

NGHIÊN CỨU TỔNG QUAN VỀ KỸ THUẬT PHÁT HIỆN LỖI VẢI TỰ ĐỘNG

OVERVIEW RESEARCH ON AUTOMATIC FABRIC DEFECT DETECTION TECHNIQUES

Nguyễn Thị Lan Anh

Khoa Dệt may và Thời trang, Trường Đại học Kinh tế – Kỹ thuật Công nghiệp

TÓM TẮT

Kiểm tra chất lượng là một khía cạnh quan trọng của sản xuất công nghiệp hiện đại. Trong sản xuất ngành dệt may, việc kiểm tra vải tự động là rất quan trọng để duy trì chất lượng vải. Trong một thời gian dài, quy trình kiểm tra lỗi vải vẫn được thực hiện bằng sự kiểm tra trực quan của con người nên không đầy đủ và tốn kém. Vì vậy, việc kiểm tra lỗi vải tự động là cần thiết để giảm chi phí và lãng phí thời gian do lỗi gây ra. Việc phát triển hệ thống kiểm tra web hoàn toàn tự động đòi hỏi các thuật toán phát hiện lỗi vải tiên tiến và hiệu quả. Phát hiện các lỗi vải cục bộ là một trong những vấn đề hấp dẫn nhất trong thị giác máy tính. Phân tích kết cấu đóng một vai trò quan trọng trong việc kiểm tra trực quan tự động các hình ảnh kết cấu để phát hiện các khuyết điểm của chúng. Các phương pháp tiếp cận khác nhau để phát hiện lỗi vải đã được đề xuất trong nghiên cứu. Bài báo đã khảo sát về các kỹ thuật phát hiện khuyết tật của vải, trên cơ sở tính chất của các đặc điểm trên bề mặt vải, các phương pháp đề xuất được chia thành ba loại: thống kê, quang phổ và dựa trên mô hình.

Từ khóa: Kiểm tra; Chất lượng; Hệ thống; Tự động.

ABSTRACT

Quality control is an important aspect of modern industrial production. In textile manufacturing, automatic fabric inspection is very important to maintain fabric quality. For a long time, the fabric defect inspection process was still performed by human visual inspection, which was incomplete and expensive. Therefore, automatic fabric error checking is necessary to reduce costs and wasted time caused by errors. Developing a fully automated web inspection system requires advanced and effective fabric defect detection algorithms. Detecting local fabric defects is one of the most intriguing problems in computer vision. Texture analysis plays an important role in automated visual inspection of texture images to detect their defects. Different approaches for fabric defect detection have been proposed in research. The article has surveyed techniques for detecting fabric defects. Based on the nature of the fabric surface features, the proposed methods are divided into three types: statistical, spectroscopic, and model-based.

Keywords: Inspection; Quality; System; Automatic.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

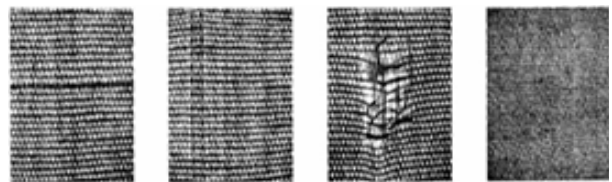
Trong ngành dệt may, việc kiểm tra lỗi vải đóng vai trò quan trọng trong việc kiểm soát chất lượng. Tuy nhiên, nhiệm vụ kiểm tra hiện nay chủ yếu do con người thực hiện và lao động cường độ cao này không phải lúc nào cũng đưa ra đánh giá nhất quán về sản phẩm. Hệ thống kiểm tra trực quan tự động vải (FAVI) là một giải pháp thay thế hấp dẫn cho việc kiểm tra bằng thị giác của con người. Dựa trên những tiến bộ trong công nghệ máy tính, xử lý hình ảnh và nhận dạng mẫu, hệ thống FAVI có thể cung cấp hiệu suất đáng tin cậy, khách quan và ổn định trong việc kiểm tra lỗi vải. Một hệ thống tự động tốt có nghĩa là chi phí lao động thấp hơn [1] và thời gian sản xuất ngắn hơn [2]. Có rất nhiều công trình được báo cáo trong hai thập kỷ qua, trong đó việc kiểm tra dựa trên thị giác máy tính đã trở thành một trong những lĩnh vực ứng dụng quan trọng nhất. Các vật liệu kết cấu có thể được chia thành các kết cấu đồng nhất, ngẫu nhiên hoặc có hoa văn. Brazakovic và cộng sự [3] đã trình bày chi tiết cách tiếp cận dựa trên mô hình để kiểm tra các vật liệu có kết cấu ngẫu nhiên. Vấn đề về họa tiết in yêu cầu đánh giá tính đồng nhất của màu sắc [4] và tính nhất quán của các mẫu in. Ngan H.Y.T và cộng sự [5] đã giới thiệu các phương pháp dải thông thường (RB) mới là phương pháp tiếp cận hiệu quả để kiểm tra kết cấu mẫu. Bài viết này tập trung vào việc kiểm tra các vật liệu có kết cấu đồng nhất và trình bày khảo sát về các kỹ thuật hiện có để kiểm tra các khuyết tật của vải.

2. LỖI VẢI

Các lỗi hoặc khuyết tật của vải là nguyên nhân gây ra gần 85% các khuyết tật được tìm thấy trong ngành may mặc [6]. Các nhà sản xuất chỉ thu hồi được 45-65% lợi nhuận từ hàng hóa kém chất lượng [7]. Vì vậy, việc

phát hiện, xác định và ngăn chặn những khiếm khuyết này tái diễn. Có rất nhiều loại lỗi vải, phần lớn nguyên nhân là do trục trặc của máy và có hướng dọc theo hướng gấp (gãy sợi gấp hoặc thiếu sợi gấp), chúng có xu hướng dài và hẹp. Hệ thống phát hiện và xác định lỗi tự động giúp nâng cao chất lượng sản phẩm và mang lại năng suất được cải thiện nhằm đáp ứng cả nhu cầu của khách hàng và giảm chi phí liên quan đến chất lượng kém. Gần đây, việc phát hiện lỗi được thực hiện thủ công sau khi đã sản xuất đủ lượng vải, lấy ra khỏi máy sản xuất rồi bó thành những cuộn lớn hơn và đưa đến khung kiểm tra. Giải pháp tối ưu cho vấn đề này là tự động kiểm tra vải khi nó được sản xuất và cảnh báo cho nhân viên bảo trì khi máy cần được chú ý để ngăn ngừa lỗi sản xuất, hoặc thay đổi các thông số quy trình để tự động ngăn chặn nhằm cải thiện chất lượng sản phẩm. Điều này được thực hiện bằng cách xác định các lỗi trên vải bằng kỹ thuật xử lý hình ảnh và sau đó dựa trên kích thước của lỗi; vải được phân loại tương ứng. Nickoloy và cộng sự [8] đã chỉ ra rằng việc đầu tư vào hệ thống kiểm tra vải tự động có tính hấp dẫn về mặt kinh tế khi xem xét việc giảm chi phí nhân sự và các lợi ích liên quan.

Kỹ thuật phân tích kết cấu để kiểm tra lỗi vải: Kết cấu là một trong những đặc điểm quan trọng nhất trong việc xác định khuyết tật hoặc sai sót.



Hình 1. Mẫu lỗi vải: a. Sợi đôi; b. Thiếu sợi; c. Sợi đứt; d. Sự biến đổi của sợi

Hình 1 cho thấy một số khuyết tật ở các vật liệu vải khác nhau. Trong thực tế, nhiệm vụ phát hiện khuyết tật phần lớn được xem như

một vấn đề phân tích kết cấu [9-14] đã phân loại các kỹ thuật phân tích kết cấu được sử dụng để kiểm tra trực quan thành bốn cách: phương pháp thống kê, phương pháp cấu trúc, phương pháp tiếp cận dựa trên bộ lọc và phương pháp tiếp cận dựa trên mô hình. M.Tuceryan và Jain [15] đã xác định năm loại tính năng chính để phân tích kết cấu: tính năng thống kê, hình học, cấu trúc, dựa trên mô hình và xử lý tín hiệu.

3. PHƯƠNG PHÁP THỐNG KÊ

Phương pháp phân tích kết cấu thống kê đo lường sự phân bố không gian của các giá trị pixel. Một giả định quan trọng trong phương pháp này là số liệu thống kê về các vùng không có khuyết tật là cố định và các vùng này mở rộng trên một phần đáng kể của hình ảnh kiểm tra. Các phương pháp thống kê có thể được phân loại thành thống kê bậc nhất (một pixel), bậc hai (hai pixel) và bậc cao hơn (ba pixel trở lên) dựa trên một số pixel xác định các đặc điểm cục bộ. Thống kê bậc một ước tính các thuộc tính như trung bình và phương sai của các giá trị pixel riêng lẻ, bỏ qua sự tương tác không gian giữa các pixel hình ảnh. Mặt khác, thống kê bậc hai và cao hơn ước tính các thuộc tính của hai hoặc nhiều giá trị pixel xảy ra tại các vị trí cụ thể tương ứng với mỗi pixel khác. Các phương pháp phát hiện khuyết tật sử dụng các đặc điểm kết cấu được trích xuất từ các kích thước fractal, thống kê bậc nhất, tương quan chéo, phát hiện cạnh, phép toán hình thái, ma trận đồng xuất hiện, bộ lọc riêng, hàm thứ tự xếp hạng và nhiều phép biến đổi tuyến tính cục bộ được phân loại vào lớp này.

- Phát hiện lỗi bằng tính năng ma trận đồng xuất hiện;

- Phát hiện khuyết tật bằng các phép biến đổi tuyến tính cục bộ;

- Phát hiện khuyết tật bằng kích thước fractal (fd);

- Phát hiện khuyết tật bằng cách sử dụng tính năng phát hiện cạnh;

- Phát hiện khuyết tật bằng cách sử dụng tương quan chéo;

- Phát hiện lỗi bằng cách sử dụng ngưỡng hai cấp;

- Phát hiện khuyết tật bằng các thao tác hình thái;

- Phát hiện lỗi bằng mạng thần kinh;

- Phát hiện lỗi bằng cách sử dụng biểu đồ.

4. PHƯƠNG PHÁP QUANG PHỔ

Đây là những phương pháp thị giác máy tính tiên tiến và hiệu quả để phát hiện lỗi vôi. Kết cấu được đặc trưng bởi các kết cấu nguyên thủy hoặc các phần tử kết cấu và sự sắp xếp không gian của những nguyên thủy này [16]. Vì vậy, mục tiêu chính của các phương pháp này trước tiên là trích xuất các kết cấu nguyên thủy và thứ hai là mô hình hóa hoặc khái quát hóa các quy tắc sắp xếp không gian. Mức độ tuần hoàn cao của kết cấu cơ bản các nguyên thủy, chẳng hạn như sợi trong trường hợp vải dệt, cho phép sử dụng các đặc điểm quang phổ để phát hiện các khuyết tật. Tuy nhiên, hình ảnh có kết cấu ngẫu nhiên không thể được mô tả theo các quy tắc nguyên thủy và dịch chuyển vì sự phân bố mức xám trong những hình ảnh như vậy khá ngẫu nhiên. Do đó, phương pháp quang phổ không phù hợp để phát hiện các khuyết tật trong vật liệu có kết cấu ngẫu nhiên. Các cách tiếp cận khác nhau để phát hiện các

khuyết tật trong vật liệu có kết cấu đồng nhất bằng cách sử dụng các đặc điểm miền tần số và không gian tần số đã được báo cáo trong tài liệu. Trong các phương pháp tiếp cận miền phổ, các đặc điểm kết cấu thường bắt nguồn từ phép biến đổi Fourier [17, 18], phép biến đổi Gabor [19, 20] và phép biến đổi Wavelet [21].

- Phát hiện khuyết tật bằng biến đổi phạm vi rời rạc;
- Phát hiện khuyết tật bằng bộ lọc Gabor;
- Phát hiện khuyết tật bằng cách sử dụng biến đổi Wavelet.

5. CÁCH TIẾP CẬN DỰA TRÊN MÔ HÌNH

Các phương pháp phân tích kết cấu dựa trên mô hình dựa trên việc xây dựng một mô hình hình ảnh có thể được sử dụng không chỉ để mô tả kết cấu mà còn để tổng hợp nó. Các phương pháp tiếp cận dựa trên mô hình đặc biệt phù hợp với hình ảnh vải có các biến thể bề mặt ngẫu nhiên (có thể do đồng sợi hoặc nhiễu), hoặc đối với các loại vải có kết cấu ngẫu nhiên mà các phương pháp thống kê và quang phổ chưa cho thấy tính hữu ích của chúng. Các trường ngẫu nhiên Markov (MRF) đã được sử dụng phổ biến để mô hình hóa hình ảnh. Lý thuyết MRF cung cấp một cách thuận tiện và nhất quán để mô hình hóa các thực thể phụ thuộc vào ngữ cảnh như pixel, thông qua việc mô tả đặc tính ảnh hưởng lẫn nhau giữa các thực thể đó bằng cách sử dụng phân phối MRF có điều kiện [22]. Một số mô hình xác suất của kết cấu đã được đề xuất và sử dụng để phát hiện khuyết tật [23], Cohen và cộng sự đã sử dụng trường ngẫu nhiên Gaussian Markov (GRMF) để mô hình hóa web dệt không có khuyết tật. Quá trình kiểm tra được coi là một vấn đề kiểm

tra giả thuyết trên số liệu thống kê thu được từ mô hình GMRF. Hình ảnh vải cần kiểm tra được chia thành các cửa sổ nhỏ trong quá trình kiểm tra; Sau đó, kiểm tra tỷ lệ khả năng được sử dụng để phân loại các cửa sổ là không bị lỗi hoặc bị lỗi. Hình ảnh thử nghiệm được phân chia thành các khối con không chồng chéo, trong đó mỗi cửa sổ sau đó được phân loại là bị lỗi hoặc không bị lỗi. Baykut và cộng sự [24] đã triển khai phương pháp này trong ứng dụng thời gian thực với hệ thống DSP chuyên dụng [25], tác giả đã chỉ ra rằng các phương pháp dựa trên MRF có tính cạnh tranh trong một nghiên cứu so sánh với các phương pháp dựa trên thống kê và quang phổ khác trong việc phát hiện khuyết tật. Brzakovic và cộng sự [26, 27] thảo luận về cách tiếp cận lý thuyết dựa trên mô hình Poisson để kiểm tra các tài liệu web. Mục tiêu kiểm tra là định lượng tính ngẫu nhiên và tính đồng nhất trên toàn bộ vật liệu. Campbell và cộng sự [28] phát hiện mẫu căn chỉnh trong các hình ảnh được xử lý trước thông qua phân cụm dựa trên mô hình và sử dụng hệ số Bayes gần đúng để đánh giá bằng chứng về sự hiện diện của khiếm khuyết.

6. NGHIÊN CỨU SO SÁNH

Một số nghiên cứu so sánh trong tài liệu đánh giá các phương pháp phân tích kết cấu trong các ứng dụng để phát hiện khuyết tật của vải. Ngoài ra, độ phân giải của hình ảnh thu được cũng là một yếu tố quan trọng trong việc lựa chọn phương pháp tiếp cận phù hợp để phát hiện khuyết tật. Do đó, những nhận xét/kết luận về sự phù hợp của một số phương pháp được trích dẫn gần đây trong tài liệu, dựa trên độ phân giải hình ảnh, độ phức tạp tính toán và hiệu suất sẽ rất hữu ích. Các phương pháp được thảo luận trong khảo sát này đã được đánh giá trên mẫu hình ảnh với nhiều độ phân giải khác nhau. Ozdemir và cộng sự [29] đã so



sánh sáu tính năng kết cấu, bao gồm MRF, biến đổi KL, bộ lọc mạng 2D, bộ lọc Luật, ma trận xảy ra đồng thời và phương pháp dựa trên FFT để phát hiện các lỗi dệt. Đối với mỗi phương pháp, ảnh hưởng của các tham số khác nhau đã được kiểm tra và kết luận rằng, mặc dù nhiều phương pháp cho kết quả đầy hứa hẹn, nhưng mô hình kết cấu sử dụng mô hình trường ngẫu nhiên Markov bậc 9 cho kết quả tốt nhất. Ngoài ra, bằng cách xem xét các kết quả thu được liên quan đến tốc độ và độ tin cậy, phương pháp MRF có vẻ khả thi khi triển khai tại nhà máy theo thời gian thực. Bodnarova và cộng sự [30] đã kết luận rằng các bộ lọc Gabor tối ưu (được tối ưu hóa để phát hiện năm loại lỗi) hoạt động tốt hơn so với các phương pháp tiếp cận dựa trên ma trận đồng xuất hiện, tương quan hoặc FFT mức xám. Tuy nhiên, sự so sánh này rất hạn chế trên một bộ 25 hình ảnh và thông tin về độ phân giải của hình ảnh cũng bị thiếu. Lee Tin Chi [31], so sánh hiệu suất của ba phương pháp sử dụng mặt nạ phù hợp, biến đổi sóng con và mạng lưới thần kinh để phát hiện lỗi vải. Một đánh giá về hiệu quả của các phương pháp đã được tiến hành trên tám loại lỗi của vải (Đầu bị đứt, Sợi bẩn, Chọn nhầm, Bội lưới, Đầu xếp, Thanh dày và Vẽ sai). Trong phương pháp đầu tiên, một ngân hàng lọc đa kênh được trang bị năm mặt nạ phù hợp đã được sử dụng. Mặt nạ phù hợp là bộ lọc 2D mô tả các thuộc tính kết cấu cụ thể. Sử dụng phương pháp này, 96% lỗi vải đã được phát hiện thành công và tỷ lệ cảnh báo sai là 6%. Phương pháp thứ hai sử dụng phép biến đổi Wavelet để phân tách hình ảnh vải thành nhiều tỷ lệ và nhiều hướng. Trong giai đoạn đầu, các thông số cần tối ưu hóa bao gồm góc quay và hai ngưỡng áp dụng trên ảnh chuyển đổi theo chiều ngang và chiều dọc. Sử dụng phương pháp này, chỉ có 76% lỗi vải được xác định và tỷ lệ cảnh báo sai là 7%. Phương pháp cuối cùng tận dụng khả năng chịu lỗi và khả năng học hỏi của mạng lưới thần

kinh. Họ đã khám phá cấu trúc kết cấu của các hình ảnh không có khuyết tật để việc trích xuất đặc điểm được tiến hành trên các đơn vị lặp lại với việc lựa chọn vị trí thích hợp. Đối với các hình ảnh bị lỗi, các véc-tơ đặc trưng tương tự sẽ được trích xuất và chuyển đến mạng lưới thần kinh. Sử dụng phương pháp này, tỷ lệ phát hiện cao tới 92% và tỷ lệ cảnh báo sai là 6%. Phương pháp mạng lưới thần kinh là phương pháp tốt nhất tiếp theo. Phương pháp biến đổi Wavelet kém hiệu quả nhất vì nó chỉ có thể phát hiện một cách hiệu quả một số loại lỗi vải nhất định. Các nghiên cứu so sánh được thực hiện bởi Randen et.al [32, 33], Chen và cộng sự [34] chỉ ra rằng các tính năng Gabor trong hầu hết các trường hợp tốt hơn các phương pháp khác về độ phức tạp và tỷ lệ lỗi tổng thể. Khó khăn lớn của phương pháp này là làm thế nào để xác định số lượng kênh Gabor ở cùng tần số xuyên tâm và kích thước của cửa sổ bộ lọc Gabor trong ứng dụng. Phương pháp kiểm tra kết cấu gần đây của Chetorikov và Henbury [35] sử dụng thước đo tính đều đặn của cấu trúc và tính đối xứng hướng của kết cấu cho kết quả thực nghiệm khá thuyết phục. Do đó, sự kết hợp của hai phương pháp này có thể mang lại hiệu suất tốt nhất cho việc kiểm tra lưới dệt và được đề xuất để điều tra và so sánh trong tương lai.

7. KẾT LUẬN

Việc nghiên cứu các phương pháp phát hiện lỗi vải bằng kỹ thuật xử lý hình ảnh cho chúng ta thấy xu hướng khả thi của lĩnh vực ứng dụng này. Những kỹ thuật có sẵn này được phân thành ba loại: thống kê, quang phổ và dựa trên mô hình. Mặc dù nghiên cứu về kiểm tra trực quan rất đa dạng và luôn thay đổi.

- Các phương pháp dựa trên ngân hàng bộ lọc đã rất phổ biến trong việc phát hiện lỗi vải. Các bộ lọc có thể được điều khiển và thiết

kế theo mọi hướng và tỷ lệ để phân tách kết cấu nhằm làm nổi bật các khuyết điểm. Tuy nhiên, các nghiên cứu gần đây đề xuất phân tích theo ngữ cảnh trực tiếp dựa trên các vùng lân cận địa phương mà không cần lọc chuyên dụng là một cách tiếp cận thay thế.

- Để hiểu được sự hình thành và bản chất của các khuyết tật, điều quan trọng là có thể định vị chính xác các vùng bị khuyết tật thay vì phân loại toàn bộ bề mặt. Điều này có thể cung cấp khả năng phân loại các khuyết tật và nghiên cứu sâu hơn về đặc điểm của các khuyết tật.

- Các phương pháp tiếp cận dựa trên thống kê, quang phổ và mô hình cho các kết quả khác nhau và do đó việc kết hợp các phương pháp tiếp cận có thể cho kết quả tốt hơn so với từng phương pháp riêng lẻ và được đề xuất cho nghiên cứu trong tương lai, cũng cần có một số bộ dữ liệu tiêu chuẩn để thực hiện phân tích so sánh. ♦

Ngày nhận bài: 10/02/2024

Ngày phản biện: 19/3/2024

Tài liệu tham khảo:

- [1]. Chin R. T. and Harlow C. A (1982), *IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell*, 4(6), 557-573.
- [2]. Smith M. L and Stamp R. J (2000), *Computer Ind*, 43, 73-82.
- [3]. Chin R.T (1987), *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 41(3), 346-381.
- [4]. Yang X. Pang G, and Yung N (2005), *IEE Proceedings Vision, Image Processing*, 152(6), 715-723.
- [5]. Ngan H.Y.T and Pang G.K.H (2009), *IEEE Trans on Automation Science and Engineering*, 6(1).
- [6]. Sengottuvelan P, Wahi A and Shanmugam (2008), *Research Journal of Applied Sciences*, 3(1) pp 26-31.
- [7]. Srinivasan K, Dastor P. H, Radhakrishnaihan P, and Jayaraman S(1992), *J text Inst*, vol. 83, no 3, pp. 431-447.
- [8]. Nickolay B. N and Schmalfub H (1993), *Mellind Textilberichte*, vol. 73, 33-37.
- [9]. Harlick R (1979), *Proceedings of IEEE*, 67(5), 786-804.
- [10]. Wechsler H (1980), *Signal processing*, 2271-282.
- [11]. Van Gool L, Dewaele P, and Oosterlinck (1985), *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 29, 336-357.
- [12]. Vilnrotter F, Nevatia R, and Price K (1986), *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 8,76-89.
- [13]. Reed T and Buf J (1993), *Computer Vision, Image Processing and Graphics*, 57(3), 359-372.
- [14]. Kumar A (Jan-2008), *IEEE Trans. of Industrial Electronics*, 55(1).
- [15]. Tuceryan M and Jain A (1998), *In Handbook of Pattern recognition and computer vision*, 235-276.
- [16]. F. Vilnrotter, R Nevatia, and K Price (1986), *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 8:76-89.
- [17]. Wechsler H (1980), *Signal Processing*, 2,271-282.
- [18]. Azencott R, Wang J-P, and Younes L (1997), *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 19,148-153.
- [19]. Daugman J. G (1985), *Journal of the Optical Society of America*, 2, 1160-1169.
- [20]. Clark M and Bovik A. C, (1987), *Pattern Recognition Letters*, 6, 261-267.
- [21]. Mallat S. G, (1989), *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 11, 674-693.
- [22]. Li S (2001), *Markov Random Filed Modeling in Image Analysis*.
- [23]. Cohen F, Fan Z, and Attali S (1991), *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 13(8) 803-809.
- [24]. Baykut A, Atalay A, Ercil A, and G'uler M (2000), *Real-Time Imaging*, 6, 17-27.
- [25]. Ozdemir S, Baykut A, Meylani R, Ercil A, and Ert'uz'un A (1998), *International Conference on Pattern Recognition*, 1738-1740.
- [26]. Brzaković D.P, Bakić P. R, Vuiovic N. S, and Sari-Sarraf H (1997), *Proc IEEE Intl Conf Robotics and Automation*, 1-8.
- [27]. Brzaković D. P, Bakić P. R, and Liakopoulos A (1995), *Proc SPIE*, 2597. 60-69.
- [28]. Campbell J. G, Fraley C, Murtagh F, and Raftery A. E (1996), *Technical Report No 314*, Dept of Statistics, University of Washington, Seattle, 1-15.
- [29]. Ozdemir S, Baykut A, Meylani R, Ercil A, and Ert'uz'un A (1998), *International Conference on Pattern Recognition*, 1738-1740.
- [30]. Bodnarova A, Bennamoun M, and Latham S. J (2002), *Pattern Recognition*, 35, 2973-2991.
- [31]. Lee, Tin-Chi (2004), *Fabric defect detection by wavelet transform and neural network*, University of Hong Kong.
- [32]. Randen T and Husoy J. H (1999), *IEEE Trans PAMI*, 21 (4), 291-310.
- [33]. Randen T, Husoy J (1994), *Optical Engineering*, 33 (8), 2617-2625.
- [34]. Chien-Chang Chen, Chaur-Chin Chen (1999), *Pattern Recognition Letters*, 20, 783-790.
- [35]. Chetverikov D and Henbury A (2002), *Pattern Recognition*, 35, 2165-2180.