



Kumaş hata tespiti ve sınıflandırmada dalgacık dönüşümü ve temel bileşen analizi

Wavelet transform and principal component analysis in fabric defect detection and classification

Kazım YILDIZ^{1*}, Ali BULDU¹

¹Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Teknoloji Fakültesi, Marmara Üniversitesi, İstanbul, Türkiye.
kazim.yildiz@marmara.edu.tr, alibuldu@marmara.edu.tr

Geliş Tarihi/Received: 14.04.2016, Kabul Tarihi/Accepted: 15.11.2016
* Yazışılan yazar/Corresponding author

doi: 10.5505/pajes.2016.80037
Araştırma Makalesi/Research Article

Öz

Tekstil endüstrisinde kumaş hataları kalite kontrol elemanları tarafından tespit edilmektedir. Bu süreç hem objektif olmamakta hem de zaman ve maliyet sıkıntısı oluşturmaktadır. Bu çalışmada tekstil endüstrisinde sıklıkla kullanılan kaşe ve kot kumaştan elde edilen görüntüler üzerindeki hataların tespit edilmesi ve sınıflandırılması yapılmıştır. Kalite kontrol makinesi prototipi imal edilip termal görüntüleme yardımıyla hatalı kumaş görüntüleri elde edilmiştir. Termal görüntüler kullanılarak kumaş hataları tespit edilmiş ve sınıflandırılmıştır. İki farklı kumaş türü ile yapılan deneylerde ortalama %95 sınıflama başarıları elde edilmiştir. Deneysel sonuçlara göre kumaş kalite kontrol prosesinin, kumaş kurutma ve fiksleme işleminden sonra ilave bir kalite kontrol basamağı olmaksızın yapılabileceği ortaya konmuştur.

Anahtar kelimeler: Termal görüntüleme, Kumaş hataları tespiti, Sınıflandırma, Dalgacık dönüşümü

Abstract

Fabric defects are determined by quality control staff in textile industry. This process cannot be performed objectively and it constitutes both time and cost difficulties. In this study the cashmere and denim fabric images which are used often in textile industry are tried in both detection and classification process. Quality control machine prototype has been manufactured then defected fabric images were obtained with the help of thermal imaging. The fabric defects were detected and classified by using the thermal images. Averagely 95% classification accuracy has been achieved on experiments for two different fabric types. According to the experimental results, the fabric quality control process can be made after the drying and fixing, without any further quality control step.

Keywords: Thermal imaging, Fabric fault detection, Classification, Wavelet transform

1 Giriş

Farklı tip kumaşlar üzerinde dokuma veya üretim aşamasından kaynaklı çeşitli hatalar oluşabilmektedir. Tekstil endüstrisinde bu tip hatalar kalite kontrol makinesi üzerinde uzman kişiler tarafından kontrol edilmektedir. İnsan gücü ile yapılan bu uygulamalarda farklı tür ve tipteki hatalar ancak %60-70 oranında başarı ile tespit edilebilmektedir [1]-[3].

Hata tespiti ile ilgili literatürde yapılmış online veya offline pek çok çalışma bulunmaktadır. Bu çalışmalarda gerçek zamanlı olarak farklı tipteki kameralardan faydalanılmaktadır. Yapılan deneylerde farklı tip kumaşlar kalite kontrol makinesi veya tasarlanan prototip sistemler üzerinde incelenerek deneyler gerçekleştirilmiştir.

Örme ve dokuma kumaşlar üzerinde hata tespiti için yapılmış pek çok çalışma bulunmaktadır [4]-[10]. Shady ve arkadaşları örme kumaşlar üzerinde yapay sinir ağları ve görüntü işleme tabanlı yaptıkları çalışmada sınıflama işleminden önce görüntülerden fourier özellikleri çıkarmışlardır [11]. Yapılan bir başka çalışmada 45 adet hatalı ve hatasız kumaş görüntüleri üzerinde yapılan çalışmada gabor filtreler kullanılarak hata tespit işlemi gerçekleştirilmiştir [12]. Dalgacık tabanlı geliştirilen hata tespit algoritması yardımıyla hata denetim sürecinde yaklaşık %93 doğruluk oranı elde edilmiştir [13]. Dalgacık ayrıştırması kullanılarak gerçekleştirilen bir başka çalışmada hata denetim sistemi üzerinde gerçekleştirilen algoritmanın efektif sonuçlar ürettiği görülmüştür [14]. Kumaş kalite kontrol sistemi prototipi üzerinde poplin kumaş ile yapılan deneyde k en yakın komşu

algoritması ve dalgacık analizi kullanılarak hatalı alanların tespiti ve sınıflandırılması yapılmıştır. Elde edilen sonuçlar gerçekleştirilen uygulamanın başarılı olduğunu göstermektedir [15]. Li ve Zhang gabor filtre tabanlı çözgülmü örme kumaşlarda otomatik hata tespit sistemi geliştirmişlerdir. Geliştirilen hibrit sistemle elde edilen deneysel sonuçlar, gabor ve dalgacık dönüşümü tabanlı sistemin oldukça etkili olduğu görülmektedir [16]. Çelik ve arkadaşları, çizgi tarama kamerası yardımıyla kot kumaş görüntüleri almışlardır. Gabor filtre ve çift eşikleme yöntemi tabanlı metot ile altı farklı hata tipi tespit edilip etiketlenmiştir [17].

Bu çalışmada kumaş kalite kontrol makinesi yardımıyla kaşe ve kot kumaşa ait hatalı görüntüler elde edilmiştir. Hatalı görüntülerin elde edilmesi sırasında diğer çalışmalardan farklı olarak termal kamera kullanılmıştır. Görüntü işleme ile hataların tespit edilmesi ve bu hatalara ait öznitelik vektörlerin elde edilmesi ile sınıflama işlemi yapılmıştır.

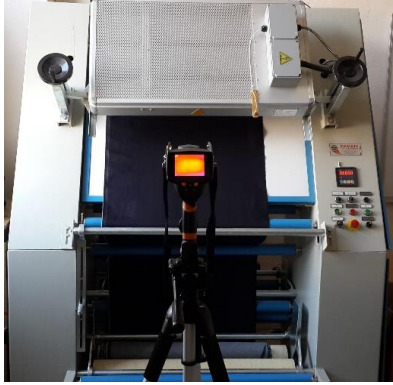
Çalışmanın ikinci bölümünde kullanılan malzeme ve metotlara ait bilgiler yer almaktadır. Ardından elde edilen bulgular paylaşılmıştır. Son olarak sonuçlar verilmiş ve gelecek çalışmalara ait hedefler paylaşılmıştır.

2 Materyal ve metot

2.1 Materyal

Bu çalışmada kumaş kalite kontrol makinesi yardımı ile kot ve kaşe kumaşlara ait hatalı görüntülerin elde edilmesi sağlanmıştır. Gerçeklenen prototip sistem üzerine monte edilen kızılötesi ısıtıcı yardımıyla yüzey üzerindeki sıcaklık

farkından yararlanılıp geliştirilen algoritma ile hata tespiti ve sınıflama işlemi yapılmıştır. Geliştirilen sistem Şekil 1'de görülmektedir. Sistem tasarımı açısından farklı tip kumaşlar üzerinde kullanılabilir durumdadır. Daha önce geliştirilmiş sistemden faydalanılarak [15] kot ve kaşe kumaştaki üç farklı hata üzerinde geliştirilen yöntem ile uygulamalar yapılmıştır. Kumaş kalite kontrol makinesi üzerinde kumaş akışı sırasında yüzeydeki sıcaklık farkından faydalanılarak hatalı alanların tespiti sağlanmaktadır. Normal süreçte makinelerin üst ve alt aydınlatma yardımıyla hatalı alanların görüntüleri alınmaktadır. Bu çalışmada alt ve üst aydınlatmalar elimine edilerek sadece üst taraftan kumaşın ısıtılması sağlanmıştır. Gerçeklenen sistem ile ısı özelliği ile kompleks yapıdaki hata denetim işleminin, üretim esnasında yapılabilirliğinin test edilmesi hedeflenmiştir.



Şekil 1: Isıtıcı tabanlı kumaş kalite kontrol prototipi [15].

2.2 Metot

Çalışmada iki farklı kumaş çeşidi üzerindeki üç farklı hata türüne ait, tespit ve sınıflama işlemi yapılmıştır. Görüntü işleme aşamasında dalgacık dönüşümü tabanlı hata tespit işlemi gerçekleştirilmiştir. Hatalı görüntülere ait gri seviye eş oluşum matrisi yardımı ile öznelik çıkarımı yapılmış ve bu özellikler K en yakın komşu (KNN) algoritması ile sınıflandırılmıştır. Bu bölümde çalışmada kullanılan metotlardan bahsedilip tasarlanan sistemin genel akış diyagramı verilecektir.

2.2.1 Gri düzey eş-oluşum matrisi

Gri Düzey Eş-Oluşum Matrisi (GDEOM) ikinci dereceden doku özelliklerinin çıkarılmasında sıklıkla kullanılmaktadır [18]-[21]. Örüntü üzerindeki ikili komşuluklar incelenerek gri düzey kombinasyon sıklıkları bulunur ve bu işlem için iki boyutlu matris kullanılmaktadır [22]. Görüntü üzerindeki ilk piksel referans ikincisi komşu pikseldir. GDEOM matrisi oluşturulurken referans pikselin komşu pikselleri incelenmektedir. Şekil 2'de doku görüntüsünden matris oluşumu görülmektedir. Çalışmada gri düzey eş oluşum matrisi ile ikili yani yan yana komşuluklar incelenmiştir. Görüntülerdeki ikili seviye limiti sekiz olarak seçilmiştir.

1	2	4	3
3	1	6	4
6	4	7	5
4	8	7	2

0	1	0	0	0	1	0	0
0	0	0	1	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	0	0	0	1	1
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	2	0	0	0	0
0	1	0	0	1	0	0	0
0	0	0	0	0	0	1	0

Şekil 2: GDEOM matrisinin elde edilmesi.

Örneğin Şekil 2'de görülen GDEOM matrisindeki 2 değeri, yan yana komşu olarak görülen [6][4] ikilisinde, referans pikselin 6 hedef pikselin 4 değerine sahip olduğu komşulukların sayısını göstermektedir. GDEOM matrisinden faydalanılarak birinci ve ikinci dereceden doku özellikleri hatalı görüntülerden çıkarılıp sınıflama işleminde kullanılmıştır. Çalışmada GDEOM matrisinden faydalanılarak kontrast, enerji, homojenlik, korelasyon değerleri ile resmin global yapısından elde edilen entropy değerleri öznelik vektörü oluşturulmasında kullanılmıştır.

2.2.2 Temel bileşen analizi

Temel bileşen analizi (TBA) görüntü işleme çalışmalarında sıklıkla kullanılmaktadır. Özellikle görüntüden öznelik vektörünün çıkarılması veya elde edilen özellik boyutunun indirgenmesinde sıklıkla kullanılmaktadır. TBA veri kümesindeki varyant kovaryans yapısını, bu yapıdaki elemanların komponentleri yardımıyla açıklayarak boyut indirgeme sağlayan istatistiksel yöntemdir [23]. Oldukça etkili kullanımından dolayı lineer dönüştürme, ön işleme, öz nitelik elde etme gibi pek çok farklı şekilde kullanılmaktadır. n sayıdaki giriş vektörünün n boyutlu $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ TBA dönüşümü denklem (1) gibi ifade edilir.

$$y = A(x - m_x) \quad (1)$$

İfadede A matrisi kovaryans matrisi ile tanımlanan özvektörleri, m_x vektörü ise tüm giriş değerlerinin ortalamasını göstermektedir. İki boyutlu dalgacık analizi ile elde edilen görüntü vektöründen ilk olarak üç boyutlu sütun vektörüne dönüştürülür. TBA analizi ile elde edilen katsayılar sütun vektörü ile çarpılıp yeni matris elde edilir. Ardında matris boyutunun yeniden düzenlenmesi ile TBA bileşenlerinden faydalanılarak dönüşüm vektöründen gri seviyedeki görüntü çıkarımı yapılmıştır.

2.2.3 Dalgacık dönüşümü

Sinyaller ile ilgili bilgi edinilmesi sırasında dalgacık dönüşümü yardımıyla işlemin frekans bilgisinin yanında meydana gelen değişikliğin zamanı ile ilgili bilgi de edinilebilir. Sinyal küçük parçalara bölünüp frekanstaki değişiklik tespit edilebilir [24]. Ayrık dalgacık dönüşümü daha efektif olmasından dolayı daha fazla tercih edilmektedir [25].

Herhangi $f(x)$ sinyalinin $\psi_{m,n}(x)$ fonksiyonları ile çözümlenmesi dalgacık dönüşümü olarak ifade edilir [26].

$$\psi_{m,n}(x) = 2^{-\frac{m}{2}} \psi(2^{-m}x - n) \quad (2)$$

Denklem (2)'de m ve n tamsayıdır. $f(x)$ sinyali analizi ile alt bant dalgacıklar elde edilir. Çalışmada dalgacık dönüşümü yardımıyla görüntünün ayrıştırılması hedeflenmiştir. Görüntüden elde edilen eşik değerleri ile sıkıştırma işleminde kullanılacak katsayılar belirlenmektedir. İlk olarak iki boyutlu dalgacık analizi ile görüntü bileşenleri vektör olarak elde edilir. Uygun katsayıların elde edilmesi ile görüntü üzerinde gürültü giderme ve sıkıştırma uygulanmaktadır. Çalışmada dalgacık analizinde sıklıkla kullanılan ve etkili sonuçlar üreten symlet filtresi uygulanmıştır. Böylece hatalı görüntüler üzerinde sıkıştırma işlemi yapılarak görüntülerdeki ayırt edici noktaların ortaya çıkarılması hedeflenmektedir.

2.2.4 Wiener filtre

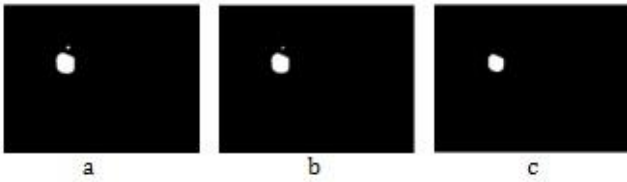
Uyarlamalı filtre olarak da adlandırılan wiener filtre, optimizasyona elverişli ve yerel görüntü varyansının

ayarlanmasında kullanılır [27]. Wiener filtre ile iki boyutlu uygulamalarda her bir piksel elemanı varyant ve lokal ortalama hesabı yapılır. Denklem (3) ve denklem (4)'te varyant ve ortalama hesabı görülmektedir.

$$\mu = \frac{\sum_{i=0}^{N-1} x_i}{N} \quad (3)$$

$$\text{var}(X) = \frac{\sum_{i=0}^{N-1} (x_i - \mu)^2}{N - 1} \quad (4)$$

İstatistiksel açıdan uygun olması ve belirtilen değerlerin hesaplanmasında optimizasyon işlemine tabi tutulmasından dolayı görüntü işlemede sıklıkla kullanılmaktadır. İki boyutlu görüntü üzerinde wiener filtre uygulanarak resim üzerindeki gürültünün giderilmesi hedeflenmiştir. Şekil 3'te farklı seviyelerde wiener filtrenin ikili görüntüye uygulanması ile elde edilen sonuçlar görülmektedir.



Şekil 3: (a): Orijinal ikili görüntü, (b): 3*3 komşuluk değeri ile elde edilen ikili görüntü, (c): 5*5 komşuluk değeri ile elde edilen ikili görüntü.

Wiener filtre ile verilen komşuluk değerine göre görüntü üzerindeki aykırı noktaların temizlendiği ve daha yumuşak görüntü geçişleri sağladığı ortaya çıkmaktadır.

2.2.5 K en yakın komşu algoritması

Eğitilmiş öğrenme algoritması olarak bilinmektedir. Algoritmanın çalışma prensibi yeni gelen test datasının eldeki öğrenme verileri yardımıyla ona en yakın komşusuna göre karar verilerek sınıflama işlemi yapılmaktadır. Algoritmada test verisi k komşu en fazla hangi sınıfa aitse, o sınıfa atanmaktadır. k sayısının belirlenmesi için en uygun yol toplam eğitim örneklerinin sayısından seçilmesi olacaktır [28]. Şekil 4'te k değerinin farklı değerleri için test verisinin hangi sınıfa dahil olduğu görülmektedir. Burada komşu uzaklıklar arasındaki mesafeye bakılarak en yakın komşu belirlenir. Bunun için farklı uzaklık ölçüm metotları kullanılmaktadır [29]-[31]. Makalede uzaklık ölçüm metotlarından korelasyon kullanılmıştır. Elde edilen öznelik vektörleri arasındaki farkı ortaya koyabilmek amacıyla bu metrik seçilmiştir. Verilen bir matriste s ve yt vektörleri arasındaki korelasyon uzaklığı Denklem(5)'te verilmiştir.

$$d_{st} = 1 - \frac{(x_s - \bar{x}_s)(y_t - \bar{y}_t)'}{\sqrt{(x_s - \bar{x}_s)(x_s - \bar{x}_s)'(y_t - \bar{y}_t)(y_t - \bar{y}_t)'}} \quad (5)$$

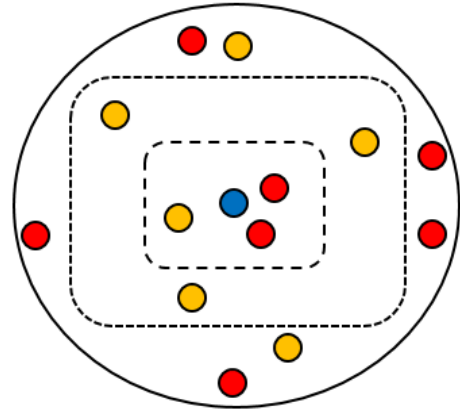
Burada, \bar{x}_s ve \bar{y}_t Denklem (6) ve (7) teki gibi elde edilir.

$$\bar{x}_s = \frac{1}{n} \sum_j x_{sj} \quad (6)$$

$$\bar{y}_t = \frac{1}{n} \sum_j y_{tj} \quad (7)$$

K en yakın komşu algoritmasının veri noktalarının sınıflandırılmasındaki işleyişi Şekil 4'te görülmektedir.

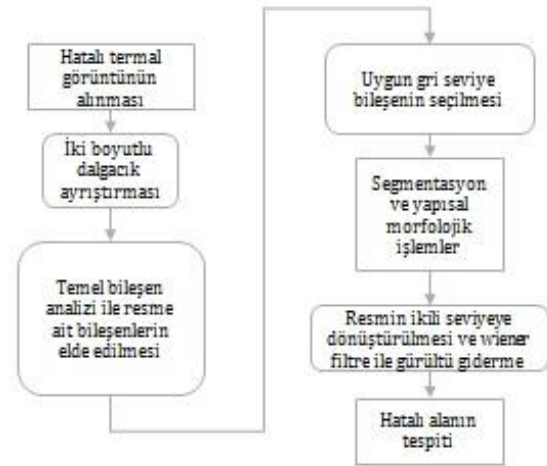
Şekil 4'teki örnekte mavi renkle temsil edilen test imgesi sınıflandırılmak istendiğinde komşu değeri 3 seçildiğinde çizgili alan içinde kalan noktalardan iki tanesi kırmızı olduğundan dolayı test imgesinin sınıfı kırmızı olmaktadır. Eğer komşuluk değeri 6 seçilirse noktalı alan içinde kalan turuncu renkli örnek sayısı daha fazla olduğundan test imgesinin sınıfının turuncu olacağı görülmektedir. Burada, K en yakın komşu algoritmasında komşuluk değerinin sınıflama sonucu üzerinde direkt etkili olduğu görülmektedir. Ayrıca algoritmanın çalışması esnasında en yakın komşu noktalarının hesaplanmasında seçilen uzaklık ölçütü de yine sınıflama başarısını doğrudan etkilemektedir.



Şekil 4: K en yakın komşu algoritması çalışma örneği.

2.2.6 Sistem genel yapısı

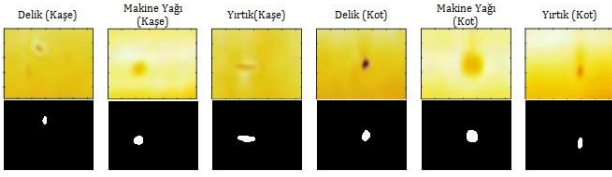
Şekil 5'te tasarlanan sisteme ait genel akış diyagramı görülmektedir. Sistemde hatalı görüntünün dalgacık dönüşümü ve temel bileşen analizi ile gri seviye durumu elde edilmektedir. Dalgacık dönüşümü ile elde edilen görüntü matrisi üzerinde tek boyutlu gürültü giderme işlemi yapılmıştır. Ardından uygun gri seviye bileşeni seçildikten sonra, hatalı alanların ikili seviyede tespiti için segmentasyon ve yapısal morfolojik işlemler gerçekleştirilmektedir. İkili seviyedeki görüntüde uyarlamalı filtreleme ile belli seviyedeki birbirine bağlı olmayan alanlardaki aykırı ve gürültü noktaları elimine edildikten sonra hatalı alan tespit edilir. Sınıflama işleminde gri seviyedeki görüntüden gri düzey eş oluşum matrisi elde edilerek, özellik vektörü olarak eğitim ve test verisi için kullanılmaktadır.



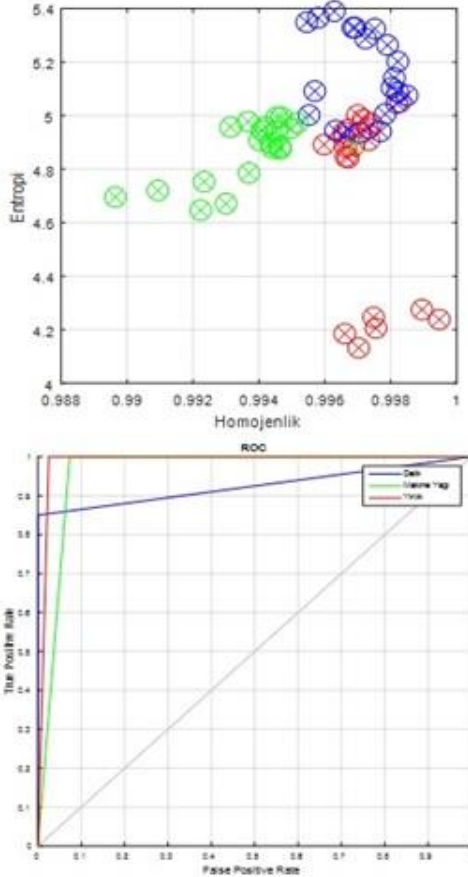
Şekil 5: Geliştirilen hata tespit şeması.

3 Bulgular ve tartışma

Şekil 6'da geliştirilen görüntü işleme sistemine ait kot ve kaşe kumaştan elde edilen görüntülerdeki hataların tespitine yönelik sonuçlar görülmektedir. Delik, makine yağı ve yırtık hatalarına ait iki farklı kumaş türü üzerinde metodun etkili sonuçlar ürettiği görülmektedir. Farklı test görüntüleri üzerinde doğru sonuçlar elde edilmiştir. Kaşe kumaş ile yapılan deneylerde 3 farklı hataya ait özellik vektörü elde edilmiştir. Ardından her bir hataya ait 10 adet görüntünün özellik vektörü eğitim verisi amacıyla kullanılmıştır. Toplamda 60 adet test görüntüsü üzerinde sınıflama işleminde kullanılmıştır. Sınıflama işlemine ait görüntü ve ROC eğrisi Şekil 7'de yer almaktadır. Grafiklerde iki boyutlu gösterim açısından özellik vektöründen entropi ve homojenlik değerleri grafikte X ve Y eksenini olarak seçilmiştir.

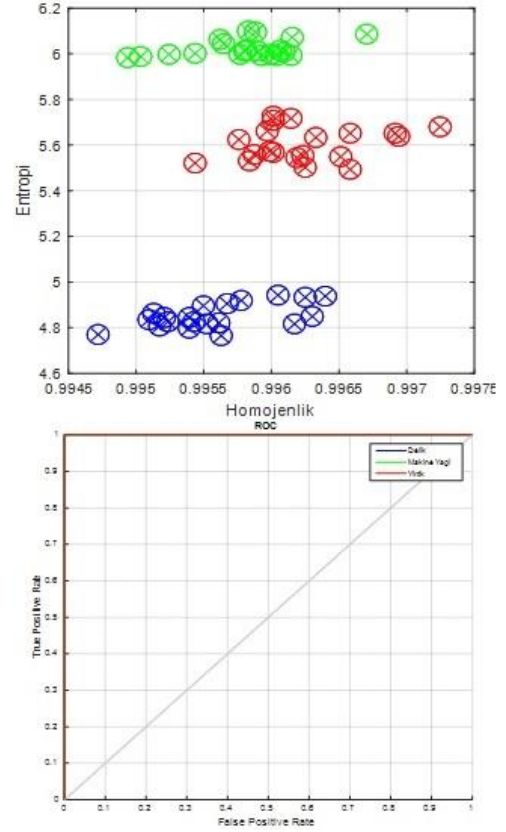


Şekil 6: Farklı tip hatalar üzerinde geliştirilen sistem ile elde edilen sonuçlar.

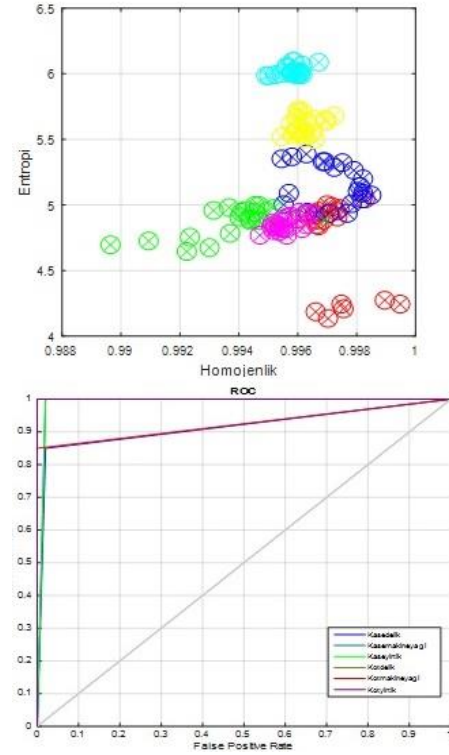


Şekil 7: Kaşe kumaş üzerinde gerçekleştirilen hata denetimi, doğruluk=0.75.

Kaşe kumaş için yapılan deney kot kumaş içinde denetlenmiştir. Elde edilen sonuçlar Şekil 8'de görülmektedir. İki kumaş türüne ait tüm görüntüler beraber sınıflama işlemine tabi tutulmuş ve elde edilen sonuçlara ait grafikler Şekil 9'da verilmiştir.



Şekil 8: Kot kumaş üzerinde gerçekleştirilen hata denetimi, doğruluk=1.00.



Şekil 9: İki kumaş kullanılarak yapılan sınıflama işlemi, doğruluk=0.95.

Geliştirilen sisteme ait ortalama sınıflama başarıları Tablo 1'de görülmektedir. Kaşe kumaş ile yapılan deneyde toplamda

60 adet hatalı görüntüden 3 tanesi yanlış olarak gruplandırılmıştır. Kot kumaş ile yapılan deneyde ise tüm hatalar doğru bir şekilde sınıflandırılmıştır. İki kumaş türüne ait tüm hatalar deneye dahil edildiğinde ise ortalama başarı yine %95 oranında elde edilmiştir. 120 adet hatalı görüntüden sadece 6 tanesi yanlış gruplandırılmıştır.

Tablo 1: Ortalama sınıflama başarısı.

	Kaşe Kumaş	Kot Kumaş	Kaşe+Kot kumaş
Sınıflama Yüzdesi	%95	%100	%95

Kaşe ve kot kumaş hataları birlikte sınıflamaya dahil edildiğinde elde edilen sınıflama sonucuna ait karmaşıklık matrisi Tablo 2'de görülmektedir. Kaşe delik hatalarından 2 tanesi makine yağı bir tanesi yırtık hata olarak sınıflandırılmıştır. Kot kumaştaki makine yağı hatalarından bir tanesi yırtık iki tanesi ise kaşe makine yağı olarak sınıflandırılmıştır. Tablo 2'de elde edilen sonuçlara ilişkin karışıklık matrisi görülmektedir.

Tablo 2: Sınıflama sonucuna ait karmaşıklık matrisi.

	Kaşe Delik	Kaşe M. Yağı	Kaşe Yırtık	Kot Delik	Kot M. Yağı	Kot Yırtık
Kaşe Delik	17	2	1			
Kaşe M. Yağı		20				
Kaşe yırtık			20			
Kot Delik				20		
Kot M. Yağı	2		1		17	
Kot Yırtık						20

4 Sonuçlar

Gerçek zamanlı veya offline kumaş hata tespiti ilgi çekici bir araştırma alanı olarak pek çok farklı çalışmaya konu olmaktadır. Bu nedenle konu ile ilgili farklı birçok çalışma hazırlanmaya devam etmektedir.

Bu çalışma ile tekstil endüstrisinde sıklıkla kullanılan iki farklı kumaş türüne ait hataların tespiti offline olarak gerçekleştirilmiştir. Diğer gerçek zamanlı ve offline yapılan çalışmalardan farklı olarak termal kamera ile hatalı görüntülerin elde edilmesi sağlanmıştır. Kumaş görüntüleri üzerindeki sıcaklık farkından yararlanılarak hatalı alanların tespiti sağlanmış ve gri seviyedeki kumaşlar üzerindeki gri seviye oluşum matrisi ile elde edilen özellikler sınıflama işleminde kullanılıp, performans ölçülmüştür. Gerçeklenen sistem ile iki farklı kumaş türü üzerinde ortalama %95'lik bir başarı elde edilmiştir.

Elde edilen sonuçlar göstermektedir ki termal kamera yardımıyla kumaş üretim aşamasından hemen sonra ram makinesi çıkışına yerleştirilecek termal kamera yardımıyla kumaş görüntülerinin alınıp hata tespitinin gerçekleştirilebileceği anlaşılmaktadır. Gelecek çalışmalarda farklı tür kumaş ve hata

tipleri üzerinde etkili olabilecek görüntü işleme ve sınıflama algoritmalarının tasarımı yapılacaktır.

5 Kaynaklar

- [1] Mak KL, Peng P. "An automated inspection system for textile fabrics based on Gabor filters". *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 24(3), 359-369,2008.
- [2] Kısaoğlu Ö. "Kumaş kalite kontrol sistemleri". *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 12(2), 233-241, 2011.
- [3] Mak K, Peng P, Lau H. "A real-time computer vision system for detecting defects in textile fabrics". *International Conference on Industrial Technology*, Hong Kong, China, 14-17 December 2005.
- [4] Chin RT. "Automated visual inspection techniques and applications: A bibliography". *Pattern Recognition*, 15(4), 343-357, 1982.
- [5] Jianwei L, Zhang Y, Jiang J. "Fabric defect detection method based on image distance difference". *8th International Conference on Electronic Measurement and Instruments*, Xi'an, China, 16-18 August, 2007.
- [6] Chetverikov D, Hanbury A. "Finding defects in texture using regularity and local orientation". *Pattern Recognition*, 35(10), 2165-2180,2002.
- [7] Yang XZ, Pang GK, Yung NH. "Discriminative fabric defect detection using adaptive wavelets". *Optical Engineering*, 41(12), 3116-3126, 2002.
- [8] Yang X, Pang G, Yung N. "Robust fabric defect detection and classification using multiple adaptive wavelets". *IEE Proceedings-Vision, Image and Signal Processing*, 152(6), 715-723,2005.
- [9] Zhang YF, Bresee RR. "Fabric defect detection and classification using image analysis". *Textile Research Journal*, 65(1), 1-9,1995.
- [10] Kumar A, Pang GK. "Defect detection in textured materials using Gabor filters". *IEEE Transactions on Industry Applications*, 38(2), 425-440,2002.
- [11] Ebraheem S, Yasser G, Mohamed A, Safinaz Y, Christopher P. "Detection and classification of defects in knitted fabric structures". *Textile Research Journal*, 76(4), 295-300, 2006.
- [12] Jing J, Zhang H, Wang J, Li P, Jia J. "Fabric defect detection using Gabor filters and defect classification based on LBP and Tamura method". *Journal of the Textile Institute*, 104(1), 18-27, 2013.
- [13] Guan S, Shi X, Cui H, Song Y. "Fabric defect detection based on wavelet characteristics". *Pacific-Asia Workshop on Computational Intelligence and Industrial Application*, Wuhan, China, 19-20 December, 2008.
- [14] Li Y, Di X. "Fabric defect detection using wavelet decomposition". *3rd International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks (CECNet)*, Xianning, China, 20-22 November, 2013.
- [15] Yıldız K, Buldu A, Demetgul M, Yıldız Z. "A novel thermal-based fabric defect detection technique". *The Journal of The Textile Institute*, 106(3), 275-283, 2015.
- [16] Ananyev M, Bronin D, Osinkin D, Eremin V, Steinberger-Wilckens R, De Haart L, Mertens J. "Characterization of Ni-cermet degradation phenomena I. Long term resistivity monitoring, image processing and X-ray fluorescence analysis". *Journal of Power Sources*, 286, 414-426,2015.

- [17] Çelik HI, Topalbekiroğlu M, Dülger L. "Real-Time denim fabric inspection using image analysis". *Fibres & Textiles in Eastern Europe*, 23(3), 85-90, 2015.
- [18] Tuceryan M, Jain AK. *Texture analysis. The Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision*, 2, 235-276, 1993.
- [19] Monadjemi A. Towards Efficient Texture Classification And Abnormality Detection. PhD Thesis, University of Bristol, United Kingdom, 2004.
- [20] Parker JR. *Algorithms for Image Processing and Computer Vision*, Indiana, USA, John Wiley & Sons, 2010.
- [21] Xie X. "A review of recent advances in surface defect detection using texture analysis techniques". *Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis*, 7(3), 2008.
- [22] Haralick RM. "Statistical and structural approaches to texture". *Proceedings of the IEEE*, 67(5), 786-804, 1979.
- [23] Yaycılı A. Temel Bileşenler Analizi için Robust Algoritmalar. Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, Türkiye, 2006.
- [24] Sonka M, Hlavac V, Boyle R. *Image Processing, Analysis and Machine Vision*, 4th ed. Stamford, USA, Cengage Learning, 2014.
- [25] Gonzalez RC, Woods RE. *Digital Image Processing*. Saddle river, NJ, USA, Prentice hall, 2002.
- [26] Serdaroğlu A, Ertüzün A, Erçil A. "Tekstil kumaş imgelerinde dalgacık dönüşümleri ve bağımsız bileşen analizi ile hata denetimi", *Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı*, Kayseri, Türkiye, 2005.
- [27] Haykin SS. *Adaptive Filter Theory*. 4th ed. India, Pearson Education, 2008.
- [28] Aydemir Ö, Kayıkçıoğlu T. "EEG tabanlı beyin bilgisayar arayüzleri". *Akademik Bilişim'09-XI. Akademik Bilişim Konferansı Bildirileri*, Şanlıurfa, Türkiye, 11-13 Şubat 2009.
- [29] Campadelli P, Casiraghi E, Artioli D. "A fully automated method for lung nodule detection from postero-anterior chest radiographs". *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 25(12), 1588-1603, 2006.
- [30] Murphy K, Van Ginneken B, Schilham A, De Hoop B, Gietema H, Prokop M. "A large-scale evaluation of automatic pulmonary nodule detection in chest CT using local image features and k-nearest-neighbour classification". *Medical Image Analysis*, 13(5), 757-770, 2009.
- [31] Schilham AM, Van Ginneken B, Loog M. "Multi-scale nodule detection in chest radiographs", International Conference on *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, 602-609, Berlin, 2003.