Yakın Kızılötesi Spektroskopi ve Derin Öğrenme Yöntemleri Kullanarak Atıktan Türetilmiş Yakıtların Özelliklerinin Belirlenmesi

Baki Osman Bekgöz

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Haziran 2022

Characterization of Refuse Derived Fuels Using Near Infrared Spectroscopy and Deep Learning Methods

Baki Osman Bekgöz

MASTER OF SCIENCE THESIS

Department of Computer Engineering

June 2022

Yakın Kızılötesi Spektroskopi ve Derin Öğrenme Yöntemleri Kullanarak Atıktan Türetilmiş Yakıtların Özelliklerinin Belirlenmesi

Baki Osman Bekgöz

Eskişehir Osmangazi Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Lisansüstü Yönetmeliği Uyarınca
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı
Bilgisayar Bilimleri Bilim Dalında
YÜKSEK LİSANS TEZİ
Olarak Hazırlanmıştır

Danışman: Doç. Dr. Metin ÖZKAN

Bu tez TÜBİTAK 1001 - Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Projelerini Destekleme Programı tarafından “118Y135” no’lu proje çerçevesinde desteklenmiştir.

Haziran 2022

ETİK BEYAN

Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kılavuzuna göre, Doç. Dr. Metin ÖZKAN danışmanlığında hazırlamış olduğum "Yakın Kızılötesi Spektroskopi ve Derin Öğrenme Yöntemleri Kullanarak Atıktan Türetilmiş Yakıtların Özelliklerinin Belirlenmesi" başlıklı YÜKSEK LİSANS tezimin özgün bir çalışma olduğunu; tez çalışmamın tüm aşamalarında bilimsel etik ilke ve kurallara uygun davrandığımı; tezimde verdiğim bilgileri, verileri akademik ve bilimsel etik ilke ve kurallara uygun olarak elde ettiğimi; tez çalışmamda yararlandığım eserlerin tümüne atıf yaptığımı ve kaynak gösterdiğimi ve bilgi, belge ve sonuçları bilimsel etik ilke ve kurallara göre sunduğumu beyan ederim. 20/06/2022

Baki Osman Bekgöz
İmza

ÖZET

Günümüzde hızla artan endüstrileşmeyle doğru orantılı olarak katı atık miktarı da artmakta, çevresel açıdan büyük sorunlara yol açmaktadır. Avrupa Birliği (AB) üyesi ülkeler tarafından, düzenli depolamaya gönderilen atık miktarlarını azaltmak için, kaynağında azaltma, yeniden kullanım ve geri kazanımı artırmaya yönelik çeşitli çalışmalar yapılmaktadır. Son yıllarda enerji kaynaklarının yetersizliği ve fosil yakıtların artan maliyetleri nedeniyle alternatif bir yakıt türü olan Atıktan Türetilmiş Yakıt (ATY) kullanımının önemi artmaktadır. Kökeni nedeniyle ATY, mukavvadan tekstil ürünlerine ve geri dönüştürülemeyen plastiklere kadar pek çok atığın yanı sıra tanımlanamayan malzemeler de içerebilen karışık bir atıktır. Bu heterojenlik, yoğunluğu veya ısıl değeri azaltarak ya da nem, kül ve klor içeriğinin artmasına neden olarak ATY'nin özelliklerini olumsuz yönde etkileyebilmektedir. Atıkların alternatif yakıt olarak kullanılmadan önce içeriğin belirlenmesi ve yakma sırasında ortaya çıkabilecek problemlerin önceden öngörülmesi için geleneksel yöntemler yavaş ve yetersiz kalmaktadır.

Yürütülen tez çalışması kapsamında, Yakın Kızılötesi (Near Infrared, NIR) Spektrometre cihazı kullanılarak çeşitli ATY örneklerinin 900-1700 nm dalga boyundaki yansıma değerleri 228 eşit aralıkta ölçülmüştür. Ölçümlerden elde edilen bu veriler, laboratuvar ortamında elde edilen klor, nem, kül, uçucu madde, ısıl değer ve elementel (C, H, N, O, S) analiz sonuçları ile birlikte derin öğrenme yaklaşımlarında girdi olarak kullanılmıştır. Derin öğrenme yaklaşımlarında hem doğrudan yansıma verileri ile hem de yansıma verileri üzerinden oluşturulan görüntüler ile regresyon ve sınıflandırma yapılmıştır.

ATY'lere ait bu veriler kullanılarak eğitilen Evrişimsel Sinir Ağları (ESA, Convolutional Neural Networks, CNN)(Alexnet ve önerilen diğer modeller) ve Uzun Kısa Süreli Bellek (UKSB, Long Short-Term Memory, LSTM) türü derin öğrenme modellerinden, laboratuvar analiz sonuçlarının tahmininde %99'a ulaşan başarılı sonuçlar alınmıştır. Bu durum ATY içeriğinin tahmininde spektral görüntü tabanlı derin öğrenme mimarilerinin geleneksel yöntemlere ucuz ve hızlı bir alternatif olarak kullanılabileceğini göstermektedir.

Anahtar Kelimeler: Derin Öğrenme, Atıktan Türetilmiş Yakıt, Yakın Kızılötesi

SUMMARY

Today's rapidly expanding industrialisation is directly correlated with an increase in solid waste, which is leading to serious environmental issues. The European Union (EU) member states conduct numerous research to decrease the volume of garbage disposed of in landfills, to reduce waste at the source, and to boost reuse and recovery. Due to inadequate energy resources and rising fossil fuel prices, the usage of refuse derived fuels (ATY), a type of alternative fuel, has become more and more important in recent years. Due to its origin, ATY is a mixed trash that may include unidentifiable materials as well as several wastes, including cardboard, textiles, and non-recyclable plastics. This heterogeneity may adversely impair ATY's qualities by lowering density or calorific value, as well as by raising the level of moisture, ash, and chlorine. Conventional procedures are slow and insufficient to analyze wastes' composition before using them as alternative fuels and foresee potential issues during incineration.

The Near Infrared (NIR) Spectrometer was used to measure the reflectance values of various ATY samples at 900–1700 nm wavelength in 228 equal intervals as part of the thesis study. These measurement-based data, along with those from the laboratory-based elements (C, H, N, O, S) analysis and analyses of chlorine, moisture, ash, volatile matter and heating value, were fed into deep learning algorithms. Regression and classification were performed using both raw reflectance data and pictures generated over reflectance data in deep learning algorithms.

The estimation of laboratory-based analysis result by CNN (Convolutional Neural Networks) (Alexnet and other recommended models) and LSTM (Long Short-Term Memory) type deep learning models trained with this RDF data yielded successful results of up to 99%. This demonstrates that spectral image-based deep learning architectures can be utilized to estimate RDF content more quickly and cost-effectively than conventional techniques.

Keywords: Deep Learning, Refuse Derived Fuels, Near Infrared

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖZET vi
SUMMARY vii
İÇİNDEKİLER viii
ŞEKİLLER DİZİNİ ix
ÇİZELGELER DİZİNİ xi
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ xii
1. GİRİŞ VE AMAÇ 1
2. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI 4
3. MATERYAL VE YÖNTEMLER 9
3.1. Spektrometre ile Yakın Kızılötesi Yansıma Değerlerinin Ölçülmesi 10
3.2. Laboratuvar Analizlerinin Yapılması 14
3.3. Derin Öğrenme Çalışmalarının Yapılması 15
3.3.1. Çalışma 1: Uzun Kısa Süreli Bellek (Long Short-Term Memory, LSTM) 15
3.3.2. Çalışma 2: AlexNet (Evrişimsel Sinir Ağları - Convolutional Neural Networks ,CNN)) – Veri Seti 1 17
3.3.3. Çalışma 3: AlexNet (Evrişimsel Sinir Ağları - Convolutional Neural Networks (CNN)) – Veri Seti 2 21
3.3.4. Çalışma 4: Oluşturulan ESA (Evrişimsel Sinir Ağları – Convolutional Neural Networks) 23
3.3.5. Çalışma 5: LSTM ile Klor Sınıflandırma (Uzun Kısa Süreli Bellek, Long Short-Term Memory) 26
3.3.6. Çalışma 6: Oluşturulan ESA (Evrişimsel Sinir Ağları – Convolutional Neural Networks) ile Klor Sınıflandırma – STFT (Short-Time Fourier Transform) 27
3.3.7. Çalışma 7: Regresyon Analizi ile Elemental Analiz Sonuçlarından Isıl Değer Modelleme Çalışmaları 29
3.3.8. Çalışma 8: Derin Öğrenmeye Dayalı Klor Uyarı Sistemi 32
4. BULGULAR VE TARTIŞMA 39
5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER 46
KAYNAKLAR DİZİNİ 49

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil **Sayfa**

2.1. Yapay sinir ağı 6

3.1. Akış şeması 9
3.2. ATY örneği 10
3.3. DLP NIRScan (kaynak: https://www,ti,com/tool/DLPNIRNANOEVM#overview) 11
3.4. Lineer Dizi-tabanlı (solda) ve DLP-tabanlı (sağda) spektrometrenin karşılaştırılması (kaynak: https://www,ti,com/tool/DLPNIRNANOEVM#overview) 12
3.5. Yakın kızılötesi örneklem uzayı 12
3.6. Spektrometre ölçüm grafiği örneği 13
3.7. LSTM cebirsel formülü 16
3.8. İçerik tahmini LSTM eğitim modeli 17
3.9. Veri ön işleme 18
3.10. Kaydırma yöntemi ile veri arttırma 18
3.11. Tek spektrometredeki ölçümlerden oluşturulan görsel örneği 19
3.12. Model özeti 20
3.13. Modelin genel yapısı 20
3.14. Veri ön işleme 22
3.15. Üç spektrometredeki ölçümlerden oluşturulan görsel örnekleri 22
3.16. Veri ön işleme 24
3.17. Modelin genel yapısı 25
3.18. İçerik tahmini LSTM eğitim modeli 26
3.19. Veri ön işleme 28
3.20. Klor sınıflandırma derin öğrenme mimarisi 29
3.21. Matlab Regression Learner regresyon anlizi modelleri (kaynak: https://www.mathworks.com/help/stats/choose-regression-model-options.html#bvmnwhd-1) 31
3.22. Prototip sistem 33

ŞEKİLLER DİZİNİ (devam)

Şekil **Sayfa**

3.23. Yazılım Mimarisi 34
3.24. UML sınıf şeması 35
3.25. Grafiksel kullanıcı arayüzü (spektrometre kontrolü) 36
3.26. Grafiksel kullanıcı arayüzü (motor kontrolü) 36
3.27. Prototip sistemin elektronik donanım şeması 38
4.1. Prototip sistemin farklı hızlardaki çıktıları 45

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge **Sayfa**

3.1. Ölçüm örneği 13
3.2. Laboratuvar analizi sonuç örneği 15
3.3. Eğitim görsellerinin dağılımı 21
3.4. Eğitim görsellerinin dağılımı 23
3.5. Eğitim görsellerinin dağılımı 25

4.1. Elementel analiz tahminlenmesi 40
4.2. Nem, kül, uçucu madde tahminlenmesi 40
4.3. Klor ve ısıl değer tahminlenmesi 41
4.4. Klor sınıflandırması doğruluk oranları 42
4.5. Laboratuvar analizi verilerinden (C, H, N, O, S) ısıl değer regresyon analizi 43
4.6. Derin öğrenme tahminlerinden (C, H, N, O, S) ısıl değer regresyon analizi 44
4.7. Farklı bant hızlarındaki başarım oranları (%) 45

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

Simgeler	Açıklama
g	gram
mg	Miligram
mm	Milimetre
nm	Nanometre
kcal	Kilokalori
kg	Kilogram

Kısaltmalar	Açıklama
AB	Avrupa Birliği
ASTM	Uluslararası Amerikan Test ve Materyalleri Topluluğu (American Society for Testing and Materials)
ATY	Atıktan Türetilmiş Yakıt
C	Karbon
CNN	Evrişimsel Sinir Ağları (Convolutional Neural Networks)
CPU	Merkezi İşlem Birimi (Central Processing Unit)
DL	Derin Öğrenme (Deep Learning)
DLP	Sayısal Işık İşlemi (Digital Light Processing)
DMD	Sayısal Mikroayna Cihazı (Digital Micromirror Device)
DNN	Derin Sinir Ağı (Deep Neural Network)
DNN-MFO	Derin Sinir Ağı Güve-Alev Optimizasyonu (Deep Neural Network - Moth Flame Optimization,)
DVM	Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machines)
ESA	Evrişimsel Sinir Ağı
ESTÜ	Eskişehir Teknik Üniversitesi
GPR	Gaussian Süreç Regresyonu Modelleri (Gaussian Process Regression Models)
GPU	Grafik İşleme Birimi (Graphic Processing Unit)
H	Hidrojen

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ (devam)

Kısaltmalar	Açıklama
ILSVRC	Büyük Ölçekli Görsel Tanıma Zorluğu (Large Scale Visual Recognition Challenge)
InGaAs	İndiyum Galyum Arsenit
ISDA	Yinelemeli Tek Veri Algoritması (Iterative Single Data Algorithm)
LSTM	Uzun- Kısa Süreli Bellek (Long Short- Term Memory)
MAE	Hatanın Mutlak Ortalaması (Mean Absolute Error)
MSE	Ortalama Hata Karesi (Mean Squared Error)
N	Azot
O	Oksijen
R-CNN	Bölge Bazlı Evrişimsel Sinir Ağı (Region-Based Convolutional Neural Network)
RMSE	Hata Kareleri Ortalamasının Karekökü (Root Mean Square Error)
RR	Ridge Regrasyon
R2	R kare (R-Squared)
S	Kükürt
STFT	Kısa Süreli Fourier Dönüşümü (Short Time Fourier Transform)
SVM	Destek Vektör Makineleri (Support Vectör Machines)
SMO	Sıralı Minimum Optimizasyon (Sequential Minimal Optimization)
TL	Öğrenim Aktarımı (Transfer Learning)
NIR	Yakın Kızılötesi (Near Infrared)
YSA	Yapay Sinir Ağları

1. GİRİŞ VE AMAÇ

Günümüzde hızla artan endüstrileşmeyle doğru orantılı olarak katı atık miktarı da artmakta, depolanarak bertaraf edilen bu atıklar çevresel açıdan büyük sorunlara yol açmaktadır. Avrupa Birliği (AB) üyesi ülkeler tarafından, düzenli depolamaya gönderilen atık miktarlarını azaltmak için, kaynağında azaltma, yeniden kullanım ve geri kazanımı artırmaya yönelik çeşitli çalışmalar yapılmaktadır. Avrupa Birliği'nin 2021-2030 yıllarını kapsayan 8. Çevre Eylem Programı'na göre, atığın kaynağa dönüştürülmesi, atıklardan enerji geri kazanımı ve depolanan atık miktarının azaltılmasıyla birlikte döngüsel ekonominin uygulanması hedeflenmektedir.

Son yıllarda enerji kaynaklarının yetersizliği ve fosil yakıtların artan maliyetleri nedeniyle alternatif yakıt türlerine yönelim artmaktadır. Atıkları enerjiye dönüştürmek için en iyi çözümlerden biri Atıktan Türetilmiş Yakıt (ATY)'tır. ATY, yenilenebilir enerji olarak da sayılabilen alternatif bir yakıt türüdür (Schwarzböck vd., 2012; Çelik, 2018). ATY'ler, kentsel veya endüstriyel katı atıklardaki geri kazanılabilir kısım ayrıştırıldıktan sonra, geriye kalan ısıl değeri yüksek ve yanabilir formda bulunan alternatif bir yakıt türüdür. ATY'ler, atıktan enerji üretim tesislerinde ya da yoğun enerji tüketen endüstrilerde, yakıt maliyetlerinden tasarruf etmek, doğal kaynak tüketimini ve üretim süreciyle ilişkili sera gazı emisyon miktarını azaltmak için kullanılmaktadır (Schwarzböck vd., 2018).

Kökeni nedeniyle ATY, mukavvadan tekstil ürünlerine ve geri dönüştürülemeyen plastiklere kadar pek çok atığın yanı sıra tanımlanamayan malzemeler de içerebilen karışık bir atıktır. Bu heterojenlik, yoğunluğu veya ısıl değeri azaltarak ya da nem, kül ve klor içeriğinin artmasına neden olarak ATY'nin özelliklerini olumsuz yönde etkileyebilmektedir. Bu durumlarda, termokimyasal dönüşüm işlemlerinde yüksek klor ve kül içerikli yakıtların cüruf oluşumuna ve kazanda korozyona neden olması gibi kısıtlar ortaya çıkmaktadır (Nobre, 2019). ATY kullanılmadan önce, yakma sırasında oluşabilecek sorunları önlemek ve yanma verimliliğini kontrol edebilmek için nem, kül, uçucu madde, ısıl değer, elementel analiz ve klor analizleri yapılmalıdır. Atıkların yüksek ısıl değerde olması beklenirken, klor ve kükürt oranının düşük olması beklenmektedir. Atıkların alternatif yakıt olarak

kullanılmadan önce içeriğin belirlenmesi ve yakma sırasında ortaya çıkabilecek problemlerin önceden öngörülmesi için kullanılmakta olan fiziksel/kimyasal yöntemler yavaş ve yetersiz kalmaktadır. Bu noktada derin öğrenme yöntemleri, son zamanlarda birçok konuda olduğu gibi, alternatif çözümlerden biri olarak öne çıkmaya başlamıştır. Derin öğrenme, gelişen teknolojiye paralel olarak endüstriyel sistemlerin sorunlarının giderilmesi ve geliştirilmesinde, tıpta tedavi araç ve yöntemlerinin geliştirilmesinde, biyoteknolojik çözümler üretilmesinde, eğitimde kullanılacak yöntemlerin geliştirilmesinde, savunma sanayisinde ar-ge çalışmalarında ve güvenlik sistemlerinin güvenirliliğinin arttırılması gibi birçok alanda yaygın olarak kullanılmaktadır. Atıkların geri dönüşümü de derin öğrenme çalışmalarının yaygınlaştığı bir alan olarak dikkat çekmektedir.

Konuyla ilgili yapılan çalışmalarda çeşitli atık türlerinin sınıflandırılmasına dair makine öğrenmesi ve derin öğrenme çalışmalarının yaygın olduğu görülmektedir. Çöp türlerini ayrıştırmak için derin öğrenmenin kullanıldığı çöp toplama robotu çalışmasında %95 başarı oranı elde edilmiştir (Bai vd., 2018). Derin öğrenme yapılarının kullanıldığı diğer bir çalışmada fiber geri kazanımı üzerine %76,6- %77,5 başarımla çalışılmıştır (Vrancken vd., 2019). Diğer bir çalışmada ise katı atık karakterizasyonu üzerine geleneksel yöntemlerle çalışılmıştır (Vrancken vd., 2019). Görünür ve yakın kızılötesi bölgedeki algılayıcıların, spektrumun 800 nm ile 2500 nm arasındaki kombinasyonları kullanılıp, %80- %90 aralığında başarımlar elde edilmiştir. Biyokütleden hidrojen gazı üretiminde verimliliği artırmak için makine öğrenmesi modellemelerinin kullanıldığı diğer bir çalışmada ise %2-%3,2 arasında kazanım sağlanmıştır (Özbaş vd., 2019). Yıkılan binaların molozlarının ayrıştırılması üzerine yapılan diğer bir çalışmada atıklar %97 oranında başarımla ayrıştırılabilmiştir (Akanbi vd., 2020). ATY'lerdeki atıkların görüntü işleme teknikleriyle fiziksel bileşenlerine (kâğıt, plastik vb.) göre ayrıldığı başka çalışmalar da bulunmaktadır. Bu çalışmalardan farklı olarak, kömür numunelerinin içerdiği bileşen miktarını tahmin etmek üzerine yapılan bir çalışmada makine öğrenmesi yöntemi kullanılarak kömürde bulunan nem, kül, uçucu madde miktarları %95 doğrulukla tahmin edilmiştir (Gómez vd., 2019). Atıktan türetilmiş yakıtların ısıl değer değerinin tahmin edilmesinde genetik programlamanın kullanıldığı diğer bir çalışmada %99'un üzerinde başarım elde edilmiştir (Özkan vd., 2019). Atıktan türetilmiş yakıtların klorlu ve klorsuz olarak sınıflandırılmasında

derin öğrenme ile yakın kızılötesi spektrografinin birlikte kullanıldığı diğer bir çalışmada %89 oranında başarımla sınıflandırma yapılabilmiştir (Özkan vd., 2022).

Mevcut çalışmalar incelendiğinde çeşitli atık türleri üzerinde farklı çalışmalar yapıldığı görülse de ATY'lerdeki yüksek ısıl değer gibi istenen ve yüksek klor ve kükürt oranları gibi istenmeyen özellikleri birleştiren bir çalışmanın olmadığı görülmektedir. Bu tez çalışmasında ATY'lerde bulunan ısıl değer, klor, nem, kül, uçucu madde ve element (C, H, N, O, S) miktarlarının tahmin edildiği ve sürecin daha verimli hale getirilebilmesi amaçlanan Yakın Kızılötesi Spektroskopisi temelli derin öğrenmeye dayalı bir sistem sunulmaktadır. Bu bağlamda tez çalışmasında, ATY örneklerinin spektrometre ölçümleri ve laboratuvar analizlerinden oluşturulan veri setleri ile Evrişimsel Sinir Ağları (ESA, Convolutional Neural Networks, CNN) ve Uzun Kısa Süreli Bellek (UKSB, Long Short-Term Memory, LSTM) derin öğrenme yapıları kullanılarak içerik değerlerinin tahmini ve içeriğin sınıflandırılmasına çalışılmıştır. Veri üretme aşamasında spektrometreden elde edilen bir boyutlu vektörel veriler olduğu gibi kullanılmış ya da görseller ile eğitilen derin öğrenme modellerinde kullanılmak üzere farklı yöntemlerle 2 boyutlu görsellere dönüştürülmüştür. Ayrıca ısıl değerin tahmin edilmesinde elementel analiz sonuçlarının regresyon analizi de çalışılmıştır.

Tez çalışmasının ilerleyen bölümlerinde derin öğrenme ve atıklar üzerine yapılan derin öğrenme çalışmaları incelenerek literatür araştırması bölümünde verilmiştir. Materyal ve yöntemler bölümünde ise ATY'lerin temin edilmesiyle başlayan süreç spektrometre ile yakın kızılötesi yansıma değerlerinin ölçülmesi, laboratuvar analizlerinin yapılması ve derin öğrenme çalışmalarının yapılması bölümlerinde detaylandırılmıştır. Yapılan çalışmaların deneysel sonuçları bulgular ve değerlendirme bölümünde verilerek değerlendirilmiştir. Sonuç ve öneriler kısmında ise çalışma sonuçlarının genel bir değerlendirmesi verilerek ilerleyen çalışmalar için öneriler sunulmuştur.

2. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

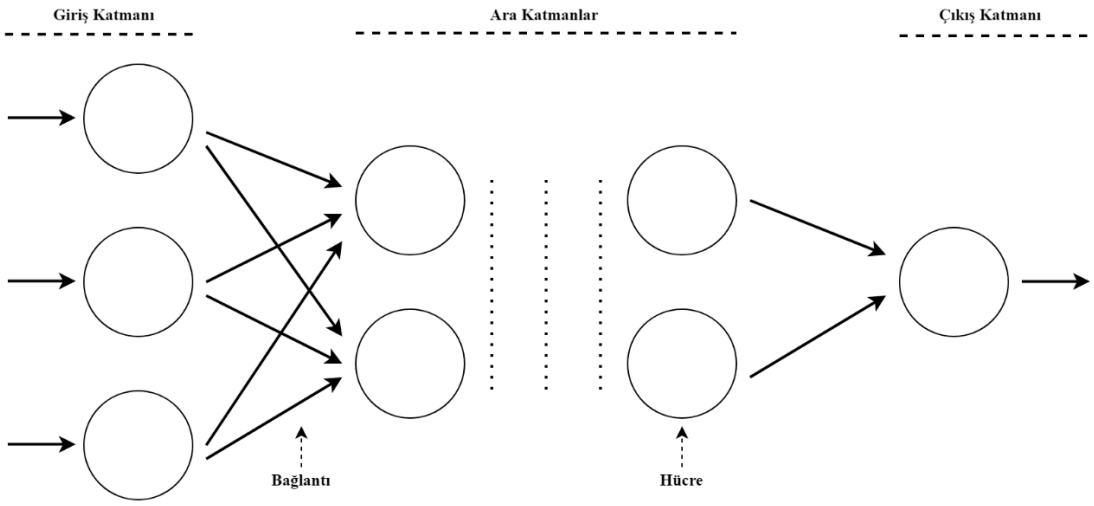
ATY'ler, kentsel veya endüstriyel katı atıkların ayrıştırılarak geri dönüşümü mümkün olmayan, yanabilir formda ve ısıl değeri yüksek atıklardan elde edilen bir yakıt türüdür (Çelik, 2018). Ham atık işlenerek ve yanma davranışı iyileştirilerek elde edilen ATY'nin kullanımında en benimsenen yaklaşımlardan birisi, endüstriyel süreçlerde kütlesel olarak yakılarak enerji geri kazanımıdır (Caputo, 2004). Bu nedenle ATY'lerin yüksek ısıl değere sahip olması önemli bir tercih sebebidir. ATY kullanımı endüstrilerde maliyeti ve çevreye olan zararlı etkileri azaltmaktadır (Hashem, 2019). Ayrıca, ATY'ler fosil yakıtların yerine kullanıldığından, fosil yakıtlarla ilgili emisyon ve hava kirliliği gibi sorunların da azaltılmasına yardımcı olmaktadır (Caputo, 2004; Ganesh, 2013). Diğer yandan ATY'ler elde edildiği endüstriyel ve kentsel atıkların kükürt ve azot içermesi nedeniyle yanma sırasında NOx ve SO2 gibi zararlı gazların oluşmasına da neden olabilmektedir. Bu nedenle ATY'lerin yakılmadan önce düşük azot ve kükürt içeriğine sahip olup olmadığı belirlenmelidir. Ayrıca endüstriyel ve kentsel atıkların içeriğinde bulunması muhtemel olan klor da yakma sistemleri ve bacalarında korozyona neden olacağından düşük klor miktarı da ATY'lerde istenmeyen özelliklerdendir. Bu nedenlerle ATY'ler kullanılmadan önce içeriğin belirlenmesi, verimin arttırılması ve problemlerin önlenmesi adına önemlidir.

ATY'lerin içeriğinin belirlenmesi ve düşük kaliteli kömürle birlikte yakılması üzerine yapılan bir çalışmada, Isaac ve Bada plastik ve kâğıt içerikli atıkların kömüre oranla daha yüksek ısıl değere sahip olduğunu, azot içeriğinin ve kül miktarının daha düşük olduğunu bulmuşlardır. Ayrıca ATY ile kömürün %30'a %70 oranında karıştırılmasıyla verimli bir karışım elde edileceğini belirtmişlerdir (Isaac ve Bada, 2020). Diğer bir çalışmada Hashem vd. ATY içeriğindeki plastik ile kauçuğun verimi nasıl etkilediğini incelemişlerdir. Plastik atığın kauçuğa oranla daha yüksek ısıl değer ile daha düşük klor, azot ve kükürt oranlarına sahip olduğunu bu nedenle kauçuktan daha avantajlı bir kullanım sunduğunu tespit etmişlerdir (Hashem vd., 2019). Akdağ vd. tarafından Türkiye'de yapılan çalışmada ATY, kömür ve petrokokun termal özellikleri ve bunların birlikte kullanıldıklarında verimliliklerinin nasıl değiştiğini araştırmışlardır. ATY örneklerinin ısıl değerlerinin petrokoka, kömüre oranla daha yakın olduğunu, ATY'lerin karışımlarda verimli olduğu oranların %10 ve altında olduğunu ve yakıt karışımlarındaki ATY ilavesinin SO2 emisyonunu düşürdüğünü belirtmişlerdir (Akdağ vd., 2016). ATY, kömür ve fırın yağlarının endüstride kullanımlarının karşılaştırıldığı çalışmada

Ganesh vd., kömürün hava kirliliğine en çok sebep olan yakıt olduğunu belirtmişlerdir. Ayrıca ATY ile karşılaştırıldığında kömür daha yüksek kükürt oranına sahip olduğundan çevreyi daha çok kirletmektedir. Diğer yandan daha düşük neme (%29 kadar) sahip olduğu için ATY'ler daha yüksek ısıl değere sahiptir. Fırın yağının ATY'ler ile karşılaştırıldığı durumda, fırın yağı temiz bir yakıt olmasına rağmen maliyeti oldukça fazladır (Ganesh vd., 2013). Chiemchaisri vd. kentsel katı atıkları fiziksel ve kimyasal özelliklerine inceleyerek %26,6-44,8 oranında plastik içerdiklerini tespit etmişlerdir. Plastik atıkları el ile ayırarak, yüksek plastik oranlı ATY karışımlarında %55,56'ya kadar ısıl değer, kükürt ve klor içeriğinin standartları karşıladığını belirtmişlerdir (Chiemchaisri vd., 2010). Yapılan bu çalışmalarda kullanılan yöntemler çoğunlukla laboratuvar ortamında kimyasal analizler gerektirmekle birlikte fiziksel olarak da işgücüne ihtiyaç duyulmaktadır. Gelişen teknolojiyle birlikte ATY'lerin daha verimli ve çevre dostu bir hale getirilmesinde alternatif yöntemler de yaygınlaşmaktadır.

Atıkların geri dönüşümünde son zamanlarda derin öğrenme (deep learning, DL) tekniklerinin yaygın olarak kullanılmaya başlanıldığı görülmektedir. Derin öğrenme, hızla gelişen teknolojiyle birlikte birçok alanda insanlara olan ihtiyacı azaltıp, karar verme ve problem çözme mekanizmalarına dahil edilmektedir. İlk defa McCulloch-Pitts tarafından insan sinir sisteminden esinlenerek modellenmiş ve insan sinir sisteminin bir taklidi olan Yapay Sinir Ağları (YSA) derin öğrenmenin temelini oluşturmuştur (McCulloch ve Pitts, 1943). Derin öğrenme modellerinin temeli kabul edilen basit bir yapay sinir ağı Şekil 1.1'de verilmiştir. Şekilde ilk katman olarak verilen giriş (input) katmanı, veri biçimine göre değişmektedir. Örneğin, kaynak yönetimi uygulaması verileri, .exe uzantılı dosya (zararlı yazılım olup olmadığı), çeşitli algılayıcılardan gelen her türlü veri, öğrencilerin eğitim verileri, hastaya ait her türlü tıbbi veri olabilmektedir. Çıkış (output) katmanı ise bu verilerin karşılığı olan ve modelin tahmin etmesi istenilen çıktılardan oluşmaktadır. Ara katmanlar ise modelin yapısına göre derinliği ve yapısı değişen, modelin verilerden bağlantılar oluşturduğu katmanlardır. Yapay Sinir Ağları'nın derinleştikçe daha iyi performans sergilemesi nedeniyle derinlik kavramının önemine dikkat çekmek için "Derin Öğrenme" (deep learning, DL) teriminin kullanılması yaygınlaşmıştır (Bengio ve LeCun, 2007, Delalleau ve Bengio, 2011, Montufar, 2014, Pascanu, 2014). Derin öğrenme, probleme özel algoritmalar yerine, veriden öznitelik çıkarmaya dayanan bir makine öğrenmesi türüdür. Çok miktardaki veriyi işleyerek, anlamlı öznitelikleri tanımlamaya gerek kalmaksızın ortaya çıkarabilmektedir. Derin öğrenme mimarileri, görüntü tanıma ve oluşturma, konuşma tanıma, ses tanıma, doğal dil işleme ve çeviri, yardımcı tıp uygulamaları,

biyoenformatik, ilaç geliştirme ve farklı veri türlerinin de birlikte kullanıldığı alanlara uygulanmış, insanlara oranla daha iyi sonuçlar elde edilmiştir.



Şekil 2.1. Yapay sinir ağı

Atıkların geri dönüşümü de son zamanlarda derin öğrenme tekniklerinin yaygın kullanılmaya başlanıldığı alanlardan birisidir. Derin öğrenme atık içeriğinin otomatik olarak algılanmasına ve sınıflandırılmasına yardımcı olmaktadır (Vo vd., 2019). Derin öğrenme mimarisi belirlendikten sonra eldeki veriye göre mimari sıfırdan eğitilmekte veya daha önceden eğitilmiş mimariler, aktarımlı öğrenme tekniği ile kullanılmaktadır. Aral vd. daha önce eğitilmiş derin öğrenme modeline ait parametrelerin kullanıldığı aktarımlı öğrenme yöntemini geri dönüştürülebilir atıkların sınıflandırılmasında başarılı bir şekilde uygulamıştır. DenseNet121 modelinin kullanıldığı çalışmada atıkları %95 oranında başarıyla sınıflandırmışlardır (Aral vd., 2018). Bai vd. çim üzerindeki çöpleri toplamak için derin öğrenmenin kullanıldığı çöp toplama robotu çalışmasını gerçekleştirmişlerdir. Görüntü üzerinden çöplerin algılanmasında derin öğrenme kullanıldığı çalışmada, görüntüdeki çöpler %95 oranında doğru tahmin edilerek robot görüntü üzerindeki bu noktaya yönlendirilmiştir (Bai vd., 2018). Vrancken vd. fiber geri kazanımında derin öğrenme ile çalışarak atıkların arasındaki fiber malzemeleri ESA modeli ile %77,5 oranında başarım ile tespit etmişlerdir (Vrancken vd., 2019). Bobulski vd. polietilen, polietilen tereftalat, yüksek yoğunluklu polietilen, polipropilen ve polistireni tespit etmek için ESA kullanan bir atık sınıflandırma sistemi geliştirerek %93 oranında bir başarımla sınıflandırma yapmışlardır (Bobulski vd., 2019). Sreelakshmi vd. plastik ve plastik olmayan katı atıkların sınıflandırılmasında Kapsül-Net olarak adlandırılan yeni bir ESA mimarisini

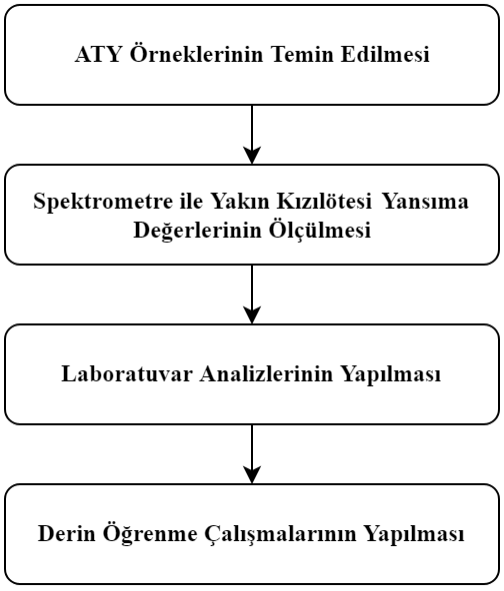
kullanarak, atıkları %96,3 oranında doğru sınıflandırmışlardır (Sreelakshmi vd., 2019). Toğaçar vd. atıkları organik ve geri dönüşümlü olmak üzere iki sınıfa ayırmak için ESA kullanmışlardır. Veri setini AutoEncoder ile yeniden oluşturdukları bu çalışmada %99,95 başarımla doğru sınıflandırma yapmışlardır (Toğaçar vd., 2020). Adedeji vd., çöplerin otomatik olarak tanımlandığı ve geri dönüştürülmüş atıkların sınıflandırıldığı bir model üzerinde çalışmışlardır. ResNet-50 modelinin tam bağlantı katmanını SVM (support vector machines, destek vektör makineleri, DVM) ile değiştirdikleri modelde cam, metal, kâğıt ve plastik gibi atıkları %87 oranında doğru sınıflandırmışlardır (Adedeji vd., 2019). Nowakowski vd. mobil cihazların kamerası kullanılarak atıkların ayrıştırabilmesi için bir sistem geliştirmişlerdir. Cihazla çekilen fotoğrafların sunucuya gönderilerek burada R-CNN (region-based convolutional neural network, bölge bazlı evrişimsel sinir ağı) modeli ile tahminin yapılacağı ve cihaza sınıflandırma sonucunu iletileceği bir sistem oluşturmuşlardır. Model ile %90-97 oranında başarım elde ederek, atıkların doğru ayrıştırılması ve lojistiğinde verimliliğin arttırılmasını amaçlamışlardır (Nowakowski vd., 2020). Akanbi vd., yıkılan bina molozlarındaki yeniden kullanılabilir malzemelerin miktarını tahmin etmek için DNN (deep neural network, derin sinir ağı, DSA) modeli geliştirmişler ve 0,97 gibi yüksek bir R2 değeri elde etmişlerdir (Akanbi vd., 2020). Mao vd. ise karton, cam, metal, kâğıt, plastik ve organik atıkların sınıflandırılmasında, atık görsellerine dayalı derin öğrenme yöntemini kullanmışlardır. DenseNet121 modelinin kullanıldığı çalışmada %99,6 gibi yüksek bir sınıflandırma doğruluğu sağlamışlardır (Mao vd., 2021). Yang vd. belediye katı atıklarından gaz üreterek enerji geri dönüşümü yapan sistemin verimini tahmin etmek için DNN-MFO (deep neural network - moth flame optimization, derin sinir ağı - güve-alev optimizasyonu) modeli ile çalışmışlar, gaz miktarını 0,995 gibi başarılı bir R2 değeri elde etmişlerdir (Yang vd., 2021). Özkan vd., atıktan türetilmiş yakıtların klorlu ve klorsuz olarak sınıflandırılmasında derin öğrenme ile yakın kızılötesi spektrografinin birlikte kullanıldığı bir çalışma yapmışlardır. Çalışmada spektrometre verilerinin boyutuna (228x1) uygun giriş katmanı ile 6 katmanlı bir derin öğrenme modeli oluşturarak çıktısında klor sınıfını %89 oranında doğru tahmin etmişlerdir. Elde edilen bu sınıflandırma geliştirilen uyarı sisteminde kullanılmıştır (Özkan vd., 2022).

Tüm bu çalışmalarda da görüldüğü üzere atıklarla ilgili belirli alanlardaki çeşitli problemlere derin öğrenme mimarileri kullanılarak çözümler üretilmektedir. Yapılan çalışmaların birçoğu sınıflandırma üzerine olmakla birlikte, yapılan sınıflandırmalar atıkların fiziksel olarak ayrıştırılmasına yöneliktir. Atıkların kimyasal içerik ve özelliklerinin tahminine yönelik çok az çalışma olmakla birlikte bu çalışmalar da belirli bir noktaya yöneliktir. Tez

kapsamında yapılan bu çalışma, ATY'lerin içeriği ile ilgili bilinmesi istenen birçok değişkenin tahminini yapmayı ve bu değişkenler doğrultusunda gerektiğinde sınıflandırılmasını amaçlamaktadır.

3. MATERYAL VE YÖNTEMLER

Çalışmada yakın kızılötesi spektroskopisi ve derin öğrenme yaklaşımını birlikte kullanarak ATY'lerin içerik özelliklerinin tahmin edilmesine odaklanılmıştır. Çalışma boyunca takip edilen akış şeması Şekil 3.1'de verilmiştir. Kullanılan ATY örnekleri, ÇİMSA Eskişehir Fabrikası'na ATY temin eden ve fabrika sahasında bulunan Ekolojik Enerji A.Ş., yeni ismi ile GEP Yeşil Enerji Üretim Teknolojileri A.Ş.'den temin edilmiştir. Firmadan alınan bilgilere göre, firma Türkiye genelinde organize sanayi bölgelerinden kalorifik değeri yüksek olan endüstriyel atıkları almaktadır. Temin edilen atığın içeriği genel olarak kontamine atıklardan, tehlikesiz atıklardan ve boya atığından oluşmaktadır. RG:02.04.2015-29314 numaralı Atık Yönetimi Yönetmeliği'ne göre bu atıkların kodları; 04.02.09, 08.01.11 ve 15.02.02'dir. ATY'nin atık kodu ise 19.12.11'dir. ATY örneğine ait görüntü Şekil 3.2'de verilmiştir. Öncelikle ATY örneklerinin yakın kızılötesi yansıma değerleri DLP NIRScan Nano Evaluation Module (Texas Instruments) kullanılarak ölçülmüştür. Ölçüm işlemi tamamlanan örneklerin laboratuvar ortamında klor, nem, kül, uçucu madde, ısıl değer ve elementel analizleri yapılmıştır. Elde edilen spektroskopi ölçümleri ve analiz sonuçları, yapılan analizlerin ATY'lerin kullanım sürecindeki durumuna (düşük olması istenen klor, yüksek olması beklenen ısıl değer vb.) göre yapılan çalışmalarda veri setlerinin oluşturulmasında kullanılmıştır.



Şekil 3.1. Akış şeması

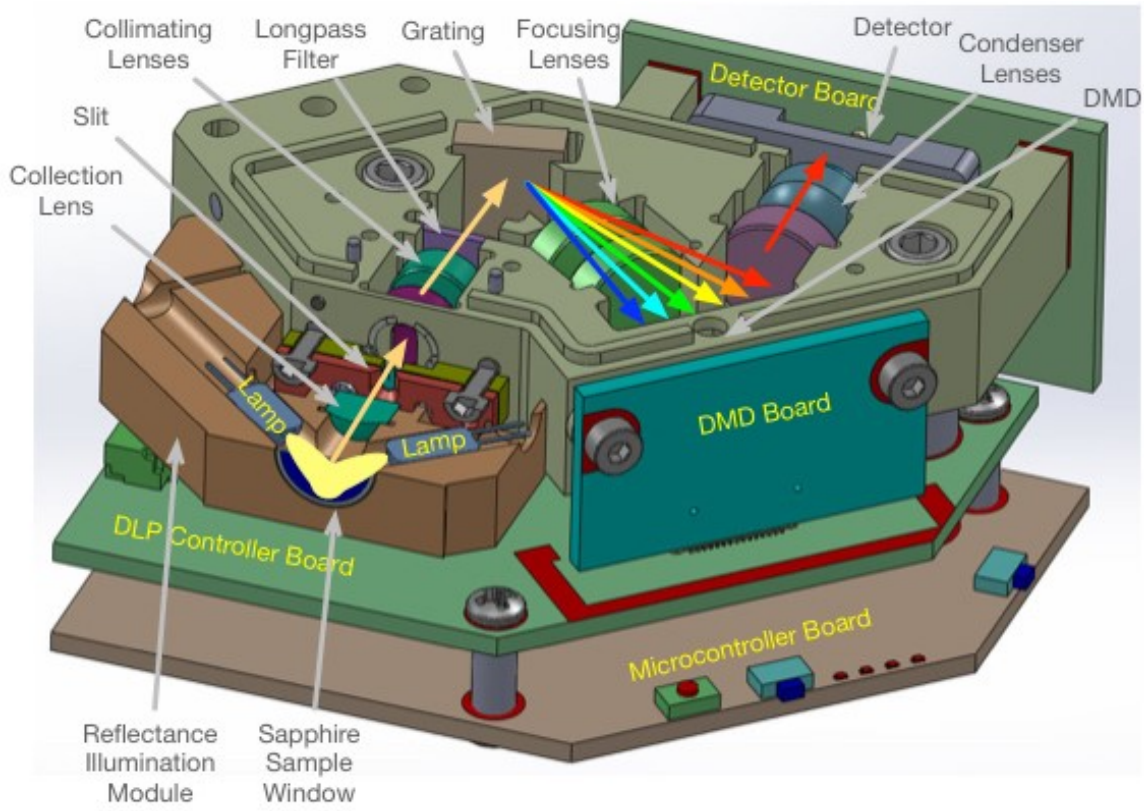


Şekil 3.2. ATY örneği

3.1. Spektrometre ile Yakın Kızılötesi Yansıma Değerlerinin Ölçülmesi

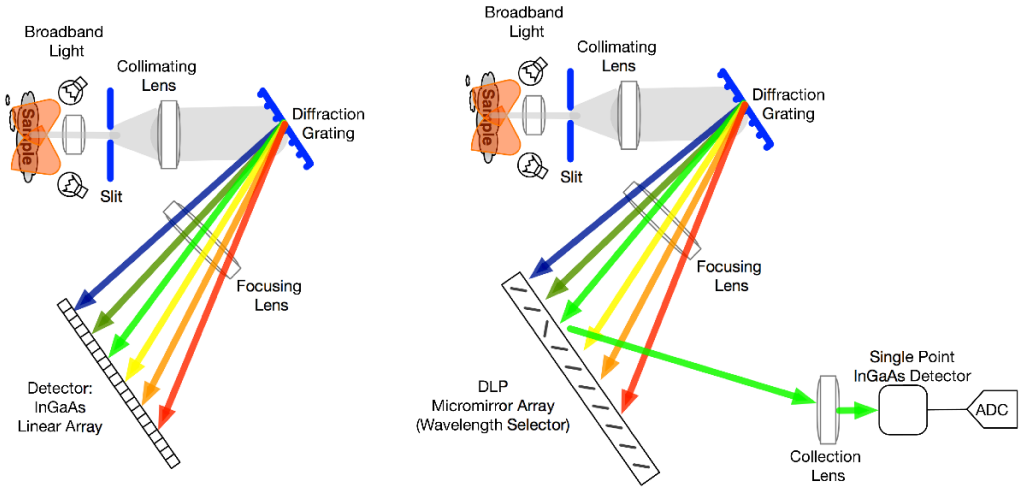
Spektroskopi, bir örnek tarafından farklı dalga boylarındaki ışığın soğurulmasındaki veya yayılmasındaki değişiklikleri kullanarak fiziksel malzemeleri tanımak ve karakterize etmek için kullanılan bir tekniktir. Spektrometreler, malzemelerin farklı dalga boylarındaki ışık emilimini ölçer ve çok sayıda bitişik dalga boyu için sürekli bir spektrum (parlaklık veya yansıma) sağlar. Ölçülen nesneleri büyük hassasiyet ve ayrıntılarla karakterize etmek için kullanılabilir.

Bu tez çalışmasında Texas Instruments tarafından geliştirilen, yakın kızılötesi spektroskopi çözümleri için taşınabilir ve kompakt bir ürün olan DLP NIRScan Nano Evaluation Module (Texas Instruments) kullanılmış ve bir görseli Şekil 3.3'te verilmiştir.



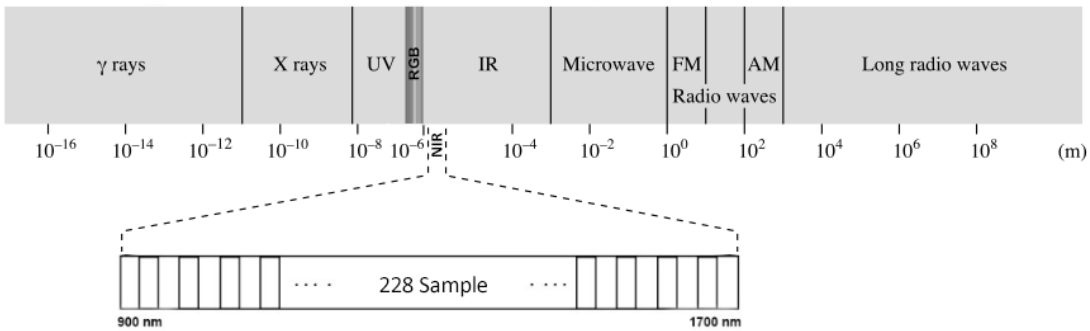
Şekil 3.3. DLP NIRScan (kaynak: https://www,ti,com/tool/DLPNIRNANOEVM#overview)

Bu cihaz, bir sayısal mikro ayna cihazı (digital micromirror device-DMD), bir kırınım ızgarası (diffraction grating) ve tek elemanlı bir detektör (single element detector) içermektedir. Lamba ile aydınlatılan nesneden yansıyan kızılötesi ışınların kırınım ızgarasında kırılarak farklı aynalara yöneldiği bu sistemde, farklı dalga boylarının yansıdığı mikro aynalar kontrol edilerek her seferinde bir dalga boyunda ölçüm yapılabilmektedir. Sistemde tek algılayıcı bulunması nedeniyle InGaAs lineer dizi-tabanlı detektör tasarımlarına oranla basit ve ucuzdur. Şekil 3.4'te spektrometrelerin yapısal farklılıkları gösterilmiştir. Lineer dizi-tabanlı sistemlerden ucuz olması nedeniyle tercih edilse de aynı anda birden fazla dalga boyunda ölçüm yapılması gereken durumlarda yetersiz kalabilmektedir.



Şekil 3.4. Lineer Dizi-tabanlı (solda) ve DLP-tabanlı (sağda) spektrometrenin karşılaştırılması (kaynak: https://www,ti,com/tool/DLPNIRNANOEVM#overview)

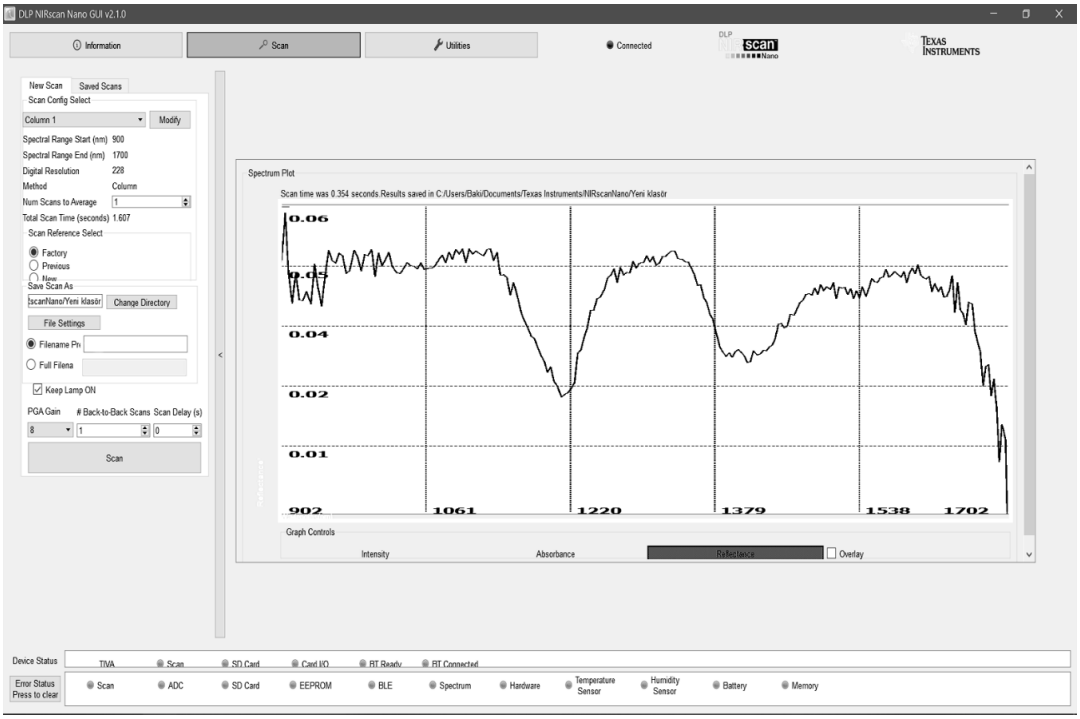
Örneğe 10 mm'den daha yakın mesafede 228 farklı dalga boyunda yapılan ölçümler yaklaşık 300-400 ms sürmektedir. Ölçüm süresinin daha kısa olması istenen durumlarda lineer dizi-tabanlı spektrometrelerin kullanılması gerekmektedir. Spektrometre, Şekil 3.5'te gösterilen 900-1700 nm dalga boyu aralığını desteklemektedir. Çalışma kapsamında bu aralıktan, eşit aralıklı 228 dalga boyundaki örneklemeleri kullanılarak bir ölçüm örneği Çizelge 3.1'de verilmiştir. Bu ölçümlerin yapılması için kullanılan program arayüzünde (Şekil 3.6) görülen eğri, ölçülen ATY örneğinin farklı dalga boylarında ne kadar yansıma yaptığını göstermekte ve arka planda 228x1 boyutlarında vektör olarak kaydedilmektedir. Ölçümler sonucunda elde edilmiş bu veriler derin öğrenme yaklaşımlarında kullanılmak üzere veri setlerinin oluşturulmasında kullanılmıştır.



Şekil 3.5. Yakın kızılötesi örneklem uzayı

Çizelge 3.1. Ölçüm örneği

Wavelength (nm)	Reflectance (AU)
901,4367	0,0509
905,3502	0,0489
909,2595	0,0503
913,1647	0,0386
917,0656	0,0396
920,9624	0,0427
924,8551	0,0453
928,7435	0,0484
933,9215	0,0462
937,8002	0,0467
941,6747	0,0516
945,5451	0,0485
949,4112	0,0477
953,2731	0,0439
957,1309	0,0485
960,9845	0,0487
...	...



Şekil 3.6. Spektrometre ölçüm grafiği örneği

3.2. Laboratuvar Analizlerinin Yapılması

Hiperspektral görüntülemesi tamamlanan örneklerin, veri setini oluşturmada kullanılmak üzere, nem, kül, uçucu madde, klor, ısıl değer ve elementel (kükürt, hidrojen, azot, oksijen, karbon) analizleri Eskişehir Teknik Üniversitesi (ESTÜ) Mühendislik Fakültesi Çevre Mühendisliği Bölümü Katı Atık Yönetimi Araştırma Laboratuvarı'nda yapılmıştır. Bu analizlerde nem miktarı, 1-3 gram ağırlığındaki örneğin yaş halinin tartılması, sonrasında etüvde 105 derece santigrat sıcaklıkta 1 saat kurutulması sonucunda tekrar tartılarak ağırlık farkının hesaplanmasıyla bulunmuştur. Bu analiz ASTM-E-790-15 standardına göre yapılmıştır (ASTM E 790-15, 2016). Kül miktarı ise nem analizinden sonra 750 derece santigrat sıcaklıkta 4 saat bekletilen örneğin ağırlık farkının ASTM-E3174-12 standardına göre hesaplanmasıyla bulunmuştur (ASTM E E3174-12, 2018). Uçucu madde miktarı, nemi alınmış örnekler 900 derece santigrat sıcaklıkta yarım saat bekletildikten sonra örneğin ağırlık farkının ASTM-E3175-20 standardına göre hesaplanmasıyla bulunmuştur (ASTM E3175-20, 2020). Örneklerin elementel analizleri ise Leco TruSpec marka/model cihaz ile gerçekleştirilmiştir. Analizde örnekler, yüksek sıcaklıkta, oksijenle katalitik yakma prensibi ile yakılmakta ve yanma sonucu oluşan gazları ayrı ayrı kolonlarda tutularak her birinin örnekteki miktarı termal iletkenlik detektörü kullanılarak tespit edilmektedir. Karbon, hidrojen, azot elementleri için 950 ºC'de, kükürt elementi için 1350 ºC'de yakma işlemi gerçekleştirilmektedir. Klor analizi ASTM-E776–16 ve ısıl değer analizi ASTM-D5865/D5865M-19 standartlarına göre yapılmıştır (ASTM E776- 16, 2016; ASTM D5865/ D5865M-19, 2019; Yorulmaz, Ö., 2022). Analiz sonuçlarından örnekler Çizelge 3.2'de verilmiştir.

Çizelge 3.2. Laboratuvar analizi sonuç örneği

Parametreler	Örnekler		
	ATY 1	**ATY 2**	**ATY 3**
Isıl Değer (kcal/kg)	5050	5114	5374
Nem (%)	3,71	4,28	2,38
Uçucu Madde (%)	78,63	78,13	78,27
Kül (%)	13,67	17,09	15,49
Klor (mg klor/g ATY)	3,39	3,12	2,80
Kükürt (%)	0,41	0,42	0,34
Hidrojen (%)	10,27	10,33	10,54
Azot (%)	0,23	0,36	0,46
Oksijen (%)	24,33	25,64	26,42
Karbon (%)	64,76	63,25	62,24

3.3. Derin Öğrenme Çalışmalarının Yapılması

Spektrometre ile yapılan ölçümler ve laboratuvar analizleri sonucunda elde edilen veriler, derin öğrenme yöntemlerinde girdi olarak kullanılarak ATY içeriğinin tahmin edilmesi ve sınıflandırılması çalışmaları yapılmıştır.

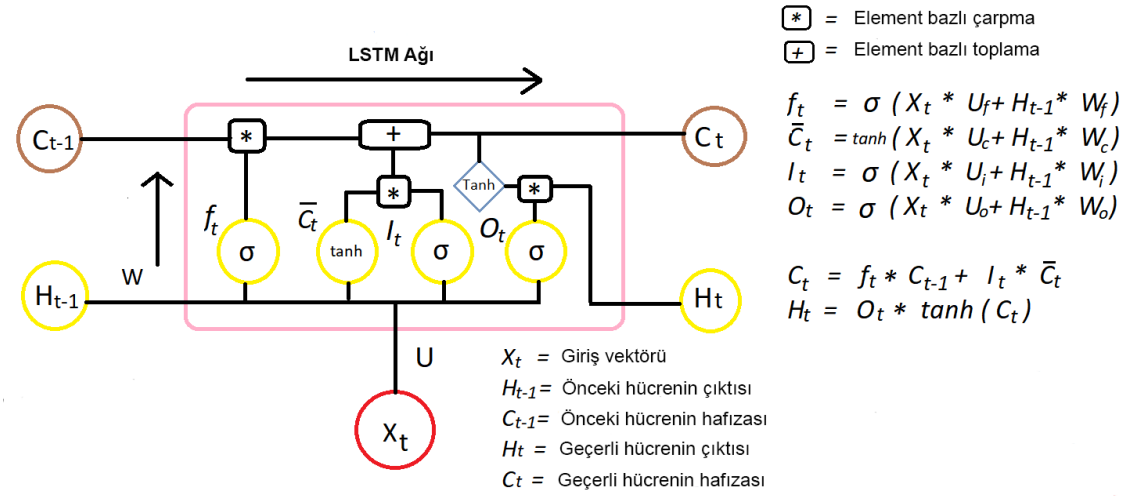
3.3.1. Çalışma 1: Uzun Kısa Süreli Bellek (Long Short-Term Memory, LSTM)

Farklı bölge ve zamanlarda ATY yığınlarından temin edilen 20 numuneden alınan ikişer örneğin yakın kızılötesi spektrometresi ile ölçümleri ve laboratuvar analizleri yapılmış, toplamda 228x1 boyutlarında 40 adet vektör ve bunlara karşılık gelen analiz sonuçları modelin eğitilmesinde kullanılmıştır.

228 ölçümün daha düşük sayıdaki analiz sonucunu tahmin etmesi için Linear Regression (Doğrusal İlkelleme) yöntemi tercih edilmiştir. Doğrusal ilkelleme, yüksek boyutlara sahip verinin daha basit bir doğru denklemine indirgenmesi şeklinde tarif edilebilir. Denklem 3.1'de, X girdiyi, Y çıktıyı, β_0 ve $\beta_1$ilkelleme katsayılarını ve ϵ ise hata miktarını temsil etmektedir. En düşük hatayı veren katsayıların bulunması denklemden beklenen sonuçtur.

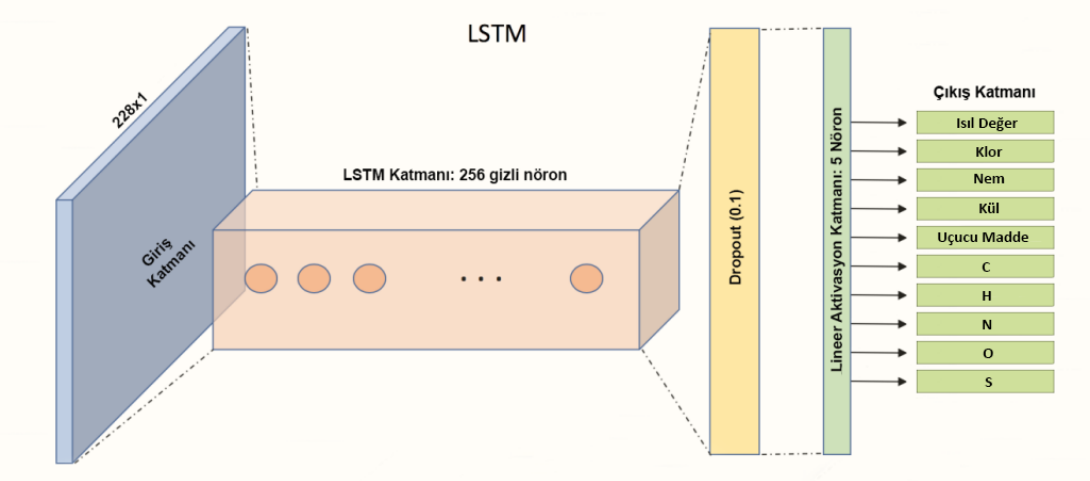
$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \epsilon \tag{3.1}$$

Son yıllarda insanlara karşı Dota2 (OpenAI, 2018) ve Starcraft (DeepMind's, 2019) gibi karmaşık oyunları kazanarak adını duyurmuş, derin öğrenme mimarisinden biri olan LSTM modeli denklemin çözülmesi için tercih edilmiştir. 1997 yılında Hochreiter & Schmidhuber'in tanıttığı ve Şekil 3.7'de gösterilen LSTM, verilerin birbirleriyle olan bağlılıklarını hatırlayarak katsayıları buna göre şekillendirmektedir (Şekil 3.7).



Şekil 3.7. LSTM cebirsel formülü

228x1 boyutundaki giriş vektörüyle beslenen 256 hücreli LSTM ağının çıkış katmanında Şekil 3.8'de de gösterildiği üzere nem, kül, uçucu madde, elementel değerler (C, H, N, O, S), klor ve ısıl değer tahmin edilmiştir. Ezberlemeyi önlemek için eğitimin her turunda %10'luk bir ağırlık atımı yapılmıştır. Ezberlemeyi önlemek için eğitimin her turunda %10'luk bir ağırlık atımı yapılmıştır. Lineer fonksiyonu aktivasyon fonksiyonu olarak kullanılmıştır. Elde edilen 40 ölçümlü verinin 27'si ile eğitilen ve 12'si ile doğrulaması yapılan model, 1 ölçümlü veri ile test edilmiştir. Veri miktarının az olması nedeniyle veriler karıştırılarak eğitimler 100'er defa tekrarlanmıştır. Test için ayrılan verilerle test edilen modelin başarımı düşük çıkmış ve bu haliyle değer tahmini için kullanıma uygun olmadığına karar verilmiştir.



Şekil 3.8. İçerik tahmini LSTM eğitim modeli

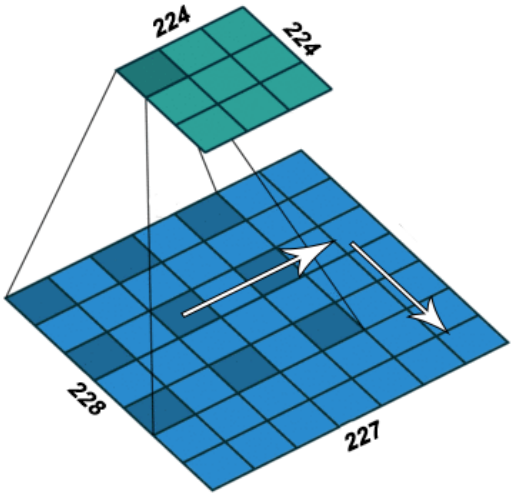
3.3.2. Çalışma 2: AlexNet (Evrişimsel Sinir Ağları - Convolutional Neural Networks ,CNN)) – Veri Seti 1

Farklı bölge ve zamanlarda ATY yığınlarından temin edilen numunelerin, her birinin yakın kızılötesi spektrometresi ile 227'şer farklı noktasından alınan ölçümleri ve laboratuvar analizleri yapılmıştır. Her örnekten 227 ölçüm alınmasının nedeni 227x227 boyutlarında giriş katmanına sahip modellerin de kullanılabilecek olmasıdır. Ölçümlerden elde edilen veriler birleştirildiğinde her bir numune için 227x228 boyutlarında matrisler oluşmuştur.

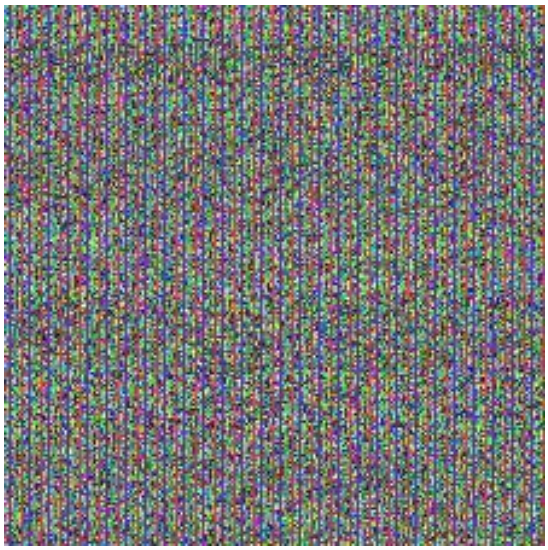
Orijinal AlexNet modelinde 224x224x3 boyutlarında görseller kullanıldığı ve eğitim için çok fazla görsel gerektirdiği için bu matrisler Şekil 3.9'de verilen ön işlemlerden geçirilmiş ve veri artırımı yapılmıştır. Her örnek için 227x228'lik matris üzerinden Şekil 3.10'de gösterildiği şekliyle kaydırma yapılarak 20 adet 224x224'lük matrisler elde edilmiştir. Sonrasında, görüntünün diğer iki kanalını oluşturmak ve veriyi arttırmak için, her bir matrisi oluşturan ölçümler rastgele karıştırılarak 224x224x3'lük 15'er adet matris oluşturulmuştur. Elde edilen matrisler görüntü olarak kullanılmak üzere 8 bit uint8 standardına çevrilmiştir. Son olarak, elde edilen ve bir örneği Şekil 3.11'de gösterilen bu görüntülere veri artırma teknikleri kullanılarak örnek sayısı arttırılmıştır. Veri setinde 224x224x3 boyutlarında toplam 42000 adet veri bulunmaktadır.



Şekil 3.9. Veri ön işleme



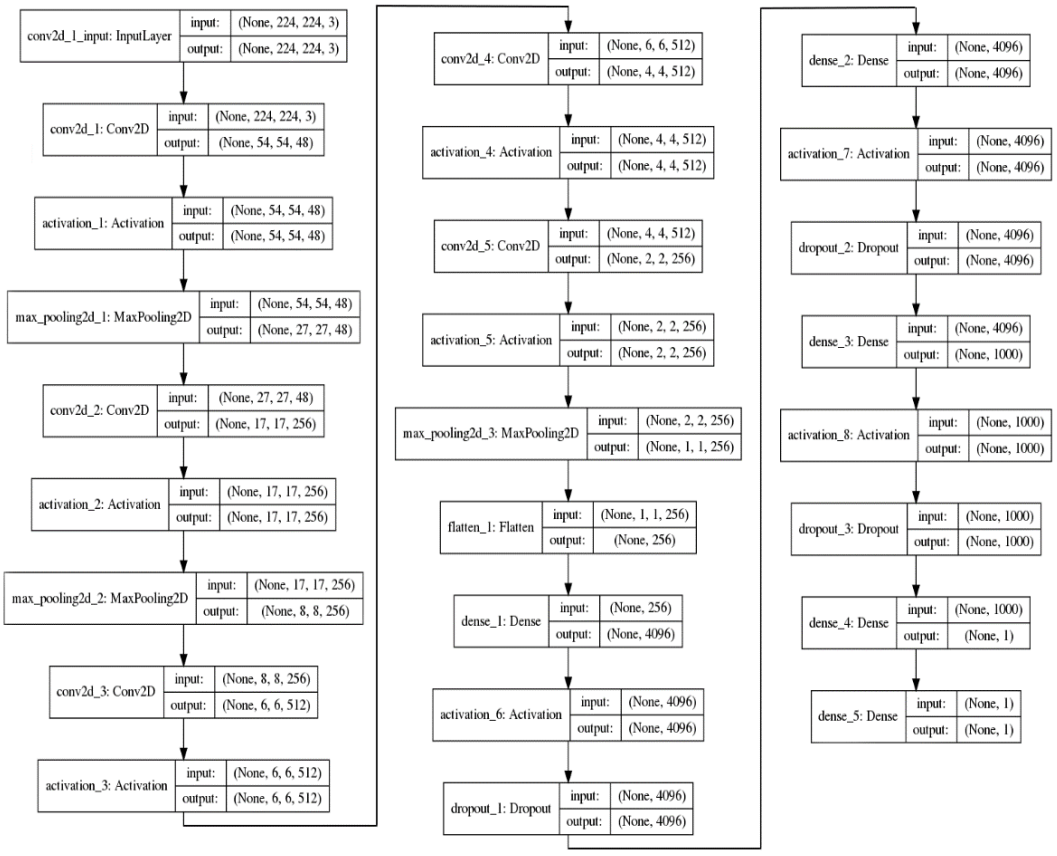
Şekil 3.10. Kaydırma yöntemi ile veri arttırma



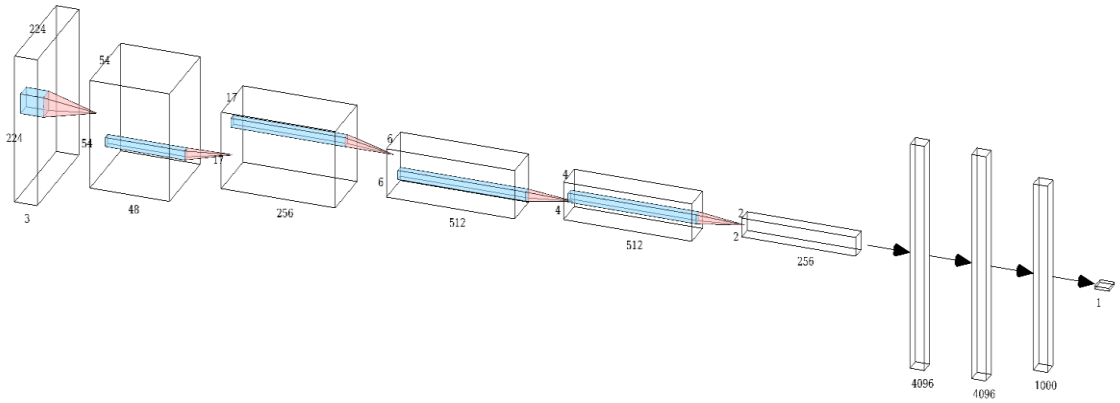
Şekil 3.11. Tek spektrometredeki ölçümlerden oluşturulan görsel örneği

ImageNet (2012) yarışmasını kazanarak derin öğrenmeye olan ilgili arttıran AlexNet, görselleri kullanarak nesneleri sınıflandırmak üzere tasarlanmış bir derin öğrenme modelidir. Çalışma "ImageNet Classification with Deep Convolutional Networks" (Krizhevsky, 2012) isimli makale ile yayınlanmış, Temmuz 2022 tarihi itibari ile 82382 alıntı yapılmıştır. Bu çalışmada, Şekil 13'te de görülebileceği üzere girdi olarak standart AlexNet modelinde de olduğu gibi 224x224x3 boyutlarında görsel kullanılmış, sınıflandırma için kullanılan tam bağlantı katmanlarının (fully connected layer) çıktısı ATY örneklerinin nem, kül, uçucu madde, elementel analiz (C, H, N, O, S), ısıl değer, klor değerlerinin ayrı ayrı tahmini için kullanılmıştır. Şekil 12'de detaylandırılan ve Şekil 13'te görselleştirilen modelde giriş katmanında 224x224x3 boyutunda görseller girdi olarak kullanılmıştır. Girdi katmanının ardından conv2D katmanı ile 11x11 boyutlarında çekirdeğe sahip 48 filtre uygulanarak 54x54x48 boyutlarında veri elde edilmiştir. Bu veriler daha sonra relu fonksiyonu ile hesaplanarak aktive edilip edilmeyeceği belirlenir. Verinin aktive edilmesi öğrenme işlemindeki kullanımını belirler. Aktive edilen verilerden, MaxPooling2D katmanında 2x2 boyutlarındaki filtreler içerisindeki en büyük değerin alınmasıyla öğrenmenin ilk aşaması tamamlanır. İlerleyen aşamalarda benzer işlemler tekrarlanarak çıkış katmanında tahmin edilmesi istenen değere ulaşılır. Dense ile katmanlar arasında düğümlerin geçişleri sağlanırken, düzleştirici katman ile veriler düz bir diziye dönüştürülür. Bırakma katmanında ise öğrenilen veriler belli bir oranda atılarak verilerin farklılaşması sağlanır. Model eğitimi ve eğitimin doğrulaması, sonrasında eğitilen modelin test edilmesi

için veri seti bölünmüş, oluşan yeni veri setlerindeki veri miktarları Çizelge 3.3'te verilmiştir. Eğitimi tamamlanan model değerleri tahmin etmede kabul edilebilir sonuçlar vermemiştir.



Şekil 3.12. Model özeti



Şekil 3.13. Modelin genel yapısı

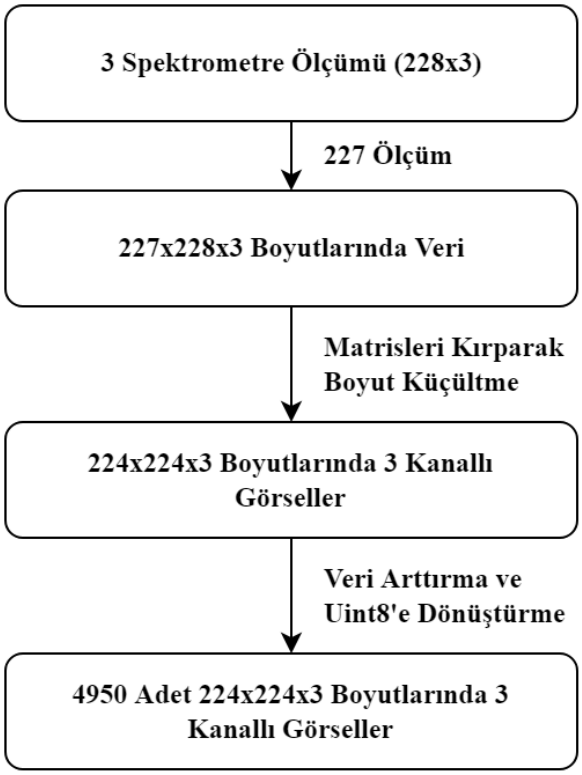
Çizelge 3.3. Eğitim görsellerinin dağılımı

Aşama	Veri Sayısı
Eğitim	33600
Doğrulama	4800
Test	3600

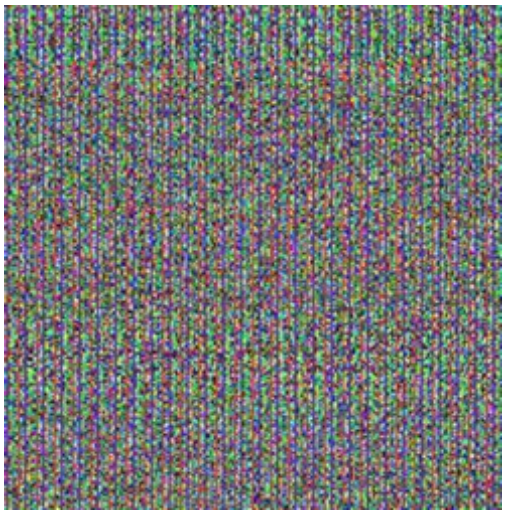
3.3.3. Çalışma 3: AlexNet (Evrişimsel Sinir Ağları - Convolutional Neural Networks (CNN)) – Veri Seti 2

Farklı bölge ve zamanlarda ATY yığınlarından temin edilen numunelerin, her birinin 3 yakın kızılötesi spektrometresi ile 227'şer defa farklı noktasından alınan ölçümleri ve laboratuvar analizleri yapılmıştır. Her örnekten 227 ölçüm alınmasının nedeni 227x227 boyutlarında giriş katmanına sahip modellerin de kullanılabilecek olmasıdır. 3 spektrometre kullanılmasındaki amaç ise görüntünün diğer kanallarının da eşzamanlı oluşturulmak istenmesidir. Ölçümlerden elde edilen veriler birleştirildiğinde her bir numune için 227x228x3 boyutlarında matrisler oluşmuş ve Şekil 3.14'te verilen ön işlemlerden geçirilmiştir.

Orijinal AlexNet modelinde 224x224x3 boyutlarında görseller kullanıldığı için elde edilen 227x228x3 boyutlarındaki bu matrisler kenarları kırpılarak 224x224x3 boyutlarında renkli görüntüler oluşturulmuş ve bir örneği Şekil 3.15'te verilmiştir. Sonrasında bu görüntüler veri arttırma yöntemleri kullanılarak arttırılmıştır. Veri setinde 224x224x3 boyutlarında toplam 4950 adet görsel bulunmaktadır.



Şekil 3.14. Veri ön işleme



Şekil 3.15. Üç spektrometredeki ölçümlerden oluşturulan görsel örnekleri

Bu çalışmada girdi olarak, standart AlexNet modelinde de olduğu gibi 224x224x3 boyutlarında görsel kullanılmış, sınıflandırma için kullanılan tam bağlantı katmanlarının (fully connected layer) çıktısı ATY örneklerinin nem, kül, uçucu madde, elementel analiz

(C, H, N, O, S), ısıl değer, klor değerlerinin ayrı ayrı tahmini için kullanılmıştır. Modelin eğitim ve test aşamasında kullanılan görseller, her bir örnekten türetilen görseller birlikte kullanılacak şekilde ayrı tutulmuştur. Model eğitimi ve eğitimin doğrulaması, sonrasında eğitilen modelin test edilmesi için veri seti bölünmüş, oluşan yeni veri setlerindeki veri miktarları Çizelge 3.4'te verilmiştir. Eğitimi tamamlanan model yalnızca nem değerlerini tahmin etmede 0,93 (R2) gibi başarılı sonuçlar elde ederken diğer değerleri tahmin etmede başarısız olmuştur.

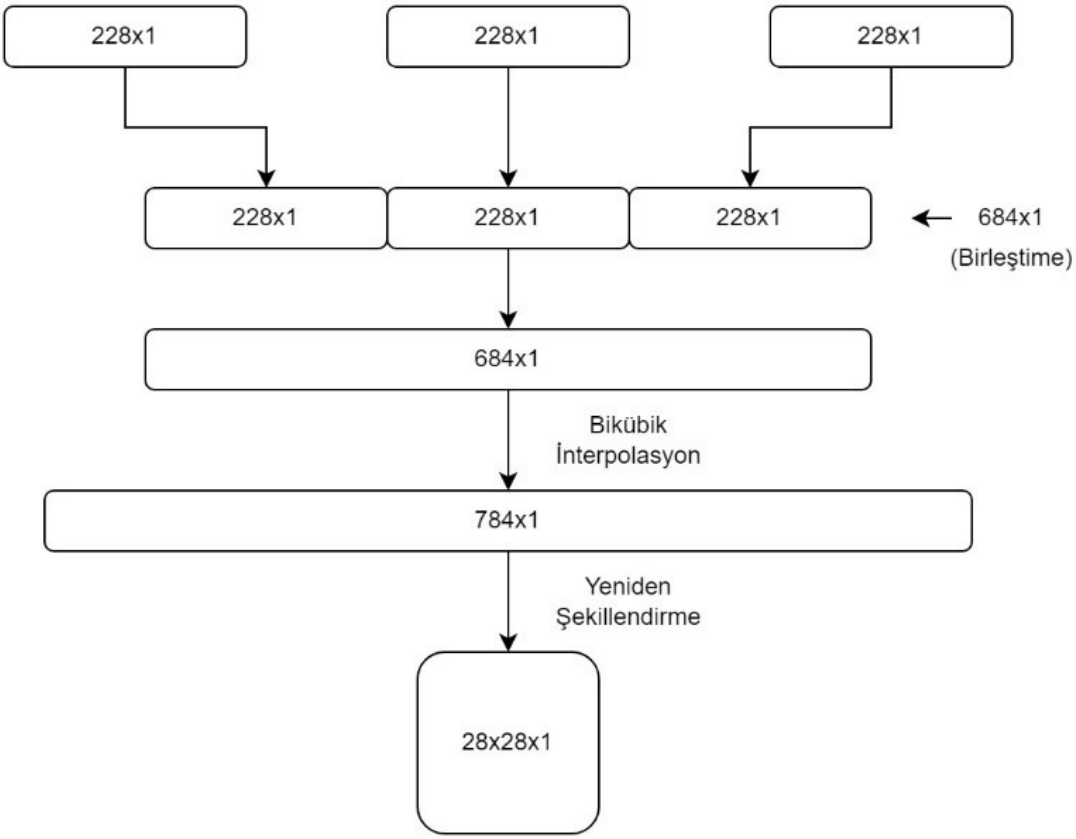
Çizelge 3.4. Eğitim görsellerinin dağılımı

Aşama	Veri Sayısı
Eğitim	3795
Doğrulama	660
Test	495

3.3.4. Çalışma 4: Oluşturulan ESA (Evrişimsel Sinir Ağları – Convolutional Neural Networks)

Farklı bölge ve zamanlarda ATY yığınlarından temin edilen numunelerin, her birinin 3 yakın kızılötesi spektrometresi ile 227'şer defa farklı noktasından alınan ölçümleri ve laboratuvar analizleri yapılmıştır. Her örnekten 227 ölçüm alınmasının nedeni 227x227 boyutlarında giriş katmanına sahip modellerin de kullanılabilecek olmasıdır.

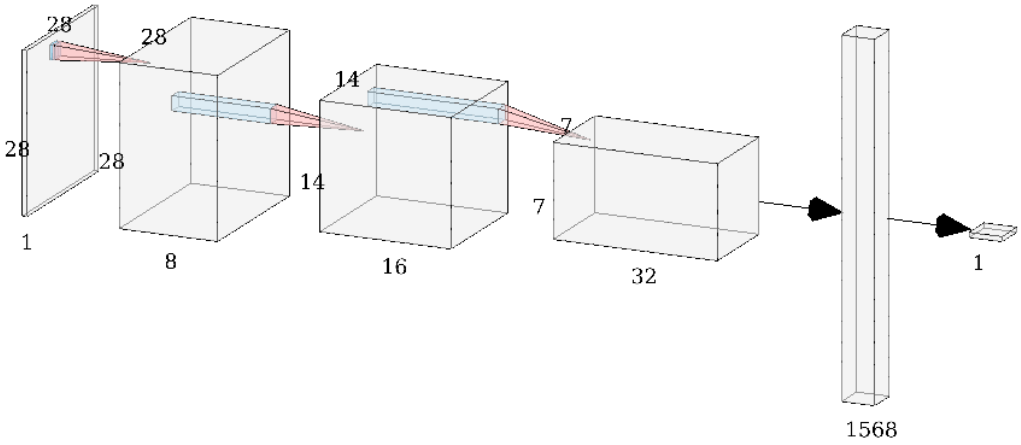
Her bir numuneden 3 spektrometre ile alınan 228x1'lik vektörler Şekil 3.16'da gösterildiği şekilde peş peşe birleştirilerek 684x1'lik vektörler elde edilmiştir. 684x1'lik vektörler bikübik ara değerleme ile 784x1 boyutlarına genişletilmiş, modelde kullanılmak üzere yeniden biçimlendirilerek 28x28'lik tek kanallı görüntülere dönüştürülmüştür. Oluşturulan görüntülere ve etiketi olarak kullanılacak analiz sonuçlarına da veri artırma teknikleri uygulanarak verinin çeşitlenmesi sağlanmıştır. Veri setinde 28x28x1 boyutlarında toplam 10500 adet veri bulunmaktadır.



Şekil 3.16. Veri ön işleme

Bu çalışmada, tensorflow örnek modeli yeniden modellenerek, ATY örnek görsellerinden ısıl değer, klor, nem, uçucu madde, kül ve elementel (karbon, hidrojen, azot, kükürt, oksijen) değerlerinin tahmin edilmesi amaçlanmıştır. Girdi olarak, 28x28x1 boyutlarında görsel kullanılmış, sınıflandırma için kullanılan tam bağlantı katmanlarının (fully connected layer) çıktısı ATY örneklerinin nem, kül, uçucu madde, elementel analiz (C, H, N, O, S), ısıl değer, klor değerlerinin ayrı ayrı tahmini için kullanılmıştır. Şekil 17'de görselleştirilen modelde giriş katmanında 28x28x1 boyutunda görseller girdi olarak kullanılmıştır. Girdi katmanının ardından conv2D katmanı ile 3x3 boyutlarında çekirdeğe sahip 8 filtre uygulanarak 28x28x8 boyutlarında veri elde edilmiştir. Bu veriler daha sonra relu fonksiyonu ile hesaplanarak aktive edilip edilmeyeceği belirlenir. Verinin aktive edilmesi öğrenme işlemindeki kullanımını belirler. Aktive edilen verilerden, AvgPooling2D katmanında 2x2 boyutlarındaki filtreler içerisindeki değerlerin ortalamalarının alınmasıyla öğrenmenin ilk aşaması tamamlanır. İlerleyen aşamalarda benzer işlemler tekrarlanarak çıkış katmanında tahmin edilmesi istenen değere ulaşılır. Dense ile katmanlar arasında

düğümlerin geçişleri sağlanırken, düzleştirici katman ile veriler düz bir diziye dönüştürülür. Bırakma katmanında ise öğrenilen veriler belli bir oranda atılarak verilerin farklılaşması sağlanır. Eğitim ve test aşamasında kullanılan görseller, her bir örnekten türetilen görsellerle birlikte kullanılacak şekilde ayrı tutulmuştur. Model eğitimi ve eğitimin doğrulaması, sonrasında eğitilen modelin test edilmesi için veri seti bölünmüş, oluşan yeni veri setlerindeki veri miktarları Çizelge 3.5'te verilmiştir. Eğitimi tamamlanan model değerleri tahmin etmede 0,85-0,99 (R2) aralığında başarımlar elde etmiştir.



Şekil 3.17. Modelin genel yapısı

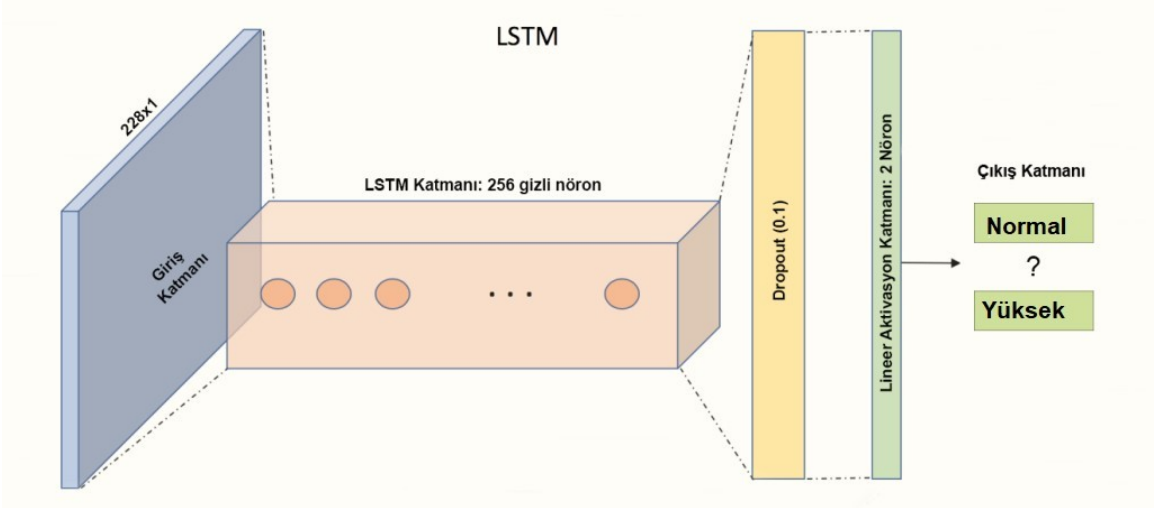
Çizelge 3.5. Eğitim görsellerinin dağılımı

Aşama	**Görsel Sayısı**
Eğitim	4460
Doğrulama	790
Test	5250

3.3.5. Çalışma 5: LSTM ile Klor Sınıflandırma (Uzun Kısa Süreli Bellek, Long Short-Term Memory)

Farklı bölge ve zamanlarda ATY yığınlarından temin edilen iki farklı sınıfa (yüksek klorlu, düşük klorlu) ait 120 numunenin yakın kızılötesi spektrometresi ile ölçümleri ve laboratuvar analizleri yapılmış, toplamda 228x1 boyutlarında 120 adet vektör ve bunlara karşılık gelen analiz sonuçları modelin eğitilmesinde kullanılmıştır.

Çalışma 1'deki LSTM modelinden uyarlanan modelde (Şekil 3.18) 228x1 boyutundaki giriş vektörüyle beslenen 256 hücreli LSTM ağının çıkış katmanında Şekil 3.18'de de gösterildiği üzere ATY'nin yüksek klorlu ya da düşük klorlu olduğu sınıflandırılmaya çalışılmıştır. Elde edilen 120 ölçümlü verinin 96'sı ile eğitilip 12'si ile doğrulaması yapılan model, geriye kalan 12 ölçümlü test verisiyle test edilmiş, yüksek klorlu ve normal klorlu örnekler %83 oranında doğrulukla sınıflandırılmıştır. Model daha fazla veriyle geliştirilerek ATY'lerin klor durumuna göre sınıflandırılması için alternatif bir yöntem olarak kullanılabilir.



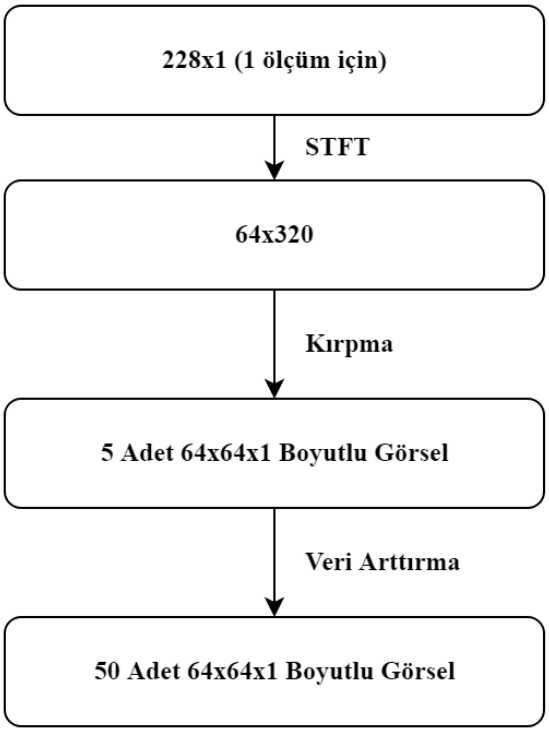
Şekil 3.18. İçerik tahmini LSTM eğitim modeli

3.3.6. Çalışma 6: Oluşturulan ESA (Evrişimsel Sinir Ağları – Convolutional Neural Networks) ile Klor Sınıflandırma – STFT (Short-Time Fourier Transform)

Farklı bölge ve zamanlarda ATY yığınlarından temin edilen numunelerin, her birinin yakın kızılötesi spektrometresi ile ölçümleri ve laboratuvar analizleri yapılmıştır. ATY'lerin yüksek klorlu ya da düşük klorlu içeriğe sahip olduğunun sınıflandırılmasında kullanılacak veri setini oluşturmak için dalga formundaki spektrometre verileri üzerinde Kısa süreli Fourier dönüşümü (KSFD, Short-Time Fourier Transform, STFT) kullanılmıştır. STFT bir sinyalin zamana bağlı değişen yerel bölümlerinin sinüzoidal frekansını ve faz içeriğini belirlemek için kullanılan bir Fourier dönüşümdür (Allen, 1977). STFT'ler bir sinyalin aynı uzunluktaki daha kısa bölümlere ayrılması ve ardından ayrılan her bir bölümün ayrı ayrı Fourier dönüşümünün hesaplanmasıyla elde edilir. Temel formülü Denklem 3.2'de verilmiştir.

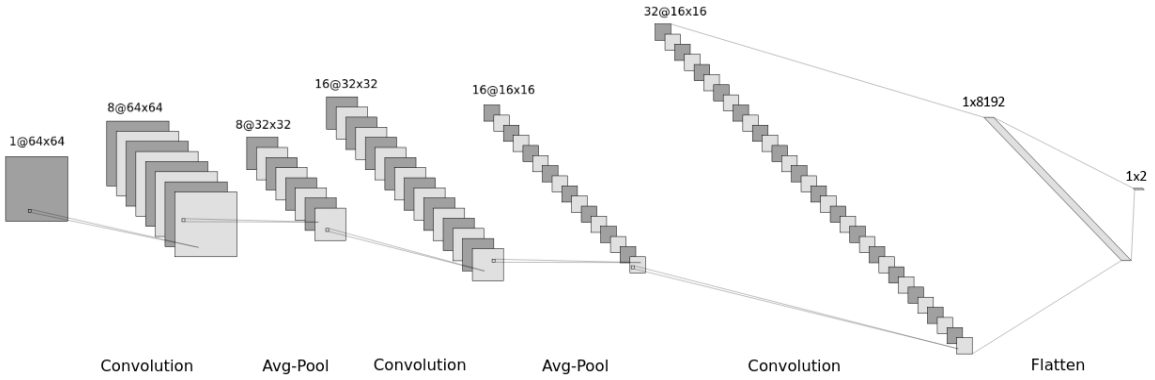
$$STFT_x(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)h(t-\tau)e^{-j2\pi ft}dt \qquad (3.2)$$

İşlem sonucu, sinyali, $x(t)$'nin zaman bazlı sinyal alanı olduğu ve $h(t-\tau)e^{-j2\pi ft}$'nin STFT'nin temel işlevi olduğu iki boyutlu bir zaman-frekans düzlemine dönüştürür. Dalga formundaki spektrometre verilerinin STFT'nin dalganın zamana bağlı frekans değişimini vermesi özelliğine dayanarak, derin öğrenmede sınıflandırma başarımının arttırılması planlanmıştır. Spektrometreden elde edilen veriye Şekil 3.19'da verilen işlemler doğrultusunda STFT uygulanırken, oluşacak veri görsel olarak derin öğrenme modelinde kullanılacağından, STFT çözünürlüğü ve bölünmüş dalgaların ne kadarının üst üste bineceği buna göre hesaplanmıştır. Elde edilen çıktı faz ve büyüklük özelliklerine bağlı iki ayrı veri seti olarak değerlendirilmiş, 64x64 boyutlarında 5 parçaya bölünmüş ve görsel olarak kaydedilmiştir. Bu verinin çoğaltılması için veri çoğaltma teknikleri uygulanmıştır. Veri setinde 64x64x1 boyutlarında toplam 2750 adet veri bulunmaktadır.



Şekil 3.19. Veri ön işleme

Bu çalışmada 64x64x1 boyutlarında görseli girdi alan ve çıktı olarak yüksek klorlu ve düşük klorlu olarak ikili sınıflandırma yapan ESA modeli oluşturulmuş, modelin yapısı Şekil 3.20'da verilmiştir. Modelin giriş katmanında 64x64x1 boyutunda görseller girdi olarak kullanılmıştır. Girdi katmanının ardından evrişimsel katmanı ile 4x4 boyutlarında çekirdeğe sahip 8 filtre uygulanarak 64x64x8 boyutlarında veri elde edilmiştir. Bu veriler daha sonra relu fonksiyonu ile hesaplanarak aktive edilip edilmeyeceği belirlenir. Verinin aktive edilmesi öğrenme işlemindeki kullanımını belirler. Aktive edilen verilerden, Avg-Pool katmanında 3x3 boyutlarındaki filtreler içerisindeki değerlerin ortalamalarının alınmasıyla öğrenmenin ilk aşaması tamamlanır. İlerleyen aşamalarda benzer işlemler tekrarlanarak çıkış katmanında tahmin edilmesi istenen değere ulaşılır. Dense ile katmanlar arasında düğümlerin geçişleri sağlanırken, düzleştirici katman ile veriler düz bir diziye dönüştürülür. Bırakma katmanında ise öğrenilen veriler belli bir oranda atılarak verilerin farklılaşması sağlanır. Model, 2750 görsel ve bunların karşılığında oluşturulan "düşük (1), yüksek (0)" etiketleriyle eğitilmiş, sınıfların tahmininde %98 oranında tahmin başarımı göstermiştir.



Şekil 3.20. Klor sınıflandırma derin öğrenme mimarisi

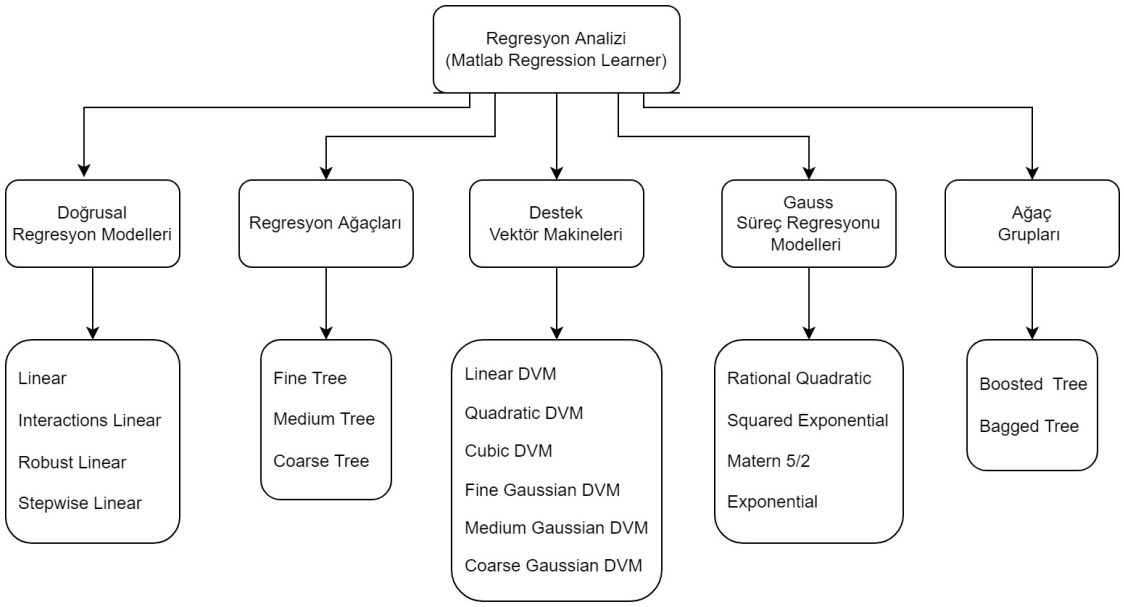
3.3.7. Çalışma 7: Regresyon Analizi ile Elemental Analiz Sonuçlarından Isıl Değer Modelleme Çalışmaları

Regresyon analizi, bağımlı bir değişken ile bir veya daha fazla bağımsız değişken arasındaki ilişkileri tahmin etmek için yapılan bir dizi istatistiksel işlemdir. Regresyon analizi için çeşitli algoritmalar arasından seçim yapılıp regresyon modeli oluşturulabilirken, birden çok modeli eğitip doğrulama hatalarını karşılaştırarak en iyi modelin seçilebileceği çok çeşitli platformlar da kullanılabilmektedir.

Bu çalışmada MATLAB uygulaması altındaki Regression Learner uygulaması kullanılarak regresyon modellerinin ATY'lerin elementel analiz sonuçlarından ısıl değerlerini ne doğrulukla tahmin edebildiğine bakılmıştır. Buradaki amaç, daha kolay ve ekonomik olarak elde edilebilen elementel analiz sonuçlarından yola çıkarak ısıl değer analizine pratik ve ucuz bir alternatif oluşturabilmektir. Ayrıca elementel analiz sonuçlarının da derin öğrenme ile tahmin edilmesi ve regresyon analizinde bu sonuçların kullanılmasıyla çok daha verimli bir alternatif sunulabilmesi planlanmıştır.

Çalışma kapsamında Şekil 3.21'de verilen regresyon modelleri kullanılmıştır. Bu modellerden doğrusal regresyon modelleri, doğrusal parametreleri ile kolay değerlendirilebilen ve hızlı tahminler yapmaya yarayan doğrusal tahmincilere sahiptir. Bu nedenle denemeler yapmak için ilk akla gelen modellerdendir. Bu avantajlarının yanında doğrusal modellere uymayan veriler için kısıtlı kullanım sunar ve tahmin doğruluğu genellikle düşüktür. Doğrusal regresyon alt modellerinden "Linear regresyon", modelin sabit ve doğrusal terimler kullanarak eğitilmesi için kullanılır. "Iteractions Linear regresyon"

ise, Linear regresyondan farklı olarak tahminciler arasında etkileşime izin verir. “Robust Linear regresyon”, modelin aykırı değerlere daha düşük ağırlıklar atarak aykırı olmayan değerler için doğru tahminler yapılmasına imkân sağlar. “Stepwise Linear regresyon”, bir başlangıç modeli ile başlar ve değişkenler otomatik olarak eklenip çıkarılarak tahmini en iyileştirmeye çalışır (Freadman 2009). Regresyon ağaçları ise kök düğümünden bir yaprak düğümüne doğru işlem yürüterek tahmin yapmayı sağlar. Yaprak düğümü tahmin değerini verir. Regresyon ağaçları da kolay değerlendirilebilir ve hızlı olmasıyla öne çıkar. Bellek kullanımının az olması da önemli avantajlarındandır. Geniş ağaçlar ezberlemeye neden olabileceğinden dar ağaçlar oluşturulmaya çalışılmalıdır. Ağaçlar yanıt fonksiyonu ve yapraklarının boyutuna göre Fine Tree (çok esnek yanıt fonksiyonu, küçük yapraklar), Medium Tree (daha az esnek yanıt fonksiyonu, orta büyüklükte yapraklar) ve Coarse Tree (esnek olmayan yanıt fonksiyonu, birkaç büyük yaprak) olarak ayrılmaktadır (Rokach ve Maimon, 2008). Destek vektör makineleri (DVM, Support Vector Machine, SVM) de regresyon için eğitilebilir. Doğrusal DVM'lerin değerlendirilmesi doğrusal regresyon modellerinde de olduğu gibi kolaydır ancak tahmin doğruluğu aynı şekilde düşük olacaktır. Doğrusal olmayan DVM'ler daha doğru tahminler verebilmektedir ancak değerlendirilmesi daha zordur. Destek vektör makinelerinde, eğitimden önce verilere uygulanan dönüşüm için seçilen çekirdek fonksiyonları birinci dereceden ise “Linear”, ikinci dereceden ise “Quadratic”, üçüncü dereceden ise “Cubic” olarak adlandırılmaktadır. Gaussian çekirdek fonksiyonları ise ölçeğine göre: ölçek $\frac{\sqrt{tahminci\ sayısı}}{4}$ ise “Fine Gaussian”, ölçek $\sqrt{tahminci\ sayısı}$ ise “Medium Gaussian”, ölçek $\sqrt{tahminci\ sayısı}x4$ ise ”Coarse Gaussian” olarak adlandırılmaktadır (Richard ve Gavin, 2010). Gauss Süreç modelleri de başarılı şekilde regresyon analizi için eğitilebilir, genellikle yüksek doğrulukla sonuçlar verir ancak değerlendirmesi birçok modele oranla zordur. Gauss Süreç Regresyonunda bir fonksiyon alanı üzerinden olasılık dağılımı kullanılarak çıktı hesaplanır. Gauss Süreç regresyonu çekirdek fonksiyonları ise kovaryans denklemine göre “Rational Quadratic”, “Squared Exponential”, “Mattern 5/2” ve “Exponential” olarak adlandırılmaktadır (Matlab Covariance Options). Regresyon Ağaç Grupları ise birçok zayıf öğrenme modelinin sonuçlarını birleştirerek yüksek başarımlı bir grup modeli oluşturmayı amaçlar. Regresyon Ağaç Gruplarından “Boosted Tree” her ağacın bir önceki ağaca bağlı olarak küçük güncellemelerle doğruluğu arttırmaktadır. “Bagged Tree” ise tüm ağaçlardan gelen çıktıları birleştirerek tahminlerini geliştirir (Ikonomovska, 2014).



Şekil 3.21. Matlab Regression Learner regresyon anlizi modelleri (kaynak: https://www.mathworks.com/help/stats/choose-regression-model-options.html#bvmnwhd-1)

Doğrusal regresyon modellerinden Linear, Interactions Linear ve Robust Linear modellerini eğitmek için elementel analiz sonuçları girdi olarak kullanılmış, çıktı olarak ısıl değerin tahmin edildiği doğrusal bir regresyon modeli oluşturulmuştur. Stepwise Linear modellerde ise sabit bir modelden başlanıp tahminci ekleyip kaldırmak suretiyle tablo veya veri kümesindeki değişkenler için aşamalı regresyon yapan doğrusal bir model oluşturulmuştur. Ek olarak, Interactions Linear modellerde (Linear modellerden farklı olarak) bağımlı ve bağımsız değişkenlerin etkileşimi dikkate alınmışken, Robust Linear modellerde aykırılığı yüksek verilere daha düşük ağırlıklar atanmıştır (Freadman 2009).

Regresyon ağaçlarını eğitmek amacıyla elementel analiz sonuçları (giriş verileri) ve ısıl değer analizi sonuçlarının (çıkış verileri) temel alındığı bir regresyon ağacı oluşturulmuştur. Oluşturulan ağaç, dallanan her düğümün girdi olarak kullanılan elementel analiz değerlerine göre ayrıldığı ikili bir ağaçtır (Rokach ve Maimon, 2008). Bu çalışmada regresyon ağacı modeli için, çok esnek yanıt fonksiyonu ile küçük yapraklardan oluşan Fine Tree (minimum yaprak boyutu:4), daha az esnek yanıt fonksiyonu ile orta büyüklükte yapraklardan oluşan Medium Tree (minimum yaprak boyutu:12) ve esnek olmayan yanıt

fonksiyonu ile birkaç büyük yapraktan oluşan Coarse Tree (minimum yaprak boyutu:36) kullanılmıştır.

Destek vektör makinelerini eğitmek için veri setinin düşük-orta boyutlu olması nedeniyle çapraz doğrulama ile DVM regresyon modelleri eğitilmiştir. Ek olarak, çekirdek işlevleri yardımıyla tahmin verilerinin eşlenmesi desteklenmiş, ikinci dereceden programlama yoluyla Sıralı Minimum Optimizasyon (SMO, Sequential Minimal Optimization, SMO), Yinelemeli Tek Veri Algoritması (YTVA, Iterative Single Data Algorithm, ISDA veya L1 yumuşak kenar boşluğu minimizasyonu uygulanarak objektif fonksiyon minimizasyonu sağlanmıştır (Richard ve Gavin, 2010).

Gauss Süreç modelleri, model tipi galerisindeki esnek ön ayarların ve eğitim hata toleranslarının kullanılması, aynı zamanda ezberlemenin önlenebilmesi için otomatik olarak seçilerek eğitilmiştir (Lin, 2019).

Regresyon ağaç grupları oluşturulmasında, çalışma eğitim verilerinin kullanıldığı 100 regresyon ağacının sonuçlarını içeren eğitilmiş regresyon ağaç grubu nesnesi oluşturulmuştur. Bu nesne oluşturulurken en küçük kareler için uygulanan gradyan artırma fonksiyonu tercih edilmiştir (Ikonomovska, 2014).

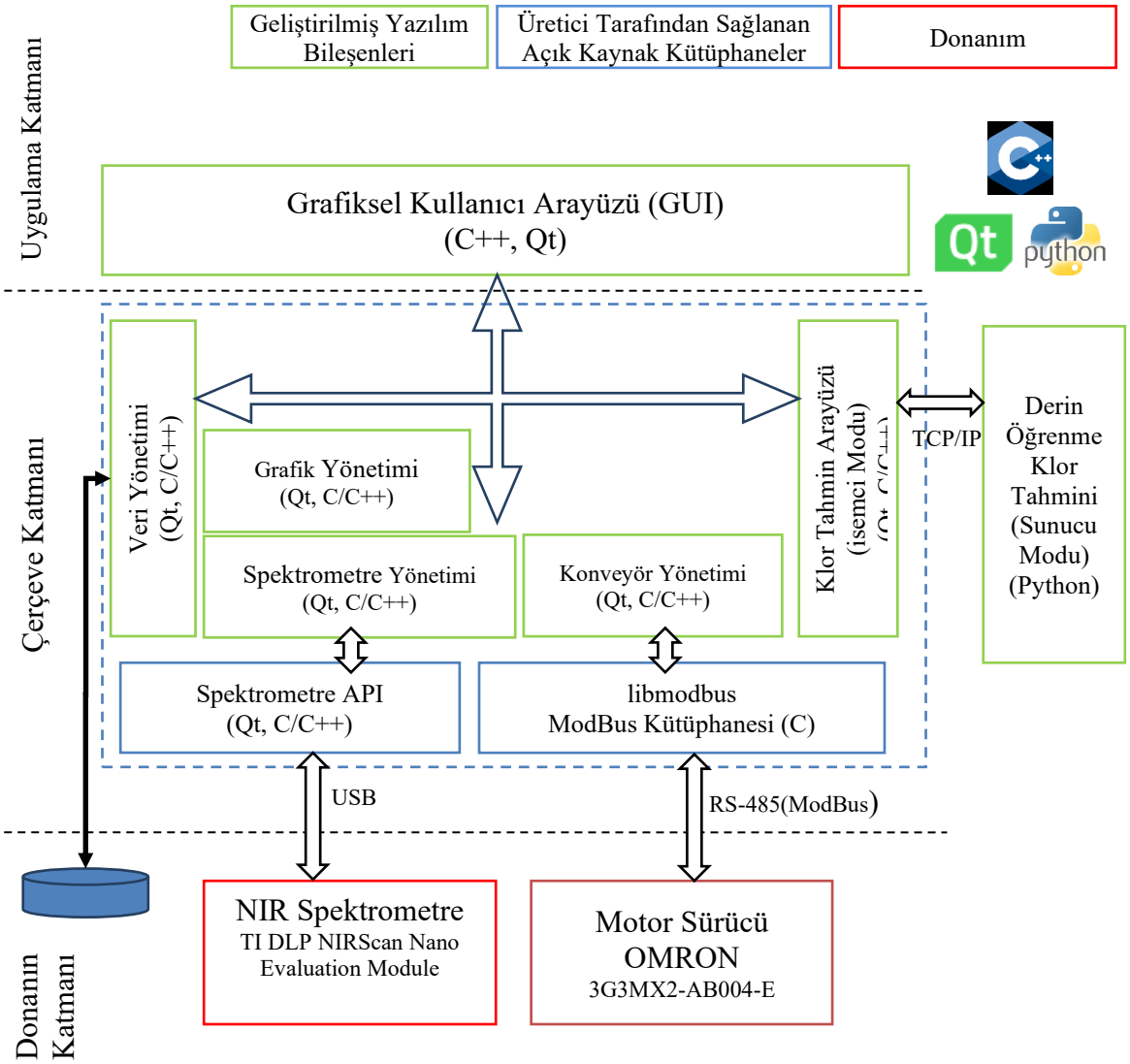
3.3.8. Çalışma 8: Derin Öğrenmeye Dayalı Klor Uyarı Sistemi

ATY'lerin içeriğinde bulunması istenmeyen yüksek klor, yakıt olarak kullanıldığı fabrikaların bacalarında korozyona neden olmaktadır. Tez çalışması kapsamında klor sınıflandırması için eğitilmiş olan modeller kullanılarak yüksek klor durumlarında uyarı veren bir sistem tasarlanmıştır. Tesislerde ATY'ler genellikle depolanan veya hazırlanan alandan kullanılacağı alana konveyör bantlar vasıtasıyla taşınır. Bu nedenle, erken uyarı sisteminin bu konveyör bant üzerine yerleştirilmesi öngörülmüş ve prototipi bir konveyör bant üzerinde tasarlanarak uygulanmıştır. Erken uyarı sisteminin prototip görseli Şekil 3.22'de verilmiştir. Prototip sistemin tasarımı iki aşamada gerçekleştirilmiştir: yazılım tasarımı ve donanım tasarımı.

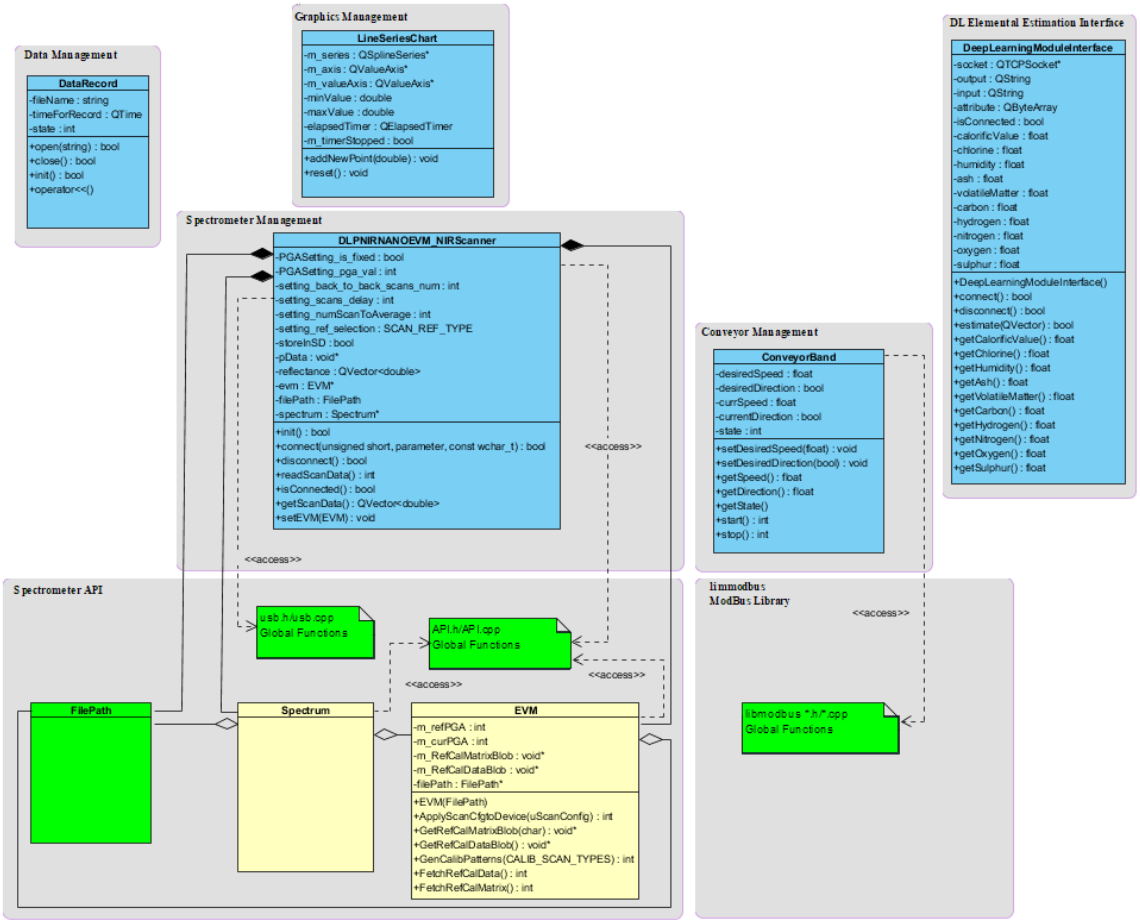


Şekil 3.22. Prototip sistem

Yazılım tasarımı aşamasında oluşturulan yazılım mimarisi Şekil 3.23'te verilmiştir. Yazılım iki katmandan oluşmaktadır. Ek olarak donanım katmanı ile uygulama katmanını birleştiren bir çerçeve yazılımı vardır. Bu çerçeve, donanıma bağlı, düşük seviyeli ve karmaşık programlama ile uygulanmıştır. Çerçeve yazılımı, nesne yönelimli programlama ile tasarlanmıştır. Çerçeve yazılımının UML sınıf şeması Şekil 3.24'te gösterilmektedir. Yeşil renkli sınıflar, üzerinde herhangi bir değişiklik yapılmadan doğrudan kullanılan sınıfları belirtmektedir. libmodbus, herkesin ücretsiz kullanımına açık olan açık kaynaklı bir kütüphanedir. Spektrometrenin üreticisi spektrometre ile ilgili kütüphaneleri sağlamaktadır. Sarı renkli sınıflar üreticiden alınmıştır ancak sistemin gerekliliklerine göre düzenlenmiştir. Mavi renkli sınıflar ise tamamen bu sistem için geliştirilmiştir.



Şekil 3.23. Yazılım Mimarisi

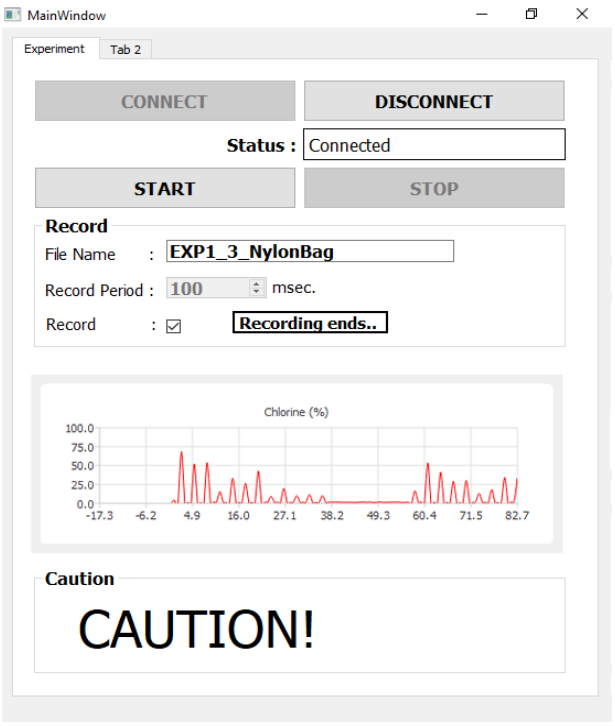


Şekil 3.24. UML sınıf şeması

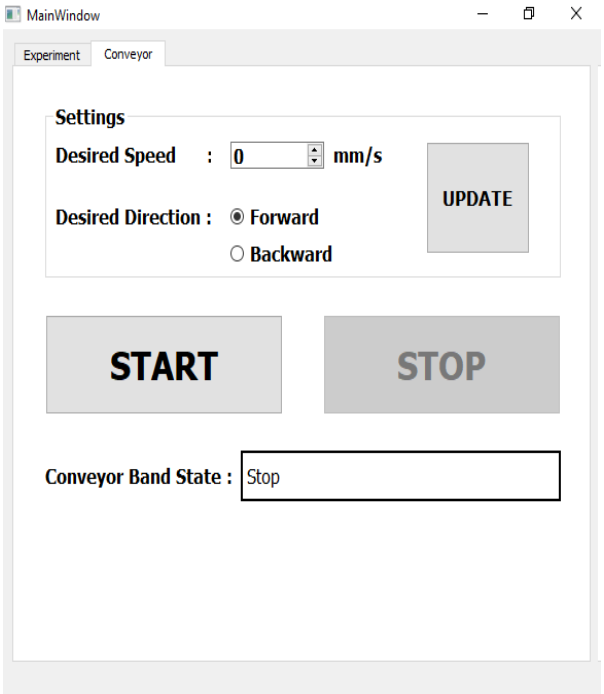
Derin öğrenme modeli ile tahminlerin yapıldığı kısım ayrı bir sunucu programı olarak geliştirilmiştir. Çalışma 6'da eğitilen ve %98 gibi yüksek bir başarı oranı gösteren ESA modelinin entegre edildiği program Python programlama dilinde kodlanmıştır. Girdi olarak spektrometre verilerini alan bu sunucu, çıktı olarak klor sınıf tahmini döndürmektedir.

Uygulama katmanında bulunan grafiksel kullanıcı arayüzü, sistemin kolayca kullanılabileceği basitlikte işlevler sunmaktadır. Şekil 3.25'te verilen spektrometre kontrolü arayüzünde bulunan "connect" ve "disconnect" düğmeleri ile spektrometre bağlantısı kontrol edilebilirken, "start" ve "stop" düğmeleri ile ölçüm başlatılıp durdurulabilmektedir. Ayrıca yapılan ölçümün kaydedilebilmesi için de "record" bölümünde bulunan kayıt dosyasının isimlendirilmesi ve kayıt süresinin seçilmesi gibi seçenekler de kullanılabilmektedir. Ek olarak, arayüzde yapılan ölçümün grafiği ile birlikte ATY'nin yüksek klorlu olup olmadığına dair uyarı gösterilmektedir. Şekil 3.26'da verilen Motor

kontrolü arayüzünde ise motorun hızı ve yönü ayarlanabilirken motorun anlık durumu ile ilgili bilgiye de ulaşılabilmektedir.



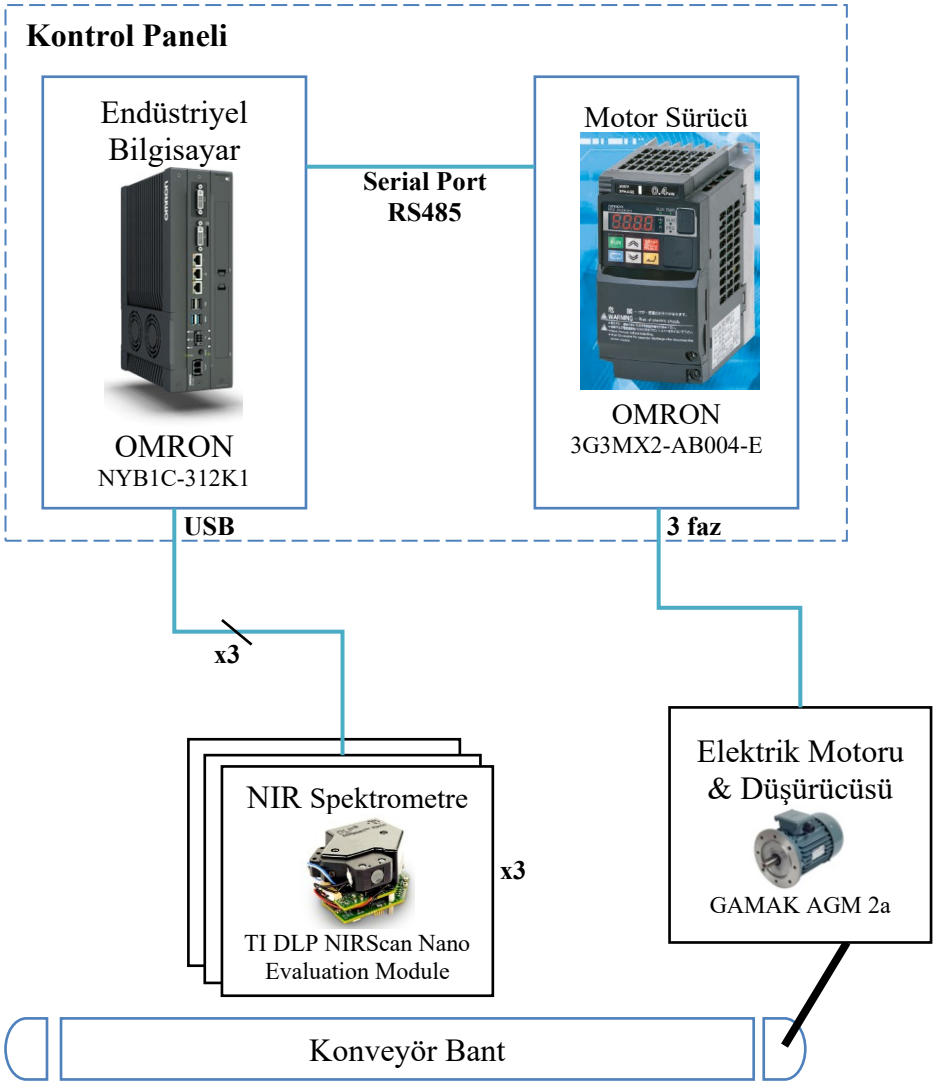
Şekil 3.25. Grafiksel kullanıcı arayüzü (spektrometre kontrolü)



Şekil 3.26. Grafiksel kullanıcı arayüzü (motor kontrolü)

Prototip sistemin donanım tasarımı, sistemin elektronik bileşenlerinin seçilmesini, entegre edilmesini ve konveyör bandın fiziksel yapısını içerir. Konveyör bant 1500 mm uzunluğunda, 800 mm genişliğinde ve 900 mm yüksekliğindedir. Bant malzemesi, ATY üzerindeki ölçümleri etkilememesi için klorsuz malzemeden seçilmiştir. Ayrıca bant nitrilden yapılmış olup kauçuk esaslıdır ve kimyasallara dayanıklıdır.

Prototip sistemin elektronik donanım tasarımı Şekil 3.27'te gösterilmiştir. Bir elektrik motoru ve çevirici konveyör bandı istenilen hızda döndürür. Ölçüm için kullanılan spektrometreler konveyör bant üzerine 10 mm yüksekliğe monte edilmiştir. Motor sürücüsü, motorun hız kontrolünü sağlar. Endüstriyel bilgisayar, spektrometreler ve motor sürücüsü için arayüzlere sahiptir. Uyarı sisteminin yazılımı endüstriyel bilgisayar üzerinde çalışmaktadır. Bu yazılım sayesinde ölçüm ve sistemin kontrolü bilgisayar ile kolayca yapılabilecek, sistemle ilgili bilgilere anlık olarak erişilebilecektir.



Şekil 3.27. Prototip sistemin elektronik donanım şeması

4. BULGULAR VE TARTIŞMA

Yürütülen tez çalışması kapsamında ATY içeriğinin yüksek doğruluk değerlerinde sınıflandırılmasına ve tahmin edilmesine odaklanılmıştır. İçerik değerlerinin tahmin edildiği çalışmaların tahmin doğruluklarını ölçmek için MSE (mean square error, hata karelerinin ortalaması (Denklem 4.1)), MAE (mean absolute error, hataların mutlak değerlerinin karesi (Denklem 4.2)), R2 (R-squared, R kare (Denklem 4.3)) değerleri hesaplanmış ve Çizelge 4.1, 4.2 ve 4.3'te parametrelere göre karşılaştırmalı olarak verilmiştir. Verilen hata metrikleri gerçek veriler ile tahminleri karşılaştırmak için sıklıkla kullanılan analiz yöntemleridir. R2 değeri 1'e ne kadar yakınsa tahmin doğruluğunun da o kadar yüksek olduğu söylenebilir. MSE ve MAE değerlerinin düşük olması modelin verilere ne kadar uygun olduğunu gösterirken yüksek değerli sonuçlar veren modeller kötü bir performansa sahiptir. Bu sonuçlar doğrultusunda aynı örnekten 3 spektrometre ile eşzamanlı yapılan ölçümlerden küçük boyutta görseller oluşturularak eğitilen, Oluşturulan ESA modelinin %85- %99 gibi başarılı sonuçlar verdiği görülebilmektedir. Daha büyük boyutta görseller kullanan AlexNet modellerinin ise içerik tahmininde genel olarak yetersiz kaldığı görülebilmektedir. Bunun nedeninin spektrometre ölçümünden elde edilen verinin boyutunun küçük olması ve büyük boyuttaki görselleri oluşturmak için çok sayıda ölçümün birleştirilerek kullanılmak zorunda kalınması olduğu sonucuna varılabilir. 228x1 boyutlarındaki ölçümleri doğrudan kullanan LSTM modelinin oldukça kötü sonuçlar vermesinin nedeninin yapılan ilk çalışma olması nedeniyle az sayıda veri ile eğitilmesi olduğu düşünülmektedir. Derin öğrenme mimarilerinin yapısı gereği eğitim verisinin miktarı arttıkça başarım oranı da artabilmektedir.

$$\text{MSE} = \sum_{i=1}^{n} \frac{\left(y_{\text{ölçülen},i} - y_{\text{tahminedilen},i}\right)^2}{n} \quad (4.1)$$

$$\text{MAE} = \sum_{i=1}^{n} \frac{\left|y_{\text{ölçülen},i} - y_{\text{tahminedilen},i}\right|}{n} \quad (4.2)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i \left(y_{\text{ölçülen},i} - y_{\text{tahminedilen},i}\right)^2}{\sum_i \left(y_{\text{ölçülen},i} - y_{ortalama}\right)^2} \quad (4.3)$$

Çizelge 4.1. Elementel analiz tahminlenmesi

Çalışma	Model	Parametre	C	H	N	O	S
Çalışma 1	LSTM	MSE	20,069	2,9509	0,0529	36,398	0,0026
		MAE	3,7522	1,4365	0,1962	4,9198	0,0416
		R^2	0,0766	0,0641	0,0699	0,0691	0,0942
Çalışma 2	ESA Alexnet	MSE	54,026	0,2345	0,0565	35,395	0,0116
		MAE	6,0379	0,4158	0,2109	5,1015	0,0952
		R^2	0,4006	0,2348	0,3679	0,0205	0,1131
Çalışma 3	ESA Alexnet	MSE	29,556	1,6590	0,0153	34,741	0,0045
		MAE	4,6692	0,9248	0,1063	5,1072	0,0545
		R^2	0,1553	0,2449	0,6827	0,2337	0,7476
Çalışma 4	Oluşturulan ESA	MSE	3,9532	0,6434	0,2526	0,8952	0,1366
		MAE	0,8835	0,4721	0,1722	3,0507	0,0912
		R^2	**0,8813**	**0,8855**	**0,8560**	**0,8871**	**0,9718**

Çizelge 4.2. Nem, kül, uçucu madde tahminlenmesi

Çalışma	Model	Parametre	Kül	Nem	Uçucu Madde
Çalışma 1	LSTM	MSE	42,732	2,2192	42,505
		MAE	5,0592	0,9934	4,7897
		R^2	0,0522	0,1229	0,0207
Çalışma 2	ESA Alexnet	MSE	3,5298	0,3148	5,9032
		MAE	1,7035	0,4927	1,8078
		R^2	0,0156	0,5163	0,1265
Çalışma 3	ESA Alexnet	MSE	11,222	0,0217	9,9824
		MAE	2,6578	0,1110	2,3490
		R^2	0,1283	0,9359	0,0007
Çalışma 4	Oluşturulan ESA	MSE	0,5115	0,3159	0,7390
		MAE	0,6692	0,4279	0,9347
		R^2	**0,8804**	**0,8974**	**0,9938**

Çizelge 4.3. Klor ve ısıl değer tahminlenmesi

Çalışma	Model	Parametre	Klor	Isıl Değer
Çalışma 1	LSTM	MSE	0,4604	0,3194
		MAE	0,5205	0,4870
		R^2	0,0536	0,0231
Çalışma 2	ESA Alexnet	MSE	0,0233	0,1100
		MAE	0,1505	0,2856
		R^2	0,3595	0,0065
Çalışma 3	ESA Alexnet	MSE	0,0140	0,0998
		MAE	0,0994	0,2562
		R^2	0,0737	0,1023
Çalışma 4	Oluşturulan ESA	MSE	0,1411	0,2924
		MAE	0,1067	0,2365
		R^2	**0,9122**	**0,8737**

Sınıflandırma yapılan iki çalışmada klor üzerine yoğunlaşılmış, LSTM kullanılan çalışmada yüksek ve düşük klorlu içerik %83 başarı oranıyla doğru sınıflandırılmıştır. ESA ile STFT'nin birlikte kullanıldığı diğer çalışmada ise %98 gibi yüksek bir başarım oranı (Denklem 4.4) edilmiş, detaylı sonuçları Çizelge 4.4'te verilmiştir. Çizelgede kullanılan duyarlılık (Denklem 4.6) sınıflandırıcın pozitif olarak tahmin edilmesi gereken değerlerin ne kadarını pozitif olarak sınıflandırdığını belirtmektedir. Kesinlik (Denklem 4.5) ise pozitif olarak tahmin edilen değerlerin kaç tanesinin pozitif sınıfa ait olduğunu temsil eder. F1 skor (Denklem 4.7), kesinlik ve duyarlılık değerlerinin harmonik ortalamasını vermekle birlikte ekstrem durumların göz ardı edilmemesi için kullanılır. Tahminlenen değerlerin gerçek değerlerle ne kadar eşleştiğinin verildiği kısıma bakıldığında yüksek oranda doğru tahmin yapıldığı görülmektedir. Bu kısımda kullanılan DP (doğru pozitif), gerçekte pozitif olan ve pozitif olarak tahmin edilen değerleri ifade ederken DN (doğru negatif) de aynı şekilde gerçekte negatif olan ve negatif olarak tahmin edilen değerleri ifade eder. YP (yanlış pozitif) ise gerçekte negatif olan ve pozitif olarak tahmin edilen değerleri ifade ederken YN (yanlış negatif) de aynı şekilde gerçekte pozitif olan ve negatif olarak tahmin edilen değerleri ifade eder. LSTM kullanılan çalışmada başarım oranın nispeten düşük çıkmasının nedeninin daha

az veri ile eğitilmiş olması olduğu düşünülmekte buna rağmen başarım oranının çok düşük olmadığı da görülebilmektedir.

$$\text{Başarım oranı} = \frac{Doğru\ tahminlerin\ sayısı}{Tahmin\ sayısı} = \frac{DP+DN}{DP+DN+YP+YN} \quad (4.4)$$

$$\text{Kesinlik} = \frac{DP}{DP+YP} \quad (4.5)$$

$$\text{Duyarlılık} = \frac{DP}{DP+YN} \quad (4.6)$$

$$\text{F1 skor} = 2 * \frac{Kesinlik\ *Duyarlılık}{Kesinlik + Duyarlılık} \quad (4.7)$$

Çizelge 4.4. Klor sınıflandırması doğruluk oranları

	STFT Faza Göre Sınıflandırma		STFT Büyüklüğe Göre Sınıflandırma	
Başarım oranı, %	**98,1828**		**96,3636**	
F1 skor	0,9862		0,9711	
Duyarlılık (Recall)	0,890		0,9825	
Kesinlik (Precision)	0,9835		0,9600	
	Tahminlenen Pozitif, %	Tahminlenen Negatif, %	Tahminlenen Pozitif, %	Tahminlenen Negatif, %
Gerçek Değer Pozitif	96,8 (DP)	3,2 (YN)	93,3 (DP)	6,7 (YN)
Gerçek Değer Negatif	1,1 (YP)	98,9 (DN)	1,17 (YP)	98,83 (YP)

Elementel analiz sonuçları kullanılarak ısıl değerin tahmin edilmesi ve ısıl değer analizinin maliyetinin düşürülmesi amaçlanan çalışmada, elde edilmesi ısıl değer analizine göre daha ucuz ve basit olan elementel analiz sonuçları kullanılmıştır. Böylece ısıl değer analizine gerek kalmaksızın ısıl değer tahmini yapılabilecektir. Isıl değer tahmini için doğrudan elementel analiz sonuçlarının kullanıldığı çalışmada elde edilen sonuçlar Çizelge 4.5'te detaylandırılmıştır. Isıl değer analiz sonuçlarının tahmini için gerçekleştirilen ve 0.99 (R2) gibi yüksek başarım elde edilen bu çalışmadan yola çıkılarak derin öğrenme yönteminin de kullanılmasıyla maliyetin daha da düşürülebileceği düşünülmüş ve elementel analiz sonuçlarının derin öğrenmeyle tahmin edilip modele dahil edilmesi planlanmıştır. Derin öğrenme ile tahmin edilen elementel analiz sonuçları ısıl değer regresyonunda kullanılmış ve 0.95 (R2) gibi yakın sonuçlar elde edilmiş, sonuçlar Çizelge 4.6'da detaylandırılmıştır.

Bu sonuçlara göre Gaussian proseslerinin genel olarak yüksek R2 değerlerine sahip olduğu ve özellikle bu proseslerden Mattern 5/2 modelinin, analiz sonuçlarına en yakın tahminleri veren en uygun model olduğu görülmektedir. Laboratuvar analiz sonuçları kullanılarak 0,99 gibi yüksek bir R2 skoru elde edilirken, derin öğrenme ile elde edilen tahminler kullanıldığında 0,95 gibi yakın bir R2 değeri elde edilebilmektedir. Bu sonuçlar doğrultusunda yöntemin ısıl değer analizi için alternatif bir yöntem olabileceği görülmektedir. Derin öğrenme tahminleri kullanılarak ısıl değer regresyon analizinin yapıldığı modelin ise daha fazla veriyle eğitilip geliştirilerek laboratuvar analizine gerek kalmaksızın daha verimli bir yöntem olabileceği öngörülmektedir.

Çizelge 4.5. Laboratuvar analizi verilerinden (C, H, N, O, S) ısıl değer regresyon analizi

Genel model	Model Tipi	RMSE	R^2	MSE	MAE
Lineer	Lineer	0,3031	0,25	0,0918	0,2349
	Interactions	0,2362	0,54	0,0558	0,1833
	Robust	0,3038	0,25	0,0923	0,2327
	Stepwise	0,2700	0,40	0,0729	0,2078
Tree	Fine	0,2296	0,57	0,0527	0,1514
	Medium	0,2788	0,37	0,0777	0,2161
	Coarse	0,3306	0,11	0,1093	0,2822
DVM	Lineer	0,3055	0,24	0,0933	0,2285
	Quadratic	0,2445	0,51	0,0598	0,1777
	Cubic	0,9638	0,06	0,9290	0,5722
	Fine Gaussian	0,0719	0,96	0,0051	0,0503
	Medium Gaussian	0,2505	0,49	0,0627	0,1678
	Coarse Gaussian	0,3071	0,23	0,0943	0,2401
Ensemble	Boosted	0,2525	0,48	0,0638	0,2239
	Bagged	0,2633	0,43	0,0693	0,1958
Gaussian Process	Squared Exponential	0,0151	0,98	0,0002	0,0092
	Mattern 5/2	**0,0127**	**0,99**	**0,0001**	**0,0084**
	Exponentioal	0,0165	0,97	0,0002	0,0115
	Rational Quadratic	0,0136	0,98	0,0001	0,0086

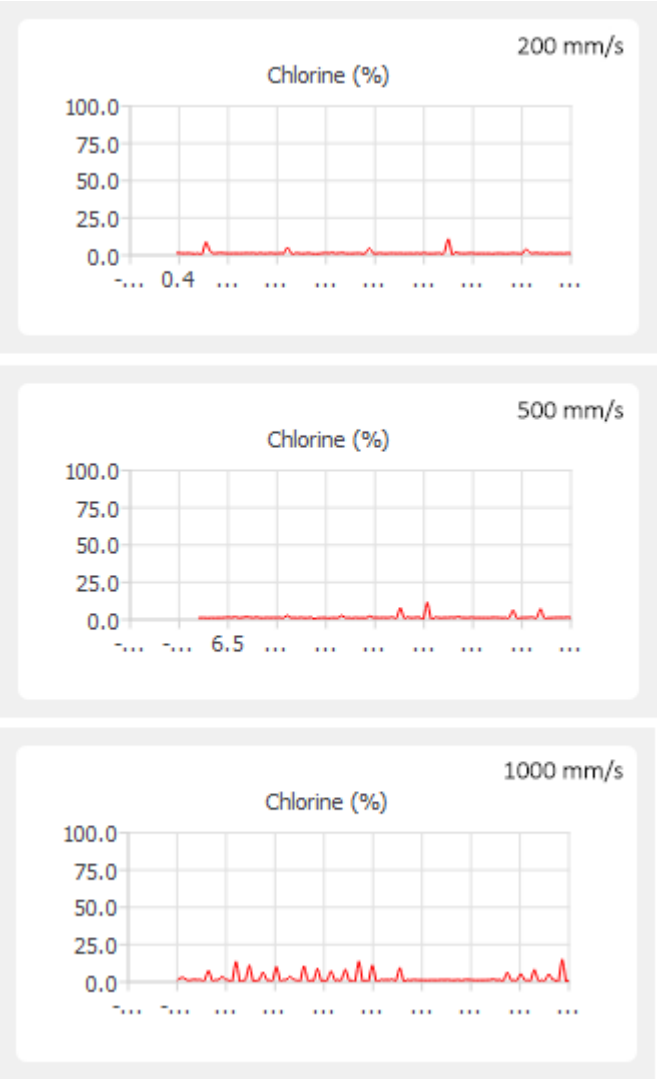
Çizelge 4.6. Derin öğrenme tahminlerinden (C, H, N, O, S) ısıl değer regresyon analizi

Genel model	Model Tipi	RMSE	R^2	MSE	MAE
Lineer	Lineer	1,1957	0,58	1,4297	1,1121
	Interactions	0,9966	0,72	0,9347	0,6941
	Robust	1,9439	0,62	3,7786	1,7664
	Stepwise	1,1340	0,65	1,2860	0,9952
Tree	Fine	2,6119	0,42	6,8219	2,1461
	Medium	2,4862	0,47	6,1812	1,5472
	Coarse	6,2082	0,57	3,8542	1,4510
DVM	Lineer	2,2032	0,58	4,8539	1,8351
	Quadratic	16,686	0,12	27,842	8,4067
	Cubic	59,638	0,01	35,567	22,415
	Fine Gaussian	3,4549	0,46	11,936	3,3343
	Medium Gaussian	2,4975	0,58	6,2376	2,2045
	Coarse Gaussian	2,5313	0,64	6,4075	1,8973
Ensemble	Boosted	2,2871	0,58	5,2309	2,2816
	Bagged	0,8054	0,82	0,6478	0,5167
Gaussian Process	Squared Exponential	1,9236	0,85	0,9300	0,1495
	Mattern 5/2	**0,0563**	**0,95**	**0,0317**	**0,0431**
	Exponentioal	0,1010	0,89	1,2041	1,3091
	Rational Quadratic	1,9234	0,72	3,6995	1,4959

Derin öğrenme kullanılarak yüksek klorlu ATY'ler için bir uyarı sistemi oluşturulması planlanan çalışmada prototip oluşturulmuştur. Oluşturulan prototip farklı hızlarda çalıştırılarak testler gerçekleştirilmiştir. Şekil 4.1'de de görüldüğü üzere, hareket halindeki konveyör banttaki örnek, spektrometrenin altına geldiği zaman ölçümün gerçekleştiği tepe değerlerden anlaşılmaktadır. Bant hızı arttıkça piklerin sıklaştığı grafiklerden de görülmekte olup, numunelerin değerlerinde sapmalar oluşmaktadır. Farklı bant hızlarındaki deneysel başarım oranlarının verildiği Çizelge 4.7'deki sonuçlara göre, hareketin hızlı olduğu durumlarda spektrometre farklı dalga boylarını ardışık olarak ölçtüğü için spektrometrenin performansı düşmektedir. Farklı dalga boylarını aynı anda ölçebilen

gelişmiş spektrometrelerin kullanılmasının sistemin performansını artıracağı düşünülmektedir. Sabit sistem üzerinde ölçüm yapmak da yüksek doğruluk sağlamak için bir alternatif olabilir. Eğitimde kullanılacak örneklerin sayısının arttırılması da derin öğrenme modelinin başarısının artmasında fayda sağlayacaktır.

.



Şekil 4.1. Prototip sistemin farklı hızlardaki çıktıları

Çizelge 4.7. Farklı bant hızlarındaki başarım oranları (%)

Gerçek Değer	Konveyör Bant Hızı (mm/s)					
	200		500		1000	
	Ölçülen Değer	Başarım (%)	Ölçülen Değer	Başarım (%)	Ölçülen Değer	Başarım (%)
1	1,21	78,39	1,23	76,35	1,30	69,94

5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Yakın kızılötesi spektroskopisi ve derin öğrenme modelleri birlikte kullanılarak ATY içeriği tahmin edilmeye ve sınıflandırılmaya çalışmış ve yüksek doğruluk oranları elde edilmiştir. Bu amaç doğrultusunda yakın kızılötesi spektrometre cihazı ile ölçümü yapılan ATY'lere ait yansıma değerleri ve laboratuvar analiz sonuçları derin öğrenme mimarilerinin eğitilmesinde kullanılmıştır. Eğitilen derin öğrenme mimarilerinin çıktıları, içerik değerlerinin tahmini ve içerik sınıflandırması olarak ikiye ayrılmaktadır. Sınıflandırma genellikle içeriğin hangi türe ait olduğunu tahmin etmek üzerine yapılsa da bu çalışma kapsamında içerik oranının belirli seviye aralıklarına göre sınıflandırılması da yapılmıştır.

Değer tahmininde kullanılan modelleri incelediğimizde çalışma 4 kapsamında oluşturulan ve 28x28x1 boyutlarında girdi alan ESA modeli farklı bileşenlerin tahmininde %85,6 ile %99,4 aralığında yüksek başarımlar elde etmiştir. Çalışma 2 ve çalışma 3'te eğitilen 224x224x3 boyutlu girdi alan Alexnet modellerinin ise birçok noktada yeterli başarımı sağlayamadığı görülebilmektedir. Bunun nedeninin spektrometre ölçümünden elde edilen verinin boyutunun küçük olması ve büyük boyuttaki görselleri oluşturmak için çok sayıda ölçümün birleştirilerek kullanılmak zorunda kalınması olduğu sonucuna varılmıştır. Bu sorunun çözümünde, aynı anda çok sayıda dalga boyunu ölçebilen lineer dizi-tabanlı spektrometreler kullanılarak daha yüksek çözünürlüklü ölçümler kullanılabilir. Ayrıca yüksek çözünürlüklü bu ölçümler çalışma 4'te oluşturulan ESA modelinin daha iyi sonuçlar vermesini de sağlayabilecektir. Diğer yandan ilk çalışma olması nedeniyle daha az veriyle eğitilmek durumunda kalan LSTM modeli ise bütün modellerden daha kötü sonuçlara sahiptir. Derin öğrenme yönteminin doğası gereği modellerin daha fazla veriyle eğitilmesi durumunda daha iyi sonuçlar verebilecek olması tüm modellerin geliştirilebileceği anlamına gelmektedir.

Sınıflandırma çalışmalarında yüksek miktarda olması istenmeyen klorun, yüksek veya düşük miktarda olmasına göre sınıflandırma yapılmıştır. STFT ile ESA'nın birlikte kullanıldığı çalışmada %98,2 oranında yüksek tahmin doğruluğu elde edilmiştir. Daha az

veriyle eğitilmesine rağmen %83 gibi tahmin değerlerine ulaşan LSTM modelinin ise daha fazla veriyle yüksek başarımlar sağlayabileceği düşünülmektedir.

Isıl değer tahmininde çok daha düşük maliyetle elde edilebilen elementel analiz sonuçlarının kullanılması ve ısıl değer analizinin maliyetinin düşürülmesi amaçlanan çalışmada regresyon analizi kullanılmıştır. Mattern 5/2 modelinin 0,99 gibi yüksek bir R2 skoruyla analiz sonuçlarına en yakın tahminleri veren model olduğu görülürken, Gaussian proseslerinin genel olarak yüksek R2 değerlerine sahip olduğu görülebilmektedir. Çalışmanın sonraki adımında, derin öğrenme ile elde edilen elementel analiz tahminleri kullanıldığında Mattern 5/2 modeli 0,95 gibi yakın bir R2 değeri elde etmiştir. Bu sonuçlara göre yöntemin ısıl değer analizine alternatif bir yöntem olabileceği görülmektedir. Derin öğrenme tahminlerinin de daha fazla veri kullanılarak geliştirilmesiyle yöntemin laboratuvar analizine olan ihtiyacı ortadan kaldırabileceği öngörülmektedir.

Yapılan çalışmalar sonucunda ATY üzerinde yakın kızılötesi spektroskopisinin derin öğrenme ile doğrudan kullanımının sınıflandırmada ve içerik tahmininde kullanılabilir olduğu sonucuna varılmış ve alternatif bir yöntem olarak sunulmuştur. Diğer yandan elementel analiz sonuçlarından ısıl değerin elde edilebilmesi doğrultusunda yapılan çalışmalarda ise regresyon analizi ile ısıl değer analizine gerek kalmaksızın bu sonuçların yüksek doğrulukla tahmin edilebildiği gösterilmiştir. Derin öğrenme ve regresyon analizi birlikte kullanılarak da herhangi bir analize gerek kalmaksızın ısıl değer sonuçlarının tahmininin mümkün olduğu gösterilmiştir.

Derin öğrenmeye dayalı klor uyarı sisteminin hareketsiz ortamlar için alternatif bir çözüm olabileceği, hareketli ortamlar için ise geliştirilmesi gerektiği düşünülmektedir. Yapılan çalışmada kullanılan cihazlarda tek algılayıcı olması nedeniyle konveyör bant hızı arttıkça ölçüm hızı da ters orantılı olarak düşmektedir. Buna bağlı olarak tahmin başarımı da düşmektedir. Dikkat edilmesi gereken noktalardan biri de spektrometrenin takılacağı bant için arka plan kalibrasyonu yapılarak ölçümlerde kullanılan referans değerlerin ayarlanması gerektiğidir. Farklı dalga boylarını aynı anda ölçebilen gelişmiş spektrometrelerin kullanılmasıyla sistemin performansının artacağı düşünülmektedir ancak tüm dalga boylarını aynı anda ölçebilen algılayıcıların üretim maliyeti yüksek olabilir. Bu nedenle,

farklı algılayıcılardan gelen bilgilerin birleştirilmesine dayalı derin öğrenme mimarileri alternatif bir çözüm olarak kullanılabilir. Sabit sistem üzerinde ölçüm yapmak da yüksek doğruluk sağlamak için bir alternatif olabilir.

KAYNAKLAR DİZİNİ

Adedeji, O., Wang, Z. 2019. “Intelligent waste classification system using deep learning convolutional neural network’’, Procedia Manufacturing 35, 607–612.

Akanbi, L. A., Oyedele, A. O., Oyedele, L. O., Salami, R. O. 2020. “Deep learning model for Demolition Waste Prediction in a circular economy”, Journal of Cleaner Production, 274, 122843.

Al-Hyari, A., Areibi, S. 2017. “Design space exploration of convolutional neural networks based on evolutionary algorithms’’, Journal of Computational Vision and Imaging Systems, 3 (1).

Allen, J. B., 1977. ``Short term spectral analysis, synthesis, and modification by discrete Fourier transform," IEEE Transactions on Acoustics, Speech, Signal Processing, vol. ASSP-25, 235-238.

Aral, R.A., Keskin, Ş.R., Kaya, M., Hacıömeroğlu, M. 2018. “Classification of trashnet dataset based on deep learning model’’, IEEE International Conference on Big Data (Big Data), 2058–2062

ASTM-E790-15, Standard test method for total moisture in a refuse-derived fuel laboratory sample, Annual Book of ASTM Standards, 2016

ASTM-E3174-12, Standard test method for ash in the analysis sample of coal and coke from coal, Annual Book of ASTM Standards, 2018

ASTM- E3175-20, Standard test method for volatile matter in the analysis sample of coal and coke, Annual Book of ASTM Standards, 2020

ASTM-E776–16, Standard test method for determination of forms of chlorine in refuse derived fuel, Annual Book of ASTM Standards, 2016

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

ASTM D5865/ D5865M-19, Standard test method for gross calorific value of coal and coke, Annual Book of ASTM Standards, 2019

Atık Yönetimi Yönetmeliği (RG:02.04.2015-29314), https://webdosya.csb.gov.tr, Son Erişim Tarihi: 31.07.2022)

Bai, J., Lian, S., Liu, Z., Wang, K., Liu, D., 2018. "Deep learning-based robot for automatically picking up garbage on the grass", IEEE Transactions on Consumer Electronics, 64(3), 382-389.

Bengio, Y., Lecun, Y. 2007. "Scaling learning algorithms towards AI'', Large-Scale Kernel Machines, 34(5), 1-41.

Bengio, Y., Courville, A., Vincent, P. 2013. ''Representation learning: A review and new perspectives'', IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 35(8): 1798-1828.

Bobulski, J., Kubanek, M. 2019. ''Waste classification system using image processing and convolutional neural networks'', In: International Work-Conference on Artificial Neural Networks, Springer, Cham, 2019, 350-361.

Caputo, A. C., Palumbo, M., Scacchia, F. 2004. ''Perspectives of RDF use in decentralized areas: comparing power and co-generation solutions'', Applied Thermal Engineering, 24(14-15), 2171-2187.

Chen, Y., Tong, Z., Zheng, Y., Samuelson, H., Norford, L. 2020. ''Transfer learning with deep neural networks for model predictive control of HVAC and natural ventilation in smart buildings'', Journal of Cleaner Production, 254, 119866.

Çelik, S. Ö. 2018. ''Atıktan türetilmiş yakıt: Yasal çerçeve, Avrupa'daki ve Türkiye'deki durum''. European Journal of Engineering and Applied Sciences, 1(2), 63-71.

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

Deepmind's: Vinyals, O., Babuschkin, I., Czarnecki, W. M., Mathieu, M., Dudzik, A., Chung, J., ... & Silver, D. 2019. ''Grandmaster level in StarCraft II using multi-agent reinforcement learning''. Nature, 575(7782), 350-354.

Dehghani, J., 2021. "Enhancing energo-exergo-economic performance of Kalina cycle for low- to high-grade waste heat recovery: Design and optimization through deep learning methods". Applied Thermal Engineering, 195, 117221.

Delalleau, O., Bengio, Y. 2011. ''Shallow vs, deep sum-product networks'', Advances in Neural İnformation Processing Systems, 24, 666-674.

Freedman, D., 2009. ''Statistical models: Theory and Practice''. Cambridge University Press. p. 26.

Frid-Adar, M., Diamant, I., Klang, E., Amitai, M., Goldberger, J., Greenspan, H. 2018. ''GAN-based synthetic medical image augmentation for increased CNN performance in liver lesion classification'', Neurocomputing, 321, 321–331.

Gómez, Y. R., Hernández, R. C., Guerrero, J. E., & Mejía-Ospino, E., 2018. "FTIR-PAS coupled to partial least squares for prediction of ash content, volatile matter, fixed carbon and calorific value of coal", Fuel, 226, 536-544.

Han, D., Liu, Q., Fan, W. 2018. ''A new image classification method using CNN transfer learning and web data augmentation'', Expert Systems with Applications, 95, 43-56.

He, K., Zhang, X., Ren, S., Sun, J. 2016. ''Deep residual learning for image recognition'', Computer Vision Foundation, 770–778.

Hochreiter, S., Schmidhuber, J. 1997. ''Long short-term memory'', Neural Computation, 9(8), 1735-1780.

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

Huang, G., Liu, Z., Van Der Maaten, L., Weinberger, K.Q. 2017. ‘’Densely connected convolutional networks’’, In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 4700–4708.

Ikonomovska, E., Gama, J., Džeroski, S. 2014. ‘’Online tree-based ensembles and option trees for regression on evolving data streams’’, Neurocomputing, 150, 458-470.

Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G.E. 2012. ‘’Imagenet classification with deep convolutional neural networks’’, Advances in Neural İnformation Processing Systems, 1097–1105.

Lin, C., Li, T., Chen, S., Liu, X., Lin, C., Liang, S. 2019. ‘’Gaussian process regression-based forecasting model of dam deformation’’, Neural Computing and Applications, 31(12), 8503-8518.

Ma, S., Zhou, C., Chi, C., Liu, Y., Yang, G., 2020. “Estimating Physical Composition of Municipal Solid Waste in China by Applying Artificial Neural Network Method”, Environmental Science & Technology, 54 (15), 9609-9617.

Mao, W.L., Chen, W.C., Wang, C.T., Lin, Y.H. 2021. ‘’Recycling waste classification using optimized convolutional neural network’’, Resources, Conservation & Recycling 164,105132.

Matlab Covariance Options, https://www.mathworks.com/help/stats/kernel-covariance-function-options.html, Son Erişim Tarihi: 18.08.2022

McCulloch, W. S., Pitts, W. 1943. ‘’A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity’’, The Bulletin of Mathematical Biophysics, 5(4), 115-133.

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

Montufar, G.F. 2014. ‘’Universal approximation depth and errors of narrow belief networks with discrete units’’, Neural Computation 26(7): 1386–1407.

Nobre, C., Vilarinho, C., Alves, O., Mendes, B., Gonçalves, M. 2019. ‘’Upgrading of refuse derived fuel through torrefaction and carbonization: Evaluation of RDF char fuel properties’’, Energy, 181, 66-76.

Nowakowski, P., Pamuła, T. 2020. ‘’Application of deep learning object classifier to improve e-waste collection planning’’, Waste Management 109, 1–9.

OpenAI: Berner, C., Brockman, G., Chan, B., Cheung, V., Dębiak, P., Dennison, C., Farhi, D., Fischer, Q,. Hashme, S., Hesse, C., Józefowicz, R., Gray, S., Olsson, C., Pachocki, J., Petrov, M., Pinto, H.P.O., Raiman, J., Salimans, T., Schlatter, J., Schneider, J., Sidor, S., Sutskever, I., Tang, J., Wolski, F., Zhang, S. 2018. ‘’Dota 2 with large scale deep reinforcement Learning’’, arXiv preprint arXiv:1912.06680.

Özbaş, E.E., Aksu, D., Öngen, A., Aydın, M.A., Özcan, H.K. 2019. “Hydrogen production via biomass gasification, and modeling by supervised machine learning algorithms”, International Journal of Hydrogen Energy, 44(32), 17260-17268.

Özkan, K., Işık, Ş., Günkaya, Z., Özkan, A., Banar, M., 2019. “A heating value estimation of refuse derived fuel using the genetic programming model”, Waste Management, 100, 327-335.

Özkan, M., Özkan, K., Bekgöz, B.O., Yorulmaz, Ö., Günkaya, Z., Özkan, A., Banar, M., 2022. “Implementation of an early warning system with hyperspectral imaging combined with deep learning model for chlorine in refuse derived fuels”, Waste Management, 142, 111-119.

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

Pan, S.J., Yang, Q. 2009. ‘’A survey on transfer learning’’, IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 22, 1345–1359.

Pascanu, R., Gulcehre, C., Cho, K., Bengio, Y. 2014. How to construct deep recurrent neural networks. arXiv preprint arXiv:1312.6026.

Richard, B., Gavin, L. 2010. ‘’Support Vector Machines for classification and regression’’, Analyst, 135(2), 230-267.

Rokach, L., Maimon, O. 2008. ‘’Data mining with decision trees: theory and applications (Vol. 81)’’, World Scientific.

Schwarzböck, T., Aschenbrenner, P., Rechberger, H., Brandstätter, C., Fellner, J. 2016. ‘’Effects of sample preparation on the accuracy of biomass content determination for refuse-derived fuels’’, Fuel Processing Technology, 153, 101-110.

Schwarzböck, T., Aschenbrenner, P., Spacek, S., Szidat, S., Rechberger, H., Fellner, J. 2018. ‘’An alternative method to determine the share of fossil carbon in solid refuse-derived fuels–Validation and comparison with three standardized methods’’, Fuel, 220, 916-930.

Simonyan, K., Zisserman, A. 2014. ‘’Very deep convolutional networks for large-scale image recognition’’, arXiv preprint arXiv:1409,1556.

Sreelakshmi, K., Akarsh, S., Vinayakumar, R., Soman, K.P. 2019. ‘’Capsule Networks and Visualization for Segregation of Plastic and Non-Plastic Wastes’’, International Conference on Advanced Computing & Communication Systems (ICACCS), 631–636.

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

Texas Instruments, https://www.ti.com/tool/DLPNIRNANOEVM#overview, Son Erişim Tarihi: 01.08.2022

Toğaçar, M., Ergen, B., Cömert, Z. 2020. ‘’Waste classification using AutoEncoder network with integrated feature selection method in convolutional neural network models’’, Measurement, 153, 107459.

Vo, A.H., Vo, M.T., Le, T. 2019. ‘’A novel framework for trash classification using deep transfer learning’’, IEEE Access, 7, 178631–178639.

Vrancken, C., Longhurst, P.J., Wagland, T. 2019. “Deep learning in material recovery: Development of method to create training database”, Expert Systems with Applications, 125, 268-280.

Vrancken, C., Longhurst, P.J., Wagland, T. 2019. “Critical review of real-time methods for solid waste characterisation: Informing material recovery and fuel production”, Waste Management, 61, 40-57.

Yang, L., Nguyen, H., Bui, X.-N., Nguyen-Thoi, T., Zhou, J., Huang, J., 2021. “Prediction of gas yield generated by energy recovery from municipal solid waste using deep neural network and moth-flame optimization algorithm”, Journal of Cleaner Production, 311, 127672.

Yorulmaz, Özge. “Çimento tesislerinde kullanılacak olan atıktan türetilmiş yakıt özelliklerinin belirlenmesi ve validasyonu”, Yüksek Lisans Tezi, Eskişehir Teknik Üniversitesi, 2022.