# GİRİŞ

Hiperspektral görüntülerin başta tarım, madencilik, kimya, askeri ve astronomi olmak üzere çok geniş bir kullanım alanı vardır. Gün geçtikçe bu alanda artan çalışmalar bu alana duyulan ilginin giderek arttığının en büyük göstergesidir. Her ne kadar bu alanda yapılan çalışmalar gün geçtikçe artsa bu konuda hala daha çok fazla çalışmaya ihtiyaç vardır. Bu çalışmanın amacı literatürde bulunan hiperspektral görüntüler üzerinde yapılmış (state of art) seviyesindeki sınıflandırma modellerini literatürde benchmark için çokça kullanılan kabul görmüş veri setleri ile deneyip bu modeller üzerine bir analiz yapmak. Bununla birlikte öznitelik çıkarım tekniklerini de bu modeller üzerinde deneyerek hangi modeller hangi öznitelik çıkarımı teknikleri ile hangi veri setlerinde en başarılı sonuçları elde ediyor ve bunun sebebi ne olabilir sorularına da cevap bulmak istiyoruz.

Bu çalışma daha önce benzer bir çalışma olmaması yönüyle önemlidir. Bu çalışmanın özellikle öznitelik çıkarımı ile alakalı bazı konularada bize bir yol gösterici olmasını bekliyoruz.

Bu amaçla yürüttüğümüz çalışmalarda ilk önce genel kavramları tanıtma amaçlı ilk başlıkta genel kavramlar ve hiperspektral görüntüler üzerinde bilgilendirme yapıldı. İkinci başlıkta görüntülerin nasıl elde edildiği ve systemin nasıl çalıştığını kavrama açısından çok önemli olduğuna inandığımız için hiperspektral sensörler üzerinde durduk. Üçüncü aşamada öncelikle genel olarak öznitelik çıakrım teknikelrinden bahsettik. Daha sonra ise bizim önerdiğimiz tekniklerin açıklamasını yaptık. Dördüncü aşamada önerdiğmiz modeller ve bu modellerden bahsettik ve bu modellerin nasıl çalıştıklarını ve arkaplandaki matematiği elimizden geldiğince detaylıca açıkladık. Bunun dışında modelleri anlamak için gerekli konseptler varsa bunlarıda açıkladık. Beşinci aşamada Neden bu verisetlerin seçildiği ve her bir veri seti ile ilgili ayrı ayrı açıklamalar yapılmıştır. Altıncı aşamada şu ana kadar yapılan deneyler ve bu deneylerin hangi ortamlarda yapıldığı ile ilgili bir bilgilendirme yapıldı. Yedinci aşamada deney sonuçları ile ilgili bilgiler verildi.

Yapılan deneyler Indian Pines veri seti üzerinde denendi elde edilen sonuçlara göre en başarılı model faktör analizi kullanılan SpectralNET oldu ancak bu çalışmalar hedeflediğimiz çalışmaların tamamını oluşturmuyor. Bir sonraki dönemde bu proje üzerinde yapacağımız çalışmalar ile projeyi tamamlamayı hedefliyoruz.

**1. HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜ VE KAVRAMLARI**

Hiperspektral görüntü (HSI) her bir bantın belirli bir spektrumdaki piksel yoğunluğunu sakladığı çok boyutlu bir görüntü küpüdür. HSI sınıflandırma farklı sınıflar ile alakalı olan farklı piksel değerlerini uzaktan elde edilen HSI görüntülerini kullanarak tahmin etmektir [1]. Hiperspektral görüntüler çok yüksek boyutlu veriler oldukları için bu görüntüler içerisindeki bazı bantların seçilerek sadece bu bantların kullanılması gerekir. Bu işleme Hiperspektral görüntülerin Öznitelik çıkarımı denir.

# 2. HİPERSPEKTRAL SENSÖR

Hiperspektral sensör birbirine çok yakın bantlarda yüksek spektral çözünürlüklü yüzlerce görüntü elde etmemizi sağlar. Bu görüntüler ise bize objeleri sınıflandırmak için onların spektral imzalarını bulmamızda bize yardımcı olurlar. Buna rağmen sensör limitleri yüzünden görece düşük uzaysal çözünürlükler elde ederiz. Geleneksel sınıflandırma algoritmaları örneğin KNN SVM Maximum likehood Logistic Regression ve Extreme Learning Machine (ELM) sadece spektral veriler ile çalışır. Spektral fazlalık ve spektral bantlardaki yüksek korelasyon nedeni ile bu modeller düşük performans vermektedir. Bunun üstüne bizim için çok önemli olan uzaysal çeşitliliği de korumayı başaramazlar ve bu da düşük performans sergilemelerine sebebiyet verir [2]. Diğer yandan son dönemde yapılan çalışmaların evrişimli sinir ağları odaklı olanlarında yüksek bir başarı gözlemlenmektedir. Buyüzden bu çalışmada denenen modellerin hepsi geleneksel modellerden değil Evrişimli sinir ağları modelleri içerisinden seçilmiştir.

## 2.1 ROSIS

ROSIS, Dornier Uydu Sistemleri, GKSS Araştırma Merkezi (Hidrofizik Enstitüsü) ve Alman Havacılık ve Uzay Merkezi tarafından ortaklaşa geliştirilen kompakt bir havadan görüntüleme spektrometresidir. ESA'nın EURECA platformunda bir uçuş için özgün bir tasarıma dayanmaktadır.[3]

### 2.1.1 Teknik Detay

ROSIS cihazı, Şekil 1'de gösterildiği gibi optik modül ve bir elektronik modül olarak alt bölümlere ayrılmıştır. Optik konseptinin ana özellikleri sekmede özetlenmiştir. 2. Ana aynalar küresel olmayan eliptik aynalardır ve tasarlanmışlardır. Kanal başına ortaya çıkan maksimum bozulma, FOV limitlerinde bile 0,2 piksel boyutunun altında kalır. Temel konsept, 10242 çerçeve transfer CCD dedektör dizilerinin mevcudiyetine dayanmaktadır.[4]

## 2.2 AVIRNIS

AVIRIS, Dünya Uzaktan Algılama alanında kanıtlanmış bir araçtır. 400 ila 2500 nanometre dalga boylarına sahip 224 bitişik spektral kanalda (bantlarda) yükselen spektral parlaklığın kalibre edilmiş görüntülerini sunan benzersiz bir optik sensördür. AVIRIS sistemi 4 uçakla birlikte kullanılmıştır bunlar: NASA'nın ER-2 jeti (Şekil 1), Twin Otter International'ın turboprop, Scaled Composites' Proteus ve NASA'nın WB-57(Şekil 2).

AVIRIS projesinin temel amacı, moleküler absorpsiyon ve partikül saçılma imzalarına dayalı olarak Dünya yüzeyinin ve atmosferinin bileşenlerini belirlemek, ölçmek ve izlemektir. AVIRIS verileriyle yapılan araştırmalar, ağırlıklı olarak küresel çevre ve iklim değişikliği ile ilgili süreçleri anlamaya odaklanır.[5]

A picture containing sky, outdoor, plane, flying

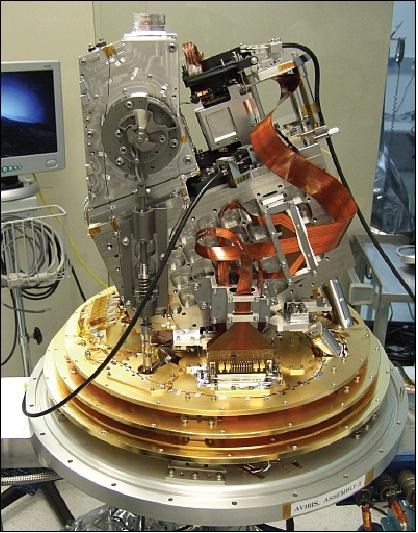
Description automatically generated

Şekil 2.1: AVIRIS sistemli NASA’ya ait bir ER-2 jeti

A picture containing text, outdoor, parked

Description automatically generated

Şekil 2.2: Nasa’ya ait WB-57 Jeti



Şekil 2.3: AVIRIS sistemi

Diagram, engineering drawing

Description automatically generated

Şekil: 2.4: ROSIS optik modülünün teknik tasarım çizimi

Diagram, engineering drawing

Description automatically generated

Şekil 2.5: ROSIS - Kolimatör/Görüntüleyici Optiği ile Izgara/Yarık Eğriliğinin Dengelenmesi

# 3. HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜELRDE ÖZNİTELİK ÇIKARIMI

## 3.1 Temel Bileşen Analizi (PCA)

İstatistikte, temel bileşen analizi (PCA), çok boyutlu uzaydaki bir verinin daha düşük boyutlu bir uzaya izdüşümünü, varyansı maksimize edecek şekilde bulma yöntemidir [6]. Uzaydaki bir dizi nokta için, tüm noktaların en küçük ortalama mesafesine sahip en uygun çizgi seçilir. Daha sonra bu doğruya dik olanlardan en uygun olanı seçilerek, yeni bir boyutun varyansı belirli bir eşiğin altına düşene kadar bu adımlar tekrarlanır. Bu işlem sonunda elde edilen çizgiler lineer bir uzayın temelini oluşturur. Bu temel vektörlere temel bileşenler denir. Verinin temel bileşenleri birbirinden bağımsız hale gelir [7].

## 3.2 Birleşik Temel Bileşen Analizi (iPCA)

Birleşik temel bileşen analizi denetimsiz bir veri entegrasyonu metodudur. PCA’in model tabanlı bir genelleştirmesidir. Birçok verisetinde bulunan sıradan örüntüleri bulup görselleştirmeye yarar [8].

## 3.3 Faktör Analizi

Faktör analizi (FA), birbiriyle iliskili çok sayida degiskeni bir araya getirerek az sayıda kavramsal olarak anlamli yeni degiskenler (faktörler, boyutlar) bulmayı kesfetmeyi amaçlayan çok degiskenli bir istatistik olarak tanimlanabilir [9].

# 4. ÖNERİLEN MODELLER

### 4.1.1 Spectral NET

Girdi olarak verilen MxNxR boyutlarına sahip olan HSI küp öncelikle faktör analiz (FA) katmanına gider. Burada boyutu MxNxB olarak tekrardan düzenlenir. Boyutları düzenlemek eğitim süresini %60 oranında düşürür. Çıktı vektörü Y 1xMN boyuta sahiptir. Y C tarafından belirtilen sınıflardan biri olarak tahminlenir. Spektral boyutlar FA içerisinde saklanır. MxN bantlar R den B ye düşürülen bantlardır. FA’i

HSI içerisinde ön işleme tekniği olarak kullanmak çok faydalıdır. FA farklı korelasyonlar ve üst üste binen spektrum bantlarındaki çeşitliliği açıklamakta başarılıdır. Buda modelin benzer örnekleri daha başarılı sınıflandırmasını sağlar. Diğer taraftan sıklıkla kullanılan Temel Bileşen Analizi (PCA) tekniği bu konuda daha kesin olmayan sonuçlar verir. PCA istenilen faktörlerin bir tahminlemesini bize sağlar. Buda benzer örneklerin farklılıklarını ayırt etmede yardımcı olmaz. FA adımı bittikten sonra üst üste binen SxSxB boyutundaki 3D yamalar (patches) ön işlem geçirmiş HSI dan çıkartılır ve SpectralNET e gönderilir. SxS patch çıkarımı için seçilen pencere boyutudur. Indian Pines veriseti için Patch boyutu 64x64 olarak ayarlanmıştır. University of Pavia ve Salinas Scene verisetleri için pencere boyutu 24x24 olarak belirlendi. Bu patchların doğru değerleri merkez pikselin sınıf kategorisine göre belirlendi. Değerler genel başarıyı maksimize etmek için yapılan deneylere dayanarak seçildi. Spectral NET bir wavelet-cnn modelidir.

### TABLO 1

ÖNERİLEN MODELİN KATMAN ODAKLI MİMARİ ÖZETİ PENCERE BOYUTU 24x24 OLACAK ŞEKİLDE

A picture containing table

Description automatically generated

### 4.1.2 Wavelet CNN

Dalgacık evrişimli sinir ağları (Wavelet CNN) yeni bir Sinir ağı (CNN) yaklaşımıdır.

Uzaysal ve spektral yaklaşımlar, görüntü sınıflandırma ve nesne tanıma gibi görüntü işleme görevleri için iki ana yaklaşımdır. Bu tür birçok algoritma arasında, CNN'ler son zamanlarda birçok zorlu görevde önemli performans artışı elde etti. CNN'ler görüntüleri doğrudan uzaysal alanda işlediğinden, esasen uzaysal yaklaşımlardır. Uzaysal ve spektral yaklaşımlar farklı özelliklere sahiptir. Çok çözünürlüklü analizi ve CNN'leri tek bir modelde birleştiren yeni bir CNN mimarisi, Wavelet CNN’ler bu problem için oluşturlmuş çözümletdir. Anlayışımız, bir CNN'nin çok çözünürlüklü bir analizin sınırlı bir biçimi olarak görülebileceğidir. Bu anlayışa dayanarak, dalgacık dönüşümü yoluyla çoklu çözünürlüklü analizin eksik kısımlarını tamamlıyor ve bunları tüm mimariye ek bileşenler olarak entegre ediyoruz. Wavelet CNN'ler, geleneksel CNN'lerde çoğunlukla kaybolan ancak çoğu görüntü işleme görevinde faydalı olan spektral bilgiyi kullanmamıza izin verir. Dalgacık CNN'lerinin doku sınıflandırması ve görüntü açıklamaları üzerindeki pratik performansını değerlendiriyoruz. Deneyler, dalgacık CNN'lerinin geleneksel CNN'lerden önemli ölçüde daha az parametreye sahipken, her iki görevde de mevcut modellerden daha iyi doğruluk elde edebildiğini göstermektedir [10].

### 4.1.3 SpectralNET Çalışma Prensibi

R uzayı için Xn e karşılık gelen Yn etiketlerine sahip bir vektör verildi. Denklem 1'de Yi, Yn etiketlerinden bir etikettir ve Xi, Xn'den karşılık gelen örnektir. Wj, bir filtreleme çekirdeği tarafından tanımlanan ağırlıktır. Ni, i verileriyle komşudur.

(1)

Denklem 1 basitçe Xi ve çekirdek Wj'nin evrişimi olarak düşünülebilir ve Y = X ∗ W olarak yeniden yazılabilir. Buna, W'nin Ro'da olduğu bir CNN'nin konvolüsyonın katmanı denir. Konvolüsyon katmanlarının çıktısı tipik olarak büyüktür ve bir sonraki katmana beslenmeden önce havuzda toplanması gerekir. Havuzlama katmanları, bir filtreleme işlemi gerçekleştirmek ve çıktı sayısını azaltmak için konvolüsyon katmanları arasına yerleştirilir.

Bu, çok çözünürlüklü CNN’e elde etmemiz için gereklidir. Bu konvolüsyon çift çekirdekli Klow ve Khigh tarafından gerçekleştirilir ve sonucunda Xlow ve Xhigh çıkar. Çok çözünürlüklü CNN, her t adımında farklı çekirdeklerle Xlow, t+1 ve Xhigh, t+1 için hiyararşik ayrıştırma gerçekleştirir.

SpectralNET için, dalgacık çekirdeği Khigh, t, Haar dalgacıklarıdır ve Klow, t bir ölçekleme işlevidir. 2B haar dalgacıkları, dalgacık dönüşümü için aşağıdaki dört çekirdeği (fL, LfL, HfH, LfH, H) kullanır.

(2)

SxS boyutlarına sahip bir HSI yaması x, bir Haar dönüşümünden geçirildiğinde (i,j)-th spektrum konum değeri Haar(i, j) = x(2i − 1, 2j − 1) + x(2i − 1 şeklinde yazılabilir. , 2j) + x(2i, 2j − 1) + x(2i, 2j).

Girdi olarak alınan HSI yaması, dalgacık dönüşümü tarafından alt bantlara ayrıştırılır, bu alt bantlar daha sonra spektral ve konum özelliklerini öğrenmek için bir konvolüsyon katmanından gönderilir. Yüksek ve düşük geçişli filtreler olarak belirtilen alt bantların, yüksek geçiş ve düşük geçiş filtreli spektral bandı mutlaka filtrelemediğine dikkat edin. Alt bandın parçası yine bir sonraki katmanda dalgacık dönüşümü ile ayrıştırılır ve konvolüsyon katmanına gönderilir. Bu işlem her katmanda devam eder ve CNN, HSI yamasından spektral ve uzamsal özellikleri öğrenmeye devam eder.

### 4.2.1 A FAST 3D CNN

HSI pikselleri sınıflar arası yüksek benzerlik ve sınıf içi yüksek çeşitlilik sergiler. Yüksek sınıflar arası çeşitlilik, üst üste binme ve iç içe bölgeler herhangi bir sınıflandıma modelinin başa çıkması için çok yoğun eforlar gerektirir. Bu bahsedilen sorunların çözülmesi için Birleşik Temel Bileşen Analizi tekniği (iPCA) HSI küpe uygulanır. Buradaki amaç gereksiz bantları atmak ve genel bant sayısını azaltmaktır. Salinas veriseti için yapılan çalışmada önerilen pencere boyutu 11x11 dir. HSI küpün modele geçirilmesi için küçük üst üste binen uzaysal patch’lara dönüştürülmesi gerekiyor.

### TABLO 2

ÖNERİLEN MODELİN KATMAN ODAKLI MİMARİ ÖZETİ PENCERE BOYUTU 11x11 OLACAK ŞEKİLDE

Table

Description automatically generated

### 4.2.2 A Fast 3D CNN Çalışma Prensibi

**(3)**

F’in aktivasyon fonksiyonu olsun. ,  incideki katman 3D öznitelik haritası sayısı olsun. Ve kernel derinliği olsun.  eğilim (bias) olur. 2δ+ 1, 2λ+ 1 ve 2ν + 1 kernel’in uzunluk, genişlik ve derinlik bilgisidir.

Özetle, önerilen 3D CNN Kernelleri aşağıdaki gibidir:

3D konvolüsyonel katman1 = 8 × 3 × 3 × 7 × 1

Burada K1 1 = 3, K1 2 = 3 ve K1 3 = 7.

3D konvolüsyonel katmanı2 =16 × 3 × 3 × 5 × 8

Burada K2 1 = 3, K2 2 = 3 ve K2 3 = 5.

3D konvolüsyonel katman3 = 32×3×3×3×16 burada K3 1 = 3, K3 2 = 3 ve K3 3 = 3 ve son olarak 3B dönüşüm katmanı4 = 64×3×3×3×16 nerede K3 1 = 3, K3 2 = 3 ve K3 3 = 3.

Uzaysal-spektral özellik haritalarının sayısını arttırmak için, düzleştirme (Flatten) yapılmadan önce 4 tane 3D evrişim katmanı konuldu. Bu sayede modelin farklı alanlardaki uzamsal bilgileri ayırt edebildiğinden emin olundu. Optimize edici (Optimizer) olarak Adam kullanıldı. Deneyler 50 epochs’ta yapıldı.

### 4.3.1 HybridSN

I orijinal girdi olsun. HSI pikselleri karışık toprak örtüsü sınıfları gösterir. Buda I içerisinde yüksek sınıflar arası benzerlik ve yüksek sınıf içi çeşitliliğe sebebiyet verir.

Bu problemi herhangi bir model için oldukça zorlu hale getirir. Bu karışılığı ortadan kaldırmak için geleneksel bir yöntem olan Temel Bileşenler Analizi (PCA) yöntemi orijinal HSI verisetimize (I) uygulandı. PCA spektral bantı D den B ye düşürürken uzaysal boyutları değiştirmiyor. (Genişlik ve uzunluk değerleri aynı kalıyor.) Bu sayede spektral bant azalırken bir objeyi tanımak için önemli olan uzaysal bilgileri korumuş oluyoruz. Görüntü sınıflandırma teknikelrinden faydalanabilmek için HSI veri küpü küçük üst üste binen 3D patch’lere bölündü. Gerçek etiketler merkezdeki pikseller tarafından belirlenir. 3D komşuluklu patchler oluşturduk.

### TABLO 3

ÖNERİLEN MODELİN KATMAN ODAKLI MİMARİ ÖZETİ PENCERE BOYUTU 25x25 OLACAK ŞEKİLDE

|  |
| --- |
| Table  Description automatically generated |

### 4.3.2 HybridSN Çalışma Prensibi

Spektral-uzaysal hiperspektral veri küpü I ∈ RM×N×D ile gösterilsin, burada I orijinal girdi, M genişlik, N yükseklik ve D spektral bantların/derinlik sayısıdır. I'daki her HSI pikseli, D spektral ölçülerini içerir ve bir tek-sıcak etiket vektörü oluşturur Y = (y1, y2, . . . yC) ∈ R1×1×C, burada C arazi örtüsü kategorilerini temsil eder. Bununla birlikte, hiperspektral pikseller, I'da yüksek sınıf içi değişkenliği ve sınıflar arası benzerliği getiren karışık arazi örtüsü sınıfları sergiler. Bu problemin üstesinden gelmek herhangi bir model için büyük bir zorluktur. Spektral fazlalığı ortadan kaldırmak için önce spektral bantlar boyunca orijinal HSI verileri (I) üzerine geleneksel temel bileşen analizi (PCA) uygulanır. PCA, aynı uzamsal boyutları korurken (yani genişlik M ve yükseklik N) spektral bantların sayısını D'den B'ye azaltır. Herhangi bir nesneyi tanımak için çok önemli olan uzamsal bilgiyi koruyacak şekilde sadece spektral bantları azaltır. PCA azaltılmış veri küpünü X ∈ RM×N×B ile temsil ediyoruz; burada X, PCA'dan sonra değiştirilmiş giriş, M genişlik, N yükseklik ve B, PCA'dan sonraki spektral bantların sayısıdır.

Görüntü sınıflandırma tekniklerini kullanmak için, HSI veri küpü, doğruluk etiketlerine ortalanmış pikselin etiketi tarafından karar verilen küçük örtüşen 3D-yamalara bölünür. Uzaysal konumda (α, β) ortalanmış, S×S penceresini veya uzaysal kapsamı ve tüm B spektral bantlarını kapsayan X'ten 3B komşu yamaları P ∈ RS×S×B oluşturduk. X'ten oluşturulan toplam 3B yama sayısı (n), (M − S + 1) × (N − S + 1) ile verilir. Böylece, (α, β) konumundaki Pα, β ile gösterilen 3B yama, α − (S − 1) /2'den α + (S − 1)/2'ye kadar olan genişliği, β − (S − 1)/2'den β + (S − 1)/2'ye kadar olan yüksekliği kapsar PCA’nın B spectral bantları X küpüne indirgenir.

2D-CNN'de giriş verileri 2D çekirdeklerle kıvrılır. Konvülsiyon, girdi verileri ile çekirdek arasındaki nokta çarpımının toplamını hesaplayarak gerçekleşir. Çekirdek, tam uzamsal boyutu kapsayacak şekilde girdi verilerinin üzerinden geçer. Modeldeki doğrusal olmayanlığı tanıtmak için kıvrımlı özellikler aktivasyon fonksiyonundan geçirilir. 2B konvülsiyon, olarak gösterilen i. katmanın j. özellik haritasındaki uzamsal konumdaki (x, y) aktivasyon değeri aşağıdaki denklem kullanılarak üretilir,

(3)

Burada φ aktivasyon fonksiyonudur, bi, j i. katmanın j'inci özellik haritası için sapma parametresidir, dl-1 (l − 1). Katmandaki özellik haritasının sayısı ve çekirdeğin derinliğidir i. katmanın j. özellik haritası için 2γ + 1 çekirdeğin genişliği, 2δ + 1 çekirdeğin yüksekliği ve j'inci özellik haritası için i tabakasından ağırlık parametresinin değeridir.

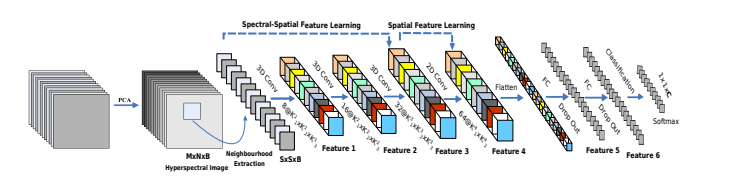
3B konvülsiyon, bir 3B çekirdeğin kıvrılmasıyla yapılır 3D verilerle. HSI verileri için önerilen modelde, Kullanılarak konvülsiyon katmanının özellik haritaları oluşturulur. Giriş katmanında birden çok bitişik bant üzerinde 3B çekirdek; bu spektral bilgiyi yakalar. 3B konvülsiyon, olarak gösterilen i. katmanın j. özellik haritasında uzamsal konumdaki (x, y, z) aktivasyon değeri aşağıdaki gibi oluşturulur,

(4)

2η + 1, spektral boyut boyunca çekirdeğin derinliğidir ve diğer parametreler (Denklem. 4)'deki ile aynıdır.

Önyargı b ve çekirdek ağırlığı w gibi CNN parametreleri genellikle gradyan iniş optimizasyon tekniğinin yardımıyla denetimli yaklaşımlar kullanılarak eğitilir. Geleneksel 2B CNN'lerde, 2B ayırt edici özellik haritalarını hesaplamak için önceki katmanın tüm özellik haritalarını kapsayan konvülsiyonlar yalnızca uzamsal boyutlar üzerinde uygulanır. HSI sınıflandırma problemi için ise, uzamsal bilgi ile birlikte çoklu bantlarda kodlanmış spektral bilginin yakalanması arzu edilir. 2D-CNN'ler spektral bilgileri işleyemezler. Öte yandan, 3D-CNN çekirdeği, HSI verilerinden aynı anda spektral ve uzamsal özellik temsilini çıkarabilir, ancak bunun maliyeti artan hesaplama karmaşıklığıdır. Önerilen HybridSN ağının akış diyagramı Şekil 1'de gösterilmektedir. Üç 3B konvülsiyon (Denklem. 3), bir 2B konvülsiyon (Denklem 1) ve üç tam bağlantılı katmandan oluşur.

HybridSN çerçevesinde, 3D konvolüsyon çekirdeklerinin boyutları 8 × 3 × 3 × 7 × 1'dir (yani, Şekil 1'de K1 1 = 3, K1 2 = 3 ve K1 3 = 7), 16×3× 3×5×8 (yani, Şekil 1'de K2 1 = 3, K2 2 = 3 ve K2 3 = 5) ve 32×3×3×3×16 (yani, K3 1 = 3, K3 2 = 3 ve Şekil 1)'deki K3 3 = 3, sırasıyla sonraki 1., 2. ve 3. konvolüsyon katmanlarında, burada 16×3×3×5×8, 3×3×5 boyutunda 16 3D çekirdek anlamına gelir (yani , iki uzamsal ve bir spektral boyut) tüm 8 3D giriş özelliği haritası için. 2B konvolüsyon çekirdeğinin boyutu 64 × 3 × 3 × 576 iken (yani, Şekil 1'de K4 1 = 3 ve K4 2 = 3), burada 64, 2B çekirdeklerin sayısıdır, 3 × 3 uzamsal boyutu temsil eder. 2B çekirdek ve 576, 2B giriş özelliği haritalarının sayısıdır. Aynı anda spektral-uzaysal özellik haritalarının sayısını artırmak için, 3B konvolüsyonlar üç kez uygulanır ve giriş HSI verilerinin spektral bilgilerini çıkış hacminde koruyabilir. 2B konvolüsyon, HSI verileri için çok önemli olan, önemli spektral bilgi kaybı olmaksızın farklı spektral bantlar içindeki uzamsal bilgileri güçlü bir şekilde ayırt ettiği akılda tutularak düzleştirilmiş katmandan önce bir kez uygulanır. Önerilen modelin katman tipleri, çıktı haritası boyutları ve parametre sayısı açısından ayrıntılı bir özeti Tablo I'de verilmiştir. En fazla parametre sayısının 1. yoğun katmanda olduğu görülmektedir. Son yoğun katmandaki düğüm sayısı, Indian Pines veri kümesindeki sınıf sayısıyla aynı olan 16'dır. Bu nedenle, önerilen modeldeki toplam parametre sayısı, bir veri kümesindeki sınıfların sayısına bağlıdır. HybridSN'deki toplam eğitilebilir ağırlık parametresi sayısı, Indian Pines veri kümesi için 5, 122, 176'dır. Tüm ağırlıklar, tmax kaybı kullanılarak Adam optimize edici ile geri yayılım algoritması kullanılarak rastgele başlatılır ve eğitilir. 256 boyutunda mini gruplar kullanıyoruz ve ağı toplu normalleştirme ve veri artırma olmadan 100 dönem için eğitiyoruz.



Şekil 4.1: Hiperspektral görüntü (HSI) sınıflandırması için 3B ve 2B konvülsiyonlarına entegre eden önerilen HybridSpectralNet (HybridSN) Modeli.

# 5. KULLANILAN VERİSETLERİ

HSI ile ilgili yapılan çalışmalarda verisetleri ile alakalı en çok şikayet edilen durumun veri sayısının azlığı ve verisetinin dengesizliği olduğunu fark ettik bu yüzden verisetlerini seçerken bu durumun yaşanmamasına dikkat ettik. Bunun dışında literatürde kabul görmüş performans testi için uygun olduğu düşünülen ve hakkında birçok çalışma yapılmış verisetlerini kullanmak istedik. Bu şartlara uyan, çalışmalarımızda kullandığımız ve kullanmaya devam edeceğimiz verisetleri aşağıdaki gibidir.

## 5.1 Indian Pines veriseti

Bu görüntüler Havadan görünür/kızılötesi görüntüleme spektrometresi (AVIRIS) sensörleri tarfından Amerika Birleşik Devletlerindeki Kuzeybatı İndiana bölgesindeki Indian Pines test bölgesinde elde edilmiştir. Görüntüler 145x145 piksel olup 224 spektral yansıma bandına sahiptir. Bu bantların herbiri dalga boyu aralığı 0.4−2.5⋅10−6. olan elektromanyetik spektrumun farklı bir bölümüne tekabül eder. Bu veriseti 16 farklı sınıf içerir.

## 5.2 Salinas Scene veriseti

Bu görüntüler 224 bant olarak Kaliforniyadaki Salinas Vadisi’nin üzerinden AVIRIS sensörleri kullanılarak elde edilmiştir. Görüntüler yüksek uzaysal çözünürlüğe sahiptir. (3.7-metre piksel) Su emilimi için olan 20 bant veriden silinmiştir. Bunlar: [108-112], [154-167], 224. Bu veriseti Bitkiler, çıplak topraklar ve bağ tarlaları görüntülerini içerir. Veriseti toplamda 16 farklı sınıf içerir.

## 5.3 Pavia Centre and University

Bu veriseti yansıtıcı Optik Sistem Görüntüleme Spektrometresi (ROSIS) ile elde edileniki farklı veriseti’nin birleşiminden oluşur. Bu veriler Kuzey İtalyadaki Pavia adlı bölgeye düzenlenen bir uçuş seferi ile elde edilmiştir. Spektral bant adedi Pavia Centre için 102 Pavia University için 103’tür. Pavia Centre 1096x1096 piksellik bir görüntü iken Pavia University 610x610 pikseldir. Ama iki veristeindede bazı hiçbir veri taşımayan örnekler içerir. Bu örneklerin analizden önce çıkartılması gerekir. Bu veriseti’nin geometrik çözünürlüğü 1,3 metre dir. İki veriseti de 9 farklı sınıfa sahiptir.

## 5.4 Kennedy Space Center

Nasa AVIRIS aleti bu veriyi Florida eyaletindeki kennedy uzay üssünden geçerken 23 Mart 1996’da elde etti. AVIRIS veriyi 224 bant olarak elde etti. Her bant arası 10nm. fark var ve merkez dalgaboyları 400 ila 2500 nm. arasında bu veri tahmini 20km yükseklikten elde edildi. Uzaysal çözünürlüğü 18 metre. Su emilimi ve yüksek gürültülü bantlar çıkarıldığında analiz için 176 bant kalıyor. Bu veriseti 13 farklı sınıfa sahiptir.

A picture containing shape

Description automatically generated

Şekil 5.1. Kennedy Space Center verisinin 10, 60, 110 ve 160 bantları.

# 6. MODEL EĞİTİMLERİ

Bu aşamada yaptığımız çalışmalar her model için ayrı ayrı aşşağıda açıklanacaktır.

## 6.1 Spectral NET Eğitim

Bu çalışma Indian Pines, veriseti üzerinde yapıldı. Çalışma lokal bilgisayarda GTX 1050 ti GPU kullanılarak yapıldı. Öğrenme oranı olarak 0.9 momentuma sahip 0.01 değeri seçildi. Optimize edici olarak SDG seçildi. Patch olarak tüm verisetleri için 3 değeri seçildi. Böylece patch boyutu Indian Pines için 64x64x3 oldu. Model 150 eğitim turu (epoch) ile eğitildi. Spectral NET bir wavelet-cnn modelidir.

Chart

Description automatically generated with low confidence

Şekil 6.1. wavelet mimarisi.

## 6.2 HybridSN Eğitim

Halka açık üç hiperspektral görüntü kullandık. Bunlar Indian Pines (IP) veri kümesi, 400 ila 2500 nm dalga boyu aralığında 145 × 145 uzamsal boyuta ve 224 spektral banta sahip görüntülere sahiptir; bunlardan su emme bölgesini kapsayan 24 spektral bant atılmıştır. Mevcut temel gerçek, 16 bitki örtüsü sınıfına ayrılmıştır. İkincisi Pavia Üniversitesi (UP) veri seti, 430 ila 860 nm dalga boyu aralığında 103 spektral bantlı 610×340 uzamsal boyutlu pikselden oluşur. Zemin gerçeği 9 kentsel arazi örtüsü sınıfına ayrılmıştır ve son olarak Salinas Scene (SA) veri seti, 360 ila 2500 nm dalga boyu aralığında 512×217 uzamsal boyuta ve 224 spektral banta sahip görüntüleri içerir. 20 su emici spektral bant atılmıştır. Bu veri setinde toplam 16 sınıf bulunmaktadır. Bu çalışma Indian Pines, veriseti üzerinde yapıldı. Çalışma lokal bilgisayarda GTX 1050 ti GPU kullanılarak yapıldı. Sınıflandırma sonuçlarına dayalı olarak en uygun öğrenme oranını 0.001 olarak seçtik. Adil bir karşılaştırma yapmak için farklı veri kümeleri için giriş hacminin 3B yamalarında aynı uzamsal boyutu çıkardık ve kullandık. Indian Pines için 25× 25× 30 diğer 2 veri seti Pavia Üniversitesi ve The Salinas Scene için 25× 25× 15 dir.

## 6.3 A Fast 3D CNN Eğitim

Bu çalışma Indian Pines, veriseti üzerinde yapıldı. Çalışma lokal bilgisayarda GTX 1050 ti GPU kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Tüm deneylerde, Test/Eğitim seti, 70/30 oranında bölünmüştür. Adil karşılaştırmalar yapmak için, tüm deneyler için öğrenme oranı 0.001 olarak ayarlanmıştır, sonuncu hariç tüm veri setlerinde aktivasyon fonksiyonu relu kullanılmıştır sadece sonuncusunda softmax aktivasyon fonkisyonu kullanılmıştır, yama boyutları sırasıyla 11×11×20, 13×13×20, 15×15×20, 17 × 17 × 20, 19 × 19 × 20, 21 × 21 × 20 ve 25 × 25 × 20 olarak ayarlanmıştır. iPCA tarfaından en çok bilgi içerdiği belirlenen 20 bant kullanıldı.

# 7. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu kısmda yapılan çalışmaların sonuçları irdelenmiştir.

## TABLO 4

## INDIAN PINES SONUÇLAR TABLOSU

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **Test kayıp değeri** | **Test doğruluk değeri** | **Kappa doğruluk değeri** | **Genel doğruluk değeri** | **Ortalama doğruluk** |
| **SpectralNet** | **0.41** | **%99,88** | **%99,86** | **%99,88** | **%99,91** |
| **A Fast 3D CNN** | **0.11** | **%96,80** | **-** | - | **%95,01** |
| **HybridSN** | **1.01** | **%99,67** | **%99,63** | **%99,67** | **%99,29** |

## 7.1 Spectral NET Sonuçlar

Spectral NET modeli Indian Pines veriseti üzerinde çalıtırıldı. 0.41 test kayıp değeri alındı. Test doğruluk değeri %99,88 oldu. Kappa doğruluk değeri %99,86 oldu. Genel doğruluk değeri %99,88 oldu. Ortalama doğruluk %99,91 oldu.

## 7.2 A Fast 3D CNN Sonuçlar

A Fast 3D CNN modeli Indian Pines veriseti üzerinde çalıtırıldı. 0.11 test kayıp değeri alındı. Test doğruluk değeri %96,80 oldu. Ortalama doğruluk %95,01 oldu.

## 7.3 HybridSN Sonuçlar

Spectral NET modeli Indian Pines veriseti üzerinde çalıtırıldı. 1.01 test kayıp değeri alındı. Test doğruluk değeri %99,67 oldu. Kappa doğruluk değeri %99,63 oldu. Genel doğruluk değeri %99,67 oldu. Ortalama doğruluk %99,29 oldu.

## 7.4 Öneriler

Görüldüğü üzere bu çalışmada en başarılı olan model FA öznitelik çıkarımı ile çalışan SpectralNET modeli oldu ancak bu çalışmalar kesin bir sonuca varmak için yeterli değil.

1. **Ekstra Yapılan Çalışmalar**
2. Burak hoca talep ettiği için bu konuyla alakalı olmayan ekstra çalışmalarımızı buraya ekledik.

## OpenCv ile İncir Resimleri Üzerinde Görüntü İşleme

### Opencv Nedir ve Ne İçin Kullanılır

OpenCV (Open Source Computer Vision Library), açık kaynaklı bir bilgisayarlı görü ve makine öğrenimi yazılım kitaplığıdır. OpenCV, bilgisayarlı görü uygulamaları için ortak bir altyapı sağlamak ve ticari ürünlerde makine algısının kullanımını hızlandırmak amacıyla oluşturulmuştur. BSD lisanslı bir ürün olan OpenCV, işletmelerin kodu kullanmasını ve değiştirmesini kolaylaştırır. OpenCV, hem klasik hem de son teknoloji bilgisayarlı görme ve makine öğrenimi algoritmalarından oluşan kapsamlı bir set içeren 2500'den fazla optimize edilmiş algoritmaya sahiptir. [11]

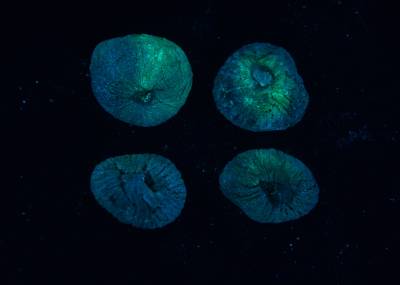
### Opencv ile birlikte incir görüntülerinin işlenmesi

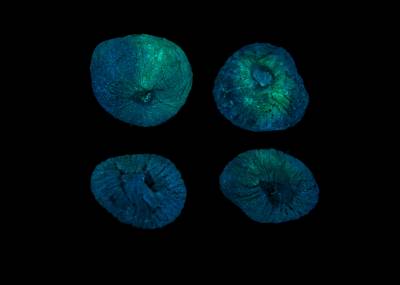
Çalışmamızda Opencv Python dili ile birlikte kullanılmıştır. Çalışmanın asıl amacı makine öğrenmesi ile üzerinde aflatoksin tespiti yapılacak olan incir resimlerinin daha temiz bir görüntüye kavuşması ve bu sayede makine öğrenimi algoritmalarının daha doğru sonuçlar vermesini sağlmaktır.

Bu işlem için öncelik ile görüntülerin ham halleri gerekmektedir(Şekil 1), yani görüntüler BMP(BitMaP) formatında tutulmalıdır, JPG gibi diğer bazı formatlar sıkıştırma yaptıklarından dolayı görüntüde kayba sebeb olmaktadır bu kayıp makine öğrenmesi sırasında sonuca etki edebileceğinden dolayı JPG formatı tercih edilmemiştir. Görüntüler temzilenirken önce tüm incir resimleri taranıp ortalama tespit edilen nokta(resimde bulunan istenmeyen gürültüler) boyutundan büyük olan noktalar silinerek daha temiz ve gürültüden arınmış incir resimleri elde edilmiştir(şekil 2). Bu görüntüler daha sonra her görselde 1 adet incir olacak şekilde kesilmiştir(Şekil 3).

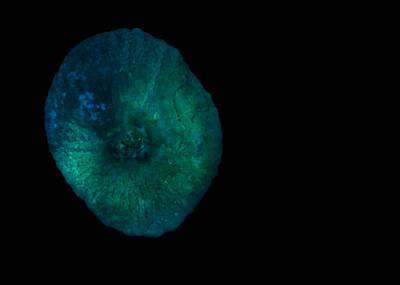
### Kullanılan Teknikler, Ortam ve Kodlar

Yapılan çalışmanın kodlarını <https://github.com/LibirSoft/GoruntuIsleme> adresinde bulabilirsiniz. Yapılan çalışmada kullanılan teknikler; Channel eleminating, gaussian blur, thresholding, closing, image masking, gray scaling.Tüm çalışmalar İntel i7-10750H ve Nvidia RTX 2070 max-q donanımı ile Pop!\_OS işletim sistemi üzerinde gerçekleştirilmiştir.



Şekil 1. Temizlenmemiş ham incir resimleri.

Şekil 2. Temizlenmiş I incir resimleri.



Şekil 3. Kesilmiş ve Temzilenmiş incir resimi.

1. **Pyradiomics ile İncir Görüntüleri Üzerinde Aflatoksin Tespiti**
2. **Pyradiomcis Nedir ve Ne İçin Kullanılır**

Radiomics çoğunlukla medikal görüntülerde kullanılan özellik çıkarma ve analiz yöntemidir. Radiomics ile görüntülerdeki piksellerin değerleri ve piksellerin birbiri arasındaki ilişki analiz edilip öznitelikler çıkartılır. Bu analiz yaparken kullandığımız methoda bağlı olarak farklı öznitelikler çıkarılır. Bu öznitelikleri makine öğrenmesi methodlarının da yardımıyla işleyip anlamlı sonuçlar çıkarabiliriz.

1. **Pyradiomics Öznitelikleri**

**Birinci Öncelilikli Özentilkler (First Order Features)**

**1. Enerji**

Burada c, X'teki negatif değerleri önlemek için yoğunlukları değiştiren voxelArrayShift tarafından tanımlanan isteğe bağlı bir değerdir. Bu, gri seviye yoğunluğu 0'a en yakın olan vokseller yerine en düşük gri değerlerine sahip voksellerin Enerjiye en az katkıda bulunmasını sağlar. Enerji, bir görüntüdeki voksel değerlerinin büyüklüğünün bir ölçüsüdür.

**2. Toplam Enerji**

Burada c, X'teki negatif değerleri önlemek için yoğunlukları değiştiren voxelArrayShift tarafından tanımlanan isteğe bağlı değerdir. Bu, gri seviye yoğunluğu 0'a en yakın olan vokseller yerine en düşük gri değerlerine sahip voksellerin Enerjiye en az katkıda bulunmasını sağlar.

Toplam Enerji, voksel hacmi tarafından mm küp cinsinden ölçeklenen Enerji özelliğinin değeridir.

**3. Entropi**

Burada ϵ isteğe bağlı olarak küçük bir pozitif sayıdır (≈2.2×10−16).  
  
Entropi, görüntü değerlerindeki belirsizliği/rastgeleliği belirtir. Görüntü değerlerini kodlamak için gereken ortalama bilgi miktarını ölçer.

**4. Minimum**

İşaretli bölgelerin en küçüğü.

**5. Yüzde 10’luk Dilim**

İşaretli bölgelerin %10’ luk kısımı.

**6. Yüzde 90’luk Dilim**

İşaretli bölgelerin %90’ lık kısımı.

**7. Maksimum**

İşaretli bölgelerin en büyüğü

**8. Ortalama**

İşaretli bölgelerin ortalam gri yoğunluğu

**9. Ortanca**

İşaretli alan içindeki ortanca gri seviye yoğunluğu.

**10. Çeyrek Aralığı**

Görüntü dizisinin sırasıyla 25. ve 75. yüzdelik dilimleri.

**11. Menzil**

İşaretli Bölge'deki gri değerlerin aralığı.

**12. Ortalama Mutlak Sapma**

Ortalama Mutlak Sapma, görüntü dizisinin Ortalama Değerinden tüm yoğunluk değerlerinin ortalama mesafesidir.

**13. Sağlam Ortalama Mutlak Sapma**

Sağlam Ortalama Mutlak Sapma, 10. ve 90. yüzdelik dilime eşit veya 10. ve 90. yüzdelik dilimlere eşit gri seviyeleri ile görüntü dizisinin alt kümesinde hesaplanan Ortalama Değerden tüm yoğunluk değerlerinin ortalama mesafesidir.

**14. Ortalama Kare Kök**

Ortalama kare kök, tüm kare yoğunluk değerlerinin ortalamasının kareköküdür. Görüntü değerlerinin büyüklüğünün başka bir ölçüsüdür. Bu özellik hacim açısından karışıktır.

**15. Standart Sapma**

Standart Sapma, Ortalama Değerden sapma veya dağılım miktarını ölçer.

**16. Çarpıklık**

Çarpıklık, Ortalama değerle ilgili değerlerin dağılımının asimetrisini ölçer. Kuyruğun uzadığı ve dağılımın kütlesinin yoğunlaştığı yere bağlı olarak, bu değer pozitif veya negatif olabilir.

**17. Kurtoz**

Basıklık, görüntü İşaretli bölgedeki değerlerin dağılımının "tepenoktasının" bir ölçüsüdür. Daha yüksek basıklık, dağılımın kütlesinin ortalamadan ziyade kuyruk (lar)a doğru yoğunlaştığı anlamına gelir. Daha düşük basıklık, bunun tersini ima eder: dağılımın kütlesi, Ortalama değere yakın bir artışa doğru yoğunlaşır.

**18. Varyans**

Varyans, Ortalama değerinden her bir yoğunluk değerinin karesi alınmış uzaklıkların ortalamasıdır. Bu, dağılımın ortalamaya göre yayılmasının bir ölçüsüdür. Tanım olarak, varyans=σ^2

**19. Tekdüzelik**

Tekdüzelik, her bir yoğunluk değerinin karelerinin toplamının bir ölçüsüdür. Bu, daha büyük bir homojenliğin daha büyük bir homojenlik veya daha küçük bir ayrı yoğunluk değerleri aralığı anlamına geldiği görüntü dizisinin homojenliğinin bir ölçüsüdür.

**Şekil Özentillikleri (3D)**

**1. Ağ Hacmi**

İşaretli bölge ağ hacmi, İşaretli bölgenin üçgen ağından hesaplanır.

**2. Voksel Hacmi**

İşaretli bölgenin vokselinin hacmi, İşaretli bölge'deki voksel sayısının tek bir voksel hacmiyle çarpılmasıyla yaklaşık olarak bulunur. Bu, hacmin daha az kesin bir tahminidir ve sonraki özelliklerde kullanılmaz. Bu özellik ağdan faydalanmaz ve diğer şekil özelliklerinin hesaplanmasında kullanılmaz.

**3. Yüzey Alanı**

İşaretli bölgenin yüzy alanı

**4. Yüzey Alanı / Hacim oranı**

Burada daha düşük bir değer, daha kompakt (küre benzeri) bir şekli gösterir. Bu özellik boyutsuz değildir ve bu nedenle (kısmen) İşaretli bölge'nin hacmine bağlıdır.

**5. Küresellik**

Küresellik, bir küreye göre tümör bölgesinin şeklinin yuvarlaklığının bir ölçüsüdür. Ölçek ve yönelimden bağımsız, boyutsuz bir ölçüdür. Değer aralığı 0<küresellik≤1'dir, burada 1 değeri mükemmel bir küreyi belirtir (bir küre, diğer katılara kıyasla belirli bir hacim için mümkün olan en küçük yüzey alanına sahiptir).

**6. Kompaktlık 1**

Küreselliğe benzer şekilde, Kompaktlık 1, tümörün şeklinin bir küreye (en kompakt) göre ne kadar kompakt olduğunun bir ölçüsüdür. Bu nedenle, Küresellik ve fazlalık ile ilişkilidir. Burada eksiksiz olması için sağlanmıştır. Değer aralığı 0<kompaktlık 1≤16π'dir, burada 16π değeri mükemmel bir küreyi gösterir.

**7. Kompaktlık 2**

Küresellik ve Kompaktlık 1'e benzer şekilde, Kompaktlık 2, tümörün şeklinin bir küreye (en kompakt) göre ne kadar kompakt olduğunun bir ölçüsüdür. Ölçek ve yönelimden bağımsız, boyutsuz bir ölçüdür. Değer aralığı 0<kompaktlık 2≤1'dir, burada 1 değeri mükemmel bir küreyi belirtir.

**8. Küresel Orantısızlık**

Küresel Orantısızlık, tümör bölgesinin yüzey alanının, tümör bölgesiyle aynı hacme sahip bir kürenin yüzey alanına oranıdır ve tanım gereği, Küreselliğin tersidir. Bu nedenle, değer aralığı küresel orantısızlık≥1'dir ve 1 değeri mükemmel bir küreyi belirtir.

**9. Maksimum 3D çap**

Maksimum 3B çap, tümör yüzeyi ağ köşeleri arasındaki en büyük ikili Öklid mesafesi olarak tanımlanır. Feret Çapı olarak da bilinir.

**10. Maksimum 2D çap (Dilim)**

Maksimum 2D çap (Dilim), satır sütun (genellikle eksenel) düzlemde tümör yüzeyi mesh köşeleri arasındaki en büyük ikili Öklid mesafesi olarak tanımlanır.

**11. Maksimum 2D çap (Sütun)**

Maksimum 2D çap (Sütun), sıra dilimi (genellikle koronal) düzlemindeki tümör yüzeyi mesh köşeleri arasındaki en büyük ikili Öklid mesafesi olarak tanımlanır.

**12. Maksimum 2D çap (Satır)**

Maksimum 2D çap (Satır), sütun dilimi (genellikle sagital) düzlemindeki tümör yüzeyi mesh köşeleri arasındaki en büyük ikili Öklid mesafesi olarak tanımlanır.

**13. Ana Eksen Uzunluğu**

Bu özellik, İşaretli bölgeyi kapsayan elipsoidin en büyük eksen uzunluğunu verir ve en büyük ana bileşen olan λmajor kullanılarak hesaplanır. Ana bileşen analizi, İşaretli bölgeyi tanımlayan voksel merkezlerinin fiziksel koordinatları kullanılarak gerçekleştirilir. Bu nedenle, boşlukları hesaba katar, ancak şekil örgüsünü kullanmaz.

**14. Küçük Eksen Uzunluğu**

Bu özellik, İşaretli bölge çevreleyen elipsoidin ikinci en büyük eksen uzunluğunu verir ve en büyük ana bileşen olan λminor kullanılarak hesaplanır. Ana bileşen analizi, İşaretli bölgeyi tanımlayan voksel merkezlerinin fiziksel koordinatları kullanılarak gerçekleştirilir. Bu nedenle, boşlukları hesaba katar, ancak şekil örgüsünü kullanmaz.

**15. En Küçük Eksen Uzunluğu**

Bu özellik, İşaretli bölgeyi kapsayan elipsoidin en küçük eksen uzunluğunu verir ve en büyük ana bileşen λleast kullanılarak hesaplanır. 2B segmentasyon durumunda bu değer 0 olacaktır. Ana bileşen analizi, İşaretli bölgeyi tanımlayan voksel merkezlerinin fiziksel koordinatları kullanılarak gerçekleştirilir. Bu nedenle, boşlukları hesaba katar, ancak şekil örgüsünü kullanmaz.

**16. Uzama**

Uzama, İşaretli bölge şeklindeki en büyük iki temel bileşen arasındaki ilişkiyi gösterir. Bu özellik gerçek uzamanın tersi olarak tanımlanır.

**17. Düzlük**

Düzlük, İşaretli bölgeyi şeklindeki en büyük ve en küçük temel bileşenler arasındaki ilişkiyi gösterir. Bu özellik gerçek düzlüğün tersi olarak tanımlanır.

**Şekil Özellikleri (2D)**

**1. Mesh Yüzeyi**

İşaretli bölgelerin mesh yüzeyi

**2. Piksel Yüzeyi**

İşaretli bölge pikselinin yüzey alanı, işaretli bölgedeki piksel sayısı ile tek bir pikselin yüzey alanı çarpılarak yaklaşık olarak bulunur. Bu, yüzey alanının daha az kesin bir tahminidir. Bu özellik ağdan faydalanmaz ve diğer 2B şekil özelliklerinin hesaplanmasında kullanılmaz.

**3. Çevre**

İşaretli bölgelerin çevresi

**4. Çevre-Yüzey oranı**

Burada daha düşük bir değer, daha kompakt (daire benzeri) bir şekli gösterir. Bu özellik boyutsuz değildir ve bu nedenle (kısmen) işaretli bölgenin yüzey alanına bağlıdır.

**5. Küresellik**

Küresellik, tümör bölgesinin çevresinin, tümör bölgesiyle aynı yüzey alanına sahip bir dairenin çevresine oranıdır ve bu nedenle, bir daireye göre tümör bölgesinin şeklinin yuvarlaklığının bir ölçüsüdür. Ölçek ve yönelimden bağımsız, boyutsuz bir ölçüdür. Değer aralığı 0<küresellik≤1'dir, burada 1 değeri mükemmel bir daireyi gösterir (bir daire, diğer şekillere kıyasla belirli bir yüzey alanı için mümkün olan en küçük çevreye sahiptir).

**6. Küresel Orantısızlık**

Küresel Orantısızlık, tümör bölgesinin çevresinin, tümör bölgesiyle aynı yüzey alanına sahip bir dairenin çevresine oranıdır ve tanım gereği, Küreselliğin tersidir. Bu nedenle, değer aralığı küresel orantısızlık≥1'dir ve 1 değeri mükemmel bir küreyi belirtir.

**7. Maksimum 2D çap**

Maksimum çap, tümör yüzeyi ağ köşeleri arasındaki en büyük ikili Öklid mesafesi olarak tanımlanır.

**8. Ana Eksen Uzunluğu**

Bu özellik, işaretli bölgeyi kapsayan elipsoidin en büyük eksen uzunluğunu verir ve en büyük ana bileşen λmajor kullanılarak hesaplanır. Ana bileşen analizi, işaretli bölge'yi tanımlayan piksel merkezlerinin fiziksel koordinatları kullanılarak yapılır. Bu nedenle, boşlukları hesaba katar, ancak şekil örgüsünü kullanmaz.

**9. Küçük Eksen Uzunluğu**

Bu özellik, işaretli bölgeyi çevreleyen elipsoidin ikinci en büyük eksen uzunluğunu verir ve en büyük ana bileşen olan λminor kullanılarak hesaplanır. Ana bileşen analizi, işaretli bölge'yi tanımlayan piksel merkezlerinin fiziksel koordinatları kullanılarak gerçekleştirilir. Bu nedenle, boşlukları hesaba katar, ancak şekil örgüsünü kullanmaz.

**10. Uzama**

Uzama, işaretli bölgedeki en büyük iki temel bileşen arasındaki ilişkiyi gösterir.

**GLCM öznitelikleri**

**1. Otokorelasyon**

Otokorelasyon, dokunun incelik ve kabalığının büyüklüğünün bir ölçüsüdür.

**2. Ortak Ortalama**

i dağılımının ortalama gri düzeyi yoğunluğunu döndürür.

**3. Küme Önemi**

Küme Önemi, GLCM'nin çarpıklığının ve asimetrisinin bir ölçüsüdür. Daha yüksek bir değer, ortalama hakkında daha fazla asimetri anlamına gelirken, daha düşük bir değer, ortalama değere yakın bir zirveyi ve ortalama hakkında daha az varyasyonu gösterir.

**4. Küme Gölgesi**

Küme Gölgesi, GLCM'nin çarpıklığının ve tek biçimliliğinin bir ölçüsüdür. Daha yüksek bir küme gölgesi, ortalama hakkında daha fazla asimetri anlamına gelir.

**5. Küme Eğilimi**

Küme Eğilimi, benzer gri seviye değerlerine sahip voksel gruplarının bir ölçüsüdür.

**6. Kontrast**

Kontrast, köşegenden (i=j) uzaktaki değerleri tercih eden yerel yoğunluk değişiminin bir ölçüsüdür. Daha büyük bir değer, komşu vokseller arasında yoğunluk değerlerinde daha büyük bir eşitsizlik ile ilişkilidir.

**7. Korelasyon**

Korelasyon, gri seviye değerlerinin GLCM'deki ilgili voksellerine lineer bağımlılığını gösteren 0 (ilişkisiz) ve 1 (mükemmel korelasyonlu) arasında bir değerdir.

**8. Fark Ortalaması**

Fark Ortalaması, benzer yoğunluk değerlerine sahip çiftlerin oluşumu ile farklı yoğunluk değerlerine sahip çiftlerin oluşumu arasındaki ilişkiyi ölçer.

**9. Fark Entropisi**

Fark Entropisi, komşuluk yoğunluk değeri farklarındaki rastgelelik/değişkenliğin bir ölçüsüdür.

**10. Fark Varyansı**

Fark Varyansı, ortalamadan daha fazla sapan farklı yoğunluk düzeyi çiftlerine daha yüksek ağırlıklar veren bir heterojenlik ölçüsüdür.

**GLZM öznitelikleri**

**1. Küçük Alan Vurgusu**

Küçük alan vurgusu, daha küçük boyutlu bölgelerin ve daha ince dokuların göstergesi olan daha büyük bir değerle, küçük boyutlu bölgelerin dağılımının bir ölçüsüdür.

**2. Geniş Alan Vurgusu**

Geniş alan vurgusu, daha büyük boyutlu bölgelerin ve daha kaba dokuların göstergesi olan daha büyük bir değerle, geniş alan boyutu bölgelerinin dağılımının bir ölçüsüdür.

**3. GLN**

GLN, görüntüdeki gri seviye yoğunluk değerlerinin değişkenliğini ölçer, daha düşük bir değer yoğunluk değerlerinde daha fazla homojenliği gösterir.

**4. GLNN**

GLNN, görüntüdeki gri seviye yoğunluk değerlerinin değişkenliğini ölçer ve daha düşük bir değer, yoğunluk değerlerinde daha büyük bir benzerlik olduğunu gösterir. Bu, GLN formülünün normalleştirilmiş versiyonudur.

**5. SZN**

SZN, görüntüdeki boyut bölgesi hacimlerinin değişkenliğini ölçer ve daha düşük bir değer, boyut bölgesi hacimlerinde daha fazla homojenliği gösterir.

**6. SZNN**

SZNN, görüntüdeki alan boyutu hacimleri arasında daha fazla homojenliği gösteren daha düşük bir değerle, görüntü boyunca boyut alanı hacimlerinin değişkenliğini ölçer. Bu, SZN formülünün normalleştirilmiş versiyonudur.

**7. Bölge Yüzdesi**

Bölge yüzdesi, işaretli bölgelerdeki bölge sayısı ve voksel sayısı oranını alarak dokunun kabalığını ölçer.

**8. Gri Seviye Varyansı**

Gri seviye varyansı, bölgeler için gri seviye yoğunluklarındaki varyansı ölçer.

**9. Bölge Varyansı**

Bölge varyansı, bölgeler için bölge boyutu hacimlerindeki farkı ölçer.

**10. Bölge Entropisi**

Bölge entropisi, bölge boyutları ve gri seviyelerin dağılımındaki belirsizliği/rastgeleliği ölçer. Daha yüksek bir değer, doku modellerinde daha fazla heterojenliği gösterir.

**11. LGLZE**

LGLZE, düşük gri seviyeli boyut bölgelerinin dağılımını ölçer; daha yüksek bir değer, görüntüdeki düşük gri seviyeli değerlerin ve boyut bölgelerinin daha büyük bir oranını gösterir.

**12. HGLZE**

HGLZE, daha yüksek gri seviyeli değerlerin dağılımını ölçer; daha yüksek bir değer, görüntüdeki daha yüksek gri seviyeli değerlerin ve boyut bölgelerinin daha büyük bir oranını gösterir.

**13. SALGLE**

SALGLE, daha düşük gri seviye değerlerine sahip daha küçük boyutlu bölgelerin ortak dağılımının görüntüdeki oranını ölçer.

**14. SAHGLE**

SAHGLE, daha yüksek gri seviye değerlerine sahip daha küçük boyutlu bölgelerin ortak dağılımının görüntüdeki oranını ölçer.

**15. LALGLE**

LALGLE, daha düşük gri seviye değerlerine sahip daha büyük boyutlu bölgelerin ortak dağılımının görüntüdeki oranını ölçer.

**16. LAHGLE**

LAHGLE, daha yüksek gri seviye değerlerine sahip daha büyük boyutlu bölgelerin ortak dağılımının görüntüdeki oranını ölçer.

**GLRLM Öznitelikleri**

**1. SRE**

SRE, daha kısa çalışma uzunluklarının ve daha ince dokusal dokuların göstergesi olan daha büyük bir değerle, kısa çalışma uzunluklarının dağılımının bir ölçüsüdür.

**2. LRE**

LRE, daha uzun hat uzunluklarının ve daha kaba yapısal dokuların göstergesi olan daha büyük bir değerle, uzun hat uzunluklarının dağılımının bir ölçüsüdür.

**3. GLN**

GLN, görüntüdeki gri seviye yoğunluk değerlerinin benzerliğini ölçer; burada daha düşük bir GLN değeri, yoğunluk değerlerinde daha büyük bir benzerlik ile ilişkilidir.

**4. GLNN**

GLNN, görüntüdeki gri seviye yoğunluk değerlerinin benzerliğini ölçer; burada daha düşük bir GLNN değeri, yoğunluk değerlerinde daha büyük bir benzerlik ile ilişkilidir. Bu, GLN formülünün normalleştirilmiş versiyonudur.

**5. RLN**

RLN, görüntü boyunca uzunlukların benzerliğini ölçer, daha düşük bir değer, görüntüdeki çalıştırma uzunlukları arasında daha fazla homojenliği gösterir.

**6. RLNN**

RLNN, görüntü boyunca uzunlukların benzerliğini ölçer, daha düşük bir değer, görüntüdeki çalıştırma uzunlukları arasında daha fazla homojenliği gösterir. Bu, RLN formülünün normalleştirilmiş versiyonudur.

**7. Çalıştırma Yüzdesi**

Çalıştırma Yüzdesi, işaretlenmiş bölgelerdeki çalışma sayısı ve voksel sayısı oranını alarak dokunun kabalığını ölçer.

**8. GLV**

GLV, çalıştırmalar için gri seviye yoğunluğundaki varyansı ölçer.

**9. RV**

RV, çalışma uzunlukları için çalışmalarda varyansın bir ölçüsüdür.

**10. RE**

RE, çalışma uzunlukları ve gri seviyelerin dağılımındaki belirsizliği/rastgeleliği ölçer. Daha yüksek bir değer, doku modellerinde daha fazla heterojenliği gösterir.

**11. LGLRE**

LGLRE, düşük gri seviyeli değerlerin dağılımını ölçer; daha yüksek bir değer, görüntüdeki düşük gri seviyeli değerlerin daha yüksek konsantrasyonunu gösterir.

**12. HGLRE**

HGLRE, daha yüksek gri seviyesi değerlerinin dağılımını ölçer; daha yüksek bir değer, görüntüdeki yüksek gri seviyeli değerlerin daha yüksek konsantrasyonunu gösterir.

**13. SRLGLE**

SRLGLE, daha düşük gri seviye değerleriyle daha kısa çalışma uzunluklarının ortak dağılımını ölçer.

**14. SRHGLE**

SRHGLE, daha yüksek gri seviye değerleriyle daha kısa çalışma uzunluklarının ortak dağılımını ölçer.

**15. LRLGLE**

LRLGLRE, daha düşük gri seviyeli değerlerle uzun çalışma uzunluklarının ortak dağılımını ölçer.

**16. LRHGLE**

LRHGLRE, daha yüksek gri seviye değerleriyle uzun çalışma uzunluklarının ortak dağılımını ölçer.

**NGTDM Öznitelikleri**

**1. Kabalık**

Kabalık, merkez voksel ile komşuluğu arasındaki ortalama farkın bir ölçüsüdür ve mekansal değişim hızının bir göstergesidir. Daha yüksek bir değer, daha düşük bir uzamsal değişim oranını ve yerel olarak daha düzgün bir dokuyu gösterir.

**2.Kontrast**

Kontrast, uzaysal yoğunluk değişiminin bir ölçüsüdür, ancak aynı zamanda genel gri seviye dinamik aralığa da bağlıdır. Hem dinamik aralık hem de uzamsal değişim oranı yüksek olduğunda, yani vokseller ve komşuları arasında büyük değişiklikler olan geniş bir gri seviyesi aralığına sahip bir görüntü olduğunda kontrast yüksektir.

**3. Meşguliyet**

Bir pikselden komşusuna olan değişimin bir ölçüsü. Meşguliyet için yüksek bir değer, pikseller ve komşuluğu arasında hızlı yoğunluk değişiklikleri olan "meşgul" bir görüntüyü belirtir.

**4. Karmaşıklık**

Görüntüde birçok ilkel bileşen olduğunda, yani görüntü tekdüze olmadığında ve gri seviye yoğunluğunda birçok hızlı değişiklik olduğunda görüntü karmaşık olarak kabul edilir.

**5.Güç**

Güç, bir görüntüdeki ilkellerin bir ölçüsüdür. İlkeller kolayca tanımlandığında ve görünür olduğunda, yani yoğunluğu yavaş değişen ancak gri seviye yoğunluklarında daha büyük kaba farklılıklar olan bir görüntü olduğunda değeri yüksektir.

**GLDM Öznitelikleri**

**1. SDE**

Daha küçük bağımlılığın ve daha az homojen dokuların göstergesi olan daha büyük bir değere sahip küçük bağımlılıkların dağılımının bir ölçüsü.

**2.LDE**

Daha büyük bağımlılığın ve daha homojen dokuların göstergesi olan daha büyük bir değere sahip, büyük bağımlılıkların dağılımının bir ölçüsü.

**3. GLN**

Daha düşük bir GLN değerinin, yoğunluk değerlerinde daha büyük bir benzerlikle ilişkili olduğu, görüntüdeki gri seviye yoğunluk değerlerinin benzerliğini ölçer.

**4. DN**

Görüntüdeki bağımlılıklar arasında daha fazla homojenliği gösteren daha düşük bir değerle, görüntü boyunca bağımlılığın benzerliğini ölçer.

**5. DNN**

Görüntüdeki bağımlılıklar arasında daha fazla homojenliği gösteren daha düşük bir değerle, görüntü boyunca bağımlılığın benzerliğini ölçer. Bu, DLN formülünün normalleştirilmiş versiyonudur.

**6. Gri Seviye Varyansı**

Görüntüdeki gri seviyedeki varyansı ölçer.

**7. Bağımlılık Varyansı**

Görüntüdeki bağımlılık boyutundaki varyansı ölçer.

**9. LGLE**

Düşük gri seviyeli değerlerin dağılımını ölçer, daha yüksek bir değer görüntüdeki düşük gri seviyeli değerlerin daha yoğun olduğunu gösterir.

**10. HGLE**

Daha yüksek gri seviyesi değerlerinin dağılımını ölçer, daha yüksek bir değer görüntüdeki yüksek gri seviyesi değerlerinin daha yoğun olduğunu gösterir.

**11. SDLGLE**

Düşük gri seviyeli değerlerle küçük bağımlılığın ortak dağılımını ölçer.

**12. SDHGLE**

Daha yüksek gri seviye değerleriyle küçük bağımlılığın ortak dağılımını ölçer.

**13. LDLGLE**

Düşük gri seviyeli değerlerle büyük bağımlılığın ortak dağılımını ölçer.

**14. LDHGLE**

Daha yüksek gri seviyeli değerlerle büyük bağımlılığın ortak dağılımını ölçer.

[12]

1. **Sonuçlar ve Öneriler**

Daha önce de yazıldığı üzere özniteliklerin birçoğunun doğrudan sağlık sistemindeki hastalıklar ile bir alakası bulunmamaktadır. Pyradiomics in öznitelik çıkarımlarından 2 boyut için uygun olanları tümorler için özelliştirilmiş öznitelikler çıkartırılarak kullanılabilir. Daha sonra bu öznitelikler üzerinde makine öğrenmesi methodları uygulanıp aflatoksin tespiti denenebilir. Dikkat edilmesi gereken hususlardan birisi pyradiomics in segmente edilmiş görüntü istemesidir.

# KAYNAKLAR

[1] Chakraborty, Tanmay and Trehan, Utkarsh, SpectralNET: Exploring Spatial-Spectral WaveletCNN for Hyperspectral Image Classification, *arXiv preprint arXiv:2104.00341*, 2021

[2] Ahmad Muhammad, Khan Adil, Mazzara Manuel, Distefano Salvatore, Ali Mohsin, Sarfraz Muhammad, A Fast and Compact 3-D CNN for Hyperspectral Image Classification, IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 10.1109/LGRS.2020.3043710, 2021/01/01

[3] Uv, MainPage, https://www.uv.es/leo/daisex/Sensors/ROSIS.htm

[4] Kunkel, B., Blechinger, F., Lutz, R., Doerffer van der Piepen, R. H., & Schröder, M. (n.d.). ROSIS (Reflective Optics System Imaging Spectrometer)-A Candidate Instrument for Polar Platform Missions. http://proceedings.spiedigitallibrary.org/

[5] Aviris, MainPage, https://aviris.jpl.nasa.gov/

[6] Alpaydin, Ethem (2010). Introduction to machine learning (2nd bas.). MIT Press. ss. 113-120. ISBN 978-0-262-01243-0.

[7] Wikipedia, Principalcomponentanalysis, https://en.wikipedia.org/wiki/Principal\_component\_analysis

[8] Tiffany M. Tang, Genevera I. Allen "Integrated Principal Components Analysis." arXiv preprint arXiv:1810.00832 (2021+).

[9] Büyüköztürk, Ş. (2002). Faktör analizi: Temel kavramlar ve ölçek geliştirmede kullanımı. Kuram ve Uygulamada Eğitim Yönetimi Dergisi, 8 (32)

[10] Shin Fujieda, Kohei Takayama, and Toshiya Hachisuka, Wavelet convolutional neural networks,2018.

[11] Opencv, Abaout Page, https://opencv.org/about/

[12] Pyradiomics, Radiomics Features, https://pyradiomics.readthedocs.io/en/latest/features.html