

**T.C.
İNÖNÜ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**YUVARLAK ÖRGÜ MAKİNELERİ İÇİN GÖRÜNTÜ İŞLEME TABANLI
KUMAŞ HATASI TESPİT SİSTEMİ**

KAZIM HANBAY

**DOKTORA TEZİ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

MAYIS 2016

Tezin Başlığı : Yuvarlak Örgü Makineleri İçin Görüntü İşleme Tabanlı Kumaş Hatası Tespit Sistemi

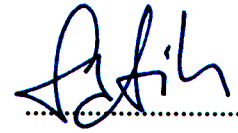
Tezi Hazırlayan : Kazım HANBAY

Sınav Tarihi : 09.05.2016

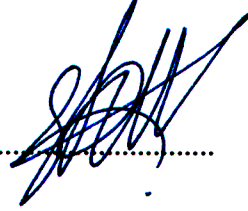
Yukarıda adı geçen tez jürimizce değerlendirilerek Bilgisayar Mühendisliği Ana Bilim Dalında Doktora Tezi olarak kabul edilmiştir.

Sınav Jüri Üyeleri

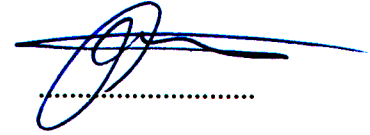
Tez Danışmanı : Doç. Dr. Muhammed Fatih TALU
İnönü Üniversitesi



Yrd. Doç. Dr. Adnan Fatih KOCAMAZ
İnönü Üniversitesi



Doç. Dr. Davut HANBAY
İnönü Üniversitesi



Prof. Dr. İbrahim TÜRKOĞLU
Bingöl Üniversitesi



Prof. Dr. Abdulkadir ŞENGÜR
Fırat Üniversitesi



Prof. Dr. Alaattin ESEN
Enstitü Müdürü

ONUR SÖZÜ

Doktora Tezi olarak sunduđum “Yuvarlak Örgü Makineleri İçin Görüntü İşleme Tabanlı Kumaş Hatası Tespit Sistemi” başlıklı bu çalışmanın bilimsel ahlak ve geleneklere aykırı düşecek bir yardıma başvurmaksızın tarafımdan yazıldığını ve yararlandığım bütün kaynakların, hem metin içinde hem de kaynakçada yöntemine uygun biçimde gösterilenlerden oluştuđunu belirtir, bunu onurumla doğrularım.

Kazım HANBAY

ÖZET

Doktora Tezi

YUVARLAK ÖRGÜ MAKİNELERİ İÇİN GÖRÜNTÜ İŞLEME TABANLI KUMAŞ HATASI TESPİT SİSTEMİ

Kazım Hanbay

İnönü Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

110 + xi sayfa

2016

Danışman: Doç. Dr. Muhammed Fatih TALU

Günlük hayatta vazgeçilmez bir kullanıma sahip olan kumaş, dokuma ve örgü makinelerinde üretilmektedir. Üretim esnasında meydana gelen çeşitli olumsuzluklar üretilen kumaşın hata içermesine yol açmaktadır. Bunun sonucu olarak tekstil sektöründe hammadde, işçilik ve enerji kayıpları meydana gelmektedir. Dokuma makinelerinde hatalı kumaş üretimini engelleyen hata tespit sistemleri mevcuttur. Ancak yuvarlak örgü makinelerinde kumaş hatasını (istenen başarıda) tespit edebilen bir ürünün bulunmaması, bu tez çalışmasının temel motivasyonunu oluşturmaktadır.

Tez çalışmasında yuvarlak örgü makinesi üzerinde gerçek zamanlı çalışabilen bir kumaş hatası tespit sistemi geliştirilmiştir. Bu sistem (1) görüntü elde etme düzeneğinin kurulması; (2) kumaş veri tabanının inşası; (3) hata tespit yöntemlerinin geliştirilmesi; (4) üretim esnasında hata tespit süreçlerini içermektedir.

Tez sürecinde yapılan çalışmalar neticesinde 6 farklı kumaş tipi ve 10 farklı kumaş hatasını içeren yeni bir kumaş veri tabanı inşa edilmiştir. Bu görüntülerin uzaysal ve frekans alanında öznitelikleri elde edilmiş ve sınıflandırılma işlemleri gerçekleştirilmiştir. Tezin en önemli katkısı 6 yeni öznitelik çıkarma yöntemini literatüre kazandırmış olmasıdır: GDF-HOG, Eig(Hess)-HOG, ikinci mertebe HOG, Eig(Hess)-CoHOG, GM-CoHOG ve yüzey etiketleme temelli CoHOG. Her bir yöntemin klasik yöntemler ile karşılaştırmalı olarak sağladığı üstünlükler ve eksiklikler tez içerisinde detaylı bir şekilde irdelenmiştir. Uzaysal alandaki bu yöntemlere ek olarak, Fourier, dalgacık ve shearlet dönüşüm yöntemleri kullanılarak spektral kumaş görüntülerinin belirli istatistiksel öznitelikleri çıkartılmış ve sınıflandırılmaları sağlanmıştır. Sınıflandırıcı olarak Yapay Sinir Ağları kullanılmıştır.

Geliştirilen hata tespit sistemi Madoksan Tekstil Ltd. Şti. (Malatya) firmasında yuvarlak örgü makinesi üzerine kurulmuştur. Yapılan gerçek zamanlı hata tespit çalışmalarında sık karşılaşılan kumaş hatası türleri üretim esnasında başarılı bir şekilde tespit edilmiştir.

ANAHTAR KELİMELELER : Kumaş hatası tespiti, öznitelik çıkarma, kumaş veri tabanı, shearlet dönüşümü, yuvarlak örgü makinesi.

ABSTRACT

Ph.D.Thesis

FABRIC DEFECT DETECTION SYSTEM BASED ON IMAGE PROCESSING FOR CIRCULAR KNITTING MACHINES

Kazım HANBAY

İnönü University
Graduate School of Natural and Applied Sciences
Department of Computer Engineering

110 + xi pages

2016

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Muhammed Fatih TALU

Fabric, having an indispensable use in daily life, is produced in weaving and knitting machines. Various disadvantages which occur during manufacture lead to the defects in the produced fabric. As a result of this, losses in raw materials, labour and energy occur in the textile industry. Defect detection systems that prevent the production of defected fabric are available in weaving machines. However, the absence of a product to detect the fabric defect in circular knitting machine (with the desired success) is the main motivation of this thesis.

In this thesis, a fabric defect detection system that can operate in real time on a circular knitting machine has been developed. This system comprises (1) the establishment of the image acquisition device; (2) the construction of a fabric database; (3) development of defect detection methods; (4) defect detection during the production process.

As a result of the studies conducted in the thesis process, a new fabric database that contains 6 different fabrics and 10 different fabric defects has been built. The features of these images in the spatial and frequency domain have been obtained, and classification of these images has been carried out. The most important contribution of this thesis is that it gives the literature 6 new feature extraction methods: GDF-HOG, Eig(Hess)-HOG, second order HOG, Eig(Hess)-CoHOG, GM-CoHOG and surface labeling-based CoHOG. The advantages and shortcomings of each method in comparison with conventional methods are discussed in detail in the thesis. In addition to these methods in the spatial domain, by using Fourier, wavelet and shearlet transform methods, specific statistical features of the fabric images have been extracted and their classification has been provided. Artificial Neural Networks have been used as a classifier.

The improved defect detection system has been set on the circular knitting machine in Madoksan Textile Ltd. Com. (Malatya). In real time defect detection studies, common fabric defect types have been detected successfully during production.

KEYWORDS: Fabric defect detection, feature extraction, fabric database, shearlet transform, circular knitting machine.

TEŞEKKÜR

Tez çalışmamın her aşamasında bilgi ve tecrübelerinin yanı sıra ilgi ve teşvikleriyle de bana destek olan danışman hocam Sayın Doç. Dr. Muhammed Fatih TALU'ya;

Tez çalışmaları boyunca yürütülen sanayi odaklı çalışmalarda bilgi ve tecrübelerinden yararlandığım İnönü Üniversitesi Biyomedikal Mühendisliği Bölümü öğretim üyelerinden hocam Sayın Yrd. Doç. Dr. Ömer Faruk ÖZGÜVEN'e;

Tez çalışmaları ile hedeflenen çözümleri 0127.STZ.2013-1 nolu San-Tez projesi olarak kabul edip maddi destek sunan Bilim, Sanayi ve Teknoloji Bakanlığı'na;

Yürütülen tez çalışmalarının uygulama kısımlarında samimiyetle bana yardımcı olan Madoksan Tekstil Limited Şirketi'nin tüm değerli çalışanlarına;

Çalışmalarım boyunca, bana destek olan Anabilim Dalındaki tüm değerli hocalarıma;

Görev yaptığım üniversitede bulunduğum birimdeki iş yoğunluğuna rağmen doktora çalışması yapmamda bana maddi ve manevi her türlü destek veren tüm akademisyen arkadaşlarıma;

Ayrıca doktora çalışmalarım süresince bana karşı sabırla ve anlayışla yaklaşan ve hep yanımda olan sevgili eşim Hanife HANBAY'a, çocuklarıma, aileme ve tüm arkadaşlarıma

teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

ÖZET	i
ABSTRACT	ii
TEŞEKKÜR	iii
İÇİNDEKİLER	iv
ŞEKİLLER LİSTESİ	vi
ÇİZELGELER LİSTESİ	viii
SİMGELER VE KISALTMALAR	ix
1. GİRİŞ	1
1.1. Sektördeki Mevcut Hata Tespit Cihazları	3
1.2. Önerilen Kumaş Hatası Tespit Sisteminin Genel Çerçevesi	4
1.2.1. Tezin amacı	6
1.2.2. Tezin gerekçeleri	7
1.2.3. Tezin çıktıları	8
1.2.4. Tezin yenilikçi yönü ve ar-ge niteliği	8
1.2.5. Tez çalışmalarının ekonomik katkısı ve yaygın etkisi	9
1.2.6. Firmanın beklentileri	10
1.2.7. Geliştirilen ürüne yönelik pazar araştırması	10
1.3. Tezin Organizasyonu	11
2. KUMAŞ ÜRETİM SİSTEMLERİ	13
2.1. Dokuma ve Örgü Makineleri	13
2.2. Yuvarlak Örgü Makineleri	14
3. KUMAŞ HATASI TESPİT ÇALIŞMALARI	17
3.1. Yapısal Yaklaşımlar	18
3.2. İstatistiksel Yaklaşımlar	18
3.2.1. Histogram temelli yaklaşımlar	18
3.2.2. Eş oluşum temelli yaklaşımlar	19
3.2.3. Oto- Korelasyon fonksiyonu kullanan yaklaşımlar	21
3.2.4. Matematiksel morfoloji temelli yaklaşımlar	22
3.3. Spektral Yaklaşımlar	23
3.3.1. Fourier dönüşümü kullanan yaklaşımlar	23
3.3.2. Dalgacık dönüşümü kullanan yaklaşımlar	26
3.3.3. Gabor dönüşümü kullanan yaklaşımlar	29
3.3.4. Filtreleme kullanan yaklaşımlar	31
3.4. Model Tabanlı Yaklaşımlar	32
3.4.1. Gauss Markov rastgele alan yaklaşımı	32
3.4.2. Kümeleme temelli yaklaşımlar	33
3.5. Öğrenme Yaklaşımları	33

3.6.	Melez Yaklaşımlar	35
4.	ÖNERİLEN YENİ ÖZNETELİK ÇIKARMA YAKLAŞIMLARI.....	37
4.1.	Geliştirilen Yeni HOG ve CoHOG Yaklaşımları.....	37
4.1.1.	Geliştirilen GDF-HOG yaklaşımı	38
4.1.2.	Geliştirilen Eig(Hess)-HOG ve Eig(Hess)-CoHOG yaklaşımları.....	41
4.1.3.	Geliştirilen GM-CoHOG yaklaşımı	45
4.1.4.	İkinci merteye türeyen dayanan HOG ve yüzey etiketlemeli CoHOG yaklaşımları...	46
4.2.	Geliştirilen Metotlar ile İlgili Deneysel Çalışmalar	48
4.2.1.	Kullanılan veri tabanları.....	49
4.2.2.	Sınıflandırma sonuçları	50
5.	KUMAŞ VERİ TABANI İNŞASI.....	55
5.1.	Sistem Bileşenlerinin Tespiti	55
5.1.1.	Kamera seçimi.....	56
5.1.2.	Işık kaynağı seçimi.....	58
5.1.3.	Lens seçimi	59
5.2.	Konveyör Sistemi Kullanılarak Veri Tabanı İnşası	59
5.3.	Örgü Makinesi Kullanılarak Veri Tabanı İnşası	62
6.	KUMAŞ VERİ TABANINDAKİ GÖRÜNTÜLERİN DOKU ANALİZ YÖNTEMLERİ İLE İRDELENMESİ.....	67
6.1.	GLCM Yöntemi	68
6.2.	Fourier Dönüşümü Temelli Öznitelik Çıkarma Yöntemi.....	68
6.3.	Dalgacık Dönüşümü Temelli Öznitelik Çıkarma Yöntemi.....	71
6.4.	Shearlet Dönüşümü Temelli Öznitelik Çıkarma Yöntemi	74
6.5.	KVT Görüntüleri Üzerindeki Hata Tespit Sonuçları	76
6.5.1.	Başlangıç parametrelerin ayarlanması	77
6.5.2.	Hata tespit sonuçları.....	77
7.	YUVARLAK ÖRGÜ MAKİNESİ ÜZERİNDE GERÇEK ZAMANLI HATA TESPİTİ.....	85
7.1.	Uygulama Stratejileri	85
7.2.	Örgü Makinesi Üzerine Kurulan Prototip	87
7.3.	Yapılan Gerçek Zamanlı Hata Tespit Çalışmaları	89
7.3.1.	Hatasız kumaş üretiminin kontrolü	89
7.3.2.	Hatalı kumaş üretiminin kontrolü	92
8.	SONUÇLAR VE ÖNERİLER.....	99
9.	KAYNAKLAR.....	104
	ÖZGEÇMİŞ.....	111

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1.1.	(a) İnsan odaklı kumaş hata kontrolü, (b) Otomatik kumaş hata kontrolü [4]	4
Şekil 1.2.	Önerilen Kumaş hatası tespit sisteminin genel aşamaları	5
Şekil 2.1.	Dokuma ve örgü kumaş yüzeylerinin görünüşü [6]	15
Şekil 2.2.	(a) Yuvarlak örgü makinesi, (b) Kumaşın örüldüğü bölüm, (c) Örgü iğneleri ..	15
Şekil 3.1.	Sentetik görüntü kullanılarak boşluk hatasının oluşturulması	17
Şekil 3.2.	Dalgacık dönüşümü ile iplikleri kontrol eden çalışmanın işlem basamakları [38]	27
Şekil 3.3.	Gabor filtre kümesi	29
Şekil 4.1.	Tek boyutlu piksel yoğunluğu için filtre yanıtları: (a) birinci mertbe merkezi fark filtresinin yanıtları; (b) iki tane birinci mertbe türev filtresinin toplanması ile elde edilen ikinci mertbe filtrenin yanıtları	42
Şekil 4.2.	Hessian matrisinin öz değerlerini hesaplamak için izlenen prosedür (Kullanılan görüntü KTH-TIPS2-a veri tabanından alınmıştır)	44
Şekil 4.3.	Standart veri tabanlarından görüntü örnekleri, (a) CURET veri tabanı,(b) KTH- TIPS veri tabanı,(c) KTH-TIPS2-a veri tabanı, (d) UIUC veri tabanı.....	50
Şekil 5.1.	Alan tarama kamerası (Basler acA640-90um) ile elde edilen kumaş görüntüleri (ilk satır: 2518x1900 çözünürlüğünde, ikinci satır: 780x640. İlk sütun: Örgü makinesi çalışmıyor. İkinci sütun: Örgü makinesi çalışıyor)	57
Şekil 5.2.	Çizgi kamera verisinin görüntü matrisine dönüşümü, (a)Bir saniyede elde edilen vektörler, (b) Vektörlerin görüntü matrislerine dönüşümü	58
Şekil 5.3.	Kullanılan çizgi ışık	58
Şekil 5.4.	Konveyör bant sistemi ve bileşenleri.....	60
Şekil 5.5.	Videolardan küçük boyutlu kumaş görüntüsü üretme.....	61
Şekil 5.6.	KVT'deki örnek hatalı ve hatasız kumaş görüntüleri (ilk iki satır hatasız, son iki satır ise hatalı)	62
Şekil 5.7.	Yuvarlak örgü makinesi üzerine kurulan görüntü kayıt sistemi	63
Şekil 5.8.	Hatalı kumaş görüntüleri.....	65
Şekil 5.9.	Hatasız kumaş görüntüleri (ilk iki satır düz, son iki satır açılı)	66
Şekil 6.1.	Kumaş görüsünün Fourier dönüşümü sonuçları (İlk satır hatasız kumaş görüntüsü, ikinci satır hatalı kumaş görüntüsü): (a) Hatasız ve hatalı kumaş görüntüleri, (b) Genlik spektrumu görüntüleri, (c) Faz spektrumu görüntüleri .	69
Şekil 6.2.	Hatalı ve hatasız kumaşlara ait frekans spektrumları ve spektrumlarda hesaplanan $P1, P2, P3, P4, P5, P6, P7$ hesaplamaları: (a) Hatalı kumaş için yapılan hesaplamalar, (b) Hatasız kumaş için yapılan hesaplamalar	70
Şekil 6.3.	Örnek bir kumaş görüntüsünün bir seviyeli dalgacık dönüşümü ile elde edilen yatay, dikey ve diyagonal alt bant görüntüleri, (a) Dalgacık yatay alt bant görüntüsü ve histogram grafiği, (b) Dalgacık dikey alt bant görüntüsü ve histogram grafiği, (c) Dalgacık diyagonal alt bant görüntüsü ve histogram grafiği.....	71

Şekil 6.4.	Farklı α ve s değerleri için shearlet'lerin frekans düzlemi karşılıkları.....	75
Şekil 6.5.	GDF-HOG, Eig(Hess)-HOG, Eig(Hess)-CoHOG ve GM-CoHOG yöntemlerinin ROC eğrilerinin karşılaştırılması	80
Şekil 6.6.	GLCM, Fourier dönüşümü, dalgacık dönüşümü ve shearlet dönüşümü yöntemlerin ROC eğrilerinin karşılaştırılması	84
Şekil 7.1.	Sunucu bilgisayara kurulan kumaş hatası tespit yazılımının ara yüzü	85
Şekil 7.2.	Yuvarlak örgü makinasındaki silindirik gövde ve bu gövde üzerine kamera ve ışık sisteminin monte edilmesi	88
Şekil 7.3.	Gerçek zamanlı hata tespiti için yuvarlak örgü makinesi içerisine kurulan görüntü elde etme sistemi	88
Şekil 7.4.	Gerçek zamanlı hata tespiti sırasında tespit edilen ve iğne hatası içeren kumaş görüntülerine ait bazı örnek görüntüler.....	95
Şekil 7.5.	Gerçek zamanlı hata tespiti sırasında tespit edilen ve iğne hatası içeren kumaşlara ait bazı örnek görüntüler.....	97

ÇİZELGELER LİSTESİ

Çizelge 1.1.	Malatya'daki bazı kumaş üreticileri ve sahip oldukları örgü makine sayıları	11
Çizelge 3.1.	Histogram değişkeni yöntemini kullanan bazı literatür çalışmalarının özeti	19
Çizelge 3.2.	Gri seviye eş oluşum matrisi yöntemini kullanan bazı literatür çalışmalarının özeti.....	21
Çizelge 3.3.	Oto-korelasyon yöntemini kullanan bazı literatür çalışmalarının özeti	22
Çizelge 3.4.	Morfoloji yöntemini kullanan bazı literatür çalışmalarının özeti.....	23
Çizelge 3.5.	Fourier dönüşümü kullanan bazı literatür çalışmalarının özeti	26
Çizelge 3.6.	Dalgacık dönüşümü yöntemini kullanan bazı literatür çalışmalarının özeti ..	29
Çizelge 3.7.	Gabor dönüşümü yöntemini kullanan bazı literatür çalışmalarının özeti.....	31
Çizelge 3.8.	Model tabanlı metotlar kullanan bazı literatür çalışmalarının özeti.....	33
Çizelge 3.9.	Öğrenme yaklaşımı kullanan bazı literatür çalışmalarının özeti	34
Çizelge 3.10.	Melez yaklaşım kullanan bazı literatür çalışmalarının özeti	36
Çizelge 4.1.	Bir boyutlu Gaussian filtreler kullanılarak iki boyutlu filtrelerin üretim adımları	40
Çizelge 4.2.	Temel eğriliklerinin işaretlerine göre elde edilen altı farklı yüzey sınıfı	48
Çizelge 4.3.	Doku veri tabanları üzerinde normalizasyon işleminin etkileri. I normalize edilmiş görüntülere ait sınıflandırma sonuçlarını, II ise normalize edilmemiş görüntülere ait sınıflandırma sonuçları	51
Çizelge 4.4.	Doku veri tabanları üzerinde orijinal CoHOG, Eig(Hess)-CoHOG, GM-CoHOG ve yüzey etiketlemeli CoHOG algoritmalarının sınıflandırma başarıları.....	53
Çizelge 5.1.	Çizgi ve alan tarama kamera özellikleri.....	56
Çizelge 5.2.	Çizgi Kamera Özellikleri (raL2048-48gm)	57
Çizelge 6.1.	Geliştirilen yeni HOG ve CoHOG algoritmalarının KVT üzerindeki hata tespit oranları	78
Çizelge 6.2.	GLCM, Fourier dönüşümü, dalgacık dönüşümü ve shearlet dönüşümü yöntemlerinin KVT üzerindeki hata tespiti oranları ve diğer önemli parametreleri	81
Çizelge 7.1.	30/1 hatasız süprem kumaş için hata tespit sisteminin farklı doku analiz yöntemleri için çalıştırılması ile elde edilen hata tespit oranları.....	91
Çizelge 7.2.	40/1 hatasız süprem kumaş için hata tespit sisteminin farklı doku analiz yöntemleri için çalıştırılması ile elde edilen hata tespit oranları.....	92
Çizelge 7.3.	İğne hatalı süprem kumaş için hata tespit sisteminin farklı doku analiz yöntemleri için çalıştırılması ile elde edilen hata tespit oranı.....	94
Çizelge 7.4.	Eig(Hess)-HOG yöntemi için karışıklık (confusion) matrisi	94

SİMGELER VE KISALTMALAR

$C_{\Delta x, \Delta y}$	Eş oluşum matrisi
μ_x	Matris satırlarının ortalama değeri
μ_y	Matris sütunlarının ortalama değeri
σ_x	Matris satırlarının standart sapması
σ_y	Matris sütunlarının standart sapması
t	Oto-korelasyon fonksiyonu zaman değeri
τ	Oto-korelasyon fonksiyonunun zamandaki kayma değeri
r	Oto-korelasyon fonksiyonu değeri
$F(a, b)$	Görüntünün (x, y) piksellerinin Fourier dönüşümü değeri
f_x	Görüntünün yatay gradyan bileşeni
f_y	Görüntünün dikey gradyan bileşeni
$m(x, y)$	Görüntünün gradyan büyüklüğü
$\theta(x, y)$	Görüntünün gradyan yönelimi
$h'_{(i,j)}$	Histogram yönelimli gradyan metodunun öznitelik vektörü
ε	Histogram yönelimli gradyan metodunun sabit katsayısı
$G(x, y)$	Gaussian fonksiyonu
∇I	I görüntüsünün gradyan vektörü
G_x	Gauss fonksiyonunun yatay yöndeki birinci türev filtresi
G_y	Gauss fonksiyonunun dikey yöndeki birinci türev filtresi
f_1	Gauss fonksiyonunun birinci türevinin negatif işaretlisi
f_2	Gauss fonksiyonunun parametre dönüştürülmüş ifadesi
f_3	Gauss fonksiyonunun ikinci türevi
f_4	Gauss fonksiyonunun birinci türevi
G_{xx}	Gauss fonksiyonunun yatay yöndeki ikinci türev filtresi
G_{xy}	Gauss fonksiyonunun diyagonal yöndeki ikinci türev filtresi
G_{yy}	Gauss fonksiyonunun dikey yöndeki ikinci türev filtresi
I_θ	Gaussian türev filtresi temelli algoritmanın gradyan bilgisi
ϕ	Gaussian türev filtresi temelli algoritmanın yönelim bilgisi
$\ \nabla I\ $	Gradyan vektörünün büyüklüğü
H_σ	σ ölçeğinde hesaplanan Hessian matrisi
D_{xx}	Görüntünün yatay yöndeki ikinci türevi
D_{yy}	Görüntünün dikey yöndeki ikinci türevi

D_{xy}	Görüntünün diyagonal yöndeki ikinci türevi
λ	Hessian matrisinin öz değer bilgisi
$I_{\theta gradient}$	Öz değer bilgileri kullanılarak hesaplanan gradyan büyüklüğü
I_x	Görüntünün yatay yöndeki birinci türevi
I_y	Görüntünün dikey yöndeki birinci türevi
I_{xx}	Görüntünün yatay yöndeki ikinci türevi
I_{xy}	Görüntünün diyagonal yöndeki ikinci türevi
I_{yy}	Görüntünün dikey yöndeki ikinci türevi
K	Gaussian eğriliği
H	Ortalama eğriliği
Ol	Etiketleme değeri
$D(S, M)$	Test verisi S ve model verisi M arasında hesaplanan chi-square uzaklığı
FoV	Kameranın bakış açısı
SL	Kameranın sensör uzunluğu
$\phi(u, v)$	Fourier dönüşümünden elde edilen faz açısı
P_1	Kumaş düzensizliğini karakterize eden ortalama parlaklık bilgisi
P_2	Kumaşta dikey yöndeki değişimleri bulan birinci parametre
P_3	Kumaşta dikey yöndeki değişimleri bulan ikinci parametre
P_4	Kumaşta dikey yöndeki değişimleri bulan üçüncü parametre
P_5	Kumaşta yatay yöndeki değişimleri bulan birinci parametre
P_6	Kumaşta yatay yöndeki değişimleri bulan ikinci parametre
P_7	Kumaşta yatay yöndeki değişimleri bulan üçüncü parametre
α	Olasılık yoğunluk fonksiyonunun standart sapma değeri
β	Olasılık yoğunluk fonksiyonunun azalma oranı
$p(x; \alpha, \beta)$	Genelleştirilmiş Gaussian yoğunluk fonksiyonu
$\Gamma(.)$	Gamma fonksiyonu
$SH_{\psi}f(a, s, t)$	α ölçeğinde, s yönünde ve t ötelemesinde hesaplanan shearlet dönüşümü
ψ	Shearlet kesme fonksiyonu
AB	Avrupa Birliği
ANFIS	Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Denetim Sistemi (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System)
AR-GE	Araştırma-Geliştirme
BTY	Bilim, Teknoloji ve Yenilik

BTYK	Bilim ve Teknoloji Yüksek Kurulu
CCD	Yüklenme İliştirilmiş Araç (Charge Coupled Device)
CoHOG	Eş oluşum Yönlü Histogram Yönelimleri (Co-occurrence Histograms of Oriented Gradients)
DFT	Ayrık Fourier Dönüşümü (Discrete Fourier Transform)
ER	Elo Oranlama (Elo Rating)
FCM	Bulanık C-Ortalamalar (Fuzzy C-Means)
FFT	Hızlı Fourier Dönüşümü (Fast Fourier Transform)
GGD	Genelleştirilmiş Gaussian Yoğunluğu (Generalized Gaussian Density)
GLCM	Gri Seviye Eş Oluşum Matrisi (Gray Level Co-occurrence Matrix)
GMRF	Gauss Markov Rastgele Alan (Gauss Markov Random Field)
HOG	Yönlü Histogram Yönelimleri (Histograms of Oriented Gradients)
KVT	Kumaş Veri Tabanı
KVOY	Kumaş Veri Tabanı Oluşturma Yazılımı
M	Metre
MLE	Maksimum Olasılık Tahmini (Maximum Likelihood Estimate)
OFT	Optik Fourier Dönüşümü (Optik Fourier Transform)
PDF	Olasılık Yoğunluk Fonksiyonu (Probability Density Functions)
ROC	Alıcı İşletim Karakteristiği (Receiver Operating Characteristic)
SN	Saniye
SAN-TEZ	Sanayi Tezleri
OVKY	Online Video Kayıt Yazılımı
On_KHTY	Online Kumaş Hatası Tespit Yazılımı
TÜBİTAK	Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırmalar Kurumu
YSA	Yapay Sinir Ağları

1. GİRİŞ

Tekstil endüstrisinde kumaş üretimi genellikle örgü ve dokuma makineleri kullanılarak yapılmaktadır. Özellikle yuvarlak örgü makineleri sektörde büyük bir üretim kapasitesine sahip olup her bir örgü makinesi aylık 10-15 ton kumaş üretilmektedir. Günümüzde tekstil sektörü yüksek üretim kapasitesi ile birlikte kalite standartları yüksek kumaş üretimi amaçlamaktadır. Ancak dokuma ve örgü makinelerinde üretim esnasında meydana gelen çeşitli olumsuzluklar üretilen kumaşın hatalı olmasına neden olabilmektedir.

Kumaş hataları, üretim işlemleri sonucunda kumaş yüzeyinde oluşan ve kalite kaybına yol açan renk ve doku bozulmalarıdır. Kumaş hataları bölgesel doku bozulması ve yüzey renk değişimi olmak üzere genel olarak iki grupta incelenmektedir [1]. Kumaş hataları bazen örgü makinelerindeki iğnelerin aşınması, kırılması veya eğilmesinden, bazen de elyafın aşırı gerilmesi veya iplik problemlerinden kaynaklanmaktadır. Günümüz tekstil sektöründe 70'ten fazla kumaş hatası çeşidi ile karşılaşmakta ve bu hatalar üretilen kumaşın niteliğini olumsuz yönde etkilemektedir [1].

Kumaş hatalarının tespiti, geleneksel olarak üretim sonrasında kalite kontrol birimlerinde yapılmaktadır. Bu işlem, üretilen kumaş topunun kalite kontrol birimine gönderilmesi, kumaş topunun geri açılması ve bir kalite kontrol operatörünün veya bir otomasyon sisteminin steril bir ortamda kumaşı izlemesi aşamalarını içermektedir. Böylece kumaş üzerindeki hatanın yeri, boyutu ve tipi gibi istatistiksel veriler elde edilebilmektedir. Bu tespit yönteminin dezavantajı hatanın geç fark edilmesi ve böylece defolu kumaş üretiminin engellenememesidir.

Üretim esnasında **hataların tespit edilememesi** ciddi kumaş kayıplarına yol açmaktadır. Çünkü üretimin herhangi bir anında başlayan kumaş hatası devam edebilmekte ve sonraki tüm kumaş topunu etkilemektedir. Günümüzde sürekli devam eden üretim esnasında oluşacak hataların tespiti işçiler tarafından ara sıra yapılmaktadır. Bu durum kumaş üretimi gerçekleştiren tekstil işletmelerinde aşağıdaki olumsuzluklara neden olmaktadır:

- 1) Hatalı üretim devam ettiği için **kumaş kaybı** olmaktadır.

- 2) Kumaş hatası başladıktan sonra hata fark edilmediği için örgü makinesi çalışmaya devam etmekte, bu nedenle özellikle örgü makine sayısının fazla olduğu fabrikalarda **elektrik kaybı** meydana gelmektedir.
- 3) Klasik sistemlerde bir kumaş kontrol operatörünün üretim esnasında sürekli kumaşı kontrol etmesi gerekmektedir. Gece gündüz devam eden üretimde hatanın her an olabilmesi, üretim yapan makine sayısının fazla olması ve sürekli olarak operatörün üretilen kumaşı gözle takip etmesinin zor olması, yapılan kontrolün yetersiz olmasına neden olmaktadır. Ayrıca bu olumsuz durum **iş kaybına ve ekonomik zarara** neden olmaktadır.
- 4) 7/24 üretim yapan işletmelerde her bir örgü makinesi için **alanında uzman kalite kontrol elemanı bulmak ve istihdam etmek** sektörün hem giderleri hem de rekabet gücü açısından oldukça zor bir süreçtir.

Yukarıda bahsedilen önemli olumsuzluklar araştırmacıları online hata tespit sistemlerini geliştirmeye sevk etmektedir. Örgü makinesi üzerinde kumaş üretimi devam ederken hata tespiti işlemini başarılı şekilde online yapabilen bir sistem bulunmamaktadır. Mevcut bazı hata tespit sistemleri ancak kumaş üretiminden sonra hata tespitini gerçekleştirmektedir. Bu durum kumaş üretimi gerçekleştiren tekstil işletmelerinde yukarıda bahsedilen önemli olumsuzlukları beraberinde getirmektedir.

Türkiye, Avrupa Birliği'nin (AB) tekstilde birinci, konfeksiyonda ikinci; dünyanın ise yedinci büyük hazır giyim tedarikçisi pozisyonundadır. Hammadde açısından dünyanın altıncı büyük pamuk üreticisi olmasına karşın, ülkemiz tekstil teknolojileri yoluyla hatalı kumaş üretiminin önüne geçilmesinde ciddi Ar-Ge çalışmalarına ihtiyaç duymaktadır. Sekreteryası Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırmalar Kurumu (TÜBİTAK) tarafından yürütülen Bilim ve Teknoloji Yüksek Kurulu (BTYK) altı yıllık dönem için (2011-2016) ülkemizin bilim, teknoloji ve yenilik (BTY) vizyonu belgesi hazırlamıştır [2]. Bu strateji belgesinde Ar-Ge ve yenilik çalışmalarının arttırılması ve ihtiyaç duyulan alanlarda Ar-Ge çalışmalarına ivme kazandırılması kararlaştırılmıştır.

2023 yılına yönelik olarak BTY atılımının tekstil sektörüne yansımaları olarak Türk tekstil sektörü 2023 yılında 25 milyar dolarlık bir ihracat hedeflemektedir. 2014 yılı rakamlarına göre Türkiye yıllık 8.538 milyar dolarlık tekstil ve hammaddeleri ihracatı yapmıştır [3]. Ancak buna karşılık 9.712 milyar dolarlık tekstil ve

hammadeleri ithalatı gerçekleştirmiştir. Rakamlardan da görüleceği üzere özellikle tekstil teknolojisi ve makineleri için ciddi miktarda ithalat yapılmıştır. Dolayısıyla Ar-Ge çalışmaları yapılarak ithalatın azaltılması sağlanmalı ve özellikle hatalı kumaş üretimini engelleyen kalite kontrol sistemleri geliştirilmelidir.

1.1. Sektördeki Mevcut Hata Tespit Cihazları

Tekstil sektöründe ilk yıllardan beri geleneksel olarak insan kontrolüne dayanan bir kalite kontrol sistemi kullanılmaktadır. Bu sistemde üretilen her bir kumaş topu kalite kontrol biriminde açılarak ışıklı bir makine üzerinde operatör tarafından izlenmektedir. Operatör tarafından tespit edilen hatanın türü, boyutu ve sayısı not alınır ve incelenen her bir kumaş topu için hata istatistikleri tutulur. Bu istatistikler değerlendirilerek kumaş topu hakkında bir yargıya ulaşılır. Şekil 1.1(a)'da insan odaklı bir kalite kontrol sistemi görülmektedir. Ancak insan gözünün yanılması ve belli bir süre sonra operatörün dikkatinin dağılması gibi nedenlerden dolayı kalite kontrol işlemi istenilen düzeyde gerçekleştirilemez. Çünkü insan odaklı yapılan kumaş kontrolünün başarı oranı yaklaşık olarak %70'tir [4]. Bu nedenle farklı kumaş kontrol sistemlerine ihtiyaç duyulmuş ve bazı otomatik kumaş kontrol sistemleri ortaya çıkmıştır [5].

Otomatik kumaş kontrolü yapabilen sistemler kumaş kalitesini arttırmak ve ekonomik maliyetleri azaltmak için daha uygun bir çözüm olarak görülmüştür. Bu sistemlerdeki temel amaç insan kontrolüne dayalı yapılan kontrol sistemlerinin yerine, bir kamera tarafından elde edilen görüntüler arasındaki farkları bularak kumaş hatasını algılayan otomatik bir sistemin geliştirilmesidir. Bu nedenle otomatik sistemler yukarıda bahsedilen insan kaynaklı olumsuzluklardan etkilenmezler. Üretilen kumaş topları bir kontrol makinesi üzerinde güçlü bir aydınlatma ile hızlı bir şekilde kontrol edilir. Otomatik hata tespiti yapabilen sistemler hataları %90 oranında tespit edebilmektedir [4]. Tespit edilebilen bu hatalar istatistiksel olarak analiz edilerek bir rapor şeklinde kalite kontrol birimine iletilir. Ancak bu sistemlerin neredeyse tamamı kumaş üretildikten sonra çalışabilen ve kumaş hatalarını üretim sırasında tespit etme yeteneğinden yoksun sistemlerdir. Şekil 1.1(b)'de otomatik bir kumaş hatası tespit sistemi verilmiştir.



(a)



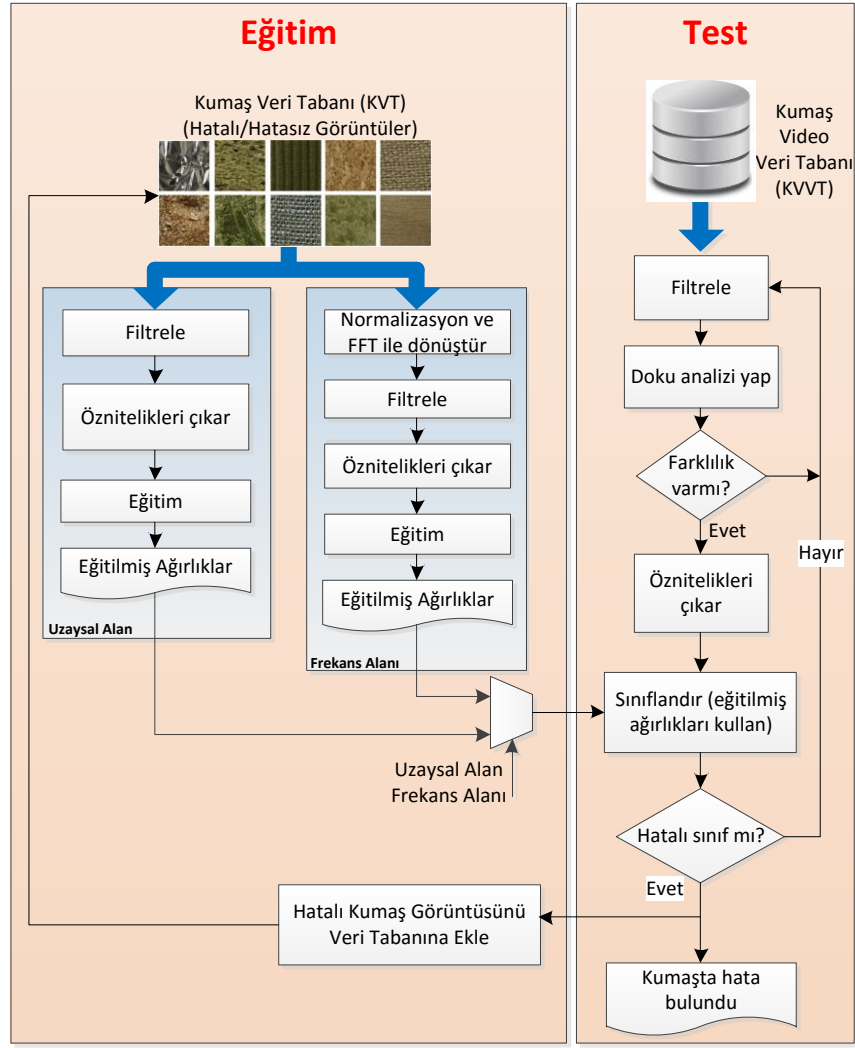
(b)

Şekil 1.1. (a) İnsan odaklı kumaş hata kontrolü, (b) Otomatik kumaş hata kontrolü [4]

Her iki hata tespit sistemi de üretilen kumaş topunun incelenmesine dayanmaktadır. Oysa kumaş üretimi sırasında hatanın tespitini yapamamaktadır. Bu nedenle üretim esnasında hatanın tespit edilememesi durumunda ortaya çıkan dezavantajlar mevcut iki sistemde de geçerlidir. Bunun sonucu olarak örgü makinesi üzerinde çalışabilen kumaş kontrol sistemlerine ciddi oranda ihtiyaç duyulmaktadır.

1.2. Önerilen Kumaş Hatası Tespit Sisteminin Genel Çerçevesi

Önerilen kumaş hatası tespit sisteminin genel aşamaları Şekil 1.2’de gösterilmektedir. Yürütülen çalışmalar her bir yöntem için eğitim ve test aşamaları olmak üzere iki sınıfta incelenebilir. Eğitim aşamasında çıkartılan öznitelik vektörleri Yapay Sinir Ağları (YSA) sınıflandırıcısı ile eğitilmiştir. Eğitilen YSA modelleri kaydedilerek örgü makinesi üzerinde yürütülen hata tespit çalışmalarında YSA test işlemi için kullanılmıştır.



Şekil 1.2. Önerilen Kumaş hatası tespit sisteminin genel aşamaları

Günümüzde kumaş üretimi esnasında online olarak hata yakalamayı amaçlayan belirli ürünler bulunmaktadır. Geliştirilen bu ürünler sadece dokuma makinelerinde kullanılmaktadır. Kızılötesi algılayıcı kullanarak geliştirilen bazı sistemler mevcut olmakla birlikte bu sistemlerin hata tespit başarısı oldukça düşüktür. Bunun nedeni örgü makinelerinin ortalama 1.4 m/s gibi yüksek hızlarda çalışması, kumaş hatalarının 0.50 mm gibi küçük boyutlarda olması ve fabrikaların elverişsiz ortamlara sahip oluşudur. Bu nedenle geliştirilen ürünler hassas kumaş hatalarını algılayamamakta ve örgü makinelerinin gereksiz yere durmasına neden olduğu için birçok işletme tarafından satın alınmasına rağmen kullanılamamaktadır. Tekstil sektöründe örgü makineleri büyük bir üretim kapasitesine sahiptir ve bu makineler üzerinde istenilen başarımda otomatik bir kumaş hatası tespit sistemi henüz bulunmamaktadır.

Tez çalışmalarının ekonomik olarak desteklenmesi ve üniversite-sanayi işbirliğini oluşturması açısından yapılması planlanan sistem için Sanayi Tezleri (San-Tez) programına başvuruda bulunulmuştur. San-Tez programı Bilim, Teknoloji ve Sanayi Bakanlığı bünyesinde yürütülen ve üniversite-sanayi işbirliğinin geliştirilmesini amaçlayan bir proje türüdür.

Ülkemizde sanayi ve üniversite işbirliğinin güçlendirilerek ihtiyaç duyulan alanlarda teknoloji ve Ar-Ge kültürünün geliştirilmesi büyük önem arz etmektedir. Özellikle küçük ve orta ölçekli sanayicinin ileri teknoloji kullanmalarını teşvik ederek yenilikçi ve teknolojik ürünlere yönlendirilmeleri için San-Tez projeleri büyük kolaylıklar sağlamaktadır. San-Tez projelerinde üst limit aranmaksızın bütçenin %85'i Bakanlık tarafından, %15'i ise proje ortağı firma tarafından karşılanmaktadır. San-Tez programının tüm detayları Malatya'da faaliyet gösteren Madoksan Tekstil Ltd. Şti firması ile paylaşılarak işbirliği önerisi yapılmış ve ilgili firma bu teklifi kabul etmiştir. Proje başvurusu öncesinde tekstil sektöründe geliştirilmesi düşünülen sisteme ilişkin detaylı araştırmalar yapılarak böyle bir sisteme olan ihtiyaç etraflı bir biçimde ortaya konulmuştur. Yapılan tüm ön çalışmalar neticesinde detaylı bir proje başvuru dosyası hazırlanarak San-Tez programına başvurulmuştur. Projenin kabul edilmesi ile çalışmalara başlanmıştır.

Proje başvurusunda ortaya konulan gerekçeler, projenin hedefleri ve projeden beklenen çıktılar bu bölümde kapsamlı ve alt başlıklar halinde sunulmuştur. Ayrıca tez çalışmasına konu olan hata tespit sisteminin amaçları, gerekçeleri, Ar-Ge niteliği ve teknolojik yönü ile ilgili bilgiler paylaşılmıştır. Son olarak tez çalışmasının ekonomik katkısı ve yaygın etkisi, geliştirilen ürüne yönelik pazar araştırması ve izlenen yöntemlere ilişkin detaylı bilgiler verilmiştir.

1.2.1. Tezin amacı

Bu tez çalışmasının temel amacı, örgü makinelerinde kumaş üretimi yapılırken meydana gelebilecek kumaş hatalarını gerçek zamanlı olarak tespit edip sınıflandırabilen kumaş hatası tespit sistemi geliştirmektir.

Tezin yan amacı ise, tekstil işletmelerindeki örgü makinelerinin kumaş üretim durumlarını tek bir sunucu bilgisayarda görüntüleyebilen bir sistem kurmaktır. Bu sistem ile kumaş hatası tespit edildiğinde operatör uyarılacak ve hatalı kumaş

görüntüsü sunucu ekranında gösterilerek nitelikli bir hata tespit sistemi ortaya çıkacaktır.

Tezin çıktısında elde edilen en önemli yenilik, kumaş kontrolünün üretim esnasında (online) gerçekleştirilmesidir. Dolayısıyla kalite kontrol aşamasına ihtiyaç duyulmayacak ve üretim kayıplarının önüne geçilecektir.

Yürütülen tez çalışmasının ürettiği en önemli çözüm, hatalı kumaş üretiminden kaynaklanan işletme zararlarının (kumaş kaybı, iş gücü kaybı ve elektrik zararı) ortadan kalkması ve yönetimi kolay, kaliteli bir kumaş üretim sisteminin gerçekleştirilmesidir. Bu çözüme ek olarak, kumaş operatörü örgü makinalarındaki kumaş hatalarını fabrikadaki sunucu bilgisayarından takip edebilecektir.

Literatürde kumaş hatası tespitinde kullanılan görüntü işleme yöntemleri kapsamlı bir şekilde incelenerek kullanılan yöntemlerin güçlü ve zayıf yönleri ortaya çıkarılmıştır. Tez süresince yapılan çalışmalar ile kullanılan mevcut doku analizi ve öznitelik çıkarma yöntemlerine ek olarak yeni yöntemler geliştirilip literatüre kazandırılması amaçlanmıştır.

Literatürde kumaş hatalarına ilişkin detaylı ve herkesin ulaşımına açık ücretsiz bir veri tabanı bulunmamaktadır. Bu nedenle örgü makinesi üzerine kurulan görüntü alma sistemi ile en sık karşılaşılan kumaş hatalarını içeren bir veri tabanı inşa edilmiştir. Çizgi tarama kamerası ile farklı aydınlanma ve döndürme durumlarına ait kumaş videoları kaydedilmiştir. Daha sonra her bir videonun çerçeveleri ayrı ayrı görüntü dosyaları olarak kaydedilerek (.jpg formatında) kapsamlı bir kumaş veri tabanı oluşturulmuştur. Hazırlanan veri tabanı bu alanda çalışmak isteyen akademisyenlerin çalışmalarında kolaylıklar sağlayacaktır.

1.2.2. Tezin gerekçeleri

Yuvarlak örgü makinesi üzerinde kumaş üretimi devam ederken hata tespiti işlemini başarılı şekilde üretim esnasında yapabilen bir sistem bulunmamaktadır. Bu nedenle hatalı üretimden dolayı kumaş ve hammadde israfı meydana gelmektedir. Makineler hatalı kumaş üretirken harcadıkları elektrik enerjisi boşa gitmektedir. Ayrıca makinelerin yıpranması, iğnelerin ve iplik sistemlerinin yıpranması gibi işletme kayıpları da meydana gelen olumsuzluklar arasındadır. Hatalı kumaş üretimi

gibi istenmeyen durumlar neticesinde işletmeler bu tip ekonomik zararlar ile karşı karşıya kalmaktadır. Bu olumsuzlukların giderilme ihtiyacı tez çalışmasının ortaya çıkma gerekçesini oluşturmuştur.

1.2.3. Tezin çıktıları

Tez çalışmaları sonucunda önemli çıktılar ve ürünler elde edilmiştir. Elde edilen bu çıktıların bir kısmı geliştirilen hata tespit sisteminin bileşenleridir. Bu bileşenler örgü makinesi üzerinde çalışacak sistemde bulunan ve tezin ürettiği ürüne dönük olan teknolojik ve donanımsal çıktılarıdır. Ancak kumaş veri tabanı ve hata tespiti yapacak olan yeni doku analiz yöntemleri tezin akademik çıktıları olarak görülmektedir. Tez çalışmaları sonucu elde edilen altı önemli çıktı aşağıda verilmiştir:

- 1) Online Video Kayıt Yazılımı (OVKY)
- 2) Kumaş Veri Tabanı (KVT)
- 3) Kumaş Veri Tabanı Oluşturma Yazılımı (KVOY)
- 4) Online Kumaş Hatası Tespit Yazılımı (On_KHTY)
- 5) Literatüre kazandırılan yeni öznelik çıkartma yöntemleri
- 6) Tez yazımı, dökümanlar ve yayınlar.

1.2.4. Tezin yenilikçi yönü ve ar-ge niteliği

• Tez çalışmalarının yenilikçi boyutları

- 1) Kumaş kontrolünün üretim esnasında gerçek zamanlı olarak gerçekleştirilecek olması önemli bir yenilik olarak değerlendirilmektedir.
- 2) Kumaş hatası tespitinde görüntülerin çizgi kamera ve otomatik odaklamalı lens ile elde edilmesi tezin bir başka yenilikçi boyutudur.
- 3) Tek bir sunucu bilgisayardan ve istendiğinde internet üzerinden örgü makinesinin üretim durumunun izlenebilir olması tezin sağladığı bir başka yeniliktir.

• Tez çalışmalarının Ar-Ge niteliği

- 1) Örgü makinelerinin yüksek hızlarda çalışması (1.4 m/s), fabrika ortamındaki gürültü etkilerinin fazla olması (pamuk, toz gibi), hata boyutunun çok küçük

olabilmesi (0.50 mm) ve hata türünün 70'ten fazla olması gibi nedenlerden dolayı, örgü makinaları üzerinde kumaş hata denetimini başarılı bir şekilde yapabilen bir sistem henüz bulunmamaktadır. Bu noktada ciddi anlamda Ar-Ge'ye ihtiyaç olduğu değerlendirilmektedir.

- 2) Gerçek zamanlı hata tespitini yüksek doğrulukta gerçekleştirebilmek için, uzaysal ve frekans alanındaki filtreleme, iyileştirme ve öznelik çıkarma yöntemleri bilgisayar ortamında kodlanmıştır. Literatürde var olan doku analiz yöntemlerine yenileri eklenmiş ve yürütülen çalışmalarda kullanılmıştır. Elde edilen KVT görüntüleri üzerinde bu yöntemlerin benzetim çalışmalarının gerçekleştirilmesi ve sonuçların değerlendirilmesi önemli bir Ar-Ge çalışması olarak değerlendirilmektedir.
- 3) Kumaş üretimi fabrika ortamında gerçekleştiği için bazen kumaş yüzeyinde pamuk, toz veya farklı maddeler görülebilmektedir. Fakat bunların hata olarak değerlendirilmemesi ve üretimin devam etmesi istenmektedir. Bu gibi istisnai durumların üstesinden gelinebilmesi için kumaş dokusundaki farklılığın tespit edilmesinin yanında, bu farklılığın doğru sınıflandırılması gerekmektedir. Bunun için her türlü hata görüntüsünü içeren bir kumaş veri tabanının inşa edilmesine ihtiyaç duyulmaktadır. Tez kapsamında kapsamlı bir kumaş veri tabanı inşa edilmiş ve araştırmacıların kullanımına sunulmuştur.

1.2.5. Tez çalışmalarının ekonomik katkısı ve yaygın etkisi

- 1) Avrupa'nın en büyük tekstil üreticisi ve dünyanın altıncı en büyük hazır giyim ihracatçısı olan Türkiye, örme (yuvarlak, düz örgü ve çorap) sanayiinde yeterli alt yapı ve makine kapasitesine sahiptir. Fakat dokuzuncu kalkınma planında ifade edildiği gibi, sektörün yaşamını sürdürebilmesi için örgü sanayisine, ucuz ve sıradan mallar yerine, moda yönelik, yüksek kaliteli ve yüksek performanslı özel ürünler üretebilecek bir yapı kazandırılması gerekmektedir. Proje ve tez çalışmaları sonucunda geliştirilen gerçek zamanlı kumaş hatası tespit sistemi, kaliteli kumaş üretimine ve üretim kolaylığına neden olacağı için ülke ekonomisinin temel taşlarından biri olan tekstil sektörüne büyük bir katkı sağlayacaktır.

- 2) Bu sistem ile kumaş kontrolü üretim esnasında yapılacaktır. Kalite kontrollü üretimin iki önemli ekonomik katkısı bulunmaktadır; Birincisi, kumaş hatasının tekrar etmesi engelleneceği için kumaş zararları ortadan kalkacaktır. İkincisi ise, büyük örgü makinelerinin gereksiz çalışmaları engelleneceği için elektrik zararı ortadan kalkacaktır. Bu iki iyileştirme kumaş üretim maliyetlerinin düşmesine neden olacak ve iş-zaman kazancını arttırarak ekonomiye katkı sağlayacaktır.
- 3) Gece gündüz devam eden üretim esnasında bir kumaş kontrol operatörünün tek tek örgü makinelerini gezerek yaptığı kontrol işlemine gerek kalmayacaktır. Bunun yerine örgü makinesinin çalışma durumu tek bir bilgisayarda görüntülenecek ve internetten yayınlanabilecektir. Bu sayede işgücü maliyetlerinde ciddi düşüş sağlanarak üretim kalitesi arttırılacaktır.

1.2.6. Firmanın beklentileri

Proje kapsamında yürütülen tez çalışmalarının başarıya ulaşmasıyla, birlikte çalışılan firmanın hatalı kumaş üretiminden kaynaklanan işletme zararları ortadan kaldırılacaktır. Ayrıca bu nitelikli kumaş üretimi kontrol sistemi ileriki çalışmalarda geliştirilerek, fabrikadaki örgü makinelerinin üretim durumları tek bir bilgisayardan görüntülenebilecek ve fabrika dışındaki bir ortamdaki bu bilgilere erişilebilecektir. Bu nedenlerden dolayı ilgili firma San-Tez projeleri kapsamında yürütülen proje ve tez çalışmalarını desteklemektedir.

1.2.7. Geliştirilen ürüne yönelik pazar araştırması

Çizelge 1’de sadece Malatya’da bulunan ve kumaş üretimi gerçekleştiren bazı tekstil firmaları ve sahip oldukları örgü makinesi sayıları birlikte listelenmiştir.

Çizelge 1.1. Malatya'daki bazı kumaş üreticileri ve sahip oldukları örgü makine sayıları

Firma adı	Makina sayısı
Anateks A.Ş.	162
Yaka Tekstil A.Ş.	68
Ilsan Tekstil A.Ş.	53
Karagözlüler tekstil A.Ş.	48
Babacan Tekstil Ltd. Şti.	33
Polat Tekstil	22
Gültekinler Tekstil	10
Yapı Tekstil	10
Madoksan Tekstil Ltd.Şti.	9
Deveci Tekstil	5
Öz Babacan Tekstil	5
Diğer	14
TOPLAM	439

San-Tez proje başvurusu öncesi yapılan araştırmalara göre, 45 örgü makinesi olan bir kumaş imalatçısı aylık yaklaşık olarak 500 ton ham kumaş üretimi gerçekleştirebilmektedir. Üretilen kumaş kalite kontrol biriminde incelendikten sonra yaklaşık olarak %2-4'ü hatalı olarak tespit edilmekte ve bu kumaş zararı üreticiye yansımaktadır. Çizelge 1'de gösterilen toplam 439 örgü makinesi kumaş hatası tespit sistemi olmadan çalışmaktadır. Buna göre Malatya'daki örgü kumaşı üreten fabrikalarda aylık yaklaşık olarak 200 ton hatalı kumaş üretimi gerçekleşmektedir. Bu ekonomik zararın ülkemiz genelinde çok daha ciddi boyutlara ulaşacağı açık bir şekilde anlaşılmaktadır.

Ayrıca ülkemizin herhangi bir Avrupa kentine birkaç saatlik uçuş mesafesinde olması ve Avrupa'nın ikinci büyük hazır giyim tedarikçisi olması, proje çıktısının uluslararası geniş bir müşteri potansiyeline sahip olduğunu göstermektedir.

1.3. Tezin Organizasyonu

Bölüm 2'de ilk olarak tekstil endüstrisinde kullanılan kumaş üretim sistemleri tanıtılmıştır. Yuvarlak örgü makineleri hakkında detaylı bilgi verilerek sektördeki kullanımları Malatya özelinde incelenmiştir. İstatistiksel veriler sunularak hata tespit sistemine olan ihtiyaç ortaya konulmuştur.

Literatürde kumaş hatası tespiti ile ilgili yapılan çalışmalar ve kullanılan görüntü işleme yöntemleri Bölüm 3'te detaylı olarak incelenmiştir. İncelenen her bir yöntem çeşitli parametreler ışığında karşılaştırılmıştır. Yöntemlerin kullanıldıkları kumaş

türleri, online/offline çalışma yetenekleri, çalışma zamanları ve hata yakalama başarıları analiz edilmiştir. Her bir yöntemin güçlü ve zayıf yönleri ortaya çıkarılarak yöntemler arasında kapsamlı bir karşılaştırma yapılmıştır.

Tez çalışmaları kapsamında literatürde var olan öznelik çıkarma yöntemlerine katkı sunmak amacıyla altı yeni algoritma geliştirilmiştir. Bu algoritmaların matematiksel temelleri Bölüm 4'te tanımlanmıştır. Geliştirilen yeni algoritmalar ile ilgili öncelikle doku veri tabanları üzerinde testler yapılmıştır. Daha sonra kumaş hatası tespit çalışmalarında da bu algoritmalar kullanılarak başarılı sonuçları elde edilmiştir.

Bölüm 5'te örgü makinesi üzerinde çalışmaya başlamadan önce kullanılacak olan görüntüleme birimleri (kamera, lens, sunucu bilgisayar ve ağ birimleri) incelenmiştir. Daha sonra konveyör sistemi ve yuvarlak örgü makinesi kullanılarak kapsamlı bir kumaş veri tabanı inşa edilmiştir.

Bölüm 6'da KVT üzerinde doku analiz yöntemlerinin benzetim çalışmaları ve sonuçları verilmiştir. Elde edilen sonuçlar çerçevesinde gerçek zamanlı hata tespit çalışmalarında kullanılacak yöntemler belirlenmiştir.

Bölüm 7'de yuvarlak örgü makinesi üzerinde yapılan gerçek zamanlı hata tespit çalışmalarına yer verilmiştir. Yuvarlak örgü makinesi üretim yaparken Bölüm 6'da kullanılması kararlaştırılan yöntemler gerçek zamanlı olarak test edilmiştir. Elde edilen hata tespit sonuçlarına ilişkin analizler yapılmıştır. Son olarak gerçek zamanlı hata tespit sisteminin hatalı olarak tespit ettiği görüntüler ile ilgili kısa analizlere yer verilmiştir.

Bölüm 8'de tez çalışmalarından elde edilen sonuçlar tartışılmıştır. Ayrıca elde edilen kazanımlar ve gelecekte yapılması planlanan çalışmalar hakkında bilgilere ve önerilere yer verilmiştir.

2. KUMAŞ ÜRETİM SİSTEMLERİ

İnsan yaşamının vazgeçilmez bir unsuru olan kumaş üretimi M.Ö. 5000-6000 tarihlerine kadar dayanmaktadır. Kumaş, iplik hammaddesinin ilmek olarak bir araya getirilmesi ve çeşitli desenlerde ağ gibi örülmesiyle meydana gelen bir tekstil ara ürünüdür. Kumaş üretiminde kullanılan iplik keten, pamuk, ipek ve yün gibi maddelerden üretilir. Başlangıçta iplik eğirme ve el dikişi şeklinde başlayan kumaş üretimi 1600'lü yıllarda mekanik araçlarla yapılmaya başlanmıştır. Elektronik ve bilgisayar sistemlerinin hızlı gelişiminden tekstil sektörü de etkilenecek 1980'li yıllardan itibaren modern dokuma ve örgü makineleri geliştirilmiştir. Kumaş üretiminde genel olarak dokuma ve örme tekniği kullanılmaktadır.

2.1. Dokuma ve Örgü Makineleri

Dokuma tekniğinde iki grup iplik (çözü ve atkı) örgü olarak adlandırılan belirli bir sistemle birbirlerine dik açıyla bağlanarak kumaş yüzeyi oluşturmaktadır. Bu sistemde atkılar pasif iplik sistemi, çözüler ise aktif iplik sistemi olarak adlandırılmaktadır. Böylece kumaşın dokusu çözü ipliklerinin yönetilmesi ile sağlanır. Dokuma makineleri atkı atma sistemlerine göre dört gruba ayrılır. Bunlar mekikli, mekikcikli, kancalı ve jetli sistemlerdir. Sektörde en sık kullanılan türleri mekikcikli ve jetli (hava jetli-su jetli) dokuma makineleridir [6].

Kumaş üretiminde kullanılan bir diğer sistem ise örme makineleridir. Bu makinelerde iplikler tek başına ya da topluca iğne ve diğer yardımcı elemanlar kullanılarak ilmekler haline getirilir. Bu ilmekler arasında yan yana ve boylamasına bağlantılar oluşturulması ile kumaş yüzeyi üretilir [6]. Tarihsel olarak dokuma makinelerinden daha önce kullanılmaya başlanan örme makineleri günümüzde halen aktif olarak kullanılmaya devam etmektedir. Bunun en önemli sebeplerinden biri örme sistemin çalışma hızıdır. Çünkü örme sistemi ipliği en hızlı şekilde kumaş yapısına dönüştüren sistemdir. Dokuma makinelerine oranla örme makinelerinin çalışma hızının yüksek olması üretim hızının artmasını sağlar. Ancak bu durum farklı sonuçlara da yol açmaktadır. Burada en önemli problem üretilen kumaşın kalite kontrolünün henüz üretim aşamasında yapılamamasıdır. Çünkü yüksek hızda çalışması, tüp şeklindeki yapısı ve çalışma ortamının elverişsizliği otomatik bir hata yakalama sisteminin geliştirilmesini zorlaştırmaktadır. Dokuma makineleri yavaş

üretim hızına sahip oldukları için bu makinelerde üretim esnasında kumaş kontrolü yapabilen bazı sistemler geliştirilebilmiştir. Ancak örgü makinelerinde çalışabilen bir hata tespit sistemi henüz yoktur.

BTY vizyon belgesinin hedefleri doğrultusunda ülkemizde her alanda olduğu gibi tekstil alanında da sektörün ihtiyaçlarına dönük Ar-Ge çalışmalarına ihtiyaç duyulmaktadır. Bu nedenle doktora tez çalışmasında özellikle sektörde çok sayıda kullanılan yuvarlak örgü makineleri üzerinde çalışabilecek hata tespit sistemi geliştirilmiştir. Yürütülen tez çalışmaları hata tespit sistemi geliştirilirken karşılaşılan zorluklar, çözüm önerileri ve elde edilen bulgular ile ilgili detaylı Ar-Ge çalışmaları içermektedir. Bir sonraki bölümde örgü makineleri ve özellikle yuvarlak örgü makinelerinin genel yapısı ve çalışma prensipleri kısaca incelenmiştir.

2.2. Yuvarlak Örgü Makineleri

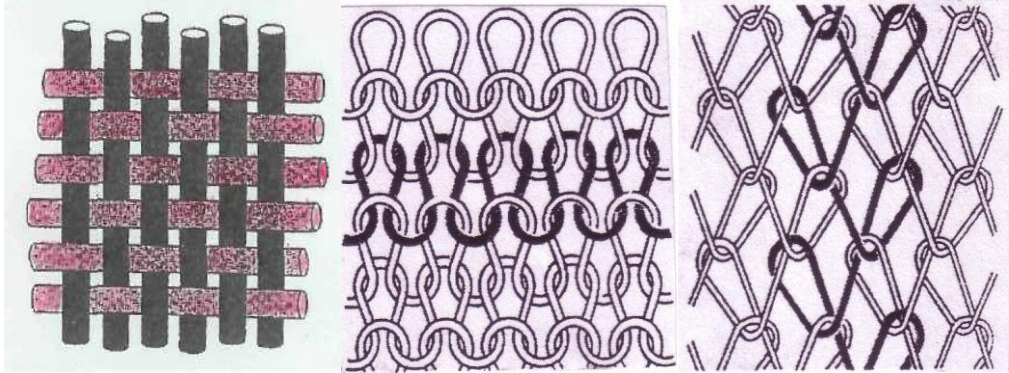
İpliklerin tek başına ya da hepsinin iğneler ve diğer yardımcı sistemler ile ilmekler haline getirilmesi, bunlar arasında da yatay ve dikey bağlantılar oluşturulması ile bir tekstil yüzeyi üretme işlemine örmecilik adı verilmektedir [6]. Tipik bir örme makinesi ortalama 1.4 m/s üretim hızına sahiptir. Oysa dokuma makinelerinin üretim hızı ortalama olarak 0.003 m/s'dir. Bu yüksek üretim hızı farkından dolayı örgü makineleri sektörde yoğun bir şekilde kullanılmaktadırlar. Bu avantajlarına ek olarak örme makineleri ile üretilen kumaşlarda, dokuma kumaş yüzeylerine göre boyut stabilitesi yönünden daha yumuşak, daha elastik ve dolgun bir yapı kumaş yüzeyi elde edilir.

Örme makineleri, ilmek oluşum tipine göre temel olarak iki ana sınıfa ayrılır:

- Çözümlü örme sistemli makineler
- Atkılı örme sistemli makineler

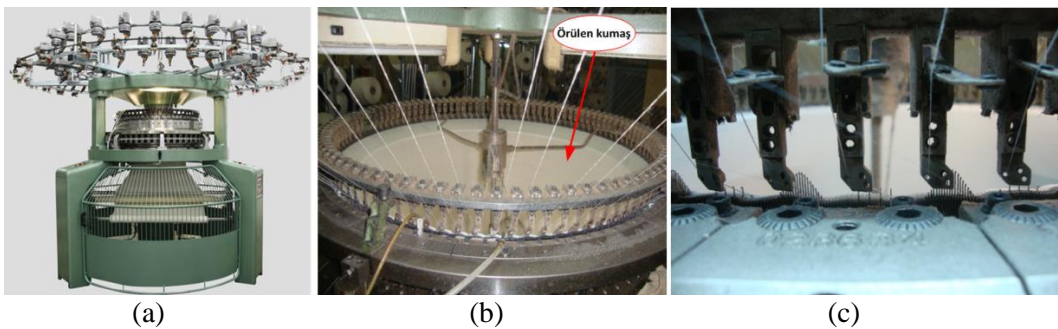
Çözümlü örme makinelerinde çok iplikli besleme sistemi kullanılır. En önemli özelliği iğneler sabit kalırken ipliğin hareketli olmasıdır. Atkılı örme makinelerinde ise tek iplikli besleme sistemi kullanılır. Bu sistemde ilmeklerin enine yönde hareket ederek bağlantı yapması ile kumaş yüzeyi oluşturulur. Atkılı örme sisteminde düz örme ve yuvarlak örme sistemleri kullanılır. Yuvarlak örme sisteminin en önemli

özelliđi iđnelerin hareketli, ipliđin ise sabit olmasıdır. Dokuma ve örme makinelerinde üretilen kumaş yüzeylerinin temel yapısı Şekil 2.1'de görölmektedir.



Şekil 2.1. Dokuma ve örgü kumaş yüzeylerinin görünüşü [6]

Yuvarlak örgü makinelerinde iđneler yan yana ve dairesel bir iđne yatađına dizilerek yuvarlak bir örme sistemi meydana getirirler. Dolayısıyla diđer örücü elemanlar iđnelerin pozisyonuna ve yerleşimine uygun olarak dairesel bir şekilde konumlandırılmıştır. Sabit pozisyonda olan kilit mekanizması örme iđnelerini aşıđı yukarı hareket ettirerek iđnelere örme işlemi yaptırır. İđnelerin oluşturduđu dairenin çapına göre farklı enlerde olabilen tüp şeklinde örme kumaşlar üretilir. Dolayısıyla yapılacak bir kumaş kontrol sisteminden beklenen, iđnelerin hemen altını izleyerek kumaş üretilir üretilmez hatalı olup olmadığını kontrol etmesidir. Şekil 2.2'de yuvarlak örgü makinesinin genel görünümü ve iđne yapısı görölmektedir.



Şekil 2.2. (a) Yuvarlak örgü makinesi, (b) Kumaşın örüldüđu bölüm, (c) Örgü iđneleri

Atkılı örme sisteminde ipliklerin ilmek oluşturmasını sađlayan birçok örücü makine elemanları vardır. Örücü makine elemanları genel olarak iđneler, platinler, kilit sistemleri, mekikler ve merdaneden oluşmaktadır. Tüm örücü sistem

elemanlarının farklı özelliklerde birçok şekilleri ve alternatifleri vardır. Kullanılan örgü makinesinin teknik özelliklerine ve üretilecek kumaşın türüne göre en uygun örücü elemanlar kullanılarak çok farklı türde kumaş üretilmektedir.

Yuvarlak örgü makinelerinde genellikle iç giyim, yazlık-kışık spor giyim ve deniz giysileri oluşturmak için kullanılan ham kumaşlar üretilir. Ayrıca çorap sanayisinde kullanılan ham kumaşlar genellikle yuvarlak örgü kumaşlarıdır. Bahsedilen giysileri üretebilmek için yuvarlak örgü makinelerinde genel olarak süprem, iki iplik, üç iplik, lakost, kadife, ribana, kaşkorse, interlok türlerinde ham kumaşlar üretilmektedir. Ancak tez çalışmaları süresince sektörde en çok üretilen süprem, ribana ve likralı kumaş türleri üzerinde detaylı hata tespit çalışmaları yapılmıştır.

Türkiye sahip olduğu yaklaşık 20.000 adet örgü makinesi ile dünyadaki sayılı örme kumaş üreticilerinden biridir. Bu makine parkuru sayesinde ülkemizin örme kumaş üretim kapasitesi AB kapasitesinin dörtte birine karşılık gelmektedir. Özellikle örme sektörümüzün sahip olduğu bu konumunu uzun vadede sürdürebilmesi ve geliştirebilmesi için teknolojisini çağın önünde tutabilecek şekilde nitelikli Ar-Ge desteğine gereksinim duyulmaktadır [2,3].

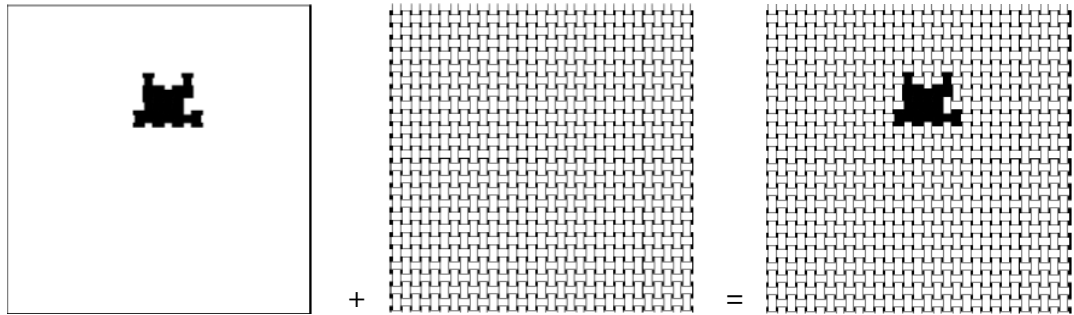
Malatya özelinde yapılan araştırmada ise, örme sektöründe 439 yuvarlak örgü makinesinin olduğu tespit edilmiştir. Üretilen kumaşların yaklaşık olarak %2-4'ü hatalı olarak üretildiği için, sadece Malatya'da aylık 490 ton hatalı kumaş üretildiği görülmektedir. Hatalı kumaş üretiminden dolayı ortaya çıkan ekonomik zararın boyutları buradan daha net bir şekilde anlaşılmaktadır

Yıllık ortalama 200 bin ton örme kumaş üretimi yapan ülkemizde örme kumaş sektörünün hammadde, enerji ve işçilik kayıpları minimize edilerek daha iyi konumlara yükseltilmesi gerekmektedir. 2023 yılı ihracat hedefi olarak ortaya koyulan 25 milyar dolarlık tekstil ve hammadde ihracatının yaklaşık 4 milyar dolarını örgü kumaşı ihracatı oluşturmaktadır. Bu hedefe götürebilecek en etkili yollarından biri şüphesiz yuvarlak örgü makineleri üzerinde çalışabilecek bir kumaş hatası tespit sisteminin geliştirilmesidir.

3. KUMAŞ HATASI TESPİT ÇALIŞMALARI

Bu bölümde tez çalışmasının ana konusu olan kumaş hatası tespiti hakkında okuyucuya kapsamlı bir literatür araştırması sunulmuştur. Görüntüde oluşan hataları tespit edebilen popüler görüntü işleme algoritmaları detaylı olarak tanıtılmıştır. Her bir yöntemin güçlü/zayıf yönleri, online/offline çalışabilme özellikleri, kullandıkları kumaş türleri ve başarı oranları gibi önemli parametreleri kıyaslamalı olarak incelenmiştir. Yöntemlerin en temel matematiksel ifadeleri verilmiştir.

Kumaş görüntülerinin otomatik olarak izlenmesinde görüntü işleme teknikleri kullanılmaktadır. Bu teknikler açısından bakıldığında, kumaş görüntüleri farklı doku örüntülerinden meydana gelen bir yüzeydir [4]. Genellikle düzenli bir örüntüye sahip olan kumaş görüntüleri çeşitli nedenlerde bozulmaktadır. Görüntü işleme teknikleri bozulmanın olduğu piksel noktalarını çıkartarak bazı durumlarda sınıflandırıcıya gerek duymaksızın hata tespiti yapabilmektedir. Şekil 3.1’de kumaş üretiminde sık karşılaşılan boşluk hatasının sentetik bir imgede oluşturulmasının adımları görülmektedir.



Şekil 3.1. Sentetik görüntü kullanılarak boşluk hatasının oluşturulması

Şekilden de anlaşılacağı üzere düzenli örüntü sadece belirli noktalarda bozulmuştur. Bu hata basit yöntemlerle ifade edilebilirken bazı karmaşık durumlarda daha ileri tekniklere ihtiyaç duyulmaktadır. Dolayısıyla doku örüntülerinin detaylı olarak analiz edilmesi kumaş görüntülerinin otomatik olarak kontrol edilmesinde önemli bir rol oynamaktadır. Kumaş dokularının analiz edilmesinde birçok farklı yöntem ve strateji kullanılmaktadır. Bu yöntemler yapısal, istatistiksel, spektral, model tabanlı, öğrenme ve melez yöntemler olmak üzere 6 grupta incelenecektir.

3.1. Yapısal Yaklaşımlar

Yapısal yaklaşımlar dokuları temel bileşenler olarak tanımlayarak piksellerin gri seviye dağılımlarını birbirinden bağımsız bir şekilde inceleyen yaklaşımlardır [7]. Bu yöntemler öncelikle görüntülerdeki temel doku yapısını çıkararak elde edilen dokusal bilgileri geometrik ilişkiler ile modellemeye dayanmaktadır. Ancak bu yaklaşım tekniği kumaş hatası bulunması işlemlerinde başarılı bir yöntem değildir. Çünkü kumaş yapılarındaki rastgelelik (iplik esnekliği, kumaş hareketi, gürültü gibi) gerçek kumaş görüntülerinden doku bilgilerinin çıkarılmasında farklı problemlere yol açmaktadır [8].

3.2. İstatistiksel Yaklaşımlar

İstatistiksel yaklaşımlar piksel değerlerinin uzaysal dağılımlarını ölçen yöntemlerdir [7]. İstatistiksel yöntemler kumaş yüzeyinde üzerinde farklı istatistiksel sonuçlar üreten bölgeleri tespit ederek bu bölgelerin hatalı olup olmadığını tespit etmeyi amaçlar. Bu yaklaşımlar bölgesel özellikleri tanımlayan piksel sayıları temel alınarak birinci, ikinci ve daha yüksek mertebeden istatistiksel yöntemler olarak sınıflandırılmıştır [7]. Bu yaklaşıma ait en çok kullanılan yöntemler histogram temelli, eş oluşum matrisi, oto korelasyon fonksiyonu ve matematiksel morfoloji olarak dört başlık altında incelenebilir.

3.2.1. Histogram temelli yaklaşımlar

Görüntülerdeki gri seviye piksel dağılımları hakkında istatistiksel bilgi sunan en kullanımlı araç histogramdır [9]. En çok başvurulan istatistiksel bilgiler ortalama, standart sapma, varyans ve ortanca'dır. Bu temel istatistiksel hesaplamalar matematiksel olarak oldukça basit ve hesaplama maliyetleri çok düşük olduğu için hata tespit uygulamalarında sık sık kullanılmıştır. Histogram bölmeleme metodu Otsu adlı metodun geliştirilmesi ile ortaya çıkmış ve hata tespitinde kullanılmıştır [10]. Yapılan farklı çalışmalarda hatalı ve hatasız kumaş görüntülerinin histogram farklılıkları analiz edilerek histogram temelli hata tespit çalışmaları yürütülmüştür [11-13]. Düşük işlem maliyeti ve yüksek çalışma hızı histogram temelli yöntemlerin en önemli avantajlarıdır. Bununla birlikte bu yöntemlerin geçerliliği ve güvenilirliği düşüktür. Geliştirilen yöntemlerin önemli parametreleri Çizelge 3.1'de verilmiştir.

Çizelge 3.1. Histogram değişkeni yöntemini kullanan bazı literatür çalışmalarının özeti

İncelenen kumaş türleri	İncelenen hata türü sayısı	Kullanılan sınıflandırıcı	Başarı oranı (%)	Kaynak
Dokuma	5	Kullanılmıyor	Bilinmiyor	11
Kord	4	Kullanılmıyor	Bilinmiyor	12
Jakar	2	Kullanılmıyor	Bilinmiyor	13

3.2.2. Eş oluşum temelli yaklaşımlar

Eş oluşum matrisi görüntü piksellerinin renk değerleri arasındaki bağımlılıkları hesaplayarak dokusal özniteliklerini çıkartan bir yöntemdir. Belirli bir ofset (piksel çiftleri konumları) değeri ile görüntünün gradyan yönelimlerinin dağılımı matematiksel olarak ortaya çıkarılır. $m \times n$ boyutundaki bir görüntünün (x, y) ofset değeri için eş oluşum matrisi Denklem (3,1)'de görülmektedir [14]:

$$C_{\Delta x, \Delta y}(i, j) = \sum_{p=1}^n \sum_{q=1}^m \begin{cases} 1, & \text{Eğer } I(p, q) = i \text{ ve } I(p + \Delta x, q + \Delta y) = j \\ 0, & \text{değilse} \end{cases} \quad (3,1)$$

Eş oluşum matrisinden çıkartılan bazı nicelikler görüntünün dokusal öznitelikleri ile ilgili bilgiler içermektedir. Haralick, görüntülerin farklı karakteristiklerini ölçmek ve tanımlamak için 14 adet dokusal öznitelik ölçümü geliştirmiştir [15]. Zıtlık, entropi, korelasyon ve enerji en çok kullanılan dokusal özniteliklerdir. Bu özniteliklerin matematiksel ifadeleri aşağıda tanımlanmıştır:

$$\text{Enerji} = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} [p(i, j)]^2 \quad (3,2)$$

$$\text{Zıtlık} = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (i - j)^2 p(i, j) \quad (3,3)$$

$$\text{Korelasyon} = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \frac{i \cdot j \cdot p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (3,4)$$

$$Entropi = - \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} p(i,j) \log_2(p(i,j) + \epsilon) \quad (3,5)$$

Bu denklemlerde p eş oluşum matrisini, G ise görüntünün farklı piksel sayısını göstermektedir. μ_x , μ_y ve σ_x , σ_y ise matrisin satır ve sütun toplamlarının, sırasıyla ortalama ve standart sapma değerlerini ifade etmektedir. Jing et al. [16], enerji, zıtlık, korelasyon ve entropi hesaplamaları ile kumaş görüntülerinin özniteliklerini elde ederek Yapay Sinir Ağları (YSA) ile sınıflandırma yapmışlardır. Tsai et al. [17], belirli sayıda açılı ve ofset aralıklarında kumaş görüntülerinin gri seviye eş oluşum matrislerini hesaplayarak YSA ile sınıflandırma gerçekleştirmiştir. Durağan kumaş görüntülerindeki kumaş hatalarını sınıflandırmak için gri seviye eş oluşum matrisinden yararlanılmış ve %90.78 oranında başarı elde edilmiştir [18]. Bu çalışmada, eş oluşum matrisinin zıtlık, entropi, ters farklılık momenti ve açısal moment hızı hesaplamalarından faydalanılmıştır. Yuvarlak örgü kumaşlarındaki hataları tespit etmek için birinci ve ikinci dereceden farklı istatistiksel öznitelikler kullanılarak hata tespiti gerçekleştirilmiştir [19]. Raheja et al. [20] ise zıtlık, homojenlik, korelasyon ve enerji özniteliklerini hesaplamıştır. Hesaplanan bu öznitelik bilgileri sinyal işleme kartı vasıtasıyla kumaş üretim makinesi üzerinde çalıştırılmıştır. Geliştirilen bu yöntemin en önemli eksikliği, sadece bir kumaş türü üzerinde verimli çalışmasıdır.

Eş oluşum matrisi temelinde gerçekleştirilen çalışmalar piksel renk farklılığını kullandığı için gürültü gibi etkenlerden dolayı verimleri düşmektedir. Bu nedenle ön işlem olarak filtreleme işlemleri gerekmektedir. Ayrıca bu yaklaşımların iki temel zayıf noktası vardır: (1) yüksek çözünürlüğe sahip görüntülerde düşük performans üretmeleri, (2) hesaplama maliyetlerinin yüksek olmasıdır. Çizelge 3.2’de eş oluşum yöntemini kullanan çalışmaların özeti görülmektedir.

Çizelge 3.2. Gri seviye eş oluşum matrisi yöntemini kullanan bazı literatür çalışmalarının özeti

İncelenen kumaş türleri	İncelenen hata türü sayısı	Kullanılan sınıflandırıcı	Başarı oranı (%)	Kaynak
Düz, fitilli	Bilinmiyor	YSA	Bilinmiyor	16
Fitilli	Bilinmiyor	YSA	%96	17
Düz	Bilinmiyor	Mahalanobis uzaklık sınıflandırıcı	%90.78	18
Örgü	5	FCM ve ANFIS	%97.50	19
Dokuma	4	Kullanılmıyor	Bilinmiyor	20

3.2.3. Oto- Korelasyon fonksiyonu kullanan yaklaşımlar

Kumaş görüntüleri doğaları gereği tekrarlı ve düzenli örüntülerden oluşmaktadır. Oto-korelasyon fonksiyonu böyle düzenli istatistiksel bilgiler içeren sinyal ve görüntüleri inceleyen bir fonksiyondur [21]. Bir boyutlu oto-korelasyon fonksiyonu aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$r(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-\tau-1} x(t+\tau)x(t) \quad (3.6)$$

N toplam örnek sayısını, x normalize edilmiş sinyal değerini, t zamanı, τ zamandaki kaydırma değerini ve r ise oto-korelasyon değerini göstermektedir. Eğer kumaş görüntüsünde hata varsa, düzenli örüntü bozulacağı için görüntünün oto-korelasyon fonksiyonu yanıtında tepeler veya vadi görünümleri oluşacaktır.

Bu yöntem, gürültü ve aydınlatma değişimlerine karşı oldukça korunaklı bir yapıya sahiptir. Bu yönüyle istatistiksel yöntemlerden üstündür. Ayrıca belirli tip kumaş görüntüleri üzerindeki sınıflandırma doğruluk oranı morfolojik yöntemlere göre oldukça yüksektir [21]. Ancak işlem maliyetinin yüksek olması önemli bir dezavantajdır. Diğer bir çalışmada oto-korelasyon fonksiyonu yardımıyla kumaş hatalarının sınıflandırılması gerçekleştirilmiştir [22]. Oto-korelasyon fonksiyonu kullanarak hata tespiti yapan çalışmaların özet bilgileri Çizelge 3.3'te verilmiştir.

Çizelge 3.3. Oto-korelasyon yöntemini kullanan bazı literatür çalışmalarının özeti

İncelenen kumaş türleri	İncelenen hata türü sayısı	Kullanılan sınıflandırıcı	Başarı oranı (%)	Kaynak
Düz, fitilli	2	Bilinmiyor	Bilinmiyor	21
Bilinmiyor	2	YSA	%93.50	22
Düz halı	Bilinmiyor	Bilinmiyor	Bilinmiyor	23

3.2.4. Matematiksel morfoloji temelli yaklaşımlar

Matematiksel morfoloji geometrik temsil ve bölgesel tanımlamalar için bir görüntüdeki kullanışlı bileşenleri çıkaran bir yöntemdir [24]. Nesne geometrisi hakkında ön bilgiye dayanan bu yöntem ile kumaş görüntülerini analiz eden birçok çalışma vardır. Dongyun ve Huiqin [25] geliştirdikleri morfolojik aşındırma operatörünü kullanarak kumaş hatalarının yerini tespit edebilen bir algoritma geliştirmişlerdir. Ancak algoritmaya ait başarı oranına çalışmalarında yer verilmemiştir. Aziz et al. [26] eş oluşum matrisi ve dalgacık dönüşümü yöntemlerini birlikte kullanarak hata tespiti çalışmaları gerçekleştirmiştir. Yöntemin doğruluğunu arttırmak için kumaş görüntüsü aşındırma ve genleşme işlemlerine tabi tutularak daha sonra görüntüye ayırık kosinüs dönüşümü uygulanmıştır. Mak et al. [27] sadece belirli kumaş görüntüleri üzerinde çalışan optimal morfolojik filtre tasarlamıştır. Gerçekleştirdikleri hata tespit uygulamasında %97.4 doğruluk oranı elde etmiştir. Farklı bir çalışmada ise morfoloji ve korelasyon yöntemleri birlikte kullanılarak kumaş hataları tespit edilmiştir [28]. Piksellerin düzenliliklerini ve lokal yönelimlerini hesaplayan yöntemlere göre morfolojik yaklaşımların hata tespit başarıları daha düşük değerlerdedir [29]. Ancak uygun geometrik yapı elemanı ile kumaş hatalarının hem boyutu hem de yeri hızlı bir şekilde tespit edilebilmektedir. Çizelge 3.4'te matematiksel morfoloji ile gerçekleştirilen farklı kumaş hatası tespit çalışmalarının özetleri verilmiştir.

Çizelge 3.4. Morfoloji yöntemini kullanan bazı literatür çalışmalarının özeti

İncelenen kumaş türleri	İncelenen hata türü sayısı	Kullanılan sınıflandırıcı	Başarı oranı (%)	Kaynak
Kord	1	Kullanılmıyor	Bilinmiyor	25
Örüntüsüz	Bilinmiyor	Kullanılmıyor	Bilinmiyor	26
Düz, fitilli, kot, dokuma	9	Bilinmiyor	%97.40	27
Düz dokuma	3	Hata Arama Algoritması	%79.10	28

3.3. Spektral Yaklaşımlar

En son yapılan bilgisayar görmesi çalışmalarının büyük bir kısmı spektral yaklaşımlar üzerine geliştirilmiştir. Yine yapılan psikofiziksel çalışmalarda da, frekans alanındaki bilgisayar görme çalışmalarının insan görme sistemine benzer yapıda olduğu belirtilmiştir [4]. Bu nedenle kumaş kontrol işlemlerinde spektral yöntemler istatistiksel yöntemlere göre daha keskin sonuçlar vermiştir.

Kumaş hata tespiti ile ilgili yapılan çalışmalar incelendiğinde yürütülen çalışmaların büyük bir kısmının spektral yaklaşımlar kullandığı görülmüştür. Spektral yöntemler öncelikle görüntüdeki temel doku örüntüsünü ortaya çıkartmayı, sonraki adımda ise bu doku temellerini uzaysal yerleşim kuralları ile genelleştirmeyi amaçlamaktadır. Bu yöntemler yüksek derecede periyodiklik gerektirmektedir. Kumaş görüntülerinin doğasında bulunan düzenlilik bu şartı sağlamaktadır. Yine ipliklerin veya desenlerinin periyodik yapılarda oluşu spektral yaklaşımların kullanımını kolaylaştırmaktadır. Bununla birlikte rastgele doku örüntüleri içeren kumaşlar için spektral yaklaşımların kullanımı istenen sonucu vermeyebilir. Bu bölümde en popüler spektral yaklaşımlar olan Fourier dönüşümü, dalgacık dönüşümü, Gabor dönüşümü ve filtreleme yöntemleri incelenerek kapsamlı bilgiler sunulmuştur.

3.3.1. Fourier dönüşümü kullanan yaklaşımlar

Fourier dönüşümü frekans bileşenleri açısından doku görüntülerini karakterize eden global bir yaklaşımdır [9]. Fourier teknikleri gürültüye karşı olan bağışıklık, öteleme değişmezliği ve periyodik özelliklerin iyileştirilmesi gibi arzu edilen özelliklerinden dolayı literatürde sıklıkla kullanılmaktadır. Frekans alanına yapılan

dönüşümden sonra kumaş görüntüsünün boyutu değişmez. Ancak, oluşabilecek bilgi kaybını en aza indirmek için daha çok karesel görüntüler üzerinde uygulanması önerilmektedir. $N \times N$ boyutunda bir görüntüde (x, y) gri seviye görüntü piksel koordinatlarının Fourier dönüşümü matematiksel olarak aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$F(a, b) = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \times e^{-j2\pi(ax+by)/N} \quad (3,7)$$

Kumaş yüzeyinde hata meydana geldiğinde kumaşta var olan periyodik örüntü bozulur. Fourier dönüşümü sonrası bozulmanın olduğu noktaya karşılık gelen frekans spektrumundaki özel pozisyonlar da meydana gelen bu hatayı önemli ölçüde ifade eder. Güncel bir doktora tezinde hızlı Fourier dönüşümü yardımıyla kumaş hataları gerçek zamanlı olarak tespit edilmiştir [30]. Yapılan tez çalışmasında, öncelikle hızlı Fourier dönüşümü ve çapraz korelasyon yöntemleri ile hatalı ve hatasız kumaş görüntülerinin öznelikleri çıkartılarak sistemin eğitimi gerçekleştirilmiştir. Seviye seçim filtresi farklı kumaş türlerine göre detaylı olarak test edilerek bu filtrenin ideal çalışma aralığı tespit edilmiştir. Sonraki adımda ise dokuma makinesi üzerine kurulan bir görüntü alma sistemi ile gerçek zamanlı kumaş hatası tespiti yapılmıştır. Chio-Ho ve Pang [31] düz kumaş desenlerinde sık karşılaşılan dört farklı kumaş hatasını tespit edip sınıflandırabilmek için Fourier dönüşümü ve merkezi uzaysal frekans spektrumunu kullanmıştır. Bu çalışmalarında daha hızlı çalışan iki boyutlu merkezi uzaysal frekans spektrumundan faydalanılmıştır. Benzer şekilde düz pamuk kumaşı için bir dokuma tezgâhı üzerinde YSA ve Optik Fourier Transform (OFT) yöntemi kullanılarak kumaş hataları tespit edilmiştir [32].

Zhao et al. [33], Fourier güç spektrumunu kullanarak kumaş hatası tespit çalışmaları gerçekleştirmiştir. Bu çalışmaya göre, düzenli ve periyodik yapıda bir doku örüntüsüne sahip kumaş görüntüsünün 2 boyutlu Fourier spektrumunda birkaç tane önemli tepe noktası varken, rastgele veya hata içeren kumaş görüntüsünde daha farklı frekans spektrumu ortaya çıkmaktadır. Onlar hata içermeyen kumaş görüntülerinin frekans spektrumlarındaki tepe değerlere göre eşikleme işlemi yaparak görüntüleri sınıflandırmışlardır. Hatasız görüntülerde bu yöntem yüksek

doğruluk sonucu elde ederken, farklı tip hata içeren görüntülerde eşik değerin seçilmesi oldukça zor olmaktadır. Bu nedenle hatalı görüntülerin sınıflandırma doğrulukları daha düşük çıkabilmektedir. Literatürde tanımlı olan 70 farklı türde kumaş hatası için global bir eşik değeri bulmak gerçekten zor bir problemdir. Radon dönüşümü ve Fourier dönüşümü birlikte kullanılarak yuvarlak örgü makinesi üzerinde gerçek zamanlı bir hata tespit sistemi test edilmiştir [34]. Bu çalışmada histogram eşiklemesinin ardından görüntülerin radon dönüşümleri hesaplanmıştır. Daha sonra Fourier dönüşümü hesaplanan kumaş görüntülerinin frekans spektrumundan 7 farklı istatistiksel öznitelik elde edilmiştir. Elde edilen 1×7 boyutundaki öznitelik vektörleri YSA sınıflandırıcısına giriş olarak verilerek 14 farklı hata türü için %92 sınıflandırma başarısı elde edilmiştir. Castellini et al. [35] optik Fourier dönüşümü ile dokuma kumaşlarındaki önemli renk ve doku değişimlerini analiz etmiştir. Görüntüler ikili histogram işlemi ile farklı eşikleme aralıklarında sınıflandırılmıştır. Ayrıca CCD sensörlü bir kamera ile bir donanım sistemi kurarak gerçek zamanlı hata tespiti gerçekleştirilmiştir.

Yapılan farklı çalışmalarda Fourier dönüşümü ile hata bulma işlemi gerçekleştirilmiştir [36,37]. Ancak bu yöntemlerin güvenilirliği ve geçerliliği tam olarak açık değildir. Fourier dönüşümü ile gerçek zamanlı hata tespit sistemi tasarımı oldukça güçlü ve hızlı sonuçlar vermektedir. Özellikle yuvarlak örgü makinelerinde üretilen hareketli kumaş görüntülerinin bu yöntem ile analizi yüksek doğrulukta hata tespiti yapmaya olanak tanımaktadır. Hızlı Fourier dönüşümü kullanılarak hesaplama yükü minimize edilebilir. Bu durum gerçek zamanlı hata tespit sistemleri için önemli bir kazanımdır. Görüntünün Fourier spektrumundan elde edilecek istatistiksel veriler ile inşa edilen çok düşük boyutta öznitelik vektörleri YSA sınıflandırıcısı yüksek doğruluk vermektedir [34]. Fourier spektrumunun büyüklüğü mutlak değerli bir büyüklük olduğundan, kumaşın yatay ve dikey yönlerdeki herhangi bir hareketi görüntünün Fourier spektrumunda herhangi değişikliğe yol açmaz. Bu avantajından dolayı gerçek zamanlı olarak kumaş hatası tespit etme işleminde kullanılması uygundur [38]. Fourier dönüşümü ile hata tespiti yapan bazı çalışmaların özeti Çizelge 3.5'te görülmektedir.

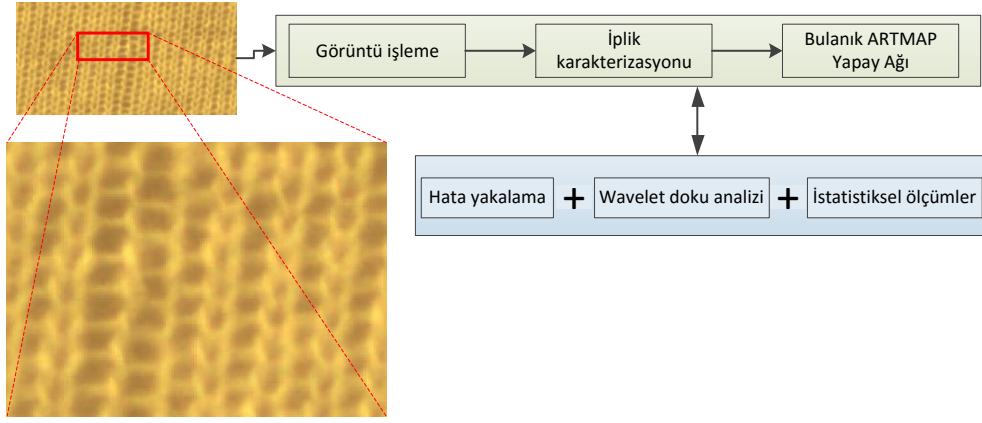
Çizelge 3.5. Fourier dönüşümü kullanan bazı literatür çalışmalarının özeti

İncelenen kumaş türleri	İncelenen hata türü sayısı	Kullanılan sınıflandırıcı	Başarı oranı (%)	Kaynak
Düz	10	Seviye seçim filtresi	%97.22	30
Düz	4	Bilinmiyor	Bilinmiyor	31
Düz pamuk	Bilinmiyor	YSA	Bilinmiyor	32
Bilinmiyor	1	YSA	%95	33
Örgü	14	YSA	%92	34

3.3.2. Dalgacık dönüşümü kullanan yaklaşımlar

Dalgacık dönüşümü çok çözünürlüklü sinyal analizi için kullanılan bir yöntemdir [39]. Fourier dönüşümünün temel fonksiyonları sinüsoidal yapıda iken, dalgacık dönüşümünde temel fonksiyonlar dalgacıklar olarak adlandırılan sınırlı süreli ve değişen frekanslarda küçük dalgalardan oluşur. Dalgacık dönüşümü herhangi bir giriş görüntüsü üzerinde yatay, dikey ve diyagonal yönlerde Fourier dönüşümünden daha fazla yerel dokusal bilgi elde eder.

Dalgacık dönüşümü ile görüntülerdeki hem doku değişimi hem de renk değişimi ayırt edilebilmektedir. Kumaş görüntüleri gibi düzenli renk ve doku bilgisine sahip görüntülerde bu yöntem ile etkili çözümler üretilmiştir. Kumaş yüzeyini oluşturan ipliklerin kalınlık ve düzenliliğini kontrol etmek için dalgacık dönüşümü kullanılmıştır [40]. Dalgacık dönüşümü 8 ayrı ölçekte uygulanarak çok ölçekli bir yaklaşım geliştirilmiştir. Yöntemin etkinliğini arttırmak için istatistiksel ölçümler yapılarak 576 iplik görüntüsü üzerinde sınıflandırma yapılmıştır. Bu çalışmaya ilişkin akış diyagramı Şekil 3.2’de görülmektedir.



Şekil 3.2. Dalgacık dönüşümü ile iplikleri kontrol eden çalışmanın işlem basamakları [38]

Diğer bir çalışmada 100 cm genişliğinde kumaş üretimi yapan bir kumaş makinesi üzerinde gerçek zamanlı bir hata tespit sistemi geliştirilmiştir [41]. Uyarlanabilir dalgacık fonksiyonları ile yapılan başka bir çalışmada 8 farklı kumaş hatasını tespit edebilen dalgacık dönüşümü temelli bir yöntem geliştirilmiştir [42]. Dalgacık dönüşümü farklı ölçekler bir arada kullanılarak uygulandığında kumaş hatası ve kumaş arka planı etkin bir şekilde ayırt edilebilir ve yöntemin hata tespit başarısı artar. Li et al. [43] örgü makinesi üzerinde dalgacık yöntemi ile hata tespiti yapmıştır. Her bir kumaş görüntüsünün dalgacık dönüşümünü hesaplayarak yüksek frekans katsayılarını tespit etmeye dönük bir doğrudan eşikleme modeli önerilmiştir. Örgü makinesi üzerinde çalışmak için 2-megapixel kapasitesinde akıllı görme sensörleri ve güçlü bir sinyal işleme kartı kullanarak sistemin yüksek hızda çalışması sağlanmıştır. Kang et al. [44] kumaşlardaki boşluk, iplik kopması ve yağ lekesi hatalarını tespit etmek için dalgacık dönüşümü ve YSA kullanmıştır. Kumaş görüntüleri öncelikle Gaussian filtresinden geçirilerek görüntülerdeki frekans ve doku yönelimi sayısı azaltılmıştır. Daha sonra görüntülerin dalgacık dönüşümleri hesaplanarak YSA'ya giriş olarak verilmiştir. Bu yöntem ile 1cm boyutunda boşluk, yağ kiri, çizgi ve aralık hatası gibi kumaş hataları tespit edilmiştir. Yapılan başka bir çalışmada ise 466 kumaş görüntüsü ayırt edici dalgacık fonksiyonları yardımıyla sınıflandırılmıştır [45]. Bilinen Haar ve Daubechies dalgacık fonksiyonları yerine ayırt edici dalgacık fonksiyonları kullanılarak kumaş görüntülerindeki düzenlilik ve periyodiklik daha güçlü bir biçimde ortaya çıkarılmıştır. 6 farklı sınıflandırıcı üzerinde testler yapılarak kararlı ve tutarlı sonuçlar alınmıştır. Li ve Di [46] dalgacık dönüşümü ve morfolojik işlemleri birlikte kullanarak örgü makinesi üzerinde

otomatik hata tespit sistemi geliřtirmiřtir. Bu sistemde her bir kumař grnts histogram eřitleme ve medyan filtreden geirilerek daha sonra dalgacık dnřm uygulanır. Elde edilen alt bant grntlerine eřikleme ve morfolojik iřlemler uygulanarak bltlenmiř grnt elde edilir. nerilen sistem bařarılı grnmekle birlikte sadece kırılıř izi hatasını tespit edebilmektedir.

Dalgacık dnřm ile kumař hatası tespit eden alıřmalar incelendiđinde genelde sınırlı sayıda kumař hatası zerinde yapılan alıřmalar oldukları grlmektedir. Bazı alıřmalarda bařka yntemler ile birlikte kullanılarak sistemin bařarısı arttırılmıřtır. Ayrıca izgi řeklindeki hatalarda olduka bařarılı sonular vermektedir. Hesaplama maliyetinin dřk olması da gerek zamanlı uygulamalarda kullanılabilirliđini arttırmaktadır. izelge 3.6'da bu yntemi kullanan alıřmalar ile ilgili bazı temel bilgiler verilmiřtir.

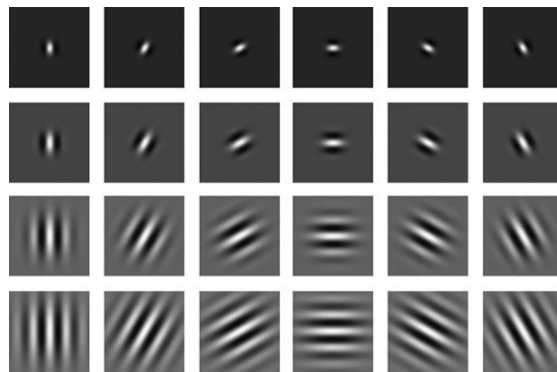
Dalgacık dnřm olduka gl bir doku tanımlama yntemidir. Literatrde kumař hatası tespitinde kullanılmakla birlikte birok bilgisayar grmesi ve rnt tanıma probleminde sıklıkla kullanılmıř ve etkili sonular vermiřtir. Yapılan bir alıřmada dalgacık dnřm ve Gaussian olasılık yođunluk fonksiyonu birlikte kullanılarak ierik temelli bir imge sınıflandırma sistemi geliřtirilmiřtir [47]. Elde edilen her bir dalgacık alt bant grntsnn olasılık yođunluk fonksiyonu parametreleri hesaplanarak grnty modelleyen parametreler tespit edilmiřtir. Geliřtirilen sistem olduka bařarılı sonular vermekle birlikte dřk boyutta znelik vektrne sahiptir. Tez alıřmaları kapsamında bu yntem kumař hatası tespiti iin kullanılmıř ve etkili sonulara ulařılmıřtır.

Çizelge 3.6. Dalgacık dönüşümü yöntemini kullanan bazı literatür çalışmalarının özeti

İncelenen kumaş türleri	İncelenen hata türü sayısı	Kullanılan sınıflandırıcı	Başarı oranı (%)	Kaynak
5 farklı iplik görüntüsü	Yok	YSA	%87.30	40
Dokuma	Bilinmiyor	YSA	%94	41
Düz, fitilli	8	Bilinmiyor	%97.5	42
Örgü	2	Kullanılmıyor	%98	43
Bilinmiyor	3	YSA	%95	44
Düz, fitilli	8	Euclidean	%95.8	45
Örgü	1	Kullanılmıyor	Bilinmiyor	46

3.3.3. Gabor dönüşümü kullanan yaklaşımlar

Gabor dönüşümü karmaşık sinüzoidal düzlem dalgası tarafından üretilen gauss dağılımının fonksiyonu olarak tanımlanmaktadır. Aynı zamanda dalgacık dönüşümünde ana dalgacık Gabor fonksiyonu olarak seçildiğinde dalgacık dönüşümü olarak ifade edilmektedir. Gabor dönüşümü hem yönelim hem de uzaysal lokalizasyon için farklı ölçek ve yönelimlerde birçok filtre içermektedir. Farklı yönelim ve frekans karakteristikleri nedeniyle insan görme sistemine benzemektedir. Bu nedenle yıllardan beri bilgisayar görmesi, yüz tanıma ve öznitelik çıkarma algoritmalarında kullanılmaktadır. Şekil 3.3'te farklı yönelim ve 4 farklı ölçekte üretilen 24 Gabor filtresi görülmektedir.



Şekil 3.3. Gabor filtre kümesi

Gabor filtreleri istenilen açısallarda tam bir seçiciliğe sahip olacak biçimde tasarlanabilir. Kumaş görüntüleri genellikle belirli yön ve örüntüde oldukları için herhangi bir hata oluşması durumunda Gabor filtrelerine mükemmel yanıt verirler.

Gabor filtreleri öteleme ve dönmeden etkilenmedikleri için kumaş hareketinde olabilecek bu tip durumlara karşı başarılı sonuçlar vermektedir.

Kumaş hatası tespitinde optimal Gabor filtreleri kullanılarak 128 farklı görüntü üzerinde çalışmalar yapılmıştır [48]. Görüntüler Gabor filtrelerinden geçirilerek daha sonra gürültü giderme işlemleri uygulanmış ve YSA ile sınıflandırma yapılmıştır. Dokuma tezgâhı üzerinde gerçek zamanlı yapılan bir hata kontrol sisteminde, 4 farklı ölçek ve yönde 16 Gabor filtresi kullanılarak görüntülerin öznelikleri hesaplanmıştır [49]. Bazı çalışmalarda Gabor filtreleri başka yöntemlerle birlikte kullanılarak kumaş görüntüleri sınıflandırılmıştır. Gaussian fonksiyonu ve Gabor filtreleri birlikte kullanılarak 360 tane kumaş görüntüsü sınıflandırılmıştır [50]. Başka bir çalışmada temel parametreleri genetik algoritma ile optimize edilen Gabor filtreleri ile kumaş görüntülerinde hata tespiti gerçekleştirilmiştir [51]. Jing et al. [52] 4 farklı ölçek ve yönde 11x11 boyutunda Gabor filtreleri oluşturmuştur. Daha sonra bu filtreler ile 90 tane kumaş görüntüsü üzerinde hata bulma çalışmaları yapılmıştır. Tong et al. [53] dokuma kumaşı kontrolü için Gabor filtresi ve diferansiyel gelişim algoritmasını birlikte kullanarak kumaş görüntülerinin en uygun özneliklerini çıkarmıştır. Geleneksel Gabor filtre bankası yerine diferansiyel gelişim algoritması ile optimize edilen Gabor filtreleri sayesinde işlemin hesaplama maliyeti düşürülmüştür. Geliştirilen yöntem gerçek zamanlı olmayacak şekilde farklı tip kumaşlar üzerinde test edilmiştir. Güncel bir çalışmada ise Gabor filtrelerinin tasarımında genetik algoritma kullanılarak eliptik Gabor filtre bankası inşa edilmiştir [54]. Hatasız kumaş görüntüleri temel alınarak Gabor filtresinin parametreleri genetik algoritma ile optimize edilmiştir. Optimal filtrelerin elde edilmesi ile incelenecek olan kumaş görüntüsü basit bir eşikleme ile analiz edilmiştir. Çizelge 3.7'de incelenen çalışmaların özeti sunulmuştur.

Gabor filtreleri kullanan çalışmaların ortak özelliği sınırlı sayıda kumaş ve hata türü üzerinde çalışıyor olmalarıdır. Gabor filtreleri ile benzer özelliklere sahip olan ve aynı zamanda hesaplama maliyeti daha az olan farklı dönüşüm yöntemleri kullanılması önerilmektedir.

Çizelge 3.7. Gabor dönüşümü yöntemini kullanan bazı literatür çalışmalarının özeti

İncelenen kumaş türleri	İncelenen hata türü sayısı	Kullanılan sınıflandırıcı	Başarı oranı (%)	Kaynak
Fitilli, düz, kot	4	Elman YSA	%100	48
Dokuma	3	Bilinmiyor	Bilinmiyor	49
Düz	9	GMM sınıflandırıcı	%87	50
Bilinmiyor	1	Bilinmiyor	Bilinmiyor	51
Dokuma	8	BP YSA	%98.5	52
Dokuma	7	Fisher kriteri	%93.4	53
Dokuma	3	Fisher kriteri	%96.67	54

3.3.4. Filtreleme kullanan yaklaşımlar

Görüntülerde gürültüyü kaldırma, iyileştirme ve öznelik çıkarma gibi amaçlarla çeşitli filtre bankaları kullanılmaktadır. Filtreler kullanım amacına uygun olarak frekans veya uzaysal alanda tasarlanır. Frekans alanında daha çok çarpma işlemi, uzaysal alanda ise konvolüsyon işlemi ile filtreler oluşturulmaktadır.

Doku sınıflandırma uygulamalarında yaygın olarak filtre bankalarından faydalanılır. En yaygın filtre bankaları S küme [55], MR8 küme [55], PC [56] ve CMR [56] filtre kümeleridir. Bu filtreleme yaklaşımları genellikle döndürme bağımsız özelliğine sahiptir. Filtreleme temelli olarak bakıldığında kumaş hatası tespitinde bu filtre bankaları ile sınırlı sayıda araştırma yapılmıştır.

Rong et al. [57] 6 farklı kumaş hatası içeren kumaş görüntülerini alt imgeler halinde bölerek filtreleme metodu ile öznelik çıkarmıştır. Zeng ve Hirata [58] 2 boyutlu türev filtreleri kullanarak kumaş görüntülerinin birinci mertebeden türevlerini hesaplamıştır. Türev işlemi görüntülerdeki kenar bilgilerini ortaya çıkardığı için hata tespitinde etkin çözüm sunmuştur. Ayrıca B-spline dönüşümü ile algoritmanın hesaplama maliyeti düşürülmüştür. Diğer bir çalışmada ise farklı parametrelere ihtiyaç duyan ve komşu piksellerin farklarını hesaplamaya dayanan 2 boyutlu uyarlanabilir filtreler tasarlanmıştır [59]. Bu filtreler kumaşların temel örüntü yapısına uygun tasarlandığı için hata oluştuğunda güçlü yanıtlar üretmektedir.

3.4. Model Tabanlı Yaklaşımlar

Doku genellikle karmaşık yapıda bir örüntü dizisi olarak kabul edilir ve olasılıksal (stochastic) veya olasılıksal olmayan (deterministic) bir model tarafından tanımlanabilir. Kumaş görüntüleri gibi gerçek dokular olasılıksal bir işlem olarak modellenebilir. Dolayısıyla görüntü uzayı üzerinde elde edilen parametrik olasılık dağılımları ile başka bir doku bölgesi izlenip değerlendirilebilir. Böylece modellenen doku ile eşleşen ve eşleşmeyen dokular elde edilir. Hata tespit problemi bu modelden üretilen istatistikler üzerinde çeşitli testler olarak kabul edilebilir. Görüntü işleme uygulamalarında olasılıksal modellemeler kovaryans, 1 boyutlu ve 2 boyutlu modeller olmak üzere 3 sınıfta incelenir. Farklı olasılıksal modeller geliştirilmiş ve hata tespitinde kullanılmıştır. Bu modeller kısaca incelenecektir.

3.4.1. Gauss Markov rastgele alan yaklaşımı

Gauss Markov Rastgele Alan (Gauss Markov Random Field–GMRF) modelini temel alan olasılıksal modeller doğal ve sentetik doku görüntülerini başarılı bir şekilde modellemişlerdir. Cohen et al. [60] GMRF modelini kumaş hatası tespiti için kullanmıştır. Hatasız bir kumaş GMRF modeli tarafından modellenmiştir. Modelin parametreleri belirlenen yön ve ölçekte eğitim örneklerinden elde edilmiştir. Son olarak hatasız kumaştan elde edilen GMRF model parametreleri Maksimum Olasılık Tahmini (Maximum Likelihood Estimate–MLE) ile hesaplanarak kumaş görüntüleri sınıflandırılmıştır. Benzer yaklaşımlar kullanılarak gerçekleştirilen kumaş hatası tespit çalışmaları vardır [61,62,63]. Özdemir ve Erçil [61] ve Baykut et al. [62] TMS320C40 modülü kullanarak GMRF modeli ile kumaş hatası tespit sistemi geliştirmişlerdir. Yaptıkları çalışmada GMRF modeli ile yapılan hata tespitinin Karhunen-Loève (KL) dönüşümü ile yapılan hata tespitinden 10 kat daha hızlı çalıştığını göstermişlerdir. Attali ve Cohen [63] GMRF ve fraktal modeller kullanarak doku görüntülerinin olasılıksal modellemelerini gerçekleştirmişlerdir. Hatasız kumaş görüntülerini modellemek için yapılan bir çalışma ile hata içermeyen kumaş görüntüleri kullanılarak referans bir GMRF modeli üretilmiştir [64].

3.4.2. Kümeleme temelli yaklaşımlar

Bir kumaş görüntüsündeki hatanın yerini belirlemek için kümeleme yöntemlerini kullanan yaklaşımlardır. Campbell et al. [65] kot kumaşlarındaki hataların yerini tespit edebilmek için model temelli bir kümeleme yöntemi geliştirmiştir. Hatanın varlığını doğrulamak için Bayesian Bilgi Kriteri (Bayesian Information Criterion–BIC) [66] kullanılmıştır. Bu çalışmada kontrol edilen görüntülerin BIC hesaplaması yapılmadan önce eşikleme, açma, etiketleme gibi morfolojik işlemler kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar incelendiğinde, BIC değerinin kumaşta hata olup olmadığını gösteren önemli bir parametre olduğu anlaşılmıştır. Kong et al. [67] renkli ve rastgele doku örüntüleri içeren seramik yüzey görüntüleri için yeni bir renkli kümeleme algoritması geliştirmiştir. Algoritma renkli görüntüler üzerinde yüksek doğrulukta kümeleme sonucu üretmektedir. Kumaş hatası tespitinde de bu algoritmanın başarılı sonuçlar vereceği anlaşılmaktadır. Gauss Markov Rastgele Alan modeli ve kümeleme temelli çalışmaların temel bilgileri Çizelge 3.8’de görülmektedir.

Çizelge 3.8. Model tabanlı metotlar kullanan bazı literatür çalışmalarının özeti

Metotlar	İncelenen kumaş türleri	İncelenen hata türü sayısı	Kullanılan sınıflandırıcı	Kaynak
Gauss Markov Rastgele Alanlar	Kot	6	Kullanılmıyor	60
	Beyaz yün	4	Kullanılmıyor	61
	Beyaz yün	4	Kullanılmıyor	62
	Dokuma	Bilinmiyor	Bilinmiyor	63
	5 farklı kumaş tipi	4	Bayessian	64
Kümeleme Modeli	Kot	1	Kullanılmıyor	65

3.5. Öğrenme Yaklaşımları

Yapay sinir ağları ve Destek Vektör Makinaları (DVM) görüntü işleme ve bilgisayar görmesi gibi alanlarda sistemlerin eğitilmesi ve test edilmesi aşamalarında yoğun şekilde kullanılmaktadır. YSA ve DVM modelleri kumaş hatası tespit çalışmalarında karar verici sistem olarak görev yapmaktadırlar. Stojanovic et al. [68] kumaş hatasını tespit edebilmek için daha az işlem maliyetine sahip 3 katmanlı ve geri beslemeli bir YSA modeli önermiştir. Bu modelin başarı oranı %86.2’dir. Farklı

bir çalışmada Temel Bileşen Analizi (TBA) yöntemi kullanılarak işlem maliyeti düşük ileri beslemeli bir YSA modeli önerilmiştir [69]. Düz beyaz kumaşların hatalarını tespit etmek için, Kuo et al. [70] 3 katmanlı ve geri beslemeli bir YSA modeli geliştirmiştir. 1×4096 piksel çözünürlüğe sahip çizgi tarama kamerası ile 4 farklı türde hata içeren 160 adet kumaş görüntüsü kaydederek bu model ile sınıflandırılmıştır. Benzer türde kumaş görüntüleri için geri beslemeli ve ön işlem filtresi kullanılan bir YSA modeli geliştirilip 240 adet hatalı kumaş görüntüsü ile model test edilmiştir [71]. Semnani ve Vadood [72], örgü kumaşlarının sınıflandırılmasında kullanılmak üzere YSA tabanlı bir hata tespit sistemi önermişlerdir. Yaptıkları çalışmada YSA modeli genetik algoritma ile optimize edilmiştir. YSA ile uzman gözleyicinin yaptığı sınıflandırma sonuçları arasındaki korelasyon katsayısı 0.972 olarak hesaplanmıştır. Shi et al. [73], 1×2048 piksel çözünürlüğündeki çizgi tarama kamerasından ve TILDA [74] kumaş veri tabanından elde ettikleri hatalı ve hatasız görüntülerin bölütlenmesi için YSA kullanmışlardır. Sınıflandırıcıya giriş olmak üzere görüntülerden elde edilen altı farklı istatistiksel ölçüm ve dört tane zıtlık parametresi hesaplanmıştır. DVM gibi sınıflandırıcılar kullanılarak geliştirilen kumaş hatası tespit çalışmaları da vardır [75]. Bu et al. [76] 7 farklı hata türü içeren dokuma kumaşların sınıflandırılmasında DVM sınıflandırıcısı kullanmıştır. Öğrenme yaklaşımı ile hata tespiti gerçekleştiren çalışmaların bazı bilgileri Çizelge 3.9'da görülmektedir.

Çizelge 3.9. Öğrenme yaklaşımı kullanan bazı literatür çalışmalarının özeti

İncelenen kumaş türleri	İncelenen hata türü sayısı	Kullanılan sınıflandırıcı	Başarı oranı (%)	Kaynak
Dokuma	8	YSA	%86.2	68
Dokuma	8	YSA	Bilinmiyor	69
Dokuma	4	YSA	%91.88	70
Düz dokuma	4	YSA	%94.38	71
Örgü	Yok	YSA	%97.20	72
Dokuma	TILDA'dan 17 hata tipi	YSA	Bilinmiyor	73
Dokuma	TILDA'dan 9 hata tipi	DVM	%96.36	75

3.6. Melez Yaklaşımlar

Daha önceki bölümlere anlatılan görüntü işleme yöntemleri kumaş hatası tespit probleminde farklı üstünlüklere sahiptirler. Ancak her yöntemin kullanılan kumaş türü ve hata sınıfına göre zayıflık gösterdiği noktalar kaçınılmaz olarak vardır. Örneğin dönme ve ölçekleme durumlarında hassasiyete sahip olan gri seviye eş oluşum matrisinin bu temel zayıflığı başka bir yöntem ile birlikte kullanıldığında ortadan kalkabilmektedir. Gabor dönüşümünde kullanılacak filtrelerin parametrelerinin seçimi oldukça zor iken, genetik algoritma veya başka bir optimizasyon algoritması ile bu problem minimize edilmektedir.

Bu noktalardan hareketle, literatürde yöntemleri birlikte kullanarak etkili kumaş hatası tespiti yapabilen çalışmalar geliştirilmiştir. Kuo ve Su [77] eş oluşum matrisi üzerinde ilişiksel piksel analizi yaparak pikseller arasında korelasyon analizi yapmıştır. 50 farklı hatalı kumaş görüntüsü için %94 sınıflandırma başarısı elde edilmiştir. Dalgacık dönüşümü temelli altın görüntü çıkarma metodu istatistiksel ve spektral yaklaşımlarla birlikte kullanılarak kumaş hatası tespit sistemi geliştirilmiştir [78]. Görüntülerin frekans alanına dönüşümleri gerçekleştirilerek frekans alanına ait istatistiksel ölçümler elde edilmiş ve 256×256 boyutundaki 60 görüntü sınıflandırılmıştır.

Orijinal olarak finansal analiz yapmak için geliştirilen Bollinger Bantları (Bollinger Bands–BB) [79] bir boyutlu yaklaşımdan iki boyutlu yaklaşıma genişletilerek kumaş görüntülerinin analizi için kullanılmıştır [80]. Bu yöntem öteleme bağımsız ve matematiksel olarak basit bir tanıma sahip olmasından dolayı farklı kumaş hatası çalışmalarında kullanılabilir. Tsang et al. [81] yaptıkları güncel bir çalışmada Elo Derecelendirme (Elo Rating–ER) [82] yönteminin yeni bir versiyonunu geliştirerek kapsamlı ve nitelikli bir kumaş hatası tespit algoritması geliştirmişlerdir. Bu çalışmada görüntüler standart alt imgelere ayrılarak değişik alt imgelerin birbirleri arasında eşleşen noktalarını temel alan bir Elo nokta matrisi oluşturulur. Haar dalgacık dönüşümünü de kullanılarak 110 hatasız ve 120 hatalı kumaş görüntüsü sınıflandırılmıştır. Yapi et al. [83] genelleştirilmiş Gaussian dağılımı, Contourlet dönüşümü ve Bayesian sınıflandırıcısı kullanarak hata tespit algoritması önermişlerdir. Eğitim aşamasında alt bloklara ayrılmış her bir hatasız kumaş görüntüsünün genelleştirilmiş Gaussian dağılımı ve Contourlet dönüşümü

hesaplanarak Kullback-Leibler yöntemi ile her bir blok çifti için benzerlik hesaplaması yapılmıştır. Tüm hatasız görüntüler için elde edilen benzerlik bilgileri ile Bayesian sınıflandırıcı eğitilmiş ve test görüntüleri için başarılı sınıflandırma sonuçlarına ulaşılmıştır.

Yapılan melez çalışmaların bazılarında işlem yükü artmakla birlikte yüksek sınıflandırma doğrulukları elde edilmiştir. Birlikte kullanılan yöntemler özellikle birbirlerinin eksik yönlerine göre seçildiğinde geliştirilen çalışmaların başarısının ve güvenilirliğinin arttığı gözlemlenmektedir. Melez yöntemlere ait literatür çalışmaları Çizelge 10'da özet olarak verilmiştir.

Çizelge 3.10. Melez yaklaşım kullanan bazı literatür çalışmalarının özeti

İncelenen kumaş türleri	İncelenen hata türü sayısı	Kullanılan sınıflandırıcı	Başarı oranı (%)	Kaynak
Dokuma	4	Bilinmiyor	%94	77
Jakarlı	4	Eşikleme	%96.7	78
Dokuma	4	Bilinmiyor	%98.59	80
Dokuma	10	Bilinmiyor	%99.12	81
Dokuma	TILDA'dan 3 hata tipi	Bayessian	%99.04	83

4. ÖNERİLEN YENİ ÖZİNİTELİK ÇIKARMA YAKLAŞIMLARI

Bu bölümde doku sınıflandırma problemini çözmek için tez çalışmaları sırasında geliştirilen yaklaşımlar sunulmuştur. Bu yaklaşımlar Yönlü Gradyan Histogramları (Histograms of Oriented Gradients–HOG) [84,85] ve Eş Oluşum Yönlü Gradyan Histogramları (Co-occurrence HOG–CoHOG) [86] yaklaşımlarının geliştirilmesi ile elde edilmiştir.

Geliştirilen yaklaşımlar CURET [87], KTH-TIPS [88], KTH-TIPS2-a [88,89] ve UIUC [90] gibi doku veri tabanları üzerinde kapsamlı testlere tabi tutularak güvenilirlikleri ve sınıflandırma doğrulukları sınanmıştır.

4.1. Geliştirilen Yeni HOG ve CoHOG Yaklaşımları

Orijinal HOG ve CoHOG algoritmalarında piksellerin gradyan yönelimleri görüntünün gradyan bilgileri ile hesaplanmaktadır. Dolayısıyla gradyan bilgisinin hesaplanması her iki algoritmada temel ve önemli bir adımdır. Tez çalışmaları sırasında Gaussian türev filtreleri ve Hessian matrisi kullanarak global bir türev hesaplama şeması önerilmiştir. Her iki algoritmada geleneksel piksel farklarına dayanan gradyan bilgisi yerine geliştirilen türev hesaplama yöntemleri ile görüntülerin ayırt edici türev bilgileri elde edilmiştir. Ayrıca orijinal CoHOG algoritması piksellerin etiketlenmesi işleminde sezgisel ofset değerleri kullanmaktadır. Bu nedenle algoritmanın performansı objektiflikten uzak olmakla birlikte farklı ofset değerlerinde farklı sınıflandırma sonuçları üretmektedir. Algoritmanın bu temel zayıf noktasına da müdahale edilerek bu işlem tamamen matematiksel temellere oturtulmuştur.

Geliştirilen ilk HOG algoritması (GDF-HOG) gradyan hesaplaması için yatay ve dikey yönlerde ayrılabilen birinci merteye Gaussian türev filtrelerini (Gaussian Derivative Filters–GDF) kullanmaktadır. Önerilen ikinci HOG algoritması (Eig(Hess)-HOG) Hessian matrisinin öz değerlerine dayanmaktadır. Üçüncü HOG algoritması ise Gaussian türev filtreleri ile hesaplanan yatay ve dikey yöndeki ikinci merteye türev bilgileri ile öznelik hesaplamaktadır. Bu türev bilgileri hem gradyan büyüklükleri hem de gradyan yönelimleri olarak kullanılmıştır. Geleneksel CoHOG algoritmasının gradyan hesaplama adımı geliştirilerek önerilen ilk CoHOG yaklaşımında (Eig(Hess)-CoHOG) Hessian matrisinin öz değerleri kullanılmıştır.

Geliştirilen diğer CoHOG algoritması ise (GM-CoHOG) Gaussian ve ortalama eğrilik bilgileri sayesinde etkili ve sağlam bir gradyan hesaplamasına sahip olmuştur [91]. Ayrıca önerilen GM-CoHOG yaklaşımında farklı bir etiketleme formülünden faydalanılmıştır. Literatüre kazandırılan son CoHOG algoritması ise temel eğrilik bilgilerine ve şekil tanımlama indeksi formülüne dayandırılmıştır [92]. Geliştirilen bu son CoHOG algoritmasında temel eğrilik bilgileri hesaplanmış ve bu bilgiler ile doku yüzeyleri altı farklı diferansiyel yüzey olarak sınıflandırılarak oldukça etkili doku analizi yapılmıştır [92]. Geliştirilen tüm yöntemler ile hem genel doku veri tabanlarında hem de kumaş veri tabanı üzerinde başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

4.1.1. Geliştirilen GDF-HOG yaklaşımı

Orijinal HOG algoritması komşu piksellerin farklılıklarını hesaplamaya dayanan basit bir gradyan hesaplaması kullanmaktadır. Bu hesaplama doku görüntülerini etkili ve ayırt edici bir şekilde kodlayamamaktadır. Ayrıca bu hesaplama matematiksel olarak zayıf ve gürültü için oldukça hassastır. HOG algoritmasının tanımında da vurgulandığı gibi, bu algoritma daha çok düzenli histogram dağılımı içeren görüntülerde verimli çalışmaktadır [84,85]. Ancak gerçek dünya görüntüleri için bu mümkün olmayıp histogram dağılımlarında farklı davranışlar gözlemlenmektedir. HOG algoritmasının bu temel zayıflığını gidermek için lokal doku görüntülerini iyileştiren ve daha sonra Gaussian türev filtreleri ile gradyan hesaplaması yapan etkin bir yöntem geliştirilmiştir

Döndürme, ölçekleme ve öteleme işlemlerinin her biri lineer dönüşümlerdir. Bu işlemler sonucunda görüntülerdeki nesnelere koordinatları ve şekilleri değişmektedir. Gaussian fonksiyonu sürekli ve lineer-bağımsız bir fonksiyondur. Bu nedenle Gaussian birinci ve ikinci mertebe türev filtreleri kullanılarak döndürme durumları için türev hesaplaması yapılabilmektedir [93]. Ayrıca Gaussian fonksiyonu doku görüntülerinde yumuşatma (smoothing) sağlayarak gürültü etkilerini en aza indirmektedir. Geliştirilen yeni doku analiz yaklaşımlarında gradyan yerine birinci ve ikinci mertebe yumuşatılmış türev bilgileri kullanılmıştır.

2 boyutlu konvolüsyon ve Gaussian fonksiyonu ile hesaplanan gradyan hesaplaması geleneksel gradyan hesaplamasına göre daha sağlam doku ve yoğunluk

bilgisi sağlamaktadır. Gaussian fonksiyonu temel olarak aşağıdaki gibi ifade edilmektedir [93]:

$$G(x, y) = e^{-\frac{(x^2+y^2)}{\sigma^2}} \quad (4,1)$$

Bir görüntü için birinci mertebeden diferansiyel nicelik gradyan hesaplamasıdır. Gradyan 2 boyutlu bir vektör niceliğidir. Gradyan vektörü her noktada değişen hem yön hem de büyüklük bilgilerine sahiptir. Görüntü türevleri aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır:

$$\nabla I = \begin{bmatrix} I * G_x \\ I * G_y \end{bmatrix} \quad (4,2)$$

Burada * konvolüsyon işlemini, G_x ve G_y ise Gauss fonksiyonunun sırasıyla yatay ve dikey yönlerdeki türevini göstermektedir. Yönlü Gaussian filtresi G_θ yanıtları Denklem (4,3)'te verilmiştir:

$$I_\theta = I * G_\theta = \cos(\theta)I * G_x + \sin(\theta)I * G_y \quad (4,3)$$

İki temel filtre $x - y$ yönlerinde ayrılabilir olduğu için her filtrenin yanıtı iki defa bir boyutlu konvolüsyon ile hesaplanabilir [56]. İki boyutlu konvolüsyon işleminin hesaplama maliyeti iki defa bir boyutlu konvolüsyon yapmaktan daha fazladır. Dört temel bir boyutlu Gaussian türev filtreleri Denklem (4,4)'te tanımlanmıştır:

$$\begin{aligned} f_1 &= \frac{-2t}{\sigma^2} e^{-\frac{t^2}{\sigma^2}} \\ f_2 &= e^{-\frac{t^2}{\sigma^2}} \\ f_3 &= \frac{2t}{\sigma^2} \left(\frac{2t^2}{\sigma^2} - 1 \right) e^{-\frac{t^2}{\sigma^2}} \\ f_4 &= \frac{2t}{\sigma^2} e^{-\frac{t^2}{\sigma^2}} \end{aligned} \quad (4,4)$$

Burada t türev filtresinin uzunluğunu kontrol etmektedir.

Beş temel Gaussian filtrenin üretim adımları Çizelge 4.1’de verilmiştir. Bu bölümde HOG algoritması için yeni bir gradyan hesaplaması üzerinde odaklanılmıştır. Bu nedenle sadece G_x ve G_y filtreleri kullanılmıştır. Diğer filtreler ikinci merteye filtreler olup diğer bölümlerde geliştirilen yeni algoritmalarda kullanılmıştır. Gaussian türev filtrelerinin standart sapma değeri $\sigma = 1$ olarak kullanılmıştır.

Çizelge 4.1. Bir boyutlu Gaussian filtreler kullanılarak iki boyutlu filtrelerin üretim adımları

Temel filtreler	Yatay yönde	Dikey yönde
G_x	f_1	f_2
G_y	f_2	f_1
G_{xx}	f_3	f_2
G_{xy}	f_4	f_4
G_{yy}	f_2	f_3

Geliştirilen GDF-HOG algoritmasının gradyan hesaplaması için G_x ve G_y filtreleri kullanılmıştır. GDF-HOG algoritmasının gradyan bilgisi Denklem (4,5)’ten faydalanılarak aşağıdaki gibi hesaplanmıştır:

$$I_{\theta} = \sqrt{(I * G_x)^2 + (I * G_y)^2} \sin(\theta + \phi) \quad (4,5)$$

Burada $\phi = \tan^{-1} \frac{I * G_x}{I * G_y}$ olarak hesaplanır. Bu yüzden $\theta = \frac{\pi}{2} - \phi$ olduğunda, I_{θ} değerinin maksimumu aşağıdaki gibi elde edilir:

$$I_{\theta_{max}} = \sqrt{(I * G_x)^2 + (I * G_y)^2} \quad (4,6)$$

Geliştirilen GDF-HOG algoritmasının gradyan büyüklüğünü hesaplamak için Denklem (4,6) kullanılır. Geliştirilen GDF-HOG algoritması orijinal HOG

algoritmasından daha yüksek sınıflandırma sonuçları vermektedir. Elde edilen sınıflandırma sonuçlarına ilişkin detaylı veriler Bölüm 4.2’de verilmektedir.

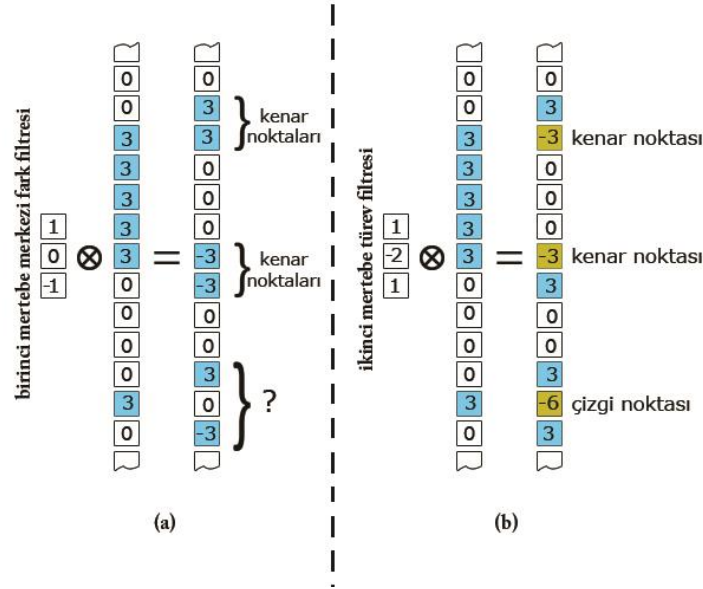
4.1.2. Geliştirilen Eig(Hess)-HOG ve Eig(Hess)-CoHOG yaklaşımları

Bir önceki bölümde geliştirilen HOG algoritmasında Gaussian türev filtreleri geleneksel gradyan hesaplama yönteminin yerine kullanılmıştır. Bu bölümde ise gradyan hesaplama adımında doğrudan Gaussian türev filtreleri kullanmak yerine bu filtreler kullanılarak hesaplanan Hessian matrisinin öz değerleri kullanılmıştır.

Bir $I(x, y)$ pikselinin görüntüsündeki doku değişimini analiz etmek için pikselin Hessian matrisi ve bu matrisin öz değer bilgisi kullanılabilir. Hessian matrisi karesel ve simetrik bir matris olup bir fonksiyonun ikinci mertebe kısmi türevlerinden oluşmaktadır [94]. Diferansiyel geometri konseptlerine göre, bir fonksiyonun maksimum, minimum ve geçiş noktaları Hessian matrisinin minör determinantlarına bakılarak elde edilebilir. Yani düzlemde bulunan bir fonksiyon hakkında detaylı analizler için birinci türev bilgisi yeterli olmadığı için ikinci mertebe türev bilgisine ihtiyaç duyulur. Bu nedenle fonksiyon eğrilerinin düzlem ile olan ilişkilerinde Hessian matrisi ve bu matristen elde edilen öz değer bilgileri kıymetli bilgiler olarak ortaya çıkar. Bir fonksiyonun düzlem ile yaptığı eğim, düzleme yaklaşma veya uzaklaşma değerlerinin hesabı gibi ileri analizlerde öz değer hesaplamalarına başvurulur [94]. Bu bakış açısından hareketle, güncel geometri temelli operatörler ile (Laplacian ve Hessian gibi) türev hesaplaması yapılarak görüntülerdeki temel şekil yapıları ve detayları ortaya çıkartılmaktadır [56,91,92].

Görüntülerin türev hesaplamalarında iki temel filtre kullanılmaktadır. Bu filtreler birinci türevin maksimumu ve ikinci türevin sıfır geçişlerini bulmayı amaçlayan filtrelerdir. Tek boyutlu I sinyali giriş olarak verildiğinde, herhangi bir yöndeki türev gradyan vektörü ∇I ve gradyan büyüklüğü olan $|\nabla I|$ ile hesaplanmaktadır. Maksimum gradyan büyüklüğü eş yönlü (isotropic) kenar bulma aracıdır. Bu araç nesnelerin iç ve dış sınırlarını bulmaktadır (Şekil 4.1). İkinci türev filtreleri ise sıfır geçişleri için piksel komşuluklarını kontrol ederler. Bu operatörler nesnelerin iç bölgelerinde negatif değerde iken, dış bölgelerde pozitif değerlere sahiptirler (Şekil 4.1). Birinci türevler ile karşılaştırıldığında Hessian ve Laplacian türev filtreleri özellikle sınır piksellerinde daha belirgin bilgilere sahiptirler. İkinci mertebe bu

diferansiyel hesaplamalar ile doku örüntülerinin tüm bölgelerinde daha ayırt edici türev bilgileri çıkartılacaktır. Bu noktadan hareket ile birinci türeve dayanan gradyan hesaplaması yerine orijinal HOG ve CoHOG algoritmalarına ikinci mertebe diferansiyel hesaplamalar kazandırılmıştır.



Şekil 4.1. Tek boyutlu piksel yoğunluğu için filtre yanıtları: (a) birinci mertebe merkezi fark filtresinin yanıtları; (b) iki tane birinci mertebe türev filtresinin toplanması ile elde edilen ikinci mertebe filtresinin yanıtları

Gri seviyeli bir I görüntüsündeki herhangi (x, y) pikselinin σ ölçeğinde Hessian matrisi aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$H_{\sigma}(x, y) = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{yx} & D_{yy} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I * G_{xx} & I * G_{xy} \\ I * G_{xy} & I * G_{yy} \end{bmatrix} \quad (4,7)$$

Yukarıdaki denklemde $*$ konvolüsyon işlemini, D_{xx} , D_{yy} , D_{xy} ise görüntünün sırasıyla x , y ve xy yönlerinde ikinci mertebe türevlerini göstermektedir. G_{xx} , G_{yy} , G_{xy} bilgileri x , y ve xy yönlerinde türev hesaplaması için kullanılan Gaussian türev filtrelerini göstermektedir. Bu filtreler bir önceki bölümde Çizelge 4.1'de verilmiştir.

Hessian matrisinin öz değer ve öz vektörlerinin hesaplanmasındaki temel düşünce görüntü yüzeyindeki temel yönleri ve temel eğrilikleri matematiksel olarak ortaya çıkarmaktır. Bu yüzden görüntünün lokal ikinci mertebe diferansiyel yapısı incelenmelidir. Hessian matrisinin öz değerleri hesaplanarak görüntüdeki piksellerin davranışları, komşu piksellerin birbiri ile olan diferansiyel ilişkisi analiz edilebilir.

Çünkü öz değerler bir görüntüdeki temel değişim yönlerinin büyüklük bilgisini içermektedir. Hessian matrisinin öz değerleri temel eğrilikler olarak adlandırılır ve döndürme durumundan etkilenmezler.

Hessian matrisinin öz değerleri aşağıdaki gibi hesaplanır [92]:

$$\lambda = \pm \sqrt{\frac{(I * G_{xx} - I * G_{yy})^2}{4} + (I * G_{xy})^2} + \frac{I * G_{xx} - I * G_{yy}}{2} \quad (4,8)$$

Burada λ Hessian matrisinin öz değerlerini göstermektedir.

Tez çalışmaları kapsamında yüksek mertebe türev hesaplama yöntemleri incelenerek HOG ve CoHOG algoritmalarında gradyan hesaplamasının yerine kullanılmıştır. Her iki algortmada geleneksel gradyan hesaplaması kullanılarak elde edilen gradyan yönelimleri ve gradyan büyüklükleri λ_1 ve λ_2 öz değer matrisleri kullanılarak hesaplanabilir.

Geliştirilen Eig(Hess)-HOG ve Eig(Hess)-CoHOG algoritmalarında gradyan büyüklüğü aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$I_{\theta gradient} = \sqrt{(\lambda_1)^2 + (\lambda_2)^2} \quad (4,9)$$

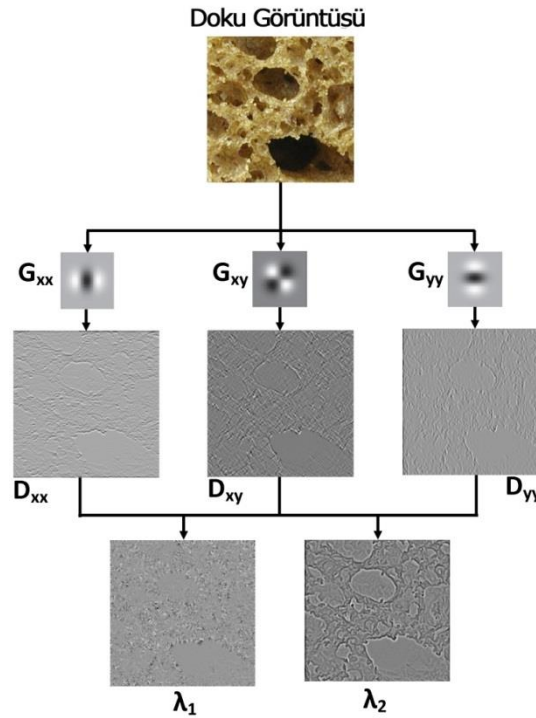
Eig(Hess)-HOG ve Eig(Hess)-CoHOG algoritmalarının gradyan yönelimleri yatay ve dikey gradyan bilgileri yerine yine öz değer bilgileri kullanılarak aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{\lambda_2}{\lambda_1}\right) \quad (4,10)$$

Geliştirilen iki yeni algortmada Denklem (4,9) ve Denklem (4,10) kullanılarak gradyan büyüklüğü ve gradyan yönelimleri hesaplanır. Orijinal CoHOG algoritmasında elde edilen gradyan yönelimleri ($0^\circ \sim 180^\circ$) aralığında 8 farklı açıda etiketlenmekte idi. Ancak geliştirilen yeni Eig(Hess)-CoHOG algoritması bu etiketleme işlemini 7 grupta yapmaktadır. Dolayısıyla elde edilen öznitelik vektörü boyutu daha düşük olmaktadır. Bu farklılık oluşturulan eş oluşum matrisinden

kaynaklanmaktadır. Birinci mertebeye türevler karmaşık bir doku görüntüsünü kapsamlı bir şekilde karakterize edememektedir. Ancak Hessian matrisi ile inşa edilen eş oluşum matrisi doku görüntülerini fonksiyon eğrileri gibi detaylı olarak karakterize edebilmektedir. Özellikle kenar ve köşe gibi görüntülerde sıklıkla bulunan geometrik bilgileri Hessian matrisi ve öz değerler daha belirgin olarak ortaya çıkartmaktadır. Şekil 4.2 Hessian matrisinin öz değerlerinin hesaplanması için izlenen adımları göstermektedir.

Eş oluşum matrisinin ayırt edici bilgiler ile inşa edilmesi sonucu orijinal CoHOG algoritmasının öznelik vektörü boyutu 1536'dan 1176'ya düşürülmüştür. Geliştirilen yeni CoHOG algoritması hesaplama maliyetini düşürdüğü için gerçek zamanlı uygulamalarda kullanılabilir. Tez çalışmalarında yapılan gerçek zamanlı kumaş hatası tespitinde bu algoritma ile başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Genel doku veri tabanları üzerinde yapılan deneysel sınıflandırma çalışmalarına ileriki bölümlerde değinilmiştir.



Şekil 4.2. Hessian matrisinin öz değerlerini hesaplamak için izlenen prosedür (Kullanılan görüntü KTH-TIPS2-a veri tabanından alınmıştır)

4.1.3. Geliştirilen GM-CoHOG yaklaşımı

Geliştirilen GM-CoHOG yaklaşımındaki temel yenilik gradyan hesaplaması yerine Gaussian ve ortalama eğrilik hesaplamalarının kullanılmasıdır. HOG ve CoHOG algoritmalarının gradyan hesaplaması adımında eğrilik hesaplamaları kullanılarak yumuşatılmış türev bilgilerinin kullanılması sağlanmıştır.

Gaussian ve ortalama eğrilik bilgileri birinci ve ikinci türev hesaplamaları birlikte kullanılarak elde edilmektedir. Görüntülerin hem birinci hem de ikinci merteye türevlerinin birlikte kullanılmasıyla doku örüntülerinin detaylı karakteristikleri analiz edilebilir. Bu bilgileri elde etmek için önceki bölümlerde kullanılan Gaussian türev filtreleri kullanılacaktır. Gaussian türev filtreleri özel fark operatörleri oldukları için, geleneksel olarak komşu piksellerin birbirleri ile olan farklarını almaya dayanan gradyan metodundan daha güçlü türev bilgisi bu operatörler ile hesaplanmaktadır [92]. I görüntüsünün birinci ve ikinci merteye kısmi türevleri Gaussian türev filtreleri ile aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$\begin{aligned}I_x &= I * G_x \\I_y &= I * G_y \\I_{xx} &= I * G_{xx} \\I_{xy} &= I * G_{xy} \\I_{yy} &= I * G_{yy}\end{aligned}\tag{4,11}$$

Denklem (4,11)'de I_x ve I_y görüntünün x ve y yönlerinde kısmi birinci türevlerini, I_{xx} , I_{yy} ve I_{xy} ise görüntünün x , y ve xy yönlerinde kısmi ikinci türevlerini ifade etmektedir. Görüntü yüzeyinin Gaussian eğrilik K ve ortalama eğrilik H bilgileri aşağıdaki formüller ile hesaplanır [94]:

$$H = \frac{I_{xx}(1 + I_y^2) + I_{yy}(1 + I_x^2) - 2I_xI_yI_{xy}}{(1 + I_x^2 + I_y^2)^{3/2}}\tag{4,12}$$

$$K = \frac{I_{xx}I_{yy} - I_{xy}^2}{(1 + I_x^2 + I_y^2)^2}\tag{4,13}$$

Yukarıdaki iki denklem kullanılarak eş oluşum matrisi inşa edilir. Orijinal CoHOG algoritmasında eş oluşum matrisi inşa edildikten sonra pikseller 8 farklı gruba etiketlenir. Grup sayısı yapılan bazı çalışmalarda farklı olarak belirlenebilmekte olup herhangi matematiksel bir ifadeye dayanmamaktadır. Geliştirilen GM-CoHOG algoritmasında piksellerin etiketlenmesi işlemi için yeni bir denklem kullanılmıştır. Bu denklem yüzeylerin geometrisinde yüzeyleri sınıflandırmak için kullanılan denklemdir. Yapılan deneysel çalışmalarda yüzey sınıflandırma denkleminin CoHOG algoritması için uygun olduğu görülmüştür. Bu denklem aşağıda verilmiştir:

$$Ol = 1 + 3(1 + \text{sign}(H) + 1 + \text{sign}(K)) \quad (4,14)$$

Orijinal CoHOG algoritmasının hem gradyan hesaplama hem de pikselleri etiketleme adımlarında yapılan güçlü matematiksel iyileştirmeler ile algoritmanın başarısı arttırılmıştır. Gerek doku veri tabanları üzerinde gerekse gerçek zamanlı kumaş hatası tespitinde çok yüksek sınıflandırma doğrulukları elde edilmiştir. Elde edilen sınıflandırma sonuçları sonraki bölümde detaylı olarak tartışılmıştır.

4.1.4. İkinci mertebe türeve dayanan HOG ve yüzey etiketlemeli CoHOG yaklaşımları

Geliştirilen HOG algoritması görüntünün ikinci mertebe türev bilgilerini kullanmaktadır. Daha önce geliştirilen HOG algoritmalarında olduğu gibi türev bilgileri Gaussian türev filtreleri ile hesaplanmıştır. Denklem (4,11)'de hesaplanan türev bilgilerinden sadece ikinci mertebe olanları kullanılarak HOG algoritmasının gradyan büyüklüğü ve gradyan yönelimleri Denklem (4,15) ve Denklem (4,16) kullanılarak aşağıdaki gibi hesaplanmıştır:

$$I_{mag} = \sqrt{(I_{xx})^2 + (I_{yy})^2} \quad (4,15)$$

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{I_{yy}}{I_{xx}}\right) \quad (4,16)$$

Sonraki adımda gradyan yönelimleri her biri 20° açı değerinde olacak şekilde dokuz histogram bölmesine etiketlenmiştir. Böylece yönlü gradyan yoğunluğunun ağırlıklandırılmış histogramları üretilmiştir.

Geliştirilen son CoHOG algoritmasında Gaussian ve ortalama eğrilik bilgileri kullanılarak hesaplanan temel eğrilik bilgileri kullanılmıştır. Daha önce Denklem (4,12) ve Denklem (4,13)'te hesaplanan Gaussian ve ortalama eğrilikleri kullanılarak temel eğrilikler aşağıdaki gibi hesaplanmıştır:

$$k_1(x, y) = H(x, y) + \sqrt{H(x, y)^2 - K(x, y)} \quad (4,17)$$

$$k_2(x, y) = H(x, y) - \sqrt{H(x, y)^2 - K(x, y)} \quad (4,18)$$

Hesaplanan temel eğrilik bilgileri gradyan yönelim bölmelerini hesaplamak için kullanılmıştır. Sonraki adımda yine temel eğrilik bilgileri ile histogram bölmeleri tanımlanmıştır. İnşa edilen histogram bölmeleri Denklem (4,14) yardımıyla etiketlenmiştir. Ancak Gaussian ve ortalama eğrilik yerine temel eğrilikler formülde kullanılmıştır.

Geliştirilen CoHOG algoritmasında en önemli nokta temel eğriliklerin işaretlerinin analiz edilmesidir. Çünkü Gauss Egreegium teoremine göre, geometrik yüzeyler temel eğrilikler kullanılarak sınıflandırılabilir [94]. Dolayısıyla bu bilgiler bir şekil tanımlayıcı indeksi olarak kullanılabilir. Bu analiz neticesinde görüntünün tüm pikselleri yüzey şekil sınıflarına göre sınıflandırılmıştır. Geliştirilen CoHOG algoritmasında temel eğrilik bilgileri aşağıdaki şekil tanımlayıcı indeksine göre sınıflandırılmıştır:

$$S = \frac{2}{\pi} \arctan \frac{k_1 + k_2}{k_2 - k_1} \in [-1, 1], k_2 > k_1 \quad (4,19)$$

Geleneksel CoHOG algoritmaları gradyan yönelimlerini nasıl sınıflandırdıklarını matematiksel olarak net bir şekilde açıklamazlar. Ancak geliştirilen CoHOG algoritması temel eğrilikleri Denklem (4,19) ile elde edilen altı farklı şekil sınıfına etiketleyerek algoritmanın bu adımını güçlendirmektedir. Temel eğrilikler kullanılarak elde edilen altı farklı yüzey sınıfı Çizelge 4.2'de görülmektedir.

Çizelge 4.2. Temel eğriliklerinin işaretlerine göre elde edilen altı farklı yüzey sınıfı

	$k_1 < 0$	$k_1 = 0$	$k_1 > 0$
$k_2 < 0$	Konkav	Sırt	Eyer
$k_2 = 0$	Sırt	Düz	Vadi
$k_2 > 0$	Eyer	Vadi	Konveks

Çizelge 4.2 kullanılarak elde edilen yüzey sınıflandırma ile bölgesel doku değişimleri etkili bir şekilde kodlanmıştır. Bu şekilde CoHOG algoritmasının histogram bölmeleme adımı matematiksel bir forma kavuşturulmuştur. Orijinal CoHOG algoritmasında sekiz veya dokuz farklı açı grubuna etiketlenen histogram, geliştirilen yöntem ile sadece altı farklı gruba etiketlenmiştir. Bu sayede algoritmanın özellik vektörü boyutu 1536'dan 864'e indirgenmiştir. Ayrıca yöntemin sınıflandırma başarısı önemli ölçüde arttırılmıştır.

4.2. Geliştirilen Metotlar ile İlgili Deneysel Çalışmalar

Bu bölümde geliştirilen yeni HOG ve CoHOG algoritmalarının sınıflandırma sonuçları orijinal HOG ve CoHOG algoritmaları ile karşılaştırılmıştır. Geliştirilen altı yeni yöntem kumaş hatası tespitinde kullanılacağı için bu yöntemlerin öncelikle doku veri tabanları üzerindeki davranışları analiz edilmelidir. Elde edilecek güvenilir sonuçlar yöntemlerin kumaş veri tabanı üzerindeki performansları ile ilgili ipuçları verecektir.

Öznitelik vektörlerinin eğitim ve test sonuçlarının değerlendirilmesi işleminde kullanılmak üzere birçok metrik vardır. Tez çalışmalarının bu aşamasında chi-square uzaklığından yararlanılmıştır. Test verisi S ve model verisi M olmak üzere chi-square uzaklığı aşağıdaki gibi ifade edilir [95]:

$$D(S, M) = \sum_{k=1}^L \frac{(S_k - M_k)^2}{S_k + M_k} \quad (4,20)$$

Burada L histogram bölme sayısını, S_k ve M_k ise k . histogram bölgesinde model ve örnek görüntülerin öznitelik vektörlerini göstermektedir.

Sınıflandırıcı olarak chi-square uzaklığını kullanan en yakın komşuluk (Nearest Neighborhood–NN) sınıflandırıcısı kullanılmıştır [96]. Orijinal ve yeni geliştirilen HOG ve CoHOG algoritmaları CURET, KTH-TIPS, KTH-TIPS2-a ve UIUC veri tabanları üzerinde test edilmiştir.

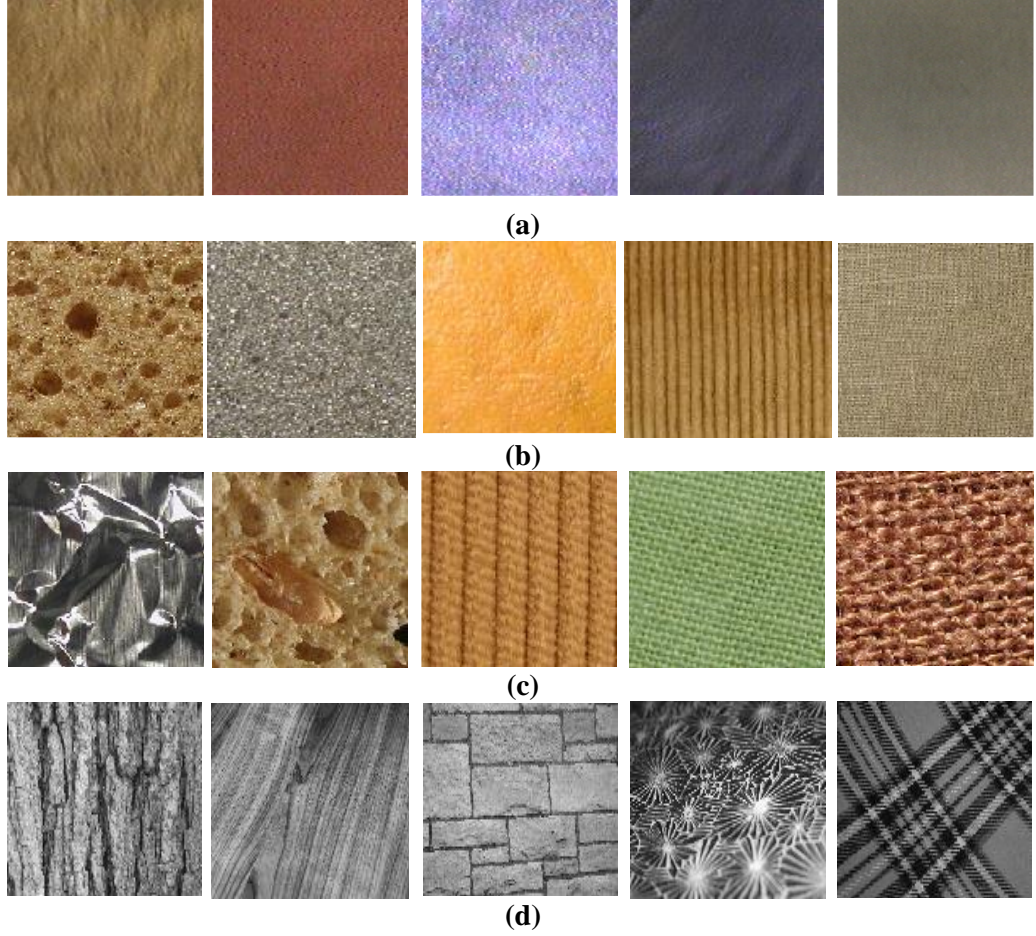
4.2.1. Kullanılan veri tabanları

CURET veri tabanı her birinde 205 görüntü bulunan 61 farklı doku veri tabanı klasöründen oluşmaktadır. Bu görüntüler farklı bakış açısı ve aydınlanma durumları altında görüntülenmişlerdir. CURET veri tabanından bazı görüntüler Şekil 4.3'te görülmektedir.

KTH-TIPS veri tabanı 10 farklı doku tipinden görüntüler içermektedir. Görüntüler farklı pozisyon, ölçek ve aydınlanma durumları içermektedir. KTH-TIPS veri tabanından bazı görüntüler Şekil 4.3'te görülmektedir.

KTH-TIPS2-a veri tabanı KTH-TIPS veri tabanının genişletilmiş versiyonudur. 11 farklı materyalin 4 fiziksel örneğinden oluşur. Her doku sınıfının görüntüsü değişik pozisyon, aydınlanma ve ölçekte elde edilmiştir. KTH-TIPS2-a veri tabanından bazı görüntüler Şekil 4.3'te görülmektedir.

UIUC veri tabanı her birinde 40 görüntü bulunan 25 doku sınıfı içermektedir. Veri tabanı önemli bakış açısı farklılıkları içermektedir. UIUC veri tabanından bazı örnek doku görüntüleri Şekil 4.3'te görülmektedir.



Şekil 4.3. Standart veri tabanlarından görüntü örnekleri, (a) CURET veri tabanı,(b) KTH-TIPS veri tabanı,(c) KTH-TIPS2-a veri tabanı, (d) UIUC veri tabanı

4.2.2. Sınıflandırma sonuçları

Doku görüntülerinin öznitelikleri çıkartılmadan önce normalize edilmeleri öznitelik çıkartma algoritmaları ve sınıflandırıcılar üzerinde önemli pozitif etkiye sahiptir. Doku görüntüleri genel olarak sıfır-ortalama ve birim standart sapma metodu ile normalize edilir. Bu normalize işlemi aydınlanma değişimleri ve lineer dönüşümler için görüntüleri daha kararlı hale getirmektedir. Yapılan deneysel çalışmalarda da bu işlemin pozitif etkisi gözlemlenmiştir. Tüm algoritmalar hem normalize edilmiş hem de normalize edilmemiş görüntüler üzerinde test edilerek sonuçları Çizelge 4.3'te verilmiştir. Elde edilen sınıflandırma sonuçları normalize işleminin gerçekten olumlu etkiye sahip olduğunu göstermiştir.

Çizelge 4.3. Doku veri tabanları üzerinde normalizasyon işleminin etkileri. I normalize edilmiş görüntülere ait sınıflandırma sonuçlarını, II ise normalize edilmemiş görüntülere ait sınıflandırma sonuçları

Yöntem	CURET		KTH-TIPS		KTH-TIPS2-a		UIUC	
	I (%)	II (%)	I (%)	II (%)	I (%)	II (%)	I (%)	II (%)
Orijinal HOG	89.39	75.00	82.75	77.77	84.98	83.72	66.66	60.00
GDF-HOG	94.52	85.18	94.02	91.80	91.08	89.42	88.63	85.18
Eig(Hess)-HOG	94.08	93.33	95.58	91.80	92.40	84.84	85.71	70.00
İkinci merteye HOG	95.97	88.42	96.15	85.71	85.39	83.08	86.33	62.50
Orijinal CoHOG	87.63	80.00	97.93	82.35	97.74	97.73	77.41	76.47
Eig(Hess)-CoHOG	99.67	90.00	99.00	98.18	99.28	98.34	96.82	91.66
GM-CoHOG	99.38	92.30	99.02	96.62	99.09	98.20	98.41	93.54
Yüzey etiketlemeli CoHOG	99.67	92.59	100	96.62	99.54	97.01	97.74	92.00

Çizelge 4.3'te görüleceği gibi normalizasyon adımı tüm algoritmaların sınıflandırma doğruluğunu arttırmıştır. Çünkü birim standart sapmalı bir normalizasyon görüntülerin global zıtlık oranını standart bir seviyeye getirir. Bu normalize sonucu doku görüntüleri aydınlanma yoğunluğunun global dönüşümüne karşı dayanıklılık kazanır. KTH-TIPS2-a gibi aydınlanma yoğunluğunun lokal olarak değiştiği veri tabanlarında normalizasyon işlemi önemli pozitif etkilerde bulunur. Ayrıca veri tabanlarının aynı sınıfında bulunan doku görüntülerinin histogramları arasında bile farklı davranışlar görülebilmektedir. Ayrıca farklı pozisyon ve açı durumlarında oluşturulan veri tabanlarının da en uygun normalizasyon metodu ile normalize edilmeleri gerekmektedir.

Yeniden Çizelge 4.3'e dönülecek olursa, geliştirilen altı yeni algoritmanın orijinal HOG ve CoHOG algoritmalarından çok daha yüksek sınıflandırma başarısı elde ettikleri görülecektir. Örneğin orijinal HOG algoritması CURET veri tabanı üzerinde %89.39 sınıflandırma başarısına sahipken, geliştirilen GDF-HOG %94.52, Eig(Hess)-HOG %94.08, ikinci merteye türeve dayanan HOG ise %95.97 sınıflandırma başarısı elde etmektedir. Normalizasyon yapılmadığı durumda aradaki

başarı farkı daha yüksektir. CURET veri tabanı farklı kumaş dokularının da içerisinde olduğu birçok farklı doku örüntüsü sınıfı içermektedir. Bu veri tabanı üzerinde elde edilen yüksek sınıflandırma başarısı, tez çalışmaları kapsamında da bu yeni algoritmaların kullanılabilmesi sonucunu vermektedir. HOG algoritmaları arasındaki en büyük başarı farkı KTH-TIPS veri tabanı üzerinde görülmektedir. Orijinal HOG algoritması KTH-TIPS veri tabanı üzerinde %82.75 sınıflandırma başarısına sahipken, geliştirilen GDF-HOG %94.02, Eig(Hess)-HOG ise %95.58 sınıflandırma başarısı elde etmektedir. Geliştirilen üç yeni HOG algoritması ile UIUC veri tabanı üzerinde de HOG algoritmasının başarısı artırılarak %66.66'dan %88.63'e çıkartılmıştır.

Benzer başarı farklılıkları orijinal CoHOG algoritması ile geliştirilen Eig(Hess)-CoHOG, GM-CoHOG ve yüzey etiketlemeli CoHOG algoritmaları arasında da görülmektedir. Tüm veri tabanları üzerinde orijinal CoHOG ile yeni CoHOG algoritmaları arasında ciddi başarı farkı vardır. UIUC veri tabanı büyük miktarda ölçek değişimi içeren görüntülerden oluştuğu için GDF-HOG ve Eig(Hess)-HOG algoritmaları bile istenen oranda yüksek sınıflandırma oranına ulaşamamaktadır. Ancak görüntü yüzeyinin öz değerlerinin kullanıldığı Eig(Hess)-CoHOG, GM-CoHOG ve yüzey etiketlemeli CoHOG algoritmaları sırasıyla %96.82, %98.41 ve %97.74 başarı oranına ulaşmaktadırlar. CURET, KTH-TIPS ve KTH-TIPS2-a veri tabanlarında da kayda değer başarı oranlarına ulaşılmıştır. Görüntüler farklı açılarda döndürüldüğünde, orijinal HOG ve CoHOG algoritmaları bu duruma karşı oldukça hassastır. Dolayısıyla döndürülmüş ve farklı ölçeklerde elde edilmiş görüntü içeren veri tabanları üzerinde bu algoritmaların sınıflandırma performansları oldukça düşük çıkmaktadır. Hessian matrisinin öz değerleri döndürme bağımsız olduğu için, geliştirilen yöntemler bu tip durumlarda güçlü kalarak sınıflandırma başarıları oldukça yüksek olmaktadır [91].

Geliştirilen Eig(Hess)-CoHOG ve orijinal CoHOG algoritmalarında aynı piksel etiketleme formülü kullanılmıştır. Bu nedenle elde edilecek öznitelik vektörü boyutu her iki algortmada aynı olması beklenilmektedir. Ancak Eig(Hess)-CoHOG algoritmasının öznitelik vektörü boyutu daha düşük olarak elde edilmiştir. Bu algortmada görüntüler ikinci mertebe diferansiyel hesaplamalar ile karakterize edilip ayırt edici türev bilgileri elde edilmiştir. CoHOG algoritmalarında gradyan işlemi

sonrası oluşturulan eş oluşum matrisi Eig(Hess)-CoHOG algoritmasında Hessian ve öz değer matrisleri ile oluşturulmuştur. Dolayısıyla daha ayırt edici bilgiler içeren bir eş oluşum matrisi inşa edilerek piksellerin ilişkileri ortaya çıkarılmıştır. Eş oluşum matrisinin ayırt ediciliği sayesinde öznitelik vektörü boyutu 1536'dan 1176'ya indirilmiştir. Elde edilen boyut indirgeme sayesinde Eig(Hess)-CoHOG algoritmasının gerçek zamanlı kumaş hatası tespiti aşamasında kullanılabilirliği arttırılmıştır.

Geliştirilen GM-CoHOG ve yüzey etiketlemeli CoHOG algoritmalarında pikseller yeni bir etiketleme formülü ile etiketlenmiştir. Dolayısıyla orijinal CoHOG algoritmasında sezgisel olarak tasarlanan formül ile gerçekleştirilen etiketleme işlemi matematiksel bir temele oturtulmuştur. Özellikle yüzey etiketlemeli CoHOG algoritmasında kullanılan şekil tanımlayıcı indeks sayesinde hesaplanan öznitelik vektörü boyutu düşürülmüştür. Bununla birlikte sınıflandırma başarısı da önemli ölçüde arttırılmıştır. CoHOG algoritmalarının öznitelik vektörü boyutları ve sınıflandırma sonuçları Çizelge 4.4'te görülmektedir.

Çizelge 4.4. Doku veri tabanları üzerinde orijinal CoHOG, Eig(Hess)-CoHOG, GM-CoHOG ve yüzey etiketlemeli CoHOG algoritmalarının sınıflandırma başarıları

Yöntem	Öznitelik vektörü boyutu	CUReT (%)	KTH-TIPS (%)	KTH-TIPS2-a (%)	UIUC (%)
Orijinal CoHOG	1536	87.63	97.93	97.74	77.41
Eig(Hess)-CoHOG	1176	99.67	99.00	99.28	96.82
GM-CoHOG	1536	99.38	99.02	99.09	98.41
Yüzey etiketlemeli CoHOG	864	99.67	100	99.54	97.74

Yapılan tüm deneysel sınıflandırma çalışmaları incelendiğinde, geliştirilen altı yeni HOG ve CoHOG algoritmasının çok yüksek sınıflandırma başarısına sahip oldukları görülmektedir. Bu detaylı analiz çalışmaları yöntemlerin geçerliliğini ve güvenilirliğini ortaya çıkartmıştır.

Kumaş hatası tespiti için literatürde kullanılan doku analiz yöntemlerine ek olarak, geliştirilen bu yeni algoritmalar kumaş hatası tespitinde kullanılacaktır. Tez

alıřmaları sırasında hatalı/hatasız kumař grntleri ieren bir veri tabanı inřa edilmiř ve bu veri tabanı zerinde yeni geliřtirilen algoritmaların sınıflandırma performansları incelenmiřtir. Kumař veri tabanı zerinde elde edilen sınıflandırma başarıları yntemlerin gerek zamanlı hata tespitinde de kullanılabilirler sonucunu vermiřtir.

5. KUMAŞ VERİ TABANI İNŞASI

Kumaş veri tabanının çeşitliliği ve kapsamı, geliştirilecek yöntemlerin hata tespit kabiliyetlerini doğrudan ilgilendirmektedir. Oluşturulan veri tabanları belirli sayılarda hatalı kumaş görüntüleri içermektedir. Literatürde yapılan kumaş hatası tespit çalışmalarında genellikle TILDA veri tabanı kullanılmaktadır.

TILDA, sekiz farklı kumaş türüne ait sekiz farklı kumaş hatası içeren ve toplamda 3200 görüntüden oluşan bir kumaş veri tabanıdır [74]. Sekiz sınıftan biri referans görüntüler içermektedir. Bu veri tabanı 2 CD halinde sunulmuş olup ücret ödenerek (95Euro) satın alınıp kullanılmaktadır. 1996 yılında oluşturulan bu veri tabanı sadece dokuma kumaşlarını (hareketsiz) içermektedir. Yapılan sınırlı sayıda kumaş hatası tespit çalışmalarında bu veri tabanı kısmen kullanılarak elde edilen sonuçlar paylaşılmıştır.

Günümüzde, araştırmacıların hizmetine sunulmuş, kapsamlı ve ücretsiz bir kumaş hatası veri tabanı bulunmamaktadır. Bu nedenle tez çalışmasının sonucunda güncel ve kapsamlı bir veri tabanı inşa edilmiştir. Bu veri tabanına ait bilimsel yayın süreci tamamlanınca araştırmacıların kullanımına ücretsiz olarak sunulacaktır. Bu veri tabanındaki görüntüler iki farklı sistem ile elde edilmiştir: 1) konveyör bant sistemi; 2) yuvarlak örgü makinesi.

Hem veri tabanı inşasında hem de hata tespit çalışmalarında kullanılacak olan görüntü elde etme sisteminin en uygun şekilde kurulması gerekmektedir. İlk olarak bu sistemin bileşenleri tanıtılacaktır. Daha sonra konveyör bant sistemi ve yuvarlak örgü makinesi kullanılarak inşa edilen veri tabanı hakkında bilgi verilecektir.

5.1. Sistem Bileşenlerinin Tespiti

Üretilen bütün kumaşın izlenebilmesi ve hatanın erken tespit edilebilmesi için görüntüleme sisteminin bileşenlerinin hassas bir şekilde belirlenmesi gerektirmektedir. İlgilendiğimiz yuvarlak örgü makinesi helezonik bir şekilde kumaş örmektedir. Kumaş örme hızı solda sağa 1.4 m/s, yukarıdan aşağıya 0.05 m/s'dir. Bu bilgiler ışığında hata tespit sistemi örme iğnelerinin hemen altındaki bir noktaya (yaklaşık 10 cm uzaklıktan) bakacak şekilde kurulmasının uygun olduğu

öngörülmüştür. Bu çalışma düzeneğine uygun kamera, lens ve ışık bileşenlerinin seçimine geçilmiştir.

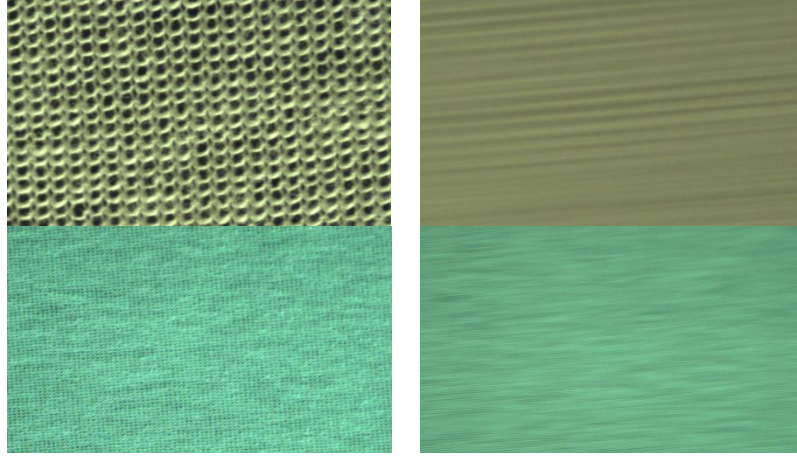
5.1.1. Kamera seçimi

Literatürdeki hata tespit çalışmalarında alan ve çizgi tarama kameralarının kullanıldığı görülmektedir. Genel olarak çizgi ve alan tarama kamera özellikleri Çizelge 5.1.'de gösterilmektedir.

Çizelge 5.1. Çizgi ve alan tarama kamera özellikleri

Kamera Türü	Sensör Tipi	Hız	Maliyet
Alan Tarama	Alan (mxn)	Düşük	Düşük
Çizgi Tarama	Çizgi (mx1)	Yüksek	Yüksek

Alan ve çizgi kameranın kullanımına karar vermeden önce her iki kamera kullanılarak yuvarlak örgü makinesinden belirli görüntüler elde edilmiştir. Şekil 5.1'de alan tarama kamerası kullanılarak yuvarlak örgü makinesi üzerinde elde edilen kumaş görüntüleri gösterilmektedir. İki farklı çözünürlükte alan tarama kamerası kullanılmıştır. İlk sütundaki görüntüler örgü makinesi çalışmadan elde edilmiştir. İkinci sütunda ise örgü makinesi çalışırken elde edilmiştir. Yüksek hızlara sahip sistemler alan tarama kamerasıyla görüntülenmek istendiğinde bulanıklaşma meydana gelmektedir. Literatürde “motion blur” olarak adlandırılan hareket gürültüsü görüntü içeriğinin kaybolmasına neden olmaktadır. Şekil 5.1'de görüldüğü gibi, örgü makinesi çalışırken alan tarama kamerasının elde ettiği görüntü bulanık ve kumaş dokusu hakkında hiçbir bilgi içermemektedir.



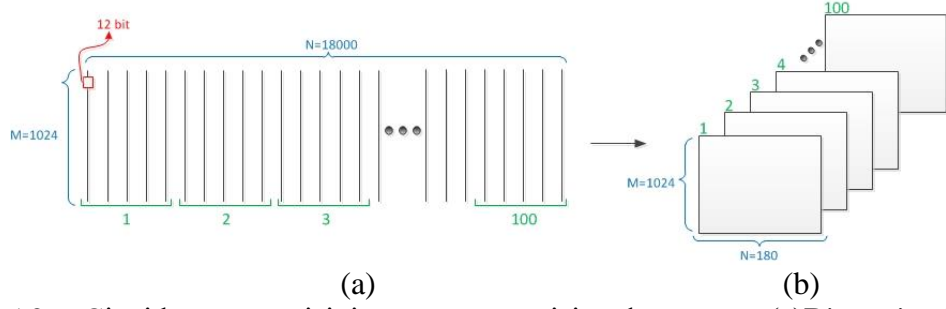
Şekil 5.1. Alan tarama kamerası (Basler acA640-90um) ile elde edilen kumaş görüntüleri (ilk satır: 2518x1900 çözünürlüğünde, ikinci satır: 780x640. İlk sütun: Örgü makinesi çalışmıyor. İkinci sütun: Örgü makinesi çalışıyor)

Yapılan bu ön çalışmalar sonrasında çizgi tarama kamerasının yuvarlak örgü makinelerinde kullanmasının makul olduğuna karar verilmiştir. Kullanılan çizgi tarama kamerasının önemli parametreleri Çizelge 5.2’de görülmektedir.

Çizelge 5.2. Çizgi Kamera Özellikleri (raL2048-48gm)

Parametreler	Özellikler
Çözünürlük (Yükseklik×Genişlik)	2048 × 1 piksel
Sensör uzunluğu	14.3 mm
Piksel boyutu (Yatay/Dikey)	7.0 µm ×7.0 µm
Çizgi oranı	51.000 kHz
Mono/Renkli	Mono
Piksel bit derinliği	8/12 bits
Lens tipi	C-mount, F-mount
Bağlantı ara yüzü	Gigabit Ethernet (GigE)

Çizgi kamera ile kumaş yüzeyi üzerinden anlık ışık yoğunluğu (gri seviye) bilgisi vektör şeklinde elde edilmektedir. Bu vektörler belirli sayılarda birleştirilerek görüntü matrislerine dönüştürülür. Şekil 5.2’de bu dönüştürme işlemi gösterilmektedir. Buna göre, bir saniyede 1024 × 1 boyutlarında 18000 adet vektör elde edilmiş ve bu vektörler 1024 × 180 boyutlarında birleştirilerek 100 adet 2 boyutlu görüntü matrisine dönüştürülmüştür.



Şekil 5.2. Çizgi kamera verisinin görüntü matrisine dönüşümü, (a) Bir saniyede elde edilen vektörler, (b) Vektörlerin görüntü matrislerine dönüşümü

5.1.2. Işık kaynağı seçimi

Aydınlatma birçok makine görmesi ve görüntü akış sistemi için temel bir bileşendir. Otomatik kumaş kontrol sistemlerinde genellikle 4 farklı aydınlatma metodu kullanılmaktadır. Bunlar ön, arka, fiber optik ve yapısal aydınlatma metotlarıdır. Kumaş hatası tespitinde genellikle ön veya arka aydınlatma metodu kullanılır. Çizgi tarama kameraları genellikle çizgisel ışık kaynakları ile birlikte çalışmaktadır. Bu nedenle kameranın bakış açısını tamamen aydınlatabilecek uzunlukta çizgi ışık seçilmelidir. Çizgi ışık kaynakları farklı aydınlatma teknolojileri kullanmaktadır. Bu teknolojilerden biri olan LED (Light Emitting Diode–LED) insan görmesine yakın bir spektrum aralığına sahiptir. Bu nedenle birçok kumaş kontrol sisteminde etkili ve başarılı bir makine görmesi sağlamak için bu teknoloji kullanılmaktadır. Floresan ve halojen aydınlatma ile karşılaştırıldığında, düşük kalite kaybı, kolay kontrol edilebilir olma ve uzun ömürlü çalışma gibi üstünlüklere sahiptir [4,38].

Örgü makinesinde 10 cm uzunluğundaki kumaş bölümü kamera ile izlendiğinden dolayı aynı uzunlukta bir çizgisel ışık kaynağına ihtiyaç duyulmuştur. Tez çalışmalarında kullanılan ışık kaynağı Şekil 5.3'te görülmektedir.



Şekil 5.3. Kullanılan çizgi ışık

Kamerada kullanılan lensin özellikleri göz önünde bulundurularak kenarlarda gölgelenme olmaması için 10 cm uzunluğunda çizgisel LED ışık kaynağı kullanılmıştır. Aydınlatma tekniği olarak ön aydınlatma metodu kullanılmıştır. Dolayısıyla kamera ve ışık kaynağı izlenecek kumaş yüzeyi ile aynı yönde konumlandırılmıştır.

5.1.3. Lens seçimi

Yuvarlak örgü makinesinde çalışabilecek uygun kamera tespiti yapıldıktan sonra kamera ve hedeflenen işleme uygun lens seçimi yapılmalıdır. Bir görüntüleme sisteminde kameranın bakacağı alan kullanılan lense bağlı olarak değişmektedir. Bununla birlikte kameranın çalışma uzaklığı, kamera sensörünün uzunluğu gibi parametrelerde dikkate alınarak lens seçimi yapılır.

Lens seçiminde en önemli kriter lensin optik odak uzaklığının belirlenmesidir. Optimal odak uzaklığı aşağıdaki denklem kullanılarak hesaplanabilir:

$$\text{Odak uzunluğu} = \frac{D}{FoV} * SL \quad (5,1)$$

Burada D kameranın çalışma uzaklığını, FoV çizgi kameranın yatay yönde bakış alanı uzunluğunu, SL ise kullanılan çizgi kameranın sensör uzunluğunu ifade etmektedir.

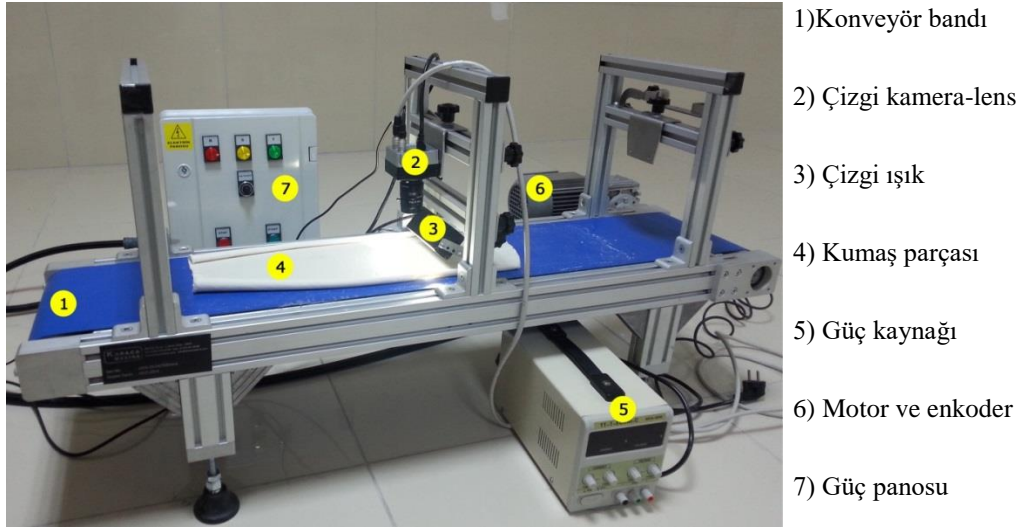
Bu bilgiler ışığında yuvarlak örgü makinesi üzerinde yaklaşık olarak 10 cm'lik bir alan 10 cm uzaklıktan inceleneceği için 16 mm odak uzunluğuna sahip otomatik odaklama yapabilen bir C-mount lens kullanılması kararlaştırılmıştır.

5.2. Konveyör Sistemi Kullanılarak Veri Tabanı İnşası

Konveyör sistemi ile veri tabanını oluşturmak için Madoksan Tekstil Ltd. Şti firmasından farklı türlere ait hatalı ve hatasız kumaş parçaları elde edilmiştir. Her bir hatalı ve hatasız kumaşlar türlerine göre sınıflandırılmıştır. Yuvarlak örgü makinelerinde en çok üretilen **kumaş türleri** süprem, interlok, ribana ve lakost'tur. Ayrıca bu türlerin farklı iplik sayıları ve likralı olarak üretilen değişik türleri veri tabanına dâhil edilmiştir. **Kumaş hataları** iplik, iğne ve makine kaynaklı olmaktadır.

Sık karşılaşılan hatalar iplik kopması, iğne kırılmaları, patlak, yağ lekesi, dikiş kayması, ezilme, likra ve ilmek olarak listelenebilir.

Veri tabanı inşasında ilk olarak yuvarlak örgü makinesinin çalışma prensibini modelleyen bir konveyör sistemi kullanılmıştır. Şekil 5.4'te gösterilen bu sistem sayesinde fabrika ortamına girmeden hatalı ve hatasız kumaş görüntüleri elde edilmiştir. Ayrıca ışık kaynağı, kamera, lens ve kumaş yapısı ile ilgili bazı önemli bilgi ve tecrübeler kazanılmıştır.

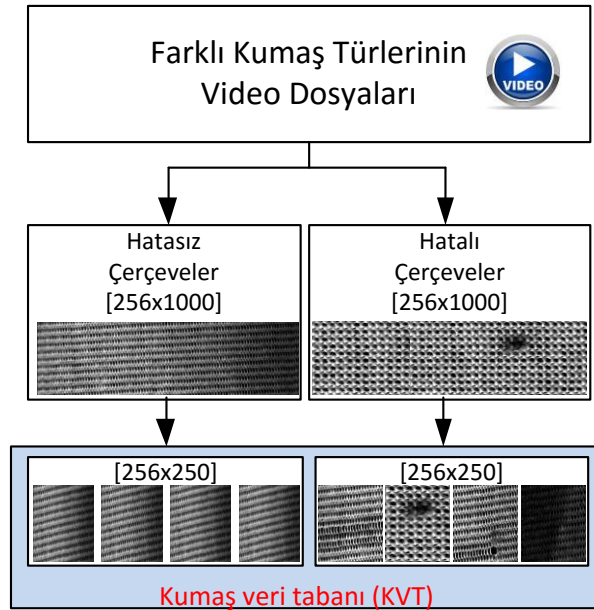


Şekil 5.4. Konveyör bant sistemi ve bileşenleri

Bu sistem 1000 × 100mm ebatlarında konveyör bandı, çizgi tarama kamerası, çizgi ışık kaynağı, motor ve enkoder modülü, hız kontrol panosu ve güç kaynağı bileşenlerini içermektedir. Kamera konveyör bandına dik bakacak şekilde 10 cm uzaklığa yerleştirilmiştir. Çizgi ışık, kumaşa daha yakın bir konumda ve ışığı kameranın baktığı çizgiyi aydınlatacak şekilde konumlandırılmıştır.

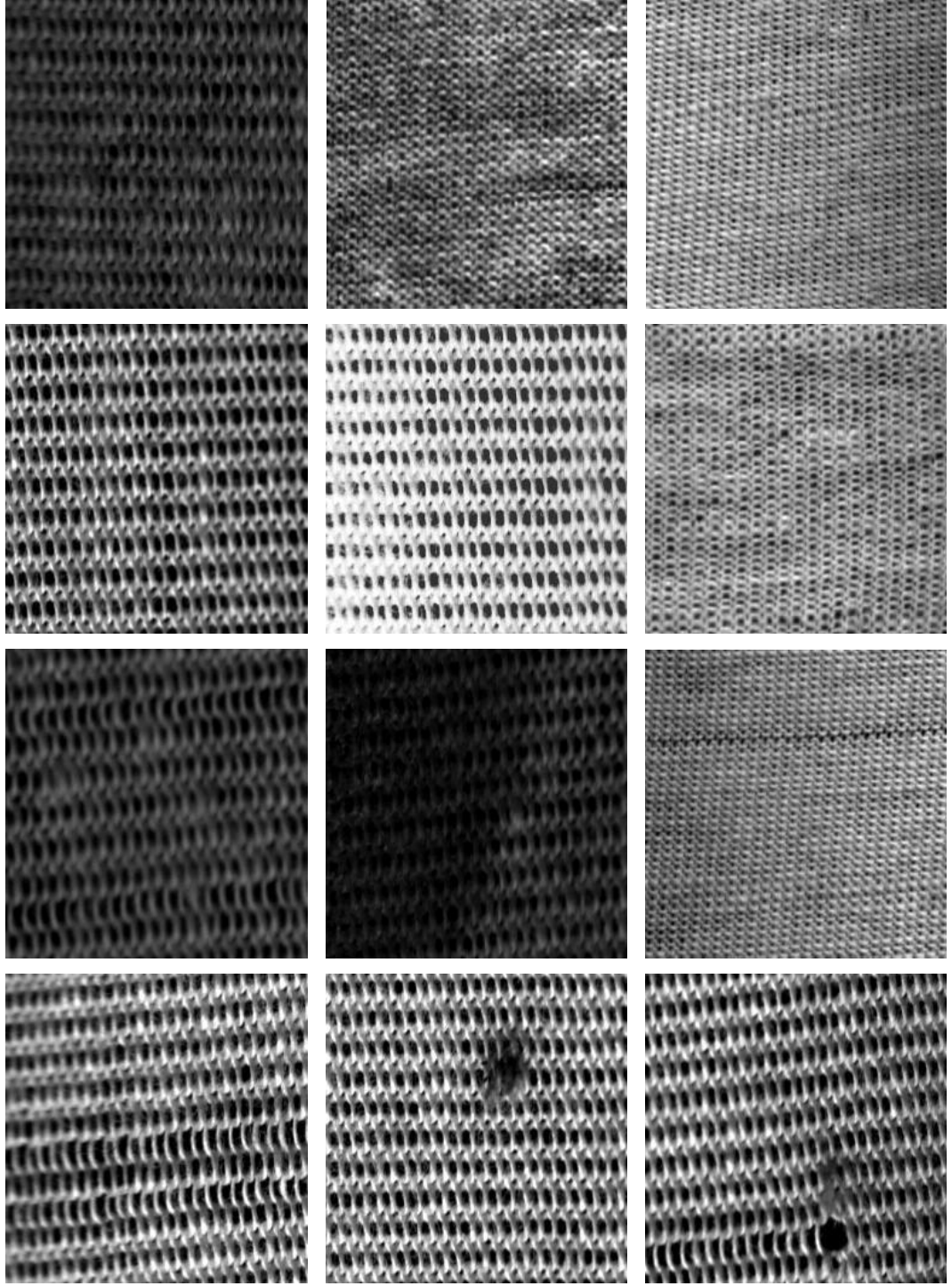
Konveyör sistemi üzerindeki çizgi tarama kamerasının çalışma hızı, elde edilen görüntü kalitesi açısından oldukça önemlidir. Konveyör bandının hareket hızı enkoder ile okunarak kameraya giriş olarak verilmektedir. Kamera, gelen bu bilgiye göre çalışma hızını dâhili olarak ayarlayarak uygun hızda görüntü akışı sağlamaktadır. Yuvarlak örgü makinesinin üretim hızına yaklaşmak için konveyör sistemi maksimum hızda çalıştırılmıştır. Yüksek hızlarda çalışabilen kameranın veri elde etme hızının (line rate) enkoder tarafından 28-30 kHz aralığına çekildiği görülmüştür. Bu hız bilgisi yuvarlak örgü makinesi üzerinde yapılacak gerçek

zamanlı uygulamada da kullanılacaktır. Kamera ve konveyör hızları senkronize edildikten sonra, her bir hatalı ve hatasız kumaş parçası konveyör bandına yapıştırılmış ve bant hareket ederken Online Video Kayıt Yazılımı (OVKY) çalıştırılmıştır. Kumaş video kayıtları OVKY yazılımı ile bilgisayara kaydedilmiştir. Bununla birlikte zaman zaman kameranın kendi yazılımı olan Pylon Viewer programından da faydalanılarak video kayıtları alınmıştır. Temin edilen tüm kumaş türleri için bu işlem tekrarlanmış ve kumaşlara ait videolar elde edilmiştir. Videolar üzerinde gerekli kırpma işlemleri yapılarak kumaş verisi içermeyen bölümler çıkarılmıştır. Video dosyalarındaki görüntüler (256×1000 boyutunda) bir kumaş operatörü tarafından incelenmiş ve hataların olduğu çerçeveler ayıklanmıştır. Daha sonra Matlab ortamında hazırlanan Kumaş Veri Tabanı Oluşturma Yazılımı (KVOY) ile hatalı ve hatasız büyük boyutlu görüntülerden kayan pencere mantığıyla daha küçük boyutlu görüntüler üretilmiştir. Böylece karşılaşılan hataların çerçeve içerisindeki farklı konumlarda görüntüleri elde edilerek veri tabanının görüntü çeşitliliği artırılmıştır. Bu aşamalar Şekil 5.5'te gösterilmektedir.



Şekil 5.5. Videolardan küçük boyutlu kumaş görüntüsü üretme

Oluşturulan veri tabanına “jpeg” dosya formatında kaydedilen dört farklı kumaş türündeki bazı hatalı (3002 adet) ve hatasız (14962 adet) görüntü örnekleri Şekil 5.6’da gösterilmektedir.



Şekil 5.6. KVT'deki örnek hatalı ve hatasız kumaş görüntüleri (ilk iki satır hatasız, son iki satır ise hatalı)

5.3. Örgü Makinesi Kullanılarak Veri Tabanı İnşası

Yuvarlak örgü makinesinde üretim gerçekleştirilirken kumaş iki eksende hareket etmektedir. Oysa konveyör sisteminde kumaş tek yönlü hareket etmektedir. Ayrıca örgü makinesi üzerindeki iğneler geniş bir daire etrafında kumaş örmekteyken, üretilen kumaş gerilerek alt tarafta sürekli dönen silindirik bir mil etrafına

sarılmaktadır. Bu gerilmeden ve dönme hareketinden dolayı kumaş yüzeyinde dalgalanmalar meydana gelmektedir. Ancak konveyör üzerine yapıştırılan kumaşa dalgalanma veya gerilme olmamaktadır. Bahsedilen bu nedenlerden ötürü konveyör ile oluşturulan veri tabanına ek olarak, gerçek ortamdan (örgü makinesi üzerinden) görüntü elde etme ihtiyacı doğmuştur.

Konveyör ile oluşturulan veri tabanının kapsamını genişletmek ve gerçek fabrika ortamında yapılacak hata tespit çalışmalarında kullanılmak üzere örgü makinesi üzerinde bir görüntü elde etme sistemi kurulmuştur. Hazırlanan bir aparat yardımıyla kamera ve çizgi ışık kaynağının örgü makinesine sabitlendiği bu sistem Şekil 5.7’de gösterilmektedir. Bu sistem kurulurken kamera çalışma parametreleri konveyör sisteminde kazanılan tecrübelerle göre ayarlanmıştır. Çizgi ışık kaynağı kumaş yüzeyi ile yaklaşık 45° açı yapacak şekilde ve kumaştan 1cm mesafeye konulmuştur. Kamera görüntüsü aynı ağa bağlı sunucu bilgisayara gigabit hızında aktarılmıştır.

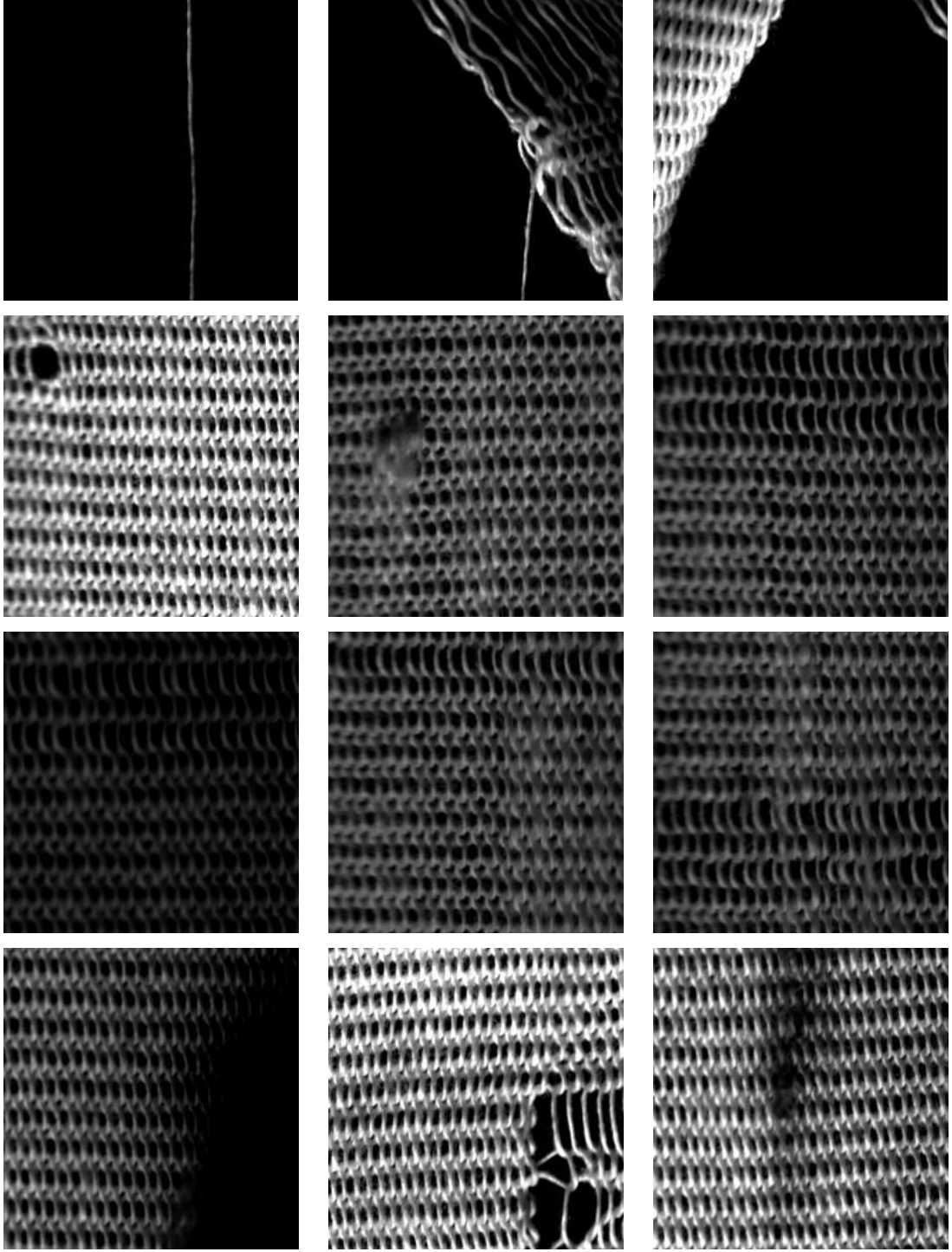


Şekil 5.7. Yuvarlak örgü makinesi üzerine kurulan görüntü kayıt sistemi

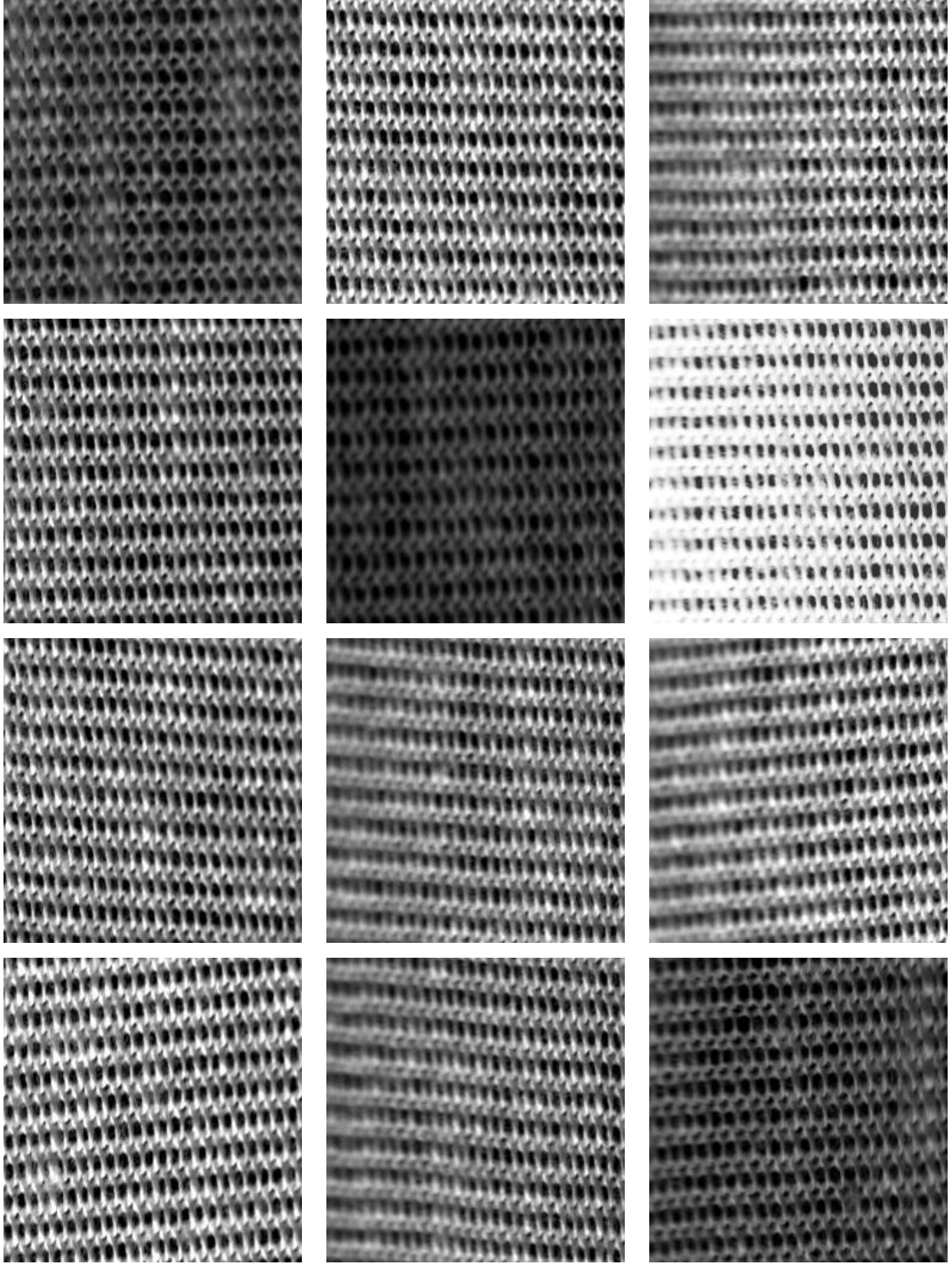
Örgü makinesinde üretim gerçekleşirken hatalı ve hatasız kumaş görüntülerinin kaydı gerçekleştirilmiştir. Sık karşılaşılan kumaş hataları manuel üretilerek video örnekleri kaydedilmiştir. Örneğin örgü makinesi sağlam süprem kumaş üretirken kumaş operatörünün iplik kırması nedeniyle oluşan hatalı görüntü “iplik hatası” şeklinde kaydedilmiştir. Bu şekilde 5 adet hata çeşidine ait gerçek üretim videoları elde edilmiştir. Tüm video dosyaları konveyörde yapıldığı gibi hatalı/hatasız görüntü çerçevelerine dönüştürülmüştür.

Yuvarlak örgü makinesi üzerine kurulan görüntü kayıt sistemi ile elde edilen örnek hatalı kumaş görüntüleri Şekil 5.8’de, hatasız kumaş görüntüleri ise Şekil

5.9'da gösterilmektedir. Şekil 5.9'da üretilen kumaşın düz (ilk iki satırda) ve açılı (son iki satır) örüldüğü görülmektedir. Kumaşın belirli bir açıda dönmesinin nedeni örgü makinesinin yapısından kaynaklanmaktadır. Elde edilen bu gerçek üretim görüntülerinde toz, tiftik, kumaş dalgalanması, makine titreşimi ve farklı aydınlatmalardan kaynaklanan gürültüler bulunmaktadır. Veri tabanındaki bu çeşitlilik hata tespit yöntemlerinin güçlü ve zayıf yönlerinin tespit edilebilmesini sağlayacaktır.



Şekil 5.8. Hatalı kumaş görüntüleri



Şekil 5.9. Hatasız kumaş görüntüleri (ilk iki satır düz, son iki satır açılı)

6. KUMAŞ VERİ TABANINDAKİ GÖRÜNTÜLERİN DOKU ANALİZ YÖNTEMLERİ İLE İRDELENMESİ

Bu bölümde tez çalışmaları kapsamında yapılan ve **gerçek zamanlı olmayan çalışmalar (offline)** hakkında detaylı bilgiler verilmiştir. Gerçek zamanlı olmayan hata tespit çalışmaları örgü makinesi üzerinde çalışacak olan optimal hata tespit sisteminin bileşenlerini belirleyeceği için önemli adımlar ve bilgiler içermektedir. Dolayısıyla bu bölümde takip edilen yöntem ve stratejilerin sağlam temellere dayandırılması oldukça önemlidir. İlk olarak takip edilen stratejinin dayandırıldığı temeller kısaca vurgulanmıştır. Daha sonra izlenen yöntem ve işlem basamakları maddeler halinde sıralanmıştır. Gerçek zamanlı olmayan işlemler ile kullanılan görüntüleme cihazları, inşa edilen kumaş hatası veri tabanı, güncel doku analiz yöntemleri ve hata tespit sonuçları gibi önemli konular alt başlıklar halinde incelenmiştir. Bu bölümdeki çalışmalar sonrasında gerçek zamanlı kumaş hatası tespitinde kullanılacak sistem tüm alt bileşenleri ile belirlenmiştir.

Literatürdeki benzer çalışmalar incelendiğinde, geliştirilen yöntemlerde öncelikle kullanılan görüntüleme cihazları hakkında bilgilendirmeler yapıldığı görülmüştür. Daha sonra bir kumaş veri tabanı oluşturulup önerilen doku analiz yöntemlerinin bu veri tabanı üzerindeki hata tespit performansları test edilmiştir. Yöntemlerin gösterdiği başarı istenen düzeye ulaştığında örgü veya dokuma makinesi üzerine bir prototip kurularak aynı metodoloji ile gerçek zamanlı hata tespiti aşamasına geçilmiştir.

Literatüre ve benzer çalışmalara dayanılarak tez çalışmaları sırasında yapılan tüm çalışmalar da gerçek zamanlı olmayan çalışmalar ve gerçek zamanlı çalışmalar olmak üzere iki farklı aşamada yürütülmüştür. Gerçekleştirilen tüm çalışmalar belirli bir işlem sırası ve strateji gözetilerek yürütülmüştür. Gerçek zamanlı olmayan çalışmalar ile hedeflenen en önemli amaç örgü makinesi üzerinde çalışacak sistemin en önemli bileşenlerini tespit etmektir. Bu çalışmalar sonucunda, örgü makinesi üzerinde yürütülecek olan hata tespit işlemlerinde kullanılacak donanımlar, yararlanılacak doku analiz yöntemleri ve sınıflandırıcı tipi belirlenmiş olacaktır.

Bölüm 3'te kumaş hatası tespitinde kullanılan öznelilik çıkarma yöntemleri detaylı bir şekilde sunulmuştur. Her bir yöntem güçlü ve zayıf yönleri ile irdelenerek

gelecekteki çalışmalar için önemli perspektifler elde edilmiştir. Bu yöntemler arasında bazıları kumaş hatası tespitinde yüksek başarılarla sahiptir. Bununla birlikte işlem yükü açısından uygun olup gerçek zamanlı çalışmalarda da kullanılabilir yöntemler mevcuttur.

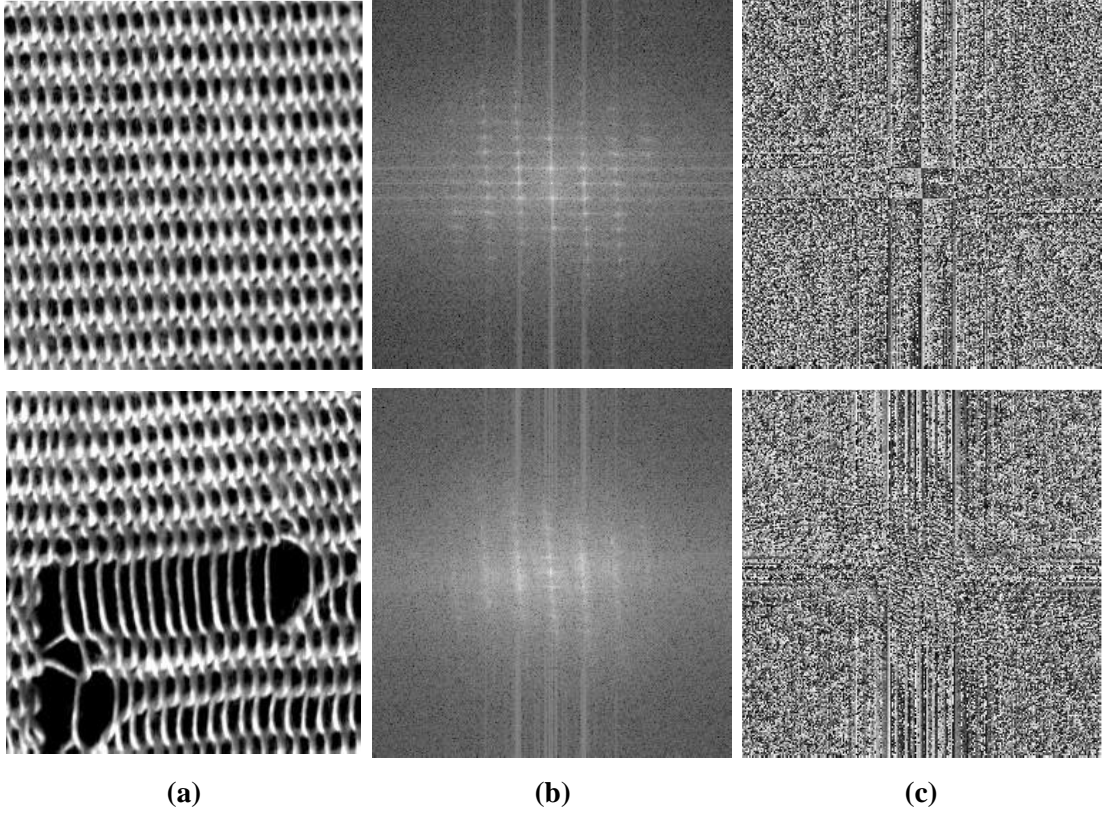
Tez çalışmalarının gerçek zamanlı olmayan çalışma aşamalarında hem başarı oranı yüksek hem de hızlı çalışabilen 4 farklı öznitelik çıkarma yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntemler Gri seviye eş oluşum matrisi (Gray Level Co-occurrence Matrix–GLCM), Fourier dönüşümü, Dalgacık dönüşümü ve Shearlet dönüşümü yöntemleridir. Kullanılan yöntemler oluşturulan kumaş veri tabanı üzerinde test edilerek sınıflandırma sonuçları ve çalışma zamanları incelenmiştir. Bu yöntemlere ek olarak Bölüm 4’te tez çalışmaları kapsamında geliştirilen altı yeni öznitelik çıkarma algoritması kumaş veri tabanı üzerinde de çalıştırılarak her bir yöntemin sonuçları analiz edilmiştir.

6.1. GLCM Yöntemi

Bölüm 3’te temel tanımlamaları verilen dört farklı GLCM doku ölçütü kullanılarak her bir kumaş görüntüsü için 1×236 boyutunda öznitelik vektörleri elde edilmiştir. Bu ölçütler karşıtlık, korelasyon, enerji ve homojenlik’tir. KVT görüntüleri kullanılarak hesaplanan öznitelik vektörleri YSA sınıflandırıcısına giriş olarak verilerek yöntemin sınıflandırma başarısı test edilmiştir. Elde edilen sonuçlar ileriki bölümlerde diğer yöntemlerin sonuçları ile birlikte ele alınarak yorumlanacaktır.

6.2. Fourier Dönüşümü Temelli Öznitelik Çıkarma Yöntemi

Fourier yöntemi, uzaysal alanda ([0-255] aralığında) ifade edilen görüntü matrislerinin genlik (frekans) ve faz dağılımlarını elde etmektedir. Kumaş görüntüsünde meydana gelen bir bozulma onun genlik spektrumuna da yansır. Bozulmanın olduğu noktaya karşılık gelen genlik spektrumundaki özel pozisyonlar da hatayı önemli ölçüde ifade eder. Şekil 6.1’de hatasız (ilk satır) ve hatalı (ikinci satır) kumaş görüntülerinin Fourier dönüşümlerinden elde edilen genlik ve faz spektrum sonuçları verilmiştir. Şekilden de anlaşılacağı gibi her iki görüntünün frekans yanıtlarında farklı tepkiler vardır. Frekans spektrumları kullanılarak hesaplanacak istatistiksel özellikler ile bu farklılıklar ifade edilebilmektedir.



Şekil 6.1. Kumaş görüsünün Fourier dönüşümü sonuçları (İlk satır hatasız kumaş görüntüsü, ikinci satır hatalı kumaş görüntüsü): (a) Hatasız ve hatalı kumaş görüntüleri, (b) Genlik spektrumu görüntüleri, (c) Faz spektrumu görüntüleri

Frekans spektrum görüntülerinden yedi farklı istatistiksel ölçüt hesaplanmaktadır. Kullanılan istatistiksel hesaplamalara ait matematiksel tanımlamalar aşağıda verilmiştir:

$$P_1 = |F(0,0)| \quad (6,1)$$

$$P_2 = |F(f_{x1}, 0)| \quad (6,2)$$

$$P_3 = f_{x1} \quad (6,3)$$

$$P_4 = \sum_{f_{xi}=0}^{f_{x1}} |F(f_{xi}, 0)| \quad (6,4)$$

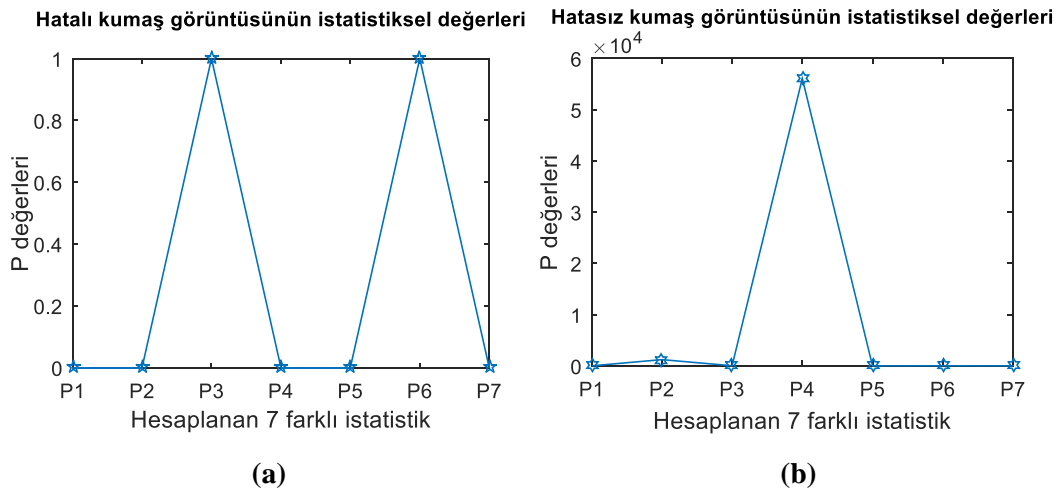
$$P_5 = |F(0, f_{y1})| \quad (6,5)$$

$$P_6 = f_{y1} \quad (6,6)$$

$$P_7 = \sum_{f_{yi}=0}^{f_{y1}} |F(0, f_{yi})| \quad (6,7)$$

Burada P_1 kumaş düzensizliğini karakterize eden ortalama parlaklık bilgisini, P_2, P_3, P_4 ise kumaşta dikey yöndeki değişimleri bulan özneliklerdir. P_5, P_6, P_7 öznelikleri kumaşta yatay yöndeki değişimleri bulur.

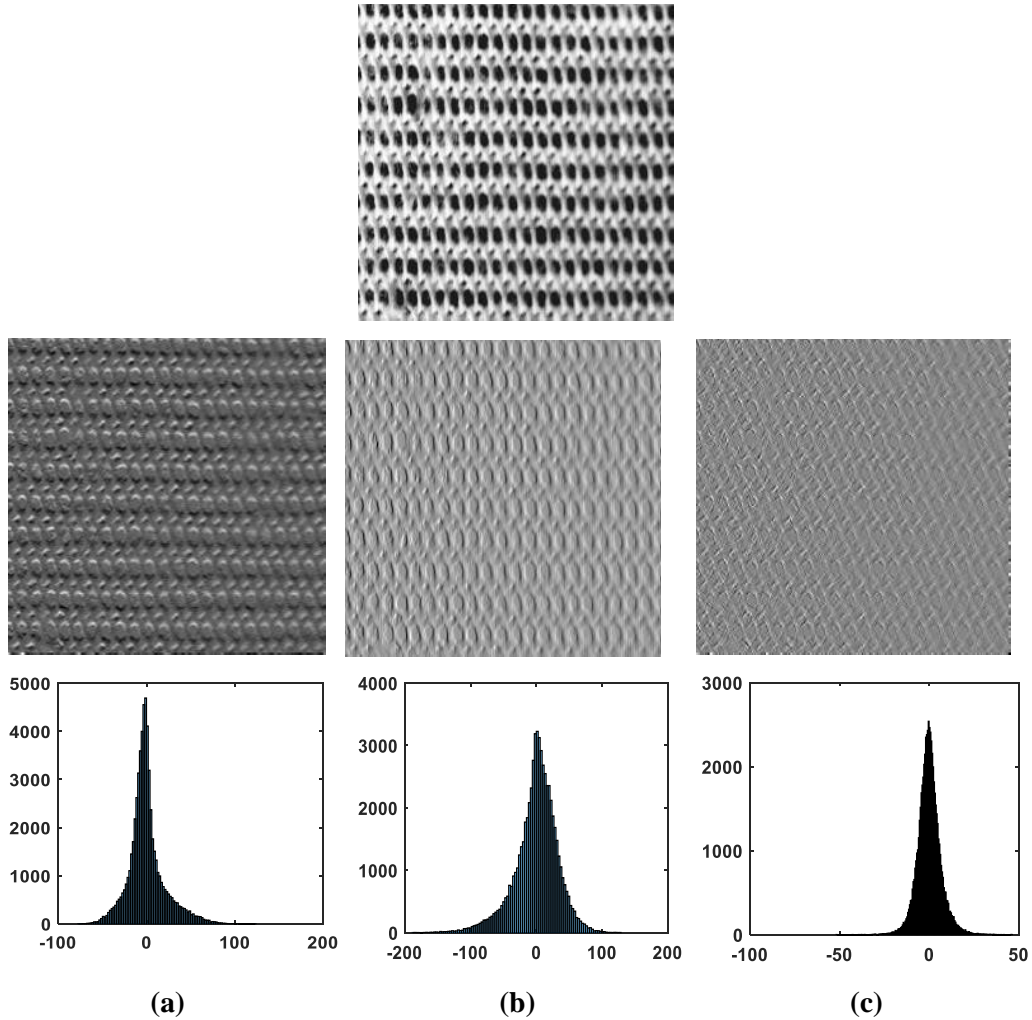
Yapılan çalışmalarda frekans düzlemlerinden elde edilen bu yedi istatistiksel hesaplamaların hatalı ve hatasız kumaş görüntüleri üzerinde ayırt edici bilgiler elde ettiği görülmüştür. Şekil 6.2’de kumaş veri tabanından alınan hatalı ve hatasız kumaş görüntülerinin frekans spektrumları ve hesaplanan yedi istatistiksel değerlerin grafikleri görülmektedir. Şekilden de görüleceği gibi hatalı ve hatasız görüntülerin istatistiksel ölçümleri birbirinden oldukça farklı davranışlara sahiptir. Burada hesaplanan P_1 değeri ortalama parlaklık bilgisi olup kumaş yüzeyindeki düzenliliği kontrol etmektedir. P_2, P_3, P_4 ise kumaş yüzeyinde çözgü yönündeki ani değişimlere karşı hassasiyet göstermektedir. Kumaş yüzeyinde çözgü ipliklerinin neden olduğu yırtık, patlak ve iplik kopması hataları bu parametreler ile kontrol edilmektedir. P_5, P_6, P_7 hesaplamaları ise kumaş yüzeyinde atkı yönünde oluşan hataları algılamaktadır. Atkı yönünde meydana gelen herhangi bir iplik, iğne ve likra hatası bu istatistiklerle ifade edilmektedir. KVT’deki her bir görüntü için yedi istatistiksel öznelik hesaplanmış ve eğitim verisi olarak kaydedilmiştir.



Şekil 6.2. Hatalı ve hatasız kumaşlara ait frekans spektrumları ve spektrumlarda hesaplanan $P_1, P_2, P_3, P_4, P_5, P_6, P_7$ hesaplamaları: (a) Hatalı kumaş için yapılan hesaplamalar, (b) Hatasız kumaş için yapılan hesaplamalar

6.3. Dalgacık Dönüşümü Temelli Öznitelik Çıkarma Yöntemi

Dalgacık dönüşümü ile elde edilen alt bant görüntülerinin histogram dağılımları simetrik ve Gauss dağılımına yakın bir dağılıma sahiptir. Yapılan bazı doku sınıflandırma çalışmalarında bu alt bant görüntüleri Olasılık Yoğunluk Fonksiyonu (Probability Density Functions–PDF) kullanılarak modellenmiştir [47]. Burada amaç her bir alt bant görüntüsünü bir Gauss dağılımı ile ifade etmektir. Dolayısıyla giriş görüntüsü ile aynı boyutta olan alt bant görüntülerini doğrudan kullanmak yerine, histogramlarını en iyi ifade eden Gauss dağılım parametreleri kullanılmaktadır. Örnek bir kumaş görüntüsünün bir seviyeli dalgacık dönüşümü sonucu elde edilen alt bant görüntüleri ve bunlara ait histogram dağılımları Şekil 6.3'te görülmektedir.



Şekil 6.3. Örnek bir kumaş görüntüsünün bir seviyeli dalgacık dönüşümü ile elde edilen yatay, dikey ve diyagonal alt bant görüntüleri, (a) Dalgacık yatay alt bant görüntüsü ve histogram grafiği, (b) Dalgacık dikey alt bant görüntüsü ve histogram grafiği, (c) Dalgacık diyagonal alt bant görüntüsü ve histogram grafiği

Şekil 6.3'te görüldüğü gibi yatay, dikey ve diyagonal yöndeki alt bant görüntülerinin histogramları sıfır merkezli ve yaklaşık olarak simetrik bir yapıya sahiptir. Böylece bu dağılım Gauss fonksiyonu ile ifade edilebilir. Alt bant görüntü histogramları (α, β^2) gibi iki parametre ile ifade edilmektedir. Bu parametrelerin hesaplanmasında farklı yöntemler kullanılmaktadır. Bunlardan biri, Do ve Vetterli [47] tarafından önerilen Maksimum-olasılık (Maximum Likelihood–ML) yöntemidir. Bu yöntem burada detaylı bir şekilde ifade edilmektedir.

KVT'deki görüntülerin histogram bilgileri $x = (x_1, x_2, \dots, x_L)$ şeklinde ifade edildikten sonra bu x verisini maksimum ifade eden α ve β parametrelili Gauss dağılımını hesaplayabilmek için, her bir x_i örüntüsünün bu parametrelerdeki olasılık değerleri Denklem (6,8)'deki gibi çarpılır:

$$\hat{\theta}_{ML} = L(x; \alpha, \beta) = \arg \max_{\theta} \prod_{i=1}^L p(x_i|\theta) \quad (6,8)$$

Denklem (6,8) ile bu fonksiyonu maksimum yapan θ parametreleri bulunmaya çalışılmaktadır. Log operatörü sonucu değiştirmez ve çarpımı toplama çevirir. Ayrıca üstsüel ifadeleri (exp) ortadan kaldırarak hesaplama maliyetini azaltır. Denklem (6,8) aşağıdaki gibi ifade edilmiş olur:

$$\ell(\theta|x) = \log \prod_{i=1}^M p(x_i|\theta) = \sum_{i=1}^M \log p(x_i|\theta) \quad (6,9)$$

Son olarak $\ell(\theta|x)$ nin θ ya göre türevi alınarak Denklem (6,10)'da ki gibi sifıra eşitlenir:

$$\frac{d\ell(\theta|x)}{d\theta} = 0 \quad (6,10)$$

θ sembolü α ve β parametrelerini içerdiğinden dolayı her iki parametreye göre ayrı ayrı türevler alınmaktadır:

$$\frac{\partial L(x; \alpha, \beta)}{\partial \alpha} = \frac{L}{\alpha} + \sum_{i=1}^L \frac{\beta x_i^\beta \alpha^\beta}{\alpha} = 0 \quad (6,11)$$

$$\frac{\partial L(x; \alpha, \beta)}{\partial \beta} = \frac{L}{\beta} + \frac{L\Psi(1/\beta)}{\beta^2} - \sum_{i=1}^L \left(\frac{|x_i|}{\alpha}\right)^\beta \log\left(\frac{|x_i|}{\alpha}\right) = 0 \quad (6,12)$$

Denklem (6,12)'de $\Psi(\cdot)$ digamma fonksiyonu olup $\Psi(z) = \Gamma'(z)/\Gamma(z)$ olarak ifade edilmektedir [97]. $\beta > 0$ olarak ayarlanırsa Denklem (6,11) aşağıdaki gibi benzersiz, gerçek ve pozitif bir çözüme sahip olur:

$$\hat{\alpha} = \left(\frac{\beta}{L} \sum_{i=1}^L |x_i|^\beta\right)^{1/\beta} \quad (6,13)$$

Bu ifade denklem (6,12)'de yerine koyulduğunda, şekil parametresi β aşağıdaki transandantal denklemin çözümü ile elde edilir:

$$1 + \frac{\Psi(1/\hat{\beta})}{\hat{\beta}} - \frac{\sum_{i=1}^L |x_i|^{\hat{\beta}}}{\sum |x_i|^{\hat{\beta}}} + \frac{\log\left(\frac{\hat{\beta}}{L} \sum_{i=1}^L |x_i|^{\hat{\beta}}\right)}{\hat{\beta}} \quad (6,14)$$

Denklem (6,14) nümerik olarak çözülebilir. $\hat{\beta}$ parametresini etkili ve hızlı şekilde belirlemek için Newton-Raphson iteratif prosedürü [97,98] kullanılmıştır. Yapılan deneysel çalışmalarda Newton-Raphson algoritmasının gerekli çözümleri 3 iterasyonda ve 10^{-6} hassasiyetinde elde ettiği görülmüştür [47].

Dalgacık dönüşümü üç seviyeli olarak KVT'deki görüntülere uygulanması sonucunda her bir görüntüden dokuz alt bant görüntüsü elde edilmektedir. Yapılan üç seviyeli dönüşüm ile farklı ölçeklerdeki frekans bileşenleri elde edilerek detaylı ve çok çözünürlüklü bir analiz yapılması amaçlanmıştır. Dalgacık dönüşümünden elde edilen dokuz alt bant görüntüsü için genelleştirilmiş Gaussian dağılımının iki parametresi olan α ve β parametreleri hesaplanarak her bir alt bant sadece iki parametre ile ifade edilmiştir. Bu yöntem ile yüksek boyutlu kumaş görüntüleri düşük boyutlu öznitelik vektörlerine dönüştürülmektedir. Sonuç olarak her bir görüntünün 9 (*alt bant sayısı*) $\times 2$ (*parametreler*) = 18 olmak üzere 1×18 boyutunda öznitelik vektörü hesaplanmıştır.

6.4. Shearlet Dönüşümü Temelli Öznitelik Çıkarma Yöntemi

Son yıllarda frekans alanındaki sinyal ve görüntü analiz metotları oldukça yoğun kullanılmaktadır. Bu metotlardan biri olan dalgacık dönüşümü görüntülerdeki kenar ve köşe bilgileri gibi geometrik özellikleri tam olarak ortaya çıkaramamaktadır. Ayrıca dalgacık dönüşümü ve Fourier dönüşümü yüksek boyutlu sinyal ve görüntü verileri için uygun dönüşümler değildir. Çünkü bu metotlar özellikle görüntülerin çok yönlü olarak analiz edilmesinde yeterli bilgi elde edememektedir. Bundan dolayı dalgacık dönüşümünde pratikte en çok üç seviyeli olarak yapılmakta ve görüntünün sadece yatay, dikey ve diyagonal yönlerdeki frekans bileşenleri kodlanabilmektedir.

Görüntüleri çok yönlü ve çok ölçekli analiz edebilmek için çok ölçekli geometrik analiz metotları geliştirilmiştir. Bu metotların en yaygın kullanılanları Curvelet [99] ve shearlet [100] dönüşüm metotlarıdır. Curvelet ve shearlet dönüşümleri dalgacık dönüşümü metodunun yönsel olarak geliştirilmiş modelleridir. Shearlet dönüşümü görüntülerin analiz edilmesinde kullanılan çok ölçekli bir matematiksel yapı sunmaktadır. Görüntülerin istenen ölçek ve yönde frekans bileşenlerini basit matematiksel yaklaşımlarla ortaya çıkararak detaylı bir analiz imkânı sağlar.

Sürekli shearlet dönüşümü $t \in R^2$ için aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$SH_{\psi}f(a, s, t) = \langle f, \psi_{a,s,t} \rangle \quad (6,15)$$

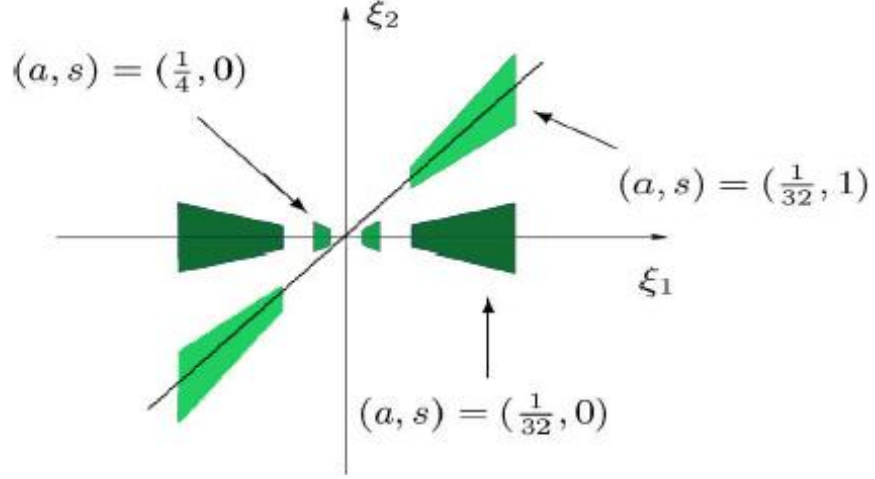
Burada kesmeler (shearlets) şöyle verilir:

$$\psi_{a,s,t}(x) = |\det M_{a,s}|^{-\frac{1}{2}} \Psi(M_{a,s}^{-1}x - t) \quad (6,16)$$

$a > 0, s \in R, t \in R^2$ için $M_{a,s} = \begin{pmatrix} a & \sqrt{as} \\ 0 & \sqrt{a} \end{pmatrix}$ olarak ifade edilir. Anlaşılacağı gibi $M_{a,s} = B_s A_a$ olmaktadır. Ayrıca $A_a = \begin{pmatrix} a & 0 \\ 0 & \sqrt{a} \end{pmatrix}$ ve $B_s = \begin{pmatrix} 1 & -s \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$ olarak tanımlanmaktadır.

Bu tanımlamalara göre her $M_{a,s}$ matrisi için, iki ilişkili eylem vardır: Bunlar A_a matrisi tarafından üretilen eş-yönsüz genişleme ve genişlemeyen B_s matrisi

tarafından üretilen kesme (shearing) eylemleridir. Sonuç olarak değişik α ölçeklerinde, s yönlerinde ve t ötelemesinde iyi lokalize edilmiş dalga formları koleksiyonları oluşturulmaktadır. Şekil 6.4'te shearlet dönüşümünün kullandığı bazı temsili yatay ve dikey kesmelerin (shearlets) frekans dilimleri görülmektedir.



Şekil 6.4. Farklı α ve s değerleri için shearlet'lerin frekans düzlemi karşılıkları

Görüntü işleme uygulamalarında shearlet dönüşümünü kullanmak için dönüşümün kartezyen koordinat sisteminde ayırık olarak tanımlanması gerekmektedir. Sürekli shearlet dönüşümü ölçek, kesme ve öteleme parametreleri uygun şekilde örneklenecek ayrıklaştırılabilir [100]. Bu amaç için eş-yönsüz A_a matrisleri ikici (dyadic) sayılarla, B_s matrisleri ise tam sayılı parametrelerle ifade edilir. Sürekli öteleme değişkeni $t \in R^2$ ayırık düzlemdeki bir nokta ile değiştirilir. $j, l \in Z$ olmak üzere, $\alpha = 2^{-j}$ ve $s = -l$ olarak seçilir. Buradan Denklem (6,17) elde edilir:

$$M_{2^{-j}, -l}^{-1} = M_{2^j, l} = \begin{pmatrix} 2^j & l2^{j/2} \\ 0 & 2^{j/2} \end{pmatrix} = B_0^l A_0^j \quad (6,17)$$

Denklem (6,17)'de $A_0 = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & \sqrt{2} \end{pmatrix}$ ve $B_0 = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$ olarak alınır. Shearlet dönüşümünün ayırık sistemi Denklem (6,18) kullanılarak aşağıdaki gibi elde edilebilir:

$$\psi_{j,l,k} = |\det A_0|^{\frac{j}{2}} \Psi(B_0^l A_0^j x - k) \quad (j, l \in Z, k \in Z^2) \quad (6,18)$$

Shearlet dönüşümü yuvarlak örgü makineleriyle elde edilen kumaşların hata tespiti için henüz kullanılmamıştır. Bu nedenle tez çalışmaları sırasında shearlet dönüşümünün kumaş hatalarının tespitindeki performansı incelenmiştir. Elde edilen sonuçlara bakıldığında bu metodun yüksek periyodiklik içeren kumaş görüntüler üzerinde oldukça başarılı olduğu görülmüştür. Metodun uygulama detayları aşağıda verilmiştir.

Shearlet dönüşümü uygulanırken ölçek sayısı dört olarak alınmıştır. Ölçek değerlerindeki kesme sayısı her bir $\alpha = 1,2,3,4$ değerini kullanarak $2^{(\alpha-1)+2}$ formülü ile hesaplanmaktadır [101]. Her bir ölçek sayı değeri için hesaplandığında [4 8 16 32] olmak üzere toplam 60 tane kesme sayısı hesaplanır. Bu sayıya bir tane alçak geçiren filtre de eklenerek toplam kesme sayısı 61 olarak belirlenir. 256×250 boyutundaki her bir kumaş görüntüsü 61 frekans dilimi ile farklı açılarda filtre edilerek bir görüntü için $256 \times 250 \times 61$ boyutunda Shearlet katsayı matrisleri hesaplanır. Bu frekans dilimlerinden bazıları Şekil 6.4'te görülebilir.

Fourier dönüşümü ve dalgacık dönüşümü metotlarında olduğu gibi, shearlet dönüşümünden elde edilen frekans katsayı matrislerinin istatistiksel analizleri yapılmaktadır. Kumaş hatası tespit çalışmalarında her bir Shearlet katsayı matrisinin ortalama ve varyans değerleri hesaplanmıştır. Dolayısıyla KVT'deki her bir görüntünün öznitelik vektör boyutu 1×122 olarak elde edilmiştir.

6.5. KVT Görüntüleri Üzerindeki Hata Tespit Sonuçları

Bu bölümde bahsedilen hata tespit yöntemleri KVT'deki görüntüler üzerinde çalıştırılmış ve elde edilen hata sınıflandırma performansları, algoritma çalışma zamanları, üretilen öznitelik vektör boyutları karşılaştırmalı olarak sunulmuştur. Bu çalışma örgü makinesi üzerinde yapılacak gerçek zamanlı hata tespit çalışmasının temelini oluşturmaktadır. KVT üzerinde en uygun sonuçlar veren yöntemler tespit edilerek gerçek zamanlı çalışmada kullanılmıştır.

Bahsedilen algoritmaların tasarım ve gerçekleştirilmesi için Intel Core i7 işlemci ve 16 GB Ram belleğe sahip bir dizüstü bilgisayar kullanılmıştır. Yöntemlere ilişkin tüm kodlamalar ve benzetim çalışmaları Matlab 2014b programı ile yapılmıştır.

6.5.1. Başlangıç parametrelerin ayarlanması

Kullanılan yöntemler uzaysal ve frekans alanı olmak üzere iki farklı alanı içermektedir. Her bir yöntem, farklı başlangıç parametrelerine ihtiyaç duymaktadır. Ancak bütün yöntemler normalize edilmiş görüntüleri giriş verisi olarak almaktadır. Bunun için ortalama normalizasyonu kullanılmaktadır.

Uzaysal alanda parametrelerin ayarlanması:

Bölüm 4'te tanıtılan heterojen öznelik çıkarma yöntemleri (GDF-HOG, Eig(Hess)-HOG, ikinci mertebeli HOG, Eig(Hess)-CoHOG, GM-CoHOG) ve yüzey etiketlemeli CoHOG algoritmaları uzaysal alanda çalışan yöntemlerdir.

GDF-HOG, Eig(Hess)-HOG ve ikinci mertebeli HOG algoritmasında kayan pencere uygulaması için pencere boyutları 4 ve 8 olarak seçilmiştir.

Eig(Hess)-CoHOG, GM-CoHOG ve yüzey etiketlemeli CoHOG algoritmalarında kullanılan eş oluşum matrisi değerleri, toplam pencere boyutu, yatay ve dikey pencere bölme boyutları aşağıda verilmektedir:

$$offsetler = \begin{bmatrix} 0 & 1;0 & 2;0 & 3;0 & 4;1 & 0;2 & 0;3 & 0;4 & 0 \\ 1 & 1;1 & 2;1 & 3;1 & 4;2 & 2;3 & 3;4 & 4;5 & 5 \end{bmatrix}$$

pencere boyutu = 8, yatay pencere bölme boyutu = 2

dikey pencere bölme boyutu = 2

GLCM yönteminde, yer değiştirme vektörü $d = 15$, yönelim açısı θ ise 0° , 45° , 90° ve 135° olarak ayarlanmaktadır.

Frekans alanında parametrelerin ayarlanması:

Dalgacık dönüşümü metodunda görüntülerin üç seviyeli dalgacık dönüşümleri hesaplanmıştır. Ana dalgacık olarak Daubechies 4 (db4) kullanılmıştır.

Shearlet dönüşümünde ölçek değeri dört, yardımcı dalgacık fonksiyonu olarak Meyer kullanılarak toplam 61 farklı shearlet katsayı matrisi elde edilmiştir.

6.5.2. Hata tespit sonuçları

Kullanılacak hata tespit yöntemlerinin başlangıç parametreleri belirlendikten sonra KVT'deki her bir görüntü için öznitelikler elde edilmiş ve YSA ile sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. KVT üzerindeki tüm hata sınıflandırma çalışmalarında iki katmanlı ve geri beslemeli bir YSA modeli kullanılmıştır. Elde edilen öznitelik vektörlerinin %85'i eğitim, %15'i test amaçlı kullanılmıştır.

İlk uygulamada, uzaysal alandaki GDF-HOG, Eig(Hess)-HOG, ikinci mertebe HOG, Eig(Hess)-CoHOG, GM-CoHOG ve yüzey etiketlemeli CoHOG yöntemlerin sonuçları değerlendirilmiştir. İlgili yöntemlerin hata tespit başarıları, öznitelik vektör boyutları ve çalışma zamanlarına ilişkin bilgiler Çizelge 6.1'de verilmektedir. Elde edilen sonuçlar doğrultusunda tüm yöntemlerin genellikle yüksek başarı yakaladıkları görülmektedir. Bu nedenle yapılacak gerçek zamanlı hata tespit çalışmalarında bu altı yöntem kullanılarak başarılı bir şekilde hata tespiti yapılabileceği anlaşılmıştır.

Çizelge 6.1. Geliştirilen yeni HOG ve CoHOG algoritmalarının KVT üzerindeki hata tespit oranları

Yöntemler	Çalışma zamanı (sn)	Öznitelik vektörü boyutu	Sınıflandırma doğruluğu (%)	F1 skoru
GDF-HOG	0.132	1 × 128	94.36	0.834
Eig(Hess)-HOG	0.034	1 × 128	95.52	0.870
İkinci mertebe HOG	0.164	1 × 128	96.23	0.893
Eig(Hess)-CoHOG	0.062	1 × 1176	99.00	0.918
GM-CoHOG	0.109	1 × 1536	99.54	0.934
Yüzey etiketlemeli CoHOG	0.157	1 × 864	99.14	0.920

Orijinal HOG ve CoHOG algoritmalarının temel zayıflıkları aydınlanma ve dönme durumlarına karşı oldukça hassas olmalarıdır. Ancak geliştirilen altı yeni yöntem ile bu zayıflık ortadan kaldırılmış ve algoritmaların doku analiz gücü arttırılmıştır. GDF-HOG, Eig(Hess)-HOG ve ikinci mertebe HOG algoritmaları Eig(Hess)-CoHOG, GM-CoHOG ve yüzey etiketlemeli CoHOG algoritmalarına göre daha düşük başarı oranlarına sahiptirler. Kumaş veri tabanı aydınlanma ve dönme değişimleri içerdiği için Eig(Hess)-CoHOG, GM-CoHOG ve yüzey etiketlemeli CoHOG algoritmaları böyle durumlarda daha kararlı ve doğru sonuçlar elde

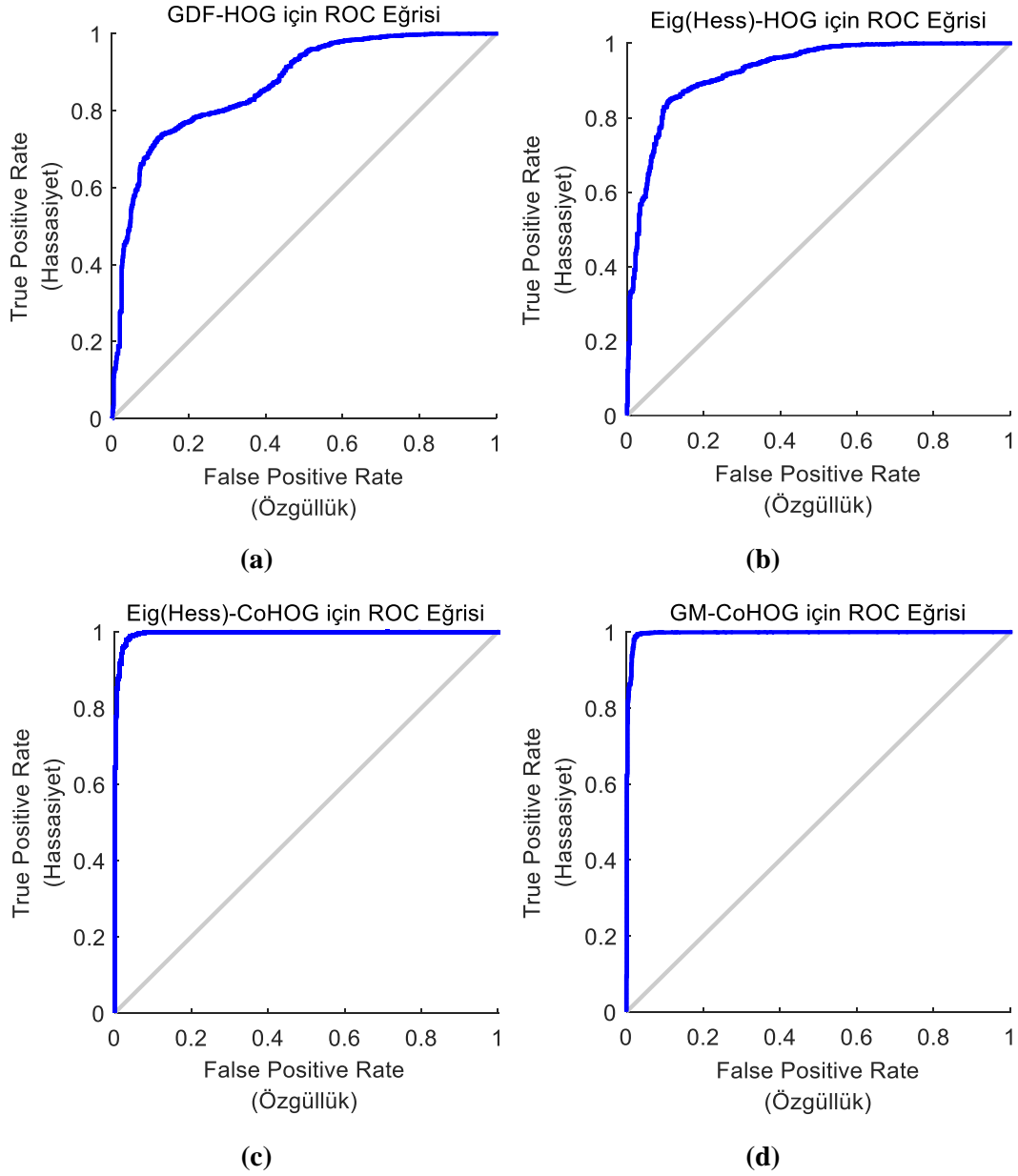
etmektedir. Ayrıca Hessian matrisinin öz değerleri dönme bağımsız oldukları için veri tabanındaki dönme durumlarından etkilenmezler. Özellikle GM-CoHOG algoritması kumaş dokularındaki lokal yapıları ayırt edici bir şekilde tanımladığı için çok yüksek başarı oranına ulaşmaktadır. GDF-HOG, Eig(Hess)-HOG ve ikinci mertebe HOG algoritmaları hem daha düşük boyutlu öznitelik vektörü üretebilmekte hem de düşük çalışma maliyetine sahiptirler.

Algoritmaların çalışma zamanları hesaplanmasında bir görüntünün öznitelik vektörünü çıkartırken harcadıkları süre göz önüne alınmış, YSA ile sınıflandırma maliyeti dikkate alınmamıştır. Kullanılan yöntemler incelendiğinde daha büyük boyutta öznitelik vektörü çıkartan metotların daha çok zaman harcadıkları görülmüştür. Ancak öznitelik vektörü boyutu ile sınıflandırma doğruluğu her zaman doğru orantılı değildir. Gerçek zamanlı hata tespitinde YSA ile eğitim işlemi yapılmayıp sadece elde edilen öznitelik vektörüne göre test işlemi yapılmıştır. Bu nedenle yöntemlerin her bir görüntü üzerindeki öznitelik çıkartma süreleri önemlidir.

Kumaş hatası sınıflandırma ve tespit çalışmasında metotların hassasiyet (doğru pozitifleri tespit etme yeteneği) ve özgüllük (yanlış pozitifleri eleme yeteneği) parametreleri arasında optimal bir denge kurmaları beklenmektedir. Veri tabanındaki hatasız ve hatalı kumaş görüntüleri eşit bir şekilde dağılım göstermemektedir. Bundan dolayı kesinlik ve hassasiyet parametreleri bağımsız değerlendirilmezler. Bu iki parametrenin birlikte değerlendirilebilmesi ROC (Receiver Operating Characteristic-ROC) eğrisi yardımıyla mümkün olmaktadır. ROC eğrileri hassasiyet ve kesinlik arasındaki dengeyi değerlendirmek için kullanılmaktadır. ROC eğrisinin oluşturulacağı koordinat sisteminde, Y ekseninde test metodunun gerçek pozitif değeri (hassasiyet), X ekseninde ise yanlış pozitif değeri (özgüllük) yer alır. Yanlış değerler içermeyen bir sınıflandırma çalışmasında ROC eğrisi (0,0), (0,1) ve (1,1) noktalarını birleştirmektedir. Sınıflandırma başarısı kötü olan metotların ROC eğrileri (0,0) dan (1,1) e kadar 45° açı yaparak uzanan köşegen şeklindedir. ROC eğrisi bu iki durum arasında değişiklikler göstermektedir. Sınıflandırmada kullanılan metotların başarısı ne kadar iyi ise ROC eğrisi o kadar yüksek duyarlılık bölgesine ve sola doğru kaymaktadır.

ROC eğrisi yardımıyla çalışmalarda kullanılan metotların kendi doğrulukları ve diğer metotların doğruluk oranları arasında güvenilir bir karşılaştırma yapılmıştır.

Şekil 6.5'te geliştirilen yeni HOG ve CoHOG algoritmalarının KVT üzerinde elde ettikleri ROC eğrileri verilmiştir.



Şekil 6.5. GDF-HOG, Eig(Hess)-HOG, Eig(Hess)-CoHOG ve GM-CoHOG yöntemlerinin ROC eğrilerinin karşılaştırılması

Yapılan ikinci uygulamada ise GLCM ve frekans alanı yöntemleri kullanılarak KVT üzerindeki etkinlikleri gözlemlenmiştir. Yöntemlerin sınıflandırma doğrulukları, öznelitektör boyutları ve çalışma sürelerine ilişkin bilgiler Çizelge 6.2'de verilmektedir.

Çizelge 6.2. GLCM, Fourier dönüşümü, dalgacık dönüşümü ve shearlet dönüşümü yöntemlerinin KVT üzerindeki hata tespiti oranları ve diğer önemli parametreleri

Yöntemler	Çalışma zamanı (sn)	Öznitelik vektörü boyutu	Sınıflandırma doğruluğu (%)	F1 skoru
GLCM	0.274	1×236	93.6	0.843
Fourier dönüşümü	0.001	1×7	96.1	0.903
Dalgacık dönüşümü	0.053	1×18	90	0.816
Shearlet dönüşümü	0.052	1×122	94.2	0.872

GLCM yöntemi kumaş görüntüsü gibi düzenli doku örüntülerinin ikinci mertebe istatistiksel yapılarını inceleyip bu desen yapısının bozulduğu noktalarda farklı davranışlar ortaya koymaktadırlar. KVT üzerinde bu yöntem ile öznitelik vektörleri çıkartılmış ve yapılan sınıflandırmada %93.6 oranında hata tespit başarısı elde edilmiştir. Hızlı çalışabilme özelliği ile yapılacak örgü makinesi üzerindeki kumaş hatası tespiti çalışmalarında GLCM yönteminden faydalanılacaktır. Ancak GDF-HOG yöntemi dışında, Eig(Hess)-HOG, ikinci mertebe HOG, Eig(Hess)-CoHOG, GM-CoHOG ve yüzey etiketlemeli CoHOG yöntemleri daha yüksek sınıflandırma başarılarına sahiptirler. GLCM yönteminin ROC eğrisi karakteristikleri Şekil 6.6'da görülmektedir.

Frekans alanı yöntemleri ile yapılan benzetim çalışmalarında başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Dalgacık dönüşümü ve Fourier dönüşümü yöntemlerinin kumaş hatası başarısındaki başarıları zaten bilinmektedir. Ancak yapılan çalışmalar genellikle sınırlı sayıda görüntü ve hata türü üzerindeki yürütülmüştür. Tez çalışmalarında oluşturulan kapsamlı KVT üzerinde bu yöntemlerin davranışları incelenmiş ve sonuçlar verilmiştir. Ancak shearlet dönüşümü yöntemi yeni bir yöntem olup kumaş hatası çalışmalarında henüz kullanılmamıştır. Çalışmalarda bu yöntem kullanılarak veri tabanı üzerindeki önemli parametreleri gözlemlenmiş ve yöntemin güçlü ve zayıf yönleri vurgulanmıştır.

KVT görüntülerinin Fourier frekans spektrumları üzerinde Bölüm 6.2'de matematiksel olarak tanımlanan yedi farklı istatistiksel hesaplama yapılmıştır. Hesaplanan ilk istatistik olan P_1 ortalama parlaklık bilgisi olup kumaş yüzeyindeki düzenlilik bozulduğunda bu değer hassasiyet göstermektedir. P_2, P_3, P_4 ise kumaş

yüzeyinde dikey yani çözümlü yönündeki değişimleri kontrol eden hesaplamalardır. Kumaşta çözümlü ipliklerinin neden olduğu patlak, yırtık ve iplik kopması gibi hatalar P_2, P_3, P_4 hesaplamaları tarafından algılanmaktadır. P_5, P_6, P_7 hesaplamaları ise kumaş yüzeyinde meydana gelen yatay yani atkı yönündeki hataları kontrol ederler. Atkı yönünde meydana gelen çeşitli iplik ve iğne hataları bu istatistiklerle fark edilir.

Fourier dönüşümü ve kullanılan istatistiksel hesaplamaların bu gücünden faydalanılarak KVT üzerinde hata tespit çalışmaları yürütülmüştür. Bu yöntemin hata tespit başarısı %96.1 olup 1×7 boyutunda öznelik vektörüne sahiptir. Bir görüntü için öznelik vektörü çıkarma süresi 0.0013 sn'dir. Bu bilgiler doğrultusunda Fourier dönüşümü temelli öznelik çıkarma yöntemi gerçek zamanlı hata tespiti için oldukça uygun bir yöntem olarak öne çıkmaktadır. Bu yönteme ait hata tespit bilgileri Çizelge 6.2'de görülmektedir.

Diğer bir frekans alanı yöntemi olan dalgacık dönüşümü ile KVT üzerinde hata tespit çalışmaları yapılmıştır. Bölüm 6.3'te detaylandırıldığı gibi, her bir kumaş görüntüsünün üç seviyeli dalgacık dönüşümleri hesaplanmıştır. Dalgacık dönüşümü ile kumaş görüntüleri frekans alanına taşındığı için histogramdaki değişikliğin yansımaları daha hassas olarak görülebilmektedir. İşte bu noktada alt bant görüntülerinin histogramları izlenerek kullanışlı istatistiksel öznelikler elde edilebilir. Buradan hareket ile her bir görüntünün histogram davranışlarını istatistiksel olarak modelleyen ve ifade eden Gaussian fonksiyonunun α ve β parametreleri elde edilerek öznelik vektörü inşa edilmiştir.

Dalgacık dönüşümü temelinde dayanan öznelik çıkarma yöntemi ile her bir görüntünün 1×18 boyutunda öznelik vektörü hesaplanarak YSA sınıflandırıcısına giriş olarak verilmiştir. Bu yöntemin kumaş veri tabanı üzerindeki hata tespit başarısı %90'dır. Sınıflandırma başarısı kullanılan uzaysal alan yöntemlerine göre kısmen daha düşük olmasına rağmen kabul edilebilir bir aralıktadır. Ayrıca çalışma zamanı olarak Fourier dönüşümü metoduna göre daha yavaştır. Ancak bazı uzaysal alan yöntemlerine göre daha hızlı çalışmaktadır. Bu yönteme ait hata tespit sonuçları ve diğer önemli parametreler Çizelge 6.2'de verilmiştir.

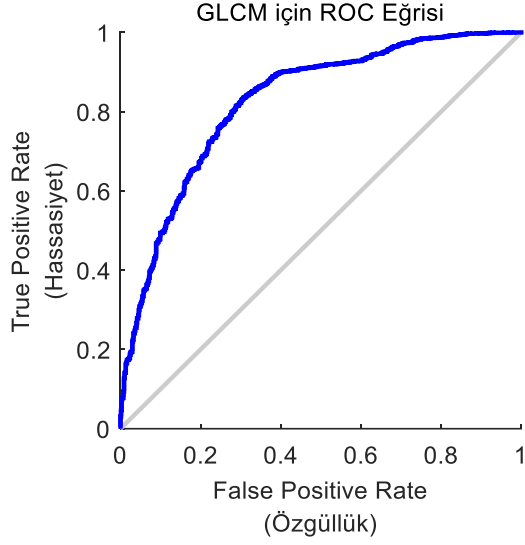
Frekans alanında kullanılan son öznelik çıkarma yöntemi shearlet dönüşümüdür. Bilindiği gibi görüntünün shearlet dönüşümünden yüksek boyutlu

öznitelik vektörü elde edilir. Her ölçekteki shearlet katsayı matrisleri görüntünün farklı ölçek ve yönde frekans bilgilerini içermektedir. Shearlet dönüşümünde çok sayıda alt bant elde edilmektedir. Bu alt bantlardaki bazı bilgiler birbirleri ilişkili oldukları için aralarında yüksek korelasyon bulunmaktadır. Bu nedenle gereksiz ve tekrarlayan bilgileri ayırt edip uygun boyutta öznitelik vektörü inşa edilmesi gerekmektedir. Alt bantlardan öznitelik vektörü elde etmek için geometrik, istatistiksel ve dokusal bazı hesaplamalar yapılmaktadır [101].

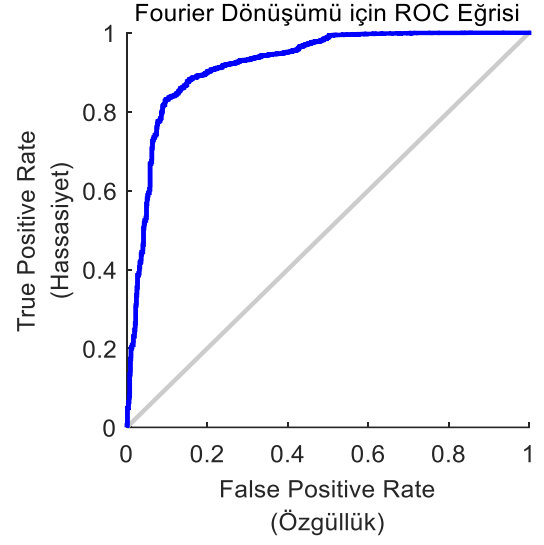
Tez çalışmasında kullanılan ölçek değerine bağlı olarak 61 Shearlet alt bant görüntüsü elde edilmiştir. İstatistiksel bir yaklaşım ile her bir alt bant görüntüsünün ortalama ve varyans değerleri hesaplanmıştır. Dolayısıyla görüntünün Shearlet dönüşümünden elde edilen 61 adet alt bant görüntüsünün her birinin iki istatistiksel niceliği hesaplanarak 1×122 boyutunda öznitelik vektörü inşa edilmiştir. Bu öznitelik vektörleri ölçek ve döndürme bağımsızdır [101].

KVT üzerinde yapılan çalışmalarda görüntülerin öznitelik vektörleri shearlet dönüşümü ile frekans alanında kodlanarak başarılı bir hata tespit çalışması gerçekleştirilmiştir. Oluşturulan KVT döndürülmüş kumaş görüntüleri içermektedir. Ancak shearlet dönüşümü döndürme bağımsız olduğu için bu durumdan etkilenmemiştir. Sınıflandırma başarısı ve çalışma zamanı incelendiğinde gerçek zamanlı hata tespit çalışmalarında kullanılabileceği ortaya çıkmıştır. Bu nedenle yeni bir yöntem olmasına karşın yürütülen hata tespit çalışmalarında istenen performans elde edilmiştir.

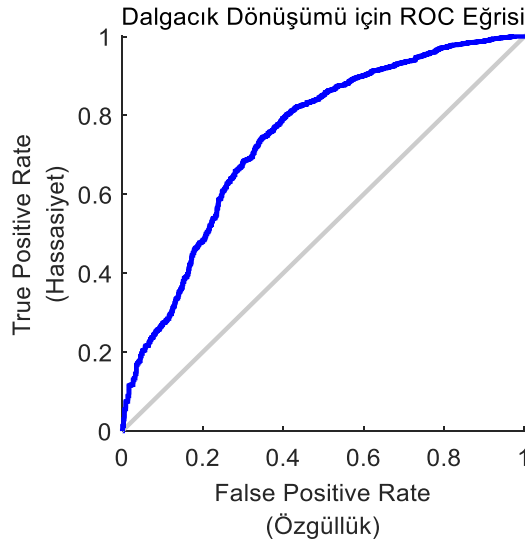
GLCM ve diğer frekans alanı yöntemlerinin sınıflandırma başarılarının kararlılığı ve hassasiyeti ROC eğrisi ile ölçülmüştür. Şekil 6.6'da yöntemlere ilişkin ROC eğrileri görülmektedir. Bu yöntemler arasında en yüksek başarı Fourier dönüşümü yöntemine aittir. Ancak kullanılan tüm doku analiz yöntemleri ile yüksek başarı oranları elde edilmiştir.



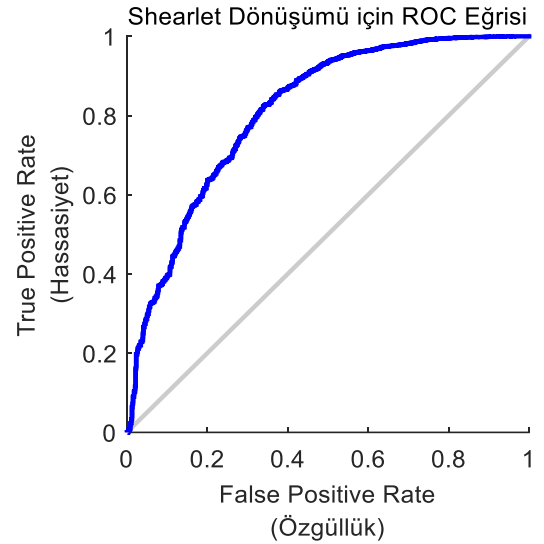
(a)



(b)



(c)



(d)

Şekil 6.6. GLCM, Fourier dönüşümü, dalgacık dönüşümü ve shearlet dönüşümü yöntemlerin ROC eğrilerinin karşılaştırılması

7. YUVARLAK ÖRGÜ MAKİNESİ ÜZERİNDE GERÇEK ZAMANLI HATA TESPİTİ

Bu bölümde yuvarlak örgü makinesi üzerinde yapılan gerçek zamanlı hata tespit çalışmalarına yer verilmiştir. Bölüm 6'da gerçekleştirilen çalışmalar bu bölümdeki gerçek zamanlı hata tespit çalışmalarının temelini oluşturmaktadır. KVT kullanılarak yapılan hata tespit çalışmalarının yuvarlak örgü makinesi üzerindeki sonuçları bu bölümde detaylı olarak analiz edilmiştir. Bu şekilde hata tespit yöntemlerinin laboratuvar ortamındaki davranışları ile endüstriyel ortamdaki davranışları karşılaştırılmıştır.

7.1. Uygulama Stratejileri

Yuvarlak örgü makinesi üzerinde üretim kontrolü yapabilmek için görüntü elde etme sistemine ihtiyaç duyulmaktadır. Bu sistem ile kaliteli ve yüksek çözünürlüklü görüntü akışı sağlanacaktır. Bu sistem fabrikada temiz ve gürültüden uzak bir alana kurulacak olan bir sunucu bilgisayara bağlanarak üretilen kumaşların görüntüleri analiz edilmeye hazır hale getirilecektir.

Gerçek zamanlı olmayan hata tespit çalışmalarında kodlaması ve tasarımı yapılan sunucu görüntüleme yazılımı ile anlık olarak elde edilen kumaş görüntüleri ekranda izlenebilmektedir. Geliştirilen Online Kumaş Hatası Tespit Yazılımının (On_KHTY) ara yüzü Şekil 7.1'de görülmektedir. Daha önce kodlamaları yapılan öznitelik çıkarma yöntemleri ve eğitilmiş yapay sinir ağı modeli sunucu bilgisayara aktarılarak hata tespit sisteminin yazılım alt yapısı kurulmuştur.



Şekil 7.1. Sunucu bilgisayara kurulan kumaş hatası tespit yazılımının ara yüzü

Bölüm 6'daki hata tespit çalışmalarında on farklı doku analiz yöntemi KVT üzerinde başarılı sonuçlar vermişti. Örgü makinesi üzerindeki çalışmalarda benzer özelliklere sahip olan HOG ve CoHOG temelli algoritmalarından sadece Eig(Hess)-HOG ve GM-CoHOG algoritmaları kullanılacaktır. Frekans alanı yöntemlerinin performanslarını test etmek için Fourier dönüşümü, dalgacık dönüşümü ve shearlet dönüşümü yöntemleri kullanılacaktır.

Geliştirilen hata tespit sistemi yazılımı ve örgü makinesi her bir hatasız ve hatalı üretim testi için toplam beş defa birbirinden bağımsız olarak çalıştırılacak ve her bir yöntem test edilecektir. Üretilen kumaş hatası türleri kumaş veri tabanında bulunan örgü kumaş hataları olacaktır. Çünkü gerçek zamanlı olmayan çalışmalarda yapılan testler ve kaydedilen eğitilmiş YSA modeli veri tabanındaki hata türlerini kapsamaktadır. Bu nedenle süprem kumaşın iki farklı tipi ve bu kumaşlarda en sık karşılaşılan iki farklı hata tipi için örgü makinesinde üretim kontrolü yapılmıştır.

Enkoder kullanılarak örgü makinesinin üretim hızı ile çizgi tarama kamerasının çalışma hızı senkronize edilmiştir. Enkoder'den elde edilen veriler ışığında çizgi tarama kamerası 28kHz hızında çalıştırılmıştır. Bu çalışma hızı 256×1000 boyutunda olmak koşuluyla kameranın saniyede 90 görüntü yakalayacağı anlamına gelmektedir. Kullanılan sunucu bilgisayar Mac mini model, 16 GB Ram bellek ve i7 3.0 Ghz işlemciye sahiptir. Sunucu bilgisayar üst düzey donanım özelliklerine sahip olmasına rağmen yine de Matlab yazılımı ile saniyede 90 görüntünün sürekli olarak test edilmesi mümkün değildir. Ancak kullanılan sistemin elverdiği ölçüde görüntüler gerçek zamanlı olarak analiz edilmiştir. İleride yapılacak çalışmalar ile geliştirilen hata tespit sisteminin gömülü görüntü işleme yeteneğine sahip sistemler üzerine taşınması gerçek zamanlı çalışmanın zaman gereksinimlerini karşılayabilecektir.

Hata tespit sistemi kararlılık ve güvenilirliğinin test edilmesi için 900 farklı görüntüyü analiz edinceye kadar örgü makinesine üretim yaptırılmıştır. Bu süre zarfında kamera görüntü akışı sağlayacağı için toplamda yakalanan ve analiz edilen görüntü sayısı 900 olacaktır.

Daha önce inşa edilen KVT 256×1000 piksel boyutundaki video çerçevelerinin yatay olarak dörde bölünmesi ile oluşturulmuştur. Dolayısıyla veri

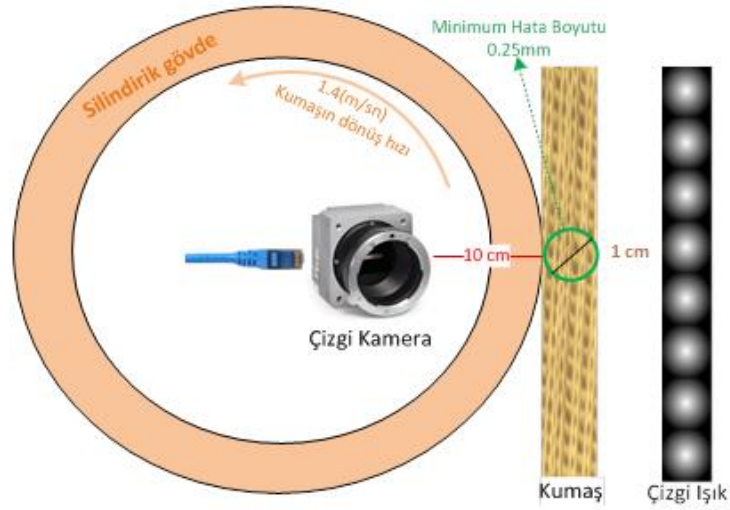
tabanındaki her bir görüntü 256×250 boyutunda olmuştur. Gerçek zamanlı hata tespitinde kameradan gelen görüntü boyutu 256×1000 piksel boyutundadır. Ancak daha önce yürütülen çalışmalarda olduğu gibi kameradan gelen her bir görüntü dörde bölünerek her biri 256×250 boyutunda olan dört alt görüntü elde edilmiştir. Daha sonra bu alt görüntülerini öznetelikleri hesaplanıp YSA ile hata içerip içermedikleri test edilmiştir. Burada amaç daha doğru bir şekilde hata tespiti yapmaktır. Çünkü delik ve patlak gibi bazı hata türleri kumaş görüntüsünün bir bölümünde oluşurken, iğne ve iplik hataları gibi bazı hatalar tüm görüntüde bulunmaktadır. Elde edilen 256×1000 boyutundaki video çerçevesi dörde bölünerek herhangi bir görüntü parçasında hata tespiti yapıldığında o anki video görüntüsü hatalı olarak etiketlenilecektir.

Son olarak geliştirilen hata tespit sisteminin çalışma zamanı analizi yapılarak geliştirilen sistemin güçlü ve zayıf yönleri tartışılacaktır. Son olarak gelecekte yapılacak çalışmalar ile ilgili bilgilendirmeler verilecektir.

7.2. Örgü Makinesi Üzerine Kurulan Prototip

Yuvarlak örgü makinesi üzerinde kumaş hatası tespiti için Madoksan Tekstil Ltd. Şti. firmasında bir örgü makinesinin üzerine görüntü yakalama sistemi kurulmuştur. Bu sistemde Basler raL2048gm model çizgi tarama kamerası, 10 cm uzunluğunda çizgi ışık kaynağı ve cihazları sabitlemek için metal sabitleyiciler kullanılmıştır.

Görüntüleme sistemi veri tabanı oluşturma işlemi için kurulan sistem ile hemen hemen aynıdır. Ancak gerçek zamanlı hata tespiti yapılacağı için kurulan sistem daha sağlam ve dış etkenlerden etkilenmeyecek şekilde monte edilmiştir. Kamera izlenecek kumaş yüzeyini dik açı ile görecektir ve 10cm uzaklığa sabitlenmiştir. Çizgi ışık ise kameranın sensör çizgisi ile aynı noktaya izdüşümü yapacak şekilde monte edilmiştir. Kamera ve ışık kaynağı kalın metalik malzemeler ile örgü makinesinin gövdesine sabitlenerek titreşim ve gürültüden en az etkilenmeleri sağlanmıştır. Şekil 7.2'de kumaşın örüldüğü yuvarlak örgü makinesindeki silindirik gövde ve bu gövde üzerine kamera ve ışık sisteminin nasıl monte edildiği temsili olarak gösterilmektedir. Kurulan sistem ile ilgili daha detaylı bilgiler Bölüm 5'te verilmiştir.



Şekil 7.2. Yuvarlak örgü makinasındaki silindirik gövde ve bu gövde üzerine kamera ve ışık sisteminin monte edilmesi

Gerçek zamanlı hata tespitinde amaç hatalı üretim olduğu anda üretimi durdurmak ve meydana gelen kayıpları engellemektir. Bu nedenle kamera kumaş üretiminin yapıldığı iğnelerin 2 cm altını görece şekilde kurulmuştur. Böylelikle hatalı kumaş üretiminin minimuma indirilmesi sağlanacaktır. Bu bilgiler ve amaçlar doğrultusunda bir görüntüleme sistemi örgü makinesi üzerine kurulmuştur. Sunucu bilgisayar ilgili firmada bir odaya kurulduğu için kameranın data kablosu sunucu bilgisayar kadar uzatılmıştır. Bu uzaklık 30 m olduğu için ağ üzerinde herhangi bir bilgi kaybı meydana gelmeyecektir. Yuvarlak örgü makinesi üzerine kurulan görüntü yakalama sistemi Şekil 7.3'te görülmektedir.



Şekil 7.3. Gerçek zamanlı hata tespiti için yuvarlak örgü makinesi içerisine kurulan görüntü elde etme sistemi

7.3. Yapılan Gerçek Zamanlı Hata Tespit Çalışmaları

Bu bölümde yuvarlak örgü makinesi üzerinde üretim esnasında yapılan kumaş hatası tespit çalışmalarına yer verilmiştir. Yapılan çalışmalarda süprem kumaş türünün farklı üretim modellerine ait farklı sağlam ve hatalı kumaş türleri üretilerek geliştirilen hata tespit sisteminin performansı test edilmiştir. Hatalı kumaş üretimi kumaş operatörü tarafından yapılarak geliştirilen sistem farklı yöntemler için test edilmiştir. Hatasız üretim esnasında yöntemler herhangi bir hata yakalamayacağı için örgü makinesinin durdurulması gerekmemektedir. Ancak hatalı üretimler sırasında geliştirilen sistem bu hataları tespit ettiğinde üretimin durdurulması gerekmektedir. Ancak yapılan gerçek zamanlı hata tespit çalışmalarında hata tespiti anında üretim durdurulmamıştır. Çünkü tez çalışmalarında kumaş hataları 10 saniyelik süre için el ile üretilerek geliştirilen sistemin bu hataları tespit edip edemediği kontrol edilmiştir.

Yapılan uygulamalarda hata tespiti halinde tespit edilen hatalı kumaşın görüntüsü sunucu bilgisayarda bir klasöre kaydedilmiştir. Yürütülen 10'ar saniyelik testler sonrasında bu klasöre bakılarak hatalı olarak kaydedilen görüntü sayısı ve incelenen tüm görüntü sayısı dikkate alınmış ve kullanılan beş farklı doku analiz yönteminin doğruluk oranları hesaplanmıştır.

7.3.1. Hatasız kumaş üretiminin kontrolü

Yapılan ilk çalışma 30/1 sağlam süprem kumaş üretimi ile ilgilidir. Süprem kumaş yuvarlak örgü makinelerinde oldukça sık üretilen bir kumaş türüdür. Daha önce oluşturulan KVT bu kumaş türüne ait kapsamlı görüntüler içermektedir. Yuvarlak örgü makinesi normal durumlarda hatasız kumaş üretmektedir. Hata tespit sistemi hem Eig(Hess)-HOG hem de GM-CoHOG algoritmaları için ayrı ayrı test edilmiştir. Sağlam süprem kumaş üretimi için örgü makinesi ve hata tespit sistemi aynı anda çalıştırılmıştır. Örgü makinesi çalışırken aynı anda sunucu bilgisayardaki hata tespit sistemi çalıştırılarak gerçek zamanlı olarak gelen görüntülerin analizleri yapılmıştır. Kameradan alınıp hata tespit yazılımı ile analiz edilen görüntü sayısı 900 olduğunda hata tespit sistemi durdurulmuştur. Bu işlemler her iki algoritma için aynı şekilde yürütülmüştür. Daha öncede belirtildiği gibi gerçek zamanlı çalışmalarda kameradan gelen her bir görüntünün kullanılan doku analiz yöntemi ile öznitelik vektörleri çıkarılmıştır. Gerçek zamanlı olmayan çalışmalarda her bir doku analiz

yönteminin öznitelik vektörleri ile ayrı ayrı eğitilen ve kaydedilen YSA modelleri kullanılarak her bir kamera görüntüsü anlık olarak test edilmiştir. Dolayısıyla gerçek zamanlı çalışmalarda YSA eğitimi yapılmamıştır.

Eig(Hess)-HOG algoritması ile yapılan gerçek zamanlı hata tespit çalışmalarında kameradan gelen 900 görüntünün 837 tanesi hatasız olarak etiketlenmiştir. Sunucu bilgisayardaki hatalı görüntü kaydı yapılan klasöre 63 sağlam kumaş görüntüsü hatalı olarak kaydedilmiştir. Buradaki başarı oranı %93 olarak ölçülmüştür. Elde edilen bu başarı gerçek zamanlı olmayan çalışmalardaki sınıflandırma başarısı ile uyumludur. Hata tespit sisteminde GM-CoHOG algoritması kullanılarak yapılan çalışmalarda ise 873 görüntü hatasız, 27 görüntü ise hatalı olarak tespit edilmiştir. Başarı oranı %97'dir. Gerçek zamanlı olmayan çalışmalarda GM-CoHOG algoritmasının başarı oranı %99.5 olarak ölçülmüştür. Elde edilen sonuçlara bakıldığında bu algoritmanın her iki durumda da kararlı çalıştığı anlaşılmaktadır. Ancak gerçek zamanlı çalışmanın beraberinde getirdiği gürültü ve titreşim gibi etkenler algoritmaların performanslarında bazı düşüslere yol açmıştır. Ayrıca fabrika ortamındaki toz ve iplik parçacıkları da görüntüleme kalitesine olumsuz etki yapmıştır. Bununla birlikte ileride yapılacak çalışmalar ile gömülü sistemler üzerinde bu algoritmalar çalıştırılarak yuvarlak örgü makinelerinde hızlı ve başarılı bir şekilde hata tespiti yapılabileceği sonucuna ulaşılmıştır.

Aynı kumaş türü için benzer uygulamalar Fourier dönüşümü, dalgacık dönüşümü ve Shearlet dönüşümü yöntemleri içinde yapılmıştır. Burada amaç frekans alanı yöntemlerinin gerçek zamanlı hata tespit performanslarının değerlendirilmesidir. Örgü makinesi ve sunucu bilgisayardaki hata tespit sistemi her bir doku analiz yöntemi için ayrı ayrı çalıştırılarak yöntemlerin hata tespit sonuçları elde edilmiştir. Fourier dönüşümü temelli doku analiz yöntemi 900 hata içermeyen anlık kamera görüntüsü üzerinde %93 başarı elde etmiştir. Sadece 63 kumaş görüntüsünü hatalı olarak sınıflandırarak hatalı görüntü klasörüne kaydetmiştir. Dalgacık dönüşümü yöntemi ile yapılan test çalışmasında incelenen 900 görüntünün 792 tanesi sağlam, 108 tanesi ise hatalı olarak sınıflandırılmıştır. Bu yöntemin başarı oranı %88'dir. Dalgacık dönüşümü ile diğer yöntemlere göre daha düşük bir hata tespit başarısı elde edilmiştir. Ancak gerçek zamanlı olmayan çalışmalarda da dalgacık dönüşümü %90 sınıflandırma başarısı elde etmiştir. Buradaki %2'lik başarı farkı fabrika şartlarında

örgü makinesi üzerinde meydana gelen titreşim ve gürültü gibi istenmeyen durumlardan kaynaklanmaktadır. Shearlet dönüşümü ile kameradan gelen görüntülerin çok ölçekli ve çok yönlü dokusal öznelikleri hesaplanmıştır. Shearlet dönüşümü ile çalıştırılan hata tespit sisteminde kameradan gerçek zamanlı olarak alınan 900 sağlam kumaş görüntüsünün 81 tanesi yanlış bir şekilde hatalı olarak etiketlenmiştir. Dolayısıyla bu yöntemin başarısının %91 olduğu anlaşılmaktadır. Gerçek zamanlı olmayan çalışmalarda yöntemler KVT üzerinde optimal şartlarda çalışmaktadır. Ancak yuvarlak örgü makinesi üzerinde titreşim, toz parçacıkları ve üretilen kumaşın hareketli olmasından dolayı istenen kalitede görüntü yakalamak zordur. Bu durum yöntemlerin performanslarına olumsuz olarak yansımıştır. Tüm yöntemlerin hata tespit sonuçları Çizelge 7.1’de toplu olarak verilmiştir.

Çizelge 7.1. 30/1 hatasız süprem kumaş için hata tespit sisteminin farklı doku analiz yöntemleri için çalıştırılması ile elde edilen hata tespit oranları

Yöntemler	İncelenen Toplam Görüntü Sayısı	Hatasız Olarak Tespit Edilen Görüntü Sayısı	Sağlamaları Tespit Başarısı (~)
Eig(Hess)-HOG	900	837	%93
GM-CoHOG	900	873	%97
Fourier Dönüşümü	900	837	%93
Dalgacık Dönüşümü	900	792	%88
Shearlet Dönüşümü	900	819	%91

Yuvarlak örgü makinesinde yapılan ikinci uygulama 40/1 sağlam süprem kumaş kontrolü ile ilgilidir. Bu kumaş ilk uygulamadaki süprem kumaşa göre daha sık dokuma içeren bir kumaştır. İlk çalışmaya benzer olarak örgü makinesi ve hata tespit sistemi her bir doku analiz yöntemi için ayrı ayrı çalıştırılmıştır. Her bir yöntem 900 farklı sağlam süprem kumaş görüntüsü için test edilmiştir. Elde edilen sonuçlar incelendiğinde ilk uygulamaya benzer sonuçlar elde edildiği görülmüştür. İlk uygulamaya göre sonucu değişmeyen tek yöntem Shearlet dönüşümüdür. Bu yöntem doku görüntülerini çok yönlü ve çok ölçekli olarak görüntü ile aynı boyutta olan 61 farklı alt bant görüntüsüne ayırtmaktadır. Yapılan detaylı analizden dolayı görüntünün her durumda ayırt edici karakteristikleri elde edilmektedir. Bu nedenle hata tespit başarısı farklı kumaş yapısında bile kararlılığını korumuştur. Aslında incelenen her iki kumaş doku görüntüsü olarak benzer karakteristiklere sahiptir.

Ancak bu uygulamada birim alana düşen iplik miktarı daha fazla olduğu için doku yapısı biraz daha sık ve karmaşıktır. Bu nedenle hata tespitinde kullanılan doku analiz yöntemlerinin performanslarında küçük düşüşler gözlemlenmiştir. Fakat yöntemlerin bir görüntüyü analiz etmede harcadıkları süre değişmemiştir. Bu uygulamada elde edilen hata tespit başarıları Çizelge 7.2’de verilmiştir.

Çizelge 7.2. 40/1 hatasız süprem kumaş için hata tespit sisteminin farklı doku analiz yöntemleri için çalıştırılması ile elde edilen hata tespit oranları

Yöntemler	İncelenen Toplam Görüntü Sayısı	Hatasız Olarak Tespit Edilen Görüntü Sayısı	Sağlamaları Tespit Başarısı (~)
Eig(Hess)-HOG	900	828	%92
GM-CoHOG	900	864	%96
Fourier Dönüşümü	900	837	%93
Dalgacık Dönüşümü	900	792	%88
Shearlet Dönüşümü	900	810	%90

7.3.2. Hatalı kumaş üretiminin kontrolü

Gerçek zamanlı hata tespit çalışmalarının ikinci önemli adımı örgü makinesinde hatalı kumaş üretiminin kontrolü ile ilgilidir. Bu çalışmalarda kumaş operatörü yardımıyla yuvarlak örgü makinesinde süprem kumaş türüne ait iki yaygın kumaş hatası türü ayrı ayrı üretilerek geliştirilen sistem gerçek zamanlı olarak test edilmiştir. Uygulama stratejisi hatasız kumaş kontrolü ile aynıdır. Dolayısıyla yuvarlak örgü makinesi en az 10 sn çalıştırılarak 900 farklı kamera görüntüsünün gerçek zamanlı olarak analiz edilmesi sağlanmıştır.

İlk uygulama iğne kırığı hatası ile ilgilidir. Kumaş operatörü bu hatayı üretmek için örgü makinesinin birbirine komşu iki iğnesini çıkartmıştır. Dolayısıyla örgü makinesi çalıştırıldığında üretilen kumaş iğne kırığı hatası içerecektir. İğne kırığı hatası üretmek için yuvarlak örgü makinesi üzerindeki dairesel iğne yatağından iğne çıkarılmıştır. Yuvarlak örgü makinesi tam bir tur dönerek kumaş ürettiğinde, çıkarılan iğneye karşılık gelen kumaş pozisyonunda iğne hatası görülecektir. Dolayısıyla ardışıl olarak analiz edilecek 900 görüntünün bir kısmında bu hata olacaktır. Örgü makinesinin üretim hızı ve kameranın görüntü yakalama hızı birlikte

göz önünde bulundurulduğunda, 900 görüntünün en fazla 15-20 tanesinde iğne hatası içeren kumaş görüntüsü olması beklenmektedir. Bu nedenle hata yakalama sisteminin iğne hatası içeren video çerçeveleri dışındaki tüm çerçeveleri hatasız olarak tespit etmesi gerekmektedir. Örgü makinesi ve sunucu bilgisayardaki hata tespit yazılımı Eig(Hess)-HOG ve GM-CoHOG algoritmalarını test etmek için ayrı ayrı çalıştırılmıştır. Eig(Hess)-HOG algoritması anlık olarak alınan 900 görüntüden 881 tanesini hatasız, 19 tanesini ise hatalı olarak tespit etmiştir. Sistemin davranışını kontrol etmek için kumaş uzmanı ile analiz edilen görüntü aynı zamanda video dosyası şeklinde kayıt edilmiştir. Uzman gözetiminde yapılan incelemede gerçekte 21 görüntüde iğne hatası olduğu tespit edilmiştir. Dolayısıyla Eig(Hess)-HOG algoritması 2 hatalı görüntüyü tespit edememiştir. Hatalı görüntü sayısı göz önünde bulundurulduğunda, algoritmanın hata tespit başarısı yaklaşık %92 olarak hesaplanmaktadır. Eig(Hess)-HOG algoritmasının videodaki 879 adet hatasız görüntüyü sağlam, 2 adet iğne hatası görüntüsünü ise yanlış bir şekilde hatasız olarak tespit ettiği görülmüştür. Dolayısıyla Eig(Hess)-HOG algoritmasının hata içermeyen görüntüleri tespit etme başarısı ise daha yüksek oranlardadır. GM-CoHOG algoritması ise iğne hatası içeren 21 görüntünün 20 tanesini hatalı olarak tespit edebilmiştir. GM-CoHOG algoritmasının bu başarısı daha önce yürütülen ve gerçek zamanlı olmayan hata tespit çalışmalarında gözlemlenmiştir. Bu algoritmalara ait başarı oranları ve diğer önemli bilgiler Çizelge 7.3'te verilmiştir.

İğne kırığı hatası için benzer hata tespit çalışmaları Fourier dönüşümü, dalgacık dönüşümü ve shearlet dönüşümü yöntemleri için de yapılmıştır. Yuvarlak örgü makinesi ve hata tespit sistemi her bir yöntem için bağımsız olarak çalıştırılmıştır. Kameranın gerçek zamanlı olarak üretimden aldığı kumaş görüntüleri frekans alanı yöntemleri ile ayrı ayrı analiz edilmiştir. Her bir yöntem ile 900 görüntü analiz edilerek hatalı olarak tespit edilen görüntüler hatalı görüntü klasörüne kaydedilmiştir. Çizelge 7.3'te verilen başarı oranları yöntemlerin incelenen 900 görüntüdeki 21 hatalı görüntüyü tespit edebilme yeteneklerine göre hesaplandığı için kısmen düşük görünmektedir. Gerçek zamanlı incelenen ve aynı zamanda kaydedilen bu 900 görüntüde, tüm yöntemler hatasız görüntülerin tespit edilmesinde ise yaklaşık olarak %90 civarında başarı elde etmişlerdir. Bu çizelgenin son sütununda bulunan başarı değerleri karışıklık matrisi kullanılarak elde edilmiştir. Çizelge 7.4'te örnek olarak

Eig(Hess)-HOG yöntemin karışıklık (confusion) matrisi ve Denklem (7,1)'de yöntemin doğruluk değerinin hesaplanması gösterilmektedir.

Çizelge 7.3. İğne hatalı süprem kumaş için hata tespit sisteminin farklı doku analiz yöntemleri için çalıştırılması ile elde edilen hata tespit oranı

Yöntemler	İncelenen Toplam Görüntü Sayısı (879 sağlam+21 hatalı)	Hatalı Olarak Tespit Edilebilen Görüntü Sayısı	Hata Tespit Başarısı (~)
Eig(Hess)-HOG	900	19	%92
GM-CoHOG	900	20	%97
Fourier Dönüşümü	900	18	%86
Dalgacık Dönüşümü	900	16	%80
Shearlet Dönüşümü	900	17	%82

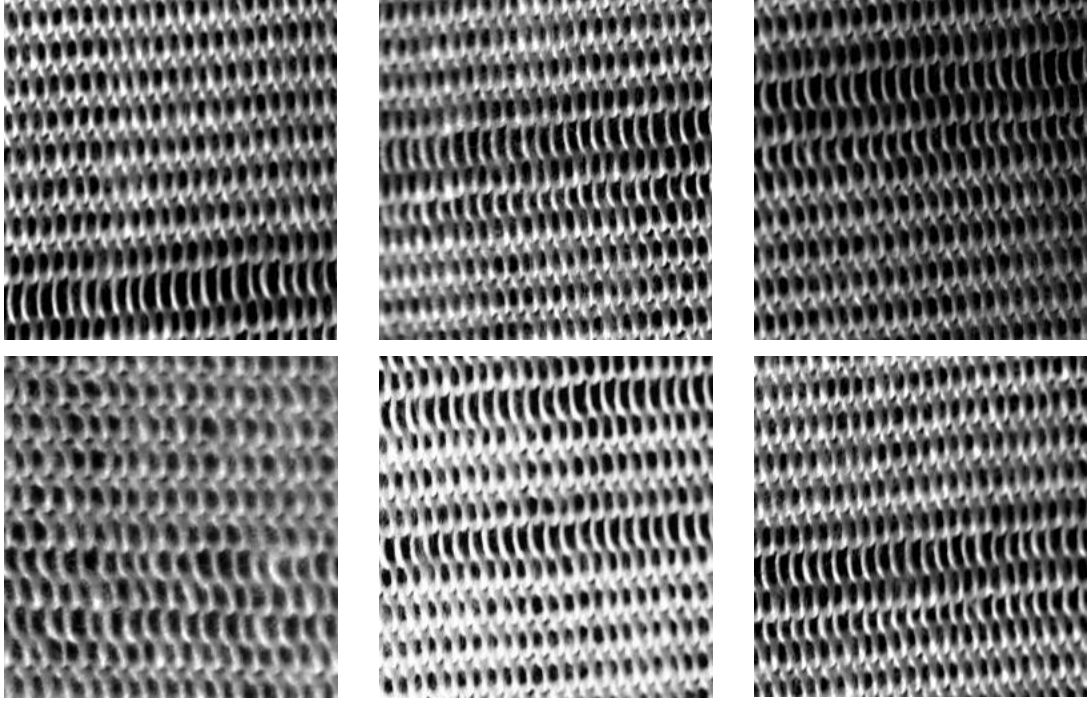
Çizelge 7.4. Eig(Hess)-HOG yöntemi için karışıklık (confusion) matrisi

		Gerçek Sınıf	
		0	1
Öngörülen Sınıf	0	19	70
	1	2	809

Karışıklık matrisi değerleri kullanılarak Eig(Hess)-HOG yönteminin doğruluk değeri aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır:

$$Doğruluk = \frac{(809 + 19)}{(809 + 19 + 70 + 2)} = \frac{828}{900} = \%92 \quad (7,1)$$

Frekans alanında çalışan yöntemlerin üretim esnasında tespit edip hatalı imge klasörüne kaydettikleri bazı hatalı kumaş görüntüleri Şekil 7.4'te görülmektedir.



Şekil 7.4. Gerçek zamanlı hata tespiti sırasında tespit edilen ve iğne hatası içeren kumaş görüntülerine ait bazı örnek görüntüler

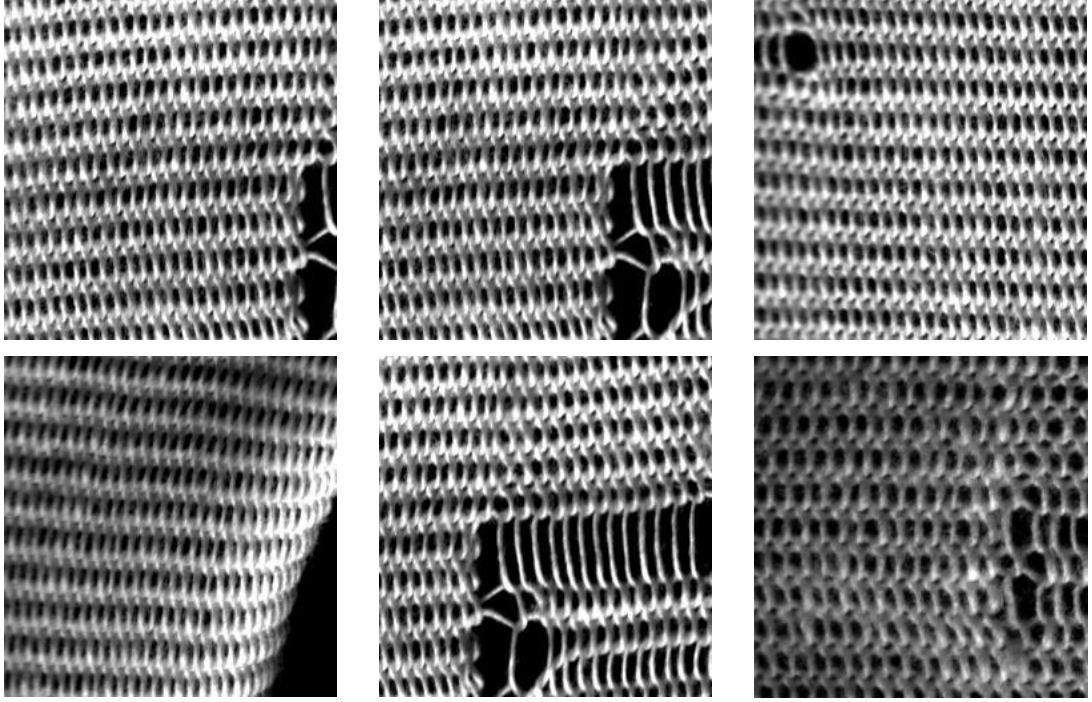
Frekans alanı yöntemlerinin sonuçları incelendiğinde en yüksek doğruluk oranının Fourier dönüşümü yöntemine ait olduğu görülecektir. Bu yöntemde görüntülerin frekans düzleminde hesaplanan yedi farklı istatistiksel nicelik ile görüntülerin öznitelik vektörleri hesaplanmıştır. Hesaplanan yedi ölçüt hatalı ve hatasız görüntülerde belirgin farklılıklar içermektedir. Bu sayede yöntemin ayırt edici öznitelik vektörü elde etmesi sağlanmıştır. Diğer frekans alanı yöntemleri de başarılı sonuçlar elde etmiştir. Bu yöntemlerin başarı oranları kullandıkları parametreler değiştirilerek artırılabilir. Örneğin shearlet dönüşümünde görüntünün analiz edilmesinde kullanılan ölçek ve yön sayısı farklı değerler ile değiştirilerek farklı sonuçlar elde etmek mümkündür.

Örgü makinesi üzerinde yürütülen hata tespit çalışmalarında daha önce oluşturulan KVT görüntüleri temel alındığı için gerçek üretim esnasındaki bazı istenmeyen durumlar kararlı sonuçlar almayı zorlaştırmaktadır. Örgü makinesindeki titreşim, ortamdaki toz-kirler ve örülen kumaşın salınımlı hareketlere sahip olması kaliteli görüntü akışını olumsuz etkilemiştir. Özellikle örülen kumaşın bazı durumlarda kameraya uzaklaşıp yaklaşması odaklama ve aydınlatma ile ilgili problemler meydana getirmektedir. Kumaşın salınım yapmasını engelleyecek tüm iyileştirici ve önleyici çalışmalara rağmen kumaşın hareketi tam olarak

engellenemediği için hata tespit çalışmalarında istenen düzeyde başarıya ulaşmak zorlaşmaktadır.

Hatalı kumaş kontrolü ile ilgili ikinci uygulama delik ve patlak hataları için yapılmıştır. İğne kırığı hatasında olduğu gibi delik ve patlak hataları da izlenen kamera görüntüsünün sadece belirli çerçevelerinde olacaktır. Kumaş uzmanı yardımıyla örgü makinesine delik ve patlak hataları yaptırılarak Eig(Hess)-HOG yöntemi ile hata tespit sistemi test edilmiştir. Bununla birlikte kumaş uzmanının hata tespit sonuçları ile hata tespit sisteminin sonuçlarını karşılaştırmak için incelenen kamera görüntüleri kaydedilmiştir. Kumaş uzmanınca analiz edilen 900 görüntünün 35 tanesinde kumaşın farklı yerlerinde delik ve patlak hataları olduğu tespit edilmiştir. Ancak Eig(Hess)-HOG yöntemi 31 görüntüde delik ve patlak hataları tespit edebilmiştir. Hata içeren 4 görüntüyü yanlış bir şekilde sağlam olarak etiketlemiştir. Bu yöntem sağlam görüntüleri ise hatalı olarak tespit etmemiştir. Hatalı görüntüleri tespit edebilme başarısı incelendiğinde, 35 hatalı görüntü üzerinde Eig(Hess)-HOG yönteminin hata tespit oranı yaklaşık %90 olarak ölçülmüştür.

Benzer hata tespit çalışmaları GM-CoHOG, Fourier, dalgacık ve shearlet dönüşümü temelli öznelik çıkarma yöntemleri için tekrar edilmiştir. Delik ve patlak türündeki kumaş hataları tespit edilmesi kolay olan hatalardır. Bu nedenle tüm doku analiz yöntemleri ile başarılı bir şekilde hata tespiti yapılmıştır. Özellikle GM-CoHOG algoritması ve Fourier temelli doku analiz yöntemleri çok yüksek başarı oranlarına ulaşmıştır. Örneğin Fourier dönüşümü temelli istatistiksel yöntem incelediği kumaş üretiminde 35 hatalı görüntüden 30 tanesini tespit edebilmiştir. Shearlet dönüşümünde bu sayı 28, GM-CoHOG algoritmasında ise 32 olarak tespit edilmiştir. Yöntemlerin hata tespit sonuçları incelendiğinde en başarılı yöntemin GM-CoHOG algoritmasına ait olduğu görülmüştür. Gerçek zamanlı hata tespit çalışmaları sırasında doku analiz yöntemleri ile tespit edilebilen bazı hatalı kumaş görüntüleri Şekil 7.5'te görülmektedir. Bu görüntüler hatalı görüntü klasörüne kaydedilen görüntüler arasından alınmış olup delik ve patlak hatası içermektedirler.



Şekil 7.5. Gerçek zamanlı hata tespiti sırasında tespit edilen ve iğne hatası içeren kumaşlara ait bazı örnek görüntüler

GM-CoHOG algoritmasının en temel problemi diğer yöntemlere göre öznitelik vektörü boyutunun yüksek olmasıdır. Bu nedenle her bir görüntünün öznitelik vektörünün çıkartmak için 0.109 saniye hesaplama zamanına ihtiyaç duymaktadır. GM-CoHOG algoritması GLCM yöntemi hariç olmak üzere en yüksek hesaplama maliyetine sahip olan yöntemdir. Bu zayıflığa rağmen, GM-CoHOG algoritması tüm hata türlerinde en yüksek doğruluk oranına sahip yöntem olarak karşımıza çıkmaktadır.

Dalgacık dönüşümü ve shearlet dönüşümü yöntemleri delik ve patlak hatalarının tespitinde kabul edilebilir aralıkta sonuçlar yakalamıştır. Bu yöntemler görüntünün frekans alanında çeşitli yönlerde ve ölçeklerde dokusal bilgilerini kodladıkları için döndürme ve gürültü gibi etkenlere karşı da oldukça dirençli kalmaktadırlar. Hesaplama maliyeti ve hata tespit başarısı açısından incelendiğinde en uygun yöntemin Fourier temelli hata tespit yöntemi olduğu görülmektedir. Çünkü bu yöntem her bir görüntünün öznitelik vektörünü ortalama olarak 0.001 saniye sürede hesaplamaktadır. Bununla birlikte hem gerçek zamanlı olmayan hem de gerçek zamanlı hata tespit çalışmalarında %94 ile %97 arasında değişen hata tespit başarısına sahiptir.

Yürütülen gerçek zamanlı hata tespit çalışmaları 900 adet anlık kamera görüntüsünün çevrimiçi analizini kapsamaktadır. Çalışmalar sunucu bilgisayar ve Matlab programı üzerinde yapıldığı için geliştirilen sistemin sürekli olarak üretimi izleyip hata kontrolü yapması çalışma zamanı açısından mümkün değildir. Ancak yürütülen çalışmalar ile ileride geliştirilebilecek hata tespit sistemleri için önemli bir temel oluşturulmuştur. Tez çalışmalarında henüz gömülü modül üzerinde çalışma yapılmamıştır. Gelecekteki çalışmalarda bu adım eklenerek üretim kontrolünün gömülü sistem ile test edilmesi amaçlanmaktadır. Ayrıca C++ ve Opencv gibi gerçek zamanlı çalışmaya elverişli programlara yönelmek gerekmektedir. Hızlı ve kararlı çalışabilen gömülü görüntü işleme sistemleri yoluyla örgü makinesine elektronik bir ara yüz ile bağlanarak hata olması durumunda makineye “Dur” sinyali iletilerek üretim durdurulabilecektir. Tez çalışmalarının devamı olarak bu alandaki çalışmalara devam edilmektedir.

8. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Tekstil sektöründe hatalı kumaş üretimini engellemek için farklı yöntemler ve sistemler kullanılmaktadır. Günümüzde dokuma makineleri üzerinde çalışabilen hata tespit sistemleri mevcut iken, örgü makineleri için tatmin edici bir çözüm sistemi henüz mevcut değildir. Özellikle yuvarlak örgü makinelerinde kumaş üretimi esnasında oluşan hataları tespit edip hatalı kumaş üretimini engelleyecek sistemlere ihtiyaç duyulmaktadır. Bu noktadan hareket ile tez çalışmasında yuvarlak örgü makineleri üzerinde gerçek zamanlı çalışabilen kumaş hatası tespit sistemi geliştirilmiştir. Geliştirilen sistem yuvarlak örgü makinesi üzerinde çalıştırılarak farklı sağlam ve hatalı kumaş türleri için test çalışmaları yürütülmüştür.

Tez çalışmaları San-Tez projesi kapsamında gerçekleştirilmiştir. Malatya’da faaliyet gösteren Madoksan Tekstil Ltd. Şti. firması ile birlikte çalışılarak tez çalışmalarının uygulama aşamaları bu firmada yürütülmüştür. Proje ve tez çalışmaları kapsamında gerekli donanımlar ve görüntüleme sistemi bileşenleri temin edilerek ilk olarak gerçek zamanlı olmayan hata tespit çalışmaları yapılmıştır.

Literatürde mevcut olan kumaş hatası tespit çalışmaları detaylı olarak incelenmiştir. Yapılan çalışmalar incelendiğinde birçok çalışmanın dokuma makineleri ve kumaşları üzerinde yürütüldüğü görülmüştür. Özellikle yuvarlak örgü makinesi üzerinde yapılan gerçek zamanlı hata tespit çalışmaları yok denecek kadar azdır. Şimdiye kadar yürütülmüş olan tüm çalışmalara bakıldığında, geliştirilen hata tespit çalışmalarının genel olarak benzer bir strateji izledikleri görülmüştür. Yani yapılan çalışmalarda hatalı ve hatasız kumaş görüntüleri elde edilerek bu görüntülerin doku analiz yöntemleri ile anlamlı bilgiler içeren öznitelik vektörleri çıkartılmıştır. Elde edilen öznitelik vektörleri farklı sınıflandırıcılar ile sınıflandırılarak görüntünün hatalı olup olmadığı tespit edilmiştir. Çalışmalarda kullanılan doku analiz yöntemleri genellikle uzaysal veya frekans alanında çalışan yöntemlerdir. Çok az sayıda melez yöntemler kullanan çalışma mevcuttur. Literatür araştırmaları sırasında tüm bu yöntemler sınıflandırılmış ve her bir yöntemin güçlü ve zayıf yönleri tespit edilmiştir. Bununla birlikte gerçek zamanlı çalışabilme özellikleri ve sınıflandırma başarıları not edilerek tez çalışmalarında kullanılabilirlikleri tespit edilmiştir.

Tez çalışmaları genel olarak iki temel aşamada yürütülmüştür. İlk aşama gerçek zamanlı olmayan hata tespit çalışmalarını kapsamaktadır. Bu aşamada konveyör bant sistemi kullanılarak hatalı ve hatasız kumaş görüntüleri içeren bir kumaş veri tabanı inşa edilmiştir. Daha sonra yuvarlak örgü makinesi üzerine kurulan bir görüntü alma sistemi ile görüntü kayıtları alınmış ve kumaş veri tabanının kapsamı genişletilmiştir. Bu işlemler sonucunda sık karşılaşılan hata türlerinin de içerisinde bulunduğu 17964 adet görüntü içeren kapsamlı bir kumaş veri tabanı oluşturulmuştur. Bu veri tabanı üzerinde hem frekans hem de uzaysal alan doku analiz yöntemleri kullanılarak hata tespit çalışmaları yapılmıştır. Sınıflandırıcı olarak YSA kullanılmıştır.

Frekans alanında Fourier dönüşümü, dalgacık dönüşümü yöntemleri ile oldukça başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Yapılan literatür araştırmasında, kumaş hatası tespitinde güncel bir frekans alanı yöntemi olan shearlet dönüşümünün şimdiye kadar henüz kullanılmadığı görülmüştür. Tez çalışmalarında Fourier dönüşümü, dalgacık dönüşümü yöntemlerine ek olarak bu yöntemde kullanılarak başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

Uzaysal alan yöntemleri üzerine yapılan incelemelerde GLCM, HOG ve CoHOG yöntemlerinin doku sınıflandırmada oldukça başarılı sonuçlar elde ettikleri görülmüştür. Bu yöntemler tez çalışmaları esnasında da kullanılarak kumaş hatası tespiti yapılmıştır. Tez çalışmaları sırasında orijinal HOG ve CoHOG algoritmalarının zayıflıkları giderilerek bu yöntemlerin oldukça güçlü versiyonları olan GDF-HOG, Eig(Hess)-HOG, ikinci mertebeye HOG, Eig(Hess)-CoHOG, GM-CoHOG ve yüzey etiketlemeli CoHOG algoritmaları geliştirilmiş ve literatüre kazandırılmıştır. Geliştirilen tüm yeni doku analiz yöntemleri tez çalışmalarında kullanılarak başarılı kumaş hatası tespiti gerçekleştirilmiştir.

Fourier dönüşümü kullanan doku analiz yöntemi her bir görüntünün 1×7 boyutunda öznitelik vektörleri elde edilmiştir. YSA üzerinde yapılan çalışmada %96.1 oranında hata tespit başarısı elde edilmiştir. Dalgacık dönüşümü temelli doku analiz yöntemi ile her bir görüntünün 1×18 boyutunda öznitelik vektörü elde edilerek YSA üzerinde %90 sınıflandırma başarısına ulaşılmıştır. Shearlet dönüşümü oluşturulan veri tabanı üzerinde test edilerek bu yöntemin kumaş hatası tespitinde ilk defa kullanılması sağlanmıştır. Yapılan çalışmada bu yöntemin 1×122 boyutunda öznitelik vektörü üretmek YSA üzerinde %94.2 sınıflandırma başarısı

elde ettiđi görülmüştür. Frekans alanında çalışan bu yöntemlerin her biri oldukça hızlı çalıştıkları için gerçek zamanlı hata tespitinde de kullanılmıştır.

Uzaysal alan yöntemleri ile kumaş veri tabanı üzerinde yapılan hata tespit çalışmalarında %94.3 ile %99.5 arasında deđişen oranlarda hata tespit başarısı elde edilmiştir. Bu sonuçlar oldukça yüksektir. Özellikle GM-CoHOG algoritması en yüksek sınıflandırma başarısına sahiptir. GM-CoHOG algoritması 1×1536 boyutunda öznitelik vektörü elde etmektedir. Bu algoritma öznitelik vektörü boyutu bakımından hem uzaysal hem de frekans alanı yöntemleri arasında en yüksek öznitelik vektörüne sahip yöntemdir. Bir görüntünün öznitelik vektörünü elde edilmesi açısından bakıldığında, GM-CoHOG algoritmasının hesaplama maliyeti diđer yöntemlere göre daha yüksek olup 0.109 saniye olarak ölçülmüştür. Gerçek zamanlı olmayan çalışmalarda bu bilgiler detaylı olarak incelenerek gerçek zamanlı hata tespit sisteminin altyapısı hazırlanmıştır. Yürütölen gerçek zamanlı olmayan çalışmalar sonucunda, beş farklı doku analiz yönteminin yuvarlak örgü makinesi üzerindeki gerçek zamanlı hata tespit çalışmalarında kullanılması kararlaştırılmıştır.

Gerçek zamanlı olmayan çalışmalar esnasında her bir yöntem ayrı ayrı test edilirken YSA eğitimi yapılmıştır. Veri tabanındaki görüntülerin %15'i test, %85' eğitim için kullanılmıştır. Her bir yöntem için eğitilen YSA ağırlıkları kaydedilerek gerçek zamanlı çalışmalarda kullanılmıştır. Böylece gerçek zamanlı çalışma esnasında YSA eğitimine gerek duyulmaksızın kameradan gelen her bir görüntünün öznitelik vektörü hesaplanmış ve YSA ile test edilmiştir. Burada amaç gerçek zamanlı çalışmada ihtiyaç duyulan zaman gereksinimini azaltmaktır.

Tez çalışmalarının ikinci aşamasında yuvarlak örgü makinesi üzerinde gerçek zamanlı hata tespit çalışmaları yürütölmüştür. Yuvarlak örgü makinesi üzerine daha önce kurulan görüntü elde etme sistemi fabrikadaki bir sunucu bilgisayar bağlanmıştı. Görüntü elde etme sisteminde çizgi kamera, çizgi ışık ve 1000 Mbps switch kullanılmıştır. Gerçek zamanlı olmayan çalışmalar sırasında Matlab programı ile kodlanıp geliştirilen sunucu görüntüleme yazılımı sunucu bilgisayara kurulmuştur. Kurulan hata tespit sistemi yuvarlak örgü makinesinden gelecek görüntüleri işlemeye hazır hale getirilmiştir.

Uzman kumaş operatörü yardımıyla öncelikle iki farklı türde sağlam süprem kumaş üretimi yapılmıştır. Beş farklı doku analiz yöntemi ayrı ayrı çalıştırılarak her bir yöntemin sağlam kumaş üretimini kontrol etmeleri sağlanmıştır. Yuvarlak örgü makinesi ve hata tespit sistemi çalıştırılarak kameradan alınan toplam 900 görüntünün her biri analiz edilmiştir. Hatalı olarak tespit edilen görüntüler sunucu bilgisayarda bir klasöre kaydedilmiştir. Her iki kumaş türü için yapılan gerçek zamanlı çalışmalarda kullanılan yöntemler ile %88 ile %97 arasında değişen hata tespit başarıları elde edilmiştir. En başarılı yöntem GM-CoHOG yöntemidir. Bu çalışmada kumaş üretimi hata içermediği halde özellikle dalgacık dönüşümü temelli öznitelik çıkarma yöntemi 40/1 sağlam süprem kumaş üretiminde %88 oranında başarı elde etmiştir. Dolayısıyla incelenen 900 görüntünün 108 tanesi yanlış bir şekilde hatalı olarak sınıflandırılmıştır. Buradan hareketle dalgacık temelli hata tespit metodunun gerçek zamanlı hata tespitinde en başarısız yöntem olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Gerçek zamanlı hata tespit çalışmalarının son aşamasında yuvarlak örgü makinesinde delik, patlak ve iğne kırığı hatası içerecek şekilde hatalı kumaş üretimi gerçekleştirilmiştir. Sunucu bilgisayardaki her bir hata tespit yöntemine bu hata türleri için gerçek zamanlı üretim kontrolü yaptırılmıştır. Yuvarlak örgü makinesi ve hata tespit yazılımı eş zamanlı olarak çalıştırılarak yöntemlerin performansları test edilmiştir. Tespit edilen hatalı görüntüler ayrı ayrı klasörlere kaydedilerek yöntemlerin başarı oranları ölçülmüştür. Elde edilen sonuçlar incelendiğinde başarı oranlarının %80 ile %97 arasında değiştiği görülmüştür. Bu sonuçlar oldukça başarı olarak değerlendirilmiştir. Özellikle GM-CoHOG algoritması en yüksek hata tespit oranına sahiptir.

Tez çalışmaları süresince yürütülen gerçek zamanlı olmayan ve gerçek zamanlı hata tespit çalışmalar sonucunda yuvarlak örgü makinesi üzerinde çalışabilecek bir hata tespit sistemi geliştirilmiştir. Elde edilen tüm sonuçlar detaylı olarak incelendiğinde, geliştirilen sisteminin yuvarlak örgü makineleri üzerinde ihtiyaç duyulan hata tespit sisteminin ihtiyaçlarını karşılayabileceği anlaşılmıştır. Çünkü geliştirilen sistem yuvarlak örgüde en sık karşılaşılan kumaş hatası türlerine karşı hazırlıklı olup yürütülen gerçek zamanlı çalışmalar ile bu durum doğrulanmıştır.

Tez çalışmaları sonucunda gelecekte kumaş hatası tespiti alanında çalışacak olan akademisyenlere kapsamlı bir kumaş veri tabanı hazırlanmıştır. Gelecekte yapılacak çalışmalar ile bu veri tabanının kapsamının daha da genişletilmesi sağlanmalıdır. Bu sayede özellikle nadiren oluşabilen kumaş hatası türlerine karşı hata tespit sisteminin bu hataları tanımını sağlayacaktır.

Yürütülen gerçek zamanlı çalışmalarda tespit edilen bir diğer ihtiyaç ise geliştirilen hata tespit sisteminin hızlı çalıştırılabilmesidir. Gerçek zamanlı görüntü işleme çalışmalarında doku analiz yöntemlerinin kameranın çalışma hızı ile eş zamanlı olarak karar verebilmesi çok önemlidir. Yani bir saniyede kameradan gelen görüntü sayısı ile yine bir saniyede hata tespit sisteminin analiz edip karar verdiği görüntü sayısının aynı olması gerekmektedir. Aksi halde görüntü kaybı meydana gelebilecektir. Tez çalışmalarında yüksek kapasiteli sunucu bilgisayar kullanılmasına rağmen, birim zamanda yöntemlerin analiz ederek YSA'nın sınıflandırdığı görüntü sayısı ile kameranın yakaladığı görüntü sayısı birbirine eşit değildir. Bu noktada fazla görüntüler kamera ve program belleğinde biriktirilerek sıra ile işlenebilmektedir. Bu durum sistemin yavaş çalışmasına ve kısmen görüntülerin kaybolmasına yol açabilmektedir. Bu nedenle geliştirilen hata tespit sistemi tüm yazılım ve donanım altyapısı ile gömülü görüntü işleme sistemleri üzerine taşınarak hız gereksinimi karşılanmalıdır. Ayrıca C++, OpenCV ve Python gibi gerçek zamanlı çalışmaya daha elverişli programlama dilleri ile sistemin hızlandırılması sağlanmalıdır. Tez çalışmaları sonrasında geliştirilen hata tespit sistemi gömülü sistem üzerine taşınacak ve gerçek zamanlı hata tespit sisteminin aktif olarak kullanılması için çalışmalar sürdürülecektir.

9. KAYNAKLAR

- [1] Textile Handbook, *Hong Kong Productivity Council*, The Hong Kong Cotton Spinners Association, 2000.
- [2] Anonim, Ulusal Bilim, Teknoloji ve Yenilik Stratejisi 2011-2016. http://www.tubitak.gov.tr/tubitak_content_files/BTYPD/strateji_belgeleri/UBTYS_2011-2016.pdf (on line access on 08 Nov, 2015).
- [3] Anonim, Türkiye genel, hazır giyim, tekstil, deri ve halı dış ticareti 2005-2014yılılık.http://www.itkib.org.tr/itkib/istatistik/dosyalar/2014/2014_YILLIK_GENEL_TEK_KONF_DERI_HALI.pdf. (on-line access on 08 Nov,2015).
- [4] H.Y.T. Ngan, G.K.H. Pang, N.H.C. Yung, *Automated fabric defect detection-A review*, **Image Vis. Comput.**, 29 (2011) 442-458.
- [5] Anonim, <http://www.fuster.com/index.htm> (on line access on 09 Nov, 2015).
- [6] Anonim, Millî Eğitim Bakanlığı, Tekstil Teknolojisi, Temel örme ders notu. http://www.megep.meb.gov.tr/mte_program_modul/moduller_pdf/Temel%20Örme.pdf (on-line access on 08 Nov,2015).
- [7] P.M. Mahajan, S.R. Kolhe, P.M. Pati, *A review of automatic fabric defect detection techniques*, **Advances in Computational Research**, 1 (2009) 18-29.
- [8] C. Anagnostopoulos, D. Vergados, E. Kayafas, V. Loumos, G. Stassinopoulos, *A Computer Vision Approach for Textile Quality Control*, **J Visualization and Computer Anim.**, 12 (2001) 31-44.
- [9] R.C. Gonzalez, R.E. Woods, *Digital Image Processing*, 2nd edition Prentice Hall, 1982.
- [10] H.F. Ng, *Automatic thresholding for defect detection*, **Pattern Recogn. Lett.**, 27:14 (2006) 1644-1649.
- [11] Y. Yuan, *Fabric Defect Detection Using Fuzzy Inductive Reasoning Based on Image Histogram Statistic Variables*, Sixth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, (2009) pp. 191-194.
- [12] Z. Wuyi, Z. Jichao, H. Yuanshao, G. Shiyong, *MWGR: A new method for real-time detection of cord fabric defects*, International Conference on Advanced Mechatronic Systems (ICAMechS), (2012), pp. 458-461.
- [13] H.Y.T. Ngan, G.K.H. Pang, S.P. Yung, M.K. Ng, *Defect detection on patterned jacquard fabric*, Proceedings of 32nd Applied Imagery Pattern Recognition Workshop, (2003), pp. 163-168.
- [14] T. T. Do and E. Kijak, *Face recognition using Co-occurrence Histograms of Oriented Gradients*, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP),(2012), Kyoto, pp. 1301-1304.
- [15] R.M. Haralick, K. Shanmugam, I.H. Dinstein, *Textural Features for Image Classification, Systems*, **IEEE Trans. Syst. Man, Cyber.**,(1973), 610-621.

- [16] J. Jing, J. Wang, P. Li, Y. Li, *Automatic Classification of Woven Fabric Structure by Using Learning Vector Quantization*, **Procedia Engineering**, 15 (2011) 5005-5009.
- [17] I.S. Tsai, C.-H. Lin, J.-J. Lin, *Applying an Artificial Neural Network to Pattern Recognition in Fabric Defects*, **Text Res J**, 65 (1995) 123-130.
- [18] A. Latif-Amet, A. Ertüzün, A. Erçil, *An efficient method for texture defect detection: sub-band domain co-occurrence matrices*, **Image Vis. Comput.**, 18 (2000) 543-553.
- [19] H.M. Elragal, *Neuro-Fuzzy Fabric Defect Detection and Classification for Knitting Machine*, Proceedings of the Twenty Third National Radio Science Conference, (2006), pp. 1-8.
- [20] J.L. Raheja, B. Ajay, A. Chaudhary, *Real time fabric defect detection system on an embedded DSP platform*, **Optik**, 124:21 (2013) 5280-5284.
- [21] Y.F. Zhang, R.R. Bresee, *Fabric Defect Detection and Classification Using Image Analysis*, **Text Res J**, 65 (1995) 1-9.
- [22] A. Tilocca, P. Borzone, S. Carosio, A. Durante, *Detecting Fabric Defects with a Neural Network Using Two Kinds of Optical Patterns*, **Text Res J**, 72 (2002) 545-550.
- [23] E.J. Wood, *Applying Fourier and Associated Transforms to Pattern Characterization in Textiles*, **Text Res J**, 60 (1990) 212-220.
- [24] C. Solomon, T. Breckon, *Fundamentals of Digital Image Processing*, Wiley-Blackwell, 2011.
- [25] W. Dongyun, L. Huiqin, *Edge detection of cord fabric defects image based on an improved morphological erosion detection methods*, Sixth International Conference on Natural Computation (ICNC), (2010), pp. 3943-3947.
- [26] M.A. Aziz, A.S. Haggag, M.S. Sayed, *Fabric defect detection algorithm using morphological processing and DCT*, 1st International Conference on Communications, Signal Processing, and their Applications (ICCSPA), (2013), pp. 1-4.
- [27] K.L. Mak, P. Peng, K.F.C. Yiu, *Fabric defect detection using morphological filters*, **Image Vis. Comput.**, 27 (2009) 1585-1592.
- [28] V. Jayashree, S. Subbaramn, *Hybrid Approach using correlation and morphological approaches for GFDD of plain weave fabric*, IEEE Control and System Graduate Research Colloquium (ICSGRC), (2012), pp. 197-202.
- [29] D. Chetverikov, A. Hanbury, *Finding defects in texture using regularity and local orientation*, **Pattern Recogn.**, 35 (2002) 2165–2180.
- [30] A.S. Malek, *Online Fabric Inspection by Image Processing Technology*. PhD Thesis, University of Haute Alsace, France, 2012.
- [31] C. Chi-Ho, G.K.H. Pang, *Fabric defect detection by Fourier analysis*, **IEEE Trans. Ind. Appl.**, 36 (2000) 1267-1276.

- [32] L.M. Hoffer, F. Francini, B. Tiribilli, G. Longobardi, *Neural network for the optical recognition of defects in cloth*, **Optical Engineering**, 35:11 (1996) 3183–3190.
- [33] D.X. Zhao, H. Wang, J.L. Zhu, J.L. Li, *Research on a New Fabric Defect Identification Method*, International Conference on Computer Science and Software Engineering, (2008), pp. 814-817.
- [34] H.A. Abou-Taleb, A. T. M. Sallam, *On-line fabric defect detection and full control in a circular knitting machine*, **Autex Research Journal**, 8:1 (2008) 21-29.
- [35] C. Castellini, F. Francini, G. Longobardi, B. Tiribilli, C. Castellini, *On-line textile quality control using optical Fourier transforms*, **Optics and Lasers in Engineering**, 24:1(1996) 19–32.
- [36] B. Mallik, A.K. Datta, *Defect Detection in Fabrics with a Joint Transform Correlation Technique: Theoretical Basis and Simulation*, **Text Res J**, 69 (1999) 829-835.
- [37] R.Perez, J.Silvestre, J.Munoz, *Defect detection in repetitive fabric patterns*, Proceeding of Visualization, Imaging and Image Processing, 2004, pp.6-8..
- [38] K. Hanbay, M.F. Talu, *Kumaş hatalarının online/offline tespit sistemleri ve yöntemleri*, Sakarya üniversitesi fen bilimleri enstitüsü dergisi, 18:1 (2014) 49-69.
- [39] Y. Han, P. Shi, *An adaptive level-selecting wavelet transform for texture defect detection*, **Image Vis. Comput.**, 25 (2007) 1239–1248.
- [40] Z. Liang, B. Xu, Z. Chi, D. Feng, *Intelligent characterization and evaluation of yarn surface appearance using saliency map analysis, wavelet transform and fuzzy ARTMAP neural network*, **Expert Syst. Appl.**, 39 (2012) 4201-4212.
- [41] Y.A. Karayiannis, R. Stojanovic, P. Mitropoulos, C. Koulamas, T. Stouraitis, S. Koubias, G. Papadopoulos, *Defect detection and classification on web textile fabric using multiresolution decomposition and neural networks*, The 6th IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems, (1999), pp. 765-768.
- [42] X. Yang, G. Pang, N. Yung, *Robust fabric defect detection and classification using multiple adaptive wavelets*, **IEE Proceedings-Vision, Image and Signal Processing**, 152:6 (2005) 715-723.
- [43] Y. Li, J. Ai, C. Sun, *Online Fabric Defect Inspection Using Smart Visual Sensors*, **Sensors**, 13:4, (2013) 4659-4673.
- [44] Z. Kang, C. Yuan, Q. Yang, *The fabric defect detection technology based on wavelet transform and neural network convergence*, Proceeding of the IEEE International Conference on Information and Automation, (2013), pp. 597-601.
- [45] X. Yang, J. Gao, G. Pang, N. Yung, *Textile defect classification using discriminative wavelet frames*, Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Information Acquisition, June 27 - July 3, Hong Kong and Macau, China, (2005), pp.54-58.

- [46] Y. Li, X. Di, *Fabric defect detection using wavelet decomposition*, 3rd International conference on consumer electronics, Communications and Networks (CECNet), Xianning, (2013), 308-311.
- [47] M.D. Do., M. Vetterli, *Wavelet-based texture retrieval using generalized gaussian density and kullback-leibler distance*, **IEEE Trans. Image Process.**,11:2 (2002) 146-158.
- [48] Y.H. Zhang, C.W.M. Yuen, W.K. Wong, *A new intelligent fabric defect detection and classification system based on Gabor filter and modified Elman neural network*, 2nd International Conference on,Advanced Computer Control (2010), pp. 652-656.
- [49] S. Yuan, T. Zheng, *Fabric defects automatic detection using Gabor filters*, Fifth World Congress on Intelligent Control and Automation, (2004), pp. 3378-3380.
- [50] Y. Zhang, Z. Lu, J. Li, *Fabric Defect Detection and Classification Using Gabor Filters and Gaussian Mixture Model*, Proceeding of Computer Vision – ACCV,(2010), pp. 635-644.
- [51] R. Han, L. Zhang, *Fabric Defect Detection Method Based on Gabor Filter Mask*, WRI Global Congress on Intelligent Systems, (2009), pp.184,188.
- [52] J. Jing, H. Zhang, J. Wang, P. Li, J. Jia, *Fabric defect detection using Gabor filters and defect classification based on LBP and Tamura method*, **J. Text. Inst.**, 104 (2012) 18-27.
- [53] L. Tong, W.K. Wong, C.K. Kwong, *Differential evolution-based optimal Gabor filter model for fabric inspection*,**Neurocomputing**, 173 (2016) 1386-1401.
- [54] G.H. Hu, *Automated defect detection in textured surfaces using optimal elliptical Gabor filters*, **Optik**, 126:14 (2015) 1331–1340.
- [55] M.Varma, A.Zisserman, *A Statistical Approach to Texture Classification from Single Images*, **Int. J. Comput. Vis.**, 62 (2005) 61-81.
- [56] J. Zhang, H. Zhao, J. Liang, *Continuous rotation invariant local descriptors for texon dictionary-based texture classification*, **Comput. Vis. Image Understand.**, 117 (2013) 56-75.
- [57] F. Rong, S. Meihong, W. Hongli, C. Huijuan, *Fabric defect detection based on adaptive local binary patterns*,IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO), (2009), pp. 1336-1340.
- [58] P. Zeng, T. Hirata, *On-loom fabric inspection using multi-scale differentiation filtering*, Industry Applications Conference, (2002), pp.320,326.
- [59] R. Meylani, A. Ertuzun, A. Ercil, *A comparative study on the adaptive lattice filter structures in the context of texture defect detection*, in: Proceedings of the 3rd IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems, (1996), pp. 976-979.
- [60] F. S. Cohen, Z. Fan, S. Attali, *Automated inspection of textile fabrics using textural models*, **IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell.**, 13 (1991) 803-808.

- [61] S. Özdemir, A. Erçil, *Markov random fields and Karhunen-Loève transforms for defect inspection of textile products*, Proc. IEEE Conf. Emerging Technologies and Factory Automation, (1996), pp. 697-703.
- [62] A. Baykut, A. Atalay, A. Erçil, M. Güler, *Real-Time defect inspection of textured surfaces*, **Real-Time Imaging**, 6 (2000) 17-27.
- [63] S. F. Attali, F. S. Cohen, *Surface inspection based on stochastic modeling*, 1986 Quebec Symposium, International Society for Optics and Photonics, 1986, pp. 46-52.
- [64] H. Xun, D. Jixian, W. Mengxiao, *Paper web defection segmentation using Gauss-Markov random field texture features*, International Conference on Image Analysis and Signal Processing, (2011), pp. 167-170.
- [65] J. G. Campbell, C. Fraley, F. Murtagh, A. E. Raftery, *Linear flaw detection in woven textiles using model-based clustering*, **Pattern Recogn. Lett.**, 18 (1997) 1539–1548.
- [66] R. E. Kassand, A. E. Raftery, *Bayes factors*, **J. Amer. Stat. Assoc.**, 90:430 (1995) 773–795.
- [67] K. Y. Kong, J. Kittler, M. Petrou, I. Ng, *Chromato-structural approach towards surface defect detection in random textured images*, International Symposium on Electronic Imaging: Science and Technology, (1994), pp. 193–204.
- [68] R. Stojanovic, P. Mitropulos, C. Koulamas, Y. Karayiannis, S. Koubias, G. Papadopoulos, *Real-time vision-based system for textile fabric inspection*, **Real-time Imaging**, 7 (2001) 507–518.
- [69] A. Kumar, *Neural network based detection of local textile defects*, **Pattern Recogn.**, 36 (2003) 1645–1659.
- [70] C.-F.J. Kuo, C. Lee, C. Tsai, *Using a Neural Network to Identify Fabric Defects in Dynamic Cloth Inspection*, **Text Res J**, 73:3 (2003) 238–244.
- [71] C.-F.J. Kuo, C. Lee, *A back-propagation neural network for recognizing fabric defects*, **Text Res J**, 73:2 (2003) 147–151.
- [72] D. Semnani, M. Vadood, *Improvement of intelligent methods for evaluating the apparent quality of knitted fabrics*, **Eng. Appl. Artif. Intell.**, 23 (2010) 217-221.
- [73] M. Shi, S. Jiang, H. Wang, B. Xu, *A Simplified pulse-coupled neural network for adaptive segmentation of fabric defects*, **Mach. Vis. Appl.**, 20 (2009) 131-138.
- [74] TILDA Textile Texture-Database, in, <http://lmb.informatik.uni-freiburg.de/resources/datasets/tilda.en.html>, 2016.
- [75] A. Basu, J.K. Chandra, P.K. Banerjee, S. Bhattacharyya, A.K. Datta, *Sub image based eigen fabrics method using multi-class SVM classifier for the detection and classification of defects in woven fabric*, Third International Conference on Computing Communication & Networking Technologies, (2012), pp. 1-6.

- [76] H.-G. Bu, J. Wang, X.-B. Huang, *Fabric defect detection based on multiple fractal features and support vector data description*, **Eng. Appl. Artif. Intell.**, 22:2 (2009) 224–235.
- [77] C.J. Kuo, T. Su, *Gray relational analysis for recognizing fabric defects*, **Text Res J**, 73:5 (2003) 461–465.
- [78] H.Y.T. Ngan, G.K.H. Pang, S.P. Yung, M.K. Ng, *Wavelet based methods on patterned fabric defect detection*, **Pattern Recogn.**, 38:4 (2005) 559–576.
- [79] John Bollinger. *Bollinger on Bollinger Bands*, McGraw-Hill, 2001.
- [80] H.Y.T. Ngan, G.K.H. Pang, *Novel method for patterned fabric inspection using Bollinger bands*, **Optical Engineering**, 45:8 (2006).
- [81] C.S.C. Tsang, H.Y.T. Ngan, G.K.H. Pang, *Fabric inspection based on the Elo rating method*, **Pattern Recogn.**, 51 (2016) 378-394.
- [82] A.E. Elo, *The Rating of Chess Players, Past and Present*, Arco, New York, 1978.
- [83] D. Yapi, M. Mejri, M.S. Allili, N. Baaziz, *A learning-based approach for automatic defect detection in textile images*, *IFAC-PapersOnLine*, 48:3 (2015) 2423-2428.
- [84] A. Shashua, Y. Gdalyahu, G. Hayon, *Pedestrian detection for driving assistance systems: Single-frame classification and system level performance*, In *Proceedings of IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, (2004), pp.1-6.
- [85] N. Dalal, B. Triggs., *Histograms of oriented gradients for human detection*, *International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, (2005), pp. 886–893.
- [86] T. Watanabe, S. Ito, K. Yokoi, *Co-occurrence Histograms of Oriented Gradients for Pedestrian Detection*, *Advances in Image and Video Technology*, Springer Berlin Heidelberg, (2009), pp. 37-47.
- [87] K. Dana, B. Van Ginneken, S. Nayar, J. Koenderink, *Reflectance and texture of real-world surfaces*, **ACM Trans. Graph.**, 18 (1999) 1–34.
- [88] P. Mallikarjuna, M. Fritz, A. Targhi, E. Hayman, B. Caputo, J. Eklundh, *The kth-tips and kth-tips2 databases*, 2006.
- [89] B. Caputo, E. Hayman, P. Mallikarjuna, *Class-specific material categorisation*, *Tenth IEEE International Conference on Computer Vision*, 2 (2005), pp. 1597–1604.
- [90] S. Lazebnik, C. Schmid, J. Ponce, *A sparse texture representation using local affine regions*, **IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.**, 27:8 (2005) 1265–1278.
- [91] K. Hanbay, N. Alpaslan, M.F. Talu, D. Hanbay, A. Karci, A. F. Kocamaz, *Continuous rotation invariant features for gradient-based texture classification*, **Comput. Vis. Image Underst.**, 132 (2015) 87–101.
- [92] K. Hanbay, N. Alpaslan, M.F. Talu, D. Hanbay, *Principal curvatures based rotation invariant algorithms for efficient texture classification*,

- Neurocomputing, (2016), <http://dx.doi.org/10.1016/j.neucom.2016.03.032>, (basimda).
- [93] W. T. Freeman, E. H. Adelson, *The design and use of steerable filters*, **IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.**, 13:9 (1991) 891–906.
- [94] M. Do Carmo, *Differential Geometry of Curves and Surfaces*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1976.
- [95] T. Ojala, M. Pietikäinen, T. Mäenpää, *Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture analysis with local binary patterns*, **IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.**, 24 (2002), pp. 971–987.
- [96] R. Duda, P. Hart, D. Stork, *Pattern classification*, Citeseer (2001).
- [97] M. Abramowitz and I. A. Stegun, *Handbook of Mathematical Tables*. New York: Dover, 1970.
- [98] S. M. Kay, *Fundamentals of Statistical Signal Processing: Estimation Theory*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1993.
- [99] E.J. Candès, S.L. Demannet, D.L. Donoho, L. Ying, *Fast discrete curvelet transforms*, **Multiscale Model. Simul.**, 5:3 (2006) 861–899.
- [100] G. Easley, D. Labate, W.Q. Lim, *Sparse directional image representations using the discrete shearlet transform*, **Appl. Comput. Harmon. Anal.**, 25 (2008) 25–46.
- [101] K. Xu, S. Liu, Y. Ai, *Application of Shearlet transform to classification of surface defects for metals*, **Image Vis. Comput.**, 35 (2015) 23–30.

ÖZGEÇMİŞ

- Ad Soyad** : Kazım HANBAY
- Doğum Yeri ve Tarihi** : Malatya – 14.08.1983
- Adres** : Bingöl Üniversitesi Enformatik Bölüm Başkanlığı -
Bingöl
- E-Posta** : kazimhanbay@gmail.com
- Lisans** : Kocaeli Üniversitesi Teknik Eğitim Fakültesi Elektronik
- Bilgisayar Eğitimi (2004)
- Yüksek Lisans** : Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektronik -
Bilgisayar Eğitimi ABD. (2010)
- Mesleki Deneyimler** : Milli Eğitim Bakanlığı, Derme İlköğretim Okulu,
Öğretmen (2005-2010)
- Bingöl Üniversitesi Enformatik Bölüm Başkanlığı,
Öğretim Görevlisi (2010- devam ediyor)

Yayın listesi:

TEZDEN TÜRETİLEN YAYINLAR/SUNUMLAR

HANBAY K., TALU M.F., “Image Analysis With Differential Geometry Applications”, *1st International Eurasian Conference on Mathematical Sciences and Applications*, 1(1) Prishtine, Kosova, 03-07 September 2012, pp. 118.

HANBAY K., TALU M. F., “Kumaş Hatalarının Online/offline Tespit Sistemleri Ve Yöntemleri”, *Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 18(1), pp. 49-69, Nisan 2014.

ALPASLAN N., **HANBAY K.**, HANBAY D., TALU M. F., “Hessian Matrisi Ve Temel Eğriliklere Dayanan Yeni Bir Doku Sınıflandırma Metodu”, *Sinyal İşleme ve Uygulamaları Konferansı (SIU2014)*, Trabzon, 2014, pp.160-163.

ALPASLAN N., **HANBAY K.**, HANBAY D., TALU M. F., “Temel Eğriliklere Dayanan Yeni Bir Doku Sınıflandırma Metodu”, *3. Uluslararası Avrasya Matematik Bilimleri ve Uygulamaları Konferansı*, Ağustos 2014, Viyana, Avusturya, pp.470.

HANBAY K., ALPASLAN N., TALU M. F., HANBAY D., KARCI A., KOCAMAZ A.F., “Continuous Rotation Invariant Features for Gradient-based Texture Classification”, *Computer Vision and Image Understanding*, 132 (2015), pp. 87-101.

HANBAY K., TALU M. F., ÖZGÜVEN Ö. F., ÖZTÜRK D., “Yuvarlak Örgü Makinaları için Kumaş Hatası Tespit Metotları”, *IEEE 23. Sinyal İşleme Ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (SIU2015)*, Malatya, 2015.

HANBAY K., ALPASLAN N., TALU M. F., HANBAY D., Principal Curvatures based Rotation Invariant Algorithms for Efficient Texture Classification, *Neurocomputing*,(2016),<http://dx.doi.org/10.1016/j.neucom.2016.03.032>), (basımda).

TEZDEN TÜRETİLMEYEN YAYINLAR/SUNUMLAR

HANBAY K., TALU M. F., KARCI A., “Dalgacık Dönüşümü Ve Yapay Arı Koloni Algoritması İle Renkli Doku Görüntülerinin Bölütlenmesi”, *IEEE 20. Sinyal İşleme Ve İletişim Uygulamaları Kurultayı*, Muğla, 2012, pp.1-4.

ÇALIŞAN M., **HANBAY K.**, TÜRKÖĞLU İ., “Özdeğer Hesaplaması ve Yapay Arı Koloni Algoritması Kullanılarak Termal Görüntülerin Bölütlenmesi”, *Akıllı Sistemlerde Yenilikler ve Uygulamaları Sempozyumu (ASYU)*, İzmir, 2014, pp.35-39.

HANBAY K., TALU M. F., “Segmentation of SAR Images Using Improved Artificial Bee Colony Algorithm and Neutrosophic Set”, *Applied Soft Computing*, 21 (2014), pp.433-443.