T.C.

SAKARYA ÜNİVERSİTESİ

**BİLGİSAYAR VE BİLİŞİM BİLİMLERİ FAKÜLTESİ**

YAPAY ZEKA VE İHA SİMÜLASYONU İLE YANGIN TESPİT OTOMASYONU

BSM 498 - BİTİRME ÇALIŞMASI

Yusuf SÖNMEZ

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Fakülte Anabilim Dalı | : | BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ |

Bu tez .. / .. / … tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oybirliği / oyçokluğu ile kabul edilmiştir.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
| ………………. | ………………. | ………………. |
| Jüri Başkanı | Üye | Üye |

# ÖNSÖZ

Çağımızda teknolojinin gelişmesi ve insan zekasına yaklaşan sistemlerin kurulmasıyla beraber birçok şey değişti. Bu değişimden payını insan kontrolünde gerçekleşmesi mümkün olan şeyler de aldı. Tıp, eğitim, turizm, ticaret gibi birçok sektör bu değişimden etkilendi ve sonuçları ister istemez istihdamı da etkiledi. Yapay zeka sayesinde geçmişte yüzlerce insanın yaptığı işi şimdilerde onlarca hatta sadece birkaç kişi yalnızca bilgisayar ya da tablet kullanarak halledebiliyor. İnsanın yaşamakta zorlanacağı bazı durumlarda makinelerin sorunsuz çalışabileceğini göz önüne alırsak birçok doğal afeti daha başlamadan durdurabiliriz. Bu şekilde insan kusurlarını minimize edebilir ve zorlu koşullarda çalışmak zorunda kalan insan sayısını azaltabiliriz. Yangın, yaşam alanlarından çok uzakta olduğundan insan kontrolünden görece daha uzak kalıyor, erken müdahale geciktiği için de büyüyerek hem doğaya hem de canlılara zarar veriyor. İnsanların yaşamakta ve gözlemekte eksik kalacağı yerlerde makinelerin dur durak bilmeden çalışabilmeleri, küçükken yangınları durdurabilme ihtimalimizi artıracağından bize umut veriyor. Çalışmamızda tam da bu konuya eğilerek, yangın tespitini insanlardan uzak bölgelerde bile tespit edebilecek bir sistem inşa etmeye çalıştık.

# **İÇİNDEKİLER**

ÖNSÖZ ii

İÇİNDEKİLER iii

ÖZET iv

BÖLÜM 1. GİRİŞ v

1.1. Makine Öğrenmesi vi

1.1.1. Makine öğrenmesi türleri viii

1.2 Derin Öğrenme ix

1.2.1 Basit yapay sinir ağı (Perceptron) ix

1.2.2 Evrişimsel Sinir Ağları (CNN) xi

1.3 İHA Simülasyonu xii

# ÖZET

Anahtar Kelimeler: Yapay zeka, Görüntü işleme, İHA simülasyonu, Makine öğrenmesi, Kara ağaçları, Evrişimsel sinir ağı

İnsan zihnini taklit etme fikrinden ortaya çıkan yapay zeka, günümüz sektörlerinden hepsini etkilemiş ve dönüştürmüştür. İnsan kontrolündeki eksiklikleri makinelerin neredeyse hatasız tamamlayabildikleri artık ispatlanmış düzeydedir. İnsani kusurlar ve gecikmeler neticesinde kontrolden çıkabilen doğal afetler, makineler sayesinde önceden önlenebilir hale gelmiştir. Yapay zekanın bize sunduğu enstrümanları kullanarak bu gibi sorunları daha büyümeden çözmek mümkün gözüküyor.

Makine öğrenmesi modellerini kullanarak konum bazlı hava bilgilerine ve bölgenin yangın alışkanlıklarına bağlı bir tahmin algoritması üretilmiştir. Bu tahmin algoritması sayesinde bölgede yangın olabilme olasılığı belirli bir düzeyin üzerinde ise sisteme yangın kontrolü sinyali verilmiş olacaktır. Yangın kontrolü sinyalini alan sistem, İHA’yı havalandıracak ve istenen çaptaki dairesel bir alanı tarayacaktır. Bu tarama işlemi gerçekleşirken kamera sensöründen gelen veriler derin öğrenme yardımıyla yangının kendisi veya yangına işaret edebilecek dumanı tanıyacaktır. Sonrasında yangın resmi, olasılığı ve konumu son kullanıcıya dönecektir.

# BÖLÜM 1. GİRİŞ

Değişen iklim ve küresel ısınma sebebiyle dünyadaki birçok yaşam alanı değişime uğramakta ve bozulmaktadır. Artan sıcaklıklar yerkürede birçok afete ve anormalliklere sebebiyet vererek hem bitkilerin hem de hayvanların hayatlarını tehlikeye atıyor. Küresel ısınmanın direkt sonuçlarından biri de hiç kuşkusuz orman yangınları. Düşük yoğunluklu yangınlar her ne kadar toprak ve ekosistem için bazı avantajları barındırsa da, yüksek yoğunluklu yangınlar daha çok zarara sebebiyet vermektedir. [1] Doğal akışından daha sık tekrarlanan yangınlar, iyileşme sürecini baltalamakta ve doğal yaşamı tehlike altına almaktadır. [2]

Yapay zeka, insanlar gibi örüntü yakalama, anomali tespit etme gibi konularda dikkat çekici gelişmeler kaydettiği için yangın tespiti gibi karmaşık olmayan sistemlerde kullanılması fayda sağlayacaktır. İnsanın erişmesi ve yaşaması zor olan bölgelerde bir makinenin faaliyet göstermesi maliyet ve kaynak açısından yararlı olacaktır.

İHA’lar günümüzde insanın ulaşamayacağı birçok alanda ve çeşitli işleri yapmakta kullanılmaktadır. Küçük olmaları, üzerlerine sensörler takılarak veri girişi yapabilmeleri, uçarak hareket edebilmeleri gibi birçok özellikleri sayesinde tercih edilmektedir. İnsanların yaşam alanlarının dışında yer alan ormanlarda istenen her an gözlem yaparak bilgi sağlayabilecek en ideal araçlardan biridir. İnsani kusurların giderilmesi, maliyetlerin düşürülmesi gibi birçok kalemde yararı olacaktır.

Yangınların, bölgenin geçmiş yangın vakaları ve genel yangın oluşumuna uygun meteorolojik şartları değerlendirilerek oluşma olasılıkları tespit edilecektir. Eğer tehlike oluşturabilecek şartlar oluşmuşsa bölgede hazır bulunan İHA devreye girecek ve önceden belirlenen alanı kamera sensörü yardımıyla tarayacaktır. Bir yangına ya da yangın belirtisine denk gelirse kameradaki resmi, yangın ihtimalini ve konumunu ilgili birimlere haber verecek ve gerekli müdahale sağlanacaktır. Erken tespit edilmesi halinde büyüme ihtimali olan yangın küçükken tespit edilecek ve yine havadan müdahale edilebilecektir. Yangın büyüdüğü takdirde müdahale için açılacak yollar, kesilecek ağaçlar ve harcanacak kaynak tamamen ortadan kalkacak ve erken çözüme kavuşmuş olacaktır.

Tercih edilen teknolojiler, sistemi oluşturan amaç doğrultusunda en iyi performansı verebilecekler arasından seçilmiştir. Önceki yangınları analiz edip yeni yangınların oluşma olasılığını tespit eden makine öğrenmesi modelleri kullanılmıştır. İHA’nın simüle edilebilmesi için dronekit, ArduPilot kullanılmıştır. Kameradan gelen resimlerde yangına dair bir iz olup olmadığını tespit edebilmek için ise derin öğrenme metotları tercih edilmiştir.

* 1. Makine Öğrenmesi

Makine öğrenmesi, insan kabiliyetlerini dış dünyayı matematiksel modeller ile temsil ettikten sonra makineye taklit ettirilmesine denmektedir. Makineler dış dünyayı sayılar dışında herhangi başka yöntemle algılamaktan şimdilik acizdirler. Bu sebeple dış dünyanın makinelere aktarılması ancak matematiksel ifadelere dönüştükten sonra mümkün olmaktadır.

Yapay zekayı bir alana verilmiş genel bir ad olarak düşünürsek, makine öğrenmesi bu alanın en ilkel ancak yapı taşını oluşturan parçası olacaktır. En karmaşık matematiksel ifadelerin bile aslında basit rakamlardan ve eşitliklerden oluşması gibi. Makine öğrenmesinde kullanılan yöntemler ilerleyen aşamalarda özelleştirilerek ve geliştirilerek daha belirli alanlara dönüştürülmüştür. Şekil 1.1’de görüleceği üzere makine öğrenmesi diğer alanları kapsasa da özelleşmiş bir alt dal değildir.

metin, daire, ekran görüntüsü, logo içeren bir resim

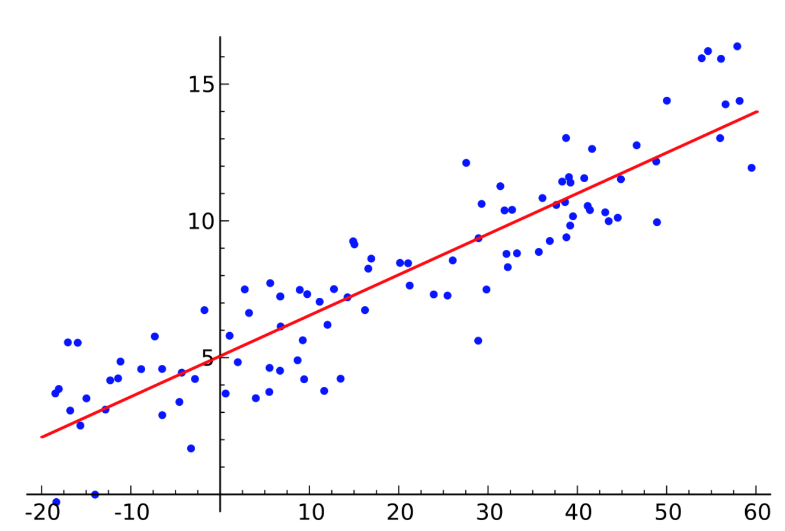
Açıklama otomatik olarak oluşturuldu

Şekil 1.0.1 Yapay zeka ve alt alanları

Yukarıda belirtildiği gibi, dış dünyayı matematik dünyasında ifade edemeden bir makineye göstermek mümkün değildir. Bilim insanları yüzyıllar boyunca evrenin işleyişini anlamak için bu yöntemi kullanmışlardır. Bulunan tüm çıkarımlar bir matematiksel ifade ile ispatlanmaya çalışılmıştır. Bir örnek vermek gerekirse Newton, kuvveti anlamlı ve matematiksel hale getirebilmek için Denklem 1.1’i kullanmıştır.

Bu sayede kuvveti kütle ile ivmenin çarpımı olarak ifade etmiştir. Denklem 1.1’de görüleceği üzere kütle veya ivmeden herhangi biri artarsa cisme uygulanan kuvvet de bir o kadar artacaktır. Bu şekilde artık gerçek hayatta karşımıza çıkan hareket eylemini matematiksel olarak modellemiş olmaktayız. Herhangi bir değişken bilinmediğinde diğer değişkenler sayesinde bulunabilmektedir.

Makine öğrenmesi de kabaca örnekte verilen tekniği uygulamaktadır. Kendisine verilen değerlere bakarak aralarında çeşitli matematiksel ve anlamlı ilişkiler kurmaya çalışacak ve bulduğu anlamlı ilişkiyi bir sonraki bilinmeyen değişkeni tahmin etmekte kullanacaktır. Şekil 1.2’de görüldüğü üzere mavi noktalarla ifade edilen karışık bir veri setinde modelimiz doğrusal regresyon ilişkisi kurmuştur. Kırmızı ile ifade edilen çizgi verisetinin gösterdiği dağılımı tespit etmektedir. Bu sayede bir sonraki t anında modelin hangi eğilimi göstereceği tahmin edilebilmektedir.

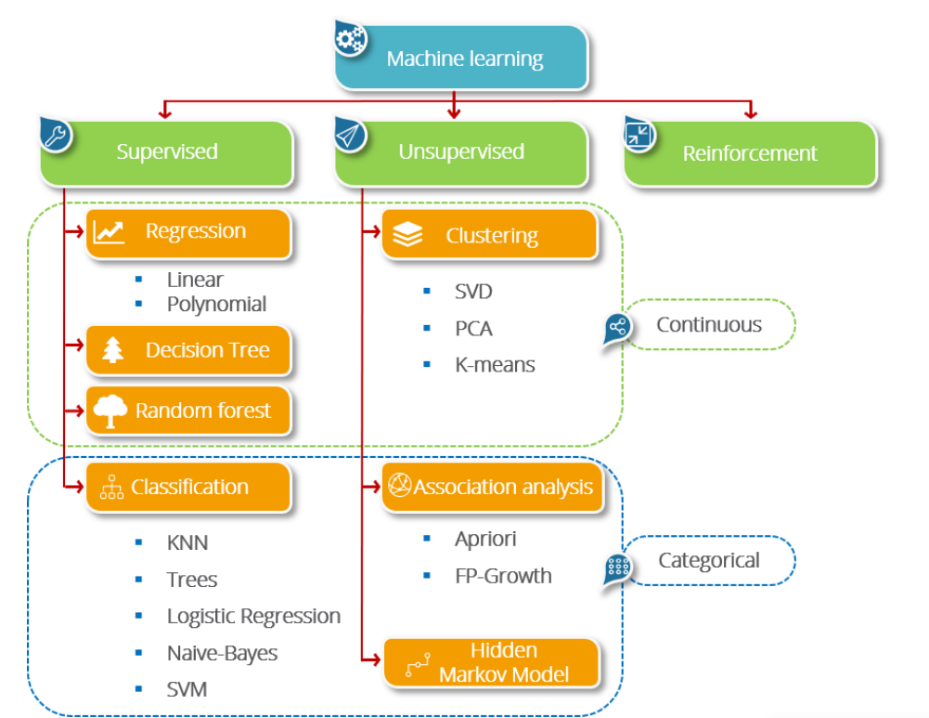


Şekil 1.0.2 Lineer Regresyon Örneği

* + 1. Makine öğrenmesi türleri

Şekil 1.2’de uygulanan tekniğe benzer birçok teknik makine öğrenmesi çatısı altında uygulanmaktadır. Tekniklerin de kendi içerisinde bazı gruplandırmaları mevcuttur. Bunlar denetimli öğrenme, denetimsiz öğrenme, yarı-denetimli öğrenme olarak ayrılabilir. Denetim ifadesi ile kastedilen dışarıdan bir müdahalenin olup olmadığıdır. Müdahalenin kendisi veri seti içerisindeki değerlerin belirli bir sınıfa ait olup olmadığını belirler. Önceden yangın çıkmış zamanlardaki hava durumu verilerinin yangın var diye etiketlenmesi denetimli öğrenmeye örnek olarak verilebilir.

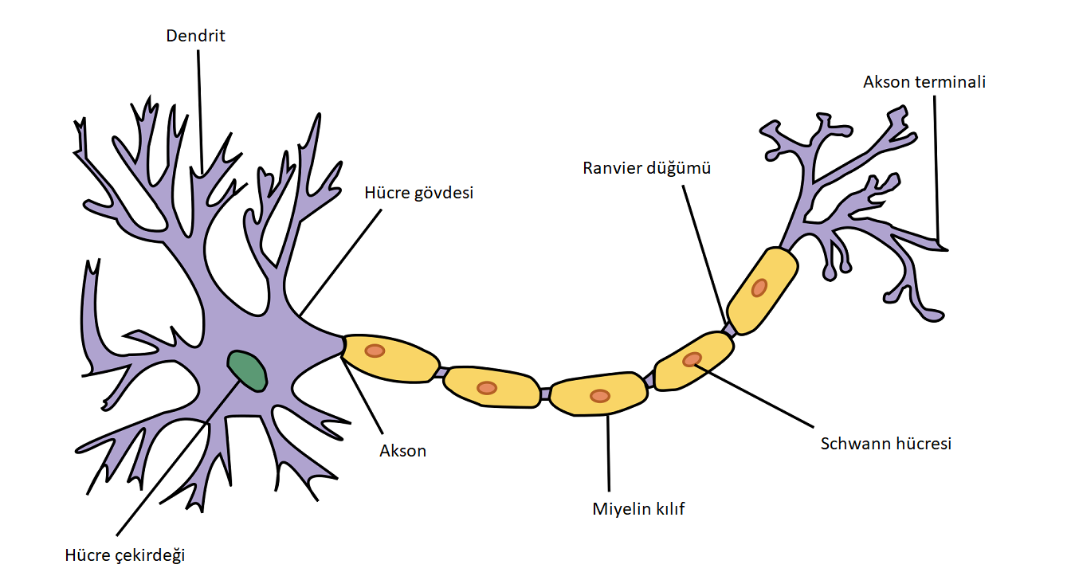
Elde edilen veri setindeki verilerin türüne ve yapısına göre farklı teknikler seçilebilmektedir. Verinin sayısal ya da kategorik ifadelerden oluşması sonucu değiştirebilmektedir. Nihayetinde hepsi matematiksel yani sayısal bir ifadeye dönüştürülecek olsa da anlamlı bir ilişki çıkarılması için verinin türü önemlidir. Şekil 1.3’de görüleceği üzere Continuous (sürekli sayılar) adıyla ifade edilen veriler farklı algoritmalarla, Categorical (Kategorik veriler) veriler farklı algoritmalarla çözümlenmektedir.



Şekil 1.0.3 Makine öğrenmesi algoritmaları

* 1. Derin Öğrenme

İnsan beyni doğada eşi benzeri olmayacak bağlantıda nöron içermektedir. Nöronların birbirleri ile kurdukları bağ sayesinde görmekte, duymakta, tatmakta ve en önemlisi anlamakta herhangi bir sorun yaşamıyoruz. Derin öğrenmenin temelleri nöronları anlamamızla paralel olarak atılmıştır. İlk fikirler nöronları taklit edecek algoritmalar inşa etme düşüncesinden doğmuştur. Bu sayede insan beynindeki gibi daha önce karşılaşmadığı senaryolarda, önceden edindiği örüntüyü uygulayabilecek ve bir karara varacak sistemler inşa edilebilecektir. Algoritmalar bu gibi işleri yapmakta oldukça yetersizlerdi. Çünkü kendilerine söylenen dışında hareket etme kabiliyetleri yoktu. NN (Yapay sinir ağları) ise bu konuda çok daha yetenekliydi.

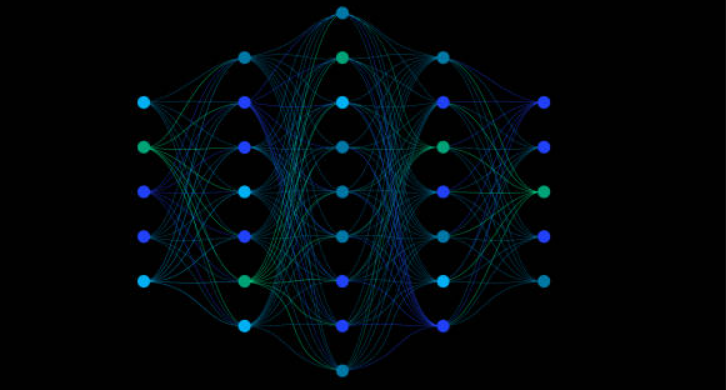


Şekil 1.0.4 Nöron örneği

Derin öğrenme, çok katmanlı sinir ağlarını kullanan öğrenme türüne verilen addır. Sinir ağlarına gelen bilgi bazı matematiksel işlemler sonucunda bir çıktıya dönüşür ve çıkış katmanına kadar bu işlemlere maruz kalır.

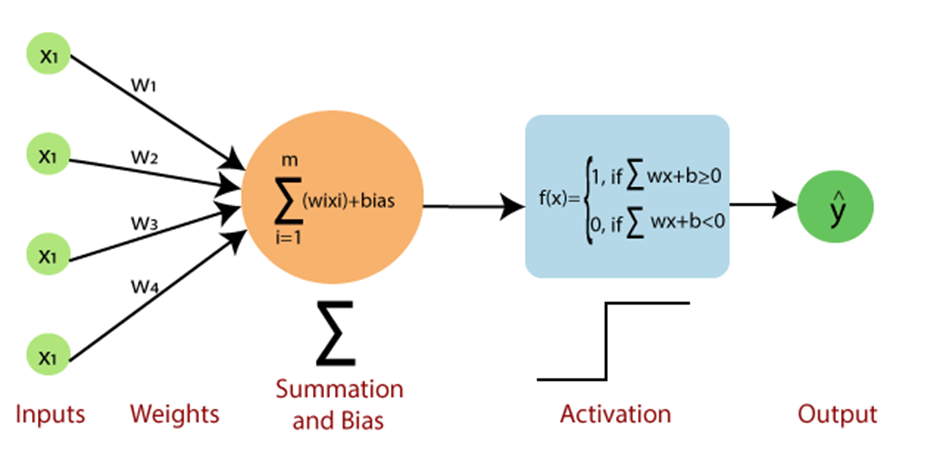
* + 1. Basit yapay sinir ağı (Perceptron)

Çok katmanlı yapay sinir ağlarında binlerce nöron barınabilmektedir. Nöronların her biri belirli görevleri yerine getirmekte ve çıktıyı oluşturmaya yardımcı olmaktadır. Şekil 1.4’de görüldüğü üzere bir yapay sinir ağı çokça nöron içermektedir. Her bir nöron bir önceki katmandaki tüm nöronlara ve bir sonraki katmandaki tüm nöronlara bağlıdır. Bu sayede bir nöronda edinilen bilgi tüm nöronlara iletilebilmektedir.



Şekil 1.0.5 Yapay sinir ağı örneği

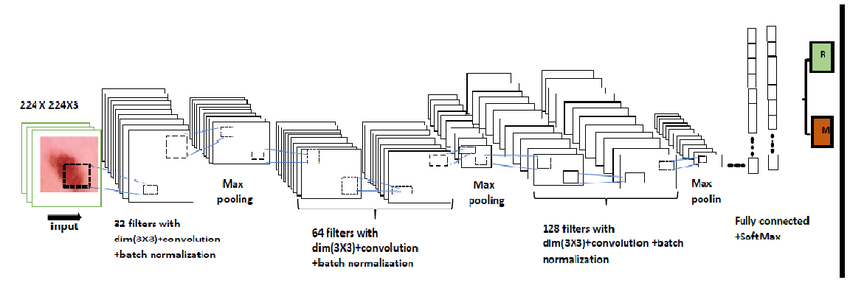
Tek bir nöronu inceleyecek olursak, kendisine ulaşacak bilgi yolda birtakım değişikliklere maruz kalır. Değişikliği meydana getiren orana ağırlık denmektedir. Ağırlık, bilgi daha nörona ulaşmadan önce belirli bir oranda bilgiyi değiştirir. Nöron çekirdeğine gelmeden Dendrit’te değişen bilgi olarak düşünülebilir. Nöron çekirdeğine değişerek gelen bilgiler toplam fonksiyonuna sokulmaktadır. Bu sayede önceki katmanda oluşan bilgiler tek bir nöronda yeniden oluşturmaktadır. Toplanan veriler bir aktivasyon fonksiyonuna daha iletilerek çıktı verisini meydana getirmektedirler. Aktivasyon fonksiyonu nöronun ateşlenmesine karar veren fonksiyondur. Şekil 1.6’da anlatılan işlemlerin her biri gösterilmektedir.



Şekil 1.0.6 Nöronda gerçekleşen işlemler

* + 1. Evrişimsel Sinir Ağları (CNN)

ESA, görüntü işlemek için kullanılan özelleşmiş bir sinir ağı tipidir. İçerisinde birçok katman bulundurmaktadır. Bunlara örnek olarak konvolüsyon, havuzlama, aktivasyon fonksiyonu katmanları verilebilir. Şekil 1.7’de basit bir ESA görülebilmektedir.



Şekil 1.0.7 ESA örneği

Evrişim katmanı Şekil 1.7’de göründüğü gibi konvolüsyon, havuzlama (pooling), yığın normalizasyonu (batch normalization) ve aktivasyon (relu) fonksiyonunu içermektedir. Son aşamada sınıflandırma yapabilmek adına bir yapay sinir ağı (fully connected) konulmuştur.

Konvolüsyon işlemi, resmin filtreler yardımıyla özniteliklerinin çıkarılmasıdır. Denklem 1.2 yardımı ile resmin içerisindeki yatay, dikey, açısal kenarlar gibi öznitelikler üretilmektedir [3].

Evrişim katmanından hemen sonra aktivasyon katmanı gelmektedir. Klasik sinir ağlarında tanjant, sigmoid, hiperbolik fonksiyonlar tercih edilse de ESA’da relu fonksiyonu sıklıkla tercih edilmektedir [3]. Denklem 1.3’de relu fonksiyonu gösterilmiştir. Relu fonksiyonu doğrusal değildir ve negatif değerleri sıfırlamaktadır.

Son aşamada ise havuzlama işlemi uygulanmaktadır. Havuzlama işleminde belirli yönteme göre piksel matrisi olarak temsil edilen resmin boyutları küçültülmektedir. Genellikle maksimum havuzlama (Maximum Pooling) tercih edilmektedir. Bu yöntem ile en büyük eleman, seçilen bölgeyi temsil edecek olan eleman olarak atanmaktadır.

* 1. İHA Simülasyonu

İHA simülasyonu için açık kaynak bazı kütüphaneler tercih edilmiştir. DroneKit kütüphanesi herhangi bir İHA ile temasa geçebilme, komut verebilme kabiliyetine sahiptir. ArduPilot kütüphanesi, sanal bir iHA oluşturmak adına tercih edilmiştir. Bu sayede konum, rota ve İHA ile alakalı çeşitli diğer verilerin alınabilmesi amaçlanmıştır.

# BÖLÜM 2. GEÇMİŞ VERİLERE DAYALI YANGIN TAHMİNİ

Gözetleme kulesinde yer alacak olan İHA, belirli süreler dahilinde kendisine gelecek olan hava durumu verilerine bakarak şartların yangın oluşumuna sebep olup olamayacağını saptamak mecburiyetindedir. Verileri ilgili kaynaktan çekecek, optimum olan makine öğrenmesi modeline sokacak ve sonucunda yangın ihtimali var ise İHA’yı havalandıracaktır.

Kaynaktan gelen verilerin belirli bir standart yapıda gerçekleştirilmesi gerekmektedir. Gelen veriler temizlenmeli, gerekirse içlerinden yeni özellikler türetilmeli ve nümerik formata dönüştürülmelidir.

Standardize olmuş veriler çeşitli makine öğrenmesi modellerine sokularak performansları test edilmeli, en iyi sonucu veren model tercih edilmelidir. Sonuç modelin daha önce görmediği test verileri ile son değerlendirmesi yapılarak eksik olduğu kısımlar giderilmelidir.

2.1. Veri Setinin Hazırlanması

Veri seti 2015-2019 yılları arasında Türkiye’de meydana gelmiş olan yangınları kapsamaktadır. Veri setini oluştururken European Forest Fire Information System (EFFIS), NASA yangın arşivindeki MODIS uydusu ve NASA portalında yer alan MERRA-2 uydusundan gelen veriler kullanılmıştır. EFFIS verileri yanan alanın büyüklüğünü tarihlere göre içermektedir. Yangının gerçekleşme zamanı (gündüz/gece) ve yangın radyasyon kuvveti (FRP) verileri NASA yangın arşivinden sağlanmıştır. Yangının ortaya çıktığı tarihte ve yerde hava durumu ile iklimsel koşullar MERRA-2 uydusundaki verilerden sağlanmıştır [4].

Veri seti 11 adet sütundan oluşmaktadır. Yıl, ay, sıcaklık, bağıl nem, rüzgar hızı, FRP (Fire radiaton power), gündüz/gece, soğukluk derecesi günleri (CDD), sıcaklık derecesi günleri (HDD), FRP oranı ve yanan alan (hektar) veri setinde bulunan özelliklerdir.

Sıcaklık arttıkça buharlaşma artar, buharlaşma arttıkça havadaki nem azalır ve azalan nem yangının oluşması için gerekli şartları hazırlar. Bağıl nem sabahın erken saatlerinde en yüksek seviyesindedir. Öğlene doğru sıcaklık arttığı için en düşü seviyelerine doğru geriler. %10 seviyesinin altına düştüğünde ise çok tehlikeli bir hal alıyor. Genel olarak yangın riski 77°F (25°C) derecesinde başlar, sıcaklığın artmasıyla risk de artmış olur. Bir diğer faktör ise yangının başka bölgelere ulaşmasını kolaylaştıran ve ısıyı yanmaya müsait dallara, çalılara ulaştıran rüzgar hızıdır. 15 km/saat ve üzerindeki hızlarda bir rüzgar risk oluşturmaktadır [5]. FRP yangın sırasında ortaya çıkan enerjiye bağlı bir ölçü birimidir. Yangının yoğunluğu ile ilişkilendirilebilir. FRP değeri arttıkça yangının boyutunun da arttığı ve ikisi arasında pozitif bir ilişkinin olduğu bilinmektedir [4]. HDD ve CDD son 24 saat içerisinde havanın ne kadarının soğuk olduğunu belirtir. Günlük ortalama sıcaklık 10°C’nin üzerinde olduğunda CDD, 10°C’nin altında olduğunda HDD günlük birikmiş dereceleri temsil etmektedir. Tablo 1.1’de örnek veri seti konulmuştur.

Tablo 2.1 Veri seti örnek parça

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Yıl** | **Ay** | **Sıcaklık (°C)** | **Bağıl Nem** | **Rüzgar Hızı (m/sn)** | **FRP** | **Gündüz/Gece** | **CDD** | **HDD** | **FRP oranı(Aylık)** | **Yanan Alan (Hektar)** |
| 2015 | Ocak | 9.28 | 0.6892 | 6.9510 | 6.4 | Gündüz | 0.0 | 0.7157 | 0.055 | 84.30 |
| 2016 | Ağustos | 30.97 | 0.3262 | 5.3391 | 11.5 | Gündüz | 20.97 | 0.0 | 0.00094 | 97.80 |
| 2017 | Temmuz | 22.08 | 0.5390 | 11.2215 | 9.6 | Gündüz | 12.0860 | 0.0 | 0.0014 | 78.78 |
| 2018 | Mayıs | 24.5996 | 0.5307 | 3.2364 | 36.0 | Gündüz | 14.59 | 0.0 | 0.081 | 167.98 |
| 2019 | Haziran | 24.5528 | 0.5708 | 8.5949 | 18.3 | Gündüz | 14.55 | 0.0 | 0.0092 | 763.50 |

2.2. Girdi Seçimi

Problemimiz bir sınıflandırma problemi olduğundan yanan alan sütunundaki verilerin bazı değişimlerden geçmesi gerekmektedir. Her hava durumu yangın çıkartmaya müsait olmadığından yangının olmadığı durumlar da modele tanıtılmalıdır. Çok küçük ve küçük olarak sınıflandırılan yangınların koşullar itibari ile büyük yangınlar doğurmadığı bilindiğinden yangın yok olarak etiketlenmesi herhangi bir sorun teşkil etmeyecektir [5]. Bu sayede yangın var veya yok olarak elimizde iki adet sınıf kalmakta, bu sayede bir sınıflandırma işlemi veri setine uygulanabilmektedir.

Veri setindeki her sütun (özellik) hedef tahminine bir katkı sağlamak zorunda değildir. Bazı sütunlar herhangi bir ilişki barındırmayabilirler. Elimizdeki verilerin istatistiksel olarak ne kadar kaliteli olduğunu ve korelasyon ilişkisinin ne kadar kurulduğunu kontrol etmek daha doğru sonuçlar elde etmemize yardımcı olacaktır. Tablo 2.2’de hedef tahminine sütunların ne kadar etki ettikleri gösterilmiştir.

Tablo 2.2 Girdi ve çıktı arasındaki korelasyon ilişkisi

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | **Korelasyon** | **P-değeri** |
| **Yıl** | -0.1608 | 0.00006 |
| **Ay** | 0.5579 | 0.0 |
| **Sıcaklık** | 0.4505 | 0.000002 |
| **Bağıl Nem** | 0.0117 | 0.3940 |
| **Rüzgar Hızı** | -0.1501 | 0.0005 |
| **Gündüz/Gece** | -0.0022 | 0.8728 |
| **CDD** | 0.4289 | 0.00002 |
| **HDD** | -0.3383 | 0.00001 |

2.3 Türkiye’deki Yangınların Tahmin Edilmesi

Hazırlanan veri seti, test ve eğitim olmak üzere iki parçaya ayrılacaktır. Bu şekilde veri seti içerisindeki bazı veriler model eğitilirken hiç kullanılmayacak ve modeli test etmemiz daha doğru sonuçlar verecektir. Eğitim için veri setinin %80’i, test için ise %20’si kullanılmıştır. Eğitim ve test veri seti olarak ayrılan kısım normalizasyon ile standart bir hale sokulmuştur. Normalizasyon değerleri 0-1 arasına sıkıştırarak performansı artırmakta, çok yüksek ya da çok düşük değerleri minimize etmektedir. Yüksek varyansa, ortalamaya sahip değerler diğer değerler üzerinde gereğinden fazla baskıya neden olmaktadır. Bu baskı normalizasyon ile giderilmektedir.

Problemimiz bir sınıflandırma problemi olduğu için Random forest classifier, DecisionTree Classifier, GradientBoosting Classifier, XGB Classifier, CatBoost Classifier, AdaBoost Classifier, SVC kullanılmıştır. Değişik parametreler ile hangi modelin en iyi sonucu vereceği Grid Search tekniği kullanılarak aranmıştır. Modellerin performansları Tablo 2.3’de verilmiştir. Görüldüğü üzere en iyi performansı gösteren model Random Forest Classifier olmuştur.

Tablo 1.3 Modellerin doğruluk oranları

|  |  |
| --- | --- |
| **Model** | **Doğruluk (%)** |
| Random forest classifier | **99.05** |
| DecisionTree Classifier | 98.48 |
| GradientBoosting Classifier | 98.57 |
| XGB Classifier | 98.76 |
| CatBoost Classifier | 98.95 |
| AdaBoost Classifier | 98.48 |
| SVC | 98.57 |

# BÖLÜM 3. GÖRÜNTÜ İŞLEME İLE YANGIN TESPİTİ

Sistem İHA’ya havalanması ve devriye gezmesi talimatını verdikten sonra İHA’nın üzerindeki kamera sensörü ile bir görüntü akışı oluşacaktır. Görüntü akışının hızlı bir şekilde analiz edilmesi ve sonucun kullanıcıya iletilmesi gerekmektedir. Bu şekilde var olan yangın tespit edilecek ve son kullanıcıya gerekli tüm bilgiler iletilecektir.

Resim işleme, derin öğrenme teknikleri kullanılarak gerçeklenmiştir. Çeşitli modeller test edilmiş, transfer öğrenme tekniği de kullanılmıştır.

3.1. Veri Setinin Oluşturulması

Veri seti çeşitli kaynaklardan toplanarak oluşturulmuştur. Haber, internet sitesi, açık kaynak veri setleri kullanılarak yangınlı ve yangınsız İHA görüntüleri toplanmıştır. Veri seti içerisindeki tüm resimler ile karşılaşılabilecek tüm senaryoları içerisinde barındırmak zorundadır. Herhangi modele eğitilmemiş bir senaryo ile karşılaşırsa son kullanıcıyı yanıltıcı sonuçlar elde edilebilir. Örneğin, sisli bir havada dolaşan İHA sisin kendisini yangın dumanı sanabilir ve yangın alarmına geçebilmektedir. Aynı şekilde yangın dumanını da sis sanabilir ve yangın varken bildirim yapmayabilir. Bu durumu önleyebilmek için veri setinin bu gibi durumları içeren türde hazırlanması gerekmektedir.

Tablo 3.1 Veri seti içerisindeki olay dağılımları

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | **Durum** | **Adet** |
| **Yangın Var** | Duman ve Yangın | 369 |
| Duman | 661 |
| **Yangın Yok** | Yangın benzeri | 350 |
| Duman benzeri | 469 |
| Ormanlık alan | 858 |

Tablo 3.1’de görüldüğü gibi veri seti içerisinde çeşitli durumları barındırarak karşılaşılabilecek senaryoları modele öğretebilecek seviyeye getirilmiştir.

Modelden beklenen İHA gezerken kamera sensöründen gelen verilerin içerisinde yangın var ya da yok olarak etiketleyebilmesidir. Bu sayede şüpheli bir durum son kullanıcıya gönderilecek ve onun onayına sunulacaktır. Şekil 3.1’de görüldüğü üzere üst satırdaki örnekler yangın durumlarını ifade eden görsellerden, alt satır ise yangına benzer durumları da içeren yangın olmayan durumları ifade eden görsellerden oluşmaktadır.



Şekil 3.0.1Veri setinden örnek görseller

3.2. Görsel Önişleme

Görseller derin öğrenme modeline sokulmadan önce belirli standartlara uygun hale getirilmelidir. Resmin işlenebilir hale gelmesi için tensör adı verilen bir veri türüne dönüşmesi gerekmektedir. Tensörler GPU üzerinde de çalışabilen veri tipleridir. Çok boyutludurlar. Tensörlerin matrislerden farkı ise, bünyelerinde vektör barındırıyor olmalarıdır. Matrisler hücrelerinde sayı tutarken, tensörler bünyelerinde vektör barındırırlar. Vektör, yönü olan büyüklüklere denmektedir. Örneğin kuvvet, bir yöne doğru uygulanırsa var olacağından vektörel bir ifadedir [6].

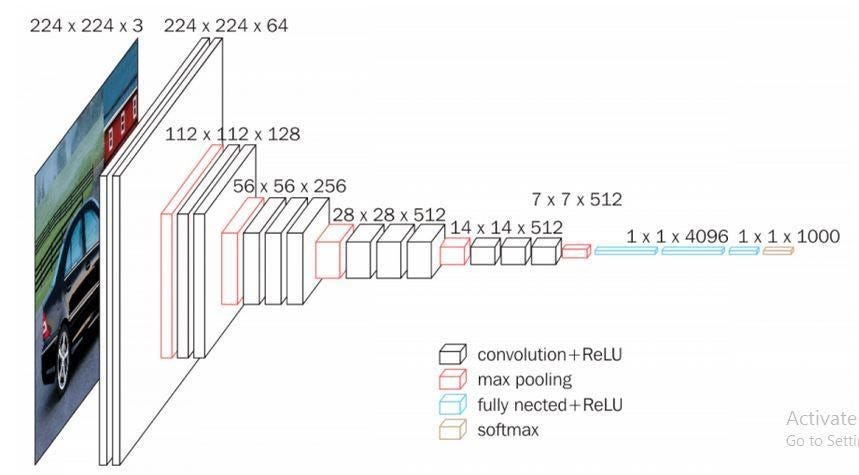
Görselin ait olduğu sınıf da önişleme tabi tutulmak mecburiyetindedir. Sadece sayılar ile ifade edilen bir sınıf kodlama çeşitli sorunlara sebep olacaktır. Örneğin yangın ile yangın yok etiketlenirken 0 ve 1 sayıları kullanılacak olsa bilgisayar 1’in 0’dan büyük olduğunu düşünerek anlamsız bir üstünlük ilişkisi kuracaktır. Bu durumun engellenmesi için One Hot Encoder adı verilen bir teknik uygulanmaktadır. Bu teknik ile sınıflar [0, 1] ve [1, 0] olarak etiketlenecek ve sınıflar arası anlamsız ilişkiler önlenmiş olacaktır.

3.3. Modelin Gerçeklenmesi

Derin öğrenmede modeller oldukça büyük öneme sahiptir. Kullanılan modelin yapısı resimlerin işlenmesini ve bu sayede özniteliklerin değişmesini sağlamaktadır. Resmin içerisindeki öznitelik çıkarılacak sonucu da değiştirecektir. Bu nedenle model varılacak sonucu etkilemekte, bazı modeller sonuca hızlı ulaşırken bazılarının sonuca geç ulaşması söz konusu olabilmektedir. Projenin içerisinde kullanılan iki tür derin öğrenme modeli vardır: VGG16, ResNet (transfer öğrenme kullanılmıştır).

3.3.1. VGG16

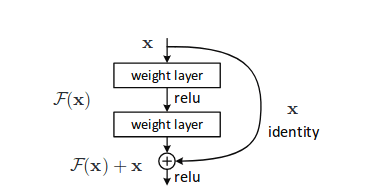
VGG16 bir sınıflandırma ve obje tespit etme algoritmasıdır. 1000 adet resmi 1000 farklı kategoride %92.7 gibi gayet tatmin edici bir doğruluk ile sınıflandırabilmiştir. Günümüzde kullanılan popüler algoritmalardan biridir [7].



Şekil 3.0.2 VGG16 modeli yapısı

3.3.2. ResNet

ResNet, 2015 yılında Microsoft araştırma ekibi tarafından geliştirilmiştir. Artık ağ olarak da çevrilebilen “Residual Network” ifadesinden türemiştir. Temelinde yatan ana mantık önceki katmanlarda öğrenilen bilgilerin havuzlama işleminden sonra kayboluyor olmasına çözüm bulmaktır. Havuzlama işlemi yapılmadan önceki halleri havuzlama işlemi yapıldıktan sonra eklenir ve bu şekilde öğrenilen niteliklerin unutulması engellenir. Şekil 3.3’de görüleceği üzere aktarım birkaç adım sonra gerçekleşmektedir. Bu aşamada transfer öğrenme tekniği kullanılmıştır. Bu sayede önceden çok yüksek sayıda resim ve sınıf ile eğitilmiş modeller özelleşmiş konularda yüksek performanslar gösterebilmektedir. IMAGENET veri seti önceden eğitilmiş veri seti olarak tercih edilmiştir.



Şekil 3.3 ResNet öğrenme bloğu

3.4. Modelin Eğitilmesi

Model eğitilmesi sırasında birçok hiper parametre ayarlanmaktadır. Bunlar gerçek sınıf ile modelin tahmin ettiği sınıf arasındaki farkı hesaplayan kayıp fonksiyonları, modeli gerçek sınıfa yaklaştırmak için kullanılan optimizasyon fonksiyonları ve oranları olarak düşünülebilir.