



Kumaş hatalarının online/offline tespit sistemleri ve yöntemleri

Kazım Hanbay^{1*}, M. Fatih Talu²

^{1*} Bingöl Üniversitesi, Enformatik Bölümü, Bingöl

²İnönü Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği, Malatya

20.08.2013 Geliş/Received, 23.12.2013 Kabul/Accepted

ÖZET

Kumaş hatası tespiti tekstil üretim endüstrisinde önemli bir kalite kontrol adımıdır. Bu çalışma ilk olarak güncel hata tespit metodlarının özelliklerini, matematiksel formülasyonlarını, güçlü ve zayıf yönlerini incelemektedir. İkinci olarak metodların geniş bir sınıflandırması yapılarak yedi sınıfa (yapısal, istatistiksel, spektral, model tabanlı, öğrenme, melez ve karşılaştırma) ayrılmış ve bu metodlar arasında bir karşılaştırma çalışması yapılmıştır. Üçüncü olarak, incelenen her metod için ayrıca gürültü hassasiyeti, güvenilirlik, döndürme/ölçekleme bağımsızlığı ve başarı oranı sonuçları ile birlikte bir kalite analizi sunmaktadır. Son olarak, anlayışlar, ihtiyaçlar ve gelecekteki araştırma yönleri tartışılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Tekstil, kumaş hatası tespiti, görüntü işleme, doku analizi

Online/offline detection systems of fabric defects and methods

ABSTRACT

Fabric defect detection is a vital step of quality control in the textile manufacturing industry. This paper firstly offers an state-of-the-art survey of different defect detection methods and describes their characteristics, mathematical formulation, strengths and weaknesses. Secondly, it employs a wider classification of methods and divides them into seven approaches (structural, statistical, spectral, model-based, learning, hybrid, and comparative) and performs a comparative study across these methods. Thirdly, it also presents a qualitative analysis accompanied by results, including detection success rate, rotation/scaling invariant, reliability and noise sensitivity

Keywords: Textile, fabric defect detection, image processing, texture analysis

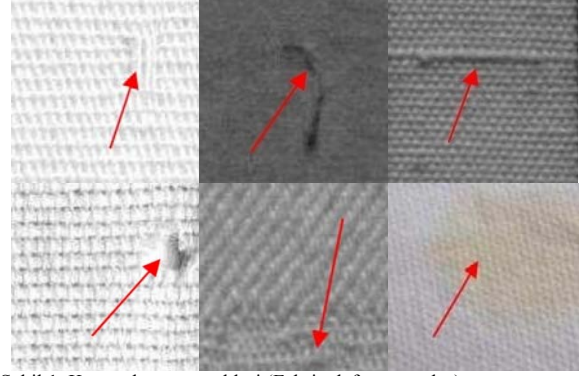
* Sorumlu Yazar / Corresponding Author kazimhanbay@gmail.com

1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

Tekstil endüstrisinde kumaş üretimi genellikle dokuma ve örgü makineleri üzerinde yapılmaktadır. Bu makinelerde meydana gelen çeşitli olumsuzluklardan dolayı üretilen kumaşlar hata içerebilmektedirler. Kumaş hataları, üretim işlemleri sonucunda kumaş yüzeyindeki istenmeyen olumsuzluklardır. Tekstil endüstrisi tarafından tanımlanan 70'den fazla kumaş hatası çeşidi vardır [1]. Bu çalışmada kumaş hatalarının tespitinde kullanılan metotlar detaylı olarak incelenmiştir. İncelenen metotlar online/offline çalışabilme özelliği, farklı kumaş ve hata türleri üzerinde uygulanabilirlikleri ve sınıflandırma başarıları açısından kapsamlı bir analizden geçirilmiştir. Her bir yöntemin temel matematiksel altyapısı ve güçlü-zayıf yönleri irdelenmiştir. Yapılan bu çalışma ile kumaş hatalarının tespit edilmesi alanında çalışacak olan araştırmacılara detaylı bir literatür bilgisi sunmak amaçlanmıştır. Bu makale şu şekilde organize edilmiştir: Bölüm 2'de tekstil endüstrisinde en sık karşılaşılan kumaş hataları ve bu hataları tespit etmede kullanılan sistem tipleri açıklanmıştır. Bölüm 3'te güncel kumaş hatası tespit yaklaşımları derinlemesine bir analiz ile incelenerek yöntemler hakkında detaylı bilgiler sunulmuştur. Bölüm 4'te ise incelenen yöntemlerin güçlü ve zayıf yönleri karşılaştırılmıştır. Bölüm 5'te öneri ve düşünceler paylaşılmıştır.

2. KUMAŞ HATASI TESPİT SİSTEMLERİ (FABRIC DEFECT DETECTION SYSTEMS)

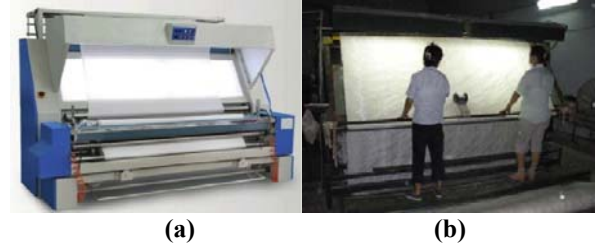
Kumaşlardaki hatalar makine hatalarının, iplik problemlerinin, kötü sonlandırma işlemlerinin ve aşırı germe gibi işlemlerin sonuçlarıdır. Kalite standartları açısından bakıldığında, kumaş yüzeylerindeki hatalar yüzey renk değişimi ve bölgesel doku düzensizliği olmak üzere iki sınıfta toplanmaktadır [2]. Tekstil endüstrisinde önemli görülen 6 yaygın kumaş hatası türü Şekil 1'de gösterilmiştir. Bu gibi ciddi hatalar üretilen kumaşın satılmasını mümkün kılmaz ve kazanç kayıplarına yol açar.



Şekil 1. Kumaş hatası örnekleri (Fabric defect samples)

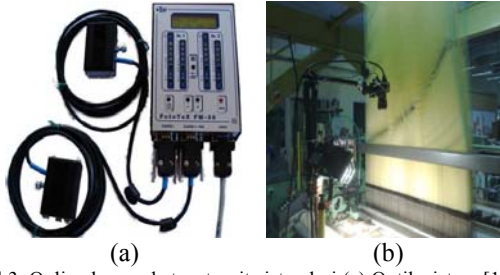
Kumaş hatalarının tespit edilmesi, kumaş yüzeyinde bulunan hataların yeri, tipi ve boyutu belirlenmesi işlemidir. Offline ve Online olmak üzere iki farklı kumaş hata tespit sistemi bulunmaktadır [3].

Offline sistemlerde, kumaş üretiminin tamamlanmış olma zorunluluğu bulunmaktadır. Üretimi tamamlanan kumaş topu, yeniden açılarak makine veya insan odaklı (Şekil 2) olarak kontrol edilmektedir [4, 5]. Makine odaklı sistemler yaklaşık %90 başarı oranına sahip iken insan odaklı sistemlerin başarıları %70'lere düşmektedir [6]. Hatanın başladığı anda tespit edilememesi bu sistemlerin en büyük dezavantajıdır.



Şekil 2. Offline kumaş hatası tespit sistemleri(a) Makine odaklı kumaş kontrolü (b) İnsan odaklı kumaş kontrolü [7] (Offline fabric error detection systems: (a) machine-based fabric control, (b) manual fabric control)

Online sistemlerde, hata tespiti, üretim esnasında gerçekleştirilmektedir. Gerçek zamanlı çalışan bu sistemler, kumaş hatası oluştuğu anda hatayı tespit ederek üretim işlemini durdurabilmekte ve operatöre hata hakkında detaylı bilgi verebilmektedir [8-10]. Optik (Şekil 3(a)) ve kameralı (Şekil 3(b)) olmak üzere iki farklı online kumaş hatası tespit sistemi bulunmaktadır. Üretim esnasında fabrika ortamında toz ve pamuk gibi istenmeyen maddelerin uçabilmesi optik sistemlerdeki başarı oranını oldukça düşürmektedir. Bunun yerine yüksek doğruluk oranına sahip kameralı sistemler tercih edilmektedir.



Şekil 3. Online kumaş hatası tespit sistemleri (a) Optik sistem [11] (b) Kameralı sistem [12] (Online fabric defect detection systems: (a) optical system, (b) camera system)

3. KUMAŞ HATASI TESPİT YAKLAŞIMLARI (FABRIC DEFECT DETECTION APPROACHES)

Kumaş hatalarının tespiti için önerilen yaklaşımlar genel olarak yedi başlık altında gruplandırılabilir: yapısal, istatistiksel, spektral, model tabanlı, öğrenme, melez ve karşılaştırma.

a. Yapısal Yaklaşımlar (Structural Approaches)

Yapısal veya geometrik yaklaşımlar kumaş dokusunda tekrarlayan en küçük birimleri inceleyen yöntemlerdir [2]. Bu yaklaşıma göre kumaşın genel doku örüntüsü, basit doku yapılarının bileşimi ile elde edilebilir. Yapısal doku analizi ardışıl iki aşamayı içermektedir [5]: i) kumaştaki temel dokuların tespiti; ii) genel kumaş doku örüntüsünün modellenmesi. [16] çalışmasında, kumaş görüntüsüne temel yapısal işlemler uygulanmış ve yapısal hataların tespiti gerçekleştirilmiştir. Başarı oranı her ne kadar %91 olarak verilmiş olsa da, yöntemin dayandığı parametre sayısı ve bu parametrelerin kontrolü yöntemin geçerliliğini ve güvenilirliğini zayıflatmaktadır. Yapısal yöntemlere getirilen genel eleştiri, bu yöntemlerin sadece düzenli dokular üzerinde

uygulanabilir olmasıdır [17]. Hatalı bir kumaş görüntüsünde düzenli yapıdan bahsedilemeyeceği için, bu yöntemin güvenilirliği şüphelidir.

b. İstatistiksel Yaklaşımlar (Statistical Approaches)

İstatistiksel yaklaşımlar, kumaş görüntüsündeki renk yoğunluk değerlerinin dağılımları incelemektedir. Bu yöntemlerin temel amacı kumaş görüntüsünde farklı istatistiksel davranışlar sergileyen bölgeleri bulmaktır. Bu yaklaşıma ait en çok kullanılan yöntemler, eş oluşum matrisi, histogram özellikleri, oto korelasyon fonksiyonu ve matematiksel morfoloji yaklaşımlarıdır. Ayrıca literatürde çapraz korelasyon, istatistiksel moment ve kenar bulma gibi başka istatistiksel yaklaşımlarda mevcut olmakla birlikte sık kullanılan yöntemler değildirler.

1. Histogram Temelli Yaklaşımlar (Histogram Based Approaches)

Histogram, görüntüdeki piksel renk dağılımlarının en temel istatistiksel bilgisini içerir [18]. Yaygın olarak kullanılan histogram özellikleri ortalama, standart sapma, varyans ve ortanca'dır. Basitliğine rağmen, histogram teknikleri düşük işlem maliyeti gibi özellikleri nedeni ile değişik uygulamalarda kullanılmıştır [19,20]. Son yıllarda, Ng [21], Otsu global eşikleme metodunu geliştirerek histogram ayırma tekniği geliştirmiştir. [22-24] çalışmalarında, hatalı ve hatasız kumaş görüntülerinin histogram farklılıkları incelenerek hata tespiti gerçekleştirilmiştir. İşlem kolaylığı ve yüksek çalışma hızı histogram temelli yöntemlerin pozitif yönleridir. Ancak bu yöntemlerin güvenilirlik oranı düşüktür. Histograma dayalı yöntemlerin özeti Tablo 1'de görülmektedir.

Tablo 1. Histogram değişkeni kullanan çalışmaların özeti (The summary of studies using histogram variable)

Referanslar	Kumaş türleri	İncelenen hata türleri	Çalışma şekli	Sınıflandırıcı	Başarı oranı (%)
[22]	Dokuma	5 farklı hata tipi	Offline	Kullanılmıyor	Bilinmiyor
[23]	Kord	4 farklı hata tipi	Offline	Kullanılmıyor	Bilinmiyor
[24]	Jakar	2 farklı hata tipi	Offline	Kullanılmıyor	Bilinmiyor

2. Eş Oluşum Matrisi Temelli Yaklaşımlar (Co-occurrence Matrix Based Approaches)

Renk yoğunlukları arasındaki bağımlılıkların ölçülerek doku özelliklerinin karakterize edilmesini sağlar. Kumaş görüntüsü üzerindeki belirli bir ofsetteki (uzaklıktaki) gradyan yönelimlerinin dağılımı ifade edilir. Gradyan yönelimlerinin kombinasyonları, kumaş dokusunu ifade etmek için kullanılmaktadır. Matematiksel olarak $m \times n$ boyutundaki bir kumaş görüntüsü ve (x, y) ofset değeri

için eş oluşum matrisi aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır [25]:

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

Eş oluşum matrislerinden elde edilen bazı ölçümler görüntünün dokusal özellikleri ile ilgilidir. Haralick,

doku görüntülerinin farklı özelliklerini tanımlamak için 14 tane dokusal özellik ölçümü önermiştir [26]. Bu özelliklerden en çok kullanılanları zıtlık, korelasyon, entropi ve enerji hesaplamalarıdır. Bu parametreleri ifade eden matematiksel denklemler aşağıda gösterilmiştir:

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

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

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

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

Yukarıdaki denklemlerde p değişkeni normalize edilmiş eş oluşturma matrisini, G , görüntüdeki farklı piksel sayısını ifade etmektedir. Ayrıca μ_x , μ_y ve σ_x , σ_y ise matrisin satır ve sütun toplamlarının, sırasıyla ortalama ve standart sapmalarıdır. Jing ve arkadaşları [27], eş oluşturma matrisinin sadece enerji, zıtlık, korelasyon ve entropi özelliklerini kullanarak kumaş görüntülerini Yapay Sınır Ağları (YSA) ile sınıflandırmıştır. Tsai ve arkadaşları [28], farklı ofset ve açılar için gri seviye eş oluşturma matrisleri elde etmiş ve bunları YSA ile sınıflandırmıştır. Hareketsiz kumaş görüntüleri üzerinde yapılan diğer bir çalışmada, alt bant gri seviye eş oluşturma matrisi metodu

kullanılarak kumaş hatalarının tespitinde %90.78 başarı sağlanmıştır [29]. Bu çalışmada, eş oluşturma matrisinin entropi, zıtlık, açısal moment hızı ve ters farklılık momenti özellikleri kullanılmıştır. Bir diğer çalışmada ise örgü kumaşlarındaki hataları bulmak için parlaklığı ayarlanmış görüntünün, birinci ve ikinci mertebeden istatistiksel özellikleri kullanılarak hata tespit işlemi gerçekleştirilmiştir [30]. [31] çalışmasında, eş oluşturma matrisinin zıtlık, homojenlik, enerji ve korelasyon özellikleri elde edilmiş ve bu özellikler TMS320DM642 sinyal işleme modülünde kullanılarak online kumaş hata tespit sistemi gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmanın dezavantajı, tek tip bir kumaş türünün kullanılmış olmasıdır.

Eş oluşturma matrisi yaklaşımı, piksel renk farklılığına dayandığı için gürültüden olumsuz etkilenmekte ve filtreleme aşamalarına ihtiyaç duymaktadır. Eş oluşturma matrisi yaklaşımının iki temel zayıf noktası vardır: (1) yüksek çözünürlüğe sahip görüntülerde düşük performans sahiptir. Bunun için dalgacık dönüşümü yöntemiyle birlikte kullanılarak işlem doğruluğu artırılmaktadır [27]; (2) işlem maliyetinin yüksek oluşudur. Tablo 2'de eş oluşturma yöntemini kullanan çalışmalar hakkında özet bilgiler verilmektedir.

Tablo 2. Gri seviye eş oluşturma matrisi kullanan çalışmaların özeti (The summary of studies using co-occurrence matrix)

Referanslar	İncelenen kumaş türleri	İncelenen hata türleri	Çalışma şekli	Kullanılan sınıflandırıcı	Başarı oranı (%)
[27]	Düz, fitilli, saten	Bilinmiyor	Offline	YSA	Bilinmiyor
[28]	Fitilli	Bilinmiyor	Offline	YSA	%96
[29]	Düz	Bilinmiyor	Offline	Mahalanobis uzaklık sınıflandırıcı	%90.78
[30]	Örgü	5 farklı hata tipi	Offline	FCM ve ANFIS	%97.50
[31]	Dokuma	4 farklı hata tipi	Online	Kullanılmıyor	Bilinmiyor

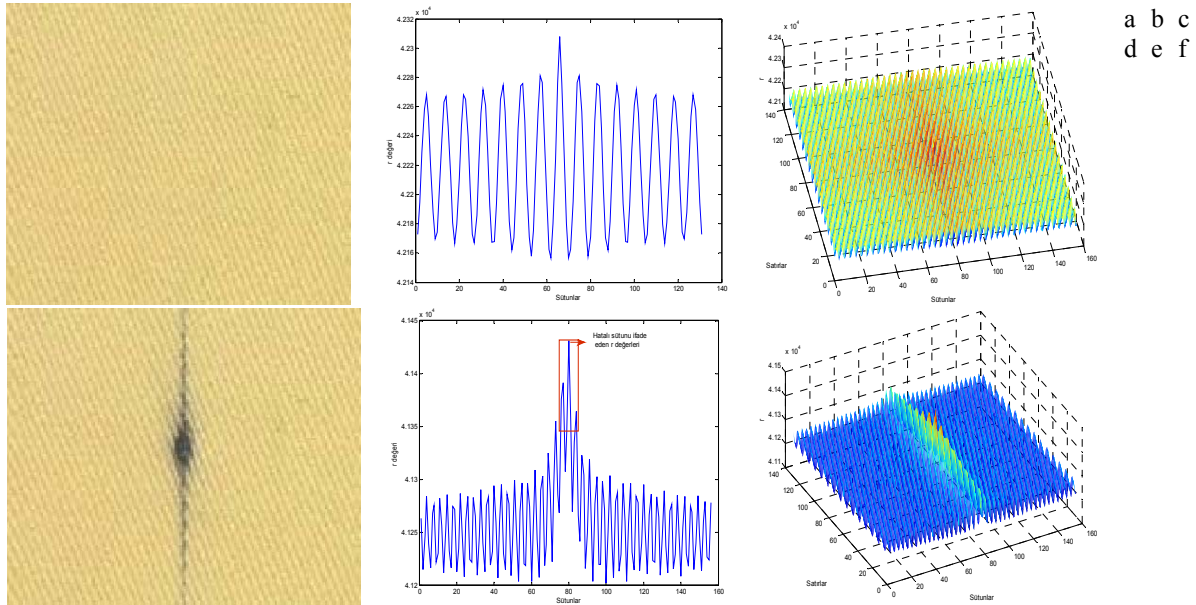
3. Oto-Korelasyon Temelli Yaklaşımlar (Auto-Correlation Based Approaches)

Kumaş görüntülerindeki tekrarlı yapıları inceleyen bir yöntemdir [32]. Bir boyutlu oto-korelasyon fonksiyonunun matematiksel ifadesi aşağıda görülmektedir:

$$r(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-\tau-1} x(t + \tau)x(t) \quad (6)$$

N toplam örnek sayısını, x normalize edilmiş sinyal değerini, t zamanı, τ zamandaki kaydırma değerini ve r ise oto-korelasyon değerini göstermektedir. Gürültü tespitinde yatay kaydırma işlemi gerçekleştirilir [33]. Eğer görüntüde hata varsa, düzenli yapı bozulacağı için

oto-korelasyon fonksiyonunun yanıtında tepeler veya vadi görünümleri oluşmaktadır (Şekil 4).



Şekil 4. a) Hatasız kumaş, b) hatasız kumaşta herhangi bir satır için oto-korelasyon değerleri, c) hatasız kumaş görüntüsünün oto-korelasyon sonucu, d) hatalı kumaş, e) hatalı kumaşta herhangi bir satır için oto-korelasyon değerleri, f) hatalı kumaşın oto-korelasyon sonucu ((a) Defect-free fabric image, (b) auto-correlation values for any row in defect-free fabric, (c) auto-correlation function result of defect-free fabric image, (d) defected fabric image, (e) auto-correlation values for any row in defected fabric, (f) auto-correlation function result of defected fabric image)

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 [32].

Ancak işlem maliyetinin yüksek olması önemli bir dezavantajdır. [34] çalışmada bu yöntem kullanılarak kumaş hatalarının sınıflandırılması gerçekleştirilmiştir. Tablo 3'te oto-korelasyon fonksiyonu yöntemini kullanan çalışmalar hakkında özet bilgiler verilmektedir.

Tablo 3. Oto-korelasyon fonksiyonu kullanan çalışmaların özeti (The summary of studies using auto-correlation function)

Referanslar	İncelenen kumaş türleri	İncelenen hata türleri	Çalışma şekli	Kullanılan sınıflandırıcı	Başarı oranı (%)
[32]	Düz, fitilli	2 farklı hata tipi	Offline	Bilinmiyor	Bilinmiyor
[34]	Bilinmiyor	2 farklı hata tipi	Offline	İleri beslemeli YSA	%93.50
[35]	Düz halı	Bilinmiyor	Offline	Bilinmiyor	Bilinmiyor

4. Matematiksel Morfoloji Temelli Yaklaşımlar (Mathematical Morphology Based Approaches)

Matematiksel morfoloji nesne geometrisi hakkında ön bilgiye dayanan özellik çıkarım yöntemidir [36]. Eş oluşum matrisiyle veya korelasyon fonksiyonuyla birlikte kullanılmaktadır. Bu melez sistemlerin sınıflandırma doğruluk oranları %96,7 seviyesine çıkmaktadır [37]. [38]'de, geliştirilmiş morfolojik aşındırma operatörü kullanılarak kumaş hatalarının yerini bulan bir yöntem geliştirilmiştir. Ancak yönteme ait doğruluk oranı verilmemiştir. Yapılan güncel bir çalışmada ise eş oluşum matrisi ve dalgacık dönüşümü birlikte kullanılmıştır [14]. Bu çalışmada kumaş görüntüsüne aşındırma ve genişleme işlemleri uygulandıktan sonra yöntemin doğruluğunu arttırmak

için ayrık kosinüs dönüşümü uygulanmıştır. Çünkü ayrık kosinüs dönüşümü, frekans alanında görüntünün daha iyi analiz edilmesine imkân sağlamaktadır. Kumaşlarda meydana gelen yaygın hataların çoğu eşikleme operatörünün ürettiği ikilik kumaş görüntülerinde kaybolduğu için morfolojik yöntemlerin tek başına kullanıldığı uygulama alanları kısıtlıdır. Belirli tipteki farklı kumaş görüntüleri üzerinde çalışabilen bir optimal morfolojik filtre ile gerçek zamanlı bir sistem üzerinde yapılan hata bulma uygulamasında ise %97,4 doğruluk oranına ulaşılmıştır [40]. Diğer bir çalışmada ise korelasyon ve morfoloji yöntemleri birlikte kullanılarak kumaş hataları tespit edilmiştir [41]. Bu yöntemler, istatistiksel yöntemler ile karşılaştırıldığında daha düşük doğruluğa sahiptir. Piksellerin lokal yönelimleri ve düzenliliklerini ölçen yöntemlere göre de morfolojik

yaklaşımların doğruluk oranı çok daha düşük kalmaktadır [39]. Ancak uygun yapı elemanı kullanılarak kumaş hatalarının boyutu ve yeri etkin ve hızlı bir

biçimde tespit edilebilmektedir. Tablo 4'te matematiksel morfoloji yöntemini kullanan çalışmalar hakkında özet bilgiler verilmektedir.

Tablo 4. Morfoloji yöntemi kullanan çalışmaların özeti (The summary of studies using morphology method)

Referanslar	İncelenen kumaş türleri	İncelenen hata türleri	Çalışma şekli	Kullanılan sınıflandırıcı	Başarı oranı (%)
[37]	Deri	5 farklı hata tipi	Offline	Geri yayımlı YSA	%96.25
[40]	Düz, fitilli, kot, dokuma	9 farklı hata tipi	Offline ve online	Bilinmiyor	%97.40
[41]	Düz dokuma	3 farklı hata tipi	Offline	Hata Arama Algoritması	%79.10
[38]	Kord	1 farklı hata tipi	Offline	Kullanılmıyor	Bilinmiyor
[14]	Örüntüsüz	Bilinmiyor	Online	Kullanılmıyor	Bilinmiyor

c. Spektral Yaklaşımlar (Spectral Approaches)

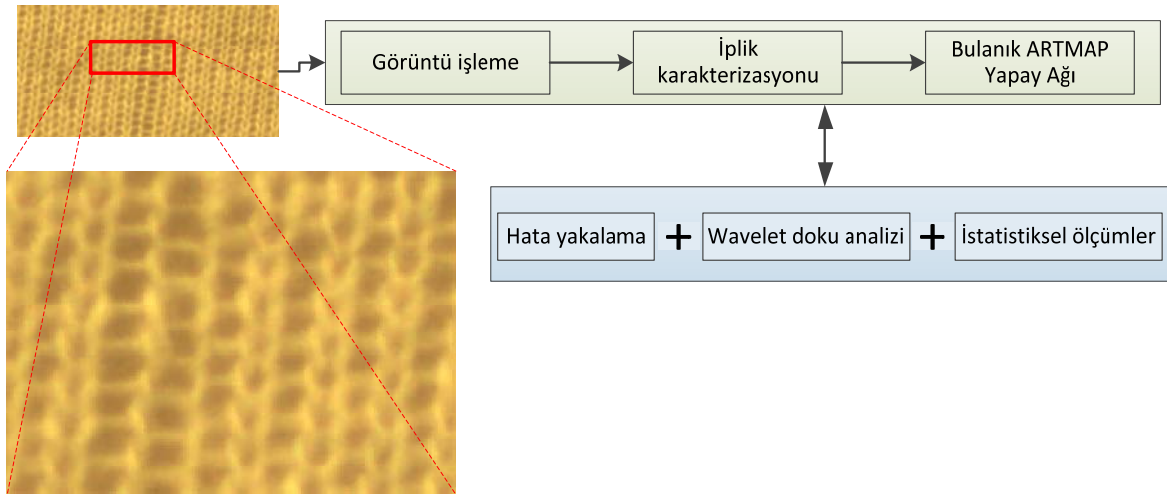
Kumaş hata tespiti ile ilgili yapılan çalışmaların büyük bir kısmı spektral yaklaşımlara odaklanmaktadır. Spektral yaklaşımlar öncelikle görüntüdeki doku temellerini çıkarmayı, daha sonra bu doku temellerini uzaysal yerleşim kuralları ile genelleştirmeyi amaçlamaktadır [42]. Bu yaklaşımlar yüksek derecede periyodiklik gerektirmektedir. Kumaş ipliklerinin veya desenlerinin periyodik yapılarda oluşu spektral yaklaşımların kullanımını sağlamaktadır. Ancak, rastgele doku içeren kumaşlar için spektral yaklaşımların kullanımı uygun değildir. Spektral yaklaşımlar altında Dalgacık dönüşümü, Fourier dönüşümü, Gabor dönüşümü ve filtreleme yöntemleri incelenecektir.

1. Dalgacık Dönüşümü (Wavelet Transform)

Dalgacık dönüşümü, frekansa bağlı geçici çözünürlükleri optimize etmek için Fourier dönüşümüne alternatif olarak geliştirilen bir sinyal analiz tekniğidir [43]. Dalgacık dönüşümü tekniğinde kullanılan farklı dalgacık türleri bir ana dalgacıktan, kaydırma ve ölçekleme

parametrelerinin değiştirilmesiyle türetilen fonksiyonlardır. En çok bilinen dalgacık türleri Haar, Symlets, BiorSplines, Gaussian ve Mexican Hat dalgacıklarıdır. İki boyutlu dalgacık analizi, görüntünün satır ve sütunları boyunca sıralı olarak uygulanan bir boyutlu ayrık dalgacık dönüşümü olarak düşünülebilir [44]. Böylelikle belli ölçekte bir sinyal dört alt görüntüye ayrıştırılır.

Dalgacık dönüşümü ile renk değişimi analiz edilmekle birlikte doku farklılıkları da incelenmektedir. Özellikle düzenli ve periyodik doku yapısı içeren kumaş görüntülerinde dalgacık dönüşümü tekniği kullanılarak daha etkili doku analizi yapmak mümkündür. Yapılan güncel bir çalışmada iplik görüntülerinin özelliklerinin çıkartılması için istatistiksel ölçümler ve ayrık dalgacık dönüşümü birlikte kullanılmıştır [38]. 576 iplik görüntüsü kullanılan çalışma, özellik çıkarımı ve sınıflandırma aşamalarından oluşmaktadır. İplik görüntüleri iki seviyeye dönüştürüldükten sonra sekiz farklı ölçekte ayrık dalgacık dönüşümü uygulanmıştır. Yöntemin akış diyagramı Şekil 5'te gösterilmektedir.



Şekil 5. Dalgacık dönüşümü ile yapılan iplik derecelendirme sisteminin işlem adımları [44] (Operation steps of yarn grading system performed with the wavelet transform)

[45]'de, dalgacık dönüşüm yöntemi kullanılarak gerçek zamanlı bir kumaş üretim makinesi üzerinde 1m genişliğindeki kumaş görüntülerinde hata tespiti yapılmıştır. Uyarlanabilen dalgacıklar kullanılarak yapılan bir çalışmada ise sekiz farklı hata türü içeren görüntülerde hatalar tespit edilmiştir [46]. Çok ölçekli ve uyarlanabilir kullanım sayesinde hata ve kumaş arka planı arasındaki fark artırılarak hatalı bölgenin ayırt edilmesi sağlanmıştır. [47]'de, örgü kumaşlarındaki hataları bulmak için Dempster-Shafer karar teorisi ve dalgacık dönüşümüne dayanan bir yöntem geliştirmişlerdir. Bu çalışmada, incelenen hata türlerini en iyi karakterize eden üç ana dalgacık belirlenmiştir. Li ve arkadaşları [48], görme sensörleri, dijital sinyal işleme modülü ve dalgacık dönüşümü tekniği ile geliştirdikleri sistemde örgü makinesi üzerinde hata tespiti yapmışlardır. Her biri 2MP çözünürlüğe ve 800mm genişliği tarama kapasitesine sahip altı adet akıllı görme algılayıcıdan alınan görüntü dijital sinyal işleme modülü üzerinden alınarak bu görüntünün dalgacık analizi yapılmıştır. Doğrudan eşikleme tekniği ile yüksek frekanslı bileşenler seçilmiştir. Ayrıca gürültüyü gidermek için morfolojik işlemler de kullanılarak hata tespiti yapılmıştır. Yang ve arkadaşları ise [49], öteleme

bağımsızlığı sağlamak için orthogonal dalgacık dönüşümü yerine ayırt edebilen dalgacık çerçeveleri dönüşümü yöntemini kullanarak 466 tekstil görüntüsünde hata tespiti gerçekleştirmişlerdir. Kullanılan dalgacık çerçevelerinin dizaynında ayırt edilebilen özellik çıkartma [50] metodu kullanılmıştır. Haar ve Daubechies dalgacıkları gibi önceden tanımlı standart dalgacık çerçeveleri yerine ayırt edebilen dalgacık çerçeveleri kullanılarak tekstil dokularının doğasında var olan yapısal özellikler daha güçlü bir şekilde elde edilmiştir. Dalgacık dönüşümü tekniğiyle kumaş hatası bulan bazı yöntemlerin başarı oranı yüksektir. Ancak her çalışma sadece belli kumaş türü ve belli hata sınıfları için çalışabilmektedir. İncelediğimiz çalışmalardaki görüntüler genel bir görüntü veri tabanına ait olmayıp yazarların kendilerinin elde ettikleri görüntülerden oluşmaktadır. Bu da yöntemlerin güvenilirliğini ve geçerliliğini zayıflatmaktadır. Yine belli hata türlerini bulan makalelerde kullanılan ana dalgacık türlerinin neden tercih edildiklerine dair açık bir bilgi yoktur. Ancak dalgacık dönüşümü tekniği hesaplama zamanının uygunluğu nedeniyle gerçek zamanlı uygulamalar için uygundur. Dalgacık dönüşümü kullanan çalışmaların özeti Tablo 5'te görülmektedir.

Tablo 5. Dalgacık dönüşümü kullanan çalışmaların özeti (The summary of studies using wavelet transform)

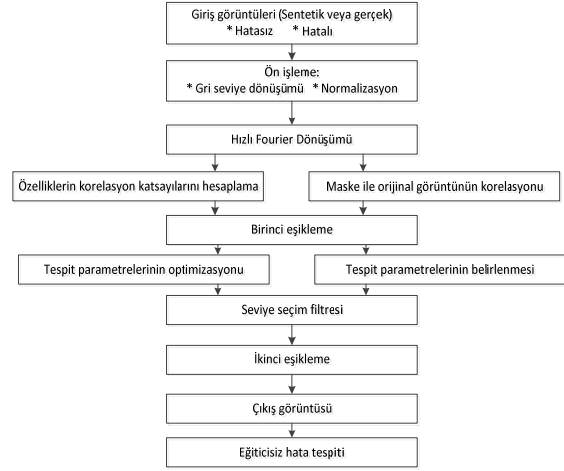
Referanslar	Kullanılan ana dalgacık	İncelenen kumaş türleri	İncelenen hata türleri	Çalışma şekli	Kullanılan sınıflandırıcı	Başarı oranı (%)
[44]	Coif2, coif5, sym2, sym5	5 kategoride iplik görüntüleri	Yok	Offline	Fuzzy ARTMAP YSA	%87.30
[45]	Daubechies 16	Dokuma	Bilinmiyor	Online	Geri yayımlı YSA	%94
[46]	Adaptive	Düz, fitilli	8 farklı hata tipi	Offline	Bilinmiyor	%97.5
[47]	Daub2, daub5, sym9	Örgü	4 farklı hata tip	Offline	YSA	%89.48
[48]	Daubechies	Örgü	2 farklı hata tipi	Online	Kullanılmıyor	%98
[49]	Ayırt edebilen dalgacık çerçeveleri	Düz, fitilli	8 farklı hata tipi	Offline	Euclidean	%95.8

2. Fourier Dönüşümü Temelli Yaklaşımlar (Fourier Transform Based Approaches)

Fourier dönüşümü, sinyalleri zaman alanından frekans alanına taşıyarak detaylı analizlerin yapılmasını sağlayan bir analiz tekniğidir. Görüntü işlemede bu teknik ile doku görüntüleri frekans bileşenleri açısından karakterize edilmektedir. Dönüşümde kumaş görüntü boyutu değişmez. Ancak, bilgi kaybını en aza indirmek için karesel görüntüler kullanılır. $N \times N$ boyutunda bir görüntüde (x, y) gri seviye görüntü piksel koordinatlarının Fourier dönüşümü aşağıdaki gibi ifade edilir:



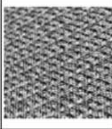
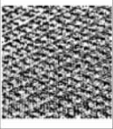
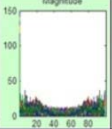
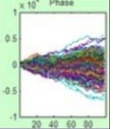



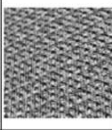
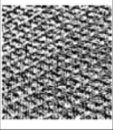
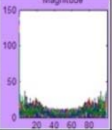
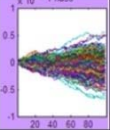



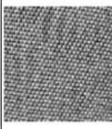
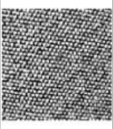

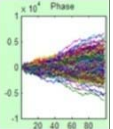



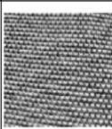

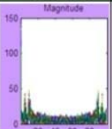
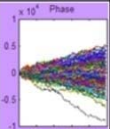

$$F(a, b) = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \times e^{-j2\pi(ax+by)/N} \quad (7)$$

Kumaşta bir hata oluştuğunda kumaşta var olan düzenli yapı bozulur. Ayrıca bozulmanın olduğu noktaya karşılık gelen frekans spektrumundaki özel pozisyonlar da hatayı önemli ölçüde ifade eder. Güncel bir doktora tezinde bu teknik kullanarak kumaş hatalarının gerçek zamanlı tespiti gerçekleştirilmiştir [12]. Bu tezde, öncelikle çapraz korelasyon ve hızlı Fourier dönüşümü teknikleri ile durağan hatalı kumaş görüntülerinin öznelikleri elde edilerek sistemin eğitimi gerçekleştirilmiştir. Sonraki adımda ise dokuma makinesi üzerine yerleştirilen sistem ile çizgi tarama kamerası kullanılarak gerçek zamanlı kumaş hatası tespit sistemi geliştirilmiştir. Bu çalışmaya ait işlem adımları Şekil 6'da görülmektedir. Bir diğer çalışmada düz kumaşlarda yaygın görülen dört kumaş hatasını sınıflandırmak için Fourier dönüşümünden elde edilen merkezi uzaysal frekans spektrumu kullanılmıştır [51]. Bu çalışmada Fourier tekniği ile elde edilen üç boyutlu frekans spektrumu yerine kullanımı daha kolay olan iki boyutlu merkezi uzaysal frekans spektrumu kullanılmıştır.



Şekil 6. Fourier tekniği ile kumaş hatası tespiti [12] (Fabric defect detection with fourier technique)

Zhao ve arkadaşları [52], Fourier spektrumuna dayanan bir hata bulma algoritması geliştirmişlerdir. Bu çalışmaya göre düzenli doku örüntüsüne sahip kumaş görüntüsünün 2 boyutlu Fourier spektrumunda birkaç tane önemli tepe noktası varken, rastgele doku örüntüsüne sahip kumaş görüntüsünde böyle bir durum yoktur. Bu tepe değerlere göre yapılan eşikleme ile görüntüler hatalı veya hatasız olarak sınıflandırılmıştır. Ancak bu çalışmada hatasız görüntülerde daha yüksek ve hatalı görüntülerde ise daha düşük bir eşik değeri seçilerek kumaş görüntüleri sınıflandırılmış olsalar da global eşik değeri seçimi yönteminin zayıf yanısıdır. Yapılan bir diğer çalışmada ise Fourier dönüşümünden elde edilen Fourier spektrumu kullanılarak kumaş görüntülerinin gerçeklikleri değerlendirilmiştir [53]. Bu çalışmada histogram eşitleme işleminden yararlanılmış ve görüntülerin spektrum büyüklükleri ve fazları hesaplanarak karşılaştırılmıştır. Bu çalışmanın özetleyen bir şekli Şekil 7'de görülmektedir.

No	Örnek	Kumaş görüntüsü (RGB görüntü)	Gri seviye görüntü	Histogram eşitleme	Eşiklenmiş görüntü	Fourier spektrum	Büyüklik	Faz	Yakalama Tahmini	Sonuç
3	Orijinal kumaş								Orijinal	Geç
	Belirlenecek kumaş									
4	Orijinal kumaş								Orijinal	Geç
	Belirlenecek kumaş									

Şekil 7. Fourier dönüşümü kullanılarak kumaş görüntülerinin karşılaştırılması [45] (The comparison of fabric images using fourier transform)

Ayrıca [54-56] nolu referanslarda Fourier dönüşümü ile hata bulmada başarılı olduğu iddia edilse de, onların güvenilirliği tam olarak bilinmemektedir. Fourier dönüşümü gerçek zamanlı sistemlerde hareket eden kumaş görüntülerinin izlenmesinde oldukça güçlüdür. Çünkü Fourier spektrumunun büyüklüğü mutlak değerli bir büyüklük olduğundan, kumaşın X ve Y yönündeki

hareketleri Fourier spektrumunun değerini değiştirmez. Yani Fourier spektrumu sadece kumaş yapısındaki değişimden etkilenir. Bu avantajından dolayı gerçek zamanlı kumaş hatası tespit etme işleminde kullanılması uygundur. Fourier dönüşümü kullanan çalışmaların özeti Tablo 6'da görülmektedir.

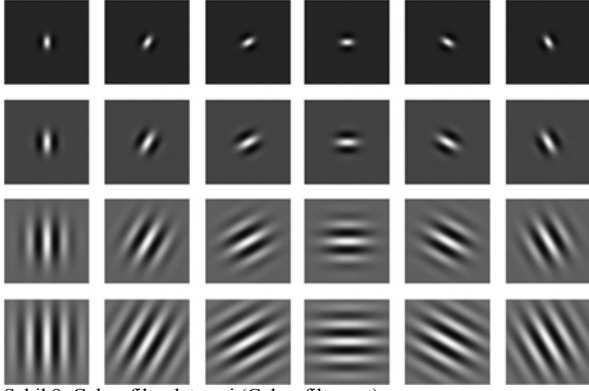
Tablo 6. Fourier dönüşümü kullanan çalışmaların özeti (The summary of studies using fourier transform)

Referanslar	Kullanılan fourier türü	İncelenen kumaş türleri	İncelenen hata türleri	Çalışma şekli	Kullanılan sınıflandırıcı	Başarı oranı (%)
[12]	FFT	Düz	10 farklı hata tipi	Online	Seviye seçim filtresi	%97.22 (seviye 3 için)
[51]	FFT	Düz	4 farklı hata tipi	Offline	Bilinmiyor	Bilinmiyor
[52]	FFT	Bilinmiyor	Düğüm	Offline	Geri yayımlı YSA	%95
[53]	FFT	Spor örgü	Yok	Offline	Bilinmiyor	%90

3. Gabor Dönüşümü Temelli Yaklaşımlar (Gabor Transform Based Approaches)

Kumaş hatası tespitinde kullanılan Gabor filtreleri karmaşık bir sinüzoidal tarafından elde edilen gauss dağılımının bir fonksiyonudur. Gabor filtreleri hem uzaysal hem de frekans alanında doku analizleri yapmak için kullanılmaktadır. İncelenecek doku yapısına göre farklı ölçek ve açı değerleri ile özelleştirilebilen bu filtreler, kumaş hatalarının bulunmasında yaygın bir

şekilde kullanılmaktadır. 4 farklı ölçek ve 6 farklı açı için üretilen 24 adet Gabor filtresi Şekil 8'de görülmektedir.



Şekil 8. Gabor filtre kümesi (Gabor filter set)

Zhang ve arkadaşları [57], hatalı kumaş dokusunun frekans bileşenlerine hakim olabilen optimal bir Gabor filtresi ile 128 görüntü üzerinde hata tespiti yapmıştır. Bu görüntülerin 100'ü hatalı 28'i ise hatasız görüntülerdir. Geliştirilen yöntemde, Gabor filtresinden elde edilen görüntüleri görüntü birleştirme, yumuşatma ve görüntüyü ikilik hale getirme işlemlerine tabi tutarak görüntünün etkilerini azaltmışlardır. Elde edilen öznelik vektörleri Elman tarafından YSA ile sınıflandırılmıştır. Dokuma tezgâhında üretim kontrolü yapmak üzere geliştirilen bir sistemde ise, 4 farklı açı ve ölçekte toplam 16 adet Gabor filtresinin konvolüsyonundan elde edilen frekans ve yön bilgileri hesaplanmış ve bu bilgiler kumaş kontrolünde kullanılmıştır [58]. İncelenen bu iki yöntemin temel zayıflığı sınırlı sayıda örnek üzerinde çalışılmış olmalarıdır. Yakın zamanda yapılan bir çalışmada ise Gabor dönüşümü ve Gaussian fonksiyonu melez bir yapıda kullanılarak 360 kumaş görüntü sınıflandırılmıştır [59]. [60]'da, kompleks simetrik

Gabor filtre bankası kullanılarak düzenli iplik hataları bulunmuştur. Bu çalışmada, Gabor filtreleri ile elde edilen öznelik vektörlerinin boyutları temel bileşen analizi ile küçültülerek sistemin hızlanması sağlanmıştır. Han ve Zhang [61], parametreleri genetik algoritma tarafından optimize edilen optimal Gabor filtresi kullanarak farklı arka plana sahip 42 adet kumaş görüntüsü üzerinde hata bulma yöntemi geliştirmişlerdir. Alimohamadi ve arkadaşları [62], Gabor filtreleri ve morfoloji tekniğini birlikte kullanarak kumaş hatalarını tespit etmişlerdir. Onlar öncelikle tekstil görüntüsünü farklı frekans ve açılardaki Gabor filtrelerinden geçirerek özellik matrisini elde etmişlerdir. Daha sonra hesaplanan bu özellik matrisini bir yüzey kabul edip bu yüzey üzerinde kumaş hatalarına karşılık gelen havuz veya kubbe görünümü yerleri tespit ederek eşikleme yerine temel morfolojik işlemlerle hatalı kumaşları tespit etmişlerdir. Jing ve arkadaşları [63], 4 farklı açı ve ölçekte tanımladıkları Gabor filtrelerini 11x11 boyutunda konvolüsyon maskeleri ile 256x256 boyutunda 90 adet hatalı ve hatasız kumaş görüntüsüne uygulamışlardır. Daha sonra ise 3x3 boyutlu pencereler kullanan bölgesel ikilik yamalar yöntemi ve Tamura metodu [64] ile özellik çıkarımı yaparak hata tespiti yapmışlardır. Tamura metodu basitlik, zıtlık, yönlülük, satır benzerliği, pürüzlülük ve düzenliliği olmak üzere altı tane dokusal özelliği hesaplayan bir yöntemdir. Gabor dönüşümü kullanan yöntemler incelendiğinde, çalışmaların neredeyse hepsinin sınırlı sayıda örnek görüntü ve hata türü üzerinde çalıştığı anlaşılmaktadır. Ayrıca Gabor filtreleri döndürme bağımlı filtreler olduğu için görüntülerdeki açı değişimlerinden olumsuz etkilenmektedir. Bu tekniği kullanan çalışmaların özeti Tablo 7'de görülmektedir.

Tablo 7. Gabor dönüşümü kullanan çalışmaların özeti (The summary of studies using gabor transform)

Referanslar	Gabor filtre sayısı	İncelenen kumaş türleri	İncelenen hata türleri	Çalışma şekli	Kullanılan sınıflandırıcı	Başarı oranı (%)
[57]	1	Fitilli, düz, kot	4 farklı hata tipi	Online	Elman YSA	%100
[58]	16	Dokuma	3 farklı hata tipi	Offline	Bilinmiyor	Bilinmiyor
[59]	Bilinmiyor	Düz	9 farklı hata tipi	Offline	GMM temelli sınıflandırıcı	%87
[60]	Bilinmiyor	TILDA'dan R1 ve R3 hataları	TILDA'dan 5 farklı hata tipi	Offline	En yakın komşuluk	%98.8
[61]	2	Bilinmiyor		Offline	Bilinmiyor	Bilinmiyor
[62]	24	Bilinmiyor	32 farklı hata tipi	Offline	Kullanılmıyor	Kullanılmıyor

4. Filtre Temelli Yaklaşımlar (Filter Based Approaches)

Filtreleme yaklaşımı görüntü iyileştirme, gürültü giderme ve özellik çıkarma gibi işlemlerde yaygın bir biçimde kullanılan bir tekniktir. Kullanılacak filtreler

uzaysal veya frekans alanında tasarlanmaktadır [65]. Uzaysal alanda konvolüsyon ile frekans alanında ise çarpma işlemi ile filtreli görüntü elde edilir. Filtrelemede, global yoğunluk değişimlerinin önüne bilmesi için sıfır ortalama ve L_1 normalizasyon yöntemi kullanılır. Yaygın olarak kullanılan filtreler Tablo 8’de listelenmiştir.

Tablo 8. Farklı filtre tekniklerinin karşılaştırılması (The comparison of different filter methods)

Bölgesel tanımlayıcılar	Uzaysal veya frekans alanı	Döndürme bağımsızlığı	Vektör boyutu
S küme [66]	Uzaysal	Sürekli döndürme bağımsız	13
MR8 küme [66]	Uzaysal	Sürekli döndürme bağımsız	8
Gabor küme [67]	Uzaysal	Yok	24
LD küme [67]	Uzaysal	Yok	8
CMR [69]	Uzaysal	Sürekli döndürme bağımsız	8
PC [69]	Uzaysal	Sürekli döndürme bağımsız	8

Kumaş hatalarının tespit edilmesinde Rong ve arkadaşları [70], bölgesel ikilik örüntüler yöntemi ile altı farklı hata türü içeren 768x512 boyutundaki kumaş görüntülerini 16x16’lık boyutunda görüntü blokları şeklinde ele alıp filtreleyerek özellik çıkarımı yapmışlardır. Başka bir çalışmada ise kumaş görüntüleri 3x3 boyutunda pencereler kullanarak medyan filtre ile görüntülerdeki tekil noktalar ortadan kaldırılmıştır [16]. Dolayısıyla Medyan filtre sayesinde yanlış sınıflandırma oranı azaltılmıştır. Ayrıca başlangıçta Medyan filtrenin hızlı çalışmasını sağlamak için görüntülerin boyutu indirgenmiş, filtre işleminden sonra tekrar eski boyutuna getirilmiştir. Zeng ve Hirata [71], çok ölçekli ve 2 boyutlu bir türev alma şeması kullanarak kumaş görüntülerinin birinci türevlerini hesaplamıştır. Ayrıca algoritmanın zaman karmaşıklığını azaltmak için *B-spline* dönüşümünden faydalanılmıştır. Meylani ve arkadaşları ise üç, altı ve sekiz parametrelili ve türeve dayanan 2 boyutlu uyarlanabilir rapor (lattice) filtreleri tasarlayarak kumaş hatalarının tespitini

gerçekleştirmişlerdir [72]. Filtreleme yaklaşımı kullanan çalışmalar incelendiğinde, çalışmaların belirli tip kumaş üzerinde gerçekleştirildiği, bazı çalışmaların doğruluk oranlarını belirtmediği anlaşılmaktadır. Bununla birlikte Tablo 8’de ifade edilen filtre tekniklerini kullanan güncel çalışmaların da olmadığı görülmektedir. Hâlbuki özellikle PC ve CMR teknikleri hem güncel hem de dönmeden bağımsız çalışan tekniklerdir [69]. Ayrıca iyi bilinen CURET [73], KTH-TIPS [74] ve KTH-TIPS2-a [75] gibi içerisinde kumaş görüntüleri de içeren doku veri tabanları üzerinde de yüksek sınıflandırma oranlarına sahiptirler. Dolayısıyla Tablo 8’de ki filtre tekniklerinin kullanılması ile etkin ve hızlı çalışabilecek kumaş hatası tespit algoritmalarının geliştirilebileceği düşünülmektedir. Yine güncel bir çalışmada geliştirilen *Joint_Sort* tekniğinin de kumaş hatası tespitinde kullanılabileceği önerilmiştir [76]. Filtreleme yaklaşımları kullanan çalışmaların özeti Tablo 9’da görülmektedir.

Tablo 9. Filtreleme yaklaşımı kullanan çalışmaların özetleri (The summary of studies using filtering approach)

Referanslar	İncelenen kumaş türleri	İncelenen hata türleri	Çalışma şekli	Kullanılan sınıflandırıcı	Başarı oranı (%)
[70]	Bilinmiyor	6 farklı hata tipi	Offline	Bilinmiyor	Bilinmiyor
[72]	Bilinmiyor	4 farklı hata tipi	Offline	Bilinmiyor	Bilinmiyor
[16]	Düz	3 farklı hata tipi	Online	Bilinmiyor	%91
[71]	Düz	3 farklı hata tipi	Online	Bilinmiyor	Bilinmiyor

d. Model Tabanlı Yaklaşımlar (Model Based Approaches)

Model tabanlı doku analiz teknikleri bir görüntü modelinin inşasına dayanmaktadır. İnşa edilen model yardımıyla hem doku tanımlaması hem de doku sentezi yapılabilmektedir. Bu teknik iğne kırılması, iplik kopması gibi hatalar nedeniyle yüzey değişimlerine uğrayabilen kumaş görüntüleri için uygundur. Kullanılacak modelin parametreleri gerekli doku bilgilerini yakalayabilmek için önemlidir. Burada en çok kullanılan Autoregressive modeli ve Gauss Markov Rastgele Alan teknikleri incelenmiştir.

1. Autoregressive (AR) Modeli (Auto-Regressive Model)

Bu model doku içeren bir görüntünün farklı pikselleri arasındaki lineer bağımlılığın derecesini ifade etmek amacıyla kullanılmaktadır. Bu tekniğin yaygın bir şekilde kullanılmasının nedeni sadece lineer denklem sistem çözümü gerektirmesidir. Lineer olmayan denklem sistemleri ile karşılaştırıldığında bu teknik önemli zaman kazanımı sağlar. Gerçek zamanlı kumaş kontrolü için TMS320C5X model dijital sinyal işleme modülü üzerinde bir boyutlu AR modeli kullanılmıştır [77]. Ayrıca kumaş kontrolü ve görüntü bölütleme amacıyla yapılmış birkaç çalışma olsa da [78,79], son yıllarda

yapılmış güncel ve güvenilirliği yüksek bir çalışma yoktur. Ayrıca incelenen çalışmalar sınırlı örnekler üzerinde yapılmış ve doğruluk oranları açıklanmamıştır.

2. Gauss Markov Rastgele Alan Modeli (Gauss Markov Random Field Model)

Kumaş görüntülerdeki piksel noktaları gürültü içermedikçe birbirleri ile bağımlıdır. Markov Rastgele Alanları (MRA) bu bağımlılığı kullanan hassas modellerdir. Bu modellerde, her pikselin lokal bir alan üzerindeki yoğunluk değeri hesaplanarak pikseller arası ilişkiler ve ani değişimler değerlendirilmektedir. Bu yöntem, bölütleme, sınıflandırma ve özellik çıkarma gibi birçok alanda kullanılmaktadır [80-82]. Cohen ve arkadaşları MRA tekniği kullanılarak, hata içermeyen kumaş görüntülerini modellemişlerdir [83]. Huang ve arkadaşları ise [84], 3x3 boyutunda pencereler kullanıp MRA modeli ile dört tane lokal doku özelliği parametresi elde ederek kumaş hatalarının bölütlemesini gerçekleştirmişlerdir. Özdemir ve Erçel [85], TMS320C40 dijital sinyal işleme modülü üzerinde Karhunen-Loeve dönüşümü ve MRA yöntemleri ile tekstil kumaşlarının hata tespitini gerçekleştirmişlerdir. Yaptıkları çalışmada 256 x 256 boyutundaki görüntüler üzerinde MRA tekniğinin Karhunen-Loeve dönüşümünden 10 kat daha hızlı çalıştığını göstermişlerdir. Model tabanlı yaklaşımlar Tablo 10'da görülmektedir.

Tablo 10. Model tabanlı yaklaşımlar kullanan çalışmaların özetleri (The summary of studies using model-based approaches)

Metotlar	Referanslar	İncelenen kumaş türleri	İncelenen hata türleri	Çalışma şekli	Kullanılan sınıflandırıcı	Başarı oranı (%)
Autoregressive modeli	[77]	Dokuma	Bilinmiyor	Offline	Kullanılmıyor	Bilinmiyor
	[78]	Deri	Bilinmiyor	Offline	Kullanılmıyor	Bilinmiyor
	[79]	Brodatz'dan görüntüler	Bilinmiyor	Offline	Kullanılmıyor	Bilinmiyor
Gauss Markov Rastgele Alanlar	[83]	Kot, kord, pamuklu, dokuma, yün, deri	4 farklı hata tipi	Offline	Bayessian	Bilinmiyor
	[84]	Dokuma	2 farklı hata tipi	Offline	Kullanılmıyor	Bilinmiyor
	[85]	Beyaz yün	4 farklı hata tipi	Offline	Kullanılmıyor	Kullanılmıyor

e. Öğrenme Yaklaşımı (Learning Approach)

Yapay Sinir Ağları (YSA), parametrik olmayan ve paralel çalışma özellikleri ile hem hızlı hem de esnek sınıflandırıcılar arasında yer almaktadırlar. Kompleks lineer olmayan giriş-çıkış ilişkilerini öğrenebilen yetenekleri sayesinde öğrenme, sınıflandırma ve optimizasyon gibi bir çok alanda halen yaygın bir biçimde başvurulan bir tekniktir [86-89].

Tekstil alanında Kumar [90], ham tekstil görüntülerinde piksellerin bölgesel ilişkilerine dayanan bir yöntem ile doku özelliklerini elde ederek geri beslemeli YSA üzerinde hata tespiti gerçekleştirmişlerdir. Elde ettiği özellik vektörlerinin boyutunu Temel Bileşenler Analizi tekniği ile azaltarak YSA'nın hızlı çalışmasını sağlamıştır. Nemli dokuma kumaşların yüzeyleri üzerinde plazma işlemlerinin ve kumaş özelliklerinin etkisini anlamak amacıyla YSA kullanan bir modelleme çalışması yapılmıştır [91]. Yapılan çalışmada bulanık mantık

temelli özellik seçimi yapılarak kumaşı ifade etmek için on dört, plazmayı ifade etmek için ise iki özellik çıkarılarak YSA yardımıyla sınıflandırma yapılmıştır. Semnani ve Vadood [92], örgü kumaşların dış görünüş kalitelerinin hesaplayan YSA tabanlı akıllı bir sistem geliştirmişlerdir. Onlar kullandıkları YSA'yı Genetik Algoritma ile optimize ederek ağın en iyi şekilde optimize edilmesini sağlamışlardır. Bu çalışmada YSA ile gözleyici arasındaki korelasyon katsayısı 0.972 olarak elde edilmiştir. Wong ve arkadaşları [93], dalgacık dönüşümü tekniğine dayanan doğrudan eşikleme metodu ile beş farklı türde dikiş hatası içeren kumaş görüntülerinde hata tespiti ve sınıflandırması yapan bir yöntem geliştirmişlerdir. Yaptıkları çalışmada

görüntünün dalgacık dönüşümü hesaplanarak gürültü giderme işlemi sonrasında hatalı pikseller bölütlenmiştir. Shi ve arkadaşları [94], 2048 sensör dizisine sahip çizgi tarama kamera ve TILDA [95] kumaş veri tabanından elde ettikleri kumaş görüntülerindeki hataların bölütlenmesi için YSA kullanmıştır. YSA giriş olarak görüntülerden elde ettikleri altı tane istatistiksel dört tane de zıtlık parametresini vererek bölütleme yapmışlardır. Bununla Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machine -SVM) gibi sınıflandırıcılar kullanılarak yapılan kumaş hatası tespiti yapabilen farklı çalışmalarda vardır [96]. Öğrenme yaklaşımı kullanan çalışmaların özeti Tablo 11'de görülmektedir.

Tablo 11. Öğrenme yaklaşımı kullanan çalışmalarının özetleri (The summary of studies using learning approach)

Referanslar	İncelenen kumaş türleri	İncelenen hata türleri	Çalışma şekli	Kullanılan sınıflandırıcı	Başarı oranı (%)
[90]	Fitilli, düz	5 farklı hata tipi	Offline ve online	İleri beslemeli YSA	Bilinmiyor
[91]	Dokuma	Yok	Offline	YSA	%99.20
[92]	Örgü	Yok	Offline	YSA	%97.20
[93]	Örgü	5 farklı hata tipi	Offline	Geri yayımlı YSA	%100
[94]	Dokuma	TILDA'dan 17 hata tipi	Offline	Adım birleştirmeli YSA	Bilinmiyor
[96]	Dokuma	TILDA'dan 9 hata tipi	Offline	SVM	%96.36

f. Melez Yaklaşımlar (Hybrid Approaches)

Otomatik bir kumaş hatası tespit yöntemi üstün yanlara sahip iken aynı zamanda bazı noktalarda da eksiklik kalabilmektedir. Bu yüzden birçok araştırmacı iki veya daha fazla tekniği bir arada kullanarak daha etkili hata tespiti gerçekleştirmişlerdir. Buradaki temel amaç hesaplama karmaşıklığını minimize etmek ve hata tespit oranını yükseltmek olarak söylenebilir. Han ve Xu [97], küçük boyutlu kumaş hatalarını bulmak için şablon eşleştirme metodu ve eşikleme metodunu bir arada kullanmışlardır. Bu metotta kumaş dokusundan istatistiksel bilgiler çıkartılarak kullanılan şablon eşleştirme metodu geliştirilmiştir. Mak ve arkadaşları, önceden eğitilmiş Gabor dalgacık ağı ve lineer yapı elemanına sahip morfolojik elemanlar kullanarak kumaş hatalarını bulmuşlardır [40]. Dalgacık ön işlemeli altın görüntü çıkarma yönteminde ise dalgacık dönüşümü ve istatistiksel metotlar bir arada kullanılarak belirli tipte kumaşların hataları başarılı bir şekilde tespit edilmiştir [98,99]. Ancak bu teknik siyah ve beyaz örüntülere sahip kumaş görüntülerinde yüksek zıtlık oranından dolayı eşikleme aşamasında başarısız kalmaktadır. Jayashree ve Subbaramn ise [41], korelasyon ve morfoloji yaklaşımlarını birlikte kullanarak hata tespiti gerçekleştirmişlerdir. Bu yaklaşımda hatasız kumaş

görüntülerin korelasyon hesaplaması yapılarak oluşturulan şablon model ile hatalı kumaş görüntüleri karşılaştırılmıştır. Aziz ve arkadaşları ise [14], morfolojik işlemler ve Ayrık Kosinüs Dönüşümü yöntemleri ile kumaş hatası tespit eden melez bir yöntem geliştirmişlerdir. Onlar morfolojik işlemlerden geçirdikleri gri seviye görüntülerin Ayrık Kosinüs Dönüşümü ile özelliklerini çıkartarak en son yapılan filtreleme işlemi ile hataları tespit etmişlerdir. Diğer bir çalışmada ise [100], çoklu fraktal özellikleri ve destek vektör data tanımlama modeli ile yedi farklı kumaş hatası türü tespit edilmiştir. Bu çalışma fraktal özelliklerine dört yeni özellik ekleyerek bu metodu geliştirerek kullanmıştır. Venkatesan ve arkadaşları [101], hatalı kumaşların dalgacık dönüşümlerini hesaplayarak elde edilen görüntülerin gri seviye eş oluşum matrisi tekniği zıtlık, korelasyon, homojenlik ve enerji özelliklerini çıkartmışlardır. Çıkartılan bu özellikler ANFIS ile sınıflandırılmıştır. Güncel bir diğer çalışmada ise [102], Gabor filtreleri ve Temel Bileşenler Analizi yöntemleri birlikte kullanılarak düzenli yapıya sahip kumaş görüntüleri üzerinde hata tespiti yapmışlardır. TILDA veri tabanından elde ettikleri kumaş görüntülerinin Gabor filtreleri ile özneliklerini çıkartarak Temel Bileşenler Analizi yöntemi ile özellik boyutunu indirgemişlerdir. Ayrıca Euclidian norm ile L_1 norm

kiyaslamaları yapılarak sonuçlar arasındaki farklarda vurgulanmıştır. Yapılan çalışmalar incelendiğinde dalgacık dönüşümü gibi hızlı, gri seviye eş oluşum matrisi gibi etkili istatistiksel yöntemlerin birlikte kullanılmalarının etkili sonuçlar vereceği söylenebilir.

Bu şekilde iki veya daha fazla yöntem bir arada kullanılarak bir yöntemin eksik yanları diğer yöntem ile giderilmiş olmaktadır. Melez yaklaşım kullanan çalışmaların özetleri Tablo 12’de görülmektedir.

Tablo 12. Melez yaklaşım kullanan çalışmaların özeti (The summary of studies using hybrid approach)

Referanslar	İncelenen kumaş türleri	İncelenen hata türleri	Çalışma şekli	Kullanılan sınıflandırıcı	Başarı oranı (%)
[97]	Fitilli	Bilinmiyor	Offline	Kullanılmıyor	Bilinmiyor
[40]	Düz, fitilli, kot, dokuma	9 farklı hata tipi	Offline ve online	Bilinmiyor	%97.40
[98,99]	Jakar	6 farklı hata tipi	Offline	Bilinmiyor	%96.70
[41]	Düz dokuma	3 farklı hata tipi	Offline	Hata arama algoritması	%79.10
[14]	Örüntüsüz	Bilinmiyor	Online	Kullanılmıyor	Bilinmiyor
[100]	7 farklı kumaş tipi	Çözgü	Offline	Bilinmiyor	Bilinmiyor
[102]	TILDA’dan 3 farklı kumaş tipi	TILDA’dan 9 hata tipi	Offline	Bilinmiyor	%98.8

g. Karşılaştırma Çalışmaları (Comparative Studies)

Literatürde çok sayıda kumaş hatası tespit metodu olduğu için, bu metotlar arasında karşılaştırmalar yapılması önem kazanmaktadır. Bu nedenle literatürde farklı karşılaştırma çalışmaları yapılmıştır. Bu çalışmalar araştırmacılara rehberlik edip metotlar arasında kumaş ve hata türlerine göre en uygun metotları seçim yapma imkânı sağlamaktadır. Ancak yapılan çalışmaların farklı veri tabanları, farklı görüntüleme sistemleri ve farklı parametreler kullandıkları göz önünde bulundurulmalıdır. Bu nedenle çalışmalar yorumlanırken çalışmada kullanılan görüntülerin çözünürlükleri, hesaplama karmaşıklıkları, performans göstergeleri ve alıntılanma sayıları gibi önemli parametreler dikkatle değerlendirilmelidir. Örneğin yüksek çözünürlüklü görüntüler hata tespitinde oldukça kolaylık sağlarken gerçek zamanlı sistemlerde yüksek hesaplama maliyetine yol açmaktadır. Özdemir ve arkadaşları [103], Markov Rastgele Alanlar, 2 boyutlu rapor filtreleri, FFT, KL dönüşümü, Laws filtreleri ve eş oluşum matrisi yöntemlerini karşılaştıran bir çalışma yapmışlardır. Her biri farklı parametrelere sahip bu metotlar arasında en iyi sonucun Markov Rastgele Alanlar metodu olduğu ifade edilmiştir. Lee Tin Chi ise [104], sekiz farklı kumaş hatası türü üzerinde, dalgacık dönüşümü ve eşleştirme maskeleri yöntemlerini karşılaştıran bir çalışma yapmıştır. Yaptığı deneysel uygulamalar sonucu en iyi sonucu 2 boyutlu filtrelerle kullanılan eşleştirme maskeleri yöntemi olduğu tespit edilmiştir. Güncel bir çalışmada ise [105], Düzenli bant, Gabor filtreleri, Dalgacık dönüşümü, bilgisayar görmesi ve sayısal görüntü işleme metotlarının karşılaştırılması yapılmıştır. Doğruluk oranları %65 ile %99.40 arasında değişen bu metotlardan

düzenli bant yaklaşımı en iyi sonucu veren yöntemdir. Ancak fazla sayıda hata içeren kumaş görüntülerinde Gabor filtreleri yaklaşımı %96 doğruluk oranı ile en yüksek doğruluk oranına sahip yöntem olarak ifade edilmiştir [105].

4. SONUÇLAR (RESULTS)

Tekstil kalitesi geleneksel olarak insan gözü ile yapılmaktadır. Ancak bu manuel yöntem düşük verimliliğe ve yüksek pazar kayıplarına yol açmaktadır. Bu çalışmada otomatik ve online-offline çalışan kumaş kontrol yöntemleri yedi alt grupta incelenmiştir. Bütün kumaş türleri ve bunların içerebilecekleri hata türleri üzerinde çalışabilen mükemmel bir metoda rastlanmamıştır. Ayrıca dokuma ve örgü makinesi üzerinde otomatik ve gerçek zamanlı çalışabilen çok az sayıda sistem vardır. Özellikle örgü makineleri üzerinde genellik ve geçerlilik özelliklerine sahip, operatöre hata hakkında bilgi verip makineyi durduran gerçek zamanlı ve otomatik bir hata tespit sistemi geliştirilmemiştir.

Tablo 13’te istatistiksel yöntemlerin güçlü ve zayıf yönleri özetlenmiştir. Kumaş görüntülerini frekans alanında analiz spektral yaklaşımlar her ne kadar hızlı ve etkili sonuçlar verseler de, genellikle düzenli doku görüntülerinde çalışabilmektedirler. Tablo 14’te spektral yaklaşımların güçlü ve zayıf yönleri özetlenmiştir. Tablo 15’te hesaplama maliyeti düşük ve piksellerin lokal ve global ilişkilerini irdeleyen model tabanlı yaklaşımlar ile görüntü işleme ve kumaş hatası tespitinde yaygın olarak kullanılan öğrenme yaklaşımlarının güçlü ve zayıf yönleri özetlenmiştir.

Tablo 13. Kumaş hatası tespitinde istatistiksel yaklaşımların güçlü ve zayıf yanları (Strengths & weaknesses of statistical approaches in fabric defect detection)

Metotlar	Güçlü yanları	Zayıf yanları
Gri seviye eş oluşum matrisi	<ul style="list-style-type: none"> 14 farklı istatistiksel hesaplama ile detaylı doku karakterizasyonu sağlar Kullanılan çalışmalarda yüksek doğruluk oranı 	<ul style="list-style-type: none"> Hesaplama maliyeti yüksektir Optimum yer değiştirme vektörü belirlenmesi zordur 14 farklı özellik arasından en kullanışlı olanı seçmek için özellik seçimi prosedürü gerektirir Döndürme ve ölçekleme bağımlı
Histogram tekniği	<ul style="list-style-type: none"> İşlem karmaşıklığı ve hesaplama karmaşıklığı düşük 	<ul style="list-style-type: none"> Gürültüye karşı hassas Düzenli olmayan örüntülerde hata tespit oranı düşük
Oto-korelasyon fonksiyonu	<ul style="list-style-type: none"> Gürültü ve aydınlatma değişimlerine karşı dayanıklıdır Hesaplama karmaşıklığı oldukça düşük 	<ul style="list-style-type: none"> Gerçek zamanlı çalışmalarda ve büyük boyutlu görüntülerde yavaş çalışmakta
Morfoloji tekniği	<ul style="list-style-type: none"> Melez yöntemlerde yüksek başarı oranı Doku örüntülerinin detaylı geometrik temsili elde edilir. 	<ul style="list-style-type: none"> Elde edilen ikilik görüntüden yaygın kumaş hatası türleri kaybolmaktadır.

Tablo 14. Kumaş hatası tespitinde spektral yaklaşımların güçlü ve zayıf yanları (Strengths & weaknesses of spectral approaches in fabric defect detection)

Metotlar	Güçlü yanları	Zayıf yanları
Dalgacık dönüşümü	<ul style="list-style-type: none"> Görüntünün çok ölçekli analizini sağlar Farklı ana dalgacıklar ile farklı hata türlerini tanımlayabilir Yüksek doğruluk oranı Dokusal özellik çıkarımı ve doğrudan eşikleme imkanı sağlaması Gürültü giderme işlemlerinde kullanılabilir 	<ul style="list-style-type: none"> Uyarlanabilir kullanımda yüksek hesaplama maliyeti Doğrudan kullanımı döndürme bağımlıdır
Fourier dönüşümü	<ul style="list-style-type: none"> Uzaysal frekans spektrumu öteleme, döndürme ve ölçeklemeden bağımsızdır Kumaş görüntüleri frekans alanında karakterize edilir. OFT'nin uygulaması kolay ve hızlıdır DFT ve OFT global ve lokal hataların tespitinde uygun FFT uygun hesaplama zamanına sahiptir ($2N \log_2 N$) 	<ul style="list-style-type: none"> Düzensiz doku örüntülerinde başarısız Uzaysal doku analizinden yoksun
Gabor dönüşümü	<ul style="list-style-type: none"> Hem uzaysal hem de frekans alanında optimal hata tespiti Farklı ölçeklerde üretilen filtre bankası sayesinde yüksek boyutlu özellik uzayı İnsan görme sistemine benzediği için doku analizinde yaygın kullanım Boşluk ve kenarlardaki hatalarda yüksek başarı 	<ul style="list-style-type: none"> Filtre parametrelerinin seçimi zordur Döndürme bağımlıdır Hesaplama maliyeti yüksek
Filtre yaklaşımları	<ul style="list-style-type: none"> Farklı filtre bankası seçenekleri ile farklı türdeki kumaş hatalarının tanımlanabilmesi Texton temelli yöntemlerde yoğun kullanım 	<ul style="list-style-type: none"> Hesaplama maliyeti yüksek Her bir filtre bankası için optimum parametre seçimi zordur

Tablo 15. Kumaş hatası tespitinde model tabanlı ve öğrenme yaklaşımlarının güçlü ve zayıf yanları (Strengths & weaknesses of model-based and learning approaches in fabric defect detection)

Metotlar	Güçlü yanları	Zayıf yanları
Autoregressive tekniği	<ul style="list-style-type: none"> Pikseller arasındaki lineer ilişki incelenir Hesaplama maliyeti düşük Dairesel Autoregressive modeli döndürme bağımsızdır 	<ul style="list-style-type: none"> Büyük boyutlu ve düzensiz doku örüntülerinde düşük hata tespiti Döndürme, öteleme ve ölçeklemeye bağımlı.
Gauss Markov Rastgele Alan tekniği	<ul style="list-style-type: none"> İstatistiksel ve spektral yöntemler ile birlikte kullanılabilir Eş yönlülük özelliği nedeniyle bölütleme uygulamaları için uygun Bölgesel doku özelliklerini elde edebilme 	<ul style="list-style-type: none"> Kumaştaki küçük hatalar için başarısız Global doku analizi açısından yetersiz Parametreleri ayarlanmadıkça döndürme ve ölçekleme bağımlı
Öğrenme yaklaşımı	<ul style="list-style-type: none"> Farklı eğitim metotları sayesinde farklı tür kumaş hatalarında etkin çalışma Paralel çalışan YSA ile gerçek zamanlı uygulamalar için uygun Kullanılan çalışmalarda yüksek doğruluk oranı 	<ul style="list-style-type: none"> Büyük boyutlu özellik vektörleri ile çalışmada yavaş

5. ÖNERİLER (SUGGESTIONS)

a. Kumaş Hatası Türünün Fazlalığı (The Redundancy of Fabric Defect Types)

Tekstil endüstrisinde üretilen çok sayıda kumaş türü vardır. Buna ek olarak bu kumaşların içerebileceği hata türü sayısı da azımsanamayacak kadar fazladır [1]. Bu kadar fazla sayıda ve değişik doku karakteristiğine sahip hataların tek bir yöntem ile tespit edilmesi mümkün değildir. Bu nedenle metotların melez şekilde kullanılması geliştirilen sistemin genelliğini ve geçerliliğini arttıracaktır [14]. Bu inceleme yayınında bölüm 3-f'de melez yaklaşımlara değinilmiştir. Bununla birlikte geliştirilen metotlar eğitim ve referans görüntü alma aşamasında tek bir hata türü yerine farklı hata türleri ile eğitilip değerlendirilmesi geliştirilen metodun dayanıklılığını arttıracaktır.

b. Farklı Doku Analiz Yöntemleri (Different Texture Analysis Methods)

Bu çalışmada incelenen çalışmalar, görüntü işleme alanında iyi bilinen ve yaygın olan metotları kullanmaktadırlar. Ancak literatürde özellik çıkarma, bölütleme ve iyileştirme gibi işlemlerde kullanılan Hessian matrisi, öz değer-öz vektör hesaplamaları, gauss eğriliği, ortalama eğrilik ve temel eğrilikler gibi sağlam matematiksel alt yapıya sahip çalışmalar bulunmaktadır [106,107]. Kumaş hatalarının tespit edilmesinde bu tip diferansiyel yöntemler kullanılarak başarılı sonuçlar elde edileceği düşünülmektedir. Çünkü bu yöntemler ile

çözüme kavuşturulmuş güncel ve yüksek doğruluk oranına sahip görüntü işleme problemleri vardır [106,108,109].

c. Kumaş Veri Tabanı (Fabric Database)

Geliştirilen yöntemler incelendiğinde her çalışmaların büyük çoğunluğunun kendi veri tabanını inşa ettiği görülmüştür. Bu nedenle yöntemlerin güvenilirliği ve geçerliliği objektiflikten uzaktır. Bazı çalışmalar TILDA [95] kumaş veri tabanını kullanmışlardır. Ancak bu veri tabanı ücretli olduğu için tüm araştırmacıların bu verileri elde etmesi zordur. Objektif ve güvenilir yöntemlerin geliştirilmesi için anonim erişime açık ücretsiz kumaş veri tabanlarına ihtiyaç bulunmaktadır.

d. Gerçek Zamanlı Hata Tespit Sistemleri (Real-Time Defect Detection Systems)

Mevcut kumaş hatası tespit yöntemlerinin büyük kısmı gerçek zamanlı olmayan çalışmalardır. Ancak tekstil endüstrisinde kullanılan dokuma ve örme makineleri üzerinde çalışacak online kumaş hatası tespit sistemlerine gereksinim duyulmaktadır. Bugün endüstride dokuma makineleri üzerinde çalışan online hata tespit sistemleri [8-10] olmasına karşılık örgü makineleri üzerinde çalışabilen genel online sistem bulunmamaktadır. Yapılan bir çalışmada akıllı görme sensörleri ile örme makinesi üzerinde çalışan bir sistem olsa da, bu sistemin hata oluştuğu anda makineyi durdurup operatöre hata hakkında bilgi vermediği bilinmemektedir [48]. Bu nedenle hammadde, işçilik ve

enerji kayıplarının önüne geçmek için örme makinesi üzerinde çalışacak gerçek zamanlı kumaş hatası tespit sistemlerine ihtiyaç duyulmaktadır.

6. KAYNAKLAR (REFERENCES)

- [1] Textile Handbook 2000, Hong Kong Productivity Council, The Hong Kong Cotton Spinners Association 2000.
- [2] 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.
- [3] A.Kumar, Computer vision-based fabric defect detection: a survey, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 55 (2008) 348-363.
- [4] C. Anagnostopoulos, I. Anagnostopoulos, D. Vergados, G. Kouzas, E. Kayafas, V. Loumos, G. Stassinopoulos, High performance computing algorithms for textile quality control, *Mathematics and Computers in Simulation*, 60 (2002) 389-400.
- [5] C. Anagnostopoulos, D. Vergados, E. Kayafas, V. Loumos, G. Stassinopoulos, A Computer Vision Approach for Textile Quality Control, the *Journal of Visualization and Computer Animation*, 12 (2001) 31-44.
- [6] G.K.H.P. C.H. Chan, Fabric defect detection by Fourier analysis, *IEEE Trans. Industry Applications*, 36(5) 1267-1276.
- [7] H.Y.T. Ngan, G.K.H. Pang, N.H.C. Yung, Automated fabric defect detection—A review, *Image and Vision Computing*, 29 (2011) 442-458.
- [8] BarcoVision | Energy and loom production monitoring software | MES, in, <http://www.visionbms.com/textiles/>, 2013.
- [9] Jose Fuster, S.A. maquinaria textil, in, <http://www.fuster.com/index.htm>, 2013.
- [10] Elbit Vision Systems, in, <http://www.evs.co.il>, 2013.
- [11] <http://www.iletex.com>, 2013
- [12] A.S.MALEK, Online Fabric Inspection by Image Processing Technology, in: *Mechanical Engineering*, University of Haute Alsace, 2012.
- [13] <http://www.graftek.com/lensselect.php>, 2013
- [14] M.A. Aziz, A.S. Haggag, M.S. Sayed, Fabric defect detection algorithm using morphological processing and DCT, in: *Communications, Signal Processing, and their Applications (ICCSPA)*, 2013 1st International Conference on, 2013, pp. 1-4.
- [15] A.Gardner, C. Tchou, T. Hawkins, P. Debevec, Linear Light Source Reflectometry, In *ACM Transactions on Graphics*, (2003).
- [16] A. Abouelela, H.M. Abbas, H. Eldeeb, A.A. Wahdan, S.M. Nassar, Automated vision system for localizing structural defects in textile fabrics, *Pattern Recognition Letters*, 26 (2005) 1435-1443.
- [17] C. Duchesne, J.J. Liu, J.F. MacGregor, Multivariate image analysis in the process industries: A review, *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 117 (2012) 116-128.
- [18] R.C. Gonzalez, R.E. Woods, *Digital Image Processing*, 2nd edition Prentice Hall, 1982.
- [19] M. Pietikainen, T. Maenpaa, and J. Viertola. Color texture classification with color histograms and local binary patterns. In *International Workshop on Texture Analysis and Synthesis*, pages 109-112, 2002.
- [20] M. Swain and D. Ballard. Indexing via color histograms. *International Journal of Computer Vision*, 7(1):11-32, 1990.
- [21] Hui-Fuang Ng, Automatic thresholding for defect detection, *Pattern Recognition Letters*, Volume 27, Issue 14, 15 October 2006, Pages 1644-1649.
- [22] Y. Yuan, Fabric Defect Detection Using Fuzzy Inductive Reasoning Based on Image Histogram Statistic Variables, in: *Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, 2009. FSKD '09. Sixth International Conference on, 2009*, pp. 191-194.
- [23] Z. Wuyi, Z. Jichao, H. Yuanshao, G. Shiyong, MWGR: A new method for real-time detection of cord fabric defects, in: *Advanced Mechatronic Systems (ICAMechS), 2012 International Conference on, 2012*, pp. 458-461.
- [24] H.Y.T. Ngan, G.K.H. Pang, S.P. Yung, M.K. Ng, Defect detection on patterned jacquard fabric, in: *Applied Imagery Pattern Recognition Workshop, 2003. Proceedings. 32nd, 2003*, pp. 163-168.
- [25] T.Watanabe, S. Ito, and K. Yokoi, "Co-occurrence histograms of oriented gradients for pedestrian detection," in *Proc. 3rd IEEE Pacific-Rim Symp. Image Video Technol.*, 2009, pp. 37-47.
- [26] R.M. Haralick, K. Shanmugam, I.H. Dinstein, Textural Features for Image Classification, *Systems, Man and Cybernetics*, *IEEE Transactions on*, SMC-3 (1973) 610-621.
- [27] 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.
- [28] I.-S. Tsai, C.-H. Lin, J.-J. Lin, Applying an Artificial Neural Network to Pattern Recognition in Fabric Defects, *Textile Research Journal*, 65 (1995) 123-130.

- [29] A. Latif-Amet, A. Ertüzün, A. Erçil, An efficient method for texture defect detection: sub-band domain co-occurrence matrices, *Image and Vision Computing*, 18 (2000) 543-553.
- [30] H.M. Elragal, Neuro-Fuzzy Fabric Defect Detection and Classification for Knitting Machine, in: *Radio Science Conference*, 2006. NRSC 2006. Proceedings of the Twenty Third National, 2006, pp. 1-8.
- [31] J.L. Raheja, B. Ajay, A. Chaudhary, Real time fabric defect detection system on an embedded DSP platform, *Optik - International Journal for Light and Electron Optics*, (2013).
- [32] Y.F. Zhang, R.R. Bresee, Fabric Defect Detection and Classification Using Image Analysis, *Textile Research Journal*, 65 (1995) 1-9.
- [33] K. Hoshino, H. Sumi, T. Nishimura, Noise Detection and Reduction for Image Sensor by Time Domain Autocorrelation Function Method, in: *Industrial Electronics, 2007. ISIE 2007. IEEE International Symposium on*, 2007, pp. 1737-1740.
- [34] A. Tilocca, P. Borzone, S. Carosio, A. Durante, Detecting Fabric Defects with a Neural Network Using Two Kinds of Optical Patterns, *Textile Research Journal*, 72 (2002) 545-550.
- [35] E.J. Wood, Applying Fourier and Associated Transforms to Pattern Characterization in Textiles, *Textile Research Journal*, 60 (1990) 212-220.
- [36] C. Solomon, T. Breckon, *Fundamentals of Digital Image Processing*, Wiley-Blackwell, 2011.
- [37] C. Kwak, J. Ventura, K. Tofang-Sazi, A neural network approach for defect identification and classification on leather fabric, *Journal of Intelligent Manufacturing*, 11 (2000) 485-499.
- [38] W. Dongyun, L. Huiqin, Edge detection of cord fabric defects image based on an improved morphological erosion detection methods, in: *Natural Computation (ICNC), 2010 Sixth International Conference on*, 2010, pp. 3943-3947.
- [39] D. Chetverikov, A. Hanbury, Finding defects in texture using regularity and local orientation, *Pattern Recognition*, 35 (2002) 2165-2180.
- [40] K.L. Mak, P. Peng, K.F.C. Yiu, Fabric defect detection using morphological filters, *Image and Vision Computing*, 27 (2009) 1585-1592.
- [41] V. Jayashree, S. Subbaramn, Hybrid Approach using correlation and morphological approaches for GFDD of plain weave fabric, in: *Control and System Graduate Research Colloquium (ICSGRC), 2012 IEEE, 2012*, pp. 197-202.
- [42] Vilmrotter, Felicia M.; Nevatia, R.; Price, Keith E., "Structural Analysis of Natural Textures," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol.PAMI-8, no.1, pp.76,89, Jan. 1986
- [43] Y. Han, P. Shi, An adaptive level-selecting wavelet transform for texture defect detection, *Image and Vision Computing*, 25 (2007) 1239-1248.
- [44] 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 Systems with Applications*, 39 (2012) 4201-4212.
- [45] 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, in: *Electronics, Circuits and Systems, 1999. Proceedings of ICECS '99. The 6th IEEE International Conference on*, 1999, pp. 765-768 vol.762.
- [46] X. Yang, G. Pang, N. Yung, Robust fabric defect detection and classification using multiple adaptive wavelets, *Vision, Image and Signal Processing, IEE Proceedings -*, 152 (2005) 715-723.
- [47] M. Tabassian, R. Ghaderi, R. Ebrahimpour, Knitted fabric defect classification for uncertain labels based on Dempster-Shafer theory of evidence, *Expert Systems with Applications*, 38 (2011) 5259-5267.
- [48] Y. Li, J. Ai, C. Sun, Online Fabric Defect Inspection Using Smart Visual Sensors, *Sensors*, 13(4), (2013) 4659-4673.
- [49] Xuezhong Yang; Jun Gao; Pang, G.; Nelson Yung, "Textile defect classification using discriminative wavelet frames," *Information Acquisition, 2005 IEEE International Conference on*, vol., no., pp.5.
- [50] j5010j A. Biem, S. Katagiri, E. McDermott and B.H. Juang, "An application of discriminative feature extraction to filter-bank-based speech recognition", *IEEE Trans. on Speech and Audio Processing*, vol. 9, no. 2, pp. 96-110, 2001.
- [51] C. Chi-Ho, G.K.H. Pang, Fabric defect detection by Fourier analysis, *Industry Applications, IEEE Transactions on*, 36 (2000) 1267-1276.
- [52] D.X. Zhao, H. Wang, J.L. Zhu, J.L. Li, Research on a New Fabric Defect Identification Method, in: *Computer Science and Software Engineering, 2008 International Conference on*, 2008, pp. 814-817.

- [53] N. Ismail, W.M. Syahrir, J.M. Zain, T. Hai, Fabric authenticity method using fast Fourier transformation detection, in: Electrical, Control and Computer Engineering (INECCE), 2011 International Conference on, 2011, pp. 233-237.
- [54] B. Mallik, A.K. Datta, Defect Detection in Fabrics with a Joint Transform Correlation Technique: Theoretical Basis and Simulation, *Textile Research Journal*, 69 (1999) 829-835.
- [55] R.Perez, J.Silvestre, J.Munoz, Defect detection in repetitive fabric patterns, in: *Proceeding of Visualization, Imaging and Image Processing*, 2004.
- [56] S.-H. Chiu, Shen Chou, J.-J. Liaw, C.-Y. Wen, Textural Defect Segmentation Using a Fourier-Domain Maximum Likelihood Estimation Method, *Textile Research Journal*, 72 (2002), 253-258. 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, in: *Advanced Computer Control (ICACC)*, 2010 2nd International Conference on, 2010, pp. 652-656.
- [57] S. Yuan, T. Zheng, Fabric defects automatic detection using Gabor filters, in: *Intelligent Control and Automation*, 2004. WCICA 2004. Fifth World Congress on, 2004, pp. 3378-3380 Vol.3374.
- [58] Y. Zhang, Z. Lu, J. Li, Fabric Defect Detection and Classification Using Gabor Filters and Gaussian Mixture Model, in: H. Zha, R.-i. Taniguchi, S. Maybank (Eds.) *Computer Vision – ACCV 2009*, Springer Berlin Heidelberg, 2010, pp. 635-644.
- [59] L. Bissi, G. Baruffa, P. Placidi, E. Ricci, A. Scorzoni, P. Valigi, Patch based yarn defect detection using Gabor filters, in: *Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC)*, IEEE International, 2012, pp. 240-244.
- [60] Runping Han; Lingmin Zhang, "Fabric Defect Detection Method Based on Gabor Filter Mask," *Intelligent Systems*, 2009. GCIS '09. WRI Global Congress on , vol.3, no., pp.184,188, 19-21 May 2009
- [61] H. Alimohamadi, A. Ahmadyfard, E. Shojaee, Defect Detection in Textiles Using Morphological Analysis of Optimal Gabor Wavelet Filter Response, in: *Computer and Automation Engineering*, 2009. ICCAE '09. International Conference on, 2009, pp. 26-30.
- [62] 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, *Journal of The Textile Institute*, 104 (2012) 18-27.
- [63] H. Tamura, S. Mori, T. Yamawaki, Textural features corresponding to visual perception, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 8(6) (1978), 460–473.
- [64] M.Varma, A.Zisserman, A Statistical Approach to Material Classification Using Image Patch Exemplars, *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, IEEE Transactions on, 31 (2009) 2032-2047.
- [65] M.Varma, A.Zisserman, A Statistical Approach to Texture Classification from Single Images, *International Journal of Computer Vision*, 62 (2005), 61-81.
- [66] T. Ahonen, M. Pietikäinen, Image description using joint distribution of filter bank responses, *Pattern Recognition Letters*, 30 (2009), 368-376.
- [67] J.M. Coggins, A.K. Jain, A spatial filtering approach to texture analysis, *Pattern Recognition Letters*, 3 (1985), 195-203.
- [68] J. Zhang, H. Zhao, J. Liang, Continuous rotation invariant local descriptors for texton dictionary-based texture classification, *Computer Vision and Image Understanding*, 117 (2013), 56-75.
- [69] F. Rong, S. Meihong, W. Hongli, C. Huijuan, Fabric defect detection based on adaptive local binary patterns, in: *Robotics and Biomimetics (ROBIO)*, 2009 IEEE International Conference on, 2009, pp. 1336-1340.
- [70] Peifeng Zeng; Hirata, T., "On-loom fabric inspection using multi-scale differentiation filtering," *Industry Applications Conference*, 2002. 37th IAS Annual Meeting. Conference Record of the , vol.1, no., pp.320,326.
- [71] 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 (ICECS)*, 1996, pp. 976-979.
- [72] K.J. Dana, B.v. Ginneken, S.K. Nayar, J.J. Koenderink, Reflectance and texture of real-world surfaces, *ACM Trans. Graph.*, 18 (1999) 1-34.
- [73] E. Hayman, B. Caputo, M. Fritz, J.-O. Eklundh, On the Significance of Real-World Conditions for Material Classification, in: T. Pajdla, J. Matas (Eds.) *Computer Vision - ECCV 2004*, Springer Berlin Heidelberg, 2004, pp. 253-266.
- [74] P. Mallikarjuna, A.T. Targhi, M. Fritz, E. Hayman, B. Caputo, J. Eklundh, The kthtips and kth-tips2 databases, (2006).
- [75] Z. Guo, et al., Is local dominant orientation necessary for the classification of rotation invariant texture, *Neurocomputing*, (2012).

- [76] S.H. Hajimowlana, R. Muscedere, G.A. Jullien, J.W. Roberts, 1D autoregressive modeling for defect detection in web inspection systems, in: *Circuits and Systems*, 1998. Proceedings. 1998 Midwest Symposium on, 1998, pp. 318-321.
- [77] A.F. Limas Serafim, Segmentation of natural images based on multiresolution pyramids linking of the parameters of an autoregressive rotation invariant model. Application to leather defects detection, in: *Pattern Recognition*, 1992. Vol.III. Conference C: Image, Speech and Signal Analysis, Proceedings., 11th IAPR International Conference on, 1992, pp. 41-44.
- [78] O. Alata, C. Ramananjara, Unsupervised textured image segmentation using 2-D quarter plane autoregressive model with four prediction supports, *Pattern Recognition Letters*, 26 (2005) 1069-1081.
- [79] A. Bouhamidi, K. Jbilou, An iterative method for Bayesian Gauss–Markov image restoration, *Applied Mathematical Modelling*, 33 (2009) 361-372.
- [80] J.P. Monaco, A. Madabhushi, Class-specific weighting for Markov random field estimation: Application to medical image segmentation, *Medical Image Analysis*, 16 (2012) 1477-1489.
- [81] S.Colonnese, S.Rinauro, G.Scarano, Bayesian image interpolation using Markov random fields driven by visually relevant image features, *Signal Processing: Image Communication*, (2012).
- [82] F.S. Cohen, Z. Fan, Rotation and scale invariant texture classification, in: *Robotics and Automation*, 1988. Proceedings., 1988 IEEE International Conference on, 1988, pp. 1394-1399 vol.1393.
- [83] H. Xun, D. Jixian, W. Mengxiao, Paper web defection segmentation using Gauss-Markov random field texture features, in: *Image Analysis and Signal Processing (IASP)*, 2011 International Conference on, 2011, pp. 167-170.
- [84] S. Ozdemir, A. Ercil, Markov random fields and Karhunen-Loeve transforms for defect inspection of textile products, in: *Emerging Technologies and Factory Automation*, 1996. EFTA '96. Proceedings., 1996 IEEE Conference on, 1996, pp. 697-703 vol.692.
- [85] X. Xie, A Review of Recent Advances in Surface Defect Detection using Texture analysis Techniques, 2008.
- [86] J. Liu, B. Zuo, X. Zeng, P. Vroman, B. Rabenasolo, Wavelet energy signatures and robust Bayesian neural network for visual quality recognition of nonwovens, *Expert Systems with Applications*, 38 (2011) 8497-8508.
- [87] Z. Miljković, M. Mitić, M. Lazarević, B. Babić, Neural network Reinforcement Learning for visual control of robot manipulators, *Expert Systems with Applications*, 40 (2013) 1721-1736.
- [88] S.-K. Oh, S.-H. Yoo, W. Pedrycz, Design of face recognition algorithm using PCA -LDA combined for hybrid data pre-processing and polynomial-based RBF neural networks : Design and its application, *Expert Systems with Applications*, 40 (2013) 1451-1466.
- [89] A. Kumar, Neural network based detection of local textile defects, *Pattern Recognition*, 36 (2003) 1645–1659.
- [90] R. Abd Jelil, et al., Modeling plasma surface modification of textile fabrics using artificial neural networks, *Eng. Appl.Artif.Intel.*, (2013).
- [91] D. Semnani, M. Vadood, Improvement of intelligent methods for evaluating the apparent quality of knitted fabrics, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 23 (2010) 217-221.
- [92] W.K. Wong, C.W.M. Yuen, D.D. Fan, L.K. Chan, E.H.K. Fung, Stitching defect detection and classification using wavelet transform and BP neural network, *Expert Systems with Applications*, 36 (2009) 3845-3856.
- [93] M. Shi, S. Jiang, H. Wang, B. Xu, A Simplified pulse-coupled neural network for adaptive segmentation of fabric defects, *Machine Vision and Applications*, 20 (2009) 131-138.
- [94] TILDA Textile Texture-Database, in, <http://lmb.informatik.uni-freiburg.de/resources/datasets/tilda.en.html>, 2013.
- [95] 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, in: *Computing Communication & Networking Technologies (ICCCNT)*, 2012 Third International Conference on, 2012, pp. 1-6.
- [96] L.-W. Han, D. Xu, Statistic learning-based defect detection for twill fabrics, *International Journal of Automation and Computing*, 7 (2010) 86-94.
- [97] H.Y.T. Ngan, G.K.H. Pang, S.P. Yung, M.K. Ng, Wavelet based methods on patterned fabric defect detection, *Pattern Recognition*, 38 (2005) 559-576.
- [98] H.Y.T. Ngan, G.K.H. Pang, Defect Detection on Patterned Objects, *MECHATRONIC SYSTEMS—Devices, Design, Control, Operation, and Monitoring*, Taylor & Francis, CRC Press, (2007) pp.24/21–24/10.
- [99] H.-g. Bu, J. Wang, X.-b. Huang, Fabric defect detection based on multiple fractal features and support vector data description, *Engineering*

- Applications of Artificial Intelligence, 22 (2009) 224-235.
- [100] B. Venkatesan, U.S.Ragupathy, P.Vidhyalakshmi, B.Vinoth, Inspection of faults in textile web materials using wavelets and ANFIS in: Machine Vision and Image Processing (MVIP), 2012 International Conference, 2012, pp. 189 - 192.
- [101] Lucia Bissi, Giuseppe Baruffa, Pisana Placidi, Elisa Ricci, Andrea Scorzoni, Paolo Valigi, Automated defect detection in uniform and structured fabrics using Gabor filters and PCA, Journal of Visual Communication and Image Representation, Volume 24, Issue 7, October 2013, Pages 838-845.
- [102] A. Baykut, S. Ozdemir, R. Meylani, A. Ercil, A. Ertuzun, Comparative Evaluation of Texture Analysis Algorithms for Defect Inspection of Textile Products, in: Proceedings of the 14th International Conference on Pattern Recognition (ICPR), 1998, pp. 1738-1741.
- [103] T.C. Lee, Fabric defect detection by wavelet transform and neural network, The University of Hong Kong (Pokfulam, Hong Kong), (2004).
- [104] A. Javed, M.A. Ullah, A. Rehman, Comparative Analysis of Different Fabric Defects Detection Techniques, IJIGSP, 5(1) (2013) pp.40-45.
- [105] L. Ferraz, X. Binefa, A sparse curvature-based detector of affine invariant blobs, Computer Vision and Image Understanding, 116 (2012) 524-537.
- [106] J.J. Koenderink, A.J. van Doorn, Surface shape and curvature scales, Image and Vision Computing, 10 (1992) 557-564.
- [107] E. Bas, D. Erdogmus, R.W. Draft, J.W. Lichtman, Local tracing of curvilinear structures in volumetric color images: Application to the Brainbow analysis, Journal of Visual Communication and Image Representation, 23 (2012) 1260-1271.
- [108] M. Mellor, B.W. Hong, M. Brady, , Locally Rotation, Contrast, and Scale Invariant Descriptors for Texture Analysis IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 30(1) (2008) 52 - 61.

