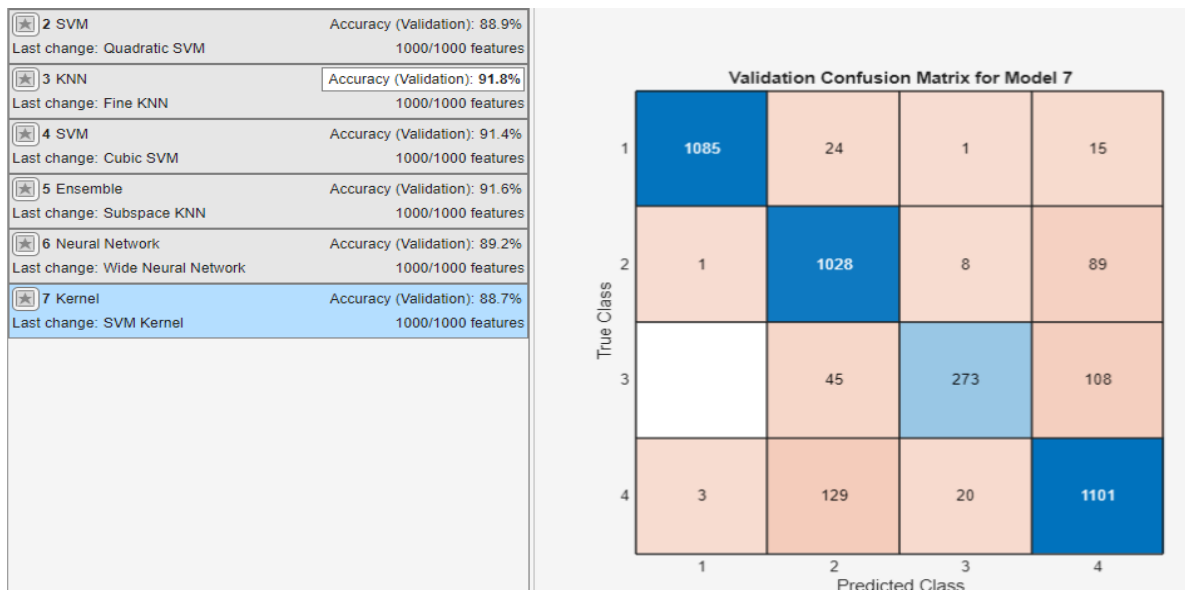
Şekil 3.6. Alexnet-wide neural network Confusion matrisi

Burada 1. sınıf 1.125 görüntülü Caecomyces, 2. Sınıf 1.126 görüntülü Orpinomyces 3. Sınıf 426 görüntülü Promyces, 4. Sınıf ise 1.253 görüntülü Neocallimastix oluşmaktadır.

Bu confusion matrise göre 1.125 görüntülü Caecomyces sınıfından 1.103 görüntüyü Caecomyces diye doğru, 11 âdetini Orpinomyces, 3 tanesini Promyces ve 8 tanesini Neocallimastix diye yanlış tahmin etmiştir. 1.126 görüntülü Orpinomyces sınıfından 1.002 tane görüntüyü Orpinomyces diye doğru, 13 âdetini Caecomyces, 18 tanesini Promyces ve 93 tanesini Neocallimastix diye yanlış tahmin etmiştir. 426 görüntülü Promyces sınıfından 324 adet görüntüyü Promyces diye doğru, 2 âdetini Caecomyces, 32 âdetini Orpinomyces ve 68 tanesini Neocallimastix diye yanlış tahmin etmiştir. 1.253 görüntülü Neocallimastix sınıfından 1.075 görüntüyü Neocallimastix diye doğru, 9 âdetini Caecomyces, 113 tanesini Orpinomyces ve 56 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir.

3.2.6. SVM kernel

Alexnet mimarisine verilen 3.930 görüntü sonrası mimariden 1000 özellik ve 1 adet etiket olmak üzere 3.930×1001 boyutunda matris elde edilmiştir. Bu özellik matrisi Kernel SVM algoritmasında sınıflandırma çalışılmıştır. Anaerobik gut fungusların sınıflandırılmasında Alexnet mimarisinde özellik çıkarımı ve Kernel SVM sınıflandırma algoritması ile sınıflandırma yapıldığında doğruluk oranı %91.8 olarak yüksek bir oran bulunmuştur. Bu çalışmaya ait ROC eğrisi ve confusion matris aşağıda verilmiştir.



Şekil 3.7. Alexnet-SVM kernel Confusion matrisi

Şekil 3.7’de 1. sınıf 1.125 görüntülü *Caecomyces*, 2. Sınıf 1.126 görüntülü *Orpinomyces* 3. Sınıf 426 görüntülü *Promyces*, 4. Sınıf ise 1253 görüntülü *Neocallimastix* oluşmaktadır.

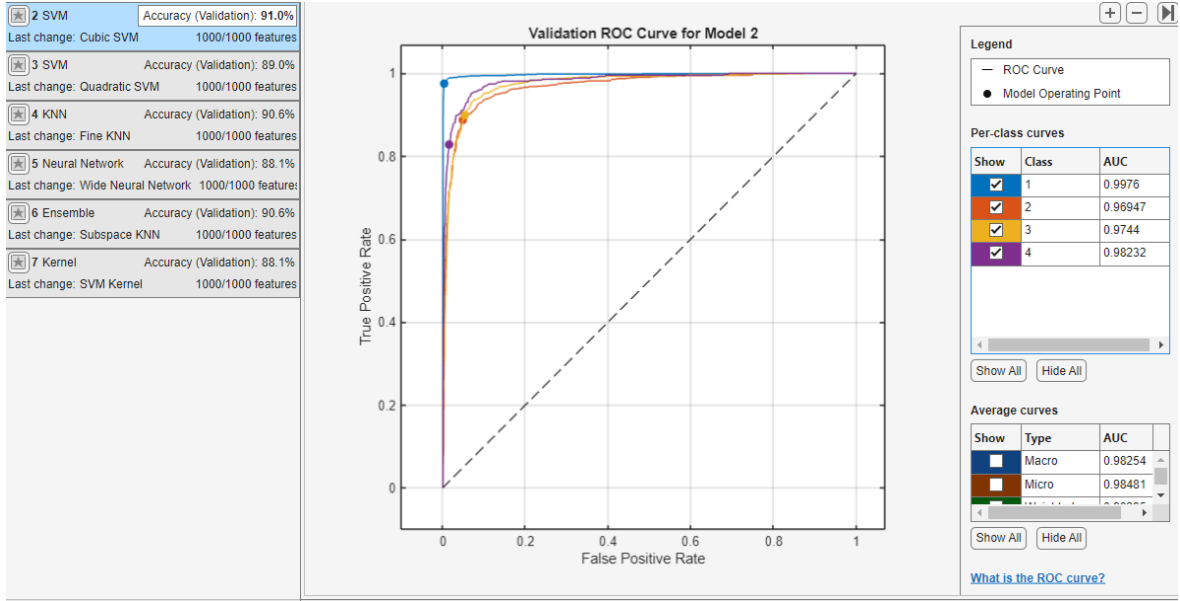
Bu confusion matrise göre 1.125 görüntülü *Caecomyces* sınıfından 1.085 görüntüyü *Caecomyces* diye doğru, 24 âdetini *Orpinomyces*, 1 tanesini *Promyces* ve 15 tanesini *Neocallimastix* diye yanlış tahmin etmiştir. 1.126 görüntülü *Orpinomyces* sınıfından 1028 tane görüntüyü *Orpinomyces* diye doğru, 1 âdetini *Caecomyces*, 8 tanesini *Promyces* ve 89 tanesini *Neocallimastix* diye yanlış tahmin etmiştir. 426 görüntülü *Promyces* sınıfından 273 adet görüntüyü *Promyces* diye doğru, 45 âdetini *Orpinomyces* ve 108 tanesini *Neocallimastix* diye yanlış tahmin etmiştir. 1.253 görüntülü *Neocallimastix* sınıfından 1.101 görüntüyü *Neocallimastix* diye doğru, 3 âdetini *Caecomyces*, 129 tanesini *Orpinomyces* ve 20 tanesini *Promyces* diye yanlış tahmin etmiştir.

3.3. Googlenet mimarisinde alınan sonuçlar

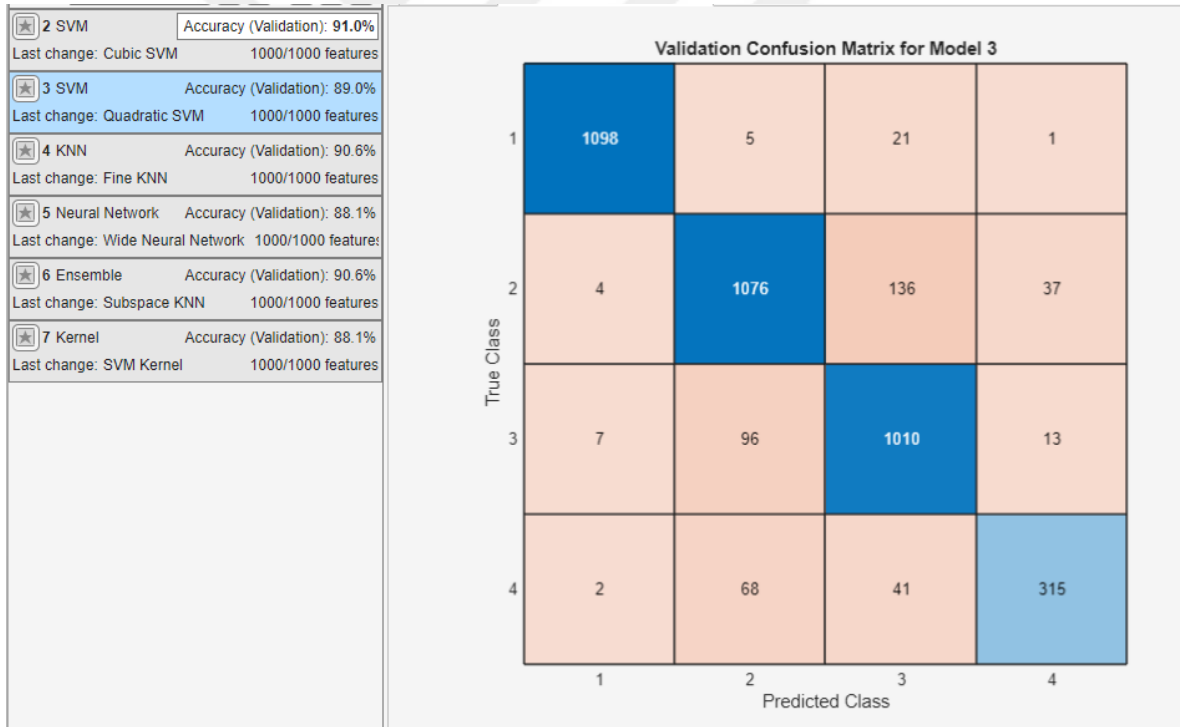
Caecomyces türünden 1.125 görüntü, *neocallimastix* türünden 1.253 görüntü, *Orpinomyces* türünden 1.126 görüntü ve *Promyces* türünden 426 görüntü olmak üzere toplam 3.930 görüntü Googlenet mimarisinde çalışılmıştır. Çalışma sonucunda Googlenet mimarisinde 3.930 görüntü, 1000 özellik ve 1 etiket olmak üzere 3930×1001 boyutunda özellik matrisi elde edilmiştir. Bu özellik matrisi evrimsel sinir ağı olan Googlenet mimarisinde sınıflandırma yapmadan altı farklı sınıflandırma algoritmalarında çalışılmıştır. Bu sınıflandırma algoritmaları Quadratic SVM, Fine KNN, Cubic SVM, Subspace KNN, Wide Neural Network ve SVM Kernel algoritmalarıdır.

3.3.1. Quadratic SVM

Googlenet mimarisine verilen 3.930 görüntü sonrası mimariden 1000 özellik ve 1 adet etiket olmak üzere 3.930×1001 boyutunda matris elde edilmiştir. Bu özellik matrisi Quadratic SVM algoritmasında sınıflandırma çalışılmıştır. Anaerobik gut fungusların sınıflandırılmasında Googlenet mimarisinde özellik çıkarımı ve Quadratic SVM sınıflandırma algoritması ile sınıflandırma yapıldığında doğruluk oranı %89,0 olarak bulunmuştur. Bu çalışmaya ait ROC eğrisi ve confusion matris aşağıda verilmiştir.



Şekil 3.8. Googlenet-Quadratic SVM ROC Eğrisi



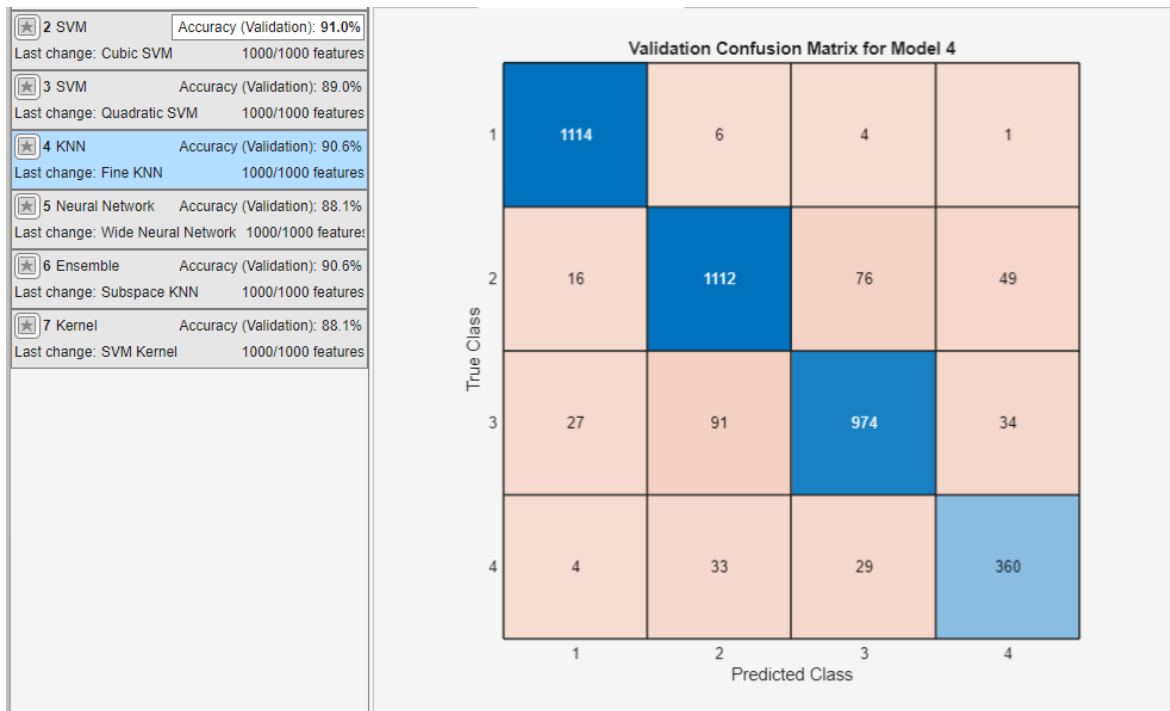
Şekil 3.9. Googlenet-Quadratic SVM Confusion matrisi

Şekil 3.9’da 1. sınıf 1.125 görüntülü *Caecomycetes*, 2. Sınıf 1.253 görüntülü *Neocallimastix*, 3. Sınıf 1.126 görüntülü *Orpinomyces* 4. Sınıf ise 426 görüntülü *Promyces* oluşmaktadır.

Bu confusion matrisine göre 1.125 görüntülü *Caecomyces* sınıfından 1.098 görüntüyü *Caecomyces* diye doğru, 5 âdetini *Neocallimastix*, 21 tanesini *Orpinomyces* ve 1 tanesini *Promyces* diye yanlış tahmin etmiştir. 1.253 görüntülü *Neocallimastix* sınıfından 1.076 tane görüntüyü *Neocallimastix* diye doğru, 4 âdetini *Caecomyces*, 136 tanesini *Orpinomyces* ve 37 tanesini *Promyces* diye yanlış tahmin etmiştir. 1.126 görüntülü *Orpinomyces* sınıfından 1.010 tane görüntüyü *Orpinomyces* diye doğru, 7 âdetini *Caecomyces*, 96 tanesini *Neocallimastix* ve 13 tanesini *Promyces* diye yanlış tahmin etmiştir. 426 görüntülü *Promyces* sınıfından 315 adet görüntüyü *Promyces* diye doğru, 2 âdetini *Caecomyces*, 68 âdetini *Neocallimastix* ve 41 tanesini *Orpinomyces* diye yanlış tahmin etmiştir.

3.2.2. Fine KNN

Googlenet mimarisine verilen 3.930 görüntü sonrası mimariden 1000 özellik ve 1 adet etiket olmak üzere 3.930×1001 boyutunda matris elde edilmiştir. Bu özellik matrisi Fine KNN algoritmasında sınıflandırma çalışılmıştır. Anaerobik gut fungusların sınıflandırılmasında Googlenet mimarisinde özellik çıkarımı ve Fine KNN sınıflandırma algoritması ile sınıflandırma yapıldığında doğruluk oranı %90.6 olarak en yüksek oran bulunmuştur. Bu çalışmaya ait ROC eğrisi ve confusion matris aşağıda verilmiştir.



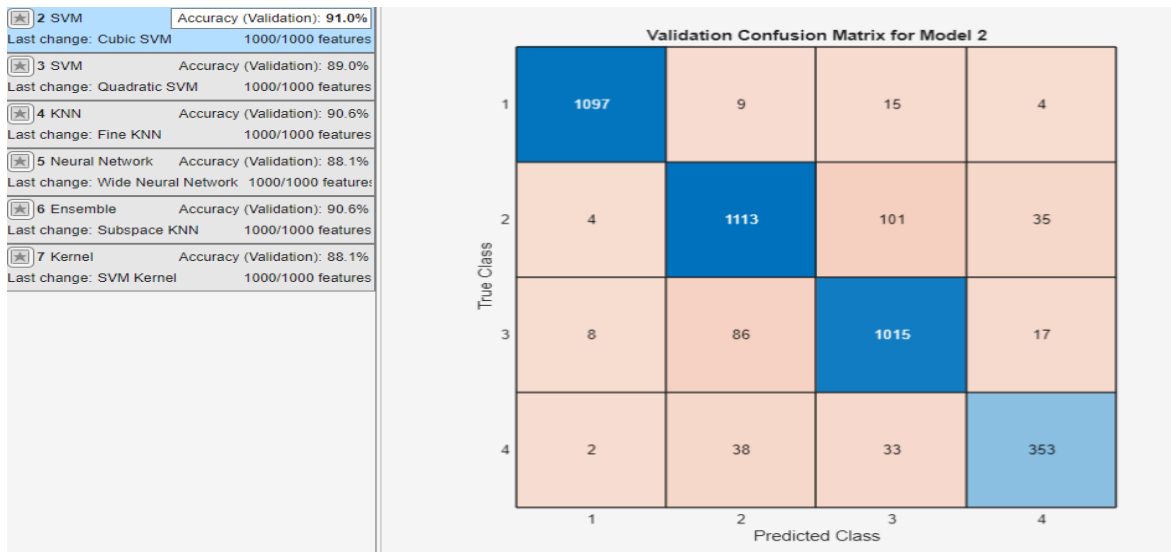
Şekil 3.10. Googlenet-Fine-KNN Confusion matrisi

Şekil 3.10'da 1. sınıf 1125 görüntülü Caecomycetes, 2. Sınıf 1.253 görüntülü Neocallimastix, 3. Sınıf 1.126 görüntülü Orpinomyces 4. Sınıf ise 426 görüntülü Promyces oluşmaktadır.

Bu confusion matrise göre 1.125 görüntülü Caecomycetes sınıfından 1.114 görüntüyü Caecomycetes diye doğru, 6 âdetini Neocallimastix, 4 tanesini Orpinomyces ve 1 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir. 1253 görüntülü Neocallimastix sınıfından 1.112 tane görüntüyü Neocallimastix diye doğru, 16 âdetini Caecomycetes, 76 tanesini Orpinomyces ve 49 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir. 1.126 görüntülü Orpinomyces sınıfından 974 tane görüntüyü Orpinomyces diye doğru, 27 âdetini Caecomycetes, 91 tanesini Neocallimastix ve 34 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir. 426 görüntülü Promyces sınıfından 360 adet görüntüyü Promyces diye doğru, 4 âdetini Caecomycetes, 33 âdetini Neocallimastix ve 29 tanesini Orpinomyces diye yanlış tahmin etmiştir.

3.2.3. Cubic SVM

Googlenet mimarisine verilen 3.930 görüntü sonrası mimariden 1000 özellik ve 1 adet etiket olmak üzere 3.930*1001 boyutunda matris elde edilmiştir. Bu özellik matrisi Cubic SVM algoritmasında sınıflandırma çalışılmıştır. Anaerobik gut fungusların sınıflandırılmasında Googlenet mimarisinde özellik çıkarımı ve Cubic SVM sınıflandırma algoritması ile sınıflandırma yapıldığında doğruluk oranı %91 olarak en yüksek 3. oran bulunmuştur. Bu çalışmaya ait ROC eğrisi ve confusion matris aşağıda verilmiştir.



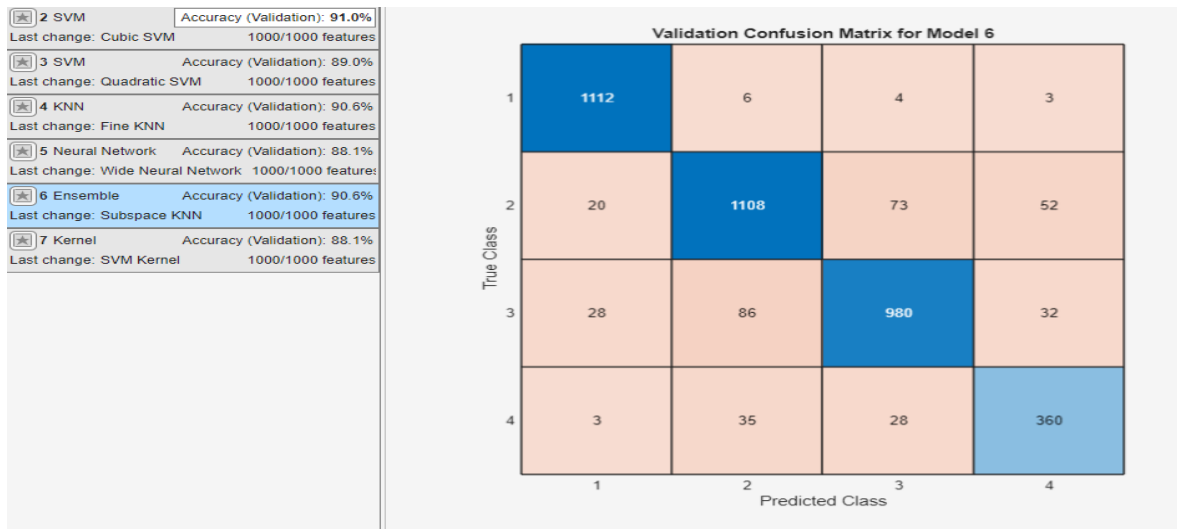
Şekil 3.11. Googlenet-Cubic-SVM Confusion matrisi

Şekil 3.11’de 1. sınıf 1125 görüntülü Caecomyces, 2. Sınıf 1.253 görüntülü Neocallimastix, 3. Sınıf 1.126 görüntülü Orpinomyces 4. Sınıf ise 426 görüntülü Promyces oluşmaktadır.

Bu confusion matrise göre 1.125 görüntülü Caecomyces sınıfından 1.097 görüntüyü Caecomyces diye doğru, 9 âdetini Neocallimastix, 15 tanesini Orpinomyces ve 4 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir. 1.253 görüntülü Neocallimastix sınıfından 1.113 tane görüntüyü Neocallimastix diye doğru, 4 âdetini Caecomyces, 101 tanesini Orpinomyces ve 35 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir. 1.126 görüntülü Orpinomyces sınıfından 1.015 tane görüntüyü Orpinomyces diye doğru, 8 âdetini Caecomyces, 86 tanesini Neocallimastix ve 17 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir. 426 görüntülü Promyces sınıfından 353 adet görüntüyü Promyces diye doğru, 2 âdetini Caecomyces, 38 âdetini Neocallimastix ve 33 tanesini Orpinomyces diye yanlış tahmin etmiştir.

3.2.4. Subspace KNN

Googlenet mimarisine verilen 3.930 görüntü sonrası mimariden 1000 özellik ve 1 adet etiket olmak üzere 3.930*1001 boyutunda matris elde edilmiştir. Bu özellik matrisi Subspace KNN algoritmasında sınıflandırma çalışılmıştır. Anaerobik gut fungusların sınıflandırılmasında Googlenet mimarisinde özellik çıkarımı ve Subspace KNN sınıflandırma algoritması ile sınıflandırma yapıldığında doğruluk oranı %90.6 olarak en yüksek 2. oran bulunmuştur. Bu çalışmaya ait ROC eğrisi ve confusion matris aşağıda verilmiştir.



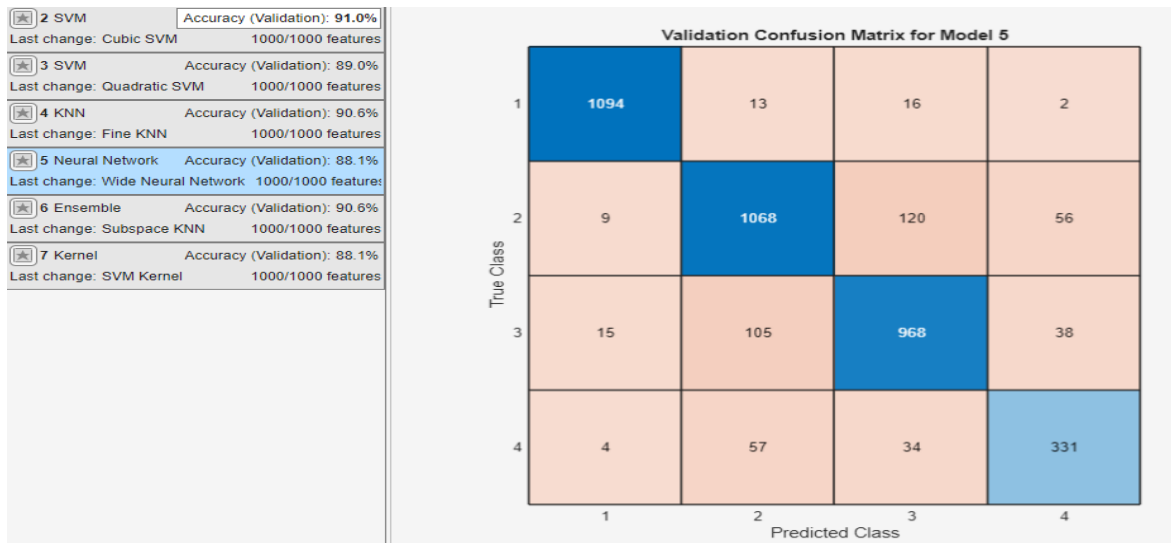
Şekil 3.12. Googlenet-Subspace-KNN Confusion matrisi

Şekil 3.12’de 1. sınıf 1.125 görüntülü Caecomyces, 2. Sınıf 1.253 görüntülü Neocallimastix, 3. Sınıf 1.126 görüntülü Orpinomyces 4. Sınıf ise 426 görüntülü Promyces oluşmaktadır.

Bu confusion matrise göre 1.125 görüntülü Caecomyces sınıfından 1.112 görüntüyü Caecomyces diye doğru, 6 âdetini Neocallimastix, 4 tanesini Orpinomyces ve 3 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir. 1.253 görüntülü Neocallimastix sınıfından 1.108 tane görüntüyü Neocallimastix diye doğru, 20 âdetini Caecomyces, 73 tanesini Orpinomyces ve 52 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir. 1.126 görüntülü Orpinomyces sınıfından 980 tane görüntüyü Orpinomyces diye doğru, 28 âdetini Caecomyces, 86 tanesini Neocallimastix ve 32 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir. 426 görüntülü Promyces sınıfından 360 adet görüntüyü Promyces diye doğru, 3 âdetini Caecomyces, 35 âdetini Neocallimastix ve 28 tanesini Orpinomyces diye yanlış tahmin etmiştir.

3.2.5. Wide neural network

Googlenet mimarisine verilen 3.930 görüntü sonrası mimariden 1000 özellik ve 1 adet etiket olmak üzere 3.930*1001 boyutunda matris elde edilmiştir. Bu özellik matrisi Wide Neural Network algoritmasında sınıflandırma çalışılmıştır. Anaerobik gut fungusların sınıflandırılmasında Googlenet mimarisinde özellik çıkarımı ve Wide Neural Network sınıflandırma algoritması ile sınıflandırma yapıldığında doğruluk oranı %88.1 olarak en yüksek oran bulunmuştur. Bu çalışmaya ait ROC eğrisi ve confusion matris aşağıda verilmiştir.



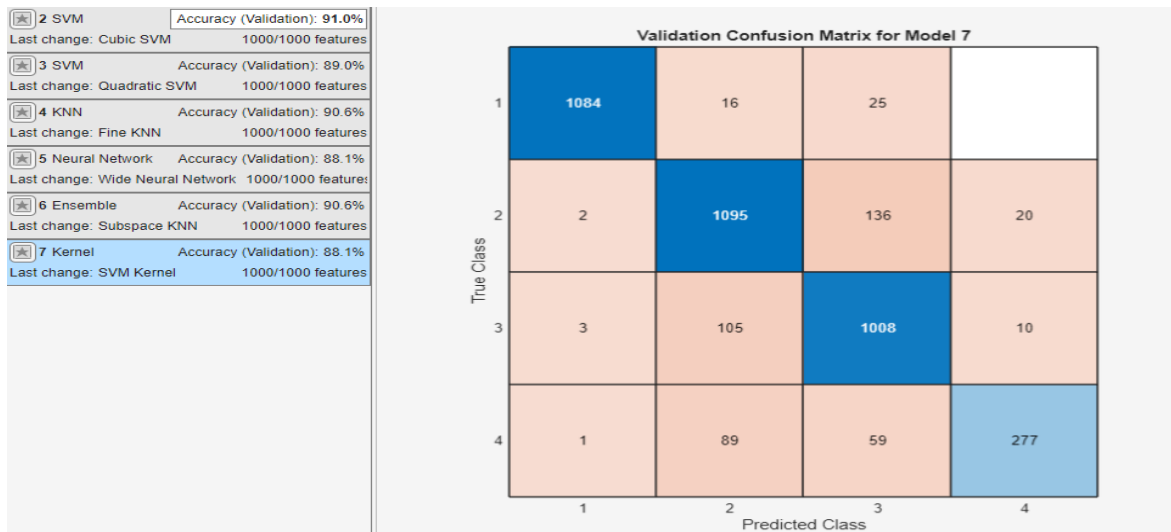
Şekil 3.13. Googlenet-Wide Neural Network Confusion matrisi

Şekil 3.13'te 1. sınıf 1.125 görüntülü Caecomycetes, 2. Sınıf 1.253 görüntülü Neocallimastix, 3. Sınıf 1.126 görüntülü Orpinomyces 4. Sınıf ise 426 görüntülü Promyces oluşmaktadır.

Bu confusion matrisine göre 1.125 görüntülü Caecomycetes sınıfından 1094 görüntüyü Caecomycetes diye doğru, 13 âdetini Neocallimastix, 16 tanesini Orpinomyces ve 2 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir. 1.253 görüntülü Neocallimastix sınıfından 1068 tane görüntüyü Neocallimastix diye doğru, 9 âdetini Caecomycetes, 120 tanesini Orpinomyces ve 56 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir. 1.126 görüntülü Orpinomyces sınıfından 968 tane görüntüyü Orpinomyces diye doğru, 15 âdetini Caecomycetes, 105 tanesini Neocallimastix ve 38 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir. 426 görüntülü Promyces sınıfından 331 adet görüntüyü Promyces diye doğru, 4 âdetini Caecomycetes, 57 âdetini Neocallimastix ve 34 Orpinomyces tanesini diye yanlış tahmin etmiştir.

3.2.6. SVM kernel

Googlenet mimarisine verilen 3.930 görüntü sonrası mimariden 1000 özellik ve 1 adet etiket olmak üzere 3.930*1001 boyutunda matris elde edilmiştir. Bu özellik matrisi SVM kernel algoritmasında sınıflandırma çalışılmıştır. Anaerobik gut fungusların sınıflandırılmasında Googlenet mimarisinde özellik çıkarımı ve SVM kernel sınıflandırma algoritması ile sınıflandırma yapıldığında doğruluk oranı %88.1 olarak yüksek bir oran bulunmuştur. Bu çalışmaya ait ROC eğrisi ve confusion matris aşağıda verilmiştir.



Şekil 3.14. Googlenet-SVM kernel Confusion matrisi

Şekil 3.14'te 1. sınıf 1125 görüntülü Caecomyces, 2. Sınıf 1.253 görüntülü Neocallimastix, 3. Sınıf 1.126 görüntülü Orpinomyces 4. Sınıf ise 426 görüntülü Promyces oluşmaktadır.

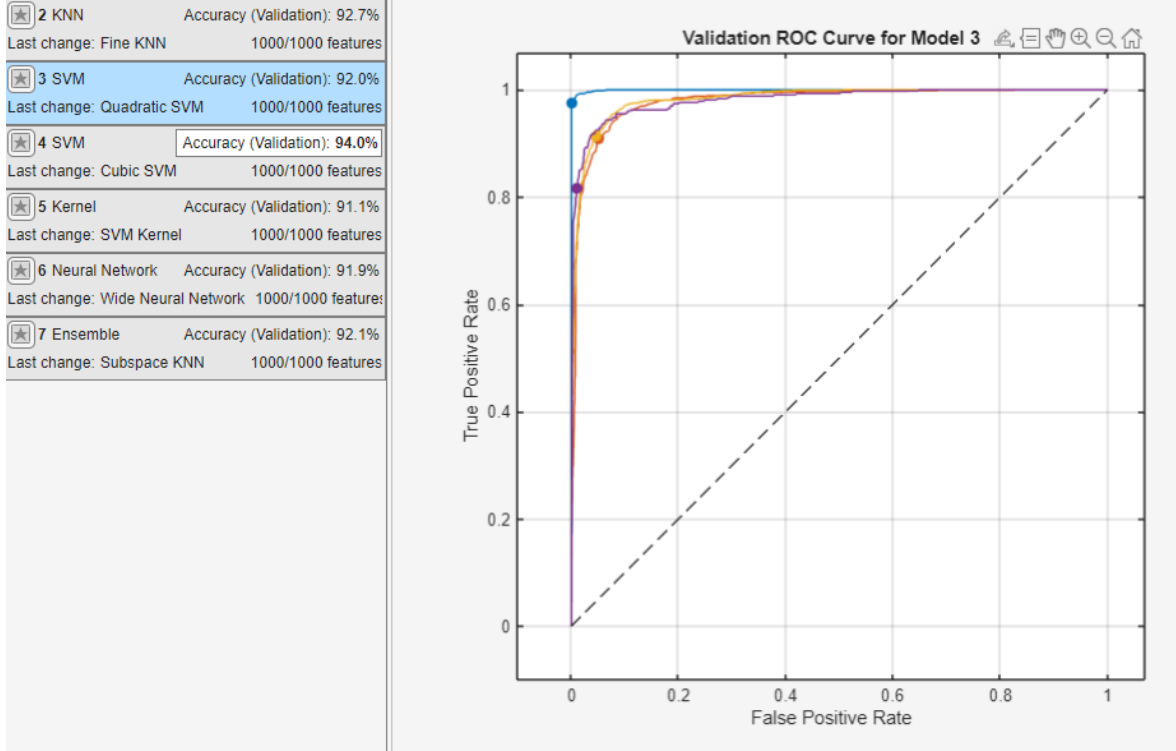
Bu confusion matrisine göre 1.125 görüntülü Caecomyces sınıfından 1.084 görüntüyü Caecomyces diye doğru, 16 âdetini Neocallimastix, 25 tanesini Orpinomyces diye yanlış tahmin etmiştir. 1.253 görüntülü Neocallimastix sınıfından 1.095 tane görüntüyü Neocallimastix diye doğru, 2 âdetini Caecomyces, 136 tanesini Orpinomyces ve 20 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir. 1.126 görüntülü Orpinomyces sınıfından 1.008 tane görüntüyü Orpinomyces diye doğru, 3 âdetini Caecomyces, 105 tanesini Neocallimastix ve 10 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir. 426 görüntülü Promyces sınıfından 277 adet görüntüyü Promyces diye doğru, 1 âdetini Caecomyces, 89 âdetini Neocallimastix ve 59 tanesini Orpinomyces diye yanlış tahmin etmiştir.

3.3. Resnet Mimarisinde Alınan Sonuçlar

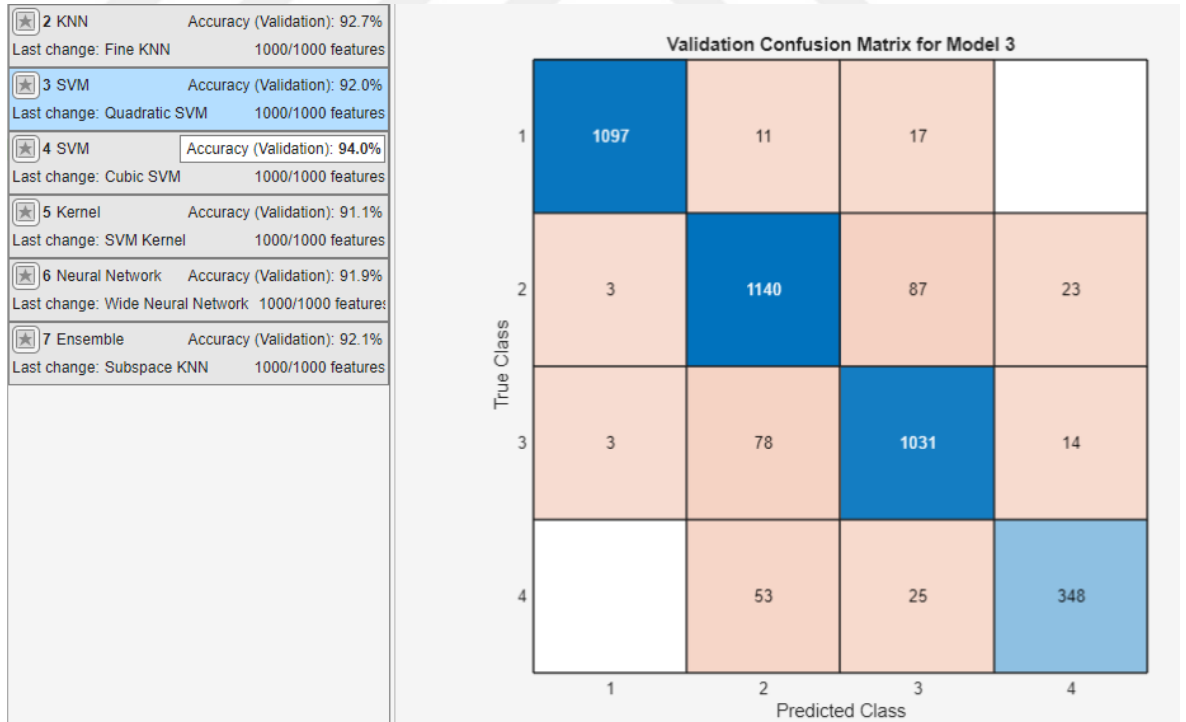
Caecomyces türünden 1.125 görüntü, neocallimastix türünden 1.253 görüntü, Orpinomyces türünden 1.126 görüntü ve Promyces türünden 426 görüntü olmak üzere toplam 3.930 görüntü Resnet mimarisinde çalışılmıştır. Çalışma sonucunda Resnet mimarisinde 3.930 görüntü, 1000 özellik ve 1 etiket olmak üzere 3930×1001 boyutunda özellik matrisi elde edilmiştir. Bu özellik matrisi evrimsel sinir ağı olan Resnet mimarisinde sınıflandırma yapmadan altı farklı sınıflandırma algoritmalarında çalışılmıştır. Bu sınıflandırma algoritmaları Quadratic SVM, Fine KNN, Cubic SVM, Subspace KNN, Wide Neural Network ve SVM Kernel algoritmalarıdır.

3.3.1. Quadratic SVM

Resnet mimarisine verilen 3.930 görüntü sonrası mimariden 1000 özellik ve 1 adet etiket olmak üzere 3.930×1001 boyutunda matris elde edilmiştir. Bu özellik matrisi Quadratic SVM algoritmasında sınıflandırma çalışılmıştır. Anaerobik gut fungusların sınıflandırılmasında Resnet mimarisinde özellik çıkarımı ve Quadratic SVM sınıflandırma algoritması ile sınıflandırma yapıldığında doğruluk oranı %92,0 olarak bulunmuştur. Bu çalışmaya ait ROC eğrisi ve confusion matris aşağıda verilmiştir.



Şekil 3.15. Resnet-Quadratic SVM ROC Eğrisi



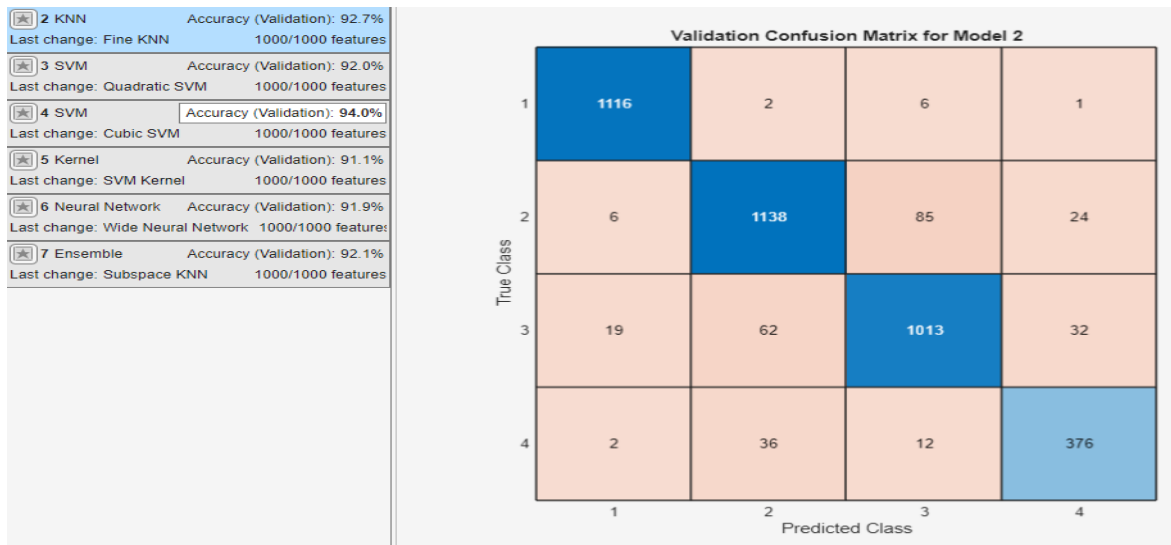
Şekil 3.16. Resnet-Quadratic SVM Confusion matrisi

Şekil 3.16’da 1. sınıf 1125 görüntülü Caecomyces, 2. Sınıf 1.253 görüntülü Neocallimastix, 3. Sınıf 1.126 görüntülü Orpinomyces 4. Sınıf ise 426 görüntülü Promyces oluşmaktadır.

Bu confusion matrise göre 1.125 görüntülü Caecomyces sınıfından 1.097 görüntüyü Caecomyces diye doğru, 11 âdetini Neocallimastix, 17 tanesini Orpinomyces yanlış tahmin etmiştir. 1.253 görüntülü Neocallimastix sınıfından 1.140 tane görüntüyü Neocallimastix diye doğru, 3 âdetini Caecomyces, 87 tanesini Orpinomyces ve 23 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir. 1.126 görüntülü Orpinomyces sınıfından 1.031 tane görüntüyü Orpinomyces diye doğru, 3 âdetini Caecomyces, 78 tanesini Neocallimastix ve 14 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir. 426 görüntülü Promyces sınıfından 348 adet görüntüyü Promyces diye doğru, 53 âdetini Neocallimastix ve 25 tanesini Orpinomyces diye yanlış tahmin etmiştir.

3.2.2. Fine KNN

Resnet mimarisine verilen 3.930 görüntü sonrası mimariden 1000 özellik ve 1 adet etiket olmak üzere 3.930*1001 boyutunda matris elde edilmiştir. Bu özellik matrisi Fine KNN algoritmasında sınıflandırma çalışılmıştır. Anaerobik gut fungusların sınıflandırılmasında Resnet mimarisinde özellik çıkarımı ve Fine KNN sınıflandırma algoritması ile sınıflandırma yapıldığında doğruluk oranı %92.7 olarak en yüksek oran bulunmuştur. Bu çalışmaya ait ROC eğrisi ve confusion matris aşağıda verilmiştir.



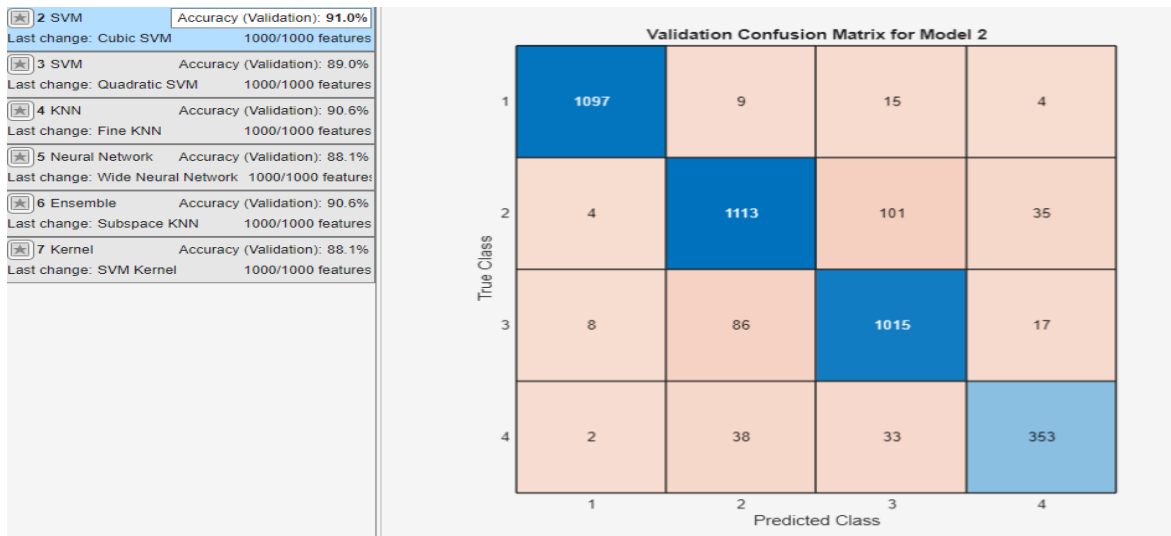
Şekil 3.17. Resnet-Fine-KNN Confusion matrisi

Şekil 3.17’de 1. sınıf 1125 görüntülü Caecomyces, 2. Sınıf 1.253 görüntülü Neocallimastix, 3. Sınıf 1.126 görüntülü Orpinomyces 4. Sınıf ise 426 görüntülü Promyces oluşmaktadır.

Bu confusion matrise göre 1.125 görüntülü Caecomyces sınıfından 1.116 görüntüyü Caecomyces diye doğru, 2 âdetini Neocallimastix, 6 tanesini Orpinomyces ve 1 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir. 1.253 görüntülü Neocallimastix sınıfından 1.138 tane görüntüyü Neocallimastix diye doğru, 6 âdetini Caecomyces, 85 tanesini Orpinomyces ve 24 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir. 1.126 görüntülü Orpinomyces sınıfından 1.013 tane görüntüyü Orpinomyces diye doğru, 19 âdetini Caecomyces, 62 tanesini Neocallimastix ve 32 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir. 426 görüntülü Promyces sınıfından 376 adet görüntüyü Promyces diye doğru, 2 âdetini Neocallimastix, 36 tanesini Orpinomyces ve 12 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir.

3.2.3. Cubic SVM

Resnet mimarisine verilen 3.930 görüntü sonrası mimariden 1000 özellik ve 1 adet etiket olmak üzere 3.930*1001 boyutunda matris elde edilmiştir. Bu özellik matrisi Cubic SVM algoritmasında sınıflandırma çalışılmıştır. Anaerobik gut fungusların sınıflandırılmasında Resnet mimarisinde özellik çıkarımı ve Cubic SVM sınıflandırma algoritması ile sınıflandırma yapıldığında doğruluk oranı %91 olarak en yüksek 3. oran bulunmuştur. Bu çalışmaya ait ROC eğrisi ve confusion matris aşağıda verilmiştir.



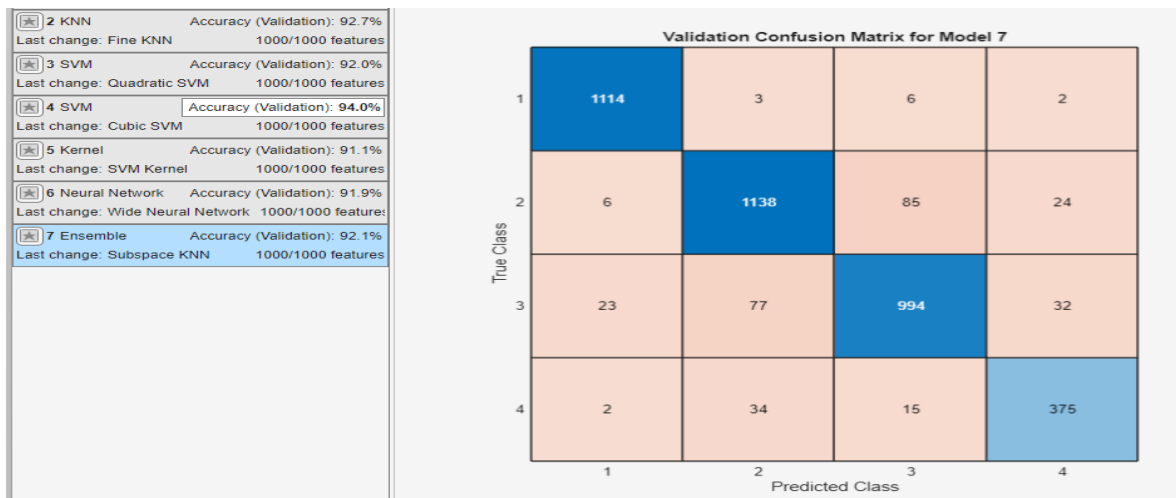
Şekil 3.18. Resnet-Cubic-SVM Confusion matrisi

Şekil 3.18’de 1. sınıf 1125 görüntülü Caecomycetes, 2. Sınıf 1.253 görüntülü Neocallimastix, 3. Sınıf 1.126 görüntülü Orpinomyces 4. Sınıf ise 426 görüntülü Promyces oluşmaktadır.

Bu confusion matrisine göre 1.125 görüntülü Caecomycetes sınıfından 1.097 görüntüyüCaecomycetes diye doğru, 9 âdetini Neocallimastix, 15 tanesini Orpinomyces ve 4 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir. 1.253 görüntülü Neocallimastix sınıfından 1.113 tane görüntüyü Neocallimastix diye doğru, 4 âdetini Caecomycetes, 101 tanesini Orpinomyces ve 35 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir. 1.126 görüntülü Orpinomyces sınıfından 1.015 tane görüntüyü Orpinomyces diye doğru, 8 âdetini Caecomycetes, 86 tanesini Neocallimastix ve 17 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir. 426 görüntülü Promyces sınıfından 353 adet görüntüyü Promyces diye doğru, 38 âdetini Neocallimastix, 33 tanesini Orpinomyces ve 2 âdetini Caecomycetes diye yanlış tahmin etmiştir.

3.2.4. Subspace KNN

Resnet mimarisine verilen 3.930 görüntü sonrası mimariden 1000 özellik ve 1 adet etiket olmak üzere 3.930*1001 boyutunda matris elde edilmiştir. Bu özellik matrisi Subspace KNN algoritmasında sınıflandırma çalışılmıştır. Anaerobik gut fungusların sınıflandırılmasında Resnet mimarisinde özellik çıkarımı ve Subspace KNN sınıflandırma algoritması ile sınıflandırma yapıldığında doğruluk oranı %92.1 olarak en yüksek 2. oran bulunmuştur. Bu çalışmaya ait ROC eğrisi ve confusion matris aşağıda verilmiştir.



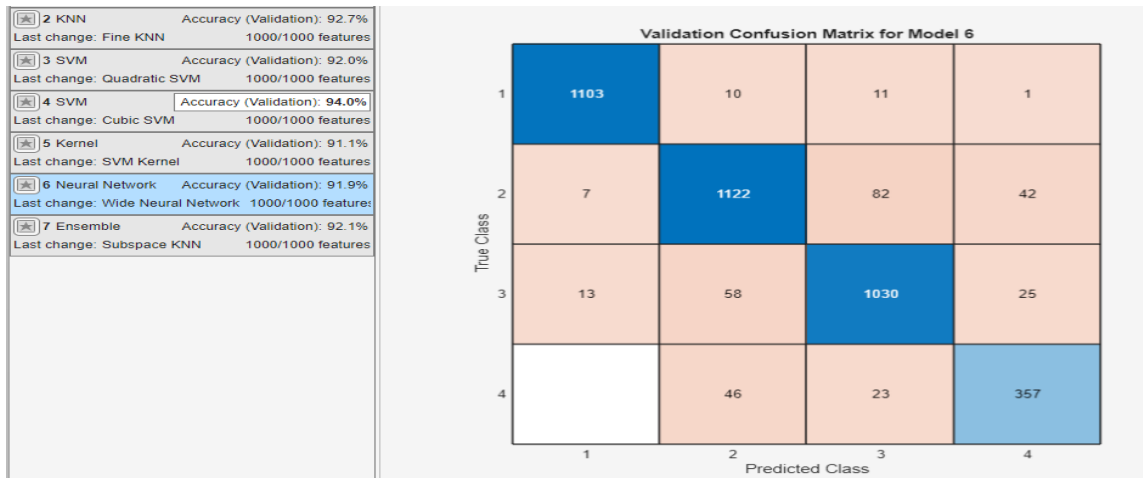
Şekil 3.19. Resnet-Subspace-KNN Confusion matrisi

Şekil 3.19’da 1. sınıf 1125 görüntülü Caecomyces, 2. Sınıf 1.253 görüntülü Neocallimastix, 3. Sınıf 1.126 görüntülü Orpinomyces 4. Sınıf ise 426 görüntülü Promyces oluşmaktadır.

Bu confusion matrise göre 1.125 görüntülü Caecomyces sınıfından 1.114 görüntüyü Caecomyces diye doğru, 3 âdetini Neocallimastix, 6 tanesini Orpinomyces ve 2 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir. 1.253 görüntülü Neocallimastix sınıfından 1.138 tane görüntüyü Neocallimastix diye doğru, 6 âdetini Caecomyces, 85 tanesini Orpinomyces ve 24 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir. 1.126 görüntülü Orpinomyces sınıfından 994 tane görüntüyü Orpinomyces diye doğru, 23 âdetini Caecomyces, 77 tanesini Neocallimastix ve 32 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir. 426 görüntülü Promyces sınıfından 375 adet görüntüyü Promyces diye doğru, 2 âdetini Caecomyces, 34 tanesini Neocallimastix, 15 tanesini Orpinomyces diye yanlış tahmin etmiştir.

3.2.5. Wide neural network

Resnet mimarisine verilen 3.930 görüntü sonrası mimariden 1000 özellik ve 1 adet etiket olmak üzere 3.930*1001 boyutunda matris elde edilmiştir. Bu özellik matrisi Wide Neural Network algoritmasında sınıflandırma çalışılmıştır. Anaerobik gut fungusların sınıflandırılmasında Resnet mimarisinde özellik çıkarımı ve Wide Neural Network sınıflandırma algoritması ile sınıflandırma yapıldığında doğruluk oranı %91.9 olarak en yüksek oran bulunmuştur. Bu çalışmaya ait ROC eğrisi ve confusion matris aşağıda verilmiştir.



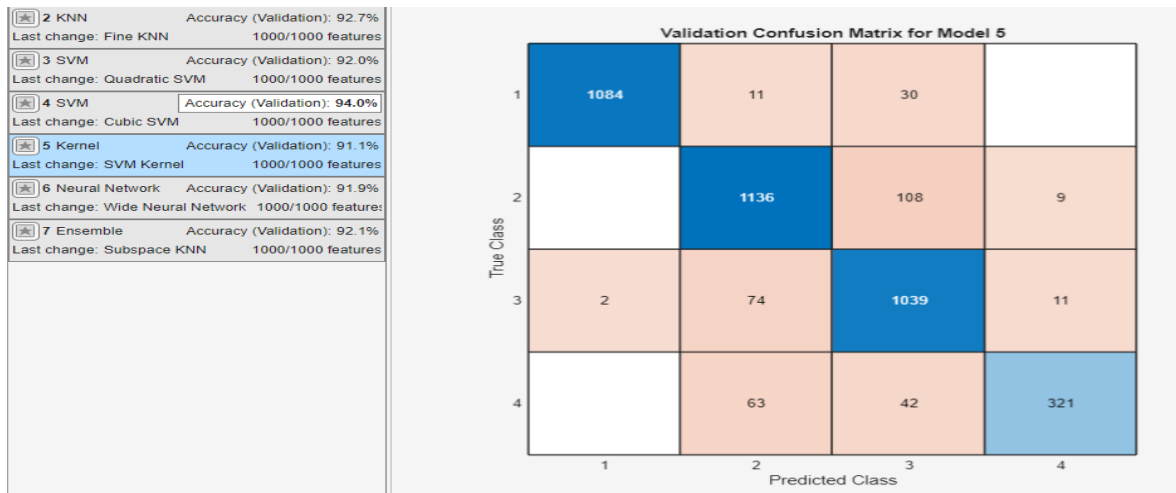
Şekil 3.20. Resnet-wide neural network Confusion matrisi

Şekil 3.20’de 1. sınıf 1125 görüntülü Caecomyces, 2. Sınıf 1.253 görüntülü Neocallimastix, 3. Sınıf 1.126 görüntülü Orpinomyces 4. Sınıf ise 426 görüntülü Promyces oluşmaktadır.

Bu confusion matrise göre 1125 görüntülü Caecomyces sınıfından 1103 görüntüyü Caecomyces diye doğru, 10 âdetini Neocallimastix, 11 tanesini Orpinomyces ve 1 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir. 1.253 görüntülü Neocallimastix sınıfından 1.122 tane görüntüyü Neocallimastix diye doğru, 7 âdetini Caecomyces, 82 tanesini Orpinomyces ve 42 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir. 1.126 görüntülü Orpinomyces sınıfından 1.030 tane görüntüyü Orpinomyces diye doğru, 13 âdetini Caecomyces, 58 tanesini Neocallimastix ve 25 tanesini Promyces diye yanlış tahmin etmiştir. 426 görüntülü Promyces sınıfından 357 adet görüntüyü Promyces diye doğru, 46 âdetini Neocallimastix, 23 tanesini Orpinomyces diye yanlış tahmin etmiştir.

3.2.6. SVM kernel

Resnet mimarisine verilen 3.930 görüntü sonrası mimariden 1000 özellik ve 1 adet etiket olmak üzere 3.930*1001 boyutunda matris elde edilmiştir. Bu özellik SVM kernel matrisi algoritmasında sınıflandırma çalışılmıştır. Anaerobik gut fungusların sınıflandırılmasında Resnet mimarisinde özellik çıkarımı ve SVM kernel sınıflandırma algoritması ile sınıflandırma yapıldığında doğruluk oranı %91.1 olarak yüksek bir oran bulunmuştur. Bu çalışmaya ait ROC eğrisi ve confusion matris aşağıda verilmiştir.



Şekil 3.21. Resnet-SVM kernel Confusion matrisi

Şekil 3.21’de 1. sınıf 1125 görüntülü *Caecomycetes*, 2. Sınıf 1.253 görüntülü *Neocallimastix*, 3. Sınıf 1.126 görüntülü *Orpinomyces* 4. Sınıf ise 426 görüntülü *Promyces* oluşmaktadır.

Bu confusion matrisine göre 1.125 görüntülü *Caecomycetes* sınıfından 1.084 görüntüyü *Caecomycetes* diye doğru, 11 âdetini *Neocallimastix*, 30 tanesini *Orpinomyces* ve diye yanlış tahmin etmiştir. 1.253 görüntülü *Neocallimastix* sınıfından 1.136 tane görüntüyü *Neocallimastix* diye doğru, 108 tanesini *Orpinomyces* ve 9 tanesini *Promyces* diye yanlış tahmin etmiştir. 1.126 görüntülü *Orpinomyces* sınıfından 1.039 tane görüntüyü *Orpinomyces* diye doğru, 2 âdetini *Caecomycetes*, 74 tanesini *Neocallimastix* ve 11 tanesini *Promyces* diye yanlış tahmin etmiştir. 426 görüntülü *Promyces* sınıfından 321 adet görüntüyü *Promyces* diye doğru, 63 âdetini *Neocallimastix*, 42 tanesini *Orpinomyces* diye yanlış tahmin etmiştir.

4. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışmada Caecomycetes isimli anaerobik gut fungus türünden 1.129 görüntü, Neocallimastix isimli anaerobik gut fungus türünden 1.253 görüntü, Orpinomyces isimli anaerobik gut fungus türünden 1.126 görüntü ve Promyces isimli anaerobik gut fungus türünden 426 görüntü olmak üzere toplam 3.934 görüntüden oluşan veri seti en önemli yapay zekâ mimarileri olan Alexnet, Googlenet ve Resnet-101 mimarilerine verilmiş ve her birinin ayrı ayrı 3 adet özellik matrisi elde edilmiştir. Alexnet mimarisinden elde edilen özellik matrisi kullandığımız matlab programında classification layer da bulunan tüm sınıflandırma algoritmalarında ayrı ayrı çalıştırılmıştır. Çıkarılan sonuçlar karşılaştırılıp en yüksek oranda sınıflandırmayı doğru yapan altı adet sınıflandırma algoritması tespit edilmiştir.

Bu sınıflandırma algoritmaları Quadratic SVM, Fine KNN, Wide Neural Network, Cubic SVM, Supspace KNN ve SVM Kernel algoritmalarıdır. 3 Farklı mimariden alınan 3 farklı özellik matrisi 6 farklı sınıflandırma algoritmasıyla çalışılmış ve toplamda 18 sonuç elde edilmiştir.

Sınıflandırma Algoritması	Alexnet	Googlenet	Resnet
Ouadratic SVM	88.9	89.0	92.0
Fine KNN	91.8	90.6	92.7
Wide Neural Network	89.2	88.1	91.9
Cubic SVM	91.4	91.0	94.0
Subspace KNN	91.6	90.6	92.1
SVM Kernel	88.7	88.1	91.1

Alexnet mimarisinden elde edilen özellik matrisi en yüksek doğruluk oranı olarak Fine KNN algoritmasıyla %91,8, Googlenet mimarisinden elde edilen özellik matrisi en yüksek doğruluk oranı olarak Cubic SVM algoritmasıyla %91,0 ve Resnet mimarisinden elde edilen özellik matrisi en yüksek doğruluk oranı olarak Cubic SVM algoritmasıyla %94,0 oranındadır.

Özellikle Resnet-101 mimarisi ve Cubic SVM algoritmasıyla elde edilen %94 doğruluk oranı oldukça yüksek bir oran ve çalışma sonucudur.

5. KAYNAKLAR

- Abd El-Maksoud, A. J., Ebbel, M., Khalil, A. H., Mostafa, H.,** 2021. Power efficient design of high-performance convolutional neural networks hardware accelerator on FPGA: A case study with GoogLeNet. *IEEE Access*, 9, 151897-151911.
- Aggarwal, C. C.,** 2018. *Neural networks and deep learning* (Vol. 10, No. 978, p. 3). Cham: Springer.
- Akın, E., Şahin, M. E.,** 2024. Derin öğrenme ve yapay sinir ağı modelleri üzerine bir inceleme. *EMO Bilimsel Dergi*, 14(1), 27-38.
- Ali, B. R., Zhou, L., Graves, F. M., Freedman, R. B., Black, G. W., Gilbert, H. J., Hazlewood, G. P.,** 1995. Cellulases and hemicellulases of anaerobic fungi. *Biocatalysis and Biotransformation*, 12(sup1), 123-142.
- Alom, M. Z., Taha, T. M., Yakopcic, C., Westberg, S., Sidike, P., Nasrin, M. S., ... Asari, V. K.,** 2019. A state-of-the-art survey on deep learning theory and architectures. *electronics*, 8(3), 292.
- Altınbaş, Ş.,** 2023. *Chatgpt dijital dilin büyüğü*. Kodlab Yayın Dağıtım Yazılım Ltd. Şti..
- Ashish, V.,** 2017. Attention is all you need. *Advances in neural information processing systems*, 30, 1.
- Aydın, S., Taşyürek, M., Öztürk, C.,** 2023. MR Görüntülerinde evrişimli sinir ağlar kullanılarak Alzheimer hastalık tespiti. *Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Fen Bilimleri Dergisi*, 39(3), 357-368.
- Azimjonov, J.,** 2021. Kavşak ve karayollar için gerçek zamanlı görü tabanlı trafik akış bilgisi hesaplama sistemlerinin geliştirilmesi.
- Bauchop, T.,** 1979. Rumen anaerobic fungi of cattle and sheep. *Applied and Environmental Microbiology*, 38(1), 148-158 MycoBank -
- Bayané, A., Guiot, S. R.,** 2011. Animal digestive strategies versus anaerobic digestion bioprocesses for biogas production from lignocellulosic biomass. *Reviews in Environmental Science and Bio/Technology*, 10, 43-62.
- Bernalier, A., Fonty, G., Gouet, P.,** 1992. Cellulolytic and xylanolytic enzyme activities of six species of anaerobic fungi. *Applied and Environmental Microbiology*, 58(5), 1771-1774.
- Bishop, C. M.,** 2006. *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer.
- Blum, W. E., Zechmeister-Boltenstern, S., Keiblinger, K. M.,** 2019. Does soil contribute to the human gut microbiome?. *Microorganisms*, 7(9), 287.

- Breton, A., Bernalier, A., Dusser, M., Fonty, G., Gaillard, J. B., Gouet, P., 1990.** Neocallimastix frontalis sp. nov., a new anaerobic fungus from the rumen. *FEMS Microbiology Letters*, 58(3), 309-314.)
- Büyükbaş, A. M., Öztürk, A., 2025.** Yüz tanımda derin öğrenme mimarilerinin ve yüz bulma yöntemlerinin karşılaştırılması. *Bilgisayar Bilimleri ve Teknolojileri Dergisi*, 2(5), 14-23.
- Chandra, N., Ahuja, L., Khatri, S. K., Monga, H., 2021.** Utilizing gated recurrent units to retain long term dependencies with recurrent neural network in text classification. *J. Inf. Syst. Telecommun*, 2, 89.
- Chen, H., Li, X., Ljungdahl, L. G., 1996.** Isolation and properties of an extracellular β -glucosidase from the polycentric rumen fungus Orpinomyces sp. strain PC-2. *Applied and Environmental Microbiology*, 62(1), 128-132.
- Chollet, F., 2018.** Deep Learning with Python. Manning Publications.
- Çömlekçioğlu, U., Özköse, E., Akyol, I., Yazdic, F. C., Ekinci, M. S., 2011.** Expression of β -(1, 3-1, 4)-glucanase gene of Orpinomyces sp. GMLF18 in Escherichia coli EC1000 and Lactococcus lactis subsp. cremoris MG1363. *Turkish Journal of Biology*, 35(4), 405-414.
- Çömlekçioğlu, U., Akyol, İ., Kar, B., Özköse, E., Ekinci, M. S., 2008.** Anaerobik rumen funguslarının izolasyonu, tanımlanması ve kültür koleksiyonunun oluşturulması. *Hayvansal Üretim*, 49(2).
- Çömlekçioğlu, U., Özköse, E., Akyol, İ., Ekinci, M. S., 2010.** Rumen mikrobiyal ekosistemi içerisinde anaerobik funguslar. *Uludağ Üniversitesi Ziraat Fakültesi Dergisi*, 24(1), 131-144.
- Darıcı, M. B., 2020.** Göğüs kafesi röntgen görüntülerinde derin öğrenme metoduyla zatürre hastalığının tanısı.
- Devlin, J., 2018.** "BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding." arXiv:1810.04805.
- Ekinci, K., 2020.** Anaerobik gut fungus ve bakterilerinin konjuge linoleik asit üretim potansiyellerinin in vitro olarak belirlenmesi. MS thesis. Fen Bilimleri Enstitüsü,
- Elali, V., Alabdou, M., 2024.** "Bölüm 5." Mühendislikte yenilikçi yaklaşımlar-1 : 78.
- Elçioğlu, Ö. C., Kayacan S. M., "Mantar intoksikasyonu Olgularında Tedaviye Bağlangıç Zamanıyla Prognoz Arasındaki."**
- Engels, S., 2012.** Airborne exposure to mycotoxins. MS thesis.

- Eryılmaz B., F., 2024.** Belirli nöropsikolojik rahatsızlıkların yapay zeka temelli sınıflandırılması. MS thesis.
- Fliegerová, M., Mrázek, J., Vořechovská, S., 2010.** Diversity of anaerobic fungi in the rumen ecosystem. *Applied Microbiology and Biotechnology*, 85(6), 1363-1373.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A., 2016.** Deep Learning. Vol. 1. No. 2. Cambridge: MIT Press.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A., 2016.** Deep Learning—Chapter 9: Convolutional Networks.
- Gordon, Geoffrey L.R., Michael W. P., 1998.** "The role of anaerobic gut fungi in ruminants." *Nutrition research reviews* 11.1: 133-168.
- Gülter, B., 2023.** Çocuk resimlerindeki nesnelerin derin öğrenme yöntemleriyle tespit edilmesi. MS thesis. Izmir Katip Celebi University (Turkey), 2023.
- Hallen-Adams, H. E., Suhr, M. J., 2017.** Fungi in the healthy human gastrointestinal tract. *Virulence*, 8(3), 352-358.
- Hanafy, R. A., Wang, Y., Stajich, J. E., Pratt, C. J., Youssef, N. H., Elshahed, M. S., 2023.** Phylogenomic analysis of the Neocallimastigomycota: proposal of Caecomycetaceae fam. nov., Piromycetaceae fam. nov., and emended description of the families Neocallimastigaceae and Anaeromycetaceae. *International journal of systematic and evolutionary microbiology*, 73(2), 005735.
- Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J., 2009.** The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. Springer.
- He, K., Zhang, X., Ren, S., Sun, J., 2015.** Delving deep into rectifiers: Surpassing human-level performance on imagenet classification. In *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision* (pp. 1026-1034).
- He, K., Zhang, X., Ren, S., Sun, J., 2016.** Deep residual learning for image recognition. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 770-778).
- Hess, M., Paul, S. S., Puniya, A. K., Van der Giezen, M., Shaw, C., Edwards, J. E., Fliegerová, K., 2020.** Anaerobic fungi: past, present, and future. *Frontiers in Microbiology*, 11, 584893.
- Hinton, G. E., Salakhutdinov, R. R., 2006.** "Reducing the dimensionality of data with neural networks." *Science*, 313(5786), 504–507.
- Ho, Y. W., Abdullah, N., Jalaludin, S., 1988.** Fungi from the rumen of buffaloes in Malaysia. *Malaysian Applied Biology*, 17(1), 1-9.

- Hochreiter, S., Schmidhuber, J., 1997.** "Long short-term memory." *Neural Computation*, 9(8), 1735–1780.
- İnci, H., Özköse, E., Ekinci, M. S., Kuzugüdenli, E., Kar, Ö. Ü. B., Yazdıç, Ö. Ü. F. C., ... Kaya, C. 2020.** Ziraat çalışmaları ve çiftlik hayvanlarında ileri biyoteknolojik uygulamalar.
- Jaboob, A., Durrah, O., Chakir, A., 2024.** Artificial intelligence: An overview. *Engineering applications of artificial intelligence*, 3-22.
- Jordan, M. I., Mitchell, T. M., 2015.** "Machine learning: Trends, perspectives, and prospects." *Science*, 349(6245), 255-260.
- Kaya, A., 2018.** Adli bilimlerde insan el florasındaki bakterilerin kimliklendirme amaçlı kullanımı, *Master's thesis*, Adli Tıp Enstitüsü.
- Kaya, B., Önal, M., 2021.** COVID-19 Tespiti için Akciğer BT görüntülerinin bölütlenmesi. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (28), 1296-1303.
- Kına, E., 2023.** Algoritmik Oyun Kuramı.
- Knox, J. P., Davies, G. J., Gilbert, H. J., Hazlewood, G. P., 1993.** Cloning and characterization of a family A xylanase gene from the anaerobic fungus *Neocallimastix patriciarum*. *Gene*, 127(1), 97-103.
- Krishna, S. T., Kalluri, H. K., 2019.** Deep learning and transfer learning approaches for image classification. *International Journal of Recent Technology and Engineering (IJRTE)*, 7(5S4), 427-432.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G. E., 2012.** Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems*, 25. 1097-1105.
- LeCun, Y., Bengio, Y., Hinton, G., 2015.** "Deep learning." *Nature*, 521(7553), 436–444.
- LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., Haffner, P., 1998.** Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 86(11), 2278-2324.
- Lemke, P. A., 1994.** *The mycota*. K. Esser (Ed.). Springer-Verlag..
- Lewis, L. A., McCourt, R. M., 2004.** Green algae and the origin of land plants. *American journal of botany*, 91(10), 1535-1556.
- Li, J., Heath, I. B., Bauchop, T., 1993.** *Piromyces mae* sp. nov. and *Piromyces dumbonicus* sp. nov., anaerobic fungi from the hindgut of the horse and elephant: morphology and ultrastructure. *Canadian Journal of Botany*, 71(5), 672-679

- Li, X. L., Chen, H., Ljungdahl, L. G.,** 1997. Two highly active xylanases from the anaerobic fungus *Neocallimastix patriciarum* 27. *Applied and Environmental Microbiology*, 63(12), 4721-4724.
- Manichanh, C., Borruel, N., Casellas, F., Guarner, F.,** 2012. The gut microbiota in IBD. *Nature reviews Gastroenterology & hepatology*, 9(10), 599-608.
- Mekki, S.,** 2011. Gaziantep tarım topraklarının alg ve mantar mikroflorasının araştırılması. *MS thesis*. Fen Bilimleri Enstitüsü,
- Mikolov, T., Karafiát, M., Burget, L., Cernocký, J., Khudanpur, S.,** 2010. Recurrent neural network based language model. In *Interspeech* (Vol. 2, No. 3, pp. 1045-1048).
- Mitchell, T. M.,** 1997. *Machine Learning*. McGraw-Hill.
- Mountfort, D.,** 2020. *Anaerobic Fungi: Biology: Ecology, and Function*. CRC Press.
- Najafabadi, M. M., Villanustre, F., Khoshgoftaar, T. M., Seliya, N., Wald, R., Muharemagic, E.,** 2015. Deep learning applications and challenges in big data analytics. *Journal of big data*, 2, 1-21.
- Namasivayam, S. K. R., Bharani, R. A., Karunamoorthy, K.,** 2018. Insecticidal fungal metabolites fabricated chitosan nanocomposite (IM-CNC) preparation for the enhanced larvicidal activity-An effective strategy for green pesticide against economic important insect pests. *International journal of biological macromolecules*, 120, 921-944.
- Naranjo-Ortiz, M. A., Gabaldón, T.,** 2019. Fungal evolution: diversity, taxonomy and phylogeny of the Fungi. *Biological Reviews*, 94(6), 2101-2137.
- O'Reilly, M.,** 2020. *Deep Learning for Computer Vision*. O'Reilly Media.
- Orpin, C. G.,** 1975. Studies on the rumen flagellate *Neocallimastix frontalis*. *Journal of General Microbiology*, 91(2), 249-262.
- Orpin, C. G., Joblin, K. N.,** 1997. The rumen anaerobic fungi. In *The rumen microbial ecosystem* (pp. 141-195). Springer, Boston, MA.)
- Özdal, M. A.,** 2025. Resim içeriği sınıflandırmasında yapay zekanın rolü. *D-Sanat*, 1(9), 56-71.
- Özgür, S. B.,** 2021. Algoritmalar, yapay zeka, makine öğrenmesi, derin öğrenme ve uygulamaları: Beşeri fayda üretiminin yazılımlar tarafından karşılanması. *Ekonomi ve Yönetim Araştırmaları Dergisi*, 10(1), 1-29.
- Özselçuk, S.,** 2020. Mantar zehirlenmesi olgularında ngalin tanısı ve prognostik değeri. *Uzmanlık Tezi*, Çukurova Üniversitesi Tıp Fakültesi Acil Tıp Anabilim Dalı. Adana.

- Öztemel, E.,** 2012. Yapay sinir ağları [Artificial neural networks]. *İstanbul: Papatya Yayıncılık.*
- Pekmezci, N. S.,** 2019. *Geri dönüşlü derin sinir ağları ile zaman serisi tahmini ve bir finans uygulaması* (Doctoral dissertation, Mimar Sinan Fine Arts University (Turkey)).
- Peluzio, M. D. C. G., Dias, M. D. M. E., Martinez, J. A., Milagro, F. I.,** 2021. Kefir and intestinal microbiota modulation: implications in human health. *Frontiers in nutrition*, 8, 638740.
- Podolsky, I. A., Seppälä, S., Lankiewicz, T. S., Brown, J. L., Swift, C. L., O'Malley, M. A.,** 2019. Harnessing nature's anaerobes for biotechnology and bioprocessing. *Annual Review of Chemical and Biomolecular Engineering*, 10(1), 105-128.
- Qui, N. H.,** 2023. Baker's yeast (*Saccharomyces cerevisiae*) and its application on poultry's production and health: a review.
- Radford, A., Wu, J., Child, R., Luan, D., Amodei, D., Sutskever, I.,** 2019. Language models are unsupervised multitask learners. *OpenAI blog*, 1(8), 9.
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., Farhadi, A.,** 2016. You only look once: Unified, real-time object detection. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 779-788).
- Rothman, D.,** 2021. *Transformers for Natural Language Processing: Build innovative deep neural network architectures for NLP with Python, PyTorch, TensorFlow, BERT, RoBERTa, and more.* Packt Publishing Ltd.
- Russell, S., Norvig, P.,** 2016. Artificial Intelligence: A Modern Approach (3rd ed.). Prentice Hall.
- Sayar, B.,** 2021. Yapay zekâ ve robot teknolojisinin gazetecilik pratikleri üzerindeki etkileri *Master's thesis*, Marmara Üniversitesi Turkey.
- Sharma, S., Guleria, K.,** 2022. Deep learning models for image classification: comparison and applications. In *2022 2nd International Conference on Advance Computing and Innovative Technologies in Engineering (ICACITE)* (pp. 1733-1738). IEEE.
- Simões, M. F., Cortesão, M., Azua-Bustos, A., Bai, F. Y., Canini, F., Casadevall, A., ... Antunes, A.,** 2023. The relevance of fungi in astrobiology research—Astromycology. *Mycosphere*, 14(1), 1190-1253.
- Simonyan, K., Zisserman, A.,** 2014. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *arXiv preprint arXiv:1409.1556*.
- Sinap, V.,** "Makine öğrenmesinde temel yaklaşımlar ve gelişen eğilimler."

- Sridevi, C., M., 2025.** Kannan. "Convolutional Neural Network Architecture-Inception (GoogLeNet) For Deep Architected Learning-Assisted Lung Cancer Classification in Computed Tomography Images." *Indian Journal of Science and Technology* 18.7: 504-516.
- Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., ... Rabinovich, A., 2015.** Going deeper with convolutions. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 1-9).
- Trinci, A. P., Davies, D. R., Gull, K., Lawrence, M. I., Nielsen, B. B., Rickers, A., Theodorou, M. K., 1994.** Anaerobic fungi in herbivorous animals. *Mycological Research*, 98(2), 129-152.
- Turgut, R., 2022.** Bentonit ve bitkisel hammaddeler kullanılarak detoks formülasyonlarının geliştirilmesi/Development of detox formulations using bentonite and herbal raw materials.
- Tümen, V., Söylemez, Ö. F., Ergen, B., 2017.** "Facial emotion recognition on a dataset using convolutional neural network." 2017 International Artificial Intelligence and Data Processing Symposium (IDAP). IEEE,
- URL-1, 2023.** <https://anaerobicfungi.org/orpinomyces/>. Erişim Tarihi: 20.03.2025
- URL-2, 2023.** <https://anaerobicfungi.org/neocallimastix/> Erişim Tarihi: 20.03.2025
- URL-3, 2023.** <https://anaerobicfungi.org/caecomycetes/> Erişim Tarihi: 22.03.2025
- URL-4, 2023.** <https://anaerobicfungi.org/piromycetes/> Erişim Tarihi: 24.03.2025
- URL-5, 2023.** <https://anaerobicfungi.org/anaeromyces/> Erişim Tarihi: 24.03.2025
- URL-6, 2023.** <https://anaerobicfungi.org/cyllamyces-2/> Erişim Tarihi: 26.03.2025
- Williams, A. G., Lloyd, D., 1993.** Biological activities of symbiotic and parasitic protozoa and fungi in low-oxygen environments. *Advances in microbial ecology*, 211-262.
- Wu, Z., Shen, C., Van Den Hengel, A., 2019.** Wider or deeper: Revisiting the resnet model for visual recognition. *Pattern recognition*, 90, 119-133.
- Yağcı, T., Gurbanov, R., Kabaoğlu, U., 2021.** Rodent türlerinde bağırsak mikrobiyotası'nın moleküler tanımlama teknikleri ile belirlenecek hayvanlarda ekolojik ve tıbbi özelliklerin araştırılması.
- Yang, A., Yang, X., Wu, W., Liu, H., Zhuansun, Y., 2019.** Research on feature extraction of tumor image based on convolutional neural network. *IEEE access*, 7, 24204-24213.

Youssef, N. H., Couger, M. B., Struchtemeyer, C. G., Liggenstoffer, A. S., Prade, R. A., Najar, F. Z., ... Elshahed, M. S., 2013. The genome of the anaerobic fungus *Orpinomyces* sp. strain C1A reveals the unique evolutionary history of a remarkable plant biomass degrader. *Applied and environmental microbiology*, 79(15), 4620-4634.

Yüzgeç, U., Özcan, M. M., 2020. Rumen anaerobik funguslarının biyoteknolojik potansiyeli. *Erzincan Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 13(1), 1-14.

