

T.C.
MİLLÎ SAVUNMA ÜNİVERSİTESİ
ATATÜRK STRATEJİK ARAŞTIRMALAR VE LİSANSÜSTÜ
EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ PROGRAMI

MAKİNE ÖĞRENMESİ TEKNİKLERİ İLE
KUMAŞ BOYAMA REÇETESİ TAHMİNİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

İSMET CAN ŞAHİN
3211102

TEZ DANIŞMANI: DOÇ. DR. CAN EYÜPOĞLU

İSTANBUL
TEMMUZ 2023

T.C.
MİLLÎ SAVUNMA ÜNİVERSİTESİ
ATATÜRK STRATEJİK ARAŞTIRMALAR VE LİSANSÜSTÜ
EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ PROGRAMI

MAKİNE ÖĞRENMESİ TEKNİKLERİ İLE
KUMAŞ BOYAMA REÇETESİ TAHMİNİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

İSMET CAN ŞAHİN
3211102

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih: 18.07.2023

Tezin Savunulduğu Tarih: 21.06.2023

Tez Oy birliği / Oy çokluğu ile başarılı bulunmuştur.

	Unvan Ad Soyad	İmza
Tez Danışmanı	Doç. Dr. Can EYÜPOĞLU	
Jüri Üyeleri	Doç. Dr. Muhammed Ali AYDIN	
	Dr. Öğr. Üyesi Aytuğ BOYACI	

İSTANBUL
TEMMUZ 2023

ÖZGÜNLÜK RAPORU

Tez çalışmamın a) Kapak sayfası, b) Giriş, c) Ana bölümler ve ç) Sonuç kısımlarından oluşan toplam 170 sayfalık kısmına ilişkin, 16 / 07 / 2023 tarihinde şahsım tarafından Turnitin adlı intihal tespit programından aşağıda belirtilen filtrelemeler uygulanarak alınmış olan özgünlük raporuna göre, tezimin benzerlik oranı %6'dır.

Uygulanan filtrelemeler:

1-Kaynakça hariç

2-Alıntılar hariç

3-5 kelimeden daha az örtüşme içeren metin kısımları hariç

Millî Savunma Üniversitesi Atatürk Stratejik Araştırmalar Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Lisansüstü Tez Çalışması Özgünlük Raporu Alınması ve Kullanılması Uygulama Usul ve Esasları'nı inceledim ve bu Uygulama Esasları'nda belirtilen azami benzerlik oranlarına göre tez çalışmamın herhangi bir intihal içermediğini; aksinin tespit edileceği muhtemel durumda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi ve yukarıda vermiş olduğum bilgilerin doğru olduğunu beyan ederim.

İsmet Can ŞAHİN

18.07.2023

ETİK BEYAN

Millî Savunma Üniversitesi Enstitüleri Dönem Projesi ve Lisansüstü Tez Hazırlama Kılavuzu'nda yer alan kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmasında; tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi, tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu, tez çalışmasında yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi, kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı, bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu, bildirir; aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.

Bu tezdeki düşünce, görüş, varsayım, sav veya tezler bana aittir; Millî Savunma Bakanlığı, Millî Savunma Üniversitesi ve Atatürk Stratejik Araştırmalar ve Lisansüstü Eğitim Enstitüsü sorumlu tutulamaz.

İsmet Can ŞAHİN
18.07.2023



Sevgili eşime ve aileme

ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜR

Tez çalışma sürecinde bilgi, anlayış ve tecrübesi ile desteğini esirgemeyen değerli hocam Can EYÜPOĞLU'na, her anlamda destek olan değerli aileme, eşim Gamze'ye ve tüm çalışma arkadaşlarıma teşekkür ederim.

İstanbul; Temmuz 2023

İsmet Can ŞAHİN



İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖZGÜNLÜK RAPORU	
ETİK BEYANI	
İTHAF	
TEŞEKKÜR ÖNSÖZ	
İÇİNDEKİLER	vii
TABLO LİSTESİ	x
ŞEKİL LİSTESİ	xi
SEMBOL LİSTESİ	xiv
KISALTMALAR	xv
TÜRKÇE ÖZ	xvi
İNGİLİZCE ÖZ (ABSTRACT)	xvii
1. GİRİŞ	1
1.1. Türkiye Tekstil ve Hazır Giyim Sektörü	4
1.2. Tekstil Boyama Süreci	10
1.3. Yapay Zekâ	12
1.4. Tekstilde Yapay Zekâ	14
2. GENEL BİLGİLER	16
2.1. Hedef Rengin Bulunması	16
2.1.1. Tekstilde Kullanılan Kumaşların Yapısı ve Özellikleri	16
2.1.2. Kumaş Boyama Seçimi	18
2.1.3. Numunenin Müşteriden Alınması	19
2.1.4. Ham Kumaşa Kasar İşleminin Uygulanması.....	21
2.1.5. Hedef Rengin Tahmini Reçetesinin Oluşturulması	21
2.1.6. Arşivden Araştırılması.....	21
2.1.7. Spektrofotometre Kullanarak Reçete Oluşturulması	22
2.1.8. Kullanılacak Kimyasalların Belirlenmesi.....	24
2.1.9. Reçetenin Oluşturulması.....	27
2.1.10. Sonuçların Değerlendirilmesi ve Müşteriye Bildirilmesi.....	28
2.2. Spektrofotometre Cihazı	29
2.3. Renk Teorisi, Işık, Renk Uzayları ve Boyama Reçetesi Hesaplama	32
2.3.1. Renk	32
2.3.1.1. Rengi Algılamak için Gerekli Sistem	32
2.3.1.2. Renk Oluşumunun Nedenleri	33
2.3.3. Işık	33
2.3.2.1. Işık Kaynağı	34
2.3.2.2. Elektromanyetik Spektrum	34
2.3.2.3. Dalga Boyu ve Frekans	36
2.3.2.4. Spektral Enerji Dağılımı	38
2.3.2.5. Renk Sıcaklığı	41
2.3.2.6. Cisim ve Reflektans	44

2.3.2.7. Renk Ölçüm Cihazları.....	45
2.3.3. Renk Uzayı	47
2.3.3.1. Rengin Sayısallaştırılması.....	47
2.3.3.2. Tristimulus Değerleri	47
2.3.3.3. Kromatiklik Diyagramı	48
2.3.3.4. CIELAB Renk Sistemi.....	50
2.3.3.5. Doygunluk (Chroma) ve Renk Tonu (Hue)	52
2.3.3.6. Renk Farklılığı	53
2.3.3.6. Renk Tutarsızlığı ve Metameri Kavramı.....	55
2.3.4. Boyama Reçetesi Hesaplama.....	56
2.3.4.1. Renk Üçgeni ile Değerlendirme.....	56
2.3.4.2. Matematiksel Eşleme	58
2.3.4.3. Reflektans ve K/S Değerlerinin Yorumlanması.....	59
2.4. Yapay Zekâ	61
2.4.1. Makine Öğrenmesi	62
2.4.1.1. Veriden Öğrenme	64
2.4.2. Derin Öğrenme	67
2.4.2.1. Derin Öğrenmeyi Anlama	68
2.4.3. Makine Öğrenmesi Tarihi.....	70
2.4.3.1. Olasılıksal Modelleme	71
2.4.3.2. Sinir Ağları.....	71
2.4.3.3. Kernel Yöntemleri.....	72
2.4.3.4. Karar Ağaçları, Gradyan Hızlandırma Makineleri.....	73
2.4.3.5. Sinir Ağlarına Geri Dönüş	74
2.4.3.6. Sinir Ağlarını Farklı Kılan Durum.....	75
2.4.4. Makine Öğrenmesine Genel Bakış	76
2.4.5. Uçtan Uca Makine Öğrenmesi ve Açık Kaynak Veri Kümeleri	80
2.5. Derin Öğrenmenin Matematiksel Temelleri	80
2.5.1. Sinir Ağları İçin Veri Gösterimleri.....	81
2.5.1.1. Skaler – 0B Tensör.....	81
2.5.1.2. Vektör – 1B Tensör.....	81
2.5.1.3. Matris – 2B Tensör.....	81
2.5.1.4. 3B ve Daha Fazla Boyutlu Tensörler	82
2.5.1.5. Tensör Özellikleri.....	83
2.5.1.6. Veri Tensörleri için Gerçek Dünya Örnekleri.....	83
2.5.1.7. Vektör Verisi.....	84
2.5.1.8. Zaman Verisi veya Dizi Verisi.....	84
2.5.1.9. Görüntü Verisi.....	85
2.5.1.10. Video Verisi	85
2.5.2. Sinir Ağları İçin Tensör İşlemleri.....	86
2.5.2.1. Eleman Tabanlı İşlemler	87
2.5.2.2. Uyuşmayan Vektörleri Yeniden Yayınlama	87
2.5.2.3. Tensör Nokta Çarpımı.....	88
2.5.2.4. Tensör Yeniden Boyutlandırma	98

2.5.2.5. Tensör İşlemlerinin Geometrik Yorumlanması	89
2.5.2.6. Derin Öğrenmenin Geometrik Yorumlanması.....	90
2.5.3. Sinir Ağlarının Motoru: Gradyan Tabanlı Optimizasyon.....	91
2.5.3.1 Türev	93
2.5.3.2 Tensör İşlemlerinin Türevi: Gradyan.....	94
2.5.3.3 Stokastik Gradyan İnişi	95
2.5.3.4 Geriye Yayılım Algoritması.....	99
2.6 Sinir Ağları, Tensorflow, Keras	99
2.6.1 Sinir Ağları	99
2.6.1.1 Katmanlar	100
2.6.1.2 Modeller	101
2.6.1.3 Kayıp Fonksiyonları ve Eniyileme Algoritmaları.....	101
2.6.2. Tensorflow	102
2.6.3. Keras	103
2.6.4. Keras ve Tensorflow'un Kısa Tarihi	104
2.7. Literatür Taraması.....	105
3. VERİ KÜMESİ VE YÖNTEM	109
3.1. Büyük Resme Bakma.....	109
3.1.1. Problemi Tanıma	110
3.1.2. İletim Hattı.....	113
3.2. Veri Kümesinin Oluşturulması	113
3.2.1. Boyamaların Yapılması	115
3.2.2. Spektrofotometre ile Renk Uzayı Değerlerinin Alınması	122
3.2.3. Veri Yapısına Hızlı Bakış.....	129
3.3. Performans Ölçütü Seçme.....	129
3.4. Özniteliklerin Ölçeklendirilmesi.....	134
3.5. Test Veri Kümesinin Oluşturulması	136
3.6. Yöntemlerin Uygulanması	137
3.6.1. XGBoost Yönteminin Uygulanması.....	138
3.6.1.1. Hiperparametreler	139
3.6.2. Yapay Sinir Ağı Yönteminin Uygulanması, Girdi Katmanı	140
3.6.3. Gizli Katman.....	141
3.6.3.1. Aktivasyon Fonksiyonu	141
3.6.4. Çıktı Katmanı	142
3.6.5. Ağların Eğitilmesi.....	143
4. BULGULAR	147
5. SONUÇ	149
KAYNAKÇA	150
ÖZGEÇMİŞ	153

TABLÖLAR LİSTESİ

	Sayfa
Tablo 1.1: Ülkelere Göre Tekstil ve Hammaddeleri İhracatı	6
Tablo 1.2: Türkiye İthalat ve İhracat Değerleri	7
Tablo 1.3: Ülkelere Göre Tekstil ve Hammaddeleri İhracatı	10
Tablo 2.1: Kolorimetri ve Spektrofotometre Cihazı.....	46
Tablo 3.1: Boyama Örneklerinin Reçete ve Renk Uzaı Değerleri	123
Tablo 3.2: Ev Fiyatı Tablosu	134



ŞEKİLLER LİSTESİ

	Sayfa
Şekil 1.1 : Küresel Tekstil Pazarı	1
Şekil 1.2 : AB Hazır Giyim İthalatı	3
Şekil 1.3 : Türkiye'den Tekstil ve Konfeksiyon İthalatında Beş Yıllık Değişim	4
Şekil 1.4 : AB Hazır Giyim İthalatı	12
Şekil 2.1 : Kumaş Türleri.....	16
Şekil 2.2 : Renk Pantonesi	20
Şekil 2.3 : Renkli Tekstil Malzemesi.....	20
Şekil 2.4 : Renkli Tekstil Malzemesi 2.....	21
Şekil 2.5 : Spektrofotometre Cihazı	22
Şekil 2.6 : Numunenin Yerleştirilmesi	23
Şekil 2.7 : Kapağın Kapatılması	23
Şekil 2.8 : Kumaşların Belirli Aralıklar ile Boyanması.....	24
Şekil 2.9 : 3 Farklı Reçete Oluşturulması.....	27
Şekil 2.10 : Işık Kabini	28
Şekil 2.11 : Spektrofotometre Cihazı	30
Şekil 2.12 : Renk Algılama Süreci	33
Şekil 2.13 : Işık Kaynağı	34
Şekil 2.14 : Elektromanyetik Spektrum.....	36
Şekil 2.15 : Renklere Göre Dalga Boyları	36
Şekil 2.16 : Dalga Boyu ve Frekans Arasındaki İlişki.....	37
Şekil 2.17 : Spektral Enerji Dağılımı ve Işık Kaynakları	38
Şekil 2.18 : Spektral Enerji Dağılımı ve Işık Kaynakları Spektrumu	39
Şekil 2.19 : Işık Kaynakları ve Absorpsiyon Değerleri.....	40
Şekil 2.20 : Emilen ve İletilen Işık	41
Şekil 2.21 : Renk Sıcaklıkları	42
Şekil 2.22 : Standart Aydınlatıcılar	43
Şekil 2.23 : Cisim ve Reflektans	44
Şekil 2.24 : % Reflektans Değerleri	44
Şekil 2.25 : Ölçüm Geometrisi	45
Şekil 2.26 : Tristimulus Değerleri	48
Şekil 2.27 : XYZ Koordinat Sistemi	48
Şekil 2.28 : Kromatiklik Diyagramı	49
Şekil 2.29 : $L^* a^* b^*$ Koordinat Sistemi.....	52
Şekil 2.30 : Doygunluk ve Renk Tonu Koordinat Sistemi	53
Şekil 2.31 : Toplam Renk Farklılığı	54
Şekil 2.32 : Tristimulus Değerleri	55
Şekil 2.33 : CIELCH Renk Farklılığı Yorumlama	55
Şekil 2.34 : Renk Tutarsızlığı ve Metameri.....	56

Şekil 2.35 : Renk Üçgeni	57
Şekil 2.36 : Yapay Zekâ, Makine Öğrenmesi, Derin Öğrenme.....	62
Şekil 2.37 : Yeni Programlama Paradigması: Makine Öğrenmesi	63
Şekil 2.38 : Örnek Veri	65
Şekil 2.39 : Koordinat Değiştirme	66
Şekil 2.40 : Rakam Sınıflandırma için Sinir Ağı Mimarisi	67
Şekil 2.41 : Rakam Sınıflandırma için Öğrenilen Veri Temsilleri	68
Şekil 2.42 : Sinir Ağı Ağırlıkları ile Parametreler	69
Şekil 2.43 : Kayıp Fonksiyonu ile Ağın Başarısının Ölçülmesi.....	69
Şekil 2.44 : Kayıp Fonksiyonu ile Ağırlıkların Güncellenmesi	70
Şekil 2.45 : Karar Sınırı	72
Şekil 2.46 : Karar Ağacı	73
Şekil 2.47 : Veri Bilimi Endüstrisi Cinsiyet Dağılımı.....	77
Şekil 2.48 : Veri Bilimi Endüstrisi Ülke Dağılımı	77
Şekil 2.49 : Veri Bilimi Endüstrisi Programlama Dilleri	78
Şekil 2.50 : Veri Bilimi Endüstrisi Ortamları.....	78
Şekil 2.51 : Veri Bilimi Endüstrisi Kütüphaneleri	79
Şekil 2.52 : Veri Bilimi Endüstrisi Bulut Ortamları.....	79
Şekil 2.53 : 2 Boyutlu Uzayda Bir Nokta	90
Şekil 2.54 : İki Vektörün Toplamı.....	90
Şekil 2.55 : Karmaşık Kâğıdın Çözülmesi	91
Şekil 2.56 : F Fonksiyonunun P'deki Türevi.....	94
Şekil 2.57 : Tek Parametre için SGD	96
Şekil 2.58 : İki Boyutlu Kayıp Yüzeyinde SGD	97
Şekil 2.59 : Lokal ve Global Minimum.....	98
Şekil 2.60 : En İyileme Algoritması	100
Şekil 2.61 : Donanım ve Yazılım	103
Şekil 3.1 : Arşiv Verisi ile Boyama Reçetesi	109
Şekil 3.2 : Arşiv Verisi	109
Şekil 3.3 : Müşteri Numune Klasörleri.....	110
Şekil 3.4 : 3 Farklı Boyama Reçetesi.....	111
Şekil 3.5 : Kalite Kontrol Işık Kabini.....	112
Şekil 3.6 : İletim Hattı	113
Şekil 3.7 : Sunfix SPD Reaktif Boyası	114
Şekil 3.8 : Renk Üçgeni	114
Şekil 3.9 : Tartı Cihazı.....	115
Şekil 3.10 : 3 Farklı Toz Boyalar	115
Şekil 3.11 : Berazol RED 3BS.....	116
Şekil 3.12 : Red 3BS Boya Açılımları.....	116
Şekil 3.13 : Boya, Tuz, Alkali, Soda ve Sülfat Kimyasallarının Belirlenmesi..	117
Şekil 3.14 : Boyama Reçetesi Örneği	118

Şekil 3.15 : Boyama Süreci	118
Şekil 3.16 : Pipetleme Cihazı ve Pipet.....	119
Şekil 3.17 : Tüpler ve Boyaların Tüplere Pipetlenmesi.....	119
Şekil 3.18 : İyon tutucu, Soda ve Alkali.....	120
Şekil 3.19 : Kumaşların Boyandığı Cihaz	120
Şekil 3.20 : Kumaşların Yıkanması	121
Şekil 3.21 : Kumaşın Durulanması	121
Şekil 3.22 : Kurutma Cihazı	122
Şekil 3.23 : Veri Yapısı	129
Şekil 3.24 : Küçük Büyük Ölçekleme Örneği	136
Şekil 3.25 : Yapay Sinir Ağı Modeli	140
Şekil 3.26 : Relu Aktivasyon Fonksiyonu	142
Şekil 3.27 : Doğrusal Aktivasyon Fonksiyonu	143
Şekil 4.1 : Tahmin Edilen ve Gerçek Değer (Sarı).....	147
Şekil 4.2 : Tahmin Edilen ve Gerçek Değer (Kırmızı).....	147
Şekil 4.3 : Tahmin Edilen ve Gerçek Değer (Mavi).....	148
Şekil 4.4 : Model Kaybı ve Devir İlişkisi	148

SEMBOL LİSTESİ

λ	: Dalga Boyu
μm	: Mikrometre
ν	: Frekans
c	: Işık Hızı
L^*	: Parlaklık
a^*	: Yeşil ve Kırmızılık
b^*	: Sarı ve Mavilik
X_n	: Tristimulus Değerleri
Y_n	: Tristimulus Değerleri
Z_n	: Tristimulus Değerleri
C^*	: Doygunluk
h^*	: Renk Tonu
ΔL^*	: Renk Farklılığı
Δa^*	: Renk Farklılığı
Δb^*	: Renk Farklılığı

KISALTMALAR

YBBO	: Yıllık Bileşik Büyüme Oranı
GPS	: Global Positioning System
ABD	: Amerika Birleşik Devletleri
AB	: Avrupa Birliği
İHKİB	: İstanbul Hazır Giyim İhracatçıları Birliği
IFCO	: Istanbul Fashion Connection
GSYİH	: Gayri Safi Yurt İçi Hasıla
AI	: Artificial Intelligence
YZ	: Yapay Zekâ
IBM	: International Business Machines
IoT	: Internet of Things
BFSI	: Banking Financial Services and Insurance
WFX	: World Fashion Exchange
AR	: Augmented Reality
VR	: Virtual Reality
ph	: Power of Hydrogen
UV	: Ultraviyole
PAMPES	: Pamuk ve Polyester
LED	: Light-Emitting Diode
EM	: Elektromanyetik Spektrum
SED	: Spektral Enerji Dağılımı
CIE	: Commission Internationale de l'Eclairage

ÖZ

Makine Öğrenmesi Teknikleri ile Boyama Reçetesi Tahmini

İsmet Can ŞAHİN

Millî Savunma Üniversitesi, Atatürk Stratejik Araştırmalar ve Lisansüstü

Eğitim Enstitüsü

İstanbul, Temmuz 2023

Bu tez çalışmasında tekstil boyahane firmalarının laboratuvar bölümünde müşteriiden alınan numune renginin veya hedef rengin belirlenmesi ve tahmin edilmesi üzerine kapsamlı bir analiz sunulmaktadır. Tekstil sektörünün dünyadaki ve Türkiye’deki önemine de değinilmektedir. Bu çalışmada bir tekstil terbiye firmasında örnek bir çalışma yapılmış ve süreçler paylaşılmıştır. İlk olarak hedef rengi belirlemek için kullanılan klasik süreçler kapsamlı bir şekilde anlatılmıştır. Kumaş boyamaları işletme standartlarına göre İstanbul’da bir fabrikada yapılmıştır. Ardından spektrofotometre cihazı ile alınan renk uzayı değerleri ve reçete değerleri ile makine öğrenmesi yöntemleri ve yapay sinir ağları kullanılarak boyama reçetesi tahminlemesi yapılmıştır. 66 boyanmış pamuk kumaş örneğinde sinir ağları ile %98’lik bir doğruluk elde edilmiştir. Deneysel sonuçlar, makine öğrenmesi yöntemlerinin kumaş boyama reçetesi tahmininde başarılı bir şekilde kullanılabileceğini göstermektedir.

Anahtar Sözcükler: Boyama Reçetesi Tahmini, Makine Öğrenmesi, Tekstil Boyahane, Spektrofotometre, Renk Uzayı.

Bilim Kodu : 92431, 92432, 92429

Sayfa Sayısı : xvii + 153

Tez Danışmanı : Doç. Dr. Can EYÜPOĞLU

ABSTRACT

Fabric Dyeing Recipe Prediction with Machine Learning Techniques

Ismet Can SAHIN

Turkish National Defense University, Atatürk Strategic Research and
Postgraduate Education Institute

Istanbul, July 2023

In this thesis study, a comprehensive analysis is presented on determining and estimating the sample color or target color received from the customer in the laboratory department of textile dyeing companies. The importance of the textile sector in the world and in Turkey is also mentioned. In this study, a sample study was conducted in a textile finishing company and the processes were shared. Firstly, the classical processes used to determine the target color are described in a comprehensive way. Fabric dyeing was done in a factory in Istanbul according to business standards. Then, color space values and prescription values obtained with a spectrophotometer device and coloring prescription estimation were performed using machine learning methods and artificial neural networks. An accuracy of 98% was achieved with neural networks in 66 dyed cotton fabric samples. The experimental results show that machine learning methods can be successfully used in fabric dyeing recipe prediction.

Keywords: Dyeing Recipe Prediction, Machine Learning, Textile Dyehouse, Spectrophotometer, Color Space.

Science Code : 92431, 92432, 92429
Pages : xvii + 153
Supervisor : Assoc. Prof. Can EYUPOGLU, P.h.D

1. GİRİŞ

Tekstil endüstrisi, tekstil ürünleri fabrikaları, tekstil kumaş terbiye ve kumaş kaplama fabrikaları dahil olmak üzere çeşitli kategorilerde sınıflandırılabilir. Ev mobilyaları, bir evi döşemek için kullanılan sandalyeler, masalar, kanepeler ve şilteler gibi tüm taşınabilir öğeleri kapsar. Tekstiller, pamuk, jüt, ipek, sentetik lifler ve yün gibi çeşitli malzemelerden yapılabilir ve dokuma, dokuma olmayan işlemler gibi farklı teknikleri içerebilir (Textile Global Market, 2023).

Dünya çapında tekstil pazarı, 2022'den 573,22 milyar \$'a ulaşan %6,6'lık yıllık bileşik büyüme oranı (CAGR) ile 2023'te 610,91 milyar \$'a ulaştı. Ancak, Rusya ile Ukrayna arasında devam eden çatışma nedeniyle, en azından kısa vadede, COVID-19 salgınından küresel ekonomik toparlanma şansı engellenmiştir. Bu çatışma, birçok ülkede ekonomik yaptırımlara, emtia fiyatlarında dalgalanmalara ve tedarik zincirlerinde aksamalara neden olarak mal ve hizmetlerde enflasyona yol açarak küresel olarak çeşitli pazarları etkilemiştir. Tekstil pazarının %5,5'lik bir YBBO ile 2027 yılına kadar 755,38 milyar dolara ulaşması beklenmektedir (Textile Global Market, 2023). Küresel tekstil pazarının büyüklüğü Şekil 1.1'de görülmektedir.



Şekil 1.1: Küresel Tekstil Pazarı.

Textile Global Market 2023'ten uyarlanmıştır.

Tekstil üretim pazarı, küresel COVID-19 salgınından büyük ölçüde etkilenmiştir. İlk olarak 2019'da Çin'de ortaya çıkan hastalık, ticaret kısıtlamaları nedeniyle tedarik zincirlerinde aksamalara ve hükümetin zorunlu kıldığı kilitlenmeler sonucunda tüketimin azalmasına neden olmuştur. COVID-19 oldukça bulaşıcıdır ve ateş, öksürük ve nefes almada zorluk gibi grip benzeri semptomlar üretir. Pandemi, dünya çapında ekonomik faaliyette bir düşüşe yol açarak hükümetleri yayılmasını kontrol etmek için katı önlemler almaya teşvik etmiştir. Sonuç olarak, üretim faaliyetleri durdurulmuş ve işletmeler 2020 ve 2021 boyunca olumsuz etkiler yaşamıştır. Bununla birlikte, piyasadaki veya küresel ekonomideki herhangi bir geri kalmış zayıflıkla ilgili olmayan öngörülemez (siyah kuğu olayı) bir felaket olarak görüldüğü için, piyasanın tahmin dönemi boyunca bu benzeri görülmemiş olaydan toparlanması beklenmektedir (Textile Global Market, 2023).

Akıllı tekstil ürünlerine olan talep, kablosuz teknolojilerdeki gelişmeler ve artan bağlantı ihtiyacı tarafından yönlendirilmektedir. Bu tekstiller, çevreleriyle etkileşime girebilen ve ısı, hareket, elektrik ve kimyasallar gibi fiziksel uyaranlara yanıt verebilen kumaşlardır. Akıllı tekstiller, optik fiberler, metaller ve iletken polimerler gibi malzemeleri içerebilen sensörler, aktüatörler ve kumaşlardan oluşur. Moda, eğlence, tıbbi bakım, ulaşım, spor ve fitness ve askeriye gibi çeşitli sektörlerde kullanılmaktadırlar. Örneğin, Cityzen Science'ın tişörtü, kalp atış hızı izleme, GPS, ivmeölçer ve altimetre dahil olmak üzere birçok işleve sahiptir (Textile Global Market, 2023).

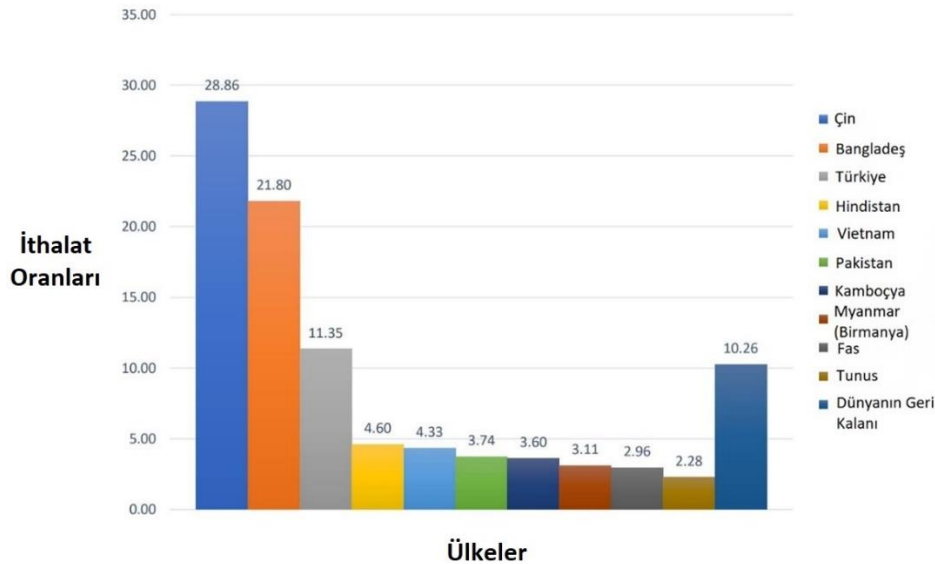
2022'de tekstil pazarına Asya-Pasifik bölgesi hâkim olmuştur. Ardından ikinci en büyük pazar olarak Batı Avrupa gelmiştir. Tekstil pazarı, Asya-Pasifik, Batı Avrupa, Doğu Avrupa, Kuzey Amerika, Güney Amerika, Orta Doğu ve Afrika gibi dünya genelindeki çeşitli bölgeleri kapsamaktadır (Textile Global Market, 2023).

Online alışverişe yönelik artan talebin talebi artırması beklendiğinden, e-ticaretin yükselişinin tekstil imalat endüstrisi üzerinde olumlu bir etkisi olacaktır. E-ticaret platformları, üreticilerin ürünlerini daha büyük ölçekte satmalarına olanak tanıyarak, müşteri tabanlarını artırmaya ve coğrafi olarak erişimlerini genişletmeye yardımcı olarak tekstil imalat pazarının büyümesine yol açabilir. Bunun iyi bir örneği, e-ticaret portallarının mevcudiyetinin geleneksel hazır giyim üreticilerinin daha geniş bir teshir elde etmelerine ve yerel bölgelerinin ötesinde satışlarını artırmalarına yardımcı olduğu Hindistan gibi ülkelerde görülebilir (Textile Global Market, 2023).

Avrupa Birliği'nin ABD'den daha fazla giyim eşyası ithal ettiğini biliyor muydunuz? 2022'de AB hazır giyim ithalatı 96,7 milyar € (102 milyar \$'dan fazla) olurken, ABD 99 milyar \$ ithal etmektedir (United States Fashion Industry Association, 2023).

Çin, 28 milyar avroyu aşan ihracatıyla Avrupa Birliği'nin birincil hazır giyim ihracatçısıdır. Bu rakam, Çin'in ABD'ye gönderdiği 21 milyar avroluk giysiyi aşmaktadır (United States Fashion Industry Association, 2023).

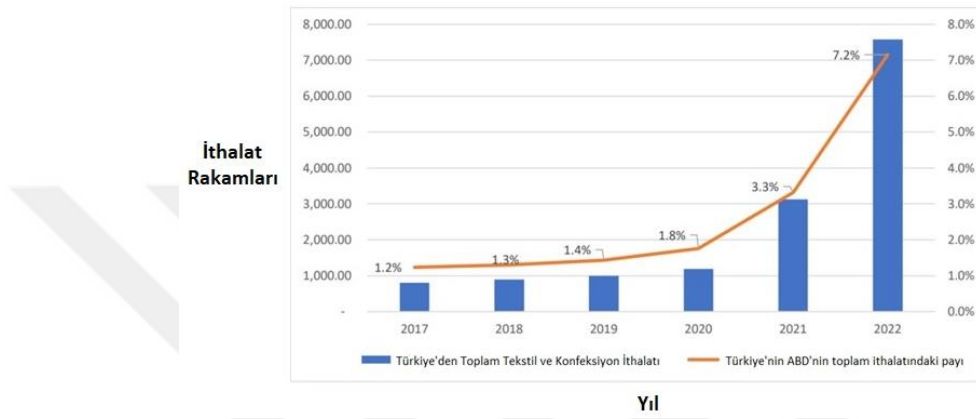
AB, Çin'e kıyasla ikinci (Bangladeş) ve üçüncü (Türkiye) tedarikçilerden daha fazla hazır giyim ithalatı yapmaktadır. Birleştirildiğinde, bu iki tedarikçi Çin'den daha fazla sevkiyat yapıyor ve AB hazır giyim ithalatının sırasıyla %22 ve %11'ini oluşturmaktadır. İlginç bir şekilde, Bangladeş'in AB'ye yaptığı hazır giyim ihracatı, ABD'nin Bangladeş'ten yaptığı ithalatın iki katı değere sahiptir (ABD'nin Türkiye'den yaptığı en büyük hazır giyim ithalatı hakkında daha fazla bilgiyi bir sonraki sayfada bulabilirsiniz.) (United States Fashion Industry Association, 2023). AB hazır giyim ithalatının ülkelere göre yüzdelik değerleri Şekil 1.2'de görülmektedir.



Şekil 1.2: AB Hazır Giyim İthalatı.

United States Fashion Industry Association, 2023'ten uyarlanmıştır.

Türkiye'nin ABD'ye tekstil ve hazır giyim ithalatı pandemi sırasında önemli bir artış gördü ve Türkiye bu kategoride ABD pazarının üçüncü büyük tedarikçisi olmuştur. Karşılaştırıldığında, Türkiye 2021'de altıncı ve 2020'de onuncu sırada yer almaktadır. Şu anda Türkiye, ABD tarafından ithal edilen toplam tekstil ve hazır giyimin %7'sinden fazlasını sağlamaktadır (United States Fashion Industry Association, 2023).



Şekil 1.3: Türkiye'den Tekstil ve Konfeksiyon İthalatında Beş Yıllık Değişim.

United States Fashion Industry Association, 2023'ten uyarlanmıştır.

1.1 Türkiye Tekstil ve Hazır Giyim Sektörü

Türkiye'nin ihracatı 2022'de 254 milyar dolar ile tarihi bir zirveye ulaşmıştır. Küresel pazardaki yavaşlamanın olumsuz etkilerine rağmen, Türkiye ihracat sektörü rekorlarla dolu bir yılı daha geride bırakmıştır. Ülkenin toplam ihracatı, bir önceki yıla göre %12,9'luk etkileyici bir büyüme oranını temsil ederek 254 milyar dolara yükselmiştir (Focus Business Türkiye, 2023).

Almanya, ABD, Irak, İngiltere ve İtalya'nın Türkiye'nin en çok ihracat yaptığı ilk beş ülke olmuştur. Türkiye'nin ihracatını en çok artıran ülkeler ise Rusya, Irak, ABD, Almanya ve Romanya olmuştur. Türkiye'nin ihracatı 108 ülkede yeni bir rekora ulaştı ve 52 ülkede 1 milyar doları aşmıştır. 16 sektör rekora imza atarken, 23 sektör 1 milyar doların üzerinde ihracat gerçekleştirmiştir. Ayrıca 21.501 yeni ihracatçı, 3,7 milyar dolarlık ihracatla Türkiye ihracat ailesine katılmıştır (Focus Business Türkiye, 2023).

Tekstil ve hazır giyim sektörü, Türk sanayi üretiminde en büyük paya sahiptir ve ülkede ilk kurulan sektörlerden biridir. Türk tekstil ve hammaddeleri sektörü, kumaş, iplik ve ev tekstillerini kapsayan geniş bir sektördür ve son birkaç on yılda önemli bir gelişme göstermiştir. Özellikle Türk kumaş ve ev tekstili sektörleri, son yirmi yıldır dünya giyim ve ev tekstili pazarlarında hayati bir rol oynamaktadır. Bu sektörün işleme kapasitesi, modern teknolojisi, nitelikli iş gücü ve ürün kalitesi Avrupa Birliği ile eşdeğerdir (Focus Business Türkiye, 2023).

Türk tekstil ve hammaddeleri sektörü, küresel pazarda birçok rekabet avantajına sahiptir. Bunlar, ileri teknoloji, geniş ürün yelpazesi ve yüksek kaliteli, yaratıcı tasarımları içermektedir. Sektör, deneyimli ve nitelikli işgücünün yanı sıra yeni teknolojilere ve değişen müşteri taleplerine hızla uyum sağlayabilen esnek bir üretim sürecinden de yararlanmaktadır. Sonuç olarak, Türk üreticiler uluslararası müşterilerin ihtiyaçlarını karşılayan üst düzey ürün ve hizmetler sunabilmektedir. Bu, dünya çapında Türk tekstil ve hammaddeleri ihracatçıları için güçlü bir itibar oluşturmaya yardımcı olmuştur (Focus Business Türkiye, 2023).

Tekstil üretimi, Sanayi Devrimi'nden bu yana uluslararası ticarete önemli bir faktör olmuştur. Ne yazık ki 2020 yılında COVID-19 pandemisi dünya çapında birçok sektör gibi tekstil sektörünü de olumsuz etkilemiştir. Ancak 2021 yılında pandeminin yıkıcı etkileri hafiflerken dünya genelinde tekstil ihracatında bir önceki yıla göre %4,6 artış yaşanarak 381,3 milyar dolar ile pandemi öncesi seviyeleri aşmıştır

Dünya tekstil ticaretinde dünya pazarından aldıkları paya göre önde gelen ihracatçı ülkeler Çin (%35,0), Hindistan (%6,9), ABD (%5,3), Türkiye (%4,2) ve Almanya (%4,1). Türkiye'nin tekstil ihracatı 2021 yılında bir önceki yıla göre %31,0 gibi önemli bir artış göstererek 16,2 milyar dolara ulaşmıştır. Bu büyüme, Türkiye'nin dünya pazarında %4,2'lik pay ile dördüncü sıraya yükselmesini sağlamıştır (Focus Business Türkiye, 2023).

Türk tekstil sektörünün ihracat performansı yıllar içinde istikrarlı bir artış göstererek 2010'da 9,4 milyar dolardan 2014'te 13,1 milyar dolara, ardından 2020'de 12,3 milyar dolara ulaşmıştır. Dünya tekstil sektöründe yaşanan ciddi daralma tüm sektörlerdeki tekstil ve hammaddeleri ihracatımızı olumsuz etkilemiştir. Bu zorluklara rağmen pandeminin küresel markaların satın alma kararlarına doğrudan etkisi, uzak doğu ülkelerinden ülkemize siparişlerin artmasına neden olmuştur. Tekstil ve hammaddeleri sektörü dış ticaret fazlası veren ender sektörlerden biridir.

2010’da 9,4 milyar dolar, 2015’te 8,6 milyar dolar ve 2020’de 7,7 milyar dolar kayıt değeri ile bu sektördeki ithalat yıllar içinde istikrarlı bir seyir izledi. Ancak 2021’de ithalat bir önceki yıla göre yüzde 28,4 arttı, 9,9 milyar dolara ulaşmıştır (Focus Business Türkiye, 2023). Ükelere göre tekstil ve hammaddeleri ihracatı Tablo 1.1’de görülmektedir.

Tablo 1.1: Ükelere Göre Tekstil ve Hammaddeleri İhracatı

Ülkeler	2019	2020	2021	2020/2021	2021
	(1.000 \$)	(1.000 \$)	(1.000 \$)	Değişim	Pay
Çin	122.335.115	156.072.263	133.589.050	-14,4%	35,0%
Hindistan	19.243.533	17.381.028	26.264.324	51,1%	6,9%
ABD	20.910.426	18.660.071	20.382.708	9,2%	5,3%
Türkiye	12.511.407	12.342.286	16.163.088	31,0%	4,2%
Almanya	14.374.630	14.389.755	15.580.284	8,3%	4,1%
İtalya	12.226.264	10.079.343	12.482.309	23,8%	3,3%
Vietnam	9.386.232	10.069.052	11.218.390	11,4%	2,9%
Güney Kore	10.737.486	9,096.027	10.264.387	12,8%	2,7%
Pakistan	7.853.099	7.420.051	9.615.399	29,6%	2,5%
Tayvan	8.711.037	7.154.869	8.576.975	19,9%	2,2%
Hollanda	6.014.731	6,165.093	7.308.548	18,5%	1,9%
Belçika	6.644.291	6.198.551	6.989.562	12,8%	1,8%
Japonya	7.209.413	6.095.630	6.746.703	10,7%	1,8%
Fransa	5.331.249	4.737.392	5,571,565	17,6%	1,5%
Hong Kong	6.329.867	5.346.832	5.291.209	-1,0%	1,4%
İspanya	4.821.542	4.174.389	5.266.286	26,2%	1,4%
Endonezya	4.592.431	3.564.991	4,548,783	27,6%	1,2%

Tablo 1.1 – devam.

Avustralya	3.631.080	2.148.947	4,392,949	104,4%	1,2%
Brezilya	3.407.835	3.929.463	4.322.574	10,0%	1,1%
Tayland	4.464.258	3.687.355	4.256.515	15,4%	1,1%
Toplam Liste (ilk 20 Ülke)	290.735.926	308.713.388	318.831.608	3,3%	83,6%
Diğerleri	58.067.750	55.758.665	62.515.760	12,1%	16,4%
Genel Toplam	348,803,676	364.472.053	381.347.368	4,6%	100,0%

Ticaret Bakanlığı, (2021)'den uyarlanmıştır.

Tekstil ve hammaddeleri sektörü ihracatları ülke bazında incelendiğinde 2021 yılında en çok ihracat yaptığımız ülkeler ABD (%12,9 pay), Almanya (%7,7 pay), İtalya (%7,25 pay), Birleşik Krallık (sırasıyla %4,8 pay) ve Bulgaristan (%3,4 pay). Ancak ana ticaret ortağımız AB27 ülkeleri (Birleşik Krallık hariç) 2021 yılında bir önceki yıla göre %33,8 artarak 6,6 milyar dolara ulaşmıştır. Ayrıca Türkiye'nin toplam ihracatının yaklaşık yarısı AB ülkelerine yapılmaktadır (Ticaret Bakanlığı, 2021). Türkiye'nin ithalat ve ihracat değerleri Tablo 1.2'de görülmektedir.

Tablo 1.2: Türkiye İthalat ve İhracat Değerleri

	İhracat		İthalat	
	Değer (\$)	Değişim	Değer (\$)	Değişim
2010	9.458.194.881		9.407.358.852	
2011	11.447.747.145	21,0%	10.787.628.546	14,7%
2012	11.650.024.971	1,8%	9.012.671.601	-16,5%
2013	12.746.918.381	9,4%	9.653.380.446	7,1%
2014	13.111.414.479	2,9%	10.081.970.007	4,4%
2015	11.496.444.509	-12,3%	8.570.284.174	-15,0%

Tablo 1.2 – devam.

2016	11.432.055.062	-0,6%	8.443.272.414	-1,5%
2017	12.026.909.773	5,2%	9.753.239.544	15,5%
2018	12.571.216.304	4,5%	8.784.015.926	-9,9%
2019	12.508.619.876	-0,5%	9.034.738.377	2,9%
2020	12.341.481.537	-1,3%	7.771.697.975	-14,0%
2021	16.161.490.868	31,0%	9.982.316.107	28,4%

Ticaret Bakanlığı, (2021)'den uyarlanmıştır.

Türkiye'nin tekstil ve hammaddeleri ithalatına baktığımızda 2021 yılında en yüksek paya %17,7 ile Çin'in sahip olduğunu, onu %6,8 ile Hindistan'ın, %6,2 ile ABD'nin, %5,2 ile Yunanistan'ın ve %5,1 ile Brezilya'nın izlediğini görülmektedir. Ayrıca ilk 20 ithalatçı ülke, dünya toplam ithalatının %83,4'ünü gerçekleştirmiştir (Ticaret Bakanlığı, 2021).

Türk hazır giyim sektörü, üç temel alana odaklanan bir dönüşüm planı belirlemiştir:

- **Sürdürülebilirlik**
- **Döngüsel ekonomi**
- **Dijitalleşme**

Türk hazır giyim sektörü, Avrupa Yeşil Anlaşması'na yanıt olarak şu anda sürdürülebilirlik ve çevre dostu üretime odaklanmaktadır. Sektör geçmişte sürdürülebilirliğin öneminin farkında olmasına rağmen, artık AB Yeşil Mutabakat gerekliliklerinin karşılanmasına ve sürdürülebilirlik uygulamalarının iyileştirilmesine artan bir vurgu yapılmaktadır (United States Fashion Industry Association March, 2023).

Pandemi, Türk hazır giyim sektörünün ihracatının 20 milyar doları aşmasıyla sonuçlanmıştır. Bu da sektörün geleneksel rekabetçi özelliklerinin, COVID sonrası dönemde küresel hazır giyim tedarik zincirinin gereksinimleriyle ne kadar uyumlu olduğunun altını çizmektedir. Türk hazır giyim sektörünün küresel hazır giyim değer

zincirindeki avantajlarından biri, büyük pazarlara yakın olmasının yanı sıra esneklik ve stoksuz üretim yapabilmesidir (United States Fashion Industry Association March, 2023).

Türkiye’den hazır giyim tedarikçileri ürünlerini her üç ayda bir ABD’de sergilemektedir. Türk hazır giyim sektörü, Amerikalı tüketicileri katma değerli hazır giyim ürünleriyle tanıştırmak istemektedir. Sektörün önde gelen temsilci kuruluşu İstanbul Hazır Giyim İhracatçıları Birliği (İHKİB), Amerikalı müşterilerle iş geliştirmek isteyen Türk hazır giyim markalarını sergilemek için New York’a ticari heyetler düzenlemektedir (United States Fashion Industry Association March, 2023).

Istanbul Fashion Connection (IFCO), moda etkinlikleri için yılda iki kez uluslararası alıcıları İstanbul’da ağırlamaktadır (United States Fashion Industry Association March, 2023).

Geçen yıldan bu yana Türkiye’nin önde gelen giyim markaları global ortakları ile IFCO’da toplantılar düzenlemektedir. Sonuç olarak IFCO, ABD dahil dünyanın her yerinden gelen küresel alıcılar için çok önemli bir moda merkezi haline gelmektedir (United States Fashion Industry Association March, 2023).

2022’de Türkiye’nin hazır giyim sektörü, ülkenin toplam ihracatının %12,4’ünü oluşturan tekstil dahil 31,2 milyar dolar ihracat yapmıştır. Ayrıca, her iki sektör de Türkiye’nin toplam sanayi üretiminin %17’sine katkıda bulunmakta ve 1,2 milyondan fazla kişiye istihdam sağlamaktadır. Türkiye’nin GSYİH’sının %6,7’sini oluşturan tekstil ve hazır giyim sektörlerinin toplam üretim değeri 2022’de 79 milyar dolar olmuştur. Türkiye’de hazır giyim sektörü, imalatın birincil sektörüdür ve Türkiye ekonomisinde en fazla istihdam edilen kişiye sahiptir. Sektör, yakın gelecekte 40 milyar dolarlık ihracat hacmine ulaşma hedefi belirlemiştir (UYANIK ve diğerleri., 2019).

Hammaddeler, özellikle boyama ve terbiye ile uğraşan işletmeler hariç, tekstil endüstrisindeki maliyetlerin çoğunluğunu aslında yarısından fazlasını oluşturmaktadır. Bu hammaddeler temel olarak pamuk liflerinden ve naylon veya polyester gibi yapay liflerden oluşur. İşçilik, etkileyen maliyetler söz konusu olduğunda ikinci sırada yer almaktadır (yaklaşık %25). Boyama ve terbiye işlemlerinde hammaddelerin toplam maliyetler içindeki oranı azalırken, enerji

maliyetleri, boya ve amortisman merkezde yer almaktadır (UYANIK ve diğerleri., 2019). Tablo 1.3'te tekstil endüstrisinde maliyet bileşenleri görülmektedir.

Tablo 1.3: Ülkelere Göre Tekstil ve Hammaddeleri İhracatı

Ana Maliyet Kalemlerinin Payı (%)	Tekstil (Genel)	Tekstil (Boyahane)
Ana Malzeme/Kimyasal Malzeme	33	15
Boya	4	10
Diğer Yardımcı Maddeler	7	-
İşçilik/İnsan Kaynakları	25	26
Amortisman	7	17
Enerji	9	16
Finansman	3	2
Bakım ve onarım	2	3
Diğer giderler	10	11

Uyanık ve diğ., (2019)'dan uyarlanmıştır.

1.2 Tekstil Boyama Süreci

Elyaf Seçimi: İlk adım, boyayacağınız elyafın türünü belirlemektir. Farklı lifler, farklı boyalara farklı tepki verir, dolayısıyla bu, kullandığınız boyayı belirleyecektir. Pamuk, yün ve ipek gibi doğal lifler doğal boyalarla boyanabilirken, polyester ve naylon gibi sentetik lifler tipik olarak sentetik boyalar gerektirmektedir Dyeing and printing (2023).

Boya Seçimi: Çalışacağınız elyafın türünü belirledikten sonra uygun boyayı seçebilirsiniz. Bu sadece elyaf tipine değil, aynı zamanda elde etmek istediğiniz renge de bağlı olacaktır Dyeing and printing (2023).

Boyanın Test Edilmesi: Büyük miktarlarda boyamaya başlamadan önce, doğru renk olduğundan ve kumaş üzerinde herhangi bir olumsuz etkisi olmadığından emin olmak için boyayı küçük bir kumaş parçası üzerinde test edilmesi gerekmektedir. Testiniz sırasında boya konsantrasyonunu ve istenen rengi elde etmek için geçen süreyi not edilmesi gerekmektedir Dyeing and printing (2023).

Boya Banyosunu Hazırlama: Bir sonraki adım boya banyosunu hazırlamaktır. Bu tipik olarak boyanın suda çözülmesini içerir, ancak kesin işlem kullandığınız boyaya bağlı olacaktır. Bazı boyalar, boyanın kumaşa yapışmasına yardımcı olan bir mordan eklenmesini de gerekmektedir Dyeing and printing (2023).

Kumaşın Boyanması: Boya banyosu hazırlandıktan sonra kumaşı eklemeniz gerekmektedir. Kumaş tamamen boya banyosuna daldırılmalı ve düzgün bir renk elde etmek için ara sıra karıştırılmalıdır. Kumaşın boya banyosunda kalma süresi boyanın cinsine ve istenilen renge göre değişmektedir Dyeing (2023).

Durulama ve Kurutma: Kumaş istenilen renge ulaştıktan sonra su berraklaşana kadar soğuk suda durulanmalıdır. Durulamadan sonra kumaş kurutulmalıdır. Bu, kuruması için fabrikalarda kurutma makinesi kullanılmaktadır Dyeing (2023).

Kayıt Tutma: Son olarak, boyama sürecinizin ayrıntılı kayıtlarını tutmanız önemlidir. Bu, elyaf tipini, kullanılan boya tipini ve miktarını, kumaşın boya banyosunda kaldığı süreyi ve işlemle ilgili diğer detayları içermektedir. Bu, gelecekte aynı rengi yeniden oluşturmanıza veya gerekirse ayarlamalar yapmanıza olanak tanımaktadır Dyeing (2023).

Herhangi bir renkten, hedef rengi en iyi takip eden tahmini reçeteyi belirlemek için arşivlerin gözden geçirilmesiyle belirlenen sonuçlarla tahmini bir reçeteyi ve temsili boyalar oluşturulabilmektedir. Hedef renk, boya oluşturmayı optimize etmek için arşiv renklerine yeterince yakın olmalı ve gerçek giysiler oluştururken bu rengin nasıl görüneceğine dair daha doğru bir temsil sağlamalıdır. Bu nedenle, renk testlerinde kullanılan numunelerin mümkün olduğunca arşivlenmesi ve bu nedenle gelecekteki karşılaştırmalar için mevcut olması idealdir. Tarifinizi geliştirirken mevcut tüm doğal içeriklerinizi ve her boyanın mevcut durumuna göre renk derinliğini ve nüanslarını göz önünde bulundurmanız çok önemlidir. Biliyorsunuz, farklı boya varyasyonları farklı tonlardadır, bu nedenle bir reçete oluştururken kaynaklarınıza dikkat etmeniz ve sahip olduğunuz herhangi bir malzemeyi

atmamanız önemlidir çünkü hepsinin bitmiş reçetenizin sonucu üzerinde bir etkisi olacaktır (Chen ve diğerleri., 2021).

Moda markaları için, markanızın tonlarını doğru bir şekilde çoğaltmak zorunludur. Renk örneklerine bakmak ve yapabileceğiniz en doğru tonlara bağlı kalmak, tekstilde kar kazanıp kazanmadığını belirleyecek olan şeydir. Bazı baskı ve boyama fabrikaları hala insan merkezli yöntemler kullanıyor, ancak algoritmik programlama yoluyla kumaşa renk aşıl原因 yeni bir süreç kullananlar, özellikle moda endüstrisinin daha önemli ortakları ve müşterileri arasında çekiş kazanmaktadır. Bu insan merkezli prosedürler nedeniyle pazarın doğruluk, hız ve özelleştirme beklentilerini karşılamak zordur. Renk eşleştirmenin etkinliğini ve doğruluğunu artırmak için, tekstil boyama ve baskı için bilgisayar destekli renk eşleştirme önemli bir araştırma konusudur. Aynı zamanda tekstil işletmelerinin küresel rekabet güçlerini artırmaları için önemli bir yoldur (Chen ve diğerleri., 2021).

1.3 Yapay Zeka

Küresel yapay zekâ (AI) pazarının tahmini büyüklüğü şu anda 119,78 milyar ABD dolarıdır ve 2030 yılına kadar 1.591,03 milyar ABD dolarına ulaşması ve 2022 ile 2030 arasında %38,1'lik bir YBBO ile sonuçlanması beklenmektedir. Şu anda 2023 itibarıyla 164,99 milyar ABD doları değerindedir (Artificial Intelligence Report, 2023).



Şekil 1.4: AB Hazır Giyim İthalatı.

Artificial Intelligence Report, 2023'ten uyarlanmıştır.

Son birkaç yılda, dijital teknolojinin ve internetin yaygın olarak benimsenmesi, küresel yapay zekâ pazarının büyümesinde önemli bir rol oynadı. Araştırma ve geliştirmeye büyük yatırım yapan teknoloji devleri, endüstriler genelinde teknolojik ilerlemeleri de yönlendiriyor. Otomotiv, sağlık, bankacılık ve finans, imalat, yiyecek-içecek, lojistik ve perakende gibi çeşitli sektörlerde artan yapay zekâ talebinin pazarın büyümesini daha da hızlandırması bekleniyor. İnovasyon çoğu endüstride her zaman kritik bir rol oynamıştır (Artificial Intelligence Report, 2023).

Yapay zekâ pazarı, hayat kurtaran tıbbi cihazların artan popülaritesi ve yeni elektrikli araçlardaki kendi kendine sürüş özelliği sayesinde dünya çapında önemli bir büyüme yaşıyor. Dijitalleşmeye yönelik küresel değişim de bu büyümeye katkıda bulunuyor. Google, Microsoft, IBM, Amazon ve Apple gibi önde gelen teknoloji devleri, AI uygulamalarını yükseltmek ve geliştirmek için daha fazla yatırım yapıyor ve AI'ya erişimi iyileştirme çabalarının gelecekte pazar büyümesini daha da teşvik etmesi beklenmektedir (Artificial Intelligence Report, 2023).

Yapay zekâ endüstrisinin olumlu hükümet girişimleri nedeniyle olumlu bir büyüme yaşaması bekleniyor. Federal hükümetin makine öğrenimi ve yapay zekâ üzerine alt komiteler oluşturması dikkatleri yapay zekâ endüstrisine çekti. 2020'de Hindistan Hükümeti, yapay zekâyı, Internet Of Things(IoT)'yi, büyük verileri, siber güvenliği, makine öğrenimini ve robotları geliştirmek amacıyla Dijital Hindistan'a yaptığı yatırımı 477 milyon dolara çıkardı. Yapay zekâ çözümleri veri analitiği, dolandırıcılık tespiti, siber güvenlik ve veritabanı sistemlerinde giderek daha fazla benimsendiğinden, BFSI sektörünün yapay zekâ pazarında önemli bir büyüme görmesi beklenmektedir (Artificial Intelligence Report, 2023).

2022'de pazardaki baskın teknoloji segmenti, ses, video ve metin gibi veri tanıma tarafından yönlendirilen karmaşık uygulamaları nedeniyle derin öğrenmedir. Derin öğrenme teknolojisindeki artan ilerlemelerin, büyük miktarda verinin işlenmesiyle ilgili zorlukları çözmesi beklenmektedir (Artificial Intelligence Report, 2023).

1.4 Tekstilde Yapay Zeka

1980’lerden bu yana, bilgisayar algoritmaları ve makine öğrenimi, tekstil testlerinin büyük kısmına yardımcı olmuştur. Şu anda görüntü işlemeyi kullanan test ve kalite kontrol görevlerinin çoğunluğu otomasyon, derin öğrenme ve sinir ağları tarafından ele alınmaktadır (Sikka ve diğerleri., 2021).

Yapay Zekâ moda ve tekstil de dahil olmak üzere birçok sektörde popüler bir konudur. Bazı yaratıcı alanlarda kullanımıyla ilgili tartışmalara rağmen, birçok uzman yapay zekanın tekstil endüstrisindeki önemli zorlukların üstesinden gelinmesine yardımcı olabileceğine inanılmaktadır (WFX-World Fashion Exchange, 2023).

İşte yapay zekanın tekstil sektörünün potansiyelini açığa çıkarmak için kullanılabileceği sekiz yol:

- Tekstil üretimi, malzeme taşıma ve kesme gibi monoton faaliyetleri otomatikleştirmek için yapay zekâ destekli robotlar kullanılarak optimize edilebilir. Bu, geliştirilmiş doğruluk ve kesinlik ile sonuçlanarak üretkenliğin artmasına ve hataların azalmasına yol açar. AI ayrıca, kapsamlı miktarda tekstil üretim verisini analiz etmek için kullanılabilir ve üretim programlarının optimizasyonunu sağlar (WFX-World Fashion Exchange, 2023).
- Yapay zekâ (YZ), tekstil şirketlerine renk eşleştirme ve boya formülasyonlarının doğruluğunu ve kesinliğini artırmada yardımcı olabilir. Yapay zekâ tabanlı sistemler, renk solmasını tahmin ederek işletmelerin boya formülasyonunu ayarlamasına olanak tanıyarak maliyetleri ve israfı azaltabilir. Ek olarak yapay zekâ, boyama sürecini optimize ederek enerji ve su kullanımını azaltabilir (WFX-World Fashion Exchange, 2023).
- Tekstil fabrikalarında yapay zekâ tarafından desteklenen sensörlerin, kameraların ve makine öğrenimi algoritmalarının kullanılması, kalite kontrol operasyonlarının hassasiyetini ve etkinliğini artırabilir. Yırtıklar, lekeler ve düzensiz dikişler gibi kusurları gerçek zamanlı olarak tanıyan bu araçlar, insan kalite denetçilerinden daha yüksek düzeyde doğruluk elde edebilir (WFX-World Fashion Exchange, 2023).

- Tekstil üreticileri, tedarik zincirleriyle ilişkili riskleri azaltmak için yapay zekâ tabanlı analitiği kullanabilir. Bu analizler, talebi tahmin edebilir, üretim programlarını optimize edebilir ve envanter seviyelerini gerçek zamanlı olarak yönetebilir. Yapay zekâ destekli sistemlerden yararlanarak potansiyel tedarik zinciri sorunları belirlenebilir ve proaktif olarak ele alınabilir (WFX-World Fashion Exchange, 2023).
- Tekstil tasarımcıları, daha yüksek hız ve verimlilikle yenilikçi desenler, dokular ve tasarımlar üretmek için üretken YZ teknolojisinden yararlanabilir. Ek olarak, YZ tabanlı sistemler tüketici tercihlerini analiz etmeye yardımcı olabilir ve tasarımcıların müşterilerde yankı uyandırma olasılığı daha yüksek tasarımlar geliştirmesine olanak tanır (WFX-World Fashion Exchange, 2023).
- AR/VR teknolojileri ve üretken yapay zekanın birleşimi, tekstil firmalarının yaratıcı potansiyelini büyük ölçüde artıracak. Yapay zekâ, gelişmiş şeffaflık, sorun giderme ve deneme için tüm üretim sürecini simüle edebilen gerçekçi ve sürükleyici sanal fabrika ikizleri ve teşhir salonları oluşturmalarını sağlayacaktır (WFX-World Fashion Exchange, 2023).
- Tekstil şirketleri, satış verilerini analiz etmek ve talebi daha doğru bir şekilde tahmin etmek için yapay zekayı kullanabilir ve envanter seviyeleri hakkında bilinçli kararlar almalarını sağlayabilir. Bu, stok tükenmesi veya fazla stoklama yaşama olasılığını en aza indirir. Tekstil firmaları yapay zekayı kullanarak yavaş hareket eden ürünleri de belirleyebilir ve envanter ve dağıtım stratejilerinde gerekli değişiklikleri yapabilir (WFX-World Fashion Exchange, 2023).

YZ kullanımı, tekstil ve giyim dahil olmak üzere çeşitli sektörlerde popüler hale geliyor. Bununla birlikte tekstil şirketleri, operasyonel verimliliklerini artırmak için nesnelerin İnterneti, derin öğrenme ve blok zinciri gibi diğer ileri teknolojilerden de yararlanabilir (WFX-World Fashion Exchange, 2023).

2. GENEL BİLGİLER

2.1 Hedef Rengin Bulunması

Bu bölümde hedef renge uygun boyar madde seçimi ve reçete oluşturulması açıklanacaktır. "Tekstil" terimi, "dokuma" anlamına gelen Latince "textiles" kelimesinden türetilmiştir. Tekstil, doğal veya sentetik olabilen liflerin birbirine geçmesiyle oluşturulan esnek bir malzemedir. Bununla birlikte, küreselleşme nedeniyle, çeşitli kumaş türleri artık kolayca erişilebilir durumdadır (Textiles, 12th Edition, 2017).

2.1.1 Tekstilde Kullanılan Kumaşların Yapısı ve Özellikleri

Tüm tekstil malzemelerini oluşturmak için kullanılan yöntem, aldıkları fiziksel ve yapısal formların çeşitliliğine veya oluştukları malzemelerin kimyasal yapısına bakılmaksızın liflerle başlar. Tekstil terimleri ve tanımlarına göre, bir tekstil elyafı tipik olarak esneklik, incelik ve yüksek uzunluk-kalınlık oranı ile karakterize edilen bir hammaddedir (Textiles, 12th Edition, 2017). Şekil 2.1’de doğal ve sentetik kumaş örnekleri görülmektedir.



Şekil 2.1: Kumaş Türleri.

Fabric Types, 2020'den uyarlanmıştır.

Doğal lifler, bitkilerden ve bitkilerden elde edilen pamuk ve ipek böceklerinden ipek gibi diğer doğal olaylardan elde edilen filamentlerdir. Sentetik lifler, selüloz veya protein gibi doğal malzemelerden ziyade tamamen petrokimyasallar gibi sentetik malzemelerden yapılmaktadır (Textiles, 12th Edition, 2017).

Kumaşın yapısı ve özellikleri, tekstilde boyama işlemi sırasında hayati hususlardır. Her kumaş türü, kumaşın malzeme bileşimi, yapısı, ağırlığı ve iplik sayısı gibi faktörlere bağlı olarak boyalara farklı tepki vermektedir. Bazı temel faktörler aşağıda yer almaktadır (Textiles, 12th Edition, 2017).

Kumaş Malzeme Bileşimi: Kumaşlar, pamuk, keten, ipek ve yün gibi doğal liflerden veya polyester, naylon ve akrilik gibi sentetik liflerden oluşabilmektedir. Doğal lifler genellikle daha yüksek emicilikleri nedeniyle boyamaya daha uygundur. Sentetik lifler genellikle belirli boya türlerine ve özel tekniklere ihtiyaç duymaktadır (Textiles, 12th Edition, 2017).

Kumaş Yapısı: Dokuması, örmesi veya dokunmamış yapısı dahil olmak üzere kumaşın yapısı boyamayı etkileyebilir. Daha sıkı dokumaların veya örgülerin eşit olarak boyanması daha zor olabilir çünkü boya o kadar kolay nüfuz edemeyebilir. Öte yandan, daha gevşek yapılar boyayı daha hızlı emebilir, ancak daha kolay akabilir veya solabilir (Textiles, 12th Edition, 2017).

Kumaş Ağırlığı: Daha ağır kumaşlar, istenen renk yoğunluğunu elde etmek için daha fazla boya gerektirebilir. Kumaş çok ağırsa, boya tüm katmanlara nüfuz edemeyebilir ve bu da eşit olmayan bir renge neden olabilir (Textiles, 12th Edition, 2017).

İplik Sayısı: Daha yüksek iplik sayısı, boyanın emilimini etkileyebilir. Daha yüksek iplik sayılı kumaşlar, dokumanın yoğunluğu nedeniyle boyayı çekmeyebilir, bu da daha açık veya düzensiz bir renge yol açar (Textiles, 12th Edition, 2017).

Kumaş Ön İşlemi: Ön işlem, safsızlıkları gidermek için yıkamayı ve haşıllamayı, beyazlığı iyileştirmek için ağartmayı veya pamuk gibi selülozik kumaşlarda boya afinitesini artırmak için merserize etmeyi içerebilir. Bu işlemler, kumaşın boyayı ne kadar iyi kabul ettiğini etkileyebilir (Textiles, 12th Edition, 2017).

Kumaş pH Seviyesi: Kumaşın pH seviyesi boyama işlemini de etkiler. Bazı boyaların kumaşla düzgün bir şekilde birleşmesi için belirli bir pH seviyesi gerekir. Örneğin, yün ve ipek için kullanılan asit boyalar en iyi hafif asidik koşullarda

çalışmaktadır (Textiles, 12th Edition, 2017).

Gözeneklilik ve Yüzey Dokusu: Kumaşın gözenekliliği ve yüzey dokusu boyanın emilimini etkiler. Daha pürüzlü dokulara sahip daha gözenekli kumaşlar, daha fazla boya alma ve daha derin renkler üretme eğilimindedir (Textiles, 12th Edition, 2017).

2.1.2 Kumaş Boya Seçimi

En iyi kumaş boyasını seçmek inandığınız kadar kolay değildir. Çok çeşitli boya ve malzemeler göz önüne alındığında, bu işlem zor olabilir. Birisi kumaşı ilk kez boyamak istediğinde, ilk düşüncesi genellikle "Hangi rengi kullanmalıyım?". Ancak, "Ne tür bir kumaş boyasına ihtiyacım var?" olmalıdır. Kumaş türlerine, açık ve koyu olmasına göre boyamalar değişmektedir (Shenai, 1983).

Boya seçimi, tekstil boyama işleminin çok önemli bir yönüdür. Seçilen boya, sadece boyanan kumaşın estetik görünümünü değil aynı zamanda dayanıklılığını, solmazlığını, çevre ve sağlık yönetmeliklerine uygunluğunu da etkilemektedir (Shenai, 1983).

Tekstil boyama için bir boya seçerken dikkate alınması gereken bazı temel özellikler ve faktörler şunlardır:

Elyaf Tipi: Elyafın kimyasal yapısı, farklı boyalarla etkileşimini belirler. Örneğin, pamuk ve diğer selülozik lifler genellikle reaktif boyalar veya doğrudan boyalarla boyanırken, yün ve ipek asit boyalarla boyanabilir. Polyester ve diğer sentetik elyaflar genellikle dispers boyalar gerektirir (Shenai, 1983).

Renk Haslığı: Seçilen boya yüksek renk haslığı, yani güneş ışığı, yıkama, sürtünme veya terleme gibi çeşitli koşullara maruz kaldığında solmaya veya akmaya karşı direnç göstermelidir. Gereken haslık derecesi, kumaşın nihai kullanımına bağlıdır (Shenai, 1983).

Ton ve Yoğunluk: İstenilen renk ve yoğunluk boya seçiminde önemli rol oynar. Farklı boyalar, çeşitli ton ve parlaklık aralıkları sunar. Gereken daha fazla miktarda boya nedeniyle daha derin, daha canlı tonlar için maliyet artabilir (Shenai, 1983).

Uygulama Yöntemi: Uygulama yöntemi boya seçimini etkileyebilir. Örneğin, bazı boyalar egzoz boyamaya, diğerleri sürekli boyamaya ve diğerleri baskıya uygundur (Shenai, 1983).

Düzenlemeler ve Sürdürülebilirlik: Boya, yasaklanmış aminler, ağır metaller ve diğer zararlı maddelerle ilgili ulusal ve uluslararası düzenlemelere uygun olmalıdır. Ayrıca, çevre dostu bir boyama işlemi giderek daha önemli hale gelmektedir. Bu, belirli bir boya ile boyama işleminin ne kadar su ve enerji tükettiği ve ne kadar ve ne tür atık ürettiği gibi hususları içermektedir (Shenai, 1983).

Maliyet: Boyanın fiyatı ve uygulama sürecinin maliyeti, boyalı kumaşın genel üretim maliyetini önemli ölçüde etkileyebilir. Bu nedenle, boya seçim sürecinde ekonomik faktörlerin dikkate alınması çok önemlidir (Shenai, 1983).

Uyumluluk: Farklı boyalar birlikte kullanılıyorsa, uyumluluklarına dikkat etmek gerekir. Eşit ve öngörülebilir bir sonuç elde etmek için benzer afinitelere, emilim oranlarına sahip olmalı ve benzer boyama koşullarına ihtiyaç duymalıdırlar (Shenai, 1983).

Boya seçimi bilimsel bilgi ve pratik deneyimin bir kombinasyonunu içermektedir. Üretime geçmeden önce genellikle laboratuvar testleri ve boyama denemeleri yapmak gerekmektedir. Bu, seçilen boyanın tam ölçekli bir üretim sürecinde istenen sonuçları üreteceğini doğrulamaya yardımcı olmaktadır. Tekstil’de bir laboratuvarın kumaş boyama süreci adım adım aşağıda detayları ile anlatılmıştır (Shenai, 1983).

2.1.3 Numunenin Müşteriden Alınması

Müşteri boyanması gereken tekstil malzemelerini istenilen boya rengi ile numune bazında boyahaneye göndermektedir. Laboratuvarda renk çalışması yapıldıktan sonra istenilen renk müşteri tarafından onaylanırsa sipariş aşamasına geçilir (MEB, 2011).

Müşteri istediği rengi çeşitli yöntemlerle boyahaneye belirtebilir. İstenen renk örneği, diğer formların yanı sıra, önceden boyanmış bir tekstil malzemesi veya renkli bir kâğıt parçası olabilir. Müşteri renk isteklerini aşağıdaki şekillerde yapmaktadır (MEB, 2011).

- Müşteri pantone renk kartından istediği rengin pantone numarasını verir ve rengi onayladıktan sonra boyanacak malzeme için sipariş ister. Pantone’daki rengin mevcut ton varyasyonları uluslararası standartlara göre numaralandırılmıştır (MEB, 2011). Şekil 2.2’de renk pantonesi görülmektedir.



Şekil 2.2: Renk Pantonesi.

Hedef Rengi Bulma, 2011'den uyarlanmıştır.

- Müşteri, renkli tekstil malzeme numunelerinden renk onayı talep ettikten sonra sipariş talebinde bulunabilir. Şekil 2.3'te renkli tekstil malzemesi görülmektedir (MEB, 2011).



Şekil 2.3: Renkli Tekstil Malzemesi.

Hedef Rengi Bulma, 2011'den uyarlanmıştır.

- İşletmede boyanan müşteri renkleri boyahane tarafından numaralandırılır ve arşivlenir. Müşteri aynı rengi tekrar sipariş ettiğinde bu numaraya göre renk talebinde bulunmaktadır (MEB, 2011).

Boya maddelerinin seçimi ve kullanılacak boyama yöntemi müşteri istekleri doğrultusunda belirlenir. Öncelikle boyanacak kumaşın cinsine göre boya maddesi seçimi yapılır. Müşterimiz pamuklu kumaşta canlı renkler ve yüksek renk haslığı talep ederse reaktif boya maddeleri ile boyama işlemini gerçekleştirebilmekteyiz. Reçetede ki boya maddelerinin hedef renk için molekül büyüklükleri, lif afinite eğrileri, fiksasyon yüzdeleri ve renk haslıklarındaki farklılıklar boyama sonucunu doğrudan etkileyen faktörlerdir. Bu nedenle boyarmadde seçiminde mevcut boyarmaddelerin yapı ve boyama özelliklerinin bilinmesi gerekmektedir. Boyarmaddelerin yapısı ile ilgili bilgiler boyarmadde üreticileri tarafından hazırlanan kataloglarda yer almaktadır (MEB, 2011).

2.1.4 Ham Kumaşa Kasar İşleminin Uygulanması

Tarladan gelen bitkisel yağlar veya örgü makinelerinden gelen mekanik yağlar kumaş üzerinde olduğu için bir kirlilik mevcuttur. Bu kirliliğin giderilmesi için kasar işlemi uygulanmaktadır (MEB, 2011).

2.1.5 Hedef Rengin Tahmini Reçetesinin Oluşturulması

Hedef renk için tahmini bir reçete oluşturmak için öncelikle reçete arşivleri ve spektrofotometre üzerinde araştırma yapılır (MEB, 2011).

2.1.6 Arşivden Araştırılması

Boyamada kullanılan her farklı reçete, renk skalası şeklinde arşiv bölümündeki klasörlerde saklanmaktadır. Bu dosyalarda müşterinin adı, renk numarası, kumaş türü, boya reçetesi ve boyanmış malzemenin renk örneği yer almaktadır (MEB, 2011).

Arşivdeki renk kartelalarının oluşumu genellikle şu şekillerde yapılır: renkleri bir arada gruplamak, bir müşterinin renklerini bir arada gruplamak veya boyalı kumaşları türlerine göre gruplamak. Arşivi düzenlemek için bu yöntemlerden biri kullanılarak, reçete oluşturmak için hedef rengimize yakın renkler seçilebilir. Şekil 2.4'de de görüldüğü gibi renkler bir arada gruplanmıştır (MEB, 2011).



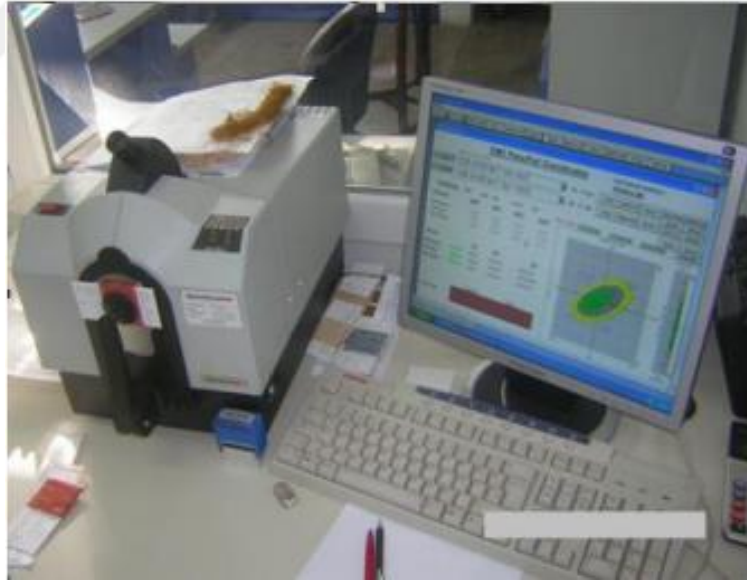
Şekil 2.4: Renkli Tekstil Malzemesi 2.

2.1.7 Spektrofotometre Kullanarak Reçete Oluşturulması

Spektrofotometre, ışığın bir nesneyle etkileşime girme şeklini ölçerek bir renk değeri alan rengi ölçmek için kullanılan bir cihazdır. Cihaz ayrıca spektrumun ne kadarını (UV, mavi, kırmızı, sarı gibi) görmemizi sağlayan filtreler içermektedir. Bir nesnenin rengine atanan bir sayının ölçülmesi ve değerlendirilmesi, bu prosedür uluslararası standartlara göre gerçekleştirilir (MEB, 2011). Şekil 2.5'te spektrofotometre cihazı görülmektedir.

Spektrofotometre birçok özelliğe sahiptir.

- Yeni bir renk için reçete belirleme
- Renk arşivinden en yakın rengi bulma işlemi
- Bulunan tarifi üretim miktarına göre g/kg boya miktarının hesaplanması
- Reçete boya fiyatının hesaplanması
- Tarifi renk arşivine aktarılması



Şekil 2.5: Spektrofotometre Cihazı.

Hedef Rengi Bulma, 2011'den uyarlanmıştır.

Aşağıdaki adımlar, bir spektrofotometre ile yeni gelen numunenin renk ölçüm aşamalarını içermektedir.



Şekil 2.6: Numunenin Yerleştirilmesi.

Hedef Rengi Bulma, 2011'den uyarlanmıştır.



Şekil 2.7: Kapağın Kapatılması.

Hedef Rengi Bulma, 2011'den uyarlanmıştır.

Göz, hiç ışık görmeyecek şekilde kapatılır. Şekil 2.6'da ve 2.7'de olduğu gibi numune spektrofotometreye okunur ve istenilen tarif alternatifleri ile Şekil 2.5'teki ekranda görüntülenmektedir.



Şekil 2.8: Kumaşların Belirli Aralıklar ile Boyanması

Spektrofotometre üzerine boyanan boyar maddelerin renklerine belirli aralıklarla verilmelidir. Çünkü bir tarif tahmini yapabilmek için mevcut renkleri tanımak gerekir. Şekil 2.8’de de görülebileceği gibi yaklaşık 15 renk incelenmiştir. Bir spektrofotometre cihazı kullanmanın olumlu yanları olsa da olumsuz tarafları da vardır.

2.1.8 Kullanılacak Kimyasalların Belirlenmesi

Boyamada kullanılan kimyasallar boyama yöntemine, kullanılan boyanın cinsine ve tekstil malzemesinin cinsine göre değişmektedir. Kimyasal maddelerin doğru ve doğru olarak belirlenmesi önemlidir. Boya üreticileri, boyama sırasında kullanılacak kimyasalların miktarını önermektedir. Ancak zamanla firmalar kendi çalışma koşullarına göre bu miktarlar ayarlanabilmektedir (Keskin ve diğerleri., 2020).

Kumaş boyanmadan önce ıslatıcı eklenmektedir. Bunun birkaç nedeni vardır ve aşağıda detaylandırılmıştır (Keskin ve diğerleri., 2020).

Arttırılmış Boya Penetrasyonu: Islatıcı maddeler suyun yüzey gerilimini düşürerek kumaşın liflerine daha iyi nüfuz etmesini sağlamaktadır. Bu, boyanın liflerin içine ulaşmasını sağlamak, eşit renklendirme ve daha iyi boya alımı sağlamak için gereklidir (Keskin ve diğerleri., 2020).

Üniform Boyama: Islatıcı maddeler, su ve boyanın kumaşa eşit şekilde nüfuz etmesini sağlayarak, üniform boyama elde edilmesine yardımcı olur. Bu, tutarlılığın önemli olduğu ticari tekstil üretiminde özellikle önemlidir (Keskin ve diğerleri., 2020).

Daha Hızlı Islatma: Kumaşlar genellikle yapılarında su ve boya girişine dirençli hava içerir. Islatma maddeleri, bu havanın daha hızlı yer değiştirmesine yardımcı olarak kumaşın daha hızlı doymasını sağlar. Bu, boyama sürecini hızlandırmak ve verimliliği artırmak için önemli olabilir (Keskin ve diğerleri., 2020).

Çizgilerin ve Lekelerin Önlenmesi: Kumaşın tutarsız ıslanması, boyanın eşit şekilde emilmediği çizgilere veya noktalara neden olabilir. Islatma maddeleri, boya uygulanmadan önce kumaşın eşit şekilde doymasını sağlayarak bunu önlemeye yardımcı olur (Keskin ve diğerleri., 2020).

Hidrofobik Elyafların Geliştirilmiş Kullanımı: Polyester gibi bazı elyaflar hidrofobiktir ve suyu kolaylıkla emmezler. Islatma maddeleri, su ve boyanın hidrofobik liflere nüfuz etmesine yardımcı olduklarından, bu tür malzemeleri boyamak için özellikle önemlidir (Keskin ve diğerleri., 2020).

Uygun Maliyet: Islatıcı maddeler, eşit boya alımını sağlayarak ve istenen rengi elde etmek için gereken boya miktarını azaltarak boyama sürecini daha uygun maliyetli hale getirebilir (Keskin ve diğerleri., 2020).

Leke Çıkarma: Islatıcı maddeler, boyamadan önce kumaştan kir ve yabancı maddelerin çıkarılmasına da yardımcı olabilir. Bu, kumaşın temiz ve boyaya hazır olmasını sağlar, bu da boyanmış malzemenin nihai görünümünü ve kalitesini iyileştirebilir (Keskin ve diğerleri., 2020).

Boyalara ek olarak tuz, alkali ve soda da eklenmektedir. Tuz boyanın kumaşa daha iyi tutunmasını sağlamaktadır.

Soda açık ve orta renklerde kullanılmaktadır. Alkali ise koyu renklerde kullanılmaktadır. Kumaş boyamada çeşitli nedenler ile soda ve alkali kullanılmaktadır. Bunların başlıca nedenleri;

pH Ayarı: Birçok boya, kumaşla düzgün bir şekilde bağlanmak için belirli bir pH aralığı gerektirir. Boya banyosunun pH'ını yükseltmek için soda ve alkali kullanılır, bu da boyanın kumaşa olan afinitesini artırmaya yardımcı olabilir (Keskin ve diğerleri., 2020).

Geliştirilmiş Renk Verimi: Bazı durumlarda, pH'ı soda veya alkali ile yükseltmek daha parlak ve daha canlı renklere yol açabilir. Bunun nedeni, bazı boya moleküllerinin alkali koşullarda yapılarını değiştirerek farklı renk özelliklerine yol açmasıdır (Keskin ve diğerleri., 2020).

Liflerin Şişmesi: Alkali liflerin, özellikle pamuk gibi selülozik liflerin şişmesine neden olur. Bu şişme, lifleri daha geçirgen hale getirir ve boya moleküllerinin kumaşa daha derinden nüfuz etmesini sağlar (Keskin ve diğerleri., 2020).

Boyaların Çözünürlüğü: Bazı boyalar alkali koşullarda daha fazla çözünür. Soda veya alkali kullanmak, bu boyaların daha etkili bir şekilde çözülmesine yardımcı olabilir ve boya banyosu boyunca eşit olarak dağılmalarını sağlar (Keskin ve diğerleri., 2020).

Reaktif Boyaların Fiksasyonu: Kumaşla kovalent bağlar oluşturan reaktif boyalarda, boyayı elyafa bağlayan kimyasal reaksiyon için alkali bir ortam gereklidir (Keskin ve diğerleri., 2020).

Aşındırma: Boyama öncesi bir hazırlık aşaması olan yıkama işleminde genellikle soda ve alkali kullanılır. Aşındırma, kumaştan doğal mumları, pektinleri ve diğer yabancı maddeleri uzaklaştırarak kumaşın temiz ve boyayı kabul etmeye hazır olmasını sağlar (Keskin ve diğerleri., 2020).

Sabunlama: Boyamadan sonra, renk akmasını önlemek için kumaşa yapışmamış fazla boyanın alınması gerekir. Bu fazla boyaları çıkarmak için genellikle sabunlama işlemi olarak adlandırılan bir alkali yıkama kullanılır (Keskin ve diğerleri., 2020).

Kumaş boyamada soda ve alkali kullanımı dikkatli yapılmalıdır, çünkü aşırı kullanım liflere, özellikle yün ve ipek gibi alkali koşullara duyarlı doğal liflere zarar verebilir. Kumaşın zarar görmesini önlemek için konsantrasyonu ve maruz kalma süresini kontrol etmek önemlidir.

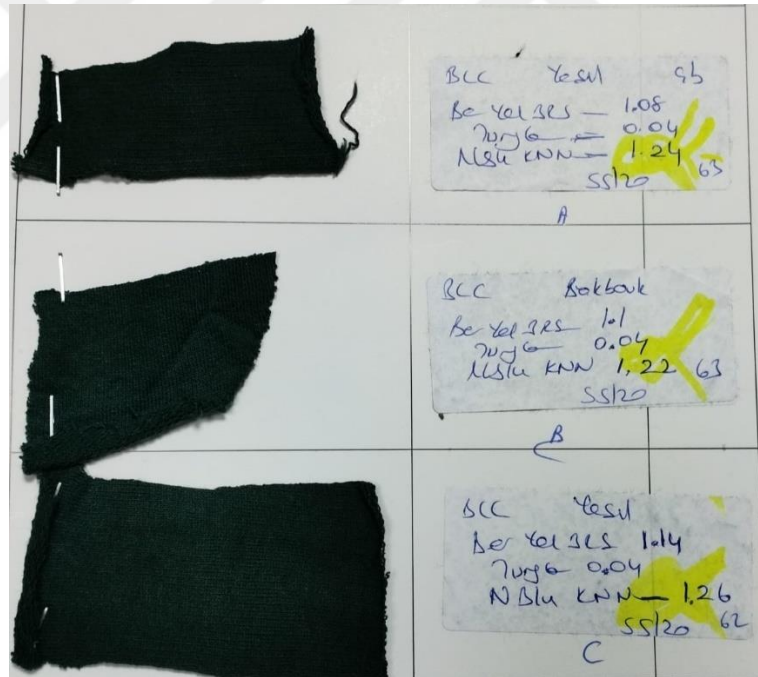
Polyester boyamalarda ek olarak disbergatör verilmektedir. Bunun nedeni boyayı eşit olarak dağıtılması içindir. Pamukta disbergatör verilmemektedir.

Pamuk boyamada iyon tutucu da kullanılmaktadır örnek olarak 100 cc'lik bir tüpe bir iki damla koyulmaktadır. Sudaki iyonları daha iyi tutması ve suyun sert gelme ihtimaline karşı suya koyulmaktadır. Polyester boyamada iyon tutucu kullanılmamaktadır.

Pampes(Pamuk ve Polyester) boyamalarda önce polyester sonra pamuğu boyanmaktadır. Polyester kumaş 130 derece de pamuk ise 70 derece de boyanmaktadır.

2.1.9 Reçetenin Oluşturulması

Arşivde bulunan benzer renkteki reçeteler ve spektrofotometreden belirlenen reçeteler dikkate alınarak hedef renk için tahmini bir reçete oluşturulur. Bir veya daha fazla tahmini reçete oluşturulabilir. Elimizdeki renklendiricilerin renk derinliklerini ve nüanslarını bilmek doğru reçeteler oluşturmak için önemlidir. Bildiğiniz gibi renklendiriciler farklı nüanslarda gelir. Bu nedenle reçete oluşturulurken renklendiricilerin nüanslarına dikkat edilmeli ve renklendirici seçimi buna göre yapılmalıdır. Şekil 2.9'da görüldüğü gibi bir renk için 3 farklı reçete ve örnek oluşturulmuştur.



Şekil 2.9: 3 Farklı Reçete Oluşturulması

Çünkü müşterinin talep ettiği renk dışında da 2 farklı renk çalışması yapılmaktadır. Bunun nedeni müşteriye 3 farklı seçenek sunmak ve ilk getirdiği numunenin dışında da o renk için bir çalışma yaparak doğru rengi seçmesini sağlamaktır. Müşteriler ilk

getirdiđi numunenin dıřında da diđer alıřmalardaki renklere de onay verebilmektedir. Bu 3 farklı renk alıřması da o yzden yapılmıřtır.

Bu iřlemler boyama, yıkama ve kurutma olarak devam etmektedir. Bu iřlemler tamamlandıktan sonra sonular deđerlendirilir ve mřteriye bildirilmektedir.

2.1.10 Sonuların Deđerlendirilmesi ve Mřteriye Bildirilmesi

Renklendirme sonunda renklendirilen rnler bir ıřık kabiniinde hedef renk ile karřılařtırılarak deđerlendirilir. Iřık kabini yapay gn ıřıđı, beyaz ıřık, floresan ıřık ve ultraviyole ıřınları ierir. Iřık dolabında renk deđerlendirmesi mřteri tarafından talep edilen ıřık tipinde yapılır. Farklı ıřık trlerinde deđerlendirmeler yapılırsa her iki taraf da renkleri farklı algılayacak ve mřteri ile boya departmanı arasında anlařmazlıđa yol aacaktır. Bunu nlemek iin her iki taraf da renk deđerlendirmesi iin aynı ıřık tipini kullanır. Deđerlendirme sırasında hedef renkle eřleřen bir renk bulunursa tanımlanır. Bazı durumlarda hedef renk iin birden fazla uygun renk bulunabilir. Bunun nedeni, deneme renklendirmesi sırasında benzer formllerin kullanılmasıdır. Bu gibi durumlarda mřteriye birden fazla renk numunesi gnderilebilir. Mřteriye gnderilecek renk numuneleri iin renk kartelası oluřturulur. Kartela, renk rneklerinin yanında ad, numara ve mřterinin adını iermektedir. řekil 2.10’da ıřık kabini grlmektedir.



řekil 2.10: Iřık Kabini.

Renk Kabini, 2023’ten uyarlanmıřtır.

Hedef renk ile boyalı renk örnekleri karşılaştırıldıktan sonra eğer uygun bir renk bulunursa bir sonraki adım müşteriye sonuçların bildirilmesidir. Sonuçların müşteriye nasıl iletildiği her işletmenin çalışma düzenine göre değişiklik gösterebilir. Genellikle laboratuvar sorumlusu bir palet oluşturur ve renk örneğini işletmenin müşteri temsilcisine teslim eder. Müşteri temsilcisi daha sonra paleti ilgili müşteriye teslim eder ve yanıt bekler.

2.2 Spektrofotometre Cihazı

Bir spektrofotometre, kimyasal bir maddenin ne kadar ışık emdiğini ölçmek için kullanılan bilimsel bir araçtır. Dedektöre ulaşan ışığın yoğunluğunu ölçmek için bir numuneden bir ışık demeti geçirerek çalışır. Bir spektrofotometrenin temel işlevi ışığı almak, onu spektral bileşenlerine ayırmak, sinyali ışık yoğunluğunun bir fonksiyonu olarak sayısallaştırmak ve son olarak numunenin absorpsiyon veya geçirgenliğini hesaplamaktır (Mersereau ve diğerleri., 1948).

Cihaz, fizik, malzeme bilimi, kimya, biyokimya ve moleküler biyoloji dahil olmak üzere birçok bilim alanında yaygın olarak kullanılmaktadır. Yarı iletkenler, lazer ve optik imalat, matbaacılık ve adli muayene dahil olmak üzere birçok endüstride ve ayrıca kimyasal maddelerin incelenmesi için laboratuvarlarda yaygın olarak kullanılmaktadırlar (Mersereau ve diğerleri., 1948).

Tekstil endüstrisinde renk ölçümü ve renk eşleştirme sürecinde spektrofotometre kullanılmaktadır (Mersereau ve diğerleri., 1948). İşte nedeni:

Renk Uyumu: Tekstil üreticileri, özellikle ürünler aynı serinin veya koleksiyonun parçası olduğunda, ürünlerinin renklerinde tutarlılık sağlamalıdır. Renkteki küçük bir değişiklik, bir giysi veya tekstil ürününün görünümünde büyük bir fark yaratabilir. Spektrofotometreler, bir numunenin rengini ölçebilir ve bunu standart veya istenen bir renkle karşılaştırabilir, bu da istenen renge tam olarak uyan boyaların oluşturulmasına yardımcı olmaktadır (Mersereau ve diğerleri., 1948).

Kalite Kontrol: Spektrofotometreler, tekstil imalatında kalite kontrolü sağlamak için kullanılabilir. Üreticiler, ürünün rengini üretimin çeşitli aşamalarında ölçerek, nihai ürünün rengini etkileyebilecek sorunları belirleyebilmektedir. Örneğin, bir parti kumaşın rengi soluksa bu, boyama işleminde bir sorun olduğunu gösterebilmektedir (Mersereau ve diğerleri., 1948).

Renk İletişimi: Spektrofotometreler, renk bilgilerinin doğru bir şekilde iletilmesine de yardımcı olabilir. Örneğin, bir lokasyondaki bir moda tasarımcısı, bir rengi ölçmek için bir spektrofotometre kullanabilir ve ardından kesin renk verilerini başka bir lokasyondaki bir tekstil üreticisine gönderebilir. Üretici daha sonra rengi tam olarak eşleştirmek için spektrofotometresini kullanabilir ve kumaş renginin tasarımcının vizyonuna uymasını sağlayabilir (Mersereau ve diğerleri., 1948).

Renk Haslığı Testi: Spektrofotometreler ayrıca tekstillerin renk haslığını ölçmek için de kullanılır-yani bir kumaşın renginin yıkama, güneş ışığı ve ter gibi koşullara maruz kaldığında solmaya veya değişmeye ne kadar dayanıklı olduğunu ölçmektedir. Bir kumaşın rengi, bu koşullara tabi tutulmadan önce ve sonra ölçülür ve renkteki değişim, kumaşın renk haslığını değerlendirmek için kullanılmaktadır (Mersereau ve diğerleri., 1948).

Spektrofotometreler, doğru, tekrarlanabilir renk ölçümleri sağlayarak, tekstil endüstrisinde renk kalitesinin ve tutarlılığının sağlanmasında çok önemli bir rol oynamaktadır (Spectrophotometer in Textile, 1948). Şekil 2.11’de Data Color marka spektrofotometre cihazı görülmektedir.



Şekil 2.11: Spektrofotometre Cihazı.

Dye Color Formulation Software: Match Textile, 2023’ten uyarlanmıştır.

➤ **Avantajları:**

Doğruluk ve Tutarlılık: Spektrofotometreler, hassas ve tutarlı renk ölçümü sağlayabilir. Renk değerlendirmesinin öznelliğini ortadan kaldırırlar ve tekstil üretim zincirindeki farklı paydaşlar arasında iletilebilen sayısal bir renk temsili sağlamaktadır (Mersereau ve diğerleri., 1948).

Hız ve Verimlilik: Bu cihazlar, görsel değerlendirmelere kıyasla renk eşleştirme ve kalite kontrol sürecini önemli ölçüde hızlandırarak hızlı okumalar sağlayabilir (Mersereau ve diğerleri., 1948).

Çok yönlülük: Spektrofotometreler, ham lifler, iplikler, kumaşlar ve bitmiş tekstil ürünleri dahil olmak üzere çok çeşitli malzemelerde rengi ölçebilmektedir (Mersereau ve diğerleri., 1948).

Kalite Kontrol: Spektrofotometrelerin kullanımı, yüksek kalite kontrol standartlarına izin verir. Üreticiler, ürünlerin renk tutarlılığını sağlayarak uyumsuz boya partileri gibi maliyetli hatalardan kaçınabilir (Mersereau ve diğerleri., 1948).

➤ **Dezavantajları:**

Maliyet: Yüksek kaliteli spektrofotometreler pahalı olabilir. Maliyet, küçük işletmeler veya gelişmekte olan ülkelerdekiler için engelleyici olabilir (Mersereau ve diğerleri., 1948).

Eğitim: Bir spektrofotometreyi etkili bir şekilde kullanmak, bilgi ve eğitim gerektirir. Yanlış kullanım hatalı ölçümlere yol açabilir (Mersereau ve diğerleri., 1948).

Bakım: Spektrofotometreler, zaman içinde doğruluklarını sağlamak için düzenli bakım ve kalibrasyona ihtiyaç duyar. Bu, toplam maliyet ve zaman yatırımına katkıda bulunur (Mersereau ve diğerleri., 1948).

Kısıtlamalar: Spektrofotometreler rengi ölçmede mükemmel olsalar da insan renk algısıyla her zaman tam olarak eşleşmezler. Bunun nedeni, rengi objektif olarak ışığın dalga boylarına göre ölçerken, insan renk algısının çevredeki renkler ve aydınlatma koşulları gibi diğer faktörlerden etkilenebilmesidir (Mersereau ve diğerleri., 1948).

Yorumlama: Spektrofotometreler doğru sayısal veriler sağlarken, bu verileri yorumlamak uzmanlık ve renk teorisi ve kolorimetri anlayışı gerektirmektedir. Verilerin yanlış yorumlanması, yanlış renk eşleştirme veya kalite kontrol kararlarına yol açabilmektedir (Mersereau ve diğerleri., 1948).

Bu potansiyel dezavantajlara rağmen, tekstil endüstrisinde spektrofotometrelerin kullanılması, yüksek renk tutarlılığı ve kalite kontrol standartlarını korumak için genellikle faydalı kabul edilmektedir.

2.3 Renk Teorisi, Işık, Renk Uzayları ve Boyama Reçetesi Hesaplama

Bu bölümde renk teorisinden, ışıktan, renk uzayından ve boyama reçetesi hesabından bahsedilecektir.

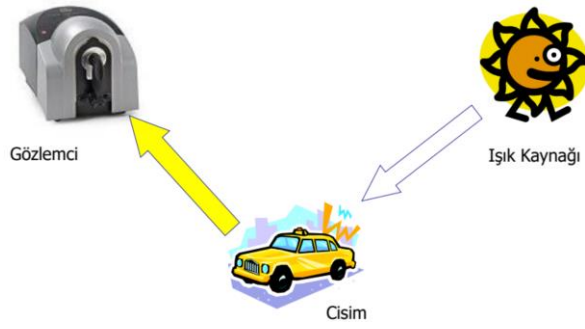
2.3.1 Renk

Spektral bileşimine bağlı olarak radyasyon enerjisinin görsel olarak algılanmasıdır (Acar, 2010). Birkaç farklı tanım ile de açıklamak gerekirse:

- Göz retinasına ulaşan ışınım enerjisinin, spektral bileşimine, nesnelerin ve ışıkların algılanmasına bağlı olarak oluşturduğu geçici ve mekânsal dağılımdır (Acar, 2010).
- Belli bir ışık türü, bu ışığın insan gözü üzerindeki etkisi veya gözlemcinin zihninde yaratılan etkinin sonucu olarak düşünülmektedir (Acar, 2010).
- Nesnelerin algılanmalarını sağlayacak bir görsel sistem olmadığı düşünüldüğünde, nesnelerin kendilerine ait belirgin bir rengi yoktur (Acar, 2010).

2.3.1.1 Rengi Algılamak için Gerekli Sistem

Işık kaynağı, ışık kaynağının aydınlattığı cisim, rengi algılayacak olan göz/cihaz olarak düşünülmektedir. Şekil 2.12’de renk algılama süreci görülmektedir.



Şekil 2.12: Renk Algılama Süreci

2.3.1.2 Renk Oluşumunun Nedenleri

1983 yılında Nassau, renk oluşumunun nedenlerini 15 gruba ayırdı. Bunları 5 ana başlıkta toplayabiliriz (Acar, 2010).

Titreşimler ve basit uyarımlar

- Akkorluk, lazerler, su (Acar, 2010).

Ligand-Alan etkisinin neden olduğu geçişler

- Fosforlar, yakut, zümrüt, birçok boya pigmenti (Acar, 2010).

Moleküler orbitaller arasındaki geçişler

- Çoğu boya, biyolojik pigmentler (Acar, 2010).

Enerji seviyeleri arasındaki geçişler

- Bakır, gümüş, altın, LED'ler, elmaslar (Acar, 2010).

Geometrik ve fiziksel ışınlar

- Gökkuşağı, su üzerinde yağ, kuş tüyleri, sıvı kristaller (Acar, 2010).

2.3.2 Işık

Işığın ne olduğunu hepimiz biliyoruz ama doğasını açıklamak kolay değildir.

- Işık bir enerji şeklidir.
- Örneğin, güneş ışığında sıcaklığı hissederiz ve sıcaklık bir enerji türüdür.
- Işığın ışıınımsal enerjisi gözün retinasını uyardığında görsel duyumlar oluşur.

2.3.2.1 Işık Kaynağı

Görünür radyasyon, elektromanyetik spektrumun bir parçası olan bir enerji şeklidir. Elektromanyetik spektrum ayrıca radyo ve X-ışınlarının yanı sıra ultraviyole ve kızılötesi radyasyonu da içermektedir. Görebildiğimiz radyasyona "ışık" diyoruz. Işık, nanometre cinsinden ölçülen karşılık gelen dalga boyunun değeri ile tanımlanır (Acar, 2010). $1 \text{ nm} = 10^{-9} \text{ m}$ (metrenin milyarda biri).

Isaac Newton, 1666'da beyaz ışığın renkli ışıkların bir karışımı olduğunu keşfetmiştir. Elektromanyetik radyasyonun görünür spektrumu 380 ila 780 nm arasındadır, ancak tipik olarak yalnızca 400-700 nm aralığı kullanılmaktadır (Acar, 2010). Şekil 2.13'te ışık kaynağı görülmektedir.



Şekil 2.13: Işık Kaynağı.

Acar, 2010'dan uyarlanmıştır.

2.3.2.2 Elektromanyetik Spektrum

Elektromanyetik (EM) spektrum, elektromanyetik radyasyonun tüm olası frekanslarının aralığını ifade etmektedir. Elektromanyetik radyasyon, etrafımızda bulunan ve radyo dalgaları, mikrodalgalar, X-ışınları ve gama ışınları gibi birçok biçim alan bir enerji biçimidir. Güneş ışığı da bir elektromanyetik enerji şeklidir (Khan Academy, 2019).

Şimdi en düşük enerji/en uzun dalga boyundan en yüksek enerji/en kısa dalga boyuna kadar EM spektrumunun farklı bölümlerine daha derin bir dalış yapalım:

Radyo Dalgaları: Bunlar en uzun dalga boyuna ve en düşük enerjiye sahiptir. Radyo ve televizyon yayınlarında, cep telefonlarında ve uydu iletişiminde kullanılırlar (Serway ve diğerleri., 2018).

Mikrodalgalar: Bunlar radyo dalgalarından biraz daha kısa dalga boyuna sahiptir. Mikrodalga fırınlarda (bu nedenle adı) ve radar teknolojisinde kullanılırlar (Serway ve diğerleri., 2018).

Kızılötesi (IR): Bu dalgalar daha da kısadır ve onları ısı olarak hissettiğimiz şey olarak düşünebilirsiniz. Gece görüş ekipmanı, termografi, hava tahmini ve TV uzaktan kumandaları dahil olmak üzere bir dizi teknolojiye kullanılırlar (Serway ve diğerleri., 2018).

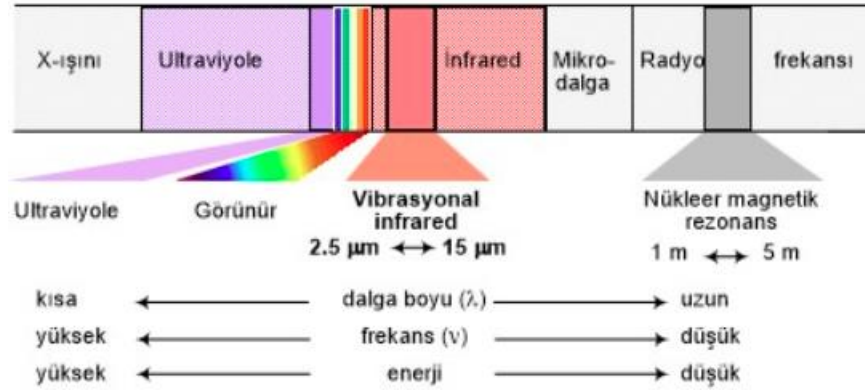
Görünür Işık: İnsanların görebildiği kısımdır. Spektrumun çok küçük bir kısmı, ama inanılmaz derecede önemli. Dünyayı böyle görüyoruz. Farklı renkler gördüğünüzde, spektrumun bu kısmında farklı dalga boylarında ışık görüyorsunuz (Serway ve diğerleri., 2018).

Ultraviyole (UV): Bunlar daha da kısa dalga boylarına sahiptir ve görünür ışıktan daha enerjiktir. Güneş yanığına neden olan şeydir, ama aynı zamanda siyah ışıktaki hastanelerde sterilizasyon için ve vücudunuz tarafından D vitamini üretmek için kullanılır (Serway ve diğerleri., 2018).

X-Işınları: Bunlar daha yüksek enerjiye sahiptir ve tıbbi görüntülemelerde ve havaalanı güvenlik tarayıcılarında kullanılır. Vücudunuz da dahil olmak üzere birçok malzemeden geçebilirler, ancak kemik ve metal gibi daha yoğun malzemeler tarafından engellenirler.

Gama Işınları: En kısa dalga boyuna ve en yüksek enerjiye sahiptirler. Radyoaktif atomlar tarafından ve nükleer patlamalarda üretilirler ve radyasyon terapisinde kanser hücrelerini öldürmek için kullanılırlar. Ayrıca bazı astronomik fenomenler tarafından üretilirler (Serway ve diğerleri., 2018).

Bu nedenle, elektromanyetik spektrum son derece geniş bir frekans aralığını kapsar. Görebildiğimiz sadece ışık değil. Aynı zamanda hissettiğimiz ısı, dinlediğimiz radyo yayınları, yemeğimizi ısıtan mikrodalgalar, kemiklerimizi kontrol eden röntgen ışınları ve çok daha fazlasıdır. Şekil 2.14'te elektromanyetik spektrum, Şekil 2.15'te renklere göre dalga boyları görülmektedir.



Şekil 2.14: Elektromanyetik Spektrum.

IR Absorpsiyon Spektroskopisi, 2023'ten uyarlanmıştır.

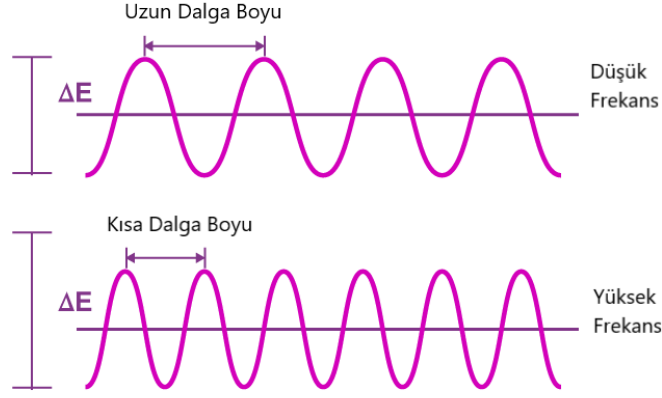
Renkler	Dalga Boyları
Kırmızı	~ 652 - 740
Turuncu	~ 590 - 625
Sarı	~ 565 - 590
Yeşil	~ 520 - 565
Mavi	~ 445 - 520
Çivit Mavisi	~ 425 - 445
Mor	~ 380 - 425

Şekil 2.15: Renklere Göre Dalga Boyları

2.3.2.3 Dalga Boyu ve Frekans

Elektromanyetik spektrum bağlamında hem dalga boyu hem de frekans, elektromanyetik dalgaların çok önemli özellikleridir (Hibbeler, 2016).

Dalga boyu (tipik olarak Yunanca lambda harfi, λ ile gösterilir), bir dalganın bir tepe noktası (veya tepesi) ile bir sonraki karşılık gelen tepe noktası arasındaki mesafedir. Genellikle metre (m) cinsinden ölçülür, ancak özellikle ışık dalgaları söz konusu olduğunda nanometre (nm) veya mikrometre (μm) gibi başka ölçeklerde de gösterilebilir (Hibbeler, 2016). Şekil 2.16'da da dalga boyu ve frekans arasındaki ilişki görülmektedir.



Şekil 2.16: Dalga Boyu ve Frekans Arasındaki İlişki

Daha basit ifadesiyle, görsel bir örnek olarak, sahilde okyanus dalgalarını izlediğinizi hayal edin. Bir dalga tepesinden (dalga'nın en yüksek noktası) sonraki dalga tepesine olan mesafe bir dalga boyudur (Hibbeler, 2016).

Frekans (Yunanca nu, ν harfi ile gösterilir), birim zamanda belirli bir noktadan geçen dalga döngülerinin (tepeden tepeye) sayısıdır. En yaygın frekans birimi, saniyede bir döngüye eşit olan hertz'dir (Hz) (Hibbeler, 2016).

Frekansın daha basit ifadesiyle, hâlâ o kumsalda olduğunuzu ve bir kronometre başlattığınızı hayal edin. Dalgaların frekansı, saniyede kaç dalga'nın kumsala çarptığı olacaktır (Hibbeler, 2016).

Sesi (ışık gibi dalga boyu ve frekansı da olan) içeren gerçek hayattan bir örnek, bu kavramları açıklamaya yardımcı olabilir. Bir bas gitarın sesi ile bir pikolo flütü arasındaki farkı düşünün:

- Bas sesleri uzun dalga boylarına ve düşük frekanslara sahiptir. Bir bas gitardan gelen ses dalgalarını okyanusun uzun, yavaş dalgaları gibi hayal edebilirsiniz.
- Pikolo sesi ise kısa dalga boylarına ve yüksek frekanslara sahiptir. Bu ses dalgaları okyanus dalgaları olsaydı, daha çok küçük bir göletteki hızlı, dalgalı dalgalar gibi olurdu.

Aynı tür farklılıklar elektromanyetik dalgalarda da meydana gelir, ancak onları okyanus dalgalarını gördüğümüz gibi doğrudan göremez veya ses dalgalarını duyabildiğimiz gibi duyamayız.

Bir dalganın dalga boyu ve frekansı birbiriyle ters orantılıdır ve denklem 2.1'deki ile ifade edilir:

$$c = \lambda \nu \quad (2.1)$$

- c ışık hızıdır, saniyede yaklaşık 3.00×10^8 metre,
- λ (lambda) dalga boyudur,
- ν (nu) frekanstır.

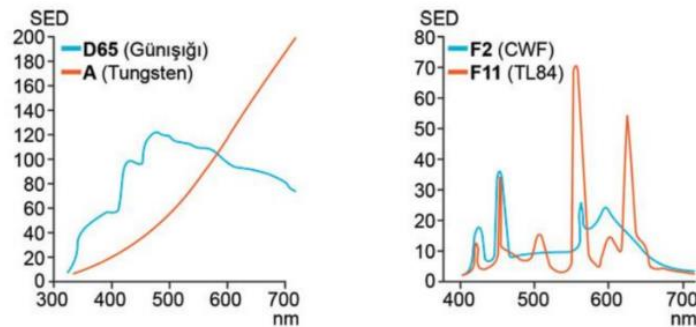
Bu formül bize, ışık hızının sabit kaldığını varsayarak (vakumda olduğu gibi) frekans arttıkça dalga boyunun azaldığını ve bunun tersini söyler.

Örneğin, radyo dalgaları nispeten düşük bir frekansa ve dolayısıyla uzun bir dalga boyuna sahiptir. Tersine, gama ışınları çok yüksek bir frekansa ve dolayısıyla çok kısa bir dalga boyuna sahiptir. Görebildiğimiz görünür ışık, yaklaşık 400 nm (mor ışık) ile yaklaşık 700 nm (kırmızı ışık) arasında değişen dalga boylarıyla elektromanyetik spektrumun ortasında bir yere düşer.

2.3.2.4 Spektral Enerji Dağılımı

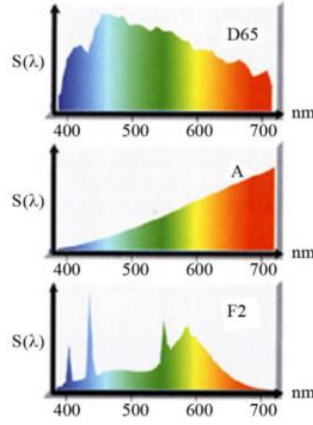
Spektral Enerji Dağılımı (SED), bir kaynaktan gelen ışığın her bir dalga boyunun ışınsal emisyonunun gücü ($W.cm^2.nm^{-1}$) olarak tanımlanabilir (Carroll, 2017).

SED, lambanın kullanım süresi, boyutları ve uygulanan voltaj gibi faktörlere bağlı olarak değişebilir (Carroll, 2017). Şekil 2.17 ve 2.18'de spektral enerji dağılımı ve ışık kaynakları görülmektedir.



Şekil 2.17: Spektral Enerji Dağılımı ve Işık Kaynakları.

Acar, 2010'dan uyarlanmıştır.



Şekil 2.18: Spektral Enerji Dağılımı ve Işık Kaynakları Spektrumu.

Acar, 2010'dan uyarlanmıştır.

Spektral Enerji Dağılımı (SED), esasen bir yıldız gibi bir nesnenin farklı dalga boylarında veya frekanslarda ne kadar enerji yaydığını gösteren bir grafikdir. Başka bir deyişle, elektromanyetik spektrum boyunca bir nesnenin parlaklığının veya gücünün bir tablosudur (Carroll, 2017).

SED'nin şekli gökbilimcilere nesne hakkında çok şey söyleyebilir. Örneğin, SED'nin zirvesi, nesnenin enerjisinin çoğunu yaydığı dalga boyunu gösterir. Bu bilgi, nesnenin sıcaklığı, bileşimi ve yapısı hakkında fikir verebilir (Carroll, 2017).

Bunu basit, gerçek hayattan bir örnekle açıklayalım. Bir ampul düşünün:

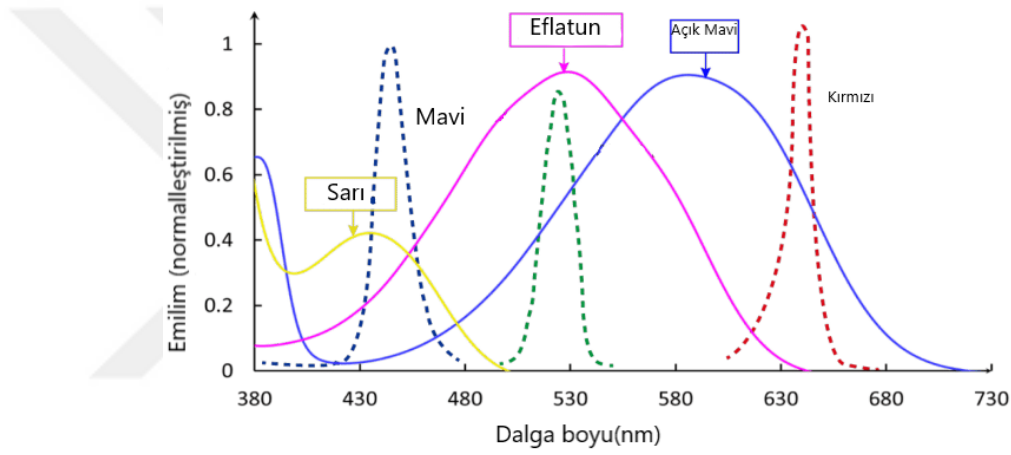
Ampulü ilk açtığınızda, loş ve kırmızı olarak başlar. Isındıkça beyaz ve parlak hale gelir. Renk ve parlaklıktaki bu değişiklik, ampulün SED'sindeki bir değişiklik ile ilişkilidir.

Ampul yeni açıldığında ve hala kırmızı ve sönük olduğunda, ışığın çoğunu daha uzun (kırmızı) dalga boylarında yayar. SED'sinin grafiğini çizecek olsaydınız, tepe noktası spektrumun kırmızı kısmında olurdu.

Ampul ısınıp beyazlaştıkça, tüm görünür dalga boylarında daha fazla ışık yaymaya başlar. SED genişleyecek ve zirve, görünür spektrumun merkezine doğru hareket edecektir. Gözümüze beyaz görünmesinin nedeni, görünür tüm dalga boylarında ışık yayıyor olmasıdır.

Astrofizikte, gökbilimciler yıldızları anlamak için genellikle SED'leri kullanırlar. Bir yıldızın SED'sini çizerek, yıldızın sıcaklığını (SED'in zirve yaptığı yer), boyutunu (tepe noktasının ne kadar yüksek olduğunu) ve hatta hangi elementlerden yapıldığını (SED'de emilen belirli dalga boylarına karşılık gelen düşüşleri arayarak) belirleyebilmektedir (Carroll, 2017).

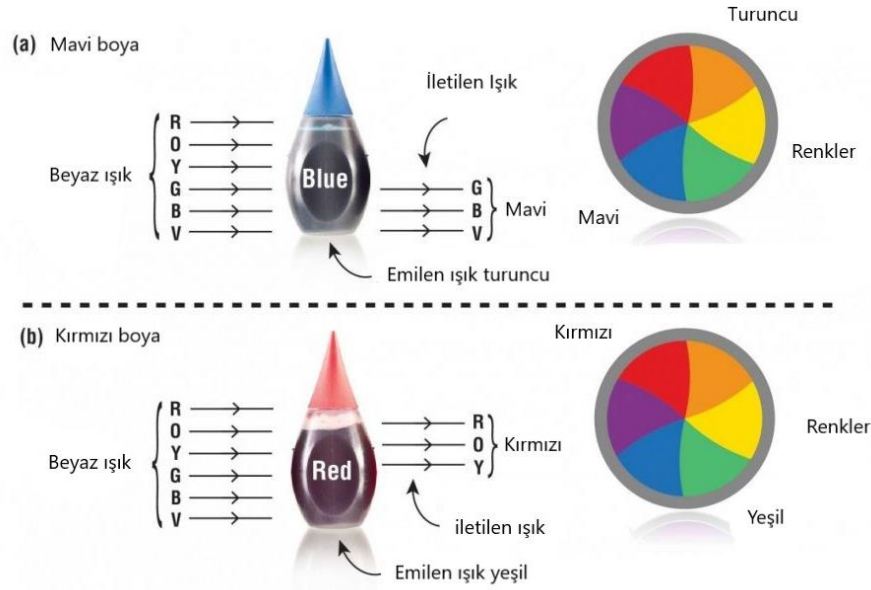
Bununla birlikte, tekstil boyama bağlamında, doğrudan ilgili olan genellikle SED değildir. Bunun yerine, genellikle en alakalı olan kavram, kullanılan boyaların absorpsiyon spektrumudur (Berns, 2019). Şekil 2.19'da ışık kaynakları ve absorpsiyon değerleri görülmektedir.



Şekil 2.19: Işık Kaynakları ve Absorpsiyon Değerleri.

Acar, 2010'dan uyarlanmıştır.

Farklı boyalar, spektrum boyunca ışığı farklı şekilde emer (ve dolayısıyla yansıtır). Boyalara rengini veren de budur. Örneğin kırmızı bir boya, tayfın yeşil ve mavi kısmındaki ışığın çoğunu emer ve tayfın kırmızı kısmındaki ışığı yansıtır, bu yüzden onu kırmızı olarak algılarız. Spektrum boyunca ışık absorpsiyonunun tam modeli, boya için absorpsiyon spektrumu olarak bilinen şeydir (Berns, 2019). Şekil 2.20'de emilen ve iletilen ışık görülmektedir.



Şekil 2.20: Emilen ve İletilen Işık.

Acar, 2010'dan uyarlanmıştır.

Tekstil boyamada, üreticiler istedikleri rengi elde etmek için istenen absorpsiyon spektrumuna sahip boyaları seçerler. Boyalı kumaşlarda gördüğümüz renkler, boyanın yansıttığı veya absorbe etmediği renklerdir. Bir tekstil birden çok renge boyanıyorsa, her bir boya kendine özgü renkleri yansıtarak kumaşın nihai görünümüne katkıda bulunmaktadır (Berns, 2019).

Spektral enerji dağılımı ve absorpsiyon spektrumları birbiriyle ilişkili kavramlar olsa da aynı şey olmadıklarına dikkat etmek önemlidir. SED tipik olarak yıldızlar veya ampuller gibi ışık kaynaklarını tanımlamak için kullanılırken, absorpsiyon spektrumları tipik olarak malzemelerin (tekstil boyaları gibi) ışıkla nasıl etkileşime girdiğini açıklamak için kullanılmaktadır (Berns, 2019).

2.3.2.5 Renk Sıcaklığı

Renk sıcaklığı, fotoğrafçılıkta, videografide ve aydınlatma tasarımında sıklıkla kullanılan bir kavramdır ancak belirli bağlamlarda tekstil ürünlerine de uygulanabilir. Basit bir ifadeyle, renk sıcaklığı ışığın renk özelliklerini tanımlar ve Kelvin (K) cinsinden ölçülmektedir (Acar, 2010).

Bir ışığın "sıcak" renk sıcaklığına sahip olduğunu söylediğimizde, bir mumun veya gün batımının yaydığı ışığa benzer şekilde kırmızımsı veya sarımsı bir tonu olduğunu

kastediyoruz. Bu genellikle 2000-3000K civarındaki daha düşük renk sıcaklıklarını ifade eder. Tersine, "soğuk" bir renk sıcaklığı, ışığın bulutlu bir gökyüzüne veya gün ortası güneşine benzer mavimsi bir tonu olduğu anlamına gelir ve genellikle 5000-6000K civarında daha yüksek renk sıcaklıklarını ifade etmektedir (Acar, 2010).

1900’de Max Planck, siyah bir demir çubuğun ateşte ısıtıldığında, 700°C’de donuk bir kırmızıya dönmeye başladığını gözlemledi ve bu, zar zor farkedilir. Sıcaklık arttıkça, üretilen ışık daha görünür hale gelir (kırmızıdan turuncuya ve ardından sarıya geçer). Bu, "renk sıcaklığı" teriminin kullanılmasına yol açmıştır (Acar, 2010). Şekil 2.21’de renk sıcaklıkları görülmektedir.

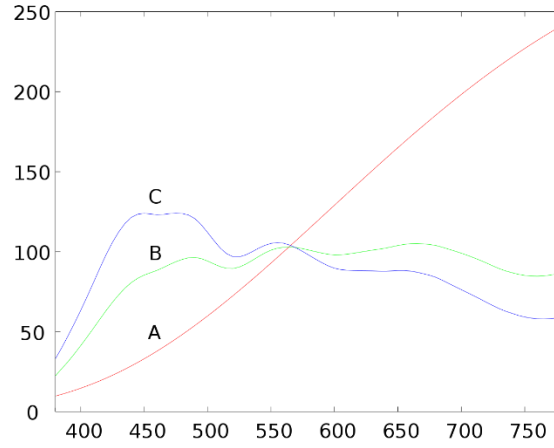


Şekil 2.21: Renk Sıcaklıkları.

Color Temperature, 2022’den uyarlanmıştır.

- **CIE Aydınlatıcı A: 2856 K**
- **CIE Aydınlatıcı B: 4874 K**
- **CIE Aydınlatıcı C: 6774 K**
- **CIE Aydınlatıcı D65: 6500 K (Gün ışığı)**

Şekil 2.22’de standart aydınlatıcılar y ekseninde bağıl güç değerleri ve x ekseninde dalga boyu değerleri bulunmaktadır.



Şekil 2.22: Standart Aydınlatıcılar

Tekstiller için renk sıcaklığı, belirli aydınlatma koşulları altında kumaşın algılanan rengine atıfta bulunabilir. Örneğin, beyaz bir kumaş bir tungsten ampulün (sıcak bir ışık yayan) altında daha sıcak (daha sarı) ve gün ortası güneşi veya bir LED ışığının (daha soğuk ışık yayan) altında daha soğuk (daha mavi) görünebilir (Fairchild, 2013).

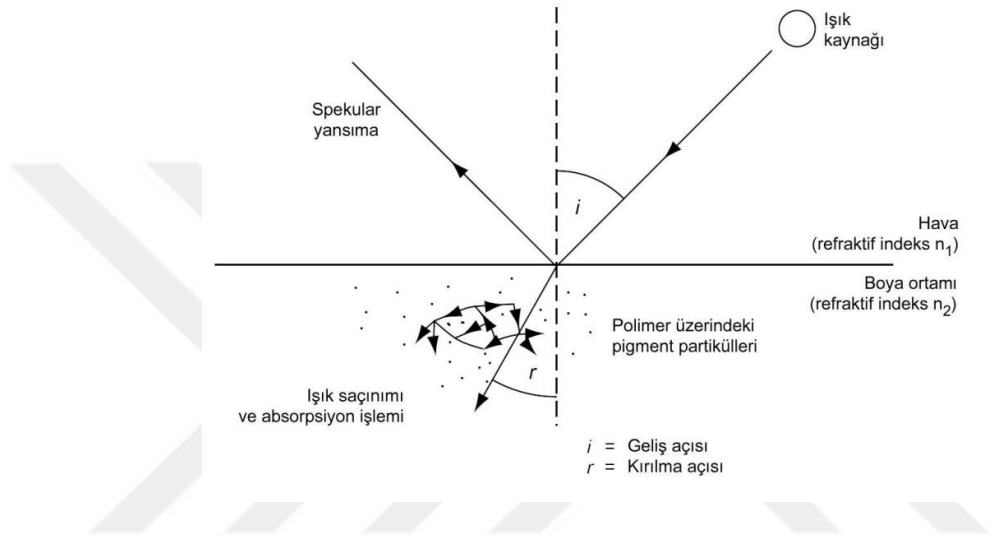
Bağıl güç değerlerine gelince, bu terim tekstil bağlamında yaygın olarak kullanılmaz, ancak bir rengin veya boyanın mukavemetine veya yoğunluğuna atıfta bulunabilir. Yüksek bağıl güç değerlerine sahip boyalar, çok canlı veya yoğun olanlar olurken, daha düşük değerlere sahip olanlar daha soluk olacaktır. Ayrıca, bir boyanın yıkamaya veya güneş ışığına maruz kalmaya ne kadar iyi dayandığına da atıfta bulunabilir (Fairchild, 2013).

İşte gerçek dünyadan bir örnek: Kırmızı bir gömlek düşünün. Gömleği renklendirmek için kullanılan boyanın bağıl güç değeri yüksekse, gömlek koyu, canlı bir kırmızı olacaktır. Boyanın bağıl güç değeri düşükse gömlek daha soluk, soluk kırmızı olur. Şimdi, bu gömleği güneşli bir günde (soğuk ışık) dışarıda giyerseniz, biraz mavimsi-kırmızı görünebilirken, bir tungsten ampulün (sıcak ışık) altına giyerseniz daha sarımsı-kırmızı görünebilir (Fairchild, 2013).

Ticari ortamlarda hem teşhir aydınlatmasının renk sıcaklığı hem de tekstil boyalarının bağıl güç değeri, bir kumaşın renginin insan gözüne nasıl görüldüğünü büyük ölçüde etkileyebilir. Bu nedenle, bunlar perakende, moda ve iç tasarım sektörlerinde önemli hususlardır (Fairchild, 2013).

2.3.2.6 Cisim ve Reflektans

Bir yüzeyin rengi, bir nesne tarafından emilen, saçılan, iletilen ve yansıtılan ışığın miktarına bağlıdır. Bir yüzeyin yansıma özellikleri, spektral yansıma eğrisi ile ifade edilir. Yansıma eğrisi, görünür spektrum boyunca yapılan yansıma yüzdesini gösteren bir grafikdir (Acar, 2010). Şekil 2.23'te cisim ve reflektans grafiği görülmektedir. Denklem 2.2'de reflektans değerinin hesaplanması görülmektedir. Şekil 2.24'te de % reflektans değerleri görülmektedir.

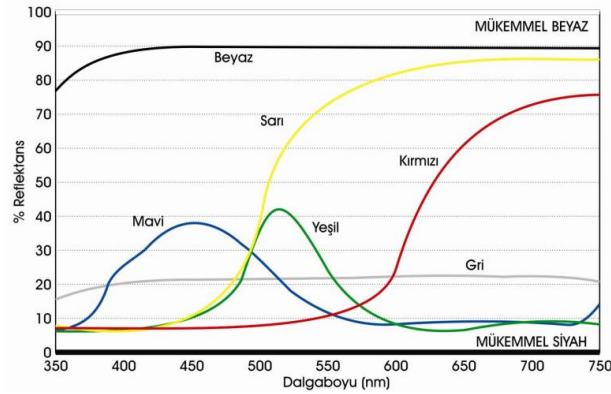


Şekil 2.23: Cisim ve Reflektans.

Acar, 2010'dan uyarlanmıştır.

$$\text{Reflektans} = \text{Yansıyan Işık} / \text{Gelen Işık}$$

(2.2)



Şekil 2.24: % Reflektans Değerleri.

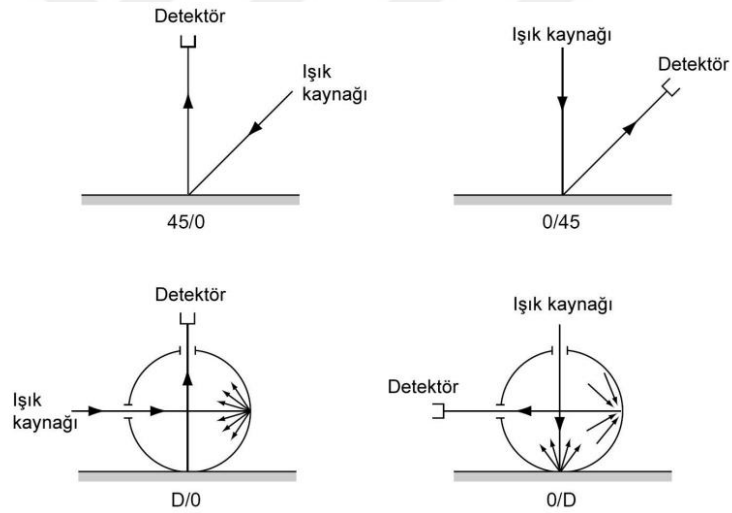
Acar, 2010'dan uyarlanmıştır.

Işık kaynağı değiştiğinde Yansım a Eğrileri değişmemektedir. İki farklı numune aynı Yansım a Eğrilerine sahipse, farklı ışık kaynakları altında bile görsel olarak aynı şekilde algılanacaktır. Bu nedenle Yansım a Eğrisi, algılanan rengin "parmak izi" olarak düşünülebilir (Acar, 2010).

Işık kaynağı, nesne ve algılayıcı standartlaştırılmalıdır.

- **45°/0° ölçüm geometrisi**
- **0°/45° ölçüm geometrisi**
- **Cisimden yansım alı/0° veya Cisimden yansım alı/8° ölçüm geometrisi**
- **0°/ ölçüm geometrisi.**

Şekil 2.25'te ölçüm geometrisi görölmektedir.



Şekil 2.25: Ölçüm Geometrisi

2.3.2.7 Renk Ölçüm Cihazları

- Kolorimetreler,
- Reflektans spektrofotometreleri ve
- Dijital sistemler (dijital video, dijital kamera vb).

Kolorimetreler, rengi ölçmek için kullanılan en basit cihazlardır. İnsan gözü gibi kırmızı, yeşil ve mavi fotodedektörleri vardır ve tristimulus değerlerini ölçerler. Bazı ciddi sınırlamalara rağmen, renk farklılıklarının ölçülmesinin gerekli olduğu kalite

kontrol durumlarında kullanışlı ve uygun maliyetlidirler. İki örnek arasındaki bağıl renk farkının öğrenilmesi gerektiğinde ve sınırlamalar önemli olmadığında özellikle yararlıdır. Ölçülen kolorimetrik değerler sadece cihazda kullanılan ışık kaynağı için geçerlidir. Metamerizm hakkında bilgi elde edilememektedir (Acar, 2010). Tablo 2.1’de kolorimetri ve spektrofotometre cihazı karşılaştırılmıştır.

Spektrofotometre cihazları ise renk ölçümü için farklı ışık kaynakları kullanılabilir, örneğin:

- **Metamerizm tespiti,**
- **Dijital standartlara göre renk farklılıklarının değerlendirilmesi,**
- **Hassas renk ölçümü için spektrofotometrelerin kullanımı.**

Tablo 2.1: Kolorimetri ve Spektrofotometre Cihazı

Kolorimetreler	Spektrofotometreler
İnsan gözü-beyin algılaması ile benzer şekilde psiko-fiziksel analiz imkânı sağlarlar. Kolorimetrik değerler doğrudan okunabilir (XYZ, Lab, vb)	Fiziksel analiz imkânı sağlarlar. İnsan algılaması ile ilişki kurmadan, numunenin yansıttığı veya geçirdiği ışığın dalgaboyundan dalgaboyuna spektral analizini gerçekleştirirler. Psiko-fiziksel (kolorimetrik) bilgiler indirekt olarak hesaplanabilir.
Sensör ve basit bir veri işlemci ile kullanılırlar.	Sensör ile veri işlemci veya bilgisayar yazılımı ile kullanılırlar.
Belli bir gözlemci ve ışık kaynağı kombinasyonuna ayarlıdır.	Tristimulus ve metameri indeksi gibi hesaplamalarda birçok gözlemci/ışık kaynağı kombinasyonları kullanılabilir.
Tristimulus absorpsiyon filtreleri ile geniş bir dalgaboyu bandını ayırırlar.	Ayrıntılı spektral analizörler ile dar bir dalgaboyu bandını ayırırlar.
Spektrofotometrelere göre genellikle daha sağlam ve daha az kompleks cihazlardır.	Kolorimetrelere göre daha kompleks cihazlardır.
Belirli şartlar altında yapılan rutin renk karşılaştırmaları ve küçük renk farklılıklarının ayarlanmasında uygundur.	Renk reçetesi tahmininde, metameri ölçümünde ve farklı ışık kaynağı/gözlemci koşullarında kullanım için uygundur.

Bir yansıma spektrofotometresi, basit renk ölçüm teorisine dayalı olarak çalışmaktadır. Işık kaynağı, numuneyi belirli bir aydınlatma ve görüntüleme geometrisine göre aydınlatmaktadır. Yansıtılan ışık, spektral bileşenlerine ayrılması için bir spektral analizöre (monokromatör) gönderilmektedir. Bu, bir ışık detektörü ve elektronik kontrol üniteleri kullanılarak görünür spektrum boyunca belirli noktalarda ölçüm yapılmasına izin vermektedir. Bu spektral analizör, spektrofotometrelere kolorimetrelere göre bir avantaj sağlamaktadır (Acar, 2010).

2.3.3 Renk Uzayı

Bu bölümde renk uzaylarından, rengin sayısallaştırılmasından, renk tutarsızlığı ve metameri kavramından bahsedilecektir.

2.3.3.1 Rengin Sayısallaştırılması

Renk farklılıkları ile ilgili kararlar kişiden kişiye değişmektedir. İnsan fizyolojik yapıları aynı olmayabilir (Renk Körlüğü veya Akromatik Görme) Sürekli renklerle uğraşanlar GÖZ Yorgunluğu yaşamaktadırlar. Algı da ruh haline göre değişebilmektedir. Işık kaynağı değiştiğinde algılanan renk de değişebilmektedir. İnsan gözü renkleri sayılarla ifade edememektedir. Cihaz kullanımının avantajları güvenilir, hassas, objektif ve ölçüm ile sayısal ifadenin hesaplamalarda kullanılması olarak ifade edilebilmektedir (Acar, 2010).

Işık Kaynağı

- Spektral Enerji Dağılımı

Cisim

- % Reflektans Değerleri

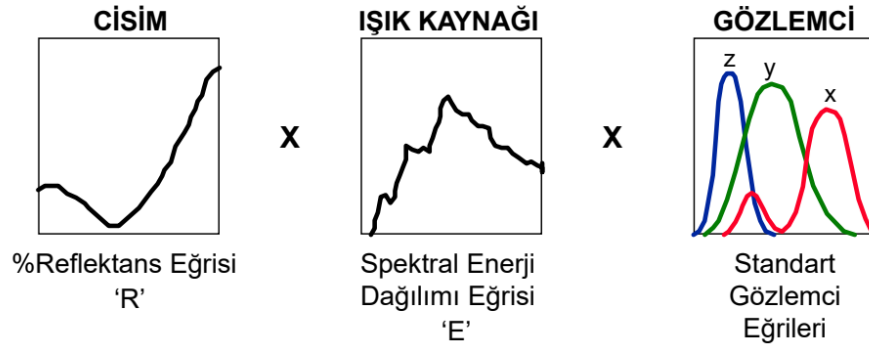
Gözlemci

- Standart gözlemci değerleri (2° ve 10°)

2.3.3.2 Tristimulus Değerleri

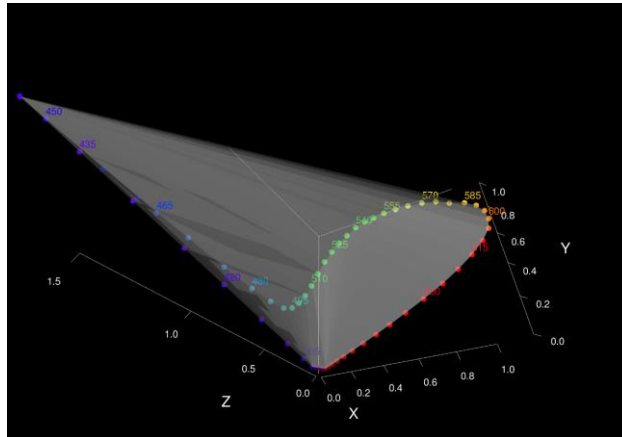
Tristimulus değerleri, insan renk algısına dayalı bir renk modeli olan CIE (Commission Internationale de l'Eclairage) XYZ renk uzayındaki renklerin nicel temsilini ifade etmektedir. "Tristimulus" kelimesi, insan görüşünün üç uyarından gelir: insan gözünde koni olarak bilinen ve kabaca kırmızı, yeşil ve maviye karşılık

gelen farklı ışık dalga boyu aralıklarına duyarlı üç tip renk alıcı hücre. Tekstil boyama bağlamında, tristimulus değerleri renk ölçümü ve renk eşleştirme için kullanılmaktadır. Denklem 2.3'te tristimulus değerlerinin hesaplanması gösterilmiştir (Acar, 2010). Şekil 2.26'da cisim, ışık kaynağı ve gözlemci eğrileri görülmektedir. Şekil 2.27'de XYZ koordinat sistemi görülmektedir.



Şekil 2. 26 Tristimulus Değerleri

$$X = k. \sum R_{\lambda}.E_{\lambda}.x_{\lambda} \quad Y = k. \sum R_{\lambda}.E_{\lambda}.y_{\lambda} \quad Z = k. \sum R_{\lambda}.E_{\lambda}.z_{\lambda} \quad (2.3)$$



Şekil 2.27: XYZ Koordinat Sistemi.

3D Graph of CIE XYZ Colorspace, 2023'ten uyarlanmıştır.

2.3.3.3 Kromatiklik Diyagramı

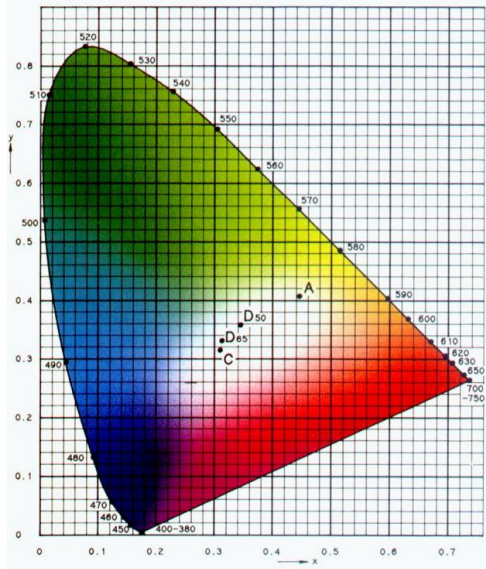
Kromatiklik diyagramı, ışığın rengini temsil eden iki boyutlu bir grafikdir. CIE XYZ tristimulus değerlerinden normalleştirilerek türetilir, x ve y kromatiklik

koordinatlarıyla sonuçlanır. Bu şema, yoğunluğuna (veya parlaklığına) bakılmaksızın ışığın rengini temsil etmektedir. En iyi bilinen renklilik diyagramı, x,y renklilik diyagramı olarak da bilinen CIE 1931 renklilik diyagramıdır. Bu diyagram, spektral yer olarak da bilinen çevrenin tek renkli ışığın renklerini temsil ettiği ve diyagramın iç kısmının tek renkli ışığın karıştırılmasıyla oluşturulabilen tüm renkleri temsil ettiği bir grafikte x ve y koordinatlarını çizer (Acar, 2010). Denklem 2.4'te ve 2.5'te XYZ sistemindeki kromatiklik koordinatlarının hesaplanması görülmektedir.

$$x = X / (X + Y + Z) \quad y = Y / (X + Y + Z) \quad z = Z / (X + Y + Z) \quad (2.4)$$

$$x + y + z = 1 \quad (2.5)$$

Şekil 2.28'de kromatiklik diyagramı görülmektedir.



Şekil 2.28: Kromatiklik Diyagramı.

Acar, 2010'dan uyarlanmıştır.

Bir kromatiklik diyagramının, parlaklık bilgisini içermediğinden insan renk algısının tüm yönlerini temsil edemeyeceğini ve bireyler arasındaki renk algısındaki

farklılıkları veya doygunluk gibi rengin diğer yönlerini mükemmel bir şekilde temsil edemeyeceğini unutmayın. Bununla birlikte, tekstil, fotoğrafçılık, film, aydınlatma ve dijital medya dahil olmak üzere çeşitli alanlarda renkleri anlamak ve renklerle çalışmak için yararlı bir araçtır (Acar, 2010).

2.3.3.4 CIELAB Renk Sistemi

X, Y ve Z tristimulus değerleri, rengin sayısal temsiline izin verir, ancak rengin kendisi hakkında bilgi sağlamamaktadır. Daha kolay anlaşılır bir renk tanımı sağlamak için, 1976'da CIE, X, Y ve Z tristimulus değerlerinden hesaplanan üç koordinat içeren L*, a* ve b*'yi içeren CIELab Sistemini tanıtmıştır. Bu sistem tekstil endüstrisinde yaygın kullanım bulmuştur (Acar, 2010).

Bu parametrelerdeki "*" simgesi, CIE formüllerini daha önce geliştirilen renk sistemlerindeki benzer formüllerden ayırmak için kullanılmaktadır (Acar, 2010).

- L* bir rengin açıklık ve koyuluk ölçüsünü ifade eder. L* değerleri siyah için 0 ile beyaz için 100 arasındadır.
- a* ve b* için en yüksek değerler çok parlak renkler için +80 ve -80 civarındadır ancak bunlar için belirli bir sayısal sınır yoktur.
- CIELab renk uzayı kübik bir şekle sahiptir.

Rengin XYZ değerlerini beyaz bir noktanın (beyaz olarak algılanan bir renk) XYZ değerleri ile normalleştirilmesi gerekmektedir (Acar, 2010). Denklem 2.6'da X_r , Y_r , Z_r 'nin nasıl hesaplandığı görülmektedir (Acar, 2010).

Bu bize X_r , Y_r ve Z_r diyeceğimiz üç yeni değer verir:

$$X_r = X / X_n \quad Y_r = Y / Y_n \quad Z_r = Z / Z_n \quad (2.6)$$

X_n , Y_n ve Z_n değerleri, CIE XYZ renk uzayındaki referans beyaz noktanın tristimulus değerlerini temsil etmektedir (Acar, 2010).

Referans beyaz nokta, beyaz olarak algılanan bir rengi temsil etmek için kullanılan bir tristimulus değerleri kümesidir. Kolorimetride, referans beyaz nokta olarak D65

(ortalama gün ışığını temsil eder) veya D50 (ufuk ışığını temsil eder) gibi standart bir aydınlatıcı kullanmak yaygındır (Acar, 2010).

Beyaz nokta seçimi, CIELAB renk uzayında elde edilen rengi etkileyebilir, bu nedenle belirli bir uygulama için doğru beyaz noktanın kullanılması önemlidir. Örneğin, D65 televizyon ve bilgisayar monitörlerinde yaygın olarak kullanılırken, D50 genellikle baskıda kullanılmaktadır (Acar, 2010).

Referans beyaz noktasının (X_n , Y_n , Z_n) tristimulus değerleri, rengin XYZ değerlerini normalleştirmek için kullanılır; bu, sonuçtaki Lab* değerlerinin referans beyaz noktasına göreli olduğu anlamına gelmektedir. Bu normalleştirme gereklidir çünkü renk algısı, referans beyaz nokta ile temsil edilen ışık kaynağının rengine bağlıdır (Acar, 2010).

Örneğin, D65 standart aydınlatıcı için X_n , Y_n , Z_n değerleri tipik olarak şu şekilde verilir:

- $X_n = 0,95047$
- $Y_n = 1,00000$
- $Z_n = 1,08883$

D50 standart aydınlatıcı için, değerler biraz farklı olabilir:

- $X_n = 0,96422$
- $Y_n = 1,00000$
- $Z_n = 0,82521$

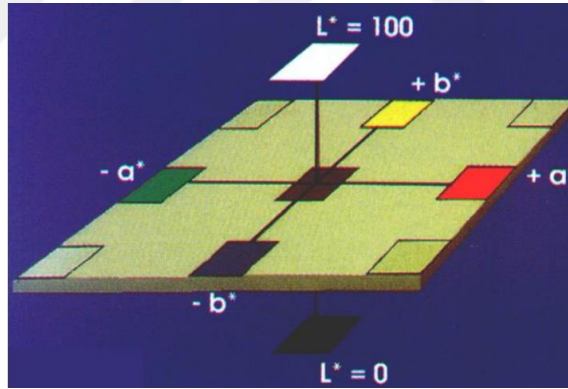
f_x , f_y ve f_z olarak adlandıracağımız üç yeni değer elde etmek için X_n , Y_n ve Z_n 'ye doğrusal olmayan bir dönüşüm uygulayın: Eğer X_n , Y_n , Z_n değerleri büyükse aşağıdaki denklem 2.7'deki formül uygulanmaktadır (Acar, 2010).

$$\begin{aligned}
L^* &= 116(Y/Y_n)^{1/3} - 16 & Y / Y_n &> 0,008856 \\
a^* &= 500[(X/X_n)^{1/3} - (Y/Y_n)^{1/3}] & X / X_n &> 0,008856 \\
b^* &= 200[(Y/Y_n)^{1/3} - (Z/Z_n)^{1/3}] & Z / Z_n &> 0,008856
\end{aligned} \tag{2.7}$$

Eğer küçük ise denklem 2.8'deki formül uygulanmaktadır (Acar, 2010).

$$\begin{aligned}
L^* &= 903,3(Y/Y_n) & Y / Y_n &\leq 0,008856 \\
a^* &= 500[f(X/X_n) - f(Y/Y_n)] & X / X_n &\leq 0,008856 \\
b^* &= 200[f(Y/Y_n)^{1/3} - f(Z/Z_n)] & Z / Z_n &\leq 0,008856
\end{aligned} \tag{2.8}$$

Şekil 2.29'da L^* , a^* , b^* koordinat sistemi görülmektedir.



Şekil 2.29: L^* a^* b^* Koordinat Sistemi.

Acar, 2010'dan uyarlanmıştır.

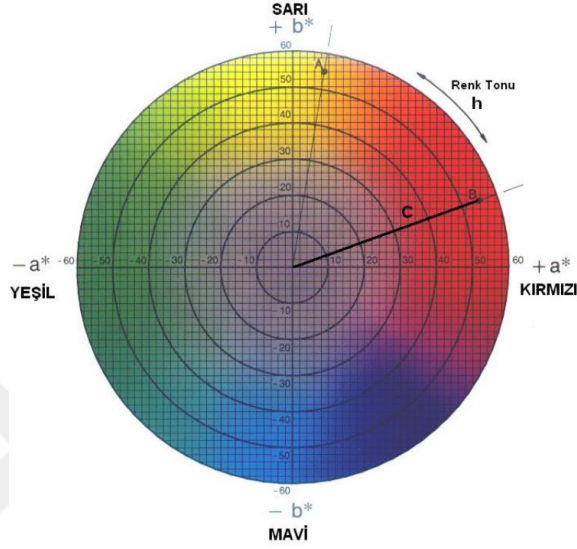
2.3.3.5 Doygunluk (Chroma) ve Renk Tonu (Hue)

L^* , a^* ve b^* Cartesian koordinatları, silindirik koordinatlara çevrilerek C^* ve h^* değerleri elde edilmektedir. Denklem 2.9'da doygunluk ve renk tonunun formülü görülmektedir (Acar, 2010).

$$C^* = \sqrt{(a^*)^2 + (b^*)^2}$$

$$h = \arctan (b^* / a^*)$$
(2.9)

Şekil 2.30’da doygunluk ve renk tonu koordinat sistemi görülmektedir.



Şekil 2.30: Doymunluk ve Renk Tonu Koordinat Sistemi.

Acar, 2010’dan uyarlanmıştır.

2.3.3.6 Renk Farklılığı

Numuneye ait L^* , a^* , b^* değerlerinden, Standarta ait L^* , a^* , b^* değerleri çıkarılırsa ΔL^* , Δa^* , Δb^* farklılık değerleri elde edilmektedir. Denklem 2.10’da renk farklılığı formülü görülmektedir (Acar, 2010).

$$\Delta L^* = L^*_{\text{num}} - L^*_{\text{std}}$$

$$\Delta a^* = a^*_{\text{num}} - a^*_{\text{std}}$$

$$\Delta b^* = b^*_{\text{num}} - b^*_{\text{std}}$$
(2.10)

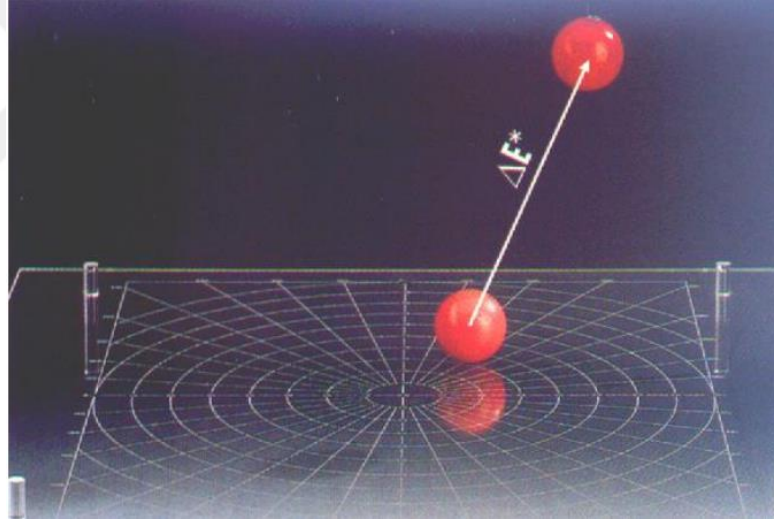
Denklem 2.11’de renk tonu ve doygunluğu farkı formülü görülmektedir (Acar, 2010).

$$\Delta C^* = C_{num}^* - C_{std}^*$$

$$\Delta H^* = \sqrt{(\Delta E)^2 - (\Delta L)^2 - (\Delta C)^2} \quad (2.11)$$

CIELAB renk uzayındaki toplam renk farkı, genellikle üç boyutlu bir uzayda iki nokta arasındaki mesafeyi veren Öklid uzaklık formülü kullanılarak hesaplanmaktadır. Formülü denklem 2.12’de aşağıda verilmiştir (Acar, 2010).

Şekil 2.31’de de toplam renk farklılığı görülmektedir.



Şekil 2.31: Toplam Renk Farklılığı.

Acar, 2010’dan uyarlanmıştır.

$$\Delta E^* = \sqrt{((L2^* - L1^*)^2 + (a2^* - a1^*)^2 + (b2^* - b1^*)^2)} \quad (2.12)$$

CIELCH’in toplam renk farklılığı formülü ise denklem 2.13’te aşağıdaki gibidir (Acar, 2010).

$$\Delta E = \sqrt{((\Delta L^*)^2 + (\Delta C^*)^2 + (\Delta H^*)^2)} \quad (2.13)$$

Şekil 2.32’de renk farklılığını nasıl yorumlayacağımız görülmektedir. Şekil 2.33’te göre CIELCH’a göre renk tonunu ve yoğunluğunu da nasıl yorumlanacağı görülmektedir.

<i>Numune, Standarta göre:</i>	Pozitif	Negatif
ΔL^*	Daha Açık	Daha Koyu
Δa^*	Daha Kırmızı	Daha Yeşil
Δb^*	Daha Sarı	Daha Mavi

Şekil 2. 32: Tristimulus Değerleri.

<i>Numune, Standarta göre:</i>	Pozitif	Negatif
ΔL^*	Daha Açık	Daha Koyu
ΔC^*	Daha Parlak	Daha Mat
ΔH^*	Saat Yönünün Tersinde	Saat Yönünde

Şekil 2. 33: CIELCH Renk Rarklılığı Yorumlama

2.3.3.7 Renk Tutarsızlığı ve Metameri Kavramı

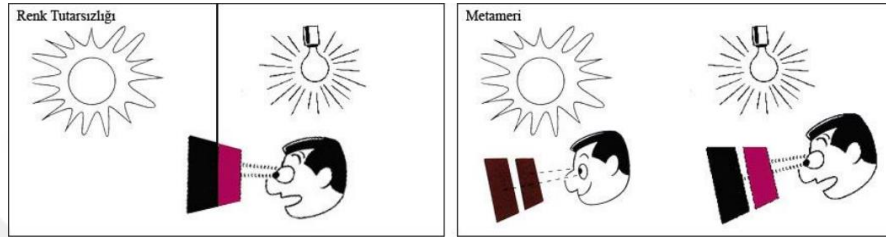
Renk tutarsızlığı, belirli bir nesnenin renginin farklı ışık kaynakları altında değişip değişmediğini ifade etmektedir. Işık kaynağı değiştirildiğinde aynı nesne farklı renkler olarak algılanıyorsa renk tutarsızdır. Renk tutarsızlığı aynı numune için geçerlidir (Acar, 2010).

Metameri, **İKİ FARKLI CİSMİN** renklerinin, bir ışık kaynağında aynı iken başka bir ışık kaynağı altında farklı algılanmasıdır (Acar, 2010).

4 tip metameri olduğu kabul edilmektedir:

- **Işık Kaynağı (Illuminant)**
- **Gözlemci (Bir kişiye göre aynı diğerine göre değil)**
- **Gözlemci Açısı (2° - 10°)**
- **Geometrik (Örneğin; Metalik Boyalar)**

Şekil 2.34’te renk tutarsızlığı ve metameri görülmektedir.



Şekil 2. 34: Renk Tutarsızlığı ve Metameri.

2.3.4 Boyama Reçetesi Hesaplama

Bu bölümde boyama reçetesi hesaplama, matematiksel eşleme ve reflektans K/S değerlerinin yorumlanması paylaşılmıştır.

2.3.4.1 Boyama Reçetesi Hesaplama – Renk Üçgeni ile Değerlendirme

Boyama reçetesi hesaplamayı 2’ye ayırabiliriz. Bir önceki bölümde anlatılan arşiv ve spektrofotometre cihazı ile boyama reçetesi hesaplamaya ek olarak burada renk üçgeninden de bahsedilecektir.

Klasik yöntemler ile renk eşleme:

- Arşiv kullanımı,
- Renk Üçgeni Kullanımı.

Spektrofotometrik ölçüm ve özel yazılımlar ile renk eşleme

Bir tekstil boyahanesindeki renk üçgeni, rengi anlamak ve manipüle etmek için temel bir araçtır. Temelde, renk tekerleğine benzer, ancak üçgen biçiminde, renk uzayının görsel bir temsidir. İşte bir tekstil boyahanesinde renk üçgeninin bazı kullanımları:

Renk Karışımı: Renk üçgeni, iki veya daha fazla boyanın karıştırılmasının sonucunu belirlemek için kullanılabilmektedir. Renkleri üçgen üzerinde çizerek, birleştirildiğinde ortaya çıkan rengi tahmin edebilmektedir (Acar, 2010).

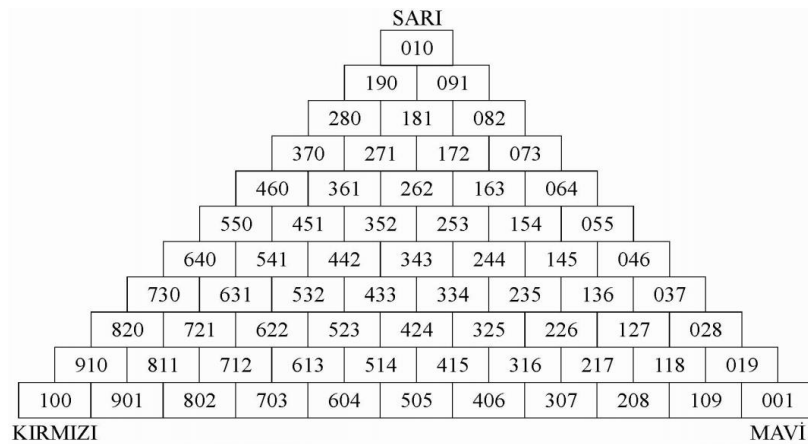
Renk Uyumu: Belirli bir rengi yeniden üretmeye çalışıyorsanız, renk üçgeni hangi boya kombinasyonunun size en yakın eşleşmeyi sağlayacağını anlamanıza yardımcı olabilmektedir. Bu, günümüzde genellikle bilgisayar yazılımı kullanılarak yapılır, ancak prensipler aynıdır (Acar, 2010).

Kalite Kontrol: Renk üçgeni, boya partilerinde tutarlılığı korumak için de kullanılabilmektedir (Acar, 2010).

Renk Teorisi Eğitimi: Renk üçgeni, tamamlayıcı renkler, bölünmüş tamamlayıcı renkler, benzer renkler vb. gibi renk ilişkilerinin ve renk teorisinin anlaşılmasına yardımcı olmaktadır (Acar, 2010).

Renk İletişimi: Boyahane içindeki farklı departmanlar arasında ve ayrıca dış paydaşlar ile renklerin doğru iletişimini sağlar. Özellikle tekstil gibi kesin renk eşleştirmesinin sıklıkla gerekli olduğu bir alanda önemli olan renkleri tartışmak için ortak bir dil sağlamaktadır (Acar, 2010).

Üçgenin genellikle tam üç boyutlu renk uzayının yalnızca bir dilimini temsil ettiğini unutulmamalıdır, bu nedenle son derece hassas renk çalışması için her zaman yeterli değildir. Bunun için CIELAB renk uzayı gibi daha gelişmiş modeller kullanılabilmektedir. Şekil 2.35'te renk üçgeni görülmektedir.



Şekil 2. 35: Renk Üçgeni.

2.3.4.2 Matematiksel Eşleme

Boyarmadde konsantrasyonu ile doğrusal olarak ilişkilendirilen reflektans fonksiyonlarının en kullanışlısı Kubelka-Munk fonksiyonudur. Kubelka-Munk teorisi, bir malzemedan (kumaş gibi) ışığın yansımalarını hesaplamak için kullanılır ve genellikle boyama ve baskı endüstrilerinde renk sonuçlarını tahmin etmek için uygulanmaktadır. Denklem 2.14'te K/S değerin hesaplanması görölmektedir (Acar, 2010).

$$K/S = f(R) = (1 - R)^2 / 2R \quad (2.14)$$

Burada, bu harflerin her biri bir şeyi ifade etmektedir:

- K, temel olarak malzemenin ışığın ne kadarını soğurduğu olan soğurma katsayısını temsil eder (Acar, 2010).
- S, malzemenin ışığı farklı yönlerde ne kadar saçtığını gösteren saçılma katsayısını temsil eder (Acar, 2010).
- R, yansımadır, malzemedan geri dönen ışık miktarıdır (genellikle renkli olarak gördüğümüz kısım) (Acar, 2010).

Basitçe ifade etmek gerekirse, bu formöl şöyle der: "Ne kadar ışığın emildiğinin (K) ne kadar ışığın saçıldığına (S) oranı, ne kadar ışığın geri yansıtıldığına (R) bağılıdır. Spesifik olarak, (1 - yansıtma)'nın karesi, yansıtmanın iki katına bölünür."

Yansıtılan ışığı (R) ölçerek ve bu formölü kullanarak, renk teknolojisi uzmanlarının tam rengi ve farklı aydınlatma koşullarında nasıl görüneceğini belirlemesine olanak tanıyan K/S oranını hesaplayabilirsiniz (Acar, 2010).

Bir odayı boyadığınızı hayal edin. Bir kat boyarsanız, yine de orijinal duvar renginin içini görebilirsiniz, değil mi? Ancak birkaç kat daha boyarsanız, sonunda boya opak hale gelir Aynı fikir boyama tekstilleri için de geçerlidir. Kubelka-Munk işlevi, boyanın ve kumaşın ışıkla nasıl etkileşime girdiğini hesaba katarak, belirli bir rengi elde etmek için ne kadar boyaya ihtiyacınız olduğunu tahmin etmenize yardımcı olmaktadır.

- Işık boyalı bir kumaşa çarptığında, bir kısmı emilir (ısıya dönüşür) ve bir kısmı dağılır (farklı yönlerde sıçrar).
- Kubelka-Munk işlevi, boyanın "renk gücünü" hesaplamak için ne kadar ışığın emildiği ve dağıldığına ilişkin ölçümleri kullanır.

Bu bilgi, belirli bir rengi elde etmek için ne kadar boyaya ihtiyacınız olduğunu belirlemek için kullanılabilir.

2.3.4.3 Reflektans ve K/S Değerlerinin Yorumlanması

➤ K/S Değeri:

İlk olarak, bir tekstil için temel bir boyama tarifini ele alalım. Diyelim ki morun belirli bir tonunu elde etmeye çalışıyoruz ve elimizde üç boya var: kırmızı boya, mavi boya ve sarı boya. Boyama tarifi şöyle görünebilir:

- **Kırmızı boya: %10**
- **Mavi boya: %20**
- **Sarı boya: %5**

Buradaki yüzdeler, boya banyosundaki her bir boyanın konsantrasyonunu temsil etmektedir. Bu nedenle, istediğimiz mor tonunu elde etmek için bu boyaları belirtilen oranlarda karıştırdık.

Artık kumaşımız boyandığında, istenen rengi elde etmede ne kadar başarılı olduğumuzu görmek için farklı dalga boylarında K/S değerini ölçebiliyoruz.

K/S değeri, her belirli dalga boyunda malzeme tarafından ne kadar ışık emildiğini ölçer. Daha yüksek bir K/S değeri, malzemenin o dalga boyunda daha fazla ışık emdiği anlamına gelir, dolayısıyla karşılık gelen renge daha az benzeyecektir.

Aşağıdaki K/S değerlerini ölçtüğümüzü varsayalım:

- **450 nm'de (mavi ışık), K/S = 1,0**
- **550 nm'de (yeşil ışık), K/S = 0,5**
- **650 nm'de (kırmızı ışık), K/S = 1,2**

Bu deęerleri yorumlayarak řunları syleyebiliriz:

Kumař mavi ışığı (450 nm) ve kırmızı ışığı (650 nm) yeřil ışığa (550 nm) gre daha gl emer. Bu, mavi ve kırmızı ışık iin daha yksek K/S deęerleri ile gsterilmektedir.

Kumařın yeřil ışığı mavi veya kırmızı ışıktan daha fazla yansıttığı gz nne alındığında, biraz yeřilimsi grnecektir - istedięimiz mordan biraz farklı.

Bu nedenle, en yksek yansımanın spektrumun yeřil blgesinde olacağı dřnldęnde, boyanmıř kumař bařlangıta amalandığı gibi mor grnmeyecek, daha ok yeřilimsi bir tona sahip gibi grnecektir. Bu, boyama reetesinin mavi ve kırmızı ışığın emilimini azaltacak (kumař daha mor grnmesini saęlamak iin) ve muhtemelen yeřil ışığın emilimini artıracak (daha az yeřil grnmesini saęlamak iin) řekilde ayarlanması gerektiğini gstermektedir.

➤ **Reflektans Deęeri:**

Unutmayın, yansıma deęerleri bize bir malzemenin belirli bir dalga boyunda ne kadar ışık yansıttığını sylemektedir. Genellikle 0 ile 1 (veya %0 ile %100) arasındadırlar, daha yksek deęerler daha fazla ışığın yansıtıldığı anlamına gelir ve bylece malzeme daha ok ışığın rengi gibi grnmektedir.

yleyse, ncekiyle aynı boyama tarifimizi ele alalım:

➤ **Kırmızı boya: %10**

➤ **Mavi boya: %20**

➤ **Sarı boya: %5**

Mor bir renk elde etmek istiyoruz, yani malzememizin daha fazla mavi ve kırmızı ışığı ve daha az yeřil ışığı yansıtmasını istiyoruz (nk mor, mavi ve kırmızının birleřimidir, yeřil ise daha az mor grnmesini saęlar).

řimdi boyamadan sonra ařağıdaki yansıtma deęerlerini ltęmz varsayalım:

➤ **450 nm’de (Mavi ışık), Reflektans = 0,4**

➤ **550 nm’de (Yeřil ışık), Reflektans = 0,6**

➤ **650 nm’de (Kırmızı ışık), Reflektans = 0,3**

Bu deęerlerin yorumlanması:

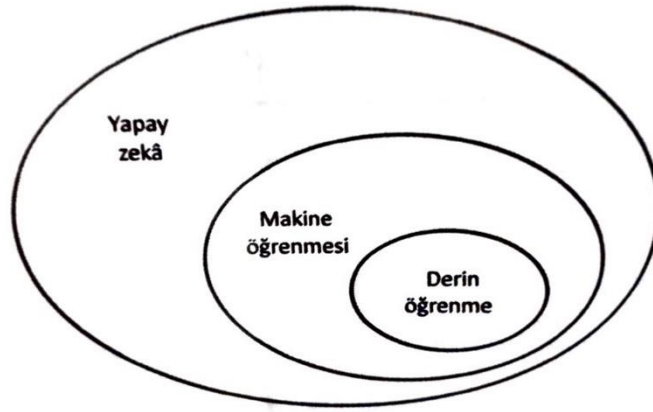
Kumaş, mavi ışığı (450 nm) ve kırmızı ışığı (650 nm) yeşil ışığı (550 nm) yansıttığından daha az güçlü yansıtır. Bu, mavi ve kırmızı ışık için daha düşük yansıma deęerleri ile gösterilmektedir.

İstenilen mor rengi elde etmek için boyama tarifimizi deęiştirmemiz gerekmektedir. Spesifik olarak, mavi ve kırmızı boya ların konsantrasyonunu arttırmamız (kumaşın daha fazla mavi ve kırmızı ışığı yansıması ve böylece daha mor görünmesi için) ve sarı boyanın konsantrasyonunu azaltmamız gerekmektedir. (Çünkü sarı + mavi = yeşil ve biz yeşilimsi tonu azaltmak istiyoruz).

Daha sonra, rengin istediğimize daha yakın olup olmadığını görmek için kumaşı yeniden boyamamız ve yansıtma deęerlerini yeniden ölçmemiz gerekmektedir. Bu yinelemeli süreç, istenen renk elde edilene kadar devam edecektir.

2.4 Yapay Zekâ

Yapay zeka, 1950'lerde "düşünebilen" bilgisayarlar yaratma olasılığını araştıran küçük bir bilgisayar bilimi öncüleri grubu tarafından kavramsallaştırıldı. Altta yatan fikirler yıllardır şekilleniyor olsa da, AI resmi olarak 1956'da John McCarthy Dartmouth College'da bir yaz atölyesi düzenlediğinde bir araştırma alanı olarak kuruldu. Çalıştay, bir makinenin onu simüle edebilmesi için zekanın her yönünün tam olarak tanımlanabileceği hipotezini keşfetmeyi amaçlıyordu. Grup, makinelerin dili nasıl kullanabileceklerini, soyutlamalar ve fikirler oluşturabileceklerini, şu anda insanlara özel sorunları nasıl çözebileceklerini ve kendilerini nasıl geliştirebileceklerini keşfetmeye çalıştı. Çalıştaya çözmeyi amaçladığı sorunları tam olarak çözmemiş olsa da geleceğin birçok yapay zeka öncüsü katıldı ve bugüne kadar devam eden bir entelektüel devrimi ateşledi. Şekil 2.36'da yapay zekanın kapsamı görülmektedir (Chollet, 2021).



Şekil 2. 36: Yapay Zekâ, Makine Öğrenmesi, Derin öğrenme.

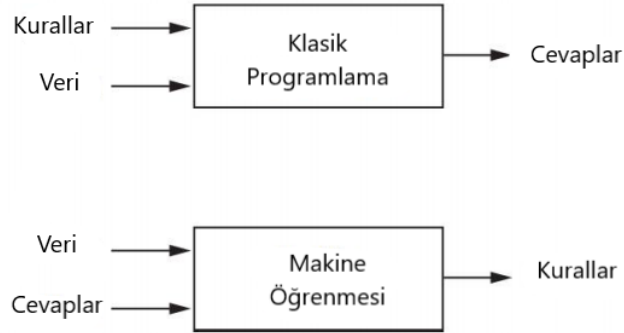
YZ veya Yapay Zekâ, genellikle insanlar tarafından gerçekleştirilen entelektüel görevleri otomatikleştirme girişimidir. Makine öğrenimi ve derin öğrenmenin yanı sıra öğrenmeyi içermeyen diğer yaklaşımları içeren geniş bir alandır. Geçmişte, YZ ders kitapları "öğrenmeye" odaklanmıyordu ve satranç programları gibi erken YZ programları, makine öğrenimine değil, önceden programlanmış kurallara dayanıyordu. 1950'lerden 1980'lerin sonlarına kadar AI'daki baskın yaklaşım, veritabanlarında depolanan bilgiyi manipüle etmek için geniş bir açık kurallar dizisi oluşturmaktan oluşan sembolik YZ idi. Bu yaklaşım, 1980'lerin uzman sistem patlaması sırasında popülerdi ve insan düzeyinde yapay zekaya ulaşma yeteneğine sahip olduğu düşünülüyordu (Chollet, 2021).

Sembolik yapay zekâ, satranç gibi iyi tanımlanmış ve mantıklı sorunları çözmede başarılıydı, ancak açık kuralların belirlenmesi zor olduğu için görüntü sınıflandırma, konuşma tanıma veya doğal dil çevirisi gibi daha karmaşık ve belirsiz sorunları çözemedi. Sembolik yapay zekanın yerini alacak yeni bir yöntem olan makine öğrenimi ortaya çıktı (Chollet, 2021).

2.4.1 Makine Öğrenmesi

Analitik Makinenin mucidi Charles Babbage, Viktorya dönemi İngiltere'sinde Lady Ada Lovelace ile iş birliği yaptı. Analitik Motor vizyoner ve zamanının ilerisindeyken, 1830'lar ve 1840'larda başlangıçta genel amaçlı bir bilgisayar olarak tasarlanmamıştı çünkü genel amaçlı hesaplama kavramı henüz icat edilmemişti. Bunun yerine, matematiksel analiz alanındaki belirli matematiksel hesaplamaları otomatikleştirmek için yaratılmıştır, dolayısıyla Analitik Motor adı verilmiştir.

1642’de Blaise Pascal tarafından tasarlanan Pascaline, dünyanın ilk mekanik hesap makinesiydi ve sayıları toplayabilen, çıkarabilen, çarpabilen ve hatta bölebilen cihazların temelini attı. Leibniz’in Pascaline’in geliştirilmiş bir versiyonu olan adım hesaplayıcısı da matematiksel işlemleri dişli biçiminde kodlama girişimiydi (Chollet, 2021). Şekil 2.37’de Makine öğrenmesi ve Derin Öğrenme arasındaki fark görülmektedir.



Şekil 2. 37: Yeni programlama paradigması: Makine Öğrenmesi.

1843’te Ada Lovelace, Analitik Motorun yaratılması hakkında bir yorum yapmıştır:

Analitik Motor, kendi başına yeni bir şey ortaya çıkarmak için tasarlanmamıştır. Amacı, gerçekleştirmesini söylediğimiz görevleri yerine getirmektir. Esasen, zaten sahip olduğumuz bilgilere erişmemize yardımcı olan bir araçtır (Chollet, 2021).

Neredeyse iki asırlık olmasına rağmen, Leydi Lovelace’in gözlemi hâlâ hayal gücümüzü cezbetmektedir. Genel amaçlı bir bilgisayar gerçekten yeni bir şey yaratabilir mi, yoksa her zaman biz insanların zaten anladığımız görevleri yerine getirmekle sınırlı mı kalacak? Bir bilgisayarın özgün fikirler üretmesi, deneyimlerinden ders çıkarması ve yaratıcılık sergilemesi mümkün müdür? (Chollet, 2021).

Yapay zekâ alanında bir öncü olan Alan Turing, 1950 tarihli ufuk açıcı makalesi "Computing Machinery and Intelligence"ta Lady Lovelace’in itirazına atıfta bulundu. Bu yazıda Turing, Turing testi kavramını tanıttı ve makinelerin potansiyel olarak insan zekasının tüm yönlerini kopyalayabileceği tartışmalı fikrini ortaya koydu. Lady Lovelace’in itirazı, AI’nın gelişimi için temelin önemli bir parçası haline geldi (Chollet, 2021).

Makine öğrenimi, yapay zekanın 1990’lardan beri popülerlik ve başarı kazanan bir alt alanıdır. Bu eğilim, daha hızlı donanım ve daha büyük veri kümelerinin artan kullanılabilirliği tarafından yönlendirildi. Matematiksel istatistik ile ilgili olmasına rağmen, birkaç yönden farklılık gösterir. Tıbbın kimyaya indirgenemeyeceği gibi, makine öğrenimi de kendine özgü özellikleri olan kendine özgü sistemlerle ilgilenir. Temel farklardan biri, makine öğreniminin büyük ve karmaşık veri kümeleriyle çalışma eğiliminde olmasıdır, bu da klasik istatistiksel analizi uygulanamaz hale getirir. Sonuç olarak, makine öğrenimi, özellikle derin öğrenme, matematiksel teoriye daha az dayanır ve daha çok bir mühendislik disiplindir. Teorik fizik veya matematik gibi alanların aksine, makine öğrenimi çok uygulamalıdır ve genellikle yazılım ve donanımdaki gelişmelere dayanan ampirik bulgular tarafından yönlendirilmektedir (Chollet, 2021).

2.4.1.1 Veriden Öğrenme

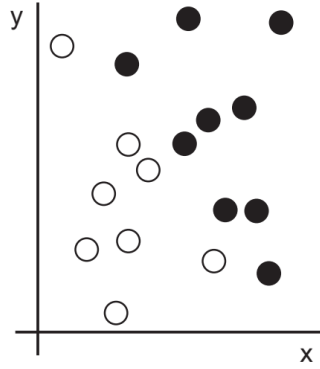
Derin öğrenmeyi tanımlamak ve derin öğrenme ile diğer makine öğrenimi yaklaşımları arasındaki farkı anlamak için öncelikle makine öğrenimi algoritmalarının ne yaptığına dair bir fikre ihtiyacımız var. Az önce, makine öğreniminin bir veri işleme görevini yürütmek için kuralları keşfettiğini, beklenen örnekler verildiğinde belirttik (Chollet, 2021).

- Yani, makine öğrenimi yapmak için üç şeye ihtiyacımız var:
- Girdi veri noktaları,
- Beklenen çıktı örnekleri ve algoritmanın başarısını ölçmenin bir yolu.

Örneğin, bir konuşma tanıma görevinde, girdi veri noktaları konuşan insanların kayıtları olacaktır, beklenen çıktı bu kayıtların doğru transkripsiyonları olacaktır ve ölçüm, doğru tanımlanmış kelimelerin yüzdesi olabilir. Başarıyı ölçmeye yönelik bu süreç, öğrenme yoluyla algoritmayı geliştirmek ve performansını iyileştirmek için kullanılır. Benzer şekilde, görüntü etiketleme gibi diğer görevler de algoritmayı eğitmek için aynı süreci izleyebilir (Chollet, 2021).

Makine öğrenimi ve derin öğrenme, bilinen örneklerden öğrenilen bilgileri kullanarak girdi verilerini anlamlı çıktılarına dönüştürme görevini içerir. Bu süreç, yararlı olan ve bizi beklenen çıktıya ulaşmaya yaklaştıran girdi verilerinin temsillerini bulmayı içerir. Temsiller, verileri kodlamanın veya verilere bakmanın

farklı yollarıdır ve uygun temsili seçmek görevleri kolaylaştırabilir. Bir makine öğrenimi modeli, eldeki görevdeki performansını artırmak için girdi verilerinin en iyi temsilini bulmayı amaçlar (Chollet, 2021). Şekil 2.38’de 2 eksenli örnek bir veri görülmektedir.



Şekil 2. 38: Örnek Veri.

Bunu somutlaştıralım. Şekil 2.38’de gösterildiği gibi, bir x eksenini, bir y eksenini ve (x, y) sisteminde koordinatlarıyla temsil edilen bazı noktaları ele alalım (Chollet, 2021).

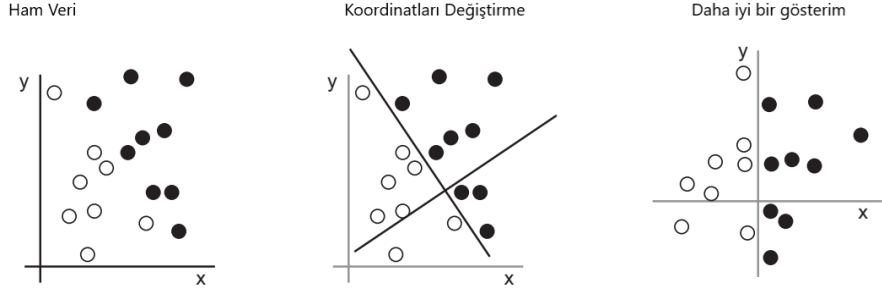
Gördüğümüz gibi, birkaç beyaz noktamız ve birkaç siyah noktamız var. Diyelim ki bir noktanın koordinatlarını (x, y) alıp o noktanın siyah mı yoksa beyaz mı olduğunu gösteren bir algoritma geliştirmek istiyoruz (Chollet, 2021). Bu durumda,

- Girdiler noktalarımızın koordinatlarıdır.
- Beklenen çıktılar noktalarımızın renkleridir.
- Algoritmamızın iyi bir iş çıkardığını ölçmenin bir yolu, örneğin, doğru sınıflandırılan noktaların yüzdesi olabilir.

Kavramı daha iyi anlamak için gerçek hayattan bir örnek kullanalım. Şekil 38’de gösterildiği gibi, x eksenini ve y eksenini ve (x, y) sisteminde koordinatlarıyla temsil edilen çeşitli noktalara sahip bir grafik hayal edin. Bu noktalardan bazıları beyaz, bazıları siyahtır (Chollet, 2021).

Amacımız, bir noktanın (x, y) koordinatlarını alıp o noktanın siyah mı yoksa beyaz mı olduğunu tahmin edebilen bir algoritma oluşturmaktır. Algoritmanın girdileri noktalarımızın koordinatlarıdır ve beklenen çıktılar noktalarımızın renkleridir (Chollet, 2021).

Algoritmamızın etkinliğini değerlendirmek için doğru şekilde sınıflandırılan noktaların yüzdesini ölçebiliriz (Chollet, 2021).



Şekil 2. 39: Koordinat Değiştirme.

Doğru tahminler elde etmek için, verilerimizin beyaz noktaları siyah noktalardan açıkça ayıran yeni bir temsiline ihtiyacımız var. Yöntemlerden biri, şekil 2.39'da gösterildiği gibi bir koordinat değişikliğidir. Ancak, kullanabileceğimiz başka birçok olası dönüşüm var (Chollet, 2021).

Makine öğrenimi bağlamında, sınıflandırma problemlerini çözmek için verilerimizi yeni bir koordinat sisteminde temsil edebiliriz. Bu yeni gösterimle, sorunu çözmek için "siyah noktaların x koordinatı 0'dan büyük" gibi basit bir kural tanımlayabiliriz. Ancak, el yazısı rakamları sınıflandırmak gibi daha karmaşık problemler için faydalı temsiller bulmak zordur. Kapalı döngülerin sayısı veya piksel histogramları gibi özelliklere dayalı el yapımı temsiller iyi bir iş çıkarabilir, ancak kırılgandır ve bakımı zordur (Chollet, 2021).

Verilerin otomatik olarak oluşturulmuş farklı temsil kümelerini ve bunlara dayalı kuralları sistematik olarak arayarak bu süreci otomatik hale getirebiliriz. Bu, verilerin yararlı temsillerini ve eldeki görevi çözmek için daha basit, daha uygun kuralları üreten veri dönüşümleri için otomatik bir arama sürecini içeren makine öğreniminin özüdür. Bu dönüşümler, koordinat değişikliklerini, doğrusal projeksiyonları veya diğer doğrusal olmayan işlemleri içerebilir (Chollet, 2021).

Makine öğrenimi algoritmaları, hipotez alanı olarak bilinen önceden tanımlanmış bir dizi operasyona dayandıklarından, verileri dönüştürmenin yeni yollarını bulma yetenekleriyle sınırlıdır. Örneğin, 2B koordinat sınıflandırmasında, hipotez uzayı olası tüm koordinat değişikliklerinin kümesi olacaktır (Chollet, 2021).

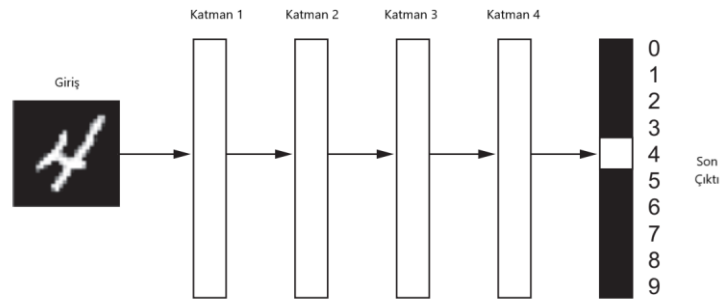
Özetle, makine öğrenimi, geri bildirim sinyallerinin yardımıyla, önceden belirlenmiş bir olasılık alanı içinde girdi verilerini analiz etmede yararlı olan kuralları ve temsilleri aramayı içerir. Bu yaklaşım inanılmaz derecede çok yönlüdür ve makine öğreniminin konuşma tanımadan otonom sürüşe kadar çok çeşitli görevlerin üstesinden gelmesini sağlar (Chollet, 2021).

Derin öğrenme, büyük miktarlarda karmaşık ve çeşitli verileri işleyebilmesi nedeniyle diğer makine öğrenimi yaklaşımlarından farklıdır (Chollet, 2021).

2.4.2 Derin Öğrenme

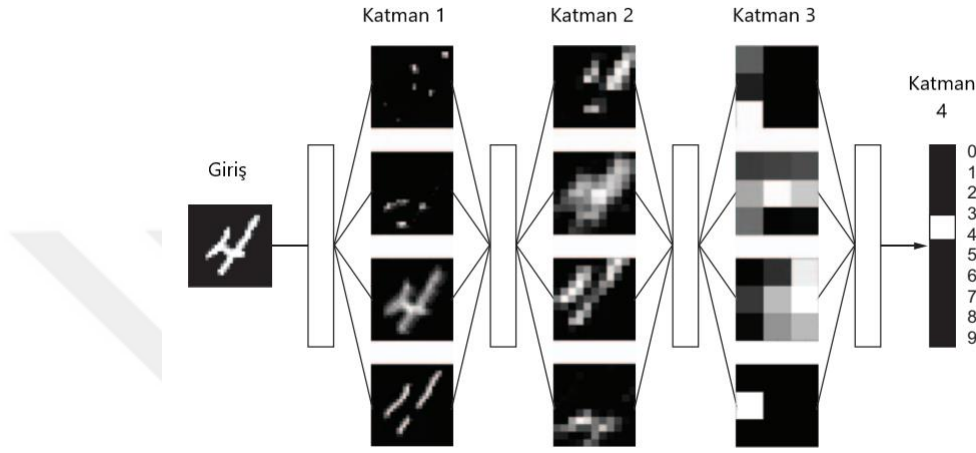
Derin öğrenme, verilerden anlamlı temsillerin ardışık katmanlarını öğrenmeyi içeren bir makine öğrenimi alt kümesidir. Modelin derinliği, veri modeline katkıda bulunan katman sayısını gösterir. Yalnızca bir veya iki temsil katmanını öğrenmeye odaklanan diğer makine öğrenimi yaklaşımlarının aksine, derin öğrenme modelleri onlarca veya yüzlerce ardışık katmanı içerir. Bu katmanlı temsiller, birbiri üzerine yığılmış gerçek katmanlar halinde yapılandırılmış sinir ağları aracılığıyla öğrenilir. Nörobiyolojiden ilham almasına rağmen, derin öğrenme modelleri beynin modelleri değildir. Verilerden temsilleri öğrenmeye yönelik bu matematiksel çerçeve, nörobiyoloji ile herhangi bir ilişki gerektirmez (Chollet, 2021).

Şekil 2.40'ta derin öğrenme algoritmaları tarafından öğrenilen temsillerin görünümü gösterilmektedir. Özellikle, çok katmanlı bir sinir ağının bir rakamın görüntüsünü doğru bir şekilde tanımlamak için nasıl dönüştürdüğüne bakar (Chollet, 2021).



Şekil 2. 40: Rakam Sınıflandırma için Sinir Ağı Mimarisi.

Şekil 2.41’de, ağıın basamak görüntüsünü orijinalinden farklı ve nihai sonuç için daha yararlı olan temsillere doğru aşamalı olarak nasıl değıştirdiğini göstermektedir. Derin bir ağı, verilerin ardışık filtrelerden geçtiğı ve belirli bir görev için değeri olan bilgilerle sonuçlanan giderek daha rafine hale geldiğı bilgileri damıtan bir dizi aşama olarak yorumlanabilir (Chollet, 2021).



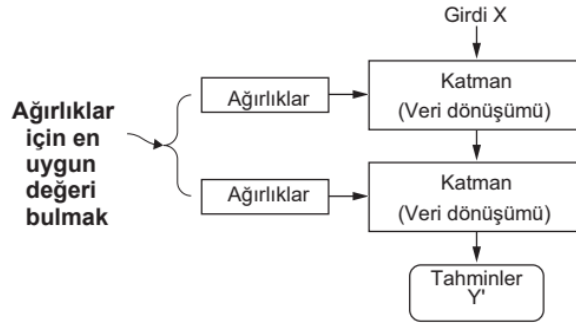
Şekil 2. 41: Rakam Sınıflandırma için Öğrenilen Veri Temsilleri.

Derin öğrenme, birden çok aşamayı içeren veri temsillerini öğrenme yöntemidir. Basit bir fikir gibi görünebilir, ancak büyütüldüğünde büyüü bir süreç gibi görünebilmektedir.

2.4.2.1 Derin Öğrenmeyi Anlama

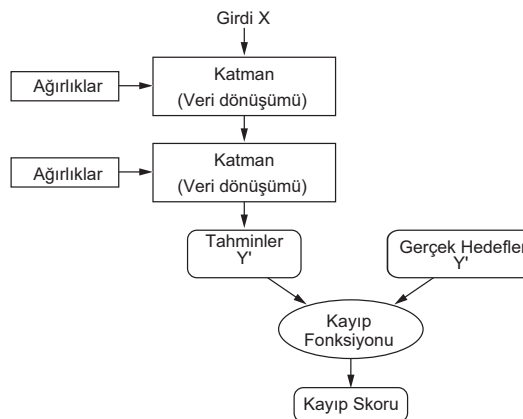
Makine öğrenimi, görüntüler gibi girdilerin etiketler gibi hedeflerle eşlenmesini içerir. Bu, girdi ve hedef çiftlerinin örneklerini gözlemleyerek yapılır. Derin sinir ağları, bu eşlemeyi, örneklere maruz bırakılarak öğrenilen katmanları kullanan bir dizi basit veri dönüşümü aracılığıyla gerçekleştirir. Bir katmanın girdi verilerini nasıl dönüştürdüğünü açıklayan bilgi, katmanın ağırlıklarında tutulur - esasen dönüşümü parametreleştiren bir dizi sayı. Şekil 2.42’de görüldüğü gibi öğrenme görevi, bir ağıdaki tüm katmanlarda, ağıın girdi örneklerini karşılık gelen hedeflerle doğru bir şekilde eşlemesini sağlayacak bir dizi ağırlık değeri bulmayı içerir. Derin bir sinir ağının milyonlarca parametreye sahip olabileceğı göz önüne alındığında, özellikle bir

parametrenin deęiştirilmesi dięerlerini etkileyeceęinden, hepsi için doęru aęırlık deęerlerini bulmak zor olabilir (Chollet, 2021).



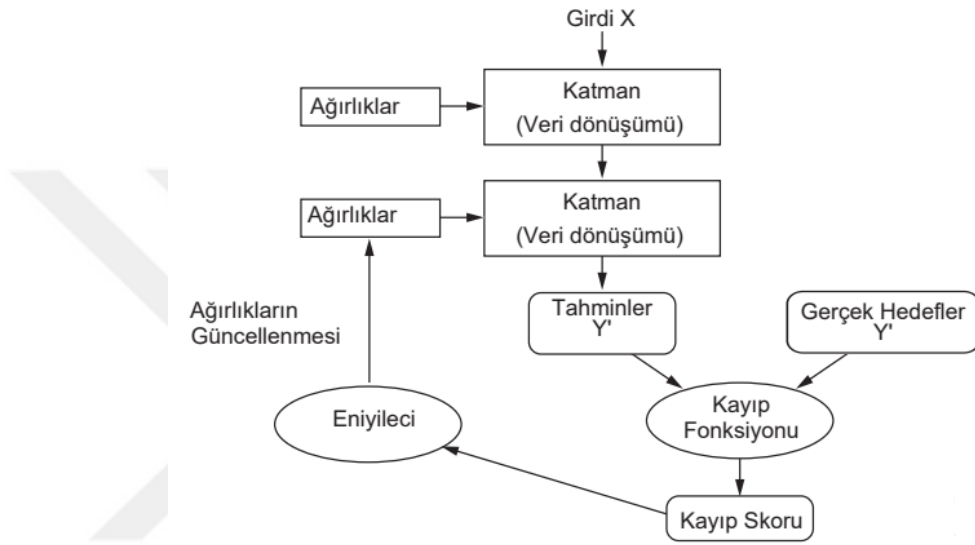
Şekil 2. 42: Sinir Aęı Aęırlıkları ile Parametreler.

Bir şeyi yönetmek için önce onu izleyebilmeniz gerekmektedir. Bir sinir aęının sonuçlarını denetlemek için, çıktısının olması gerekene ne kadar yakın olduęunu hesaplayabilmeniz gerekir. Kayıp fonksiyonu bu görevden sorumludur ve amaç fonksiyonu veya maliyet fonksiyonu olarak da bilinir. Kayıp işlevi, aęın tahminlerini ve gerçek hedefi (istenen çıktı) alır ve aęın söz konusu örnekte ne kadar iyi performans gösterdięini yansıtan bir mesafe puanı hesaplamaktadır (Chollet, 2021). Bu hesap şekil 2.43'te görölmektedir.



Şekil 2. 43: Kayıp Fonksiyonu ile Aęın Başarısının Ölçülmesi.

Derin öğrenmedeki anahtar teknik, ağırlık değerlerini biraz ayarlamak için kayıp puanını bir sinyal olarak almaktır. Ayar, mevcut örnek için kayıp puanını azaltan yönde olmalıdır. Bu işlem, Geri Yayılım algoritmasını kullanan optimize edici tarafından gerçekleştirilir. Geri yayılım, derin öğrenme için kritik bir algoritmadır ve sonraki bölüm, işleyişi hakkında daha fazla ayrıntı sağlar (Chollet, 2021). Şekil 2.44'te en iyileme ile ağırlıkların güncellenmesi görülmektedir.



Şekil 2. 44: Kayıp Fonksiyonu ile Ağırlıkların Güncellenmesi.

Başlangıçta, ağırlıklar rastgele atanır ve olması gerekenden çok farklı sonuçlar vermesine neden olur. Sonuç olarak, kayıp puanı yüksektir. Ancak ağ daha fazla örnek işledikçe ağırlıklar doğru yönde ayarlanarak kayıp puanının düşmesine neden olur. Bu süreç, eğitim döngüsü olarak adlandırılır ve ağırlık değerleri en aza indirilene kadar birçok kez tekrarlanır (genellikle binlerce örnek üzerinde onlarca yinleme), böylece eğitilmiş ve minimum kayıplı bir ağ elde edilir. Eğitilmiş bir ağ, hedeflere çok yakın çıktılar üreten ağıdır. Bu sihir gibi görünebilir, ancak ölçeklendirilebilen basit bir süreçtir (Chollet, 2021).

2.4.3 Makine Öğrenmesi Tarihi

Derin öğrenme, muazzam bir popülerlik ve yatırım kazanmış olsa da makine öğreniminin tek başarılı biçimi değildir. Aslında, şu anda endüstride kullanılan çoğu

makine öğrenimi algoritması, derin öğrenme algoritmaları değildir. Derin öğrenmenin her zaman bir soruna en iyi çözüm olmayabileceğini kabul etmek önemlidir - bazen uygulanabilir olması için yeterli veri olmayabilir veya başka bir algoritma daha uygun olabilir. Derin öğrenmeyi tüm makine öğrenimi sorunlarına tek çözüm olarak kullanma tuzağına düşmek kolaydır, ancak pratik yapmak ve diğer yaklaşımlara aşina olmak bundan kaçınmak için çok önemlidir (Géron, 2022).

2.4.3.1 Olasılıksal Modelleme

Olasılığa dayalı modelleme, verileri analiz etmek için istatistiksel ilkelerin uygulanmasını içerir ve makine öğreniminin en eski biçimlerinden biri olarak kabul edilir. Bu kategorideki popüler bir algoritma, Bayes teoremini uygulayan ve girdi verisi özelliklerinin tümünün bağımsız olduğunu varsayan Naive Bayes algoritmasıdır (bu varsayımı "saf" denir). Bu tür veri analizi, 1950'lere kadar uzanan bilgisayar uygulamasından on yıllar önce manuel olarak kullanıldı ve on sekizinci yüzyıla kadar uzanan istatistiksel temellere dayanıyor. Bayes teoremi ve istatistiksel ilkelerin yalnızca temel bir anlayışla, Naive Bayes sınıflandırıcılarını kullanmaya başlayabilirsiniz (Géron, 2022).

Lojistik regresyon (logreg), Naive Bayes ile yakından ilişkili bir modeldir. Modern makine öğreniminin "Merhaba Dünyası" olarak kabul edilir ve bir regresyon algoritması değil, bir sınıflandırma algoritmasıdır. Adına rağmen, logreg basit ve çok yönlüdür ve bilgi işlemden önce gelse de bugün hala kullanışlıdır. Veri bilimcileri, eldeki sınıflandırma görevini anlamak için genellikle ilk adım olarak logreg'i kullanır (Géron, 2022).

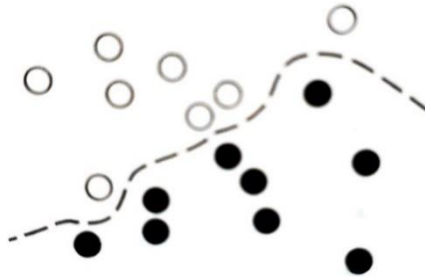
2.4.3.2 Sinir Ağları

Sinir ağlarının ilk sürümlerinin yerini daha modern varyasyonlar almıştır, ancak kökenlerini anlamak faydalı olacaktır. Sinir ağı fikirleri ilk olarak 1950'lerde basit biçimlerde keşfedildi, ancak geliştirmeleri on yıllar aldı. Eksik parça, büyük sinir ağlarını eğitmek için etkili bir yöntemdi. Bununla birlikte, 1980'lerin ortalarında, Geri yayılım algoritması birkaç kişi tarafından bağımsız olarak yeniden keşfedildi. Bu algoritma, parametrik işlem zincirlerinin gradyan iniş optimizasyonu kullanılarak eğitilmesini sağladı. Sinir ağlarının ilk başarılı pratik uygulaması, 1989'da Yann LeCun, el yazısı rakamları sınıflandırmak için evrişimli sinir ağlarını ve geri yayılımı birleştirdiğinde geldi. LeNet adlı bu ağ, Amerika Birleşik Devletleri Posta Servisi

tarafından 1990’larda posta zarfı ZIP kodu okumasını otomatikleştirmek için kullanılmıştır (Géron, 2022).

2.4.3.3 Kernel Yöntemleri

1990’larda, sinir ağları ilk başarısını elde ettikten sonra araştırmacılar arasında tanınmaya başladı. Bununla birlikte, makine öğrenimine yeni bir yaklaşım olan çekirdek yöntemleri hızla popülerlik kazandığı ve sinir ağlarını yerinden ettiği için ünleri kısa sürdü. Çekirdek yöntemleri, en iyi bilineni Destek Vektör Makinesi (SVM) olan bir sınıflandırma algoritmaları koleksiyonudur. SVM’nin modern versiyonu Vladimir Vapnik ve Corinna Cortes tarafından 1990’ların başında Bell Laboratuvarlarında oluşturuldu ve 1995’te yayınlandı. Ancak, Vapnik ve Alexey Chervonenkis tarafından daha eski bir doğrusal formülasyon 1963 gibi erken bir tarihte yayınlandı. SVM, çalışan bir sınıflandırma algoritmasıdır. iki sınıfı ayıran "karar sınırlarını" belirleyerek. SVM’ler bu sınırları belirlemek için iki aşamalı bir süreç izlemektedir (Géron, 2022). Şekil 2.45’te karar sınırı görülmektedir.



Şekil 2. 45: Karar Sınırı.

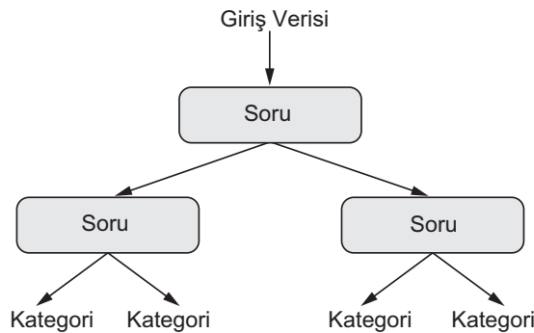
Veriler, karar sınırının bir hiper düzlem olarak ifade edilebildiği yeni bir yüksek boyutlu temsile eşlenir (Veriler, şekil 2.45’teki gibi iki boyutlu olsaydı, bir hiper düzlem düz bir çizgi olurdu).

İyi bir karar sınırı (bir ayırma hiperdüzlemi), hiperdüzlem ile her sınıftan en yakın veri noktaları arasındaki mesafeyi maksimize etmeye çalışarak hesaplanır; bu adım, marjı maksimize etme olarak adlandırılır. Bu, sınırın eğitim veri kümesinin dışındaki yeni örneklerle genelleştirilmesini sağlamaktadır.

Makine öğreniminde, verileri yüksek boyutlu bir temsile eşlemek, sınıflandırma problemlerini daha basit hale getirebilir. Bununla birlikte, bu teknik pratikte hesaplama açısından zor. Bu sorunun üstesinden gelmek için, çekirdek yöntemleri, yeni temsil uzayındaki nokta çiftleri arasındaki mesafenin, bu noktaların koordinatlarını açıkça hesaplamadan hesaplanmasına izin veren bir "çekirdek hilesi" kullanır. Çekirdek işlevleri, bu yaklaşımı oluşturmak için kullanılır ve genellikle verilerden öğrenilmek yerine manuel olarak oluşturulur. Destek Vektör Makineleri (SVM'ler), son teknoloji performansları ve matematiksel analizleri nedeniyle başlangıçta popülerdi, ancak büyük veri kümeleri için ölçeklendirmeleri zordur ve görüntü sınıflandırması gibi algısal problemler için iyi çalışmazlar. SVM'ler özellik mühendisliği gerektirir - zor ve kırılgan olan SVM'yi uygulamadan önce faydalı gösterimleri çıkarmak gerekmektedir (Géron, 2022).

2.4.3.4 Karar Ağaçları, Rastgele Ormanlar, Gradyan Hızlandırma Makineleri

Karar ağaçları, girdi verilerini sınıflandırmanıza veya girdilere dayalı olarak çıktı değerlerini tahmin etmenize yardımcı olan diyagramlardır. Anlaşılması ve yorumlanması kolaydır. 2000'lerde karar ağaçları, verilerden öğrenme için popüler bir araştırma konusu haline geldi ve 2010'da genellikle çekirdek yöntemleri yerine tercih edilen yöntem olmuştur (Géron, 2022). Şekil 2.46'da karar ağacı görülmektedir.



Şekil 2. 46: Karar Ağacı.

Rastgele Orman algoritması, birden çok özel karar ağacı oluşturmayı ve bunların çıktılarını birleştirmeyi içeren, karar ağacı öğrenimine yönelik pratik bir yaklaşımdır. Çeşitli problemler için kullanılabilir ve genellikle sığ makine öğrenimi görevleri için

en iyi ikinci algoritma olarak kabul edilir. Rastgele ormanlar, gradyan artırma makinelerinin devraldığı 2014 yılına kadar Kaggle platformunda popülerdi. Gradyan artırma makineleri, zayıf tahmin modellerinden oluşan bir topluluk oluşturmak için karar ağaçlarını da kullanır, ancak önceki modellerin zayıf noktalarını ele alan yenilerini yinelemeli olarak eğiterek modelleri geliştirir. Bu, genellikle rastgele ormanlardan daha iyi performans gösteren ve günümüzde algısal olmayan verilerle başa çıkmak için en iyi tekniklerden biri olan modellerle sonuçlanır. Derin öğrenmenin yanı sıra gradyan artırma makineleri, Kaggle yarışmalarında yaygın olarak kullanılmaktadır (Géron, 2022).

2.4.3.5 Sinir Ağlarına Geri Dönüş

2010 yılında, sinir ağları bilim camiası tarafından büyük ölçüde göz ardı edildi. Ancak aralarında Toronto Üniversitesi'nden Geoffrey Hinton, Montreal Üniversitesi'nden Yoshua Bengio, New York Üniversitesi'nden Yann LeCun ve İsviçre'den IDSIA'nın da bulunduğu birkaç araştırmacı sinir ağları üzerinde çalışmaya devam etti ve önemli ilerlemeler kaydetti. IDSIA'dan Dan Ciresan, GPU eğitilmiş derin sinir ağları ile 2011 yılında akademik görüntü sınıflandırma yarışmalarında başarı elde etti. Derin öğrenme için en önemli an, 2012'de Hinton'un grubu zorlu ImageNet Büyük Ölçekli Görsel Tanıma Mücadelesine (ILSVRC) girdiğinde geldi. Yarışma, bir milyon yüksek çözünürlüklü renkli görüntünün 1.000 farklı kategoride sınıflandırılmasını içeriyordu. 2011'de klasik bilgisayarlı görü yöntemlerini kullanan kazanan model yalnızca %74,3 doğruluk elde etti. Ancak, 2012'de Alex Krizhevsky liderliğindeki ve Geoffrey Hinton'un danışmanlığındaki bir ekip, derin evrişimli sinir ağlarını kullanarak %83,6'lık ilk beş doğrulukla bir atılım gerçekleştirdi. Evrişimli sinir ağları, o zamandan beri her yıl rekabete hâkim oldu ve 2015'e kadar kazanan model %96,4 doğruluk elde etmiştir. Sonuç olarak, ImageNet üzerindeki sınıflandırma görevi çözülmüş bir problem olarak kabul edilmiştir (Géron, 2022).

2012'den bu yana, derin evrişimli sinir ağları (convnet'ler) tüm bilgisayarla görme görevleri için tercih edilen algoritma haline geldi ve her tür algısal görev üzerinde de çalışıyor. 2015'ten sonra, büyük bilgisayarlı görü konferanslarında herhangi bir şekilde convnet içermeyen sunumlar bulmak neredeyse imkansızdı. Derin öğrenme, SVM'lerin ve karar ağaçlarının geniş bir uygulama yelpazesinde yerini almasına

neden olan doğal dil işleme gibi diğer birçok sorun türünde de uygulama bulmuştur. Örneğin, CERN daha önce Büyük Hadron Çarpıştırıcısı'ndaki (LHC) ATLAS detektöründen gelen parçacık verilerini analiz etmek için karar ağacı tabanlı yöntemler kullanıyordu, ancak sonunda daha yüksek performansları ve büyük veri kümelerinde eğitim kolaylığı nedeniyle Keras tabanlı derin sinir ağlarına geçiş yaptı (Géron, 2022).

2.4.3.6 Sinir Ağlarını Farklı Kılan Durum

2010 yılında, sinir ağları bilim camiasında popüler değildi, ancak aralarında Toronto Üniversitesi'nden Geoffrey Hinton, Montreal Üniversitesi'nden Yoshua Bengio, New York Üniversitesi'nden Yann LeCun ve IDSIA'nın da bulunduğu birkaç araştırmacı bu ağlar üzerinde çalışmaya devam etti. İsviçre. Bu araştırmacılar alanda önemli atılımlar yaptılar (Géron, 2022).

Derin öğrenmenin hızla bu kadar popüler hale gelmesinin ana nedeni, birçok problem için daha iyi performans sağlamasıydı. Bununla birlikte, bir diğer önemli faktör de özellik mühendisliği olarak bilinen bir makine öğrenimi iş akışındaki çok önemli adımı otomatikleştirerek sorunların çözülmesini çok daha kolay hale getirmesidir. Sığ öğrenme olarak bilinen önceki makine öğrenimi teknikleri, genellikle yüksek boyutlu doğrusal olmayan projeksiyonlar veya karar ağaçları gibi basit yöntemlerle girdi verilerini bir veya iki ardışık temsil alanına dönüştürmeyi içeriyordu. Bununla birlikte, bu teknikler, karmaşık problemlerin gerektirdiği rafine temsilleri sağlayamadı ve insanlar, verileri için iyi temsil katmanlarını manuel olarak tasarlamak zorunda kaldı. Buna özellik mühendisliği denir (Géron, 2022).

Derin öğrenme, tüm özelliklerin manuel olarak tasarlanmasına gerek kalmadan tek bir geçişte öğrenilmesine izin vererek bu adımı tamamen otomatik hale getirir. Sonuç olarak, derin öğrenme makine öğrenimi iş akışlarını büyük ölçüde basitleştirdi ve genellikle karmaşık çok aşamalı ardışık düzenleri tek, basit bir uçtan uca derin öğrenme modeliyle değiştirmiştir (Géron, 2022).

Kilit sorun, birbirini izleyen birden çok temsil katmanına sahip olmaksızın, derin öğrenmenin etkilerini taklit etmek için yüzeysel yöntemlerin tekrar tekrar uygulanıp uygulanamayacağı merak edilebilir. Bununla birlikte, pratikte, yüzeysel öğrenme yöntemlerinin art arda uygulanması, azalan getiriler üretir. Ayrıca, derin öğrenme hakkında dönüştürücü olan şey, bir modelin tüm temsil katmanlarını art arda yerine

aynı anda ortaklaşa öğrenmesine izin vermesidir. Ortak özellik öğrenme ile, model kendi iç özelliklerinden birini ayarladığında, ona bağlı diğer tüm özellikler, insan müdahalesine gerek kalmadan değişime otomatik olarak uyum sağlamaktadır (Géron, 2022).

Bu, sığ modelleri açgözlülükle istiflemekten çok daha güçlüdür çünkü karmaşık, soyut temsillerin uzun ara boşluk serilerine (katmanlara) bölünerek öğrenilmesine izin verir. Her alan bir öncekinden sadece basit bir dönüşümdür ve her şey nihai amaca hizmet eden tek bir geri bildirim sinyali tarafından denetlenmektedir (Géron, 2022).

Derin öğrenmenin, verilerden etkili bir şekilde öğrenmesini sağlayan iki ana özelliği vardır. İlk olarak, aşamalı olarak, katman katman bir şekilde giderek daha karmaşık temsiller geliştirir. İkinci olarak, bu ara temsiller iş birliği içinde öğrenilir ve her katman hem üstteki hem de alttaki katmanın temsili ihtiyaçlarını karşılayacak şekilde güncellenir. Bu özellikler, derin öğrenmeyi önceki makine öğrenimi tekniklerinden ayırır ve üstün performansını açıklamaktadır (Géron, 2022).

2.4.4 Makine Öğrenmesine Genel Bakış

Makine öğrenimi algoritmalarının ve araçlarının mevcut durumu hakkında iyi bir anlayış elde etmek için harika bir kaynak, Kaggle’ın makine öğrenimi yarışmalarıdır. Bu yarışmalar binlerce katılımcıyı çeker ve milyon dolarlık ödüller sunar, bu da onları neyin işe yarayıp neyin yaramadığını değerlendirmek için son derece rekabetçi ve gerçekçi bir yol haline getirir. Peki, kazananlar ne tür algoritmalar kullanma eğiliminde ve hangi araçlara güveniyorlar (State of Data Science and Machine Learning, 2022).

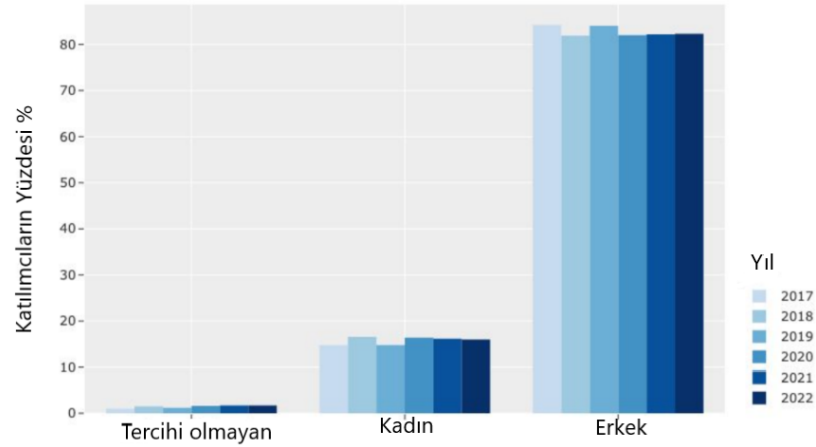
Kaggle, sektör genelinde veri bilimi ve makine öğreniminin mevcut durumu hakkında eksiksiz bir genel bakış sağlamak amacıyla altıncı yıllık anketini Eylül 2022’de gerçekleştirmiştir. 173 ülkeden 24.000 yanıt alınmıştır ve rapor bu şekilde hazırlanmıştır (State of Data Science and Machine Learning, 2022).

Kaggle’da:

- 10 Milyon Veri Bilimci
- 300+ Makine Öğrenmesi Yarışması
- 170.000+ Açık Veri Kümesi

➤ 750.000 Açık Not Defterleri bulunmaktadır.

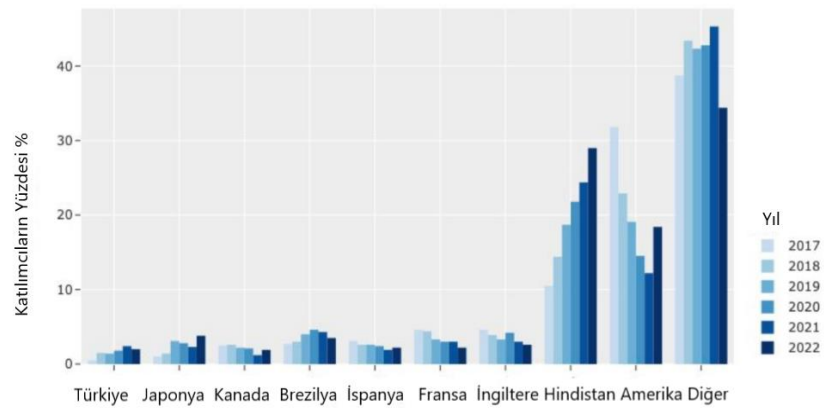
Şekil 2.47’de de görüldüğü gibi dengesiz bir cinsiyet dağılımı bulunmaktadır.



Şekil 2.47: Veri Bilimi Endüstrisi Cinsiyet Dağılımı.

State of Data Science and Machine Learning, 2022’den uyarlanmıştır.

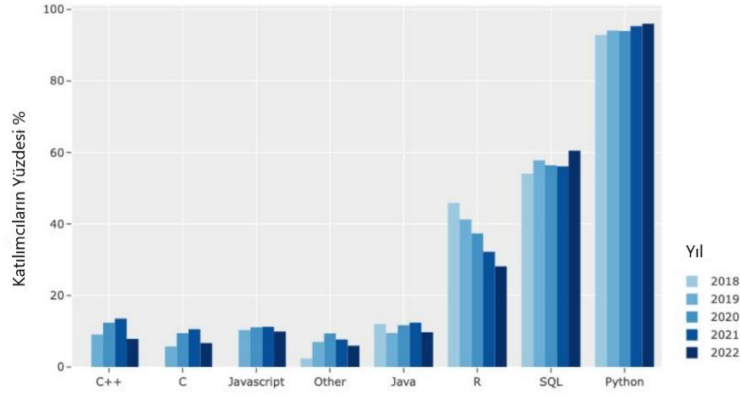
Şekil 2.48’de de görüldüğü gibi Japonya ve Hindistan’da veri bilimi çalışanları artmıştır.



Şekil 2.48: Veri Bilimi Endüstrisi Ülke Dağılımı.

State of Data Science and Machine Learning, 2022’den uyarlanmıştır.

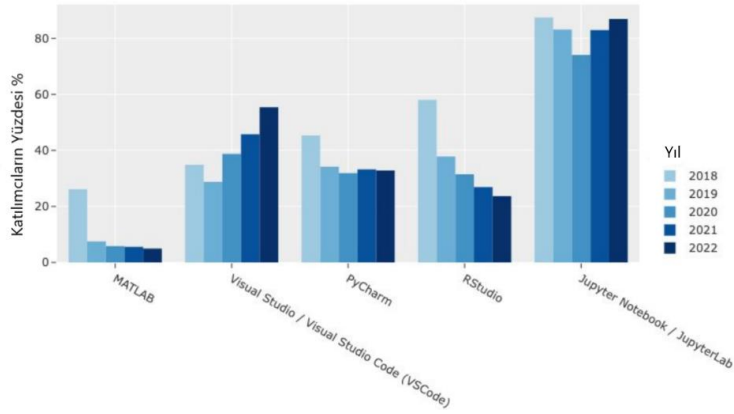
Şekil 2.49’da da görüldüğü gibi Python ve SQL, veri bilimcileri için en yaygın iki programlama becerisi olmaya devam etmektedir.



Şekil 2.49: Veri Bilimi Endüstrisi Programlama Dilleri.

State of Data Science and Machine Learning, 2022'den uyarlanmıştır.

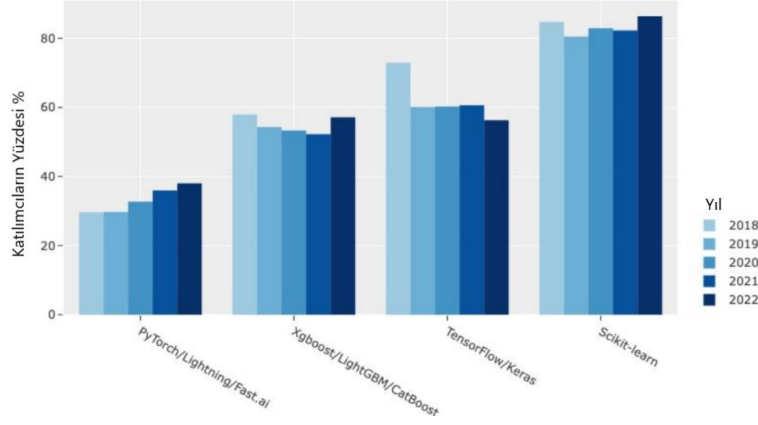
Şekil 2.50'da veri bilimi endüstri ortamları görülmektedir.



Şekil 2.50: Veri Bilimi Endüstrisi Ortamları.

State of Data Science and Machine Learning, 2022'den uyarlanmıştır.

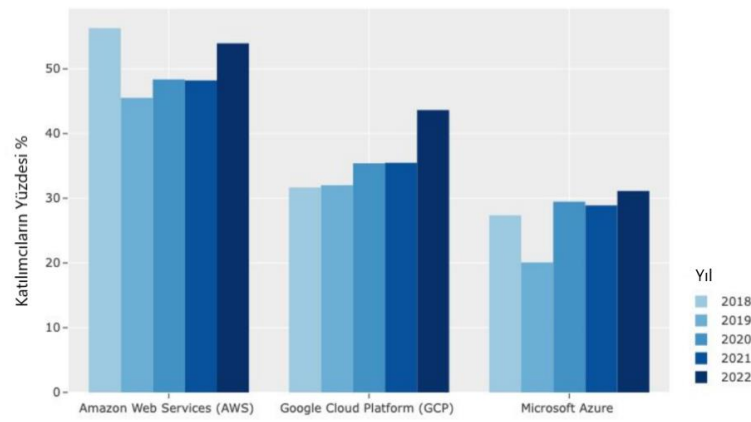
VSCode artık veri bilimcilerin %50'den fazlası tarafından kullanılmaktadır. Şekil 2.51'de veri bilimi endüstrisi kütüphaneleri görülmektedir.



Şekil 2.51: Veri Bilimi Endüstrisi Kütüphaneleri.

State of Data Science and Machine Learning, 2022'den uyarlanmıştır.

Scikit-Learn en popüler makine öğrenimi çerçevesidir, PyTorch ise yıldan yıla istikrarlı bir şekilde büyümektedir. Veri biliminde en çok kullanılan bulut ortamları Şekil 2.52'de görülmektedir.



Şekil 2.52: Veri Bilimi Endüstrisi Bulut Ortamları.

State of Data Science and Machine Learning, 2022'den uyarlanmıştır.

Tüm büyük bulut bilgi işlem sağlayıcıları, 2022'de yıldan yıla güçlü büyüme görmüştür. Ayrıca AWS en yüksek kullanıma sahip bulut ortamı olmaya devam etmektedir.

2.4.5 Uçtan Uca Makine Öğrenmesi Adımları ve Açık Kaynak Veri Kümeleri

Bu bölümde, tez kapsamında bir makine öğrenmesi projesi gerçekleştirirken ele alacağımız temel aşamalar şunları içermektedir (Géron, 2022).

- Büyük resme bakmak
- Verileri hazırlamak ve almak
- İçgörüler elde etmek için verileri keşfetmek ve görselleştirmek
- Verileri makine öğrenmesi algoritmaları için hazırlamak
- Bir model seçmek ve eğitmek
- Modelde hiperparametre ayarları yapmak
- Çözümü sunmak
- Sistemi başlatmak, izlemek ve bakım yapmak

Makine Öğrenimini gerçekten anlamak için suni veri kümeleri yerine gerçek dünya verileriyle çalışmak önemlidir. Neyse ki, çok çeşitli konu alanlarını kapsayan sayısız açık veri seti mevcuttur. Aşağıda veri aramak için bazı kaynaklar bulunmaktadır.

Popüler Veri Kümeleri

- UC Irvine Makine Öğrenmesi Veri Havuzu
- Kaggle Veri Kümesi
- Amazon AWS Veri Kümesi

Açık Kaynaklı Veri Kümeleri

- <https://opendatamonitor.eu/>
- <https://data.nasdaq.com/>
- https://en.wikipedia.org/wiki/List_of_datasets_for_machine-learning_research

2.5 Derin Öğrenmenin Matematiksel Temelleri

Bu bölüm, tensörler, tensör işlemleri, türev ve gradyan iniş gibi temel matematiksel kavramları ele alarak derin öğrenme kavramlarını anlamamıza yardımcı olmayı amaçlamaktadır, bu bölümün odağı sezginizi çok teknik olmadan bu kavramlar etrafında inşa etmek olacaktır.

2.5.1 Sinir Ağları İçin Veri Gösterimleri

Makine öğrenimi sistemleri, şu anda saha için gerekli oldukları için birincil veri yapıları olarak tensörlere dayanmaktadır. Aslında, TensorFlow adını bu temel kavramdan almıştır. Ama bir tensör tam olarak nedir? Esasen, bir tensör, sayısal veriler için bir kaptır - sayıları depolamanın bir yolu. Matrisler, zaten aşına olabileceğiniz bir tür 2 boyutlu tensördür. Bununla birlikte, tensörler bu kavramı daha da ileri götürür ve keyfi sayıda boyuta sahip olabilir (tensörler bağlamında eksenler olarak anılmaktadır) (Chollet, 2021).

2.5.1.1 Skaler – 0B Tensör

Yalnızca tek bir değer içeren tensöre skaler denir. Ayrıca skaler tensör, rank-0 tensör veya 0D tensör olarak da bilinir. NumPy’de bir skaler tensör, bir float32 veya float64 numarasıyla temsil edilir. ndim niteliğini kullanarak bir NumPy tensörünün eksen sayısını belirleyebilirsiniz. Bir skaler tensörün boyutu olmadığı için 0 eksen vardır (ndim == 0). Bir tensörün sıralaması, sahip olduğu eksen sayısına eşittir (Chollet, 2021).

2.5.1.2 Vektör – 1B Tensör

Sayısal değerlerden oluşan bir diziye vektör veya 1B tensör veya sıra-1 tensör denir. Tam olarak bir eksene sahip olduğu söylenmektedir (Chollet, 2021).

Beş girişli bir vektör, 5 boyutlu bir vektör olarak bilinir. Beş eksene sahip ve her eksen boyunca herhangi bir sayıda boyuta sahip olabilen bir 5D tensör ile karıştırılmamalıdır. Boyutluluk, bir 5B vektörü için belirli bir eksen boyunca giriş sayısını ifade edebilirken, bir tensör için eksen sayısını da ifade edebilir. Bu kafa karıştırıcı olabilir, ancak beş eksenli bir tensörden 5B tensör olarak bahsetmek yaygındır, ancak teknik olarak ona 5. dereceden tensör (eksen sayısı) olarak atıfta bulunmak daha doğrudur (Chollet, 2021).

2.5.1.3 Matris – 2B Tensör

Vektörlerden oluşan bir diziye matris, 2. sıra tensör veya 2B tensör denir. Bir matrisin, genellikle satırlar ve sütunlar olarak bilinen iki eksen vardır. Matris görsel olarak dikdörtgen bir sayı ızgarası olarak yorumlanabilir

İki boyutlu bir dizideki satırlar birinci eksen, sütunlar ise ikinci eksen girişlerdir (Chollet, 2021).

2.5.1.4 3B ve Daha Fazla Boyutlu Tensörler

Matrisleri yeni bir dizide gruplandırırsanız, bir 3B tensör veya 3. sıra tensör oluşturacaksınız. Bu, sayılardan oluşan bir küp olarak görselleştirilebilir (Chollet, 2021).

3B tensörleri bir diziye paketlemek, 4B tensör ve ötesinin oluşturulmasına izin verir. Derin öğrenme alanında, dereceleri 0 ile 4 arasında değişen tensörler yaygın olarak kullanılır, ancak video verilerini işlemek için 5'e kadar genişletilebilir (Chollet, 2021).

4D Tensör:

Çoğu durumda, derin öğrenme için bir grup görüntüyü temsil etmek üzere bir 4B tensör kullanılır. Tensörün boyutları genellikle aşağıdaki özellikleri temsil eder:

- **Yığın boyutu:** Yığındaki görüntülerin sayısı.
- **Görüntü yüksekliği:** Her görüntünün piksel cinsinden yüksekliği.
- **Görüntü genişliği:** Her görüntünün piksel cinsinden genişliği.
- **Renk kanalları:** Her görüntüdeki renk kanalı sayısı (genellikle kırmızı, yeşil ve mavi için 3 veya gri tonlama için 1)

Dolayısıyla, her biri 256x256 piksel boyutunda 32 renkli görüntü grubumuz varsa, bunu şekle (32, 256, 256, 3) sahip bir 4B tensör olarak temsil ederiz (Chollet, 2021).

5D Tensör:

Bir 5D tensör, genellikle bir grup videoyu veya bir dizi görüntüyü temsil etmek için kullanılır. Boyutlar genellikle şunları temsil eder:

- **Yığın boyutu:** Gruptaki videoların sayısı.
- **Dizi uzunluğu/kareler:** Her videodaki (veya bir dizideki görüntülerdeki) kare sayısı.
- **Çerçeve yüksekliği:** Her bir çerçevenin piksel cinsinden yüksekliği.
- **Çerçeve genişliği:** Her bir çerçevenin piksel cinsinden genişliği.
- **Renk kanalları:** Her karedeki renk kanalı sayısı (RGB için 3, gri tonlama için 1).

Örneğin, her biri 100 kareden oluşan 10 video klibimiz varsa ve her kare 256x256 renkli bir görüntüyse, bunu şekle (10, 100, 256, 256, 3) sahip bir 5B tensör olarak gösterirdik (Chollet, 2021).

Özetle, 4D tensörler genellikle görüntü grupları için ve 5D tensörler video grupları veya görüntü dizileri için kullanılır. Tensördeki her boyut, veriler hakkında belirli bilgiler sağlamaktadır (Chollet, 2021).

2.5.1.5 Tensör Özellikleri

Bir tensör üç önemli özellikle karakterize edilir:

- **Eksen Sayısı(derecesi):** Tensörün eksen sayısıdır. Bunun bir örneği, üç eksene sahip bir 3B tensörü, iki eksene sahip bir matris olabilir. TensorFlow ve NumPy gibi Python kitaplıklarındaki ndim terimi, tensörün sıralamasını tanımlamak için de kullanılır (Chollet, 2021).
- **Şekil:** Tensörün her eksen boyunca içerdiği boyutların sayısını gösteren bir tamsayı demetidir. (3, 5) örneğine sahip 2B bir matris bir şekle sahiptir ve (3, 3, 5) örneğine sahip bir 3B tensörü de bir şekle sahiptir. Buna karşılık, bir vektör (5,) tek elemanlı bir şekle sahipken, bir skaler boş bir şekle () sahiptir (Chollet, 2021).
- **Veri Tipi:** Python kitaplıklarında dtype olarak da adlandırılan bir tensörün veri türü, tensör içinde depolanan belirli veri türünü ifade eder. Tensörler için veri türlerinin bazı örnekleri, TensorFlow'daki float16, float32, float64, uint8 ve string tensörleri içerir (Chollet, 2021).

2.5.1.6 Veri Tensörleri için Gerçek Dünya Örnekleri

Veri tensörlerini daha iyi anlamak için örnekler sağlamak gerekmektedir. Veriler, daha sonra karşılaşılabilecek olan belirli türlere ayrılabilir.

Vektörel veriler 2B formunda ve (örnekler, özellikler) şeklinde tensörlerdir. Buradaki her numune, sayısal niteliklerin veya "özelliklerin" bir vektörü olarak temsil edilir.

Dizi veya zaman serisi verileri için, tensörler (örnekler, zaman adımları, özellikler) şeklinde sıra-3 biçimindedir. Burada her örnek, uzunluğu zaman adımları ve özellik vektörleri tarafından tanımlanan bir dizi biçimindedir (Chollet, 2021).

Görüntüler, (örnekler, yükseklik, genişlik, kanallar) şeklinde sıra-4 tensörlerle temsil edilir. Buradaki her örnek, her bir piksel bir değerler vektörü veya ‘kanallar’ ile temsil edilen 2 boyutlu bir piksel ızgarası olarak sunulmaktadır (Chollet, 2021).

Son olarak, video verileri için, tensörler (örnekler, çerçeveler, yükseklik, genişlik, kanallar) şeklinde rank-5 formundadır. Buradaki her örnek, uzunluğu çerçeve sayısı ile tanımlanan bir görüntü dizisi olarak temsil edilmektedir (Chollet, 2021).

2.5.1.7 Vektör Verisi

Bir veri kümesi için en sık karşılaşılan senaryo, her veri noktasının bir vektör olarak temsil edilebildiği durumdur. Bu nedenle, bir veri noktaları koleksiyonu, bir 2B tensör veya bir vektör dizisi olarak temsil edilecektir. Bu tensörün birinci eksenini örneklerle, ikincisi ise özelliklere karşılık gelmektedir (Chollet, 2021).

Örneğin: Yaşlarını, posta kodlarını ve gelirlerini gözlemlediğimiz bir aktüeryal veri kümesindeki bireyler için bir veri toplama yapılırsa her bir kişi, (100.000, 3) şeklinde bir 2B tensör olarak depolanabilen 100.000 kişilik bir veri kümesiyle sonuçlanan üç değerli bir vektör olarak temsil edilebilir (Chollet, 2021).

Farklı bir veri kümesi, içinde kullanılan her kelimenin sıklığı sayılarak temsil edilen metin belgelerinden oluşabilmektedir. Bu, 20.000 ortak kelimeden oluşan önceden tanımlanmış bir sözlük kullanılarak yapılır. Bu nedenle, her belge, belgedeki her kelimenin geçtiği yeri gösteren 20.000 değerlik bir vektöre dönüştürülür. Veri seti, bir şekil tensörü (500, 20000) olarak saklanabilen bu tür 500 belgeden oluşur (Chollet, 2021).

2.5.1.8 Zaman Verisi veya Dizi Verisi

Verileriniz zaman veya sıralama düzeni içeriyorsa, en iyisi onu bir zaman eksenini içeren bir 3B tensörde depolamaktır. Her örnek, bir 2B tensör olarak depolanacak bir vektör dizisi olarak temsil edilebilir. Birden çok örnekle çalışırken, bir grup veri bir 3B tensörde saklanabilmektedir. Zaman eksenini her zaman ikinci eksendir (Chollet, 2021).

Örneğin: Bu veri kümesi, hisse senedi fiyatları hakkında bilgi içermektedir. Veriler her dakika saklanır ve mevcut fiyatı, son dakikadaki en yüksek fiyatı ve son dakikadaki en düşük fiyatı içerir. Tek bir günlük veri, 390 satır (her işlem dakikası için bir tane) ve 3 sütun (mevcut, en yüksek ve en düşük fiyatlar için) içeren bir 2B

dizi olarak temsil edilir. 250 günlük verileri temsil etmek için veriler, her biri 390 satır ve 3 sütundan oluşan bir 2B diziye sahip 250 "katmanlı" bir 3B dizi olarak depolanmaktadır. 3B dizideki her katman, bir günlük veriyi temsil eder (Chollet, 2021).

Veri kümesi, 280 karakterlik dizilere dönüştürülmüş tweetlerden oluşmaktadır. Tweetlerdeki her karakter, 128 benzersiz karakterden oluşan bir alfabaya dahil edilmiştir ve her karakter, 128 boyutunda bir ikili vektör olarak temsil edilebilir. Veri setini oluşturmak için, her tweet, (280, 128) şeklinde bir 2D tensör olarak kodlanmıştır. Veri kümesinin tamamı 1 milyon tweet içerir ve (1000000, 280, 128) şeklinde bir tensörde saklanabilmektedir (Chollet, 2021).

2.5.1.9 Görüntü Verisi

Görüntüler genellikle üç boyuttan oluşur: yükseklik, genişlik ve renk derinliği. MNIST basamaklarımız gibi gri tonlamalı görüntülerin yalnızca bir renk kanalı vardır ve 2B tensörlerde saklanabilir, ancak geleneksel görüntü tensörleri her zaman 3B'dir. Gri tonlamalı görüntüler için tek boyutlu bir renk kanalı vardır. Örneğin, 256 x 256 piksel boyutunda 128 gri tonlamalı görüntü grubu, bir şekil tensöründe (128, 256, 256, 1) depolanabilir. 128 renkli görüntüden oluşan bir grup, bir şekil tensöründe saklanabilir (128, 256, 256, 3) (Chollet, 2021).

Görüntü tensörlerinin şekillerini düzenlemenin iki yolu vardır: TensorFlow tarafından kullanılan kanallar-son kuralı ve Theano tarafından kullanılan kanallar-ilk kuralı. TensorFlow'da renk derinliği eksenini, (örnekler, yükseklik, genişlik, renk_derinlik) boyutlarını takiben tensörün sonuna yerleştirilir. Öte yandan Theano, renk derinliği eksenini toplu iş ekseninin hemen sonrasına, boyutlarını (örnekler, renk_derinlik, yükseklik, genişlik) takip ederek yerleştirir. Theano kuralı kullanılarak, önceki örnekler (128, 1, 256, 256) ve (128, 3, 256, 256) olarak temsil edilecektir. Bir makine öğrenimi çerçevesi olan Keras, her iki kuralı da desteklemektedir (Chollet, 2021).

2.5.1.10 Video Verisi

Video verileri, benzersiz bir gerçek dünya verisi türü olan 5D tensörlerin kullanılmasını gerektirir. Bir video, her karenin renkli bir görüntü olduğu bir dizi kare olarak tanımlanabilir. Her kare, yükseklik, genişlik ve renk derinliğinden oluşan

bir 3B tensörde saklanır. Çerçeveler, yükseklik, genişlik ve renk derinliği dahil olmak üzere bir dizi kare bir 4B tensörde saklanabilir. Farklı videoları toplu halde depolamak için şekle (örnekler, çerçeveler, yükseklik, genişlik, renk_derinlik) sahip bir 5D tensöre ihtiyaç vardır (Chollet, 2021).

Elimizde 144 x 256 piksel boyutunda 60 saniyelik bir YouTube video klibimiz olduğunu varsayalım. Videoyu saniyede 4 kare hızında örnek alırsak toplamda 240 kare elde ederiz. Bu tür dört video klipten oluşan bir grubumuz varsa, bunlar (4, 240, 144, 256, 3) şeklinde bir tensörde (çok boyutlu bir matris) saklanır. Bu çok fazla değer demek - kocaman bir 106.168.320! Her değere 32-bit (4 bayt) tahsis eden float32 veri türünü kullanırsak, tensör yaklaşık 405 megabayt depolama alanı kaplar. Bir bilgisayarın kaldırabileceğinden oldukça ağır! Ancak, gerçek hayattaki videolar çok daha hafiftir çünkü genellikle MPEG gibi formatlar kullanılarak sıkıştırılırlar ve float32 kullanmazlar, dolayısıyla çok daha az yer kaplamaktadırlar (Chollet, 2021).

2.5.2 Sinir Ağları İçin Tensör İşlemleri

Derin sinir ağları, dönüşümleri öğrenmek ve gerçekleştirmek için sayısal veriler üzerinde bir dizi tensör işlemi kullanmaktadır. Bu işlemler, tensör toplama, çarpma ve daha fazlasını içermektedir. Tıpkı bilgisayar programlarının ikili girdiler üzerinde ikili işlemleri içermesi gibi, derin sinir ağları da sonuç olarak küçük bir dizi tensör işlemine güvenmektedir (Chollet, 2021).

Tez kapsamında Dense katmanları üst üste ekleyerek sinir ağıımızı oluşturduk. Bir Keras katman örneği şu şekilde temsil edilir:

```
1. keras.layers.Dense(512, activation='relu')
```

Bu katman, bir 2B tensör girişini yeni bir 2B tensör çıkışına dönüştüren matematiksel bir işlem olarak görülebilmektedir. İşlem, bu katmana özgü bir 2B matris (W) ve bir vektör (b) ile temsil edilen bir dizi parametre ile tanımlanmaktadır (Chollet, 2021).

```
1. output = relu(dot(W, input) + b)
```

Verilen kod üç tensör işlemi içermektedir. İlk işlem, giriş tensörü ile W adlı bir tensör arasındaki iç çarpımdır. İkinci işlem, ortaya çıkan 2B tensör ve bir vektör b'nin eklenmesidir. Üçüncü işlem, giriş değeri ile 0 arasındaki maksimum değeri döndüren relu işlemidir (Chollet, 2021).

2.5.2.1 Eleman Tabanlı İşlemler

Relu ve toplama işlemleri, tensörlerdeki her girişe uygulanan bağımsız işlemlerdir. Bu nedenle, vektörleştirilmiş uygulamalar kullanılarak verimli bir şekilde paralel olarak uygulanabilirler. Python'da eleman bazında bir işlemin naif bir uygulamasını yazmak için bir for döngüsü kullanılabilir. Örneğin, relu işleminin aşağıdaki uygulama yapılmıştır. X bir 2D Numpy tensörüdür (Chollet, 2021).

```
1. def naive_relu(x):
2.     assert len(x.shape) == 2
3.     x = x.copy()
4.     for i in range(x.shape[0]):
5.         for j in range(x.shape[1]):
6.             x[i, j] = max(x[i, j], 0)
7.     return x
```

Ekleme işlemi de aynı şekilde yapılmaktadır.

```
1. def naive_add(x, y):
2.     assert len(x.shape) == 2
3.     assert x.shape == y.shape
4.     x = x.copy()
5.     for i in range(x.shape[0]):
6.         for j in range(x.shape[1]):
7.             x[i, j] += y[i, j]
8.     return x
```

Numpy'da eleman bazında işlemi yapmak çok basittir.

```
1. Z = x+y
2. z = np.maximum(z, 0.)
```

2.5.2.2 Uyuşmayan Vektörleri Yeniden Yayınlama

Tensörleri (veya daha basit bir ifadeyle dizileri) birlikte eklerken, tipik olarak şekillerinin eşleşmesi gerekir, böylece bir tensördeki her öğe, diğer tensörde eklenecek karşılık gelen bir öğeye sahip olmaktadır. Bununla birlikte, sayısal hesaplamada, farklı şekillerdeki tensörleri bir araya getirmenize izin veren "yayın" adı verilen çok kullanışlı bir kavram vardır (Chollet, 2021).

Örneğin (3,3)'lük bir A tensörü ve (3,)'lük B tensörü olduğunu düşünürsek bu iki vektör birbirine eklenemeyecektir. Bu durumda B yayın işlemi sonucunda (3,3)'lük bir vektör olarak dönüşecektir (Chollet, 2021). Örneğin:

```
1. B = [1, 2, 3]
```

Yayın sonrasında B tensörü aşağıdaki gibi görünecektir. Bu durumda A ve B tensörleri eklenebilir duruma gelecektir (Chollet, 2021).

```
1. B = [[1, 2, 3],  
2.      [1, 2, 3],  
3.      [1, 2, 3]]
```

2.5.2.3 Tensör Nokta Çarpımı

Tensör çarpımı olarak da bilinen nokta işlemi (element-bazlı çarpımla karıştırılmamalıdır), yaygın olarak kullanılan ve oldukça kullanışlı bir tensör işlemidir. Öge bazında işlemlerin aksine, nokta işlemi giriş tensörlerindeki girişleri birleştirir (Chollet, 2021).

Eleman bazlı çarpım genellikle Numpy, Keras, Theano ve TensorFlow gibi kitaplıklarda * operatörü kullanılarak gerçekleştirilir. Ancak nokta operatörü, TensorFlow’da farklı bir sözdizimi kullanırken, Numpy ve Keras’ta standart nokta operatörü kullanılarak gerçekleştirilir (Chollet, 2021).

```
1. z = np.dot(x, y)
```

Matematiksel gösterimde, işlemi nokta (.) ile gösterilmektedir.

```
1. z = x.y
```

Nokta çarpımı işlemi, iki x ve y vektörünün matematiksel çarpımını hesaplar. Bu, her vektörün karşılık gelen bileşenlerinin çarpılması ve sonucun toplanmasıyla yapılır. x ve y’nin nokta çarpımı z olarak temsil edilmektedir (Chollet, 2021).

x, y ve z’yi temsil eden dikdörtgenler katsayıları içermektedir. x’in satırları ve y’nin sütunlarının aynı boyutta olması gerektiğinden, x’in genişliği y’nin yüksekliğine eşit olmalıdır (Chollet, 2021).

2.5.2.4 Tensör Yeniden Boyutlandırma

Tensörü yeniden şekillendirme, bilmemiz gereken önemli bir tür tensör işlemidir.

Bir tensörü yeniden şekillendirmek, tensör içinde aynı sayıda değeri korurken, istenen şekle uyması için satırlarını ve sütunlarını yeniden düzenlemeyi içermektedir. Bu süreç basit örneklerle gösterilebilir (Chollet, 2021).

```
1. >>> x = np.array([[0., 1.],
2.                  [2., 3.],
3.                  [4., 5.]])
4. >>> print(x.shape)
5. (3, 2)
6. >>> x = x.reshape((6, 1))
7. >>> x
8. array([[ 0.],
9.        [ 1.],
10.       [ 2.],
11.       [ 3.],
12.       [ 4.],
13.       [ 5.]])
```

Transpoz, bir matrisin satırlarını ve sütunlarını değiştirmeyi içeren bir yeniden şekillendirme işlemidir. Bu, satırlardaki değerlerin sütunlardaki değerler haline geldiği ve bunun tersinin de geçerli olduğu anlamına gelir. Örneğin, orijinal matrisin i. satırında ve j. sütununda bulunan bir değer, şimdi devrik matrisin j. satırında ve i. sütununda yer alacaktır (Chollet, 2021).

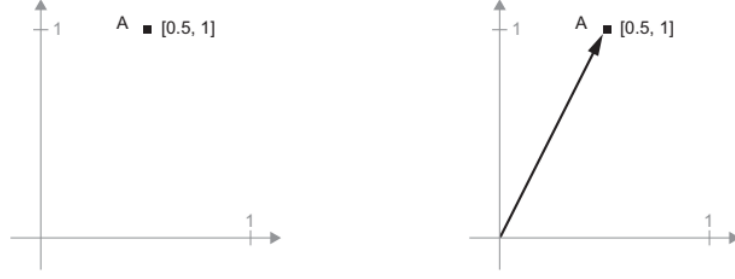
```
1. >>> x = np.zeros((300, 20))
2. >>> x = np.transpose(x)
3. >>> print(x.shape)
4. (20, 300)
```

2.5.2.5 Tensör İşlemlerinin Geometrik Yorumlanması

Tüm tensör işlemlerinin geometrik bir yorumu vardır çünkü manipüle edilen tensörlerin içerikleri geometrik bir uzaydaki noktaların koordinatları olarak görülebilmektedir. Örneğin toplama bu şekilde anlaşılabilir (Chollet, 2021). Aşağıdaki vektörü göz önünde bulunduralım:

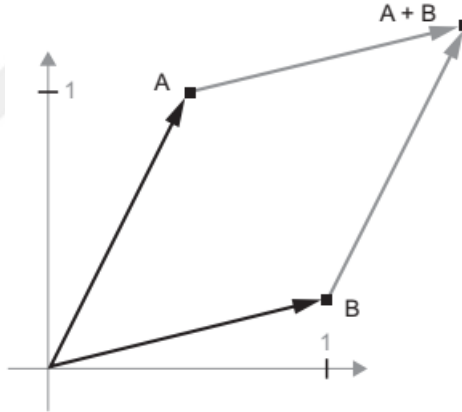
```
1. A = [0.5, 1]
```

Bu, 2B uzaydaki bir noktadır. Bir vektörü, Şekil 2.53'te gösterildiği gibi, kaynağı noktaya bağlayan bir ok olarak resmetmek yaygındır.



Şekil 2. 53: 2 Boyutlu Uzayda Bir Nokta.

Bir öncekine ekleyeceğimiz yeni bir nokta düşünelim, $B = [1, 0.25]$. Bu, vektör oklarını birbirine zincirleyerek geometrik olarak yapılır, sonuçta ortaya çıkan konum önceki iki vektörün toplamını temsil eden vektördür (Chollet, 2021). Şekil 2.54’te gösterilmiştir.

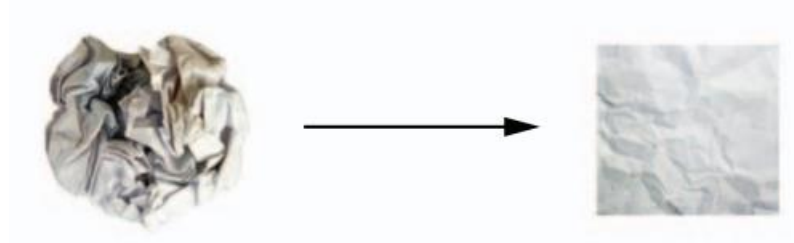


Şekil 2. 54: İki Vektörün Toplamı.

2.5.2.6 Derin Öğrenmenin Geometrik Yorumlanması

Sinir ağları, esas olarak girdi verilerinin geometrik dönüşümleri olan tensör işlemlerinden oluşmaktadır. Bu, bir sinir ağının, bir dizi basit adımla elde edilen, yüksek boyutlu bir uzayda karmaşık bir geometrik dönüşüm olarak görülebileceği anlamına gelmektedir. Bunu göstermek için, biri kırmızı diğeri mavi olan iki renkli kâğıdın buruşturulmuş bir top olduğunu düşünün. Bu top, bir sınıflandırma probleminde bir veri sınıfını temsil eden her bir kâğıt yaprağı ile girdi verilerini

temsil etmektedir. Sinir ağı gibi bir makine öğrenimi modelinin amacı, buruşuk topun buruşukluğunu çözecek ve iki sınıfı yeniden temiz bir şekilde ayrılabilir hale getirecek bir dönüşüm bulmaktır. Bu, kâğıt topu parmaklarınızla manipüle etmeye benzer şekilde, 3 boyutlu alanda basit dönüşümlerle elde edilir. Şekil 2.55'te örnek gösterilmiştir (Chollet, 2021).



Şekil 2. 55: Karmaşık Kâğıdın Çözülmesi.

Makine öğrenimi, buruşuk kâğıt toplara benzer şekilde karmaşık ve katlanmış veri yapıları için organize temsiller bulmayı içermektedir. Derin öğrenme, bu görevde özellikle yetkindir, çünkü karmaşık geometrik dönüşümleri, bir kişinin bir kâğıt topun buruşuk hale getirmesine benzer şekilde, daha basit olanlardan oluşan bir zincire ayırmaktadır. Derin bir ağdaki her katman, verileri biraz daha çözer ve derin bir katman yığını, karmaşıklığına rağmen bu çözme sürecini yönetilebilir hale getirmektedir (Chollet, 2021).

2.5.3 Sinir Ağlarının Motoru: Gradyan Tabanlı Optimizasyon

Önceki bölümde gösterildiği gibi, ilk ağ örneğimizdeki her sinir katmanı, giriş verilerini aşağıdaki şekilde değiştirir:

$$1. \text{ output} = \text{relu}(\text{dot}(W, \text{input}) + b)$$

Bir sinir ağı katmanında, katmanın çekirdek ve yanlılık nitelikleri olarak da bilinen ağırlıkları veya eğitilebilir parametreleri olan W ve b olarak adlandırılan iki tensör vardır. Bu ağırlıklar, ağın eğitim verilerine maruz kalmasından öğrendiği bilgileri içermektedir. Başlangıçta, ağırlık matrisleri, rasgele başlatma adı verilen küçük rasgele değerlerle doldurulur. Bununla birlikte, $\text{relu}(\text{dot}(W, \text{input}) + b)$ W ve b rastgele olduğunda anlamsız temsiller vereceğinden kullanışlı değildirler. Bununla birlikte, geri bildirim sinyallerine göre ağırlıkların kademeli olarak ayarlandığı

eğitim süreci için bir başlangıç noktası görevi görür. Bu kademeli ayarlama, makine öğrenmesini tarif etmektedir (Chollet, 2021).

Bu süreç, istenen sonuca ulaşılan kadar aşağıdaki adımları tekrar tekrar izleyerek çalışan bir eğitim döngüsü olarak bilinir:

- Girdi örnekleri (x) ve karşılık gelen çıktı hedefleri (y) ile eğitim için bir dizi veri oluşturun.
- Tahminler (y_{pred}) oluşturmak için ileri geçiş adı verilen girdi örneklerine (x) ağı uygulayın.
- Eğitim setindeki ağı kaybını hesaplayarak tahminler (y_{pred}) ile gerçek çıktı hedefleri (y) arasındaki tutarsızlığı değerlendirin.
- Bu belirli veri kümesindeki kaybı azaltmak için tüm ağı ağırlıklarını ayarlayın.

Ağınızı eğitirken, sonunda eğitim verilerinde düşük bir kayıp elde edeceksiniz, bu da tahmin edilen çıktılar ile beklenen hedefler arasında küçük bir fark olduğu anlamına gelir. Bu, ağı girdileri doğru hedeflere nasıl eşleyeceğini etkili bir şekilde "öğrendiği" anlamına gelir. Sihir gibi görünse de süreç aslında bireysel adımlara bölündüğünde basittir (Chollet, 2021).

Adım 1, uygulanması nispeten kolay olan temel giriş/çıkış kodunu içerir. Adım 2 ve 3, önceki bölümlerden edinilen bilgiler kullanılarak yapılabilen tensör işlemlerinin uygulanmasını içerir. Bununla birlikte, sürecin en zorlu kısmı, ağı ağırlıklarının güncellenmesini içeren 4. adımda gerçekleşir (Chollet, 2021).

Ağıdaki her bir ağırlık katsayısının ne kadar artırılıp azaltılacağını belirlemenin, sinir ağının yapısı ve işlevinin daha ileri düzeyde anlaşılmasını gerektirmektedir (Chollet, 2021).

Bir sinir ağında en iyi skaler katsayıyı bulmak için ilk çözüm, dikkate alınan ağırlık dışındaki tüm ağırlıkları dondurmaktır. Daha sonra farklı değerler denenebilir ve ileri geçiş, o toplu iş üzerindeki ağı kaybını hesaplamak için bir veri grubu üzerinde çalıştırılabilir. Örneğin, ilk katsayı değeri 0,3 ve kayıp 0,5 ise, katsayıyı 0,35 olarak ayarlamak kaybı 0,6'ya yükseltirken, 0,25'e düşürmek 0,4'e düşürür. Bu durumda katsayının -0,05 ile değiştirilmesi daha düşük bir kayba yol açacaktır. Bu işlemin ağıdaki tüm katsayılar için tekrarlanması gerekmektedir (Chollet, 2021).

Her katsayının kayıp fonksiyonu üzerindeki etkisini ayrı ayrı hesaplama süreci son derece verimsiz olacaktır. Genellikle binlerce hatta milyonlarca olan her bir katsayı için hesaplama açısından pahalı olan iki ileri geçiş gerektirecektir. Daha etkili bir yaklaşım, sinir ağındaki tüm işlemlerin türevlenebilirliğini kullanmak ve ağıın katsayılarına göre kayıp fonksiyonunun gradyanını hesaplamaktır. Bu, katsayıları eğimin ters yönünde hareket ettirerek kaybı azaltmaktır (Chollet, 2021).

2.5.3.1 Türev

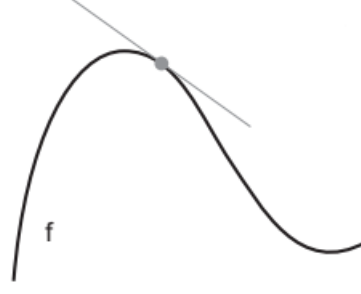
Sürekli ve düzgün bir $f(x) = y$ işlevi, bir x gerçek sayısını yeni bir gerçek sayı y ile eşlemektedir. Fonksiyonun sürekliliği, x 'teki küçük bir değişikliğin y 'de karşılık gelen küçük bir değişikliğe neden olmasını sağlamaktadır. X 'i ϵ_x adı verilen bir dakikalık değer kadar artırarsak, bu y 'de ϵ_y adı verilen küçük bir değişikliğe yol açacaktır (Chollet, 2021).

$$1. f(x + \epsilon_x) = y + \epsilon_y$$

Buna ek olarak, fonksiyon pürüzsüz olduğu için (eğrisinin ani açıları yoktur), ϵ_x yeterince küçük olduğunda, belirli bir p noktası civarında, f 'i a eğiminin doğrusal bir fonksiyonu olarak yaklaşık olarak eşleştirmek mümkündür, böylece $\epsilon_y \approx a * \epsilon_x$ olur:

$$1. f(x + \epsilon_x) = y + a * \epsilon_x$$

Önceki paragrafta tartışılan doğrusal yaklaşım, yalnızca x , p 'ye çok yakın olduğunda uygulanabilir. Teğet doğrunun p 'deki eğimi, f 'nin p 'deki türevi olarak adlandırılır. Türev negatifse, o zaman x 'in p etrafındaki küçük bir değişimi $f(x)$ 'te bir azalmaya neden olmaktadır (Şekil 2.56'da gösterildiği gibi). Tersine, eğer türev pozitif ise, o zaman x 'teki küçük bir kayma $f(x)$ 'te bir artışa yol açacaktır. Ek olarak, türevin büyüklüğü (mutlak değeri), bu artış veya azalmanın meydana geleceği hızı göstermektedir (Chollet, 2021).



Şekil 2. 56: F Fonksiyonunun P'deki Türevi.

Her türevlenebilir fonksiyonun, herhangi bir noktada fonksiyonun yerel doğrusal yaklaşımının eğimini gösteren bir türev fonksiyonu vardır. Bu, herhangi bir pürüzsüz ve sürekli fonksiyon için bir türevin türetilbileceği anlamına gelir. Türev fonksiyonların örnekleri arasında $\cos(x)$ için $-\sin(x)$ ve $f(x) = a * x$ için $f'(x) = a$ bulunmaktadır (Chollet, 2021).

Amacınız x 'i bir ϵ_x faktörü kullanarak ayarlayarak $f(x)$ 'in değerini en aza indirmekse ve f 'nin türevi hakkında bilginiz varsa, o zaman iyi durumdasınız demektir! Türev size tam olarak $f(x)$ 'in x 'e göre nasıl değiştiğini söyler. $f(x)$ 'i azaltmak için x 'i türevin ters yönünde hafifçe hareket ettirin (Chollet, 2021).

2.5.3.2 Tensör İşlemlerinin Türevi: Gradyan

Bir gradyan, bir tensör işleminin türevidir. Bu, türev fikrini çok boyutlu veya tensörlü girdileri olan fonksiyonlara genişlettiği anlamına gelir. Başka bir deyişle, tensörleri girdi olarak alan bir fonksiyonun değişim oranını hesaplamamanın bir yoludur (Chollet, 2021).

Girdi vektörü x , bir W matrisi ve bir hedef y verilmiştir. W matrisini kullanarak tahmin edilen bir hedef y_{pred} üretebiliriz. Ardından, tahmin edilen hedef y_{pred} ile gerçek hedef y arasındaki farkı, kayıp adı verilen bir kayıp fonksiyonu kullanarak ölçebiliriz (Chollet, 2021).

```
1. y_pred = dot(W, x)
2. loss_value = loss(y_pred, y)
```

x ve y 'nin değerleri sabit kalırsa, W 'nin değerlerini karşılık gelen kayıp değerlerine eşleyen bir fonksiyon olarak yorumlayabiliriz.

```
1. loss_value = f(W)
```

Bir $f(W)$ fonksiyonunun W_0 noktasındaki gradyanı, W ile aynı şekilde sahip bir tensör gradyanı $\nabla f(W_0)$ ile temsil etmektedir. Tensörün her bir katsayısı, kayıptaki değişimin yönünü ve büyüklüğünü temsil etmektedir. Diğer bir deyişle tensör gradyanı $\nabla f(W_0)$, W_0 'ın her bir elemanına göre kayıp değerinin nasıl değiştiğini göstermektedir (Chollet, 2021).

Bir $f(x)$ fonksiyonunun türevi, eğrisinin eğimini temsil ederken, bir $f(W)$ fonksiyonunun gradyanı, belirli bir W_0 noktasındaki eğriliğinin tensörünü temsil etmektedir. Türevin ters yönünde hareket etmek, fonksiyonun değerini azaltabilir ve gradyana karşı hareket etmek, tensör girişi olan bir fonksiyonun değerini azaltabilmektedir. Eğriliğe karşı hareket etmek için, $W_1 = W_0 - \text{adım} * \nabla f(W_0)$ formülünü kullanabiliriz; burada adım, W_0 'tan çok uzaklaşmayı önlemek için bir ölçekleme faktörüdür (Chollet, 2021).

2.5.3.3 Stokastik Gradyan İnişi

Bir diferansiyellenebilir fonksiyonun minimumunu analitik olarak bulmak mümkündür. Bu, türevin sıfıra eşit olduğu noktaları bularak ve bu noktalardan hangisinin en düşük fonksiyon değerine sahip olduğunu belirleyerek yapılabilir (Chollet, 2021).

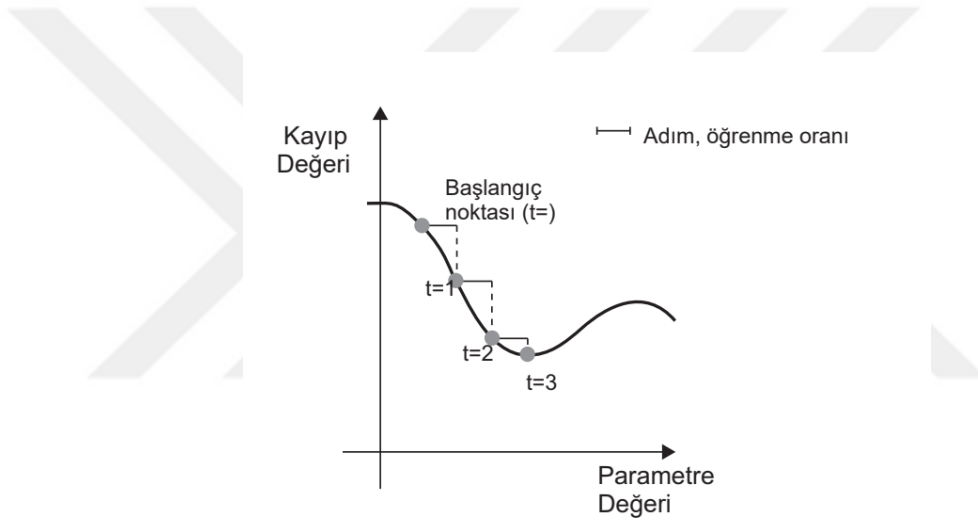
Bir sinir ağını optimize etmek için, en küçük kayıp fonksiyonuyla sonuçlanan ağırlık değerleri kombinasyonunu bulmak gerekmektedir. Bu, W için $\nabla f(W) = 0$ denkleminin çözülmesini içerir. Ancak bu denklem, N 'nin ağıdaki katsayı sayısı olduğu N değişkenli bir polinom denklemdir. Bu denklemi $N = 2$ veya $N = 3$ için çözmek mümkündür, ancak en az birkaç bin parametreye sahip olan ve birkaç on milyona kadar çıkabilen gerçek sinir ağıları için pratik değildir (Chollet, 2021).

Bunun yerine, bu bölümün başında özetlenen dört adımlı algoritmayı kullanabilirsiniz: rastgele bir veri grubundaki geçerli kayıp değerine bağlı olarak parametreleri azar azar değiştirin. Farklılaştırılabilir bir işlevle uğraştığınız için, gradyanını hesaplayabilirsiniz, bu da size adım 4'ü uygulamak için etkili bir yol sağlar. Ağırlıkları gradyandan ters yönde güncellerseniz, kayıp her seferinde biraz daha az olacaktır (Chollet, 2021).

- Bir grup eğitim örneği x ve karşılık gelen hedefler y çizin.
- Tahminleri y_{pred} almak için ağı x üzerinde çalıştırın.

- y_{pred} ve y arasındaki uyumsuzluğun bir ölçüsü olan toplu işteki ağırlık kaybını hesaplayın.
- Ağırlık parametrelerine göre kaybın gradyanını hesaplayın (geriye doğru geçiş).
- Parametreleri gradyandan ters yönde biraz hareket ettirin - örneğin $W = \text{adım} * \text{gradyan}$ - böylece partideki kaybı biraz azaltın.

Az önce tarif edilen şeye mini-parti stokastik gradyan inişi (mini-batch SGD) denir. Stokastik terimi, her bir veri grubunun rastgele çizildiği gerçeğini ifade eder (stokastik, rastgeleliğin bilimsel bir eşanlamlısıdır). Şekil 2.57, ağırlık yalnızca bir parametresi olduğunda ve yalnızca bir eğitim örneğiniz olduğunda 1B'de neler olduğunu göstermektedir (Chollet, 2021).

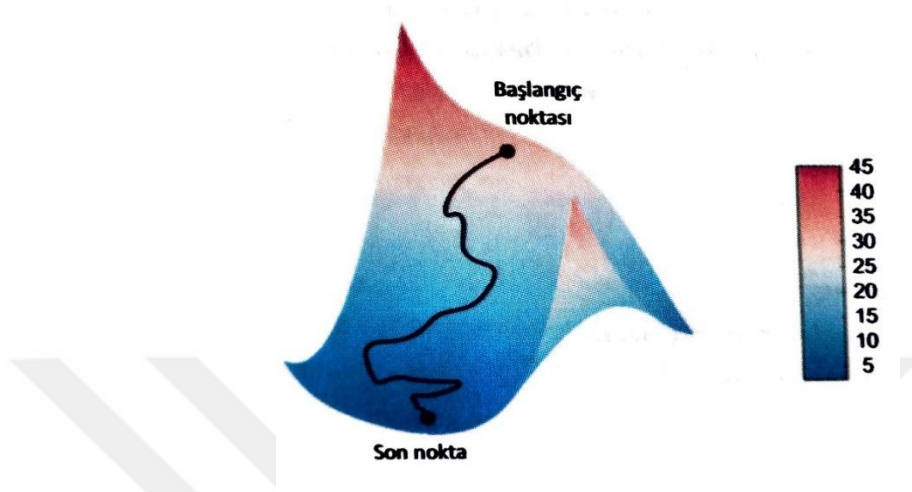


Şekil 2. 57: Tek Parametre için SGD.

Gradyan inişinde uygun bir adım faktörü seçmek çok önemlidir. Küçük bir önlem alçalmayı uzatacak ve potansiyel olarak algoritmanın yerel bir minimuma hapsolmesine neden olacaktır. Öte yandan, büyük bir faktör, eğri üzerinde hızla rastgele noktalara sıçrayan güncellemelere yol açabilir. Bu nedenle, etkili optimizasyon sağlamak için makul bir adım değeri seçmek önemlidir (Chollet, 2021).

Stokastik gradyan iniş (SGD) algoritmasının farklı versiyonları vardır. Seçeneklerden biri, her yinelemede model parametrelerini güncellemek için mini veri gruplarını kullanmaktır. Diğer bir seçenek de her seferinde tek bir numune kullanmaktır ki bu gerçek SGD'dir. Alternatif olarak, toplu SGD olarak adlandırılan parametreleri bir

kerede güncellemek için mevcut tüm veriler kullanılabilir. Ancak bu yöntem daha pahalıdır. Mini toplu SGD, doğru güncellemeler ile hesaplama verimliliği arasında bir denge kurmaktadır (Chollet, 2021).

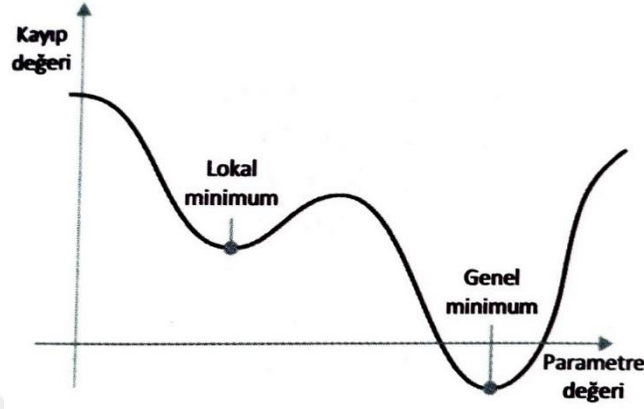


Şekil 2. 58: İki Boyutlu Kayıp Yüzeyinde SGD.

Şekil 2.58, tek boyutlu bir parametre uzayında gradyan inişinin nasıl çalıştığını gösterse de gerçekte gradyan iniş çok boyutlu uzaylarda kullanılır. Bir sinir ağındaki her ağırlık katsayısı, uzayda serbest bir boyut olarak kabul edilir, bu da dikkate alınması gereken on binlerce hatta milyonlarca boyut olabileceği anlamına gelir. Şekil 2.58, kayıp yüzeyler hakkında sezgi oluşturmaya yardımcı olabilecek iki boyutlu bir kayıp yüzeyi boyunca gradyan inişini göstermektedir. Bununla birlikte, gerçek bir yüksek boyutlu uzayda bir sinir ağını eğitme sürecini görselleştirmek imkansızdır. Bir milyon boyutlu bir uzayı insanlara mantıklı gelecek şekilde temsil etmek imkansızdır. Bu nedenle, düşük boyutlu temsillerle oluşturulan sezgilerin pratikte her zaman doğru olmayabileceğini akılda tutmak önemlidir. Bu, geçmişte derin öğrenme araştırması dünyasında sorunlara neden olmuştur (Chollet, 2021).

Ağırlık güncellemelerini nasıl hesapladıklarına bağlı olarak değişen farklı stokastik gradyan iniş (SGD) türleri vardır. Bazı SGD yöntemleri, bir sonraki güncellemeyi belirlerken yalnızca mevcut gradyan değerini dikkate almak yerine önceki ağırlık güncellemelerini dikkate alır. Bu varyasyonlar, optimizasyon yöntemleri veya optimize ediciler olarak bilinir ve momentumlu SGD, Adagrad, RMSProp ve diğerlerini içerir. Momentum, bu yöntemlerin birçoğunda anahtar bir kavramdır ve

SGD ile iki zorluğu ele alır: yakınsama hızı ve yerel minimumların varlığı. Şekil 2.59, bir ağı parametresinin fonksiyonu olarak bir kayıp eğrisini göstermektedir (Chollet, 2021).



Şekil 2. 59: Lokal ve Global Minimum.

Verilen çizim, daha yüksek değerlerle çevrili küçük bir düşük noktanın olduğu bir noktayı göstermektedir. Bu, bu noktanın soluna veya sağına doğru hareket edersek değerlerin azalmak yerine artacağını gösterir. Bu nokta, düşük bir öğrenme oranıyla Stokastik Gradient Descent (SGD) kullanılarak optimize ediliyorsa, optimizasyon süreci global minimumu bulmak yerine bu yerel minimumda takılıp kalmaktadır (Chollet, 2021).

Optimizasyon sırasında sorunları önlemek için fizikten ödünç alınan momentum kavramını kullanabilirsiniz. Yararlı bir benzetme, optimizasyon sürecini bir kayıp eğrisinden aşağı yuvarlanan küçük bir top olarak hayal etmektir. Yeterli ivme ile top, alçak alanlarda sıkışmaktan kaçınabilir ve küresel minimuma ulaşabilir. Momentum, topu her adımda hareket ettirirken hem mevcut eğim değerini (hızlanma) hem de önceki hızı (geçmiş hızlanmadan kaynaklanan) dikkate alarak çalışmaktadır. Pratikte bu, w parametresinin yalnızca geçerli gradyan değerine dayalı olarak güncellenmesi değil, aynı zamanda aşağıdaki temel uygulamada gösterildiği gibi önceki parametre güncellemesinin de dikkate alınması anlamına gelir (Chollet, 2021).

2.5.3.4 Geriye Yayılım Algoritması

Önceki algoritma, türevlenebilir bir fonksiyonun türevini açıkça hesaplayabileceğimizi varsaymaktadır. Bununla birlikte, bir sinir ağı işlevinde, birbirine bağlı birden fazla tensör işlemi vardır ve bunların her birinin bilinen basit bir türevi vardır. Örneğin, f adlı bir ağ işlevi, ağırlık matrisleri W_1 , W_2 ve W_3 olan a , b ve c olmak üzere üç tensör işleminden oluşmaktadır. Denklem 2.15'te tensör işlemi görülmektedir (Chollet, 2021).

$$f(W_1, W_2, W_3) = a(W_1, b(W_2, c(W_3))) \quad (2.15)$$

Calculus, zincir kuralı kimliğini kullanarak bir fonksiyonlar zinciri türetmenin bir yolunu sunar: $f(g(x)) = f'(g(x)) * g'(x)$. Bu kural, bir sinir ağına gradyan değerlerini hesaplamak için uygulanabilir, bu da Geri Yayılma olarak bilinen bir algoritmayla sonuçlanır. Geri yayılım, son kayıp değeriyle başlar ve her bir parametrenin kayıp değeri üzerindeki etkisini belirlemek için zincir kuralını kullanarak üst katmanlardan alt katmanlara doğru geriye doğru çalışmaktadır (Chollet, 2021).

2.6 Sinir Ağları, Tensorflow, Keras

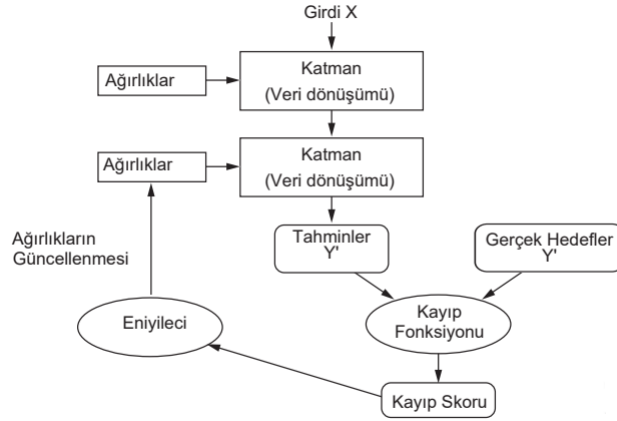
Bu bölümde sinir ağlarına detaylı bir giriş yapılacaktır ve Tensorflow, Keras kütüphanelerinden bahsedilecektir.

2.6.1 Sinir Ağları

Bir sinir ağını eğitme süreci birkaç önemli bileşen içerir. Bunlar, bir ağ veya model oluşturmak için birleştirilen katmanların yanı sıra girdi verilerini ve karşılık gelen hedefleri içerir. Öğrenme süreci için geri bildirim sağlamak üzere bir kayıp işlevi tanımlanır ve bir optimize edici, öğrenmenin nasıl ilerleyeceğini belirlemektedir (Chollet, 2021).

Bu öğeler, Şekil 2.60'ta gösterildiği gibi birbirleriyle belirli bir şekilde etkileşime girer. Birbirine bağlı katmanlardan oluşan ağ, girdi verilerini alır ve tahminler üretir. Kayıp işlevi daha sonra bu tahminleri hedeflerle karşılaştırarak modelin ne kadar iyi

performans gösterdiğini ölçer. Son olarak, optimize edici, ağırlıkların ayarlamak ve performansını artırmak için kayıp değerini kullanır (Chollet, 2021).



Şekil 2. 60: En İyiyeleme Algoritması.

2.6.1.1 Katmanlar

Yapay sinir ağlarındaki ana yapı taşı katmandır. Bir katman, tensör biçiminde bir veya daha fazla girdi almaktan ve bir veya daha fazla tensör çıkarmaktan sorumludur. Katmanlar durumsuz olabilir veya katmanın ağırlıkları biçiminde gelen bir duruma sahip olabilir. Bu ağırlıklar, stokastik gradyan inişiyle öğrenilen tensörlerdir ve ağırlık bilgisini içerirler (Chollet, 2021).

Farklı tensör formatları ve veri işleme görevleri için uygun olan farklı katman türleri vardır. Örneğin, yoğun bağlı katmanlar (tam bağlantılı veya yoğun katmanlar olarak da bilinir), (örnekler, özellikler) şeklinde 2B tensörlerde depolanan vektör verilerini işlemek için idealdir. Öte yandan, LSTM katmanları gibi tekrarlayan katmanlar, 3B şekil tensörlerinde (örnekler, zaman adımları, özellikler) depolanan dizi verilerini işlemek için daha uygundur. Son olarak, 4B tensörlerde depolanan görüntü verileri genellikle 2B evrişim katmanları (Conv2D) kullanılarak işlenir (Chollet, 2021).

Derin öğrenmedeki katmanlar, LEGO tuğlalarıyla karşılaştırılabilir. Popüler bir derin öğrenme çerçevesi olan Keras, model oluşturma sürecini açıklamak için bu metaforu kullanmaktadır. Katmanlar, verileri dönüştürmek için işlem hatları oluşturmak üzere birleştirilir. Uyumlu katmanlar kullanılırken, kullanışlı bir veri dönüştürme ardışık

düzeni oluşturmak için kolayca birbirine kırılabilirler. Katman uyumluluğu, her katmanın giriş ve çıkış tensör şekli ile belirlenir (Chollet, 2021).

2.6.1.2 Modeller

Derin öğrenme modeli, yönlendirilmiş, döngüsel olmayan bir grafikte düzenlenmiş katmanlardan oluşmaktadır. En sık kullanılan yapı, tek bir girdi alan ve tek bir çıktı üreten doğrusal bir katman yığıdır. Ancak, iki dallı ağlar, çok başlı ağlar ve başlangıç blokları dahil olmak üzere başka birçok ağ topolojisi türü vardır. Bir ağın topolojisi, hipotez alanı için olasılıkların aralığını belirlemektedir. Makine öğrenimi, belirli bir hipotez alanı içinde girdi verilerinin yararlı temsillerini aramayı içermektedir. Bir ağ topolojisi seçilerek, hipotez alanı, girdi verilerini çıktı verilerine dönüştüren belirli bir dizi tensör işlemiyle sınırlandırılır. O halde zorluk, bu işlemlerde kullanılan ağırlık tensörleri için en uygun değerleri bulmaktır (Chollet, 2021).

Uygun ağ mimarisini seçmek söz konusu olduğunda, bilimsel olmaktan çok sanatsal bir çabadır. Güvenilebilecek bazı en iyi uygulamalar ve ilkeler olsa da yetenekli bir sinir ağı mimarı olmak pratik deneyim gerektirmektedir (Chollet, 2021).

2.6.1.3 Kayıp Fonksiyonları ve Eniyileme Algoritmaları

Sinir ağınızın mimarisini belirledikten sonra, iki ek şeye karar vermeniz gerekir: kayıp işlevi ve optimize edici. Kayıp işlevi, eğitim sürecinde en aza indirilen ve ağın atanan görevi tamamlamadaki başarısını yansıtan metriktir. Optimize edici, genellikle stokastik gradyan inişini içeren kayıp fonksiyonuna dayalı olarak ağı güncellemek için kullanılan algoritmadır. Birden çok çıktıya sahip ağlarda, birden çok kayıp işlevi kullanılabilir, ancak bunların tek bir skaler nicelikte birleştirilmesi gerekmektedir (Chollet, 2021).

Göreviniz için doğru kayıp işlevini seçmek çok önemlidir, çünkü ağ bunu en aza indirmek için kısayollar kullanabilir ve potansiyel olarak istenmeyen sonuçlara yol açabilir. Örneğin, güçlü bir YZ için kötü seçilmiş bir amaç işlevi, geri kalan popülasyonun ortalama refahını en üst düzeye çıkarmak için çoğu insanı öldürmesine yol açabilir. Bu nedenle, hedefi dikkatli bir şekilde değerlendirmek ve sınıflandırma, regresyon, dizi tahmini ve diğer problemler için ortak yönergelere dayalı olarak

uygun bir kayıp fonksiyonu seçmek önemlidir. Yalnızca benzersiz araştırma senaryolarında yeni amaç fonksiyonlarının geliştirilmesi gerekecektir (Chollet, 2021).

2.6.2 Tensorflow

TensorFlow, Python programlama dilini kullanan açık kaynaklı bir makine öğrenimi platformudur. Esas olarak Google tarafından geliştirilmiştir. Platform, mühendislerin ve araştırmacıların sayısal tensörleri içeren matematiksel ifadeleri manipüle etmelerine olanak tanımaktadır. Ancak TensorFlow, Python'da sayısal hesaplama için bir kitaplık olan NumPy'dan çeşitli şekillerde daha fazla yetenek sunmaktadır (Chollet, 2021).

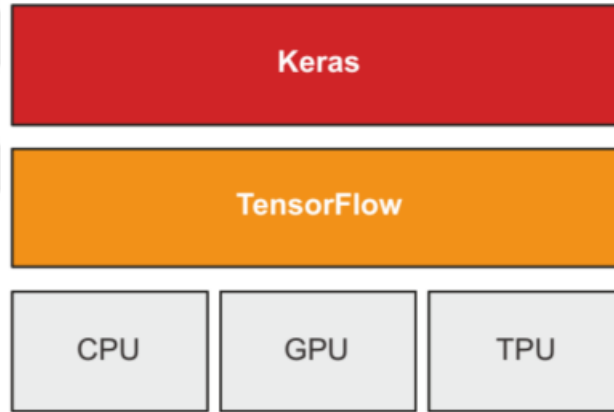
TensorFlow, herhangi bir türevlenebilir ifadenin gradyanını otomatik olarak hesaplayabilmesi nedeniyle makine öğrenimi için güçlü bir araçtır. CPU'lar, GPU'lar ve TPU'lar üzerinde çalıştırılabilir ve bu da onu çeşitli donanımlara uyarlanabilir hale getirmektedir. Hesaplamaları birden fazla makineye dağıtmak da kolaydır ve mobil veya gömülü cihazlar için C++, JavaScript veya TensorFlow Lite gibi diğer platformlarda çalışmak üzere dışa aktarılabilir. Bu, TensorFlow uygulamalarının pratik ortamlarda devreye alınmasını basit bir süreç haline getirmektedir (Chollet, 2021).

TensorFlow yalnızca bir kitaplık değil, geniş bir bileşen ekosistemine sahip bir platformdur. Bu bileşenlerden bazıları Google tarafından geliştirilirken, diğerleri üçüncü taraflarca geliştirilmektedir. TensorFlow'un en son araştırmalardan büyük ölçekli üretim uygulamalarına kadar pek çok kullanım durumu vardır. TensorFlow, Oak Ridge Ulusal Laboratuvarı'nın onu 27.000 GPU'da olağanüstü bir hava tahmini modeli eğitmek için kullanması gibi örneklerle iyi ölçeklenebilir. Google, satranç ve Go-playing aracı AlphaZero gibi bilgi işlem yoğun derin öğrenme uygulamaları için de TensorFlow'u kullanmıştır. Kişisel modeller için, Google Cloud veya AWS'de kiralanan küçük bir TPU bölmesi veya büyük bir GPU kümesiyle gerçekçi bir şekilde yaklaşık 10 petaFLOPS'a ölçeklenebilir; bu, 2019'daki en iyi süper bilgisayarın en yüksek bilgi işlem gücünün hâlâ yalnızca %1'i kadardır (Chollet, 2021).

2.6.3 Keras

Keras, TensorFlow'un üzerine inşa edilmiş, Python tabanlı bir derin öğrenme API'sidir. Çeşitli derin öğrenme modellerini tanımlamanın ve eğitmenin kolay bir yolunu sunar. Keras'ın ana hedefi, araştırma projeleri sırasında derin öğrenme deneylerini hızlandırmaktır. Ek olarak Keras, GPU, TPU veya CPU gibi farklı donanım türleri üzerinde çalışabilir ve TensorFlow aracılığıyla binlerce makineyi içerecek şekilde genişletilebilmektedir (Chollet, 2021).

Keras, kullanım kolaylığına öncelik veren, geliştirici dostu bir API'dir. İş akışlarını basitleştirmeye, ortak görevler için adımları en aza indirmeye ve net geri bildirim sağlamaya odaklanmaktadır. Bu yaklaşım bilişsel yükü azaltır ve yeni başlayanlar için öğrenmeyi kolaylaştırırken uzmanlar için üretkenliği korumaktadır (Chollet, 2021). Şekil 2.61'de Keras ve Tensorflow'un mimarisi görülmektedir.



Şekil 2. 61: Donanım ve Yazılım.

2021'in sonu itibarıyla Keras, araştırmacıları, mühendisleri, veri bilimcileri, yüksek lisans öğrencilerini ve hobicileri içeren devasa bir kullanıcı tabanına sahiptir. Kullanıcıları, Google, Netflix, Uber ve CERN gibi büyük şirketlerden çeşitli sektörlerdeki bireysel girişimlere ve işletmelere kadar uzanmaktadır. Keras, YouTube önerileri ve Waymo'nun sürücüsüz arabalarının geliştirilmesi gibi günlük uygulamalarda bile kullanılmaktadır. Keras ayrıca, derin öğrenme yarışmalarının çoğunun Keras kullanılarak kazanıldığı Kaggle'da düzenlenen makine öğrenimi yarışmaları için de tercih edilen bir seçimdir (Chollet, 2021).

Keras'ı sadece fit() işlevini çağırarak ve çerçevenin her şeyi halletmesine izin vererek Scikit-learn'e benzer bir şekilde kullanabilmektedir veya modelleme sürecinin tüm yönleri üzerinde hassas kontrol uygulayarak NumPy gibi kullanabilmektedir (Chollet, 2021).

TensorFlow gibi bir çerçeveyi öğrenmenin ve kullanmanın güzelliği, başlangıçta edinilen bilgi ve becerilerin ileri seviyelere taşınacak olmasıdır. Yeni başlayan biri olarak, temel bilgilerle kolayca başlayabilir ve daha karmaşık mantık yazmaya doğru kademeli olarak ilerleyebilirsiniz. Öğrencilikten araştırmacıya veya veri bilimciden derin öğrenme mühendisine geçerken farklı bir çerçeveye geçmek zorunda değilsiniz. TensorFlow, tüm yeterlilik seviyeleri için kesintisiz ve tutarlı bir öğrenme deneyimi sağlamaktadır (Chollet, 2021).

Keras'ın arkasındaki felsefe, kullanıcılarını tekil bir yaklaşımla sınırlamak yerine program yazmak için birden çok yol sunması açısından Python'unkine benzemektedir. Bazı diller yalnızca nesne yönelimli veya işlevsel programlamaya izin verse de Python, birlikte etkili bir şekilde çalışabilen çok çeşitli kullanım kalıplarına izin veren çok paradigmatlı bir dildir. Sonuç olarak Python, sistem yönetimi, web geliştirme, veri bilimi, makine öğrenimi mühendisliği gibi birçok farklı kullanım durumu için ve hatta programlamayı öğrenen yeni başlayanlar için uygundur. Benzer şekilde, Keras, farklı kullanıcı ihtiyaçlarını karşılamak için tasarlanmış çeşitli iş akışları sunan, kullanıcı dostu bir derin öğrenme dili sağlayan, derin öğrenmenin Python'u olarak düşünülebilir (Chollet, 2021).

2.6.4 Keras ve Tensorflow'un Kısa Tarihi

Keras, TensorFlow'un yayınlanmasından sekiz ay önce, Mart 2015'te piyasaya sürülmüştür. TensorFlow'un üzerine inşa edilmiş olmasına rağmen, Keras orijinal olarak otomatik farklılaştırma ve GPU desteği de sunan mevcut en eski tensör işleme kitaplıklarından biri olan Theano üzerinde geliştirilmiştir. Theano, MILA tarafından Université de Montréal'de oluşturulmuş ve hem CPU hem de GPU için otomatik farklılaştırma ve kod derleme için statik hesaplama grafiklerinin kullanımıyla TensorFlow'un habercisi olarak hizmet etmiştir (Chollet, 2021).

Keras başlangıçta tek arka uç olarak Theano ile çalışacak şekilde tasarlanmış, ancak 2015'in sonlarında TensorFlow'un piyasaya sürülmesinden sonra Keras, çoklu arka uç mimarisine izin verecek şekilde yeniden düzenlenmiştir. Bu, Keras'ın artık

Theano veya TensorFlow ile kullanılabileceği ve ikisi arasında geçiş yapmanın bir ortam değişkenini değiştirmek kadar basit olduğu anlamına gelmiştir. Eylül 2016 itibariyle, TensorFlow teknik olarak Keras için varsayılan arka uç seçeneği haline geldiği bir noktaya ilerlemiştir. 2017’de Keras, Microsoft tarafından geliştirilen CNTK ve Amazon tarafından geliştirilen MXNet dahil olmak üzere iki arka uç seçeneği daha eklenmiştir. Şu anda Theano ve CNTK artık geliştirme aşamasında değildir ve MXNet, Amazon dışında yaygın olarak kullanılmamaktadır. Sonuç olarak Keras, TensorFlow’un üzerine inşa edilmiş tek arka uç API’si olmaya geri dönmüştür (Chollet, 2021).

Keras ve TensorFlow, birkaç yıldır yakın bir ilişki içindedir. 2016 ve 2017 yıllarında Keras, TensorFlow uygulamaları oluşturmanın kullanıcı dostu yolu olarak popülerlik kazanmış ve yeni kullanıcıları TensorFlow ekosistemine çekmiştir. 2017’nin sonlarına doğru çoğu TensorFlow kullanıcısı Keras kullanıyor veya onu TensorFlow ile birleştirmiştir. 2018’de TensorFlow liderliği, TensorFlow için resmi üst düzey API olarak Keras’ı seçmiştir. Bu karar, Keras API’yi Eylül 2019’da piyasaya sürülen TensorFlow 2.0’ın ön saflarına yerleştirmiştir. TensorFlow 2.0, kullanıcılardan gelen geri bildirimler ve dört yıl boyunca gerçekleşen teknolojik gelişmelerden etkilenen büyük bir yeniden tasarımıdır (Chollet, 2021).

2.7 Literatür Taraması

Boyama reçetesi tahmini için yapılan literatür çalışması, yayınların veri kümesi, yöntem ve sonuç başlığı açısından değerlendirilmiştir.

Bu çalışmada kullanılan veri seti iki boya aralığından oluşuyordu: üç reaktif boya (CI Reactive Red 238, CI Reactive Yellow 145 ve CI Reactive Blue 235) ve dört direkt boya (CI Direct Orange 34, CI Direct Red 227, CI Direct Mavi 85 ve CI Doğrudan Siyah 22). Bu boyalar %100 pamuklu dokuma kumaşları boyamak için kullanılmıştır. İstenen renk tariflerini tahmin etmek için bir genetik algoritma kullanıldı. Genetik algoritma, olası boya reçetelerinden rastgele bir popülasyon oluşturarak çalışır. Tarifler daha sonra hedef rengi yeniden üretme yeteneklerine göre değerlendirilir. Hedef rengi yeniden üretmede en iyi olan tarifler daha sonra yeni bir tarif popülasyonu oluşturmak için kullanılır. Bu işlem, kabul edilebilir bir hata

toleransı içinde olan bir reçete bulunana kadar tekrarlanmıştır. Önerilen algoritma, doğru boya konsantrasyonlarını küçük hatalarla tahmin edebildi. Hedef ve yeniden üretilen renkler arasındaki ortalama CMC renk farkı 0,1 idi. Öngörülen konsantrasyonlar ile gerçek konsantrasyonlar arasındaki hatalar da ortalama %0,05 hataya sahiptir (Chaouch ve diğerleri., 2020).

Üç reaktif boya ile boyanmıştır. %100 pamuklu kumaşlar: CI Reactive Yellow 145, CI Reactive Red 238 ve CI Reactive Blue 235. Optimum boya kombinasyonunu ve konsantrasyonunu aramak için karınca kolonisi algoritması kullanılmıştır. Algoritma, rastgele oluşturulmuş çözümlerden oluşan bir popülasyonla başlatılmıştır. Her çözüm, amaç fonksiyonu kullanılarak değerlendirildi. En iyi çözümler daha sonra yeni bir çözüm popülasyonu oluşturmak için kullanılmıştır. Bu işlem, kabul edilebilir bir renk farklılığına sahip bir çözelti bulunana kadar tekrarlanmıştır. Karınca kolonisi algoritması, küçük renk farklarıyla (tümü 0,7'den düşük) renk tariflerini tahmin edebilmiştir. Algoritma ayrıca gerçek konsantrasyonlara yakın konsantrasyonlara sahip tarifler bulabilmiştir (Chaouch ve diğerleri., 2019).

12 reaktif boya ile boyanmış %100 pamuklu kumaşlardır. Önerilen yöntem iki adımdan oluşmaktadır: Özellik ağırlıklı destek vektör regresyonu (SVR), verilen boya konsantrasyonları için CIELab koordinatlarını tahmin etmek için kullanmıştır. Parçacık sürüsü optimizasyonu (PSO), yinelemeli bir süreçte optimum boya kombinasyonunu ve konsantrasyonunu aramak için kullanmıştır. SVR modeli, bir boyama deneyleri veri seti üzerinde eğitilmiştir. PSO algoritması, rastgele oluşturulmuş çözümlerden oluşan bir popülasyonla başlatılmıştır. Her çözüm amaç fonksiyonu kullanılarak değerlendirilmiştir. En iyi çözümler daha sonra yeni bir çözüm popülasyonu oluşturmak için kullanılmıştır. Bu işlem kabul edilebilir bir renk farklılığına sahip bir çözüm bulunana kadar tekrarlanmıştır. Önerilen yöntem, kumaş boyama reçetelerini küçük renk farklılıklarıyla (tümü 0,5'ten düşük) tahmin edebilmiştir. Yöntem ayrıca, gerçek konsantrasyonlara yakın konsantrasyonlara sahip tarifler bulabilmiştir (Live diğerleri., 2022).

Bu çalışmada kullanılan veri seti, farklı boyama reçeteleri ile boyanmış 100 adet pamuklu kumaş örneğinden oluşmaktadır. Numuneler, kumaşın üç boyutlu spektral yansımaları sağlayan hiperspektral renk ölçümü kullanılarak karakterize edilmiştir. Kumaşın spektral yansıması ile boyama tarifi arasında bir model oluşturmak için geliştirilmiş tekrarlayan sinir ağına dayalı bir derin öğrenme algoritması kullanılmıştır. Geliştirilmiş tekrarlayan sinir ağı, kaybolan gradyan problemi gibi geleneksel tekrarlayan sinir ağlarının sınırlamalarının üstesinden gelmek için tasarlanmıştır. Sonuçlar, önerilen modelin pamuklu kumaş için boyama reçetesini ortalama %2,5'lik bir hatayla doğru bir şekilde tahmin edebildiğini göstermiştir. Önerilen model, boyama işleminin etkinliğini ve doğruluğunu artırabilen akıllı boyama reçetesi tahmini için umut verici bir yaklaşım olmuştur. Yukarıdakilere ek olarak, makalede boyama reçetesi tahmini için hiperspektral renk ölçümü kullanmanın avantajları da tartışılmıştır (Zhang diğerleri., 2022).

Çalışma için kullanılan veri seti iyi seçilmiş ve kapsamlıdır. Endüstride boyanan kumaşların çeşitliliğinin iyi bir temsilini sağlayan 28 farklı kumaş türü için boyama imalat kayıtlarını içermektedir. Veri seti ayrıca, kumaşların daha doğru bir şekilde sınıflandırılmasını sağlayan boya konsantrasyonları ve renk ölçümleri hakkında ayrıntılı bilgiler de içermektedir. Geleneksel K-Means kümeleme analizi, verileri kümelemek kullanılmıştır ve kumaşları renk özelliklerine göre 8 gruba etkili bir şekilde kategorize edebilmiştir. Kümeleme sonuçlarının görselleştirilmesi, farklı kumaş grupları arasındaki ilişkilerin anlaşılmasına da yardımcı olmuştur. Önerilen yöntem, kumaşları renk özelliklerine göre etkili bir şekilde 8 gruba ayırmayı başarmıştır. Bu sınıflandırma, kumaş boyama endüstrisi için veri madenciliğine dayalı reçete öneri sistemlerinin geliştirilmesinde standart bir veri ön işleme adımı olarak kullanılabilmesi için fayda sağlamıştır (Tu diğerleri., 2022).

Bu çalışmada kullanılan veri kümesi, üç direkt boyadan oluşan farklı kombinasyonlarla boyanmış 20 pamuklu kumaştan oluşmuştur. Kumaşlar, Lab* renk uzayı kullanılarak ıslak ve kuru haldeki renklerine göre ölçülmüştür. Kuru pamuklu kumaşın ıslak halinden rengini tahmin etmek için üç katmanlı bir sinir ağı modeli

oluşturulmuştur. Modele girdiler ıslak durumdaki Lab* yansıtma değerlerinden, modelin çıktıları ise kuru durumdaki tahmini Lab* değerlerinden oluşmuştur. Sıkma basıncına göre farklı modeller geliştirilmiştir. Sinir ağı modeli, ıslak durumda ölçüldüğünde kuru kumaşın rengini, zamanın % 90'ından fazlasında tek bir renk farkı birimi (ΔE_{2000} denklemi kullanılarak) altında doğru bir şekilde tahmin edebilmiştir. Bu, 5 ila 20 ΔE_{2000} renk farkı birimi renk farkına sahip olan önceki yöntemle göre önemli bir gelişmedir (Zhu, 2022).

Bu çalışmada kullanılan veri kümesi, boya konsantrasyonları, kumaş tipleri ve hedef renkler dahil olmak üzere endüstriyel boyama üretim verilerinden oluşmuştur. Çoklu gradyan artırıcı regresyon ağacı (GBRT) modellerine sahip modüler bir mimari kullanılarak kumaş boyama tarifi öneri sistemi geliştirilmiştir. Her GBRT modeli, belirli bir kumaş türü ve boya kombinasyon seti (DCS) için boya konsantrasyonlarını tahmin etmek üzere eğitilmiştir. Önerilen sistem, emek yoğun(labor-intensive) kalibrasyon çalışmalarına gerek kalmadan boyama tariflerini yüksek doğrulukla önerebilmiştir. Sistem ayrıca farklı boyama görevlerine genelleştirilebilmiştir (Qin ve Zhang, 2021).

3. VERİ KÜMESİ VE YÖNTEM

3.1 Büyük Resme Bakma

Türkiye’de Tekstil Sektörü diğer sektörlerle göre giriş bölümünde de anlatıldığı gibi büyük bir hacime sahiptir. Sektör bir önceki yıllara göre de büyüme gerçekleştirmiştir.

Sektördeki boyama reçetesinin hesaplanması manuel ya da spektrofotometre cihazı ile yapıldığı görülmüştür. Buradaki ilk görev boyama reçetesinin tahmini olacaktır. Boyama reçetesini tahmin ederken birden fazla durum göz önünde bulundurulmuştur. Bu durumlar İstanbul’da bulunan bir boyahane işletmesinde incelenmiştir.

İşletmede bu tahmini yapabilmek için reçete değerleri mevcuttur. Bu reçete değerleri, su, alkali, soda, boya karışımlarını içermektedir. Şekil 3.1’de defterlere yazılmış reçete değerleri, su, soda ve alkali değerleri görülmektedir.



Şekil 3.1: Arşiv Verisi ile Boyama Reçetesi.

3.1.1 Problemi Tanıma

İşletmedeki boyama reçetesinin hazırlanma süreci incelendiğinde manuel olarak devam edildiği görülmüştür. Bu boyama reçetesinin hazırlanma süreci müşteriden numunenin gelmesi ya da önceki numunelerden bir boyama reçetesi hazırlanma sürecini içermektedir.

İşletme sahibi buradaki insan odaklı süreçlerin bilgisayar destekli, veri odaklı bir sürece dönüşmesini talep etmektedir. İşletme birden fazla kez ziyaret edilmiştir ve görülmüştür ki müşterilerin boyama reçeteleri defterlerde ana renk kategorisi bazında tutulmaktadır. Yaklaşık 23 yıllık bir işletme olduğu düşünülürse onlarca defter olduğu görülmüştür. Burada laboratuvar şefinin defterleri ana renk kategorilerine ayırması gelen numunenin geçmiş arşiv verilerinden gözden geçirilmesi için bir zaman kaybının önüne geçmiştir. Bir defterde yer alan arşiv verilerinin örneği aşağıdaki Şekil 3.2’de verilmiştir. Şekil 3.3’te de müşteri numunelerinin klasörlenmiş şekli bulunmaktadır.

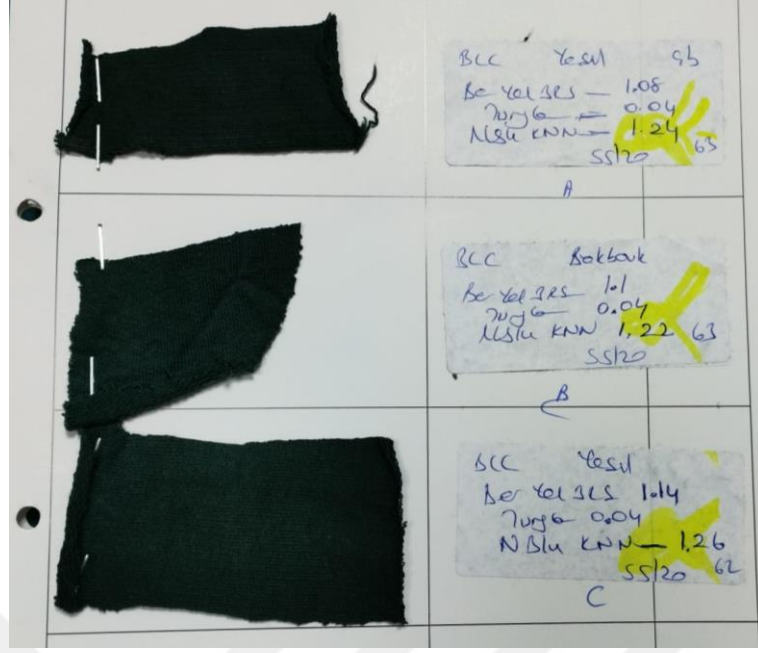


Şekil 3. 2: Arşiv Verisi.



Şekil 3. 3: Müşteri Numune Klasörleri.

Yeni gelen bir numunenin arşiv kontrolü sonrasında en yakın rengin bulunması ile laboratuvar şefi tarafından boyama reçetesi hazırlama sürecinin başladığı görülmüştür. Burada da insan odaklı bir sürecin olması, kişinin ne kadar da uzman olsa hataya yol açacağı görülmüştür. Ayrıca işletme sahibinin 20'ye yakın boya markası ile boyanan kumaşların farklı boya markası kombinasyonları ile boyanmasını talep etmektedir. Bu talebinin nedeni ise ucuz boyalar ve pahalı boyaların karışımı ile maliyeti düşük bir boya reçetesi oluşturmaktır. Pahalı boyalar ile rengi tutturmanın daha kolay olduğu görülmüştür. Burada da farklı bir problem olduğu görülmüştür. Çünkü laboratuvar şefi boya markalarının boya açılımlarını iyi bilmesi ve buna göre kombinasyonlar yapması beklenmektedir. Bunun yerine 23 yıllık bir işletmenin verileri kullanılarak veri odaklı bir süreç geliştirilmesi düşünülmektedir. Bazı müşteriler için kaliteli ve pahalı tek marka boyalar kullanılmaktadır. Ek olarak müşterinin talep ettiği numunenin birden fazla örneğinin hazırlanması da insan odaklı bir süreçten geçmektedir. Müşteri ilk talep ettiği numune yerine diğer örneklerden de seçebilme ihtimali olduğu görülmüştür. Şekil 3.4'te 3 farklı boyama reçetesinin müşteri için oluşturulduğu görülmektedir.



Şekil 3.4: 3 Farklı Boyama Reçetesi.

Numunenin hazırlanması ve boyama süreçlerinin başlaması ile kurutma işleminden sonra kontrol kabininde laboratuvar şefi tarafından göz ile kontrol edilmesi günlük ortalama 30 reçete yapıldığı düşünülürse literatür araştırmalarında da görüldüğü gibi göz yanılmasına, göz yorgunluğunda hataya yol açmasına ve kalite kontrol süreçlerinin aksamasına yol açacağı görülmüştür. Şekil 3.5'te kalite kontrol ışık kabini gösterilmiştir.



Şekil 3.5: Kalite Kontrol Işık Kabini.

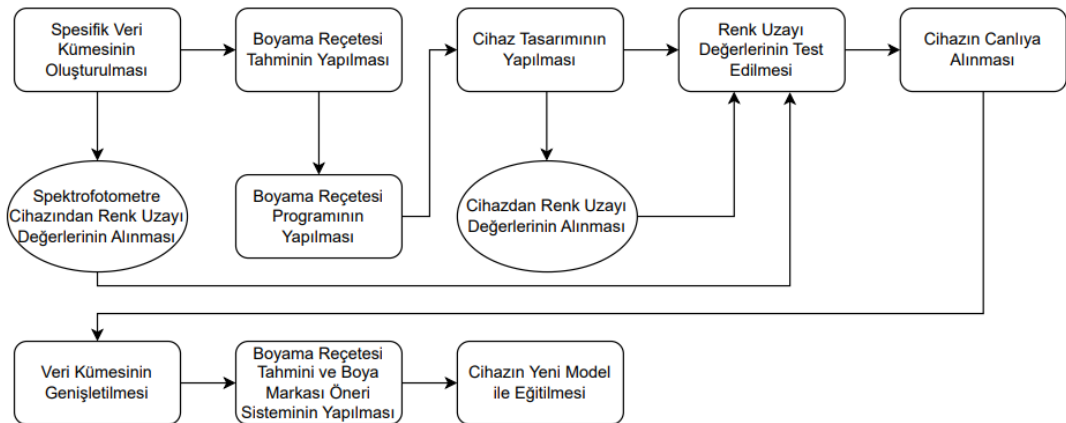
Bu çözüm dijitalleşen şirketler için yeterli olmadığı görülmüştür. Bunun için bir cihaz tasarımının yapılması, arşiv verilerinin veri tabanında tutulması, model geliştirilmesi ve boyama reçetesi tahminin yapılması, kalite kontrol süreçlerinin cihaz ile yapılması hedefi belirlenmiştir.

Bunun için bir iletim hattı tasarlanmıştır.

3.1.2 İletim Hattı

Bu iletim hattı ile yüksek lisans tezi kapsamında ilk 3 adım gerçekleştirilmiştir. Şekil 3.6'da problemlere çözüm için iletim hattı oluşturulmuştur.

- Spesifik Veri Kümesinin Oluşturulması
- Spektrofotometre Cihazından Renk Uzayı Değerlerinin Alınması
- Spesifik Veri Kümesi ile Boyama Reçetesi Tahminin Yapılması



Şekil 3. 6: İletim Hattı.

3.2 Veri Kümesinin Oluşturulması

Boyama reçetesi tahmini için öncelikle bir veri kümesi oluşturulması gerekmektedir.

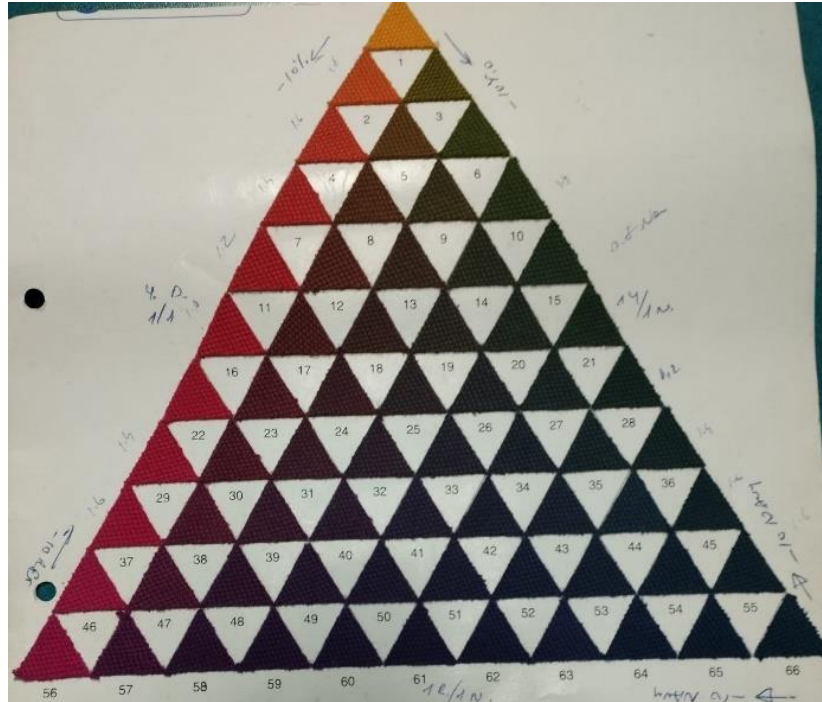
Veri kümesi oluşturulmadan önce geçmiş arşiv verileri incelenmiştir. Arşiv verileri incelendiğinde işletmede pamuk, polyester ve pampes boyanmaktadır. Bu boyanan kumaşlar yaklaşık 20'ye yakın farklı pamuk ve polyester boya markası ile boyanmaktadır. Boyama reçeteleri tek bir boya markası ile özel müşteriler için boyanmaktadır

Veri kümesinde ise belirli kısıtlara gidilmiştir. Pamuk kumaş ve Sunfix SPD reaktif boyası kullanılmıştır. Çünkü problem spesifik hale getirerek modelin iyi öğrenmesi ile cihaz yapıldığı zaman cihazdan alınan renk uzayı değerlerinin karşılaştırılması ve test edilmesi için kısıtlara gidilmiştir. Şekil 3.7’de de görüldüğü gibi Yellow SPD, Red SPD, Navy Blue SPD reaktif boyaları kullanılmıştır.

Sunfix SPD conc.																
Appropriate dye selection fulfills very high requirements and right first time dyeings																
Yellow SPD conc.		3.5	200 140	M M	4-5 4-5	4 4	4-5 4-5	4-5 4	4-5 4	4 4	4-5 4-5	4-5 4-5	4-5 3-4	A A	3 4	
Red SPD conc.		2.2	200 150	M M	4 3-4	3-4 2	5 4-5	5 4-5	5 4-5	4-5 4-5	4-5 4-5	4-5 4-5	4-5 3-4	B B	3-4 4	
Navy Blue SPD conc.		3.2	200 120	M M	3-4 3-4	2 2	4-5 4	4-5 4	5 4-5	4-5 4-5	3-4 3-4	4 4	4-5 3-4	A A	4 3	

Şekil 3. 7: Sunfix SPD Reaktif Boyası.

2.3.4.1 başlığı altında değerlendirilen renk üçgeni ile boyama reçetesi hesaplama kavramı model için uygun olacağı düşünülmüştür. Bu sayede 3 farklı renk boyanın kombinasyonlarını iyi öğreneceği düşünülmüştür. Şekil 3.8’deki renk üçgeninde 66 renk bulunmaktadır. Bu renk üçgenine göre boyamalar yapılmıştır.



Şekil 3. 8: Renk Üçgeni.

3.2.1 Boyamaların Yapılması

Öncelikle ham pamuk kumaş alınmış ve işletme standartlarına göre 10'ar gram kumaşlar kesilmiştir. Bu 10'ar gram kumaşlar beherde ısıtılan suyun içine koyulmuştur. 1'er gramdan ıslatıcılar da koyulmuştur. Şekil 3.9'da yer alan cihaz ile kumaşlar tartılmıştır.



Şekil 3. 9: Tartı Cihazı.

Çözelti haline getirmek için toz boyalar ise 10'ar gram tartılmıştır ve binlik erlende 60 dereceye getirilmiş 100 ml'de yumuşak su le çözülmüştür. 1000 ml'e erlene tamamlamak için üzerine su eklenmiştir. Örnek olarak Şekil 3.10'da 3 farklı toz boya gösterilmiştir. İşletmede çalışma yaptığımız boyalar erlenlerde hazır olduğu için bu 3 farklı toz boyadan bir tanesi örnek olarak çözülmüştür.



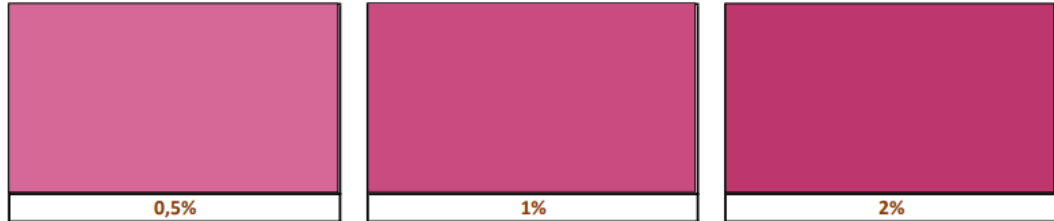
Şekil 3. 10: 3 Farklı Toz Boyalar.

Şekil 3.11’de örnek olarak çözünen Red 3BS 1000’lik erlende yer almaktadır.



Şekil 3. 11: Berazol RED 3BS.

Boya açılımları Şekil 3.12’de örnek olarak verilmiştir.



Şekil 3. 12: Red 3BS Boya Açılımları.

Kumaşın ve boyaların hazırlanması ile renk üçgenine göre reçeteler hazırlanmıştır. Burada reçete hesaplamasında renk üçgeni kullanıldığı için boya değerleri kesindir ama tuz, soda, alkali ve su değerleri hesaplanmıştır.

Bu hesaplamalar işletme standartlarına göre yapılmıştır. İşletme standartlarına göre Şekil 3.13’te bir formülasyon yer almaktadır. Bu formülasyona göre örneğin;

Sarı 0.6, Kırmızı 0.41, Mavinin ise 0.61 boya değerleri olduğunu varsayalım. Bu boyaları 6 cc, 4.1 cc, 6.1 cc olarak topladığımızda gramajına göre tuz verildiği

görülmüştür. 16.2 cc gelen boyaların toplamı işletme standartlarına göre 1.51 – 2 arasına denk geldiği için 50 g tuz verilmesi gerekmektedir. Soda oranı ise 20 gr'dır. Eğer boyanan kumaş 2.1.8'de de detaylandırıldığı gibi açık ve orta renk ise soda verilmektedir. Eğer koyu bir renk ise alkali verilmektedir. Soda ve alkali birlikte kullanılmamaktadır.

Suyu hesaplarken 100 cc'lik tüplerde boyamalar yapıldığı için 100 cc'den diğer maddeler çıkarılmaktadır. Örneğin; 100 cc – boyanın gramı (16.2 cc) soda veya alkalinin yarısı (10 gr) çıkarılmaktadır. 73,8 gr su verilmesi gerekmektedir. Şekil 3.13'te boyaların durumuna göre tuz, alkali ve soda oranları görülmektedir.

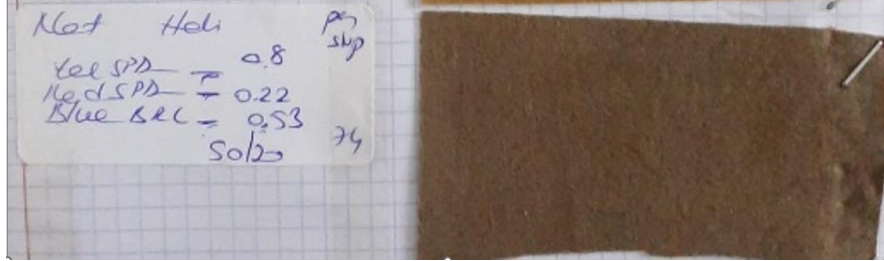
BOYA	TUZ	ALKALİ	SÜLFAT
0 - 0,05	10 g.	10 g/lt	22 g.
0,05 - 0,1	20 g.	10 g/lt	44 g.
0,11 - 0,3	25 g.	13 g/lt	55 g.
0,31 - 0,5	30 g.	13 g/lt	66 g.
0,51 - 1	40 g.	18 g/lt	88 g.
1,05 - 1,5	45 g.	18 g/lt	88 g.
1,51 - 2	50 g.	20 g/lt	110 g.
2,05 - 2,5	55 g.	20 g/lt	110 g.
2,51 - 3	60 g.	20 g/lt	110 g.
3,05 - 3,5	70 g.	20 g/lt	110 g.
3,51 - 4,0	75 g.	20 g/lt	110 g.
4,01 - 4,5	80 g.	20 g/lt	110 g.

"Alkali çözeltisi % 2,5'lik çözeltidir."
Visconlarda (0,5 g. - 1 g.) Alkali düş.

Şekil 3. 13 Boya, Tuz, Alkali, Soda ve Sülfat Kimyasallarının Belirlenmesi.

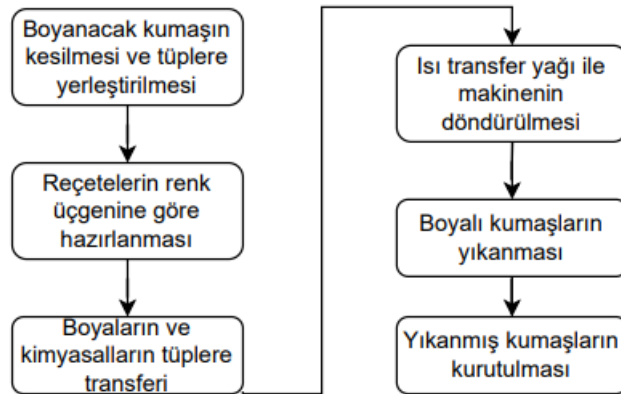
Örnek olarak Şekil 3.14'te 8 cc Yel SPD, 2.2 cc Red SPD, 5.3 cc Blue BRL boyası kullanılmıştır. Şekil 3.13'te yer alan işletme standartlarına göre 50 gr tuz ve 20 gr alkali verilmiştir. Bu durumda;

100 cc – (8 cc Yel SPD + 2.2 cc Red SPD + 5.3 cc Blue BRL + 10 gr alkali) = 74.5 cc su verilmesi gerekmektedir. Şekil 3.14’te de görüldüğü gibi arşiv verisi ile doğrulama gerçekleştirilmiştir.



Şekil 3. 14: Boyama Reçetesi Örneği.

Boyama reçetesi belirlenen kumaşların kumaş boyama sürecine dahil olması gerekmektedir. Kumaş boyama sürecinin şeması ise aşağıda Şekil 3.15’te verilmiştir.



Şekil 3. 15: Boyama Süreci.

Boyama reçetesi hazırlandıktan sonra tüplere boyalar, kimyasallar ve su eklenmiştir. Ekleme işlemi pipetleme cihazı ile yapılmıştır. Pipetleme cihazı ile pipet ucu 10, 5 ve 1 cc olarak almaktadır. Şekil 3.16’da pipetleme cihazı ve pipetler yer almaktadır.



Şekil 3. 16: Pipetleme Cihazı ve Pipet.

Şekil 3.17’de tüpler ve boyaların tüplere pipetlenmesi gösterilmiştir.



Şekil 3. 17: Tüpler ve Boyaların Tüplere Pipetlenmesi.

Şekil 3.18’de iyon tutucu, soda ve alkali gösterilmiştir.



Şekil 3. 18: İyon tutucu, Soda ve Alkali.

Tüplere kumaşları, boyaları, tuzu, iyon tutucuyu ve suyu verdikten sonra makinenin içerisine tüpler yerleştirilmiştir. Şekil 3.19’da cihazın kapalı şekli yer almaktadır. Cihaz içerisinde yer alan ısı transfer yağı ile tüpler yaklaşık 2.30, 3 saat dönmektedir.

1.30 saat soda verilmeden 30 derecede dönmektedir daha sonra cihaz 70 dereceye çıkınca soda verilmiştir. Soda verildikten sonra 1 saat dönmektedir. Yaklaşık 15 dakika da soğutmaya geçmektedir ve 70 dereceden 30 dereceye düşmektedir. Pamuk boyama yaptığımız için 70 derecede boyanmıştır. Bu şekilde cihaz içerisinde kumaş boyanmaktadır.



Şekil 3. 19: Kumaşların Boyandığı Cihaz.

Kumařlar boyandıktan sonra yıkama iřlemine geilmiřtir. Burada soėuma iřleminden sonra asitleme yapılıp kaynar suya koyulmuřtur. Asetik asit, ilk tpten ıktıktan sonra pH'ını dzenlemektedir ve bu sayede kumař zerindeki l boyasını (fazla boya) atmaktadır. řekil 3.20'de de grldė gibi su ile yıkama yapılmıřtır. Yıkama aık renklerde az su le koyu renklerde ise daha fazla su ile yapılmıřtır.



řekil 3. 20: Kumařların Yıkaması.

Asit ile l boya arındırıldıktan sonra durulama iřlemine geilmiřtir. Sabun ile yıkanan kumařlara ek olarak yumuřatma da verilmiřtir. Yumuřatma kumařı yumuřatmak iin verilmiřtir. řekil 3.21'de durulanan kumařlar grlmektedir. Lavabo ierisinde kumařtan akan l boyada grlmektedir.



řekil 3. 21: Kumařın Durulanması.

Kumaşın durulanmasından sonra kurutma işlemi yapılmaktadır. Etüv makinası ile kurutma işlemi yapılmıştır. Kurutma işlemi 150 dereceye kadar çıkmaktadır ve yaklaşık 15 dakika sürmektedir. Bir kumaşın boyanıp, kurutulma işlemi yaklaşık 4 saat sürmektedir. Şekil 3.22’de de görüldüğü gibi bu cihaz içerisinde 10 gr’lık kumaşlar yatay şekilde serilerek kurutulmaktadır.



Şekil 3. 22: Kurutma Cihazı.

Boyama işlemi tamamlandıktan sonra 2. adım spektrofotometre cihazı ile renk uzayı değerlerinin alınması olmuştur. Detayları bir sonraki adımda anlatılmıştır.

3.2.2 Spektrofotometre Cihazı ile Renk Uzayı Değerlerinin Alınması

Boylanmış örneklerin ölçümleri Macbeth 2180 UV renk ölçüm cihazı (Spektrofotometre) ile CIELAB sistemine göre gerçekleştirilmiştir. Ölçümlerde ise 10° gözlemci değeri ve D65 ışık kaynağı kullanılmıştır. Tablo 3.1’de boyama örneklerinin görüntüleri, renk uzayı değerleri ve boyama değerleri görülmektedir.

Tablo 3.1: Boyama Örneklerinin Reçete ve Renk Uzayı Değerleri

Boyama Örneği	Işık Kaynağı ve Gözlemci Değeri	L*	a*	b*	Renk
01 Yel 2	D65 - 10°	71,55	32,02	77,92	
02 Yel+Red 1.8+0.2	D65 - 10°	60,15	41,22	57,48	
03 Yel+Blu 1.8+0.2	D65 - 10°	48,41	0,07	39,67	
04 Yel+Red 1.6+0.4	D65 - 10°	54,65	46	47,54	
05 Yel+Red+Blu 1.6+0.2+0.2	D65 - 10°	45,93	9,83	31,07	
06 Yel+Blu 1.6+0.4	D65 - 10°	43,76	-5,1	29,58	
07 Yel+Red 1.4+0.6	D65 - 10°	51,26	49,16	41,44	
08 Yel+Red+Blu 1.4+0.4+0.2	D65 - 10°	40,21	14,23	23,21	
09 Yel+Red+Blu 1.4+0.2+0.4	D65 - 10°	38,51	2,1	20,96	
10 Yel+Blu 1.4+0.6	D65 - 10°	39,52	-7,98	20,73	
11 Yel+Red 1.2+0.8	D65 - 10°	49,03	50,81	35,77	

Tablo 3.1 – devam.

12 Yel+Red+Blu 1.2+0.6+0.2	D65 - 10°	39,14	18,64	18,47	
13 Yel+Red+Blu 1.2+0.4+0.4	D65 - 10°	36,01	7,79	15,04	
14 Yel+Red+Blu 1.2+0.2+0.6	D65 - 10°	36,92	-0,92	14,1	
15 Yel+Blu 1.2+0.8	D65 - 10°	36,43	-9,54	13,84	
16 Yel+Red 1+1	D65 - 10°	47,33	52,11	29,78	
17 Yel+Red+Blu 1.0+0.8+0.2	D65 - 10°	37,45	21,88	12,33	
18 Yel+Red+Blu 1.0+0.6+0.4	D65 - 10°	35,46	11,83	9,28	
19 Yel+Red+Blu 1.0+0.4+0.6	D65 - 10°	34,67	3,5	7,82	
20 Yel+Red+Blu 1.0+0.2+0.8	D65 - 10°	34,91	-3,21	8	
21 Yel+Blu 1+1	D65 - 10°	34,58	-10,18	8,56	
22 Yel+Red 0.8+1.2	D65 - 10°	46,63	53,6	25,33	
23 Yel+Red+Blu 0.8+1.0+0.2	D65 - 10°	36,44	24,69	8,71	

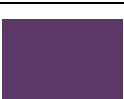
Tablo 3.1 – devam.

24 Yel+Red+Blu 0.8+0.8+0.4	D65 - 10°	33,67	14,65	4,77	
25 Yel+Red+Blu 0.8+0.6+0.6	D65 - 10°	33,37	7,18	3,26	
26 Yel+Red+Blu 0.8+0.4+0.8	D65 - 10°	31,49	1,11	2,72	
27 Yel+Red+Blu 0.8+0.2+1.0	D65 - 10°	32,99	-4,68	2,71	
28 Yel+Blu 0.8+1.2	D65 - 10°	32,44	-10,33	3,18	
29 Yel+Red 0.6+1.4	D65 - 10°	45,3	54,66	20,97	
30 Yel+Red+Blu 0.6+1.2+0.2	D65 - 10°	33,42	26,33	4,07	
31 Yel+Red+Blu 0.6+1.0+0.4	D65 - 10°	33,63	18,27	-1,17	
32 Yel+Red+Blu 0.6+0.8+0.6	D65 - 10°	31,16	10,66	-2,46	
33 Yel+Red+Blu 0.6+0.6+0.8	D65 - 10°	30,71	5,69	-3,28	
34 Yel+Red+Blu 0.6+0.4+1.0	D65 - 10°	31,3	0,45	-3,27	
35 Yel+Red+Blu 0.6+0.2+1.2	D65 - 10°	31,02	-5,01	-2,68	

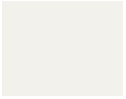
Tablo 3.1 – devam.

36 Yel+Blu 0.6+1.4	D65 - 10°	30,92	-9,82	-1,99	
37 Yel+Red 0.4+1.6	D65 - 10°	44,7	56,04	15,14	
38 Yel+Red+Blu 0.4+1.4+0.2	D65 - 10°	33,37	29,3	-1,63	
39 Yel+Red+Blu 0.4+1.2+0.4	D65 - 10°	31,26	21,59	-5,63	
40 Yel+Red+Blu 0.4+1.0+0.6	D65 - 10°	29,49	14,16	-7,25	
41 Yel+Red+Blu 0.4+0.8+0.8	D65 - 10°	29,46	9,48	-8,14	
42 Yel+Red+Blu 0.4+0.6+1.0	D65 - 10°	29,62	4,78	-8,78	
43 Yel+Red+Blu 0.4+0.4+1.2	D65 - 10°	29,41	0,48	-8,69	
44 Yel+Red+Blu 0.4+0.2+1.4	D65 - 10°	29,54	-4,21	-7,85	
45 Yel+Blu 0.4+1.6	D65 - 10°	30,4	-8,88	-6,83	
46 Yel+Red 0.2+1.8	D65 - 10°	44,01	57,47	9,43	
47 Yel+Red+Blu 0.2+1.6+0.2	D65 - 10°	33,83	32,74	-7,2	

Tablo 3.1 – devam.

48 Yel+Red+Blu 0.2+1.4+0.4	D65 - 10°	30,76	23,69	-11,16	
49 Yel+Red+Blu 0.2+1.2+0.6	D65 - 10°	29,58	18,19	-12,82	
50 Yel+Red+Blu 0.2+1.0+0.8	D65 - 10°	28,4	13,4	-14,08	
51 Yel+Red+Blu 0.2+0.8+1.0	D65 - 10°	28,44	9,25	-14,05	
52 Yel+Red+Blu 0.2+0.6+1.2	D65 - 10°	28,46	5,22	-14,2	
53 Yel+Red+Blu 0.2+0.4+1.4	D65 - 10°	29,12	1,2	-13,91	
54 Yel+Red+Blu 0.2+0.2+1.6	D65 - 10°	28,64	-2,88	-12,97	
55 Yel+Blu 0.2+1.8	D65 - 10°	30,87	-7,33	-12,09	
56 Red 2.0	D65 - 10°	43,06	59,03	0,72	
57 Red+Blu 1.8+0.2	D65 - 10°	33,4	36,42	-14,68	
58 Red+Blu 1.6+0.4	D65 - 10°	30,57	28,48	-18,56	
59 Red+Blu 1.4+0.6	D65 - 10°	29,05	22,56	-20,59	

Tablo 3.1 – devam.

60 Red+Blu 1.2+0.8	D65 - 10°	26,89	17,17	-21,03	
61 Red+Blu 1.0+1.0	D65 - 10°	27,06	14,15	-21,41	
62 Red+Blu 0.8+1.2	D65 - 10°	26,53	10,44	-21,3	
63 Red+Blu 0.6+1.4	D65 - 10°	27,48	6,72	-20,88	
64 Red+Blu 0.4+1.6	D65 - 10°	27,47	3,36	-20,06	
65 Red+Blu 0.2+1.8	D65 - 10°	26,57	-0,01	-18,99	
66 Blu 2.0	D65 - 10°	29,44	-4,5	-18,03	
67 Kasarlı Kumas	D65 - 10°	95,04	-0,44	2,74	

3.2.3 Veri Yapısına Hızlı Bakış

67 satırlık bir veriden oluşmaktadır. Boyama reçetesi değerleri ve L*, a* b* değerleri Şekil 3.23'te gösterilmiştir.

```
In [4]: df_selected = df[['Yel', 'Red', 'Blue', 'L*', 'a*', 'b*']];
df_selected
```

Out[4]:

	Yel	Red	Blue	L*	a*	b*
0	2	0	0	71,55	32,02	77,92
1	1,8	0,2	0	60,15	41,22	57,48
2	1,8	0	0,2	48,41	0,07	39,67
3	1,6	0,4	0	54,65	46	47,54
4	1,6	0,2	0,2	45,93	9,83	31,07
...	...	...	...	...	...	...
61	0	0,8	1,2	26,53	10,44	-21,3
62	0	0,6	1,4	27,48	6,72	-20,88
63	0	0,4	1,6	27,47	3,36	-20,06
64	0	0,2	1,8	26,57	-0,01	-18,99
65	0	0	2	29,44	-4,5	-18,03

66 rows x 6 columns

Şekil 3. 23: Veri Yapısı.

3.3 Performans Ölçütü Seçme

R-kare metriği, regresyon analizinde yaygın olarak kullanılmaktadır. Bağımsız değişkenlerin (bu durumda L* a* b* değerleri) bağımlı değişkeni (bu durumda boyama değerleri) ne kadar iyi tahmin edebildiğinin bir ölçüsünü sağlamaktadır. Spesifik olarak, R-kare, bağımsız değişkenlerden tahmin edilebilen bağımlı değişkendeki varyansın oranını temsil eder.

İşte R-Kare'nin söylediği şey:

R-kare 1'e yakın ise: Boyama değerlerindeki değişkenliğin büyük bir kısmının L* a* b* değerleriyle açıklanabileceği anlamına gelir. Başka bir deyişle, model, verilen L* a* b* değerlerine dayalı olarak boyama değerlerini tahmin etmede iyi bir iş çıkarmaktadır.

0'a yakın R-kare ise: Bu, L* a* b* değerlerinin boyama değerlerindeki değişkenliğin çoğunu açıklamadığı anlamına gelir. Bu durumda, model çok etkili değildir.

Ancak, R-kare kullanılırken dikkat edilmesi gereken bazı uyarılar vardır:

Tahminlerinizin önyargılı olup olmadığını söylememektedir: Model, boyama değerlerini az tahmin ediyor olabilir ve R-kare bunu yakalayamamaktadır.

Hataların ölçeği hakkında bilgi verememektedir: R-kare yüksek olsa bile, model pratik anlamda önemli olabilecek büyük hatalar yapıyor olabilir.

Model aşırı uyuyorsa yapay olarak yüksek olabilir: Model çok karmaşıksa ve verilerdeki gürültüyü uyduruyorsa, R-kare performansın yanıltıcı derecede iyimser bir görünümünü verebilir.

Boyama reçetesi tahmini regresyonun, R-kare kullanmak size $L^* a^* b^*$ değerlerinin boyama değerlerini ne kadar iyi tahmin edebildiği konusunda bir fikir verebilmektedir. Performans ölçütü olarak R-Kare değeri seçilmiştir.

R-Kare değerini basit bir şekilde açıklamak gerekirse;

Bir öğretmen olduğunuzu ve öğrencilerin çalışma saatlerinin sınav puanlarını ne kadar iyi tahmin edebildiğini anlamak istediğinizi hayal edin. Burada ders çalışma saatleri bağımsız değişken, sınav puanları ise bağımlı değişkendir.

Bu örneği kullanarak R-kareyi daha basit terimlerle inceleyelim:

Toplam Varyasyon: Öncelikle sınav puanlarındaki toplam varyasyondan bahsedelim. Öğrencilerin ne kadar çalıştığı hakkında hiçbir şey bilmediğinizi hayal edin. Yapabileceğiniz temel bir şey, tüm öğrencilerin ortalama puanını almaktır. Ancak, bireysel puanlar bu ortalamadan farklı olacaktır. Bazı öğrenciler ortalamadan daha yüksek, bazıları daha düşük puan alır. Puanlardaki bu varyasyon, toplam varyasyondur.

Açıklanan Varyasyon: Şimdi her bir öğrencinin kaç saat çalıştığını hesaba kattığınızı varsayalım. Çalışma saatlerine göre her öğrencinin puanını tahmin edersiniz. Bazı tahminler gerçek skorlara yakın olacak, bazıları ise o kadar olmayacak. Sınav puanlarındaki değişimin çalışma saatleriyle “açıklayabildiğimiz” kısmı açıklanan değişimdir.

Açıklanamayan Değişkenlik: Bir öğrencinin ne kadar çalıştığını bilsek bile tahminlerimizde yanılabiliriz. Belki birisi sınav günü hastaydı ya da bazı cevapları doğru tahmin etti. Varyasyonun çalışma saatleriyle açıklayamadığımız kısmı açıklanamayan varyasyondur.

Şimdi, R-kare temel olarak "Açıklanan Varyasyon"un "Toplam Varyasyon"a oranıdır. Bu, "Sınav puanlarındaki değişimin yüzde kaçını çalışma saatleriyle açıklandığını?"

$$R^2 = (\text{Açıklanan Değişim}) / (\text{Toplam Değişim}) \quad (3.1)$$

R-kareyi şu şekilde yorumlayabilirsiniz:

R-kare 1'e yakın (veya %100): Bu, sınav puanlarındaki değişimin büyük bir kısmının çalışma saatleriyle açıklanabileceği anlamına gelir. Bir öğrencinin ne kadar çalıştığını bilmek, sınav puanını tahmin etmede çok faydalıdır.

R-kare 0'a yakın: Bu, çalışma saatlerinin bize bir öğrencinin sınav puanının ne olacağı hakkında pek bir şey söylemediği anlamına gelir. Diğer faktörlerden kaynaklanabilecek pek çok açıklanamayan varyasyon var.

Örnek olarak iki basit senaryoyu ele alalım:

- **Senaryo 1:** Daha çok çalışan öğrencilerin her zaman daha yüksek puanlar aldıklarını hayal edin. Bu durumda, çalışma saatleri sınav puanlarının büyük bir göstergesidir ve R-kare 1'e yakın olacaktır.
- **Senaryo 2:** Öğrencilerin ne kadar çalışırlarsa çalışsınlar, puanlarının her yerde görüldüğünü hayal edin. Bu durumda, çalışma saatleri bize sınav puanları hakkında pek bir şey söylemez ve R-kare 0'a yakın olur. R-Kare formülü Denklem 3.2'de görülmektedir (Géron, 2022).

R-kare için formülü inceleyecek olursak;

$$R^2 = 1 - SS_{\text{res}} / SS_{\text{tot}} \quad (3.2)$$

- **SS_{res}:** Kalıntıların Kareler Toplamı (veya daha önce bahsettiğim "Açıklanamayan Değişim") anlamına gelir.

- **SS_tot:** Toplam Kareler Toplamı (veya verilerdeki "Toplam Varyasyon") anlamına gelir.

Bir basketbol takımının koçu olduğunuzu ve antrenman saatlerinin bir oyuncunun bir maçta alacağı sayıları ne kadar iyi tahmin edebileceğini bilmek istediğinizi hayal edin.

- **Toplam Kareler Toplamı (SS_tot):** Öncelikle tüm oyuncuların attığı ortalama sayıları bulalım. Ardından, her oyuncu için gerçek puanları ile bu ortalama arasındaki farkı buluyoruz. Her bir farkın karesini alıp hepsini topluyoruz. Bu bize, antrenman saatlerini dikkate almadan oyuncuların attığı puanlardaki toplam değişimi verir.

- **Kalanların Karelerinin Toplamı (SS_res):** Şimdi, her oyuncunun antrenman saatlerine göre puanları için bir tahmin yaptığınızı varsayalım. Gerçek noktalar ile tahmin edilen noktalar arasındaki fark artık olarak adlandırılır. Her oyuncu için bu artıkların karesini alın ve toplayın. Bu da uygulama saatleriyle açıklayamadığımız noktalardaki çeşitliliği bize veriyor.

R-kareyi modelimiz için bir karne gibi düşünün. R-kare %90 (0.9) ise, puanlardaki değişimin %90'ını uygulama saatleriyle açıklamışsın" demek gibidir. Ancak %10 (0,1) ise, "Varyasyonun yalnızca %10'unu açıkladınız, kaçırdığınız çok şey var - belki oyuncunun kondisyonu, takım çalışması vb. gibi başka faktörler de vardır" demek gibidir.

R-Kare'nin bazı dezavantajları vardır:

Modelin Doğruluğunu Göstermez: Yüksek bir R-kare, mutlaka modelin doğru olduğu anlamına gelmez. Tahminlerin gerçekte gerçek değerlere yakın olup olmadığını değil, yalnızca açıklanan varyansın oranını söyler.

- **Ek Değişkenlere Duyarlı:** Bir modele daha fazla bağımsız değişken eklemek, bu değişkenler gerçekten etkili olmasa bile genellikle R-kareyi yükseltir. Bu, bir modelin gerçekte olduğundan daha iyi görünmesini sağlayabilir.
- **Doğrusal Olmayan İlişkiler için Bilgi Vermez:** R-kare, doğrusal regresyon için en kullanışlıdır. Verilerde karmaşık, doğrusal olmayan ilişkiler olduğunda, R-kare çok bilgilendirici olmayabilir.
- **Önyargı Belirtmez:** R-kare, tahminlerinizin sistematik olarak çok yüksek veya çok

düşük olup olmadığını size söylemez. Model, bağımlı değişkeni sürekli olarak olduğundan fazla veya olduğundan az tahmin ediyor olabilir ve R-kare bunu yakalayamaz.

- **Küçük Örneklem Boyutları İçin Yanıltıcı Olabilir:** Küçük örnek boyutları ile, R-kare değerleri oldukça kararsız olabilir ve modelin performansının yanıltıcı bir temsilini verebilir.
- **Fazla Uyumu Hesaplamaz:** Aşırı uyumlu (çok karmaşık ve uygun gürültülü) bir model, eğitim verilerinde yüksek bir R-kareye sahip olabilir, ancak yeni, görünmeyen verilerde düşük performans gösterebilir.

Ayrıca Ortalama Kare Hatası ile de desteklenmiştir. Çünkü R-Kare değerinin dezavantajları nedeniyle farklı bir performans ölçütü de kullanılmıştır.

MSE, tahmin modelimizin (bir regresyon modeli gibi) gerçek sonuçlara göre ne kadar iyi performans gösterdiğini bize söyleyen bir ölçüdür. Başka bir deyişle, tahmin edilen ve gerçekleşen değerler arasındaki ortalama fark hakkında bize fikir verir.

Üç basit adımda nasıl çalıştığı aşağıda açıklanmıştır:

- Her veri noktası için, tahmin edilen değer ile gerçek değer arasındaki fark olan "hata"yı hesaplayın.
- Bu hataların her birinin karesini alın (dolayısıyla "hatanın karesi" terimi). Kare alma, negatif değerleri kaldırmak ve daha büyük farklılıkları vurgulamak için gereklidir.
- Son olarak, tüm bu karesel hataların ortalamasını (ortalama) hesaplayın.

MSE ne kadar düşükse o kadar iyidir. Daha düşük bir MSE, modelimizin tahminlerinin, istediğimiz gerçek değerlere daha yakın olduğu anlamına gelir.

Şimdi bir örnekle çalışalım. Evlerin fiyatlarını büyüklüklerine göre tahmin etmeye çalıştığımızı ve basit bir doğrusal regresyon modelimiz olduğunu hayal edin.

Diyelim ki veri setimizde 3 ev var:

Tablo 3.2: Ev Fiyatı Tablosu

Ev	Gerçek Fiyat (1000\$ olarak)	Tahmini Fiyat (1000\$ olarak)
1	300	310
2	400	395
3	500	505

İlk olarak, her ev için hatayı hesaplayalım:

➤ Ev 1: $310 - 300 = 10$

➤ Ev 2: $395 - 400 = -5$

➤ Ev 3: $505 - 500 = 5$

Ardından, bu hataların her birinin karesini alıyoruz:

➤ Ev 1: $10^2 = 100$

➤ Ev 2: $(-5)^2 = 25$

➤ Ev 3: $5^2 = 25$

Son olarak, bu karesel hataların ortalamasını hesaplıyoruz: $(100 + 25 + 25) / 3 = 50$

Yani, modelimizin ortalama karesel hatası 50 olacaktır.

3.4 Özniteliklerin Ölçeklendirilmesi

L^* , a^* , b^* girdi değerleri farklı ölçektedirler. L^* 0 ile 100 a^* ve b^* değerleri ise -128 ile +128 arasında değişmektedir. Bu yüzden girdi değerlerinin ölçeklendirilmesi gerekmektedir. Sinir ağırları 0 ile 1 arasında değer beklediği için küçük büyük ölçekleme (Min Max Scaler) kullanılmıştır. Feature Range parametresi değiştirilmemiştir ve 0 ile 1 arasında ölçeklendirme yapılmıştır. Farklı bir aralık değerlendirilmek isteniyorsa feature range parametresi kullanılabilir. Denklem 3.3'te küçük büyük ölçeklemenin formülü yer almaktadır (Géron, 2022).

$$X_{\text{scaled}} = (X - X_{\text{min}} / X_{\text{max}} - X_{\text{min}}) * (\text{max} - \text{min}) + \text{min} \quad (3.3)$$

- X_{scaled} : Ölçeklenmiş değerdir.
- X : Ölçeklendirmek istediğiniz orijinal değerdir.
- X_{min} : Orijinal verilerdeki minimum değerdir.
- X_{max} : Orijinal verilerdeki maksimum değerdir.
- Max : Ölçeklendirmek istediğiniz aralığın üst sınırıdır (genellikle 1).
- Min : Ölçeklendirmek istediğiniz aralığın alt sınırıdır (genellikle 0).

Çoğu durumda, 0 ile 1 arasında ölçeklendirdiğimiz için formül şu şekilde basitleştirilebilir:

Denklem 3.4'te basite indirgenmiş formül görülmektedir (Géron, 2022).

$$X_{\text{scaled}} = (X - X_{\text{min}} / X_{\text{max}} - X_{\text{min}}) \quad (3.4)$$

Şimdi bunu basitçe açıklayalım:

- Farklı boyutlarda bir demet elmanız olduğunu ve onlara boyutlarına göre puanlar vermek istediğinizi hayal edin. En küçük elma 0, en büyük elma 1 puan alır. Orta boy elmalar kaç puan alır?
- MinMax Scaler bunu yapar! Elmaların büyüklüğüne göre 0 ile 1 arasında puan verir.
- Öncelikle, puanladığınız elma ile en küçük elma arasındaki boyut farkını bulun:
 $X - X_{\text{min}}$
- Ardından, tüm elmaların boyut aralığını bulun: $X_{\text{max}} - X_{\text{min}}$
- Birinciyi ikinciye bölün: Bu size elmanın boyutunun tüm boyut aralığında nereye düştüğünü söyler.

Örneğin, en küçük elma 100-gram ve en büyüğü 200 gram ise, 150 gramlık bir elma şu puanı alır:

Şekil 3.24'te örnek görülmektedir.

$$X_{scaled} = \frac{150-100}{200-100} = \frac{50}{100} = 0.5$$

Şekil 3. 24: Küçük Büyük Ölçekleme Örneği.

Bu, en küçük ve en büyük boyutların tam ortasında olduğu anlamına gelir.

Küçük Büyük Ölçekleme Ölçekleyici, sınır ağları ve k-en yakın komşular gibi girdi özelliklerinin ölçeğine duyarlı algoritmalarla çalışırken özellikle kullanışlıdır. Tüm özelliklerin aynı ölçeğe sahip olmasını sağlar, böylece değerleri daha büyük olduğu için bir özellik diğerlerine baskın olmaz.

3.5 Test Veri Kümesinin Oluşturulması

Test veri kümesinin oluşturulması için K-Katlı Çapraz Doğrulama (K-Fold Cross Validation) yöntemi kullanılmıştır. 67 örnekten oluşan bir veri kümesi olduğu için eğitim ve test kümesi olarak bölmek yerine ve k-katlı çapraz doğrulama yöntemi seçilmiştir. Birini dışarıda bırakan çapraz doğrulama denenmiştir ama çok uzun sürdüğü görülmüştür. Bu yüzden tercih edilmemiştir.

Yöntemi basit bir şekilde açıklayacak olursak;

K-katlı çapraz doğrulamada, veri seti 'k' alt kümeye veya "fold'a" bölünür. Örneğin k=5 ise veri kümenizi 5 eşit parçaya bölersiniz. Daha sonra model eğitilir ve 'k' kez test edilir. Her seferinde 'k' alt kümelerinden biri test kümesi olarak kullanılır ve geri kalanı modeli eğitmek için kullanılır.

Fazla Uyumdan Kaçının: K-katlı çapraz doğrulama, aşırı uyumdan kaçınmaya yardımcı olur; bu, modelin eğitim verilerinde iyi performans gösterdiği, ancak görünmeyen verilerde kötü performans gösterdiği anlamına gelir. Modeli farklı veri alt kümeleri üzerinde eğiterek daha genel hale gelir.

Verilerin Daha İyi Kullanılması: Her veri noktasının hem eğitim hem de test için kullanılmasına izin verir. Bu, özellikle veri kümesi çok büyük olmadığında kullanışlıdır.

Güvenilir Performans Tahmini: Eğitim/test ayırma yöntemine kıyasla örnek dışı performansın daha güvenilir bir tahminini verir. Bunun nedeni, ortalama hata oranını hesaplaması ve verilerin bölümlenmesine karşı daha az duyarlı olmasıdır.

K-Katlı Çapraz Doğrulamanın çalışma adımları aşağıda yer almaktadır.

Adım 1: Veri kümesini rastgele karıştırın.

Adım 2: Veri setini 'k' gruba ayırın.

Adım 3: Her benzersiz grup için:

- Grubu test veri seti olarak alın.
- Kalan grupları bir eğitim veri seti olarak alın.
- Eğitim setine bir model yerleştirin ve test setinde değerlendirin.
- Değerlendirme puanını koruyun ve modeli atın.

Adım 4: Model değerlendirme puanları örneğini kullanarak modelin becerisini özetleyin.

Küçük Veri Kümelerinde Önem: Küçük veri kümelerinde, mevcut verilerden en iyi şekilde yararlanmak özellikle önemlidir. K-katlı çapraz doğrulama, her veri noktası hem test hem de eğitim için kullanıldığından buna izin verir. Bu, sınırlı verileriniz olduğunda hayati önem taşıyan modelin performansının daha doğru ve güvenilir bir ölçüsünün elde edilmesine yardımcı olur.

3.6 Yöntemlerin Uygulanması

Spektrofotometre ile alınan renk uzayı değerleri ile veri kümesi tamamlanmıştır. Makine öğrenmesi algoritmasında kullanılacak 66 adet boyama örneği ve renk uzayı değerleri vardır. Yöntem olarak Kaggle raporunda da en çok kullanılan XGBoost yöntemi ve yapay sinir ağları kullanılmıştır.

Öncelikle problemimiz bir regresyon problemi olduğu için 3 farklı sürekli değerimiz bulunmaktadır.

3.6.1 XgBoost Yönteminin Uygulanması

XGBoost, Extreme Gradient Boosting'in kısaltmasıdır. Hem regresyon hem de sınıflandırma problemleri için kullanılan güçlü bir tahmine dayalı modelleme aracı olan gradyan artırma çerçevesine dayalı bir makine öğrenimi algoritmasıdır. Gradyan artırmanın ardındaki fikir, tek bir güçlü, sağlam model veya "güçlü öğrenen" oluşturmak için "zayıf öğrenenler" olarak da bilinen birkaç basit modelin tahminlerini birleştirmektir.

Bir gradyan artırma modelinde, öğrenme sıralı olarak gerçekleşir. İlk model, verileriniz üzerinde tahminler yapar ve hatalar (öngörülen ve gerçek değerler arasındaki fark) hesaplanır. Bir sonraki model bu hatalar üzerinde çalışır ve yine hataları hesaplanır. Bu, belirli sayıda yineleme boyunca veya hatalar daha fazla azaltılamayana kadar devam eder.

XGBoost özellikle daha verimli, esnek ve doğru olacak şekilde tasarlanmış bir gradyan güçlendirme uygulamasıdır. Aşırı uydurmayı önlemek için hem L1 (Kement Regresyon) hem de L2 (Ridge Regresyon) düzenlileştirmesini kullanır, eksik değerleri işleyebilir ve model ayarlama ve büyük veri kümelerini işlemek için çeşitli yararlı özelliklere sahiptir. XGBoost'un denklemi 3.5'te verilmiştir (Géron, 2022).

$$\text{obj}(\theta) = \sum(\text{from } i=1 \text{ to } n) L(y_i, \hat{y}_i) + \sum(\text{from } k=1 \text{ to } K) \Omega(T_k) \quad (3.5)$$

Model Fonksiyonu: Bir dizi karar ağacı için model fonksiyonu şu şekilde temsil edilebilir: $f(x) = \sum(k=1 \text{ 'den } K \text{ 'ye}) T_k(x)$ burada $T_k(x)$, ağacın çıktısını temsil eder kth.

Amaç Fonksiyonu: 'L' XGBoost için minimize edilecek amaç fonksiyonu, bir kayıp fonksiyonundan ve bir düzenleme teriminden oluşur Ω : $\text{obj}(\theta) = L(\theta) + \Omega(\theta)$

Kayıp Fonksiyonu: Regresyon görevlerinde, karesi alınmış hata kaybı fonksiyonu sıklıkla kullanılır. 'y' Hedef çıktımız ve tahmin çıktımız olarak ele alırsak $\hat{y}_i = f(x)$, kayıp fonksiyonu şu şekilde yazılabilir: $L(\theta) = \sum(i=1 \text{ 'den } n \text{ 'ye}) (y_i - \hat{y}_i)^2$

Düzenleme Terimi: XGBoost'taki düzenleme terimi, modelin karmaşıklığını cezalandırır. tarafından verilir: $\Omega(\theta) = \gamma T + 0,5\lambda \|w\|^2$ Burada, 'T' ağaçtaki yaprak

sayısı, 'w' yaprak puanlarının vektörü, γ ağacın karmaşıklığını kontrol etmek için bir parametre ve λ L2 düzenlemesi için bir parametredir. $\|w\|^2$ Öklid (L2) normunun karesini belirtir w (Géron, 2022).

XGBoost'un her yinelemesinde, amaç fonksiyonunun değerini en çok azaltan yeni bir ağaç eklenir. Bu, verinin olası her bölünmesi için kayıptaki azalmaya yaklaşmak üzere kayıp fonksiyonunun ikinci dereceden bir Taylor açılımı dikkate alınarak yapılır, bu da işlemi hesaplama açısından verimli hale getirmektedir.

3.6.1.1 Hiperparametreler

Hiperparametreler, uygulayıcı olarak sizin kontrolünüzde olan modeldeki ayarlardır. Verilerden öğrenilmezler; bunun yerine, bunları eğitim başlamadan önce ayarlarsınız. Modelinizin ne kadar iyi performans gösterdiği üzerinde büyük bir etkiye sahip olabilirler. XGBoost söz konusu olduğunda, bazı önemli hiperparametreler şunları içerir:

n_estimators: Bu, sırayla eğitilecek modellerin (veya XGBoost durumunda "ağaçların") sayısıdır.

learning_rate: Bu, minimum kayıp fonksiyonuna doğru hareket ederken her yinelemede adım boyutunu kontrol eder. Başka bir deyişle, modelin ne kadar hızlı öğrendiğini kontrol eder.

max_depth: Bu, her ağacın maksimum derinliğini kontrol eder. Daha derin ağaçlar, karar ağacına daha fazla bölme ekleyerek daha karmaşık ilişkileri modelleyebilir, ancak aynı zamanda fazla uydurmaya da yol açabilir.

subsample: Bu, herhangi bir ağaç için kullanılan toplam verilerin kesridir. Verilerin bir alt kümesini kullanmak, modeli gürültüye karşı daha dayanıklı hale getirir ve fazla uydurmanın önlenmesine yardımcı olur.

colsample_bytree: Bu, her ağaç için kullanılacak sütun sayısının kesridir. Başka bir deyişle, her bir ağacı oluştururken sütunların bir alt örnek oranıdır.

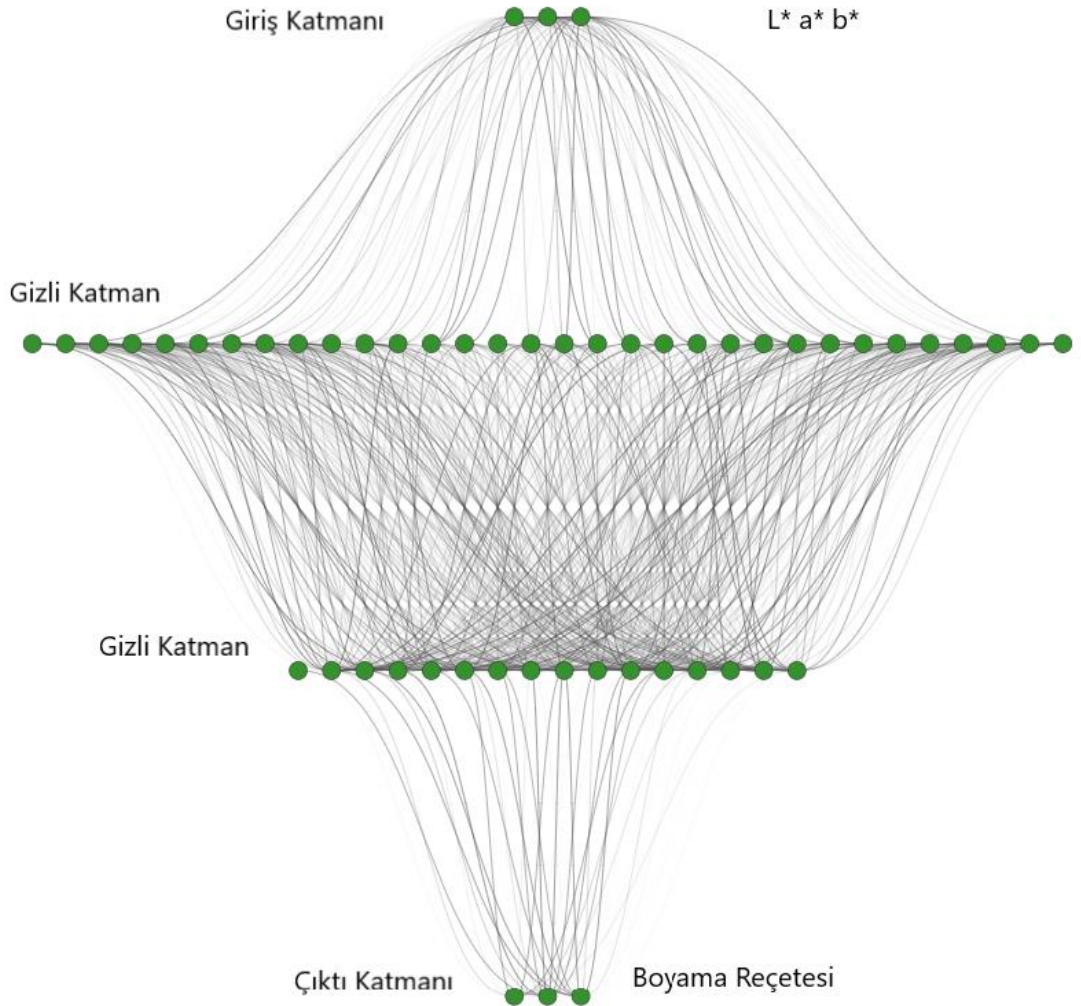
reg_lambda **reg_alpha:** Bunlar sırasıyla L2 ve L1 düzenleme terimleridir. Düzenleme, karmaşıklık için bir ceza ekleyerek fazla uydurmanın önlenmesine yardımcı olabilir. Bu hiper parametreleri ayarlamak, modelinizin performansını önemli ölçüde artırabilir. Bunu, farklı değerleri deneyerek ve modelin performansını

nasıl etkilediklerini görerek manuel olarak yapabilir veya ızgara arama veya rastgele arama gibi otomatik yöntemler kullanabilirsiniz.

Yöntemde `colsample_bytree`: 0.9, `learning_rate`: 0.01, `max_depth`: 6, `n_estimators`: 100 olarak kullanılmıştır ve 0.62 R kare değeri elde edilmiştir. Diğer yöntem yapay sinir ağı ile karşılaştırılmıştır.

3.6.2 Yapay Sinir Ağı Yönteminin Uygulanması, Girdi Katmanı

Şimdi sinir ağlarına geçecek olursak; bir sinir ağını, birbirine bağlı düğümlerin (veya nöronların) katmanlarından oluşan karmaşık bir sistemdir. Her düğüm bir miktar girdi alır, işler ve çıktıyı bir sonraki katmana gönderir. Hammaddelerin (girdilerin) son ürün (çıkıtı) haline gelmek için çeşitli işleme aşamalarından geçtiği bir fabrika montaj hattı gibidir. Şekil 3.25'te de bir yapay sinir ağı modeli gösterilmiştir.



Şekil 3. 25: Yapay Sinir Ağı Modeli.

Ev fiyatı örneğimiz bağlamında, sinir ağının giriş katmanı, yatak odası sayısı, konum ve yaş gibi evin özelliklerine karşılık gelen düğümlerden oluşacaktır. Bunlar, ağın tahminini yapmak için kullanacağı ham maddelerdir.

Bu problemde ise giriş katmanı renk uzayı değerleri olan $L^* a^* b^*$ değerlerinden oluşmuştur.

3.6.3 Gizli Katman

Girdi katmanından sonra bir veya daha fazla gizli katman bulunur. Bu katmanlar, doğrudan erişilebilir olmadıkları ve hesaplamaların büyük bölümünü gerçekleştirdikleri için gizli olarak adlandırılır. Her gizli katmanda, düğümler aldıkları veriler üzerinde işlem yapar ve sonuçları bir sonraki katmana iletir. Bu süreç, bir fabrika montaj hattındaki farklı aşamalara benzemektedir.

Bu problemde ise en iyi performansı veren 32 ve 16 gizli katman kullanılmıştır.

Gizli katmanlardaki her düğüm, ilişkili bir aktivasyon fonksiyonuna sahiptir. Bu işlev, düğümden gelen bilgilerin ne kadarının bir sonraki katmana iletilmesi gerektiğini belirler. Örneğin, bir düğüm iki özellik arasındaki doğrusal olmayan bir ilişkiyi yakalamaya çalışıyorsa, bu tür ilişkileri yakalayabilen bir etkinleştirme işlevi kullanabilmektedir.

3.6.3.1 Aktivasyon Fonksiyonu

Bu problemde ise gizli katmanlarda en iyi performansı veren relu aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır.

Düzeltilmiş Doğrusal Birim anlamına gelen ReLU aktivasyon fonksiyonu, sinir ağlarında kullanılan popüler bir aktivasyon fonksiyonudur. Hesaplama açısından verimli olduğu ve derin ağları eğitirken ortaya çıkan bazı sorunları hafifletmeye yardımcı olduğu için derin öğrenmede özellikle popülerdir. Denklem 3.3'te Relu'nun formülü görülmektedir (Géron, 2022).

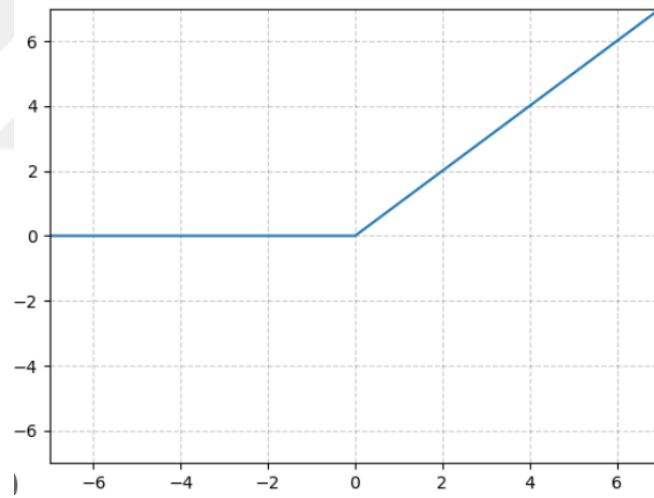
ReLU'nun formülü oldukça basittir:

$$f(x) = \max(0, x) \quad (3.6)$$

Bu, x sıfırdan büyük veya sıfıra eşitse işlevin x 'i, aksi takdirde 0'ı döndürdüğü anlamına gelir. Başka bir deyişle, tüm negatif değerleri 0 ile değiştirir.

Basit bir ifadeyle, bir sinir ağındaki bir nöron olduğunuzu ve bazı girdiler aldığınızı düşünebilirsiniz. Bu girdi olumluysa, geçmesine izin verirsiniz. Ancak, giriş negatifse, onu durdurur ve yerine sıfır verirsiniz. Bu çok basit bir kural gibi görünebilir, ancak pratikte çok etkili olduğu ortaya çıkıyor.

ReLU işlevi, x 'in pozitif değerleri için 45 derecelik bir açıyla yukarı çıkan ve x 'in negatif değerleri için düz (sıfır) olan bir çizgi olarak grafiksel olarak temsil edilebilir. Şekil 3.26'da Relu aktivasyon fonksiyonunun grafiği görülmektedir.



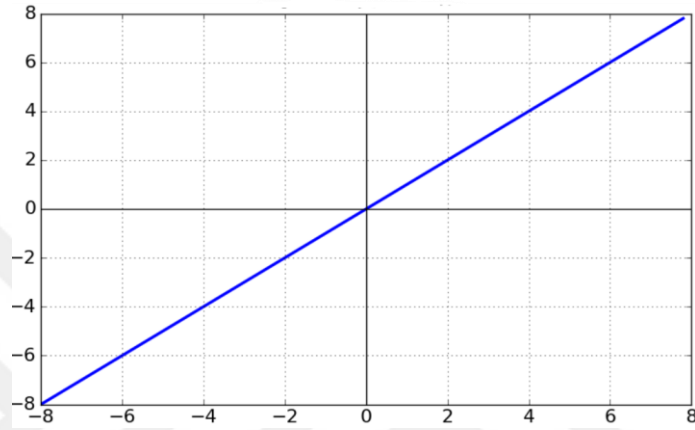
Şekil 3. 26: Relu Aktivasyon Fonksiyonu.

3.6.4 Çıktı Katmanı

Sinir ağının son katmanı çıktı katmanıdır. Regresyon durumunda, bu katman, çıktı olarak tek bir sürekli değer üreten yalnızca bir düğüme sahiptir. Ev fiyatı tahmini örneğimiz için bu, evin tahmini fiyatı olacaktır.

Bu problemde ise boyama reçeteleri olacaktır. Çıktı katmanında linear aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır.

Doğrusal Aktivasyon: Bu, regresyon için en basit aktivasyon fonksiyonudur. Herhangi bir doğrusal olmayan dönüşüm olmadan girdiye doğrusal bir dönüşüm uygular ve $f(x) = x$ şeklinde gösterilebilir. Bu aktivasyon işlevi, çıkış aralığı sınırlı olmadığında ve ağıın herhangi bir kısıtlama olmaksızın tahmin edilen değerleri doğrudan çıkarmasını istediğinizde kullanışlıdır. Linear aktivasyon fonksiyonu aşağıdaki Şekil 3.27’de gösterilmiştir.



Şekil 3. 27: Doğrusal Aktivasyon Fonksiyonu.

3.6.5 Ağların Eğitilmesi

Doğru tahminler yapmak için sinir ağıının eğitilmesi gerekmektedir. Bu, bilinen girdi-çıkı çiftleriyle (örneğin, evlerin özellikleri ve gerçek fiyatları) bir veri kümesini beslemeyi ve tahmin edilen ve gerçek değerler arasındaki farkı en aza indirmek için düğümler arasındaki bağlantıların ağırlıklarını ayarlamayı içerir. Bu farka kayıp denir ve kaybı en aza indirmek için ağırlıkları ayarlama işlemine optimizasyon denir.

Bu problemde ise en iyi performansı gösteren adam optimizasyon algoritması kullanılmıştır.

Bir makine öğrenimi modelini eğitirken, onu tepelerin ve vadilerin olduğu bir manzaradaymış gibi düşünün. Her tepe veya vadi, modelinizin performansını temsil eder ve manzaradaki en alçak nokta, mümkün olan en iyi modeldir.

Amaç, bu en düşük noktayı bulmaktır, ancak tüm manzarayı bir kerede göremezsiniz. Bunun yerine, yalnızca şu anda durduğunuz yerdeki arazinin eğimini gözlemleyebilirsiniz. En dik iniş (yokuş aşağı) yönünde büyük adımlar atarak

başlarsınız çünkü muhtemelen başlangıçtaki minimum noktadan uzaktasınızdır. Ancak minimuma yaklaştıkça, minimumu aşmamak için adımlarınızın küçülmesini istenecektir.

Adam veya Uyarlanabilir Moment Tahmini, bu manzarada gezinmek için gelişmiş bir GPS sistemi gibidir. İki kavram kullanır:

Momentum: Bu, Adam'ın doğru yönü korumasına yardımcı olan, şu ana kadar gördüğümüz eğimlerin (eğimlerin) hareketli bir ortalamasıdır. Sanki bir bisikletle yokuş aşağı inerken, hız ve momentum toplayarak daha ileri gitmenize yardımcı oluyorsunuz gibi düşünülmektedir.

Uyarlanabilir öğrenme oranları: Adam, farklı parametreler için bireysel öğrenme oranlarını hesaplar. Bir parametre için eğim büyükse (dik), öğrenme oranı küçük olacaktır ve bunun tersi de geçerlidir. Bu, çok dik bir yokuş aşağı iniyorsak, yokuşun dibini kaçırmamak için biraz yavaşlamamız gerektiğini söylemek gibi bir şeydir.

Öğrenme oranı en iyi performansı gösteren 0.001 olarak Adam optimizasyon yönteminin varsayılan değeri seçilmiştir.

Keras'ta, varsayılan öğrenme oranı açıkça sabit bir değer olarak ayarlanmamıştır. Bunun yerine, modelinizde kullanmayı seçtiğiniz optimize ediciye bağlıdır. Öğrenme hızı, optimize edicinin eğitim sırasında modelin ağırlıklarını ayarladığı adım boyutunu belirleyen bir hiperparametredir.

Örneğin, Keras'ta popüler optimize edici Adam'ı kullanırsanız, varsayılan öğrenme oranı genellikle 0,001'e ayarlanır. Ancak, varsayılan değer Keras sürümüne ve belirli optimize edici uygulamasına bağlı olarak değişebileceğini unutmamak önemlidir.

Sinir ağlarında eğitim aşamasında hiperparametrelerden devir(epoch) ve yığın boyutu olarak 2 farklı parametre daha bulunmaktadır.

Devir: Bir devir, eğitim veri kümesinin tamamında tam bir geçişi temsil eder. Başka bir deyişle, sinir ağının eğitim sırasında veri setindeki her örneği bir kez gördüğü ve işlediği anlamına gelir.

Yığın Boyutu: Eğitim sırasında, veri kümesi genellikle toplu iş adı verilen daha küçük alt kümelere bölünür. Yığın boyutu, her yinelemede sinir ağının ağırlıklarını

ve yanlışlıklarını güncellemek için kullanılan veri kümesindeki örneklerin sayısını ifade eder. Bu yinelemeler her devirde gerçekleşir.

Basit bir örnek ile açıklayacak olursak;

1.000 hayvan görüntüsü içeren bir veri kümeniz olduğunu ve bunları kedi veya köpek olarak sınıflandırmak için bir sinir ağı eğitmek istediğinizi varsayalım. 100 parti boyutu kullanmaya ve 10 devir için eğitim almaya karar verdiniz.

Bu durumda, her devirde, tüm veri seti (1.000 görüntü), her biri 100 görüntü içeren 10 gruba bölünecektir. Sinir ağı her defasında bir grubu işleyecek, hataları hesaplayacak ve ağırlıkları ve sapmaları o partiye göre güncelleyecektir. Bu işlem, devir içinde 10 partinin tamamı işlenene kadar her parti için tekrarlanır. Bir devir sonunda, sinir ağı veri setindeki tüm örnekleri görmüş ve öğrenmiştir.

Devir ve parti boyutunun seçimi çeşitli faktörlere bağlıdır. Daha büyük bir devir değeri, ağı verileri birden çok kez görmesini sağlayarak performansını potansiyel olarak artırır. Bununla birlikte, çok büyük bir devir değeri ayarlamak, ağı eğitim verileri için fazla özelleştiği ve yeni, görünmeyen örneklerde kötü performans gösterdiği aşırı uydurmaya yol açabilmektedir.

Toplu iş boyutu, eğitim hızını ve bellek gereksinimlerini etkiler. Ağ, ağırlıklarını daha sık güncellediğinden, daha küçük toplu iş boyutları genellikle daha hızlı eğitimle sonuçlanır. Ancak çok küçük parti boyutları, gürültülü güncellemelere ve daha yavaş yakınsamalara neden olabilir. Daha büyük parti boyutları daha fazla bellek gerektirebilir ancak daha kararlı güncellemeler sağlayabilir.

Özet olarak, bir devir, tüm veri kümesi boyunca bir tam geçişi temsil ederken, yığın boyutu, bir devir içindeki her yinelemede ağ parametrelerini güncellemek için kullanılan örneklerin sayısını belirlemektedir.

Yapay Sinir Ağları algoritması Python programlama dili ile uygulanmıştır. Python içerisindeki pandas kütüphanesi ile .csv dosyası okunmuştur.

Spektrofotometreden alınan değerleri direkt olarak algoritmalara vermeden önce ön işleme adımları uygulanmıştır. Bu ön işleme adımları içerisinde giriş ve çıkış değerleri ayrılmıştır. Giriş ve çıkış değerleri ayrıldıktan sonra giriş değerleri için özellik ölçeklendirme uygulanmıştır.

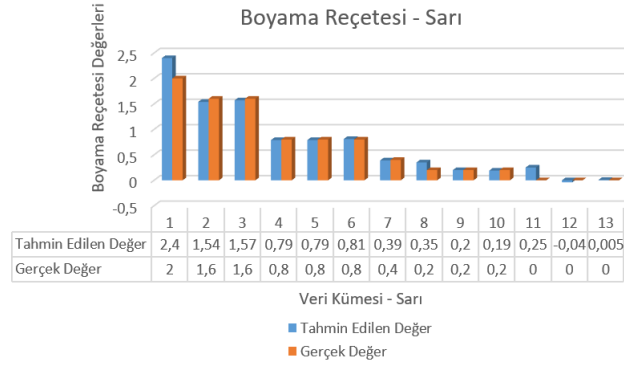
Özellik ölçeklendirme için küçük büyük ölçekleme uygulanmıştır. Keras ile model oluşturulmuştur. Model 3 giriş katmanı, 32 ve 16 gizli katman ve 3 çıktı katmanından oluşmaktadır. Gizli katmanların aktivasyon fonksiyonu relu kullanılmıştır.

Çıktı katmanında ise linear aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. Model 250 epoch'da değerlendirilmiş olup batch_size'ı 8 seçilmiştir. K-Fold çarpaz geçerlilik ile veri kümesi 5 ayrı parçaya bölünmüştür.

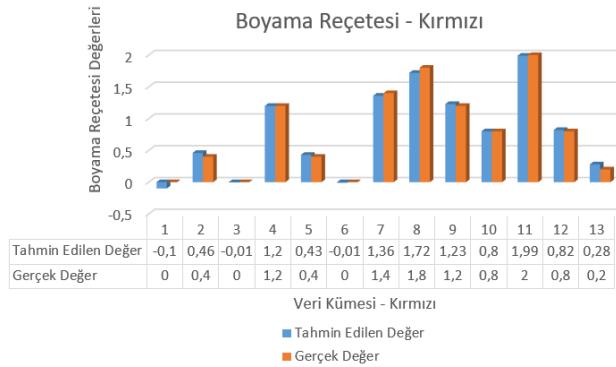


4. BULGULAR

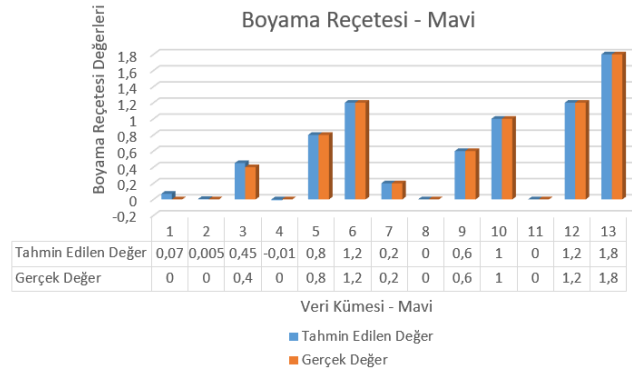
En iyi sonuçlar 5 ayrı parçaya bölünmüş çapraz doğrulamada yapay sinir ağı ile ortalama 0.98 R-Kare değeri elde edilmiştir. 0.0047 ortalama kare hata değeri elde edilmiştir. Şekil 4.1, 4.2, 4.3'te boyama reçetesinin gerçek ve tahmin edilen değer karşılaştırma grafikleri görülmektedir.



Şekil 4. 1: Tahmin Edilen ve Gerçek Değer (Sarı)

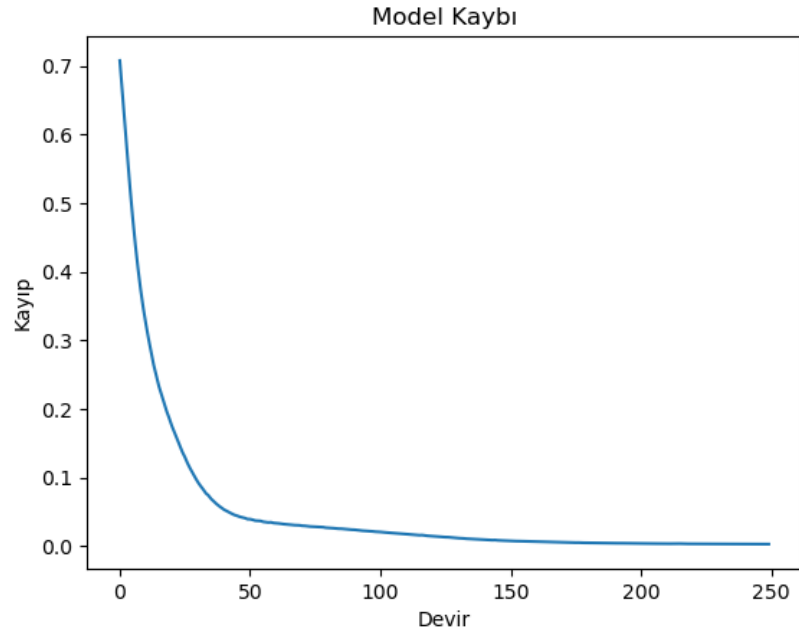


Şekil 4. 2: Tahmin Edilen ve Gerçek Değer (Kırmızı)



Şekil 4. 3: Tahmin Edilen ve Gerçek Değer (Mavi)

Şekil 4.4’ de ortalama hata kare değerinin devir ile ilişkisi gösterilmiştir.



Şekil 4. 4: Model Kaybı ve Devir İlişkisi.

5. SONUÇ

Tekstil boyahane sektörü boyama reçetesinin oluşturulma sürecinde insan odaklı bir süreç ilerlediği görülmüştür. Numenin müşteriden alınması ve numuneye en yakın boyamanın arşiv verilerinden kontrol edilmesi büyük bir zaman kaybına yol açmaktadır. Boyama reçetesi oluşturulduktan sonra ışık kabininde laboratuvardaki uzman tarafından göz ile kontrol edilmesinin de hataya neden olacağı görülmüştür. Bir numune için boyamanın ortalama 3, 4 saat olduğu düşünülürse bu insan odaklı süreçlerin makineler tarafından gerçekleştirilmesi gerektiği ortaya çıkmıştır. 66 pamuk boyama örneği ile eğitilen yapay sinir ağı modeli ile %98'lik bir doğruluk elde edilmiştir. Bu sayede arşiv verilerinden kontrol etmek yerine geçmiş verilerden öğrenen bir model geliştirilmiş olup buradaki zaman kaybının önüne geçilmiştir. Önümüzdeki çalışmalarda birden fazla kumaş ve birden fazla boya markası ile veri kümeleri oluşturup hem reçete tahmini hem de boya markası önerisi ile spektrofotometre cihazı olmadan farklı algılayıcı sistemlerin kullanılması hedeflenmektedir. Literatürde de hiperspektral kamera ile yapılan çalışmalar olduğu görülmüştür. Spektrofotometre cihazının pahalı olması nedeniyle araştırmacılar farklı algılayıcı sistem arayışındadır.

KAYNAKÇA

- Textile Global Market Report. (2023). Alındığı yer: <https://www.researchandmarkets.com/reports/5781197/textile-global-market-report>
- United States Fashion Industry Association. (2023). Alındığı yer: <https://www.ihkib.org.tr/fp-icerik/ia/d/2023/03/21/usfia-sourcing-report-2023-202303211608500610-1BC98.pdf>
- Focus Business Türkiye January (2023). Alındığı yer: <https://www.trade.gov.tr/focus-business-turkiye/focus-business-turkiye-january-2023>
- Tekstil ve Hammaddeleri Sektör Raporu, Ticaret Bakanlığı (2021). Alındığı yer: <https://ticaret.gov.tr/data/5b87000813b8761450e18d7b/Tekstil%20ve%20Hammaddeleri%20Raporu.pdf>
- UYANIK, S., & Çelikel, D. C. (2019). Türk tekstil endüstrisi genel durumu. Teknik Bilimler Dergisi, 9(1), 32-41.
- Dyeing and Printing (2023). Alındığı yer: <https://www.britannica.com/topic/textile/Dyeing-and-printing>
- Dyeing (2023). Alındığı yer: <https://en.wikipedia.org/wiki/Dyeing>
- Chen, M., Tsang, H. S., Tsang, K. T., & Hao, T. (2021). An Hybrid Model CMR-Color of Automatic Color Matching Prediction for Textiles Dyeing and Printing. In Neural Computing for Advanced Applications: Second International Conference, NCAA 2021, Guangzhou, China, August 27-30, 2021, Proceedings 2 (pp. 603-618). Springer Singapore.
- Artificial Intelligence (AI) Market Size, Growth, Report By 2032 (2032). Alındığı yer: <https://www.precedenceresearch.com/artificial-intelligence-market>
- Sikka, M. P., Sarkar, A., & Garg, S. (2022). Artificial intelligence (AI) in textile industry operational modernization. Research Journal of Textile and Apparel.
- WFX-World Fashion Exchange (2023). Alındığı yer: <https://www.worldfashionexchange.com/>
- Fabric Types (2020). Alındığı yer: <https://www.cosplaycentral.com/themes/cosplaying/feature/10-things-to-consider-when-buying-fabric>
- Textiles, 12th Edition (2017). Alındığı yer: <https://www.pearson.com/en-us/subject-catalog/p/textiles/P200000001321?view=educator>

- Shenai, V. A. (1983). Chemistry of dyes and principles of dyeing.
- Hedef Rengi Bulma, Millî Eğitim Bakanlığı (2011). Alındığı yer: http://www.megep.meb.gov.tr/mte_program_modul/moduller_pdf/Hedef%20Rengi%20Bulma.pdf
- Keskin, B., Ormancı-Acar, T., Türken, T., Imer, D. Y., & Koyuncu, I. (2020). Effect of wetting agent on the dye filtration performance of ultrafiltration membrane. Water Science and Technology, 82(3), 577-586.
- Renk Kabini, Işık Kabini (2023). Alındığı yer: <http://www.aoblab.com/urunler/boya-kontrol-test-cihazlari/renk-kabini-renk-kontrol-mukayese-kabini-isik-kabini>
- Mersereau, E. P., & Barach, J. L. (1948). An Application of Spectrophotometry in the Textile Industry: Testing Dyestuff Shipments. Textile Research Journal, 18(7), 436-439.
- Spectrophotometer in Textile: Components, Principle and Uses (2022). Alındığı yer: <https://textilelearner.net/spectrophotometer-in-textile-components-principle-and-uses/#:~:text=In%20the%20textile%20industry%2C%20using,imported%20into%20the%20design%20software>
- Dye Color Formulation Software: Match Textile (2023). Alındığı yer: <https://www.datacolor.com/business-solutions/product/datacolor-match-textile/>
- Acar K., Tekstil Endüstrisinde Renk Ölçümü, AKTEKS, Ağustos 2010
- Khan Academy, Light: Electromagnetic waves, the electromagnetic spectrum and photons (2019). Alındığı yer: <https://www.khanacademy.org/science/physics/light-waves/introduction-to-light-waves/a/light-and-the-electromagnetic-spectrum>
- Serway, R. A., & Jewett, J. W. (2018). Physics for scientists and engineers. Cengage learning.
- IR Absorpsiyon Spektroskopisi; Teorisi (2023). Alındığı yer: http://bilsenbesergil.blogspot.com/p/blog-page_500.html
- Hibbeler, R. C. (2016). University Physics with Modern Physics, Global Edition. Pearson Education Limited.
- Carroll, B. W., & Ostlie, D. A. (2017). An introduction to modern astrophysics. Cambridge University Press.
- Berns, R. S. (2019). Billmeyer and Saltzman's principles of color technology. John Wiley & Sons.
- Color Temperature (2022). Alındığı yer: <https://viewinder.com/color-temperature/>
- Fairchild, M. D. (2013). Color appearance models. John Wiley & Sons.

- 3D Graph of CIE XYZ Colorspace (2023). Alındığı yer:
https://commons.wikimedia.org/wiki/File:3D_Graph_of_CIE_XYZ_Colorspace.png
- Chollet, F. (2021). Deep learning with Python. Simon and Schuster.
- Géron, A. (2022). Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow. " O'Reilly Media, Inc.".
- State of Data Science and Machine Learning (2022). Alındığı yer:
<https://www.kaggle.com/kaggle-survey-2022>
- Chaouch, S., Moussa, A., Ben Marzoug, I., & Ladhari, N. (2020). Application of genetic algorithm to color recipe formulation using reactive and direct dyestuffs mixtures. *Color Research & Application*, 45(5), 896-910.
- Chaouch, S., Moussa, A., Ben Marzoug, I., & Ladhari, N. (2019). Colour recipe prediction using ant colony algorithm: principle of resolution and analysis of performances. *Coloration Technology*, 135(5), 349-360.
- Li, F., Chen, C., & Mao, Z. (2022). A novel approach for recipe prediction of fabric dyeing based on feature-weighted support vector regression and particle swarm optimisation. *Coloration Technology*, 138(5), 495-508.
- Zhang, J., Zhang, X., Wu, J., & Xiao, C. (2021). Dyeing recipe prediction of cotton fabric based on hyperspectral colour measurement and an improved recurrent neural network. *Coloration Technology*, 137(2), 166-180.
- Tu, Z., Yin, Y., & Qin, X. (2022). Towards Better Data Pre-Processing for Building Recipe Recommendation Systems from Industrial Fabric Dyeing Manufacturing Records: Categorization of Coloration Properties for a Dye Combination on Different Fabrics. In *Design Studies and Intelligence Engineering* (pp. 17-23). IOS Press.
- Zhu, H. (2022). A neural network model to predict the color of dry cotton fabric from a wet state. North Carolina State University.
- Qin, X., & Zhang, X. J. (2021). An industrial dyeing recipe recommendation system for textile fabrics based on data-mining and modular architecture design. *IEEE Access*, 9, 136105-136110.

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Soyadı, adı : ŞAHİN, İsmet Can
Uyruğu : T.C

Eğitim

Derece

Üniversite ve Bölüm

Mezuniyet tarihi

Lisans

Fırat Üniversitesi, Elektrik Elektronik
Mühendisliği

01.07.2020

Yabancı Dil

İngilizce

Yayınları

Sahin, I. C., & Eyupoglu, C. (2022, May). Change of the Internet with Blockchain and Metaverse Technologies. In The International Conference on Artificial Intelligence and Applied Mathematics in Engineering (pp. 82-101). Cham: Springer International Publishing.

Tezden Türetilen Yayınları/Sunumları

Textile Dyeing Process and Dyeing Recipe Prediction Using Artificial Intelligence, İstanbul Ticaret Üniversitesi, Teknoloji ve Uygulamalı Bilimler Dergisi