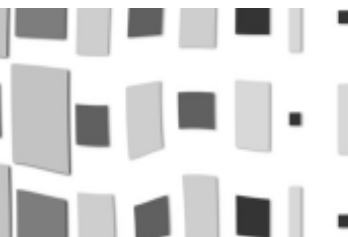


Reconocimiento de patrones orientados con morfo-varianza en estructuras de tejidos

Adalberto Gabriel Díaz Torres

Doctor en Telecomunicaciones de la Universidad Politécnica de Valencia.
Se desempeña como profesor e investigador del Departamento
de Ingeniería de Producción de la Universidad EAFIT
gdiaz@eafit.edu.co



Recepción: 15 de septiembre de 2003 | Aceptación: 15 de diciembre de 2003

Resumen

Un proceso de reconocimiento de patrones, permite identificar las diferentes situaciones del recorrido de los hilos en una imagen de tejido, para lo cual se ha propuesto una operación de morfo-varianza. Con esta operación se genera una imagen en la cual los píxeles brillantes muestran la densidad y distribución de una estructura periódica de situaciones de los hilos reconocidas en el tejido, reflejándose la existencia de posibles fallos en el entramado del mismo.

La clasificación final se hace por un análisis de las características de distribución espacial y su reducción, por medio de un análisis de distribución de frecuencias, por semejanza con el patrón del tejido por medio de sistemas de clasificación con algoritmos de redes neuronales artificiales.

El método de morfo-varianza es un procedimiento alternativo de reconocimiento de patrones orientados en un mismo sentido, los cuales están definidos en un vector o matriz de características morfológicas. Se trata en este caso del levantamiento en niveles de grises de imágenes, donde el proceso de clasificación está determinado por la similitud morfológica con el kernel patrón.

Palabras Claves

Morfología
Reconocimiento de patrones
Procesamiento digital de imágenes
Análisis de texturas
Estructuras de tejidos

Recognition of morphological-variation oriented patterns in textile structures

Abstract

A pattern recognition process, allows the identification of the different issues of the threads in the image of a textile piece. For this purpose, a morphological-variation operation has been defined. This operation generates an image in which the bright pixels show the density and distribution of a periodical structure of related to threads in the textile piece, showing the existence of possible defects in the textile piece.

The final classification is done through an analysis of the space distribution characteristics and its decrease, by means of a frequency distribution analysis, by finding the similarity with the original pattern through classification systems using algorithms of artificial neural networks.

The morphological-variance method is an alternative procedure for recognition of patterns oriented in the same direction, which are defined in a vector or matrix of morphological characteristics. In this case, lifting in gray-level images, where the classification process is determined by the morphological similarity with kernel pattern.

Key Words

Morphology
Pattern recognition
Digital image processing
Textures analysis
Weave structures

Introducción



La morfología de una imagen definida en los niveles de grises permite la existencia de patrones de texturas distribuidos en toda su extensión. Una alternativa del reconocimiento de patrones se presenta utilizando operadores morfológicos no planos, los cuales operan sobre características morfológicas definidas en niveles de gris, donde una situación en la estructura de la textura es un área que corresponde a la definición de un patrón conservando características de variabilidad y semejanza, debido a que las superficies de niveles de grises presentan características de no ser estrictamente uniformes. De ahí que el proceso de reconocimiento de estas situaciones deba ser tolerante en cierto grado a la variabilidad de las situaciones que se presenten dentro de la región de clasificación.

1. Algoritmo de morfo-varianza

Concibiendo que la textura de una imagen corresponda a la regularidad de la distribución de un patrón

en niveles de grises, esta descripción se visualiza por métodos estadísticos, estructurales y espectrales (González, 1996). En la Figura 1, se observa una imagen con la textura correspondiente a la estructura de un tejido. En la Figura 2, se muestra un corte transversal longitudinal en una sección cualquiera de la imagen estructural. Se observa que la estructura del tejido corresponde a un patrón definido en niveles de grises, el cual se repite regularmente en toda la extensión de la imagen.

El proceso de reconocimiento de patrones, consiste en identificarlos y así extraer la rejilla de distribución de estos (Goldberg, 1989), para lo cual se requiere de un sistema clasificador de características definidas de acuerdo a la distribución morfológica del levantamiento en los niveles de grises de los píxeles (p) de una zona de la imagen P_k^m (1-1), correspondiente al prototipo m -ésimo, en una distribución cartesiana (x, y), las cuales definen la región de clasificación dentro de una clase w_j definida en un espacio n -dimensional, asociado de niveles de gris, tal que la expresión (1-2), define el conjunto de j clases clasificatorias.

$$P_k^m = \begin{bmatrix} \rho_{k1,1}^m & \dots & \rho_{k1,s}^m \\ \rho_{k2,1}^m & \dots & \rho_{k2,s}^m \\ \vdots & & \vdots \\ \rho_{kp,1}^m & \dots & \rho_{kp,s}^m \end{bmatrix} \quad \begin{array}{l} k = 1, 2, \dots, j \\ m = 1, 2, \dots, N_k \end{array} \quad (1-1)$$

$$\Omega = \{w_1, w_2, \dots, w_j\} \quad w_j, \quad j = 1, 2, \dots, j \quad (1-2)$$

Figura 1. Imagen estructural del tejido

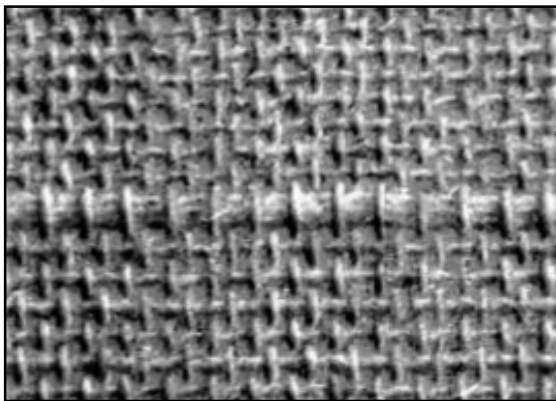
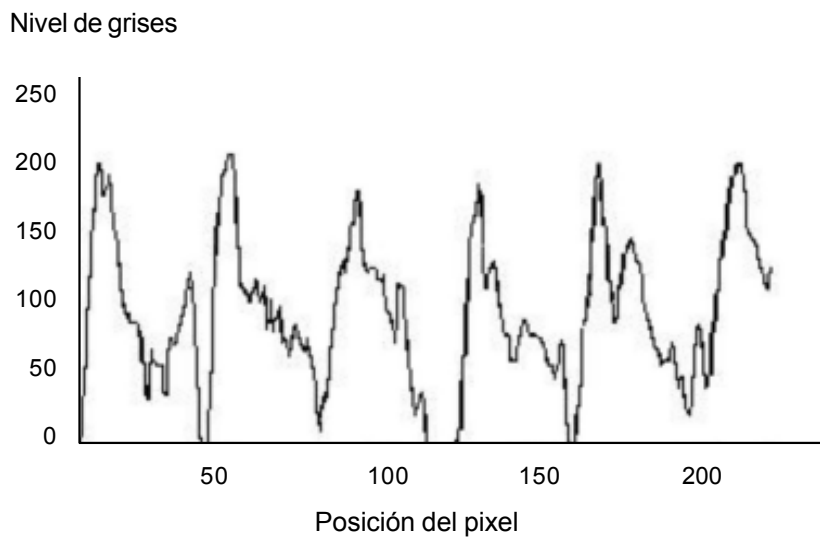


Figura 2. Corte de perfil



Además se tiene una clase de rechazo w_0 , donde se ubican los patrones que no tienen la certeza de ser aceptados.

$$\Omega^* = \{w_1, w_2, \dots, w_j, w_0\} \quad (1-3)$$

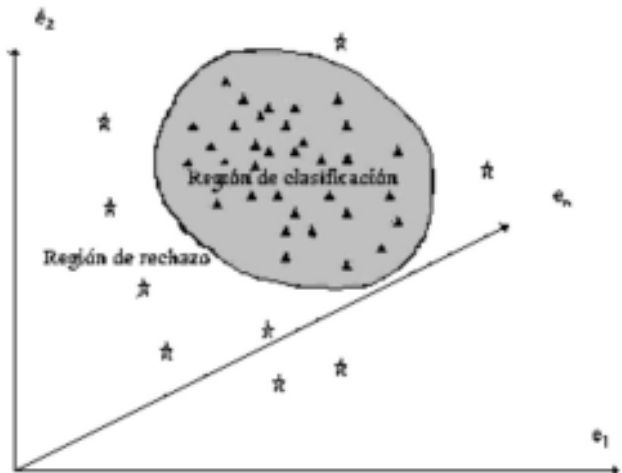
Considerando que la forma y tamaño de los patrones es variable de una referencia a otra, debido al cambio de características o tamaño del patrón, el sistema clasificador también será modificado, bien sea en las coordenadas de las características que lo definen, o en la tolerancia de la región de clasificación; para lo cual, el clasificador $k: P \rightarrow \Omega^*$ definido sobre los patrones K (kernels), tal que todo $K, k(P) \in \Omega^*$, los cuales también deben ser adaptables y flexibles de acuerdo a la variabilidad de referencias de los patrones en diferentes imágenes.

La región de clasificación está situada alrededor de un punto que define las características del patrón en el espacio n-dimensional, señalado por las coordenadas de las características (píxeles) del kernel clasificador. En este caso, la ubicación de esta región flotará flexiblemente de acuerdo a los niveles de grises, donde la superficie del contorno de la región de clasificación segmenta alrededor de este punto dentro de la frontera de clasificación, de acuerdo a la tolerancia aceptada para clasificar dentro de ella un vector de características de un patrón dado. Una alternativa de definición de esta región, es considerar una desviación promedio del punto dentro de unos parámetros limitados.

Al recorrer la imagen estructural del tejido, con una ventana del tamaño de un kernel, se encuentra que las características que se definen en el espacio n-dimensional correspondientes a un patrón, se distribuyen en el espacio formando una nube de puntos, Figura 3, que marcan el universo de características de las posibles áreas de la imagen y que se pueden asociar a un patrón. Pero no todos los puntos distribuidos en otra zona correspondiente al tamaño de esta ventana, tienen semejanza con el patrón; con lo cual se establece una clase de rechazo.

La regla de clasificación, se apoya en el elemento clasificador (Kernel) para realizar la operación de morfo-varianza. El algoritmo de morfo-varianza, se

Figura 3. Región de características - espacio n-dimensional



aplica al considerar que un grupo de estos puntos de características se asocia a un patrón reconocido, para lo cual se establece un método que permita definir la región en el hiper-espacio n-dimensional que encierra la superficie de clasificación. Éste se apoya entonces en la hipótesis de valoración de similitud o dispersión de dos poblaciones de píxeles correspondientes entre el kernel y la porción respectiva de la imagen. La similitud se hace por resta entre píxeles correspondientes, en cada posición del kernel, tal que cada píxel tendrá un valor resta:

$$Pixel_{x,y} = Pixel(I_{x,y}) - Pixel(K_{x,y}) \quad (1-4)$$

La población de píxeles resta, indican el grado de similitud entre el kernel y la imagen en esta zona correspondiente. Al ser idénticos la tendencia de los píxeles resta es a cero, la cual se medirá calculado la varianza de este conjunto, según la siguiente expresión:

$$S^2 = \frac{n \sum_{i=1}^n Pixel_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n Pixel_i \right)^2}{n(n-1)} \quad (1-5)$$

El $Pixel_i$ es el conjunto de todos los píxeles resta obtenidos en (1-4).

Al valor de varianza S^2 , se le asigna a un píxel de información morfológica en una nueva imagen de varianzas. Considerando un sistema simétrico, el píxel

que corresponda al resultado, será el píxel central del área de la posición del kernel correspondiente en la imagen de varianzas. Los bordes y las esquinas de la imagen tienen un tratamiento especial, realizando el cálculo de varianza sólo sobre el área que el kernel superpone.

Experimentalmente se ha observado que al recorrer, con esta operación la imagen de textura, como la imagen estructural de la Figura 1, se tiene una imagen de morfo-varianzas, como se muestra en la Figura 4.

El concepto de reconocimiento de patrones en niveles de grises con este método, se da en la medición de distancias de las características de clasificación respecto a unas características de un patrón ideal, el cual muestra su similitud con el valor de su varianza. En el proceso de recorrido del kernel de exploración en la imagen, se encuentran puntos de mayor identidad, pero en el recorrido del espacio que los separa, la identidad con el patrón se aleja. El desplazamiento del patrón en la imagen asemeja un recorrido en el espacio n-dimensional que traza una curva (roseta) correspondiente a la variación de las características en la región, como se muestra en la Figura 5. El Kernel clasificador se desplaza con diferentes magnitudes de acercamiento hacia el punto de características del patrón. Es necesario entonces definir una **superficie de clasificación** que envuelva al patrón y decida cuales son los píxeles óptimos que se deben clasificar, para lo cual hay que definir un parámetro en dB permitido para que la superficie de clasificación contraste con el patrón.

El espacio de clasificación será la vecindad alrededor de este punto, correspondiente al punto del kernel óptimo. En la imagen de exploración Figura 6, se confirma el concepto de morfo-varianza, donde las zonas que presentan mayor identidad generan picos más altos que en su vecindad. Para este caso se considera como los más óptimos, aquellos que han logrado la mayor altura sobre un umbral de referencia, es decir los que han sido capaces de penetrar la atmósfera de la región de clasificación.

El mejor punto en cada aproximación corresponderá exactamente al píxel más alto, el cual es visto como un píxel máximo regional.

Figura 4. Exploración de reconocimiento con morfo-varianza

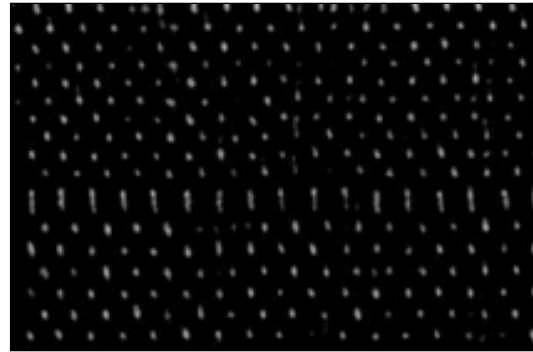


Figura 5. Concepto reconocimiento con morfo-varianza

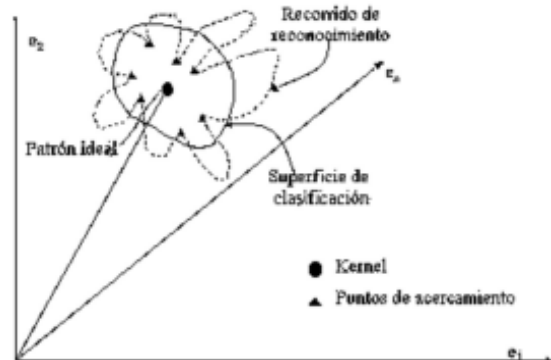
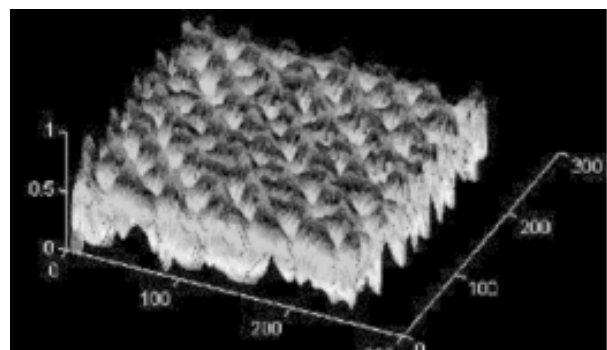


Figura 6. Visión del recorrido de morfo-varianza

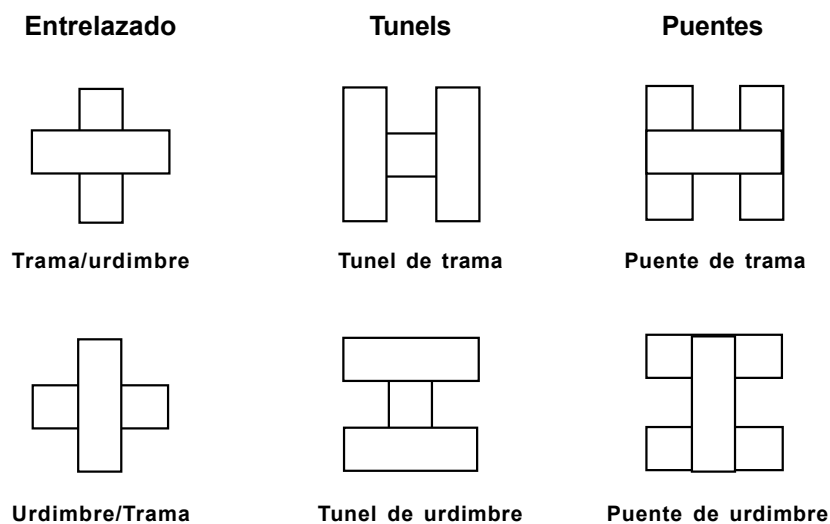


El problema inicial es identificar el kernel que corresponde a un mejor patrón, es decir cuantificar las características ideales. Este es un problema de optimización, se dispone de varias técnicas de sintonización. En este caso se ha optado y utilizado una técnicas basadas en algoritmos genéticos (Goldberg, 1989) para la selección y mejora del kernel patrón. El procedimiento consiste en tomar una población de posibles kernels (padres) con los cuales se realizan operaciones genéticas iterativas de reproducción, mutación y cruce y con un procedimiento de evaluación de desempeño, se califica cada miembro en cada generación, el resultado es convergente hacia el mejor kernel que representa la muestra de desempeño.

2. Reconocimiento de las situaciones de los hilos en el entramado- imagen estructural

Ahora se trata de hacer un reconocimiento de las situaciones de los hilos, como se muestra en la Figura 7, sobre las imágenes estructurales del tejido que se presentan, de tal forma que pueda tener una representación del estado de distribución del entrelazado.

Figura 7. Situaciones de los hilos de trama y urdimbre en un tejido plano



Cada una de estas situaciones es visible en las imágenes estructurales del tejido y por consiguiente se trata de reconocerlas en las superficies del tejido. Basta solamente con identificar y extraer el respectivo kernel patrón para cada una de ellas y aplicar el algoritmo de morfo-varianza y su detección de máximos regionales.

3. Validación de morfo-varianza

Experimentalmente, el reconocimiento de la situación, trama sobre urdimbre (T/U) sobre un trozo de tejido como en la Figura 1, se puede apreciar perfectamente en la imagen de la Figura 8, la cual tiene una distribución regular de píxeles, relacionados con las situaciones de los hilos reconocidas correspondiente a la distribución real en su tejido, aunque naturalmente el sistema es estocástico y por consiguiente se presentan píxeles erróneamente reconocidos, los cuales aparecen aleatoriamente en cualquier zona de la imagen.

Figura 8. Distribución de situaciones reconocidas T/U

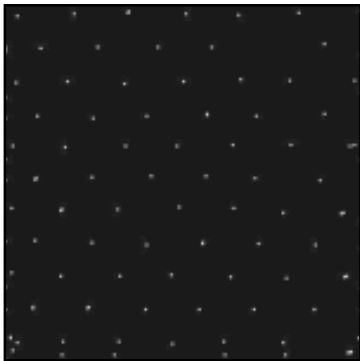


Figura 9. Situaciones Reconocidas en urdimbre

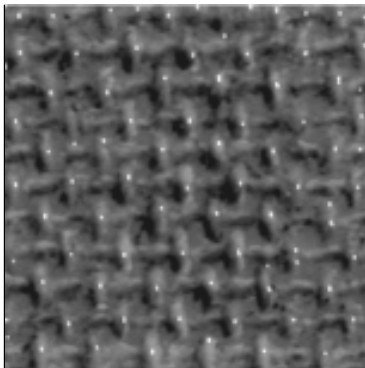
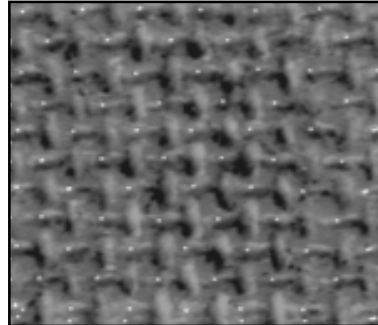


Figura 10. Situaciones reconocidas en trama



En la Figura 9, se observa el reconocimiento de T/U trama sobre urdimbre y en la Figura 10, se observa el reconocimiento de U/T urdimbre sobre trama. Se aprecia que este método tiene validez como alternativa de reconocimiento de patrones.

4. Robustez

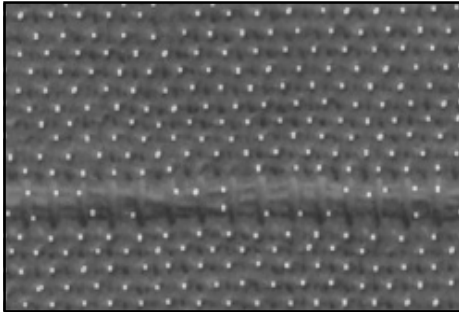
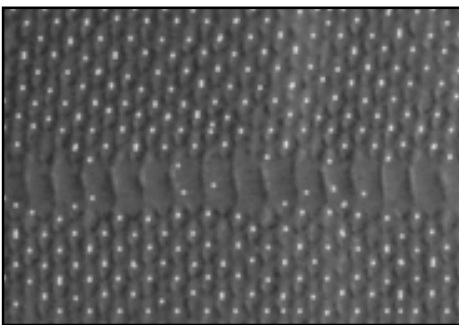
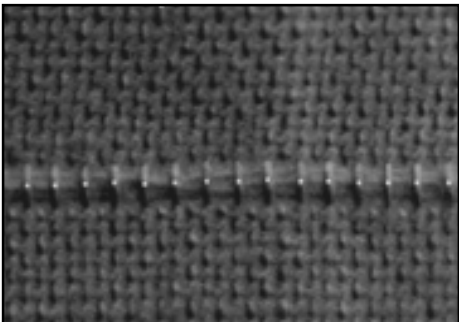
Se puede apreciar que algunos pocos puntos de las situaciones reconocidas en la imagen no coinciden exactamente con la distribución de los puntos del patrón del tejido. La robustez del sistema está definida por:

- La calidad del sistema de adquisición de imágenes, como su contraste, brillo, resolución
- La homogeneidad del tejido
- El tipo de tejido, definido en su patrón
- El tipo de hilo, homogeneidad, el grado de torsión del hilo, cardado

Se puede resumir que la robustez está asociada a la calidad del kernel seleccionado para la operación de morfo-varianza esperando que éste tenga un amplio cubrimiento del espectro de situaciones posibles, la cual disminuye con la regularidad de la textura del tejido.

4.1 Imágenes de reconocimiento considerado aceptado

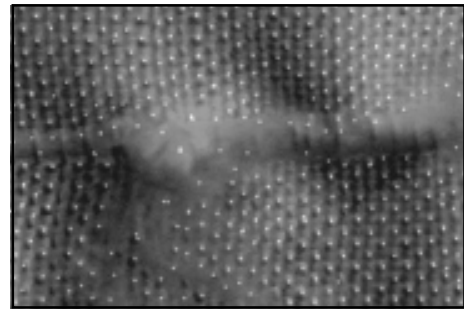
En la Figura 11, se aprecia el reconocimiento de situaciones T/U en un tejido con un fallo de cordón. También en la Figura 12, se tiene el reconocimiento de las situaciones de U/T. En la Figura 13, se puede apreciar con mucha claridad, el reconocimiento de situaciones que definen un fallo de cordón.

Figura 11. Situaciones T/U**Figura 12.** Situaciones U/T**Figura 13.** Situaciones de fallo del cordón sobre una imagen compuesta

Se puede apreciar que el sistema de reconocimiento es muy acertado dentro unas características limitantes de calidad de la imagen, sistema óptico iluminación, como también el mismo diseño del tejido

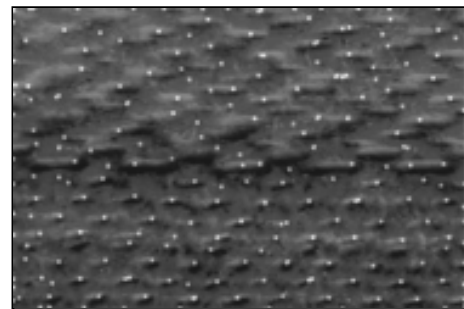
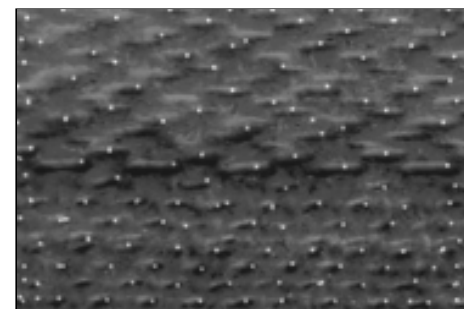
4.1.1 Imágenes de reconocimiento ambiguo

El kernel de morfo-varianza, encuentra identidad probable con otras situaciones que confunden el sistema, por lo cual en la imagen de situaciones reconocidas aparecen detectadas situaciones inesperadas, como se muestra en la Figura 14, ante un fallo Crespo.

Figura 14. Situaciones de fallo de crespo en la imagen compuesta

4.1.2 Imágenes con cambio de patrón

En ciertas referencias de tejidos, se presentan cambios estructurales del patrón y el reconocimiento depende del prototipo que se escoja. En la Figura 15, se ha tomado un kernel pequeño correspondiente a tejido normal en la parte inferior de la imagen, en la Figura 16 se ha tomado un kernel grande correspondiente a la parte superior de la imagen.

Figura 15. Cambio de patrón de tejido: patrón pequeño de trama**Figura 16.** Cambio de patrón de tejido: patrón grande de trama

4.1.3 Brillo y contraste

En términos de brillo y de contraste de las imágenes estructurales del tejido, se aprecia en la Figura 17, una imagen con un contraste mal distribuido. El proceso de morfo-varianza Figura 18, presenta zonas de variado acercamiento al punto del patrón, por lo cual se dan variaciones normales, de aciertos y errores Figura 19.

Figura 17. Influencia del contraste: imagen normal

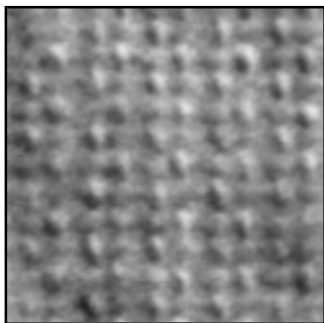


Figura 18. Influencia del contraste: resultado de morfo-varianza normal

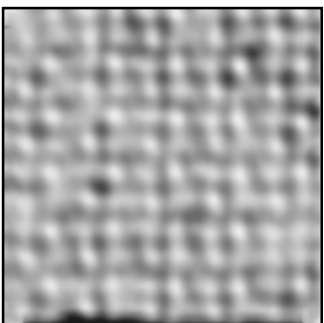
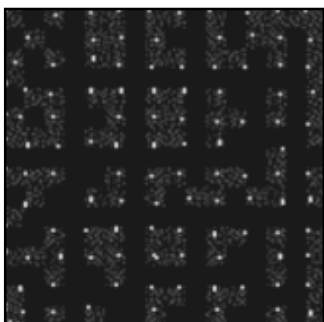


Figura 19. Influencia del contraste: Imagen de situaciones reconocidas



Al realizar operaciones de aumento del contraste sobre Figura 17, se observa en la Figura 20, que es más fácil el proceso de reconocimiento, como se llega en la Figura 22. Esto se explica porque, el proceso de contrastar una imagen, ayuda a separar o alejar las regiones de clasificación y rechazo, Figura 21, siendo mejor vista la superficie discriminante de las dos regiones.

Figura 20. Influencia de mayor contraste: imagen contrastada

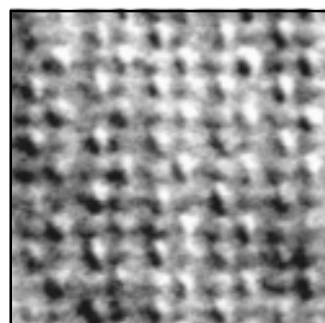


Figura 21. Influencia de mayor contraste: resultado de morfo-varianza normal

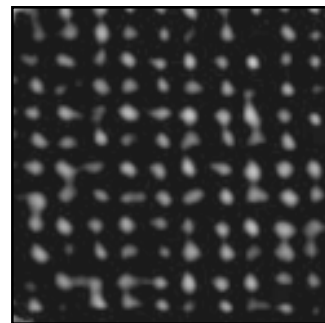
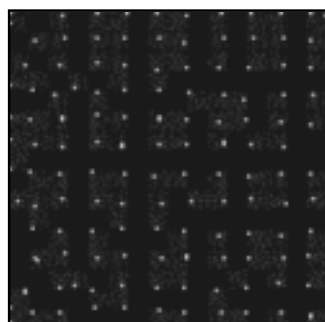


Figura 22. Influencia de mayor contraste: Imagen de situaciones reconocidas



En la Figura 23, se puede apreciar una imagen con una variación del brillo. La imagen de morfo-varianzas Figura 24, presenta una variación de contraste relacionada con el nivel de brillo. Las situaciones reconocidas Figura 25, son más fácilmente detectables en la zona donde se presentó un brillo medio.

Figura 23. Influencia del brillo: imagen normal

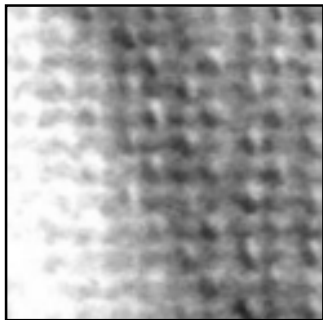


Figura 24. Influencia del brillo: resultado de morfo-varianza normal

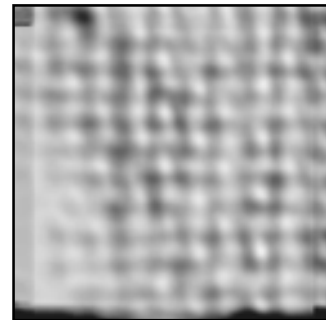
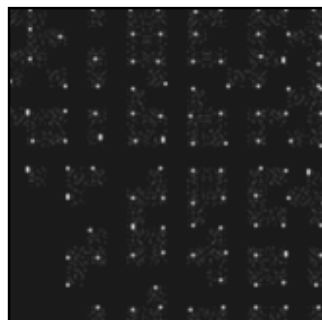


Figura 25. Influencia del brillo: Imagen de situaciones reconocidas



Conclusiones

Se puede concluir que el algoritmo de morfo-varianza permite reconocer y obtener la estructura de la distribución de las diferentes situaciones en imágenes de texturas con patrones orientados.

La aplicación de este algoritmo permite en los procesos de tejidos levantar las estructuras de hilos como parte fundamental en el proceso de entramado del tejido.

Este algoritmo permitirá abrir puertas para continuar con el proceso de identificación de fallos y su oportuna corrección.

Bibliografía

- Amet A. L., Ertuzun A., Ercil A.(1998). "Subband Domain Co-occurrence Matrices for Texture Defect Detection <<http://www.bupam.boun.edu.tr/publication/98/subband.htm>>". Submitted to Image and Vision Computing Journal.
- Bahners, T. Ringens, W, Schollmeyer, E.(1997). "On-Line Inspection of Textile Geometries". SPIE. Vol. 2088.
- Bailey T. and Gatrell A.(1995). "Interactive spatial data analysis". Longman: Harlow.
- Baykut A., Meylani R., Ozdemir S., Erçil A. and Ertüzün A.(1997). "A Study on the Texture Analysis Algorithms in the Context of Defect Detection of Textile Products". Proceedings SIU 97 (5th National Signal Processing and Applications Conference). Kúpadasý, Turkey. pp. 557-563.
- Cortijo, F. J. (s.f.). "Reconocimiento de Patrones y Análisis de Imágenes". <<http://decsai.ugr.es/~cb>>.
- Chetverikov, Dmitry. (1995). "Pattern Orientation and Texture Symmetry". Computer Analysis of Images and Patterns. Springer lecture notes in Computer Science vol. 970. pp. 222-229.
- Chetverikov, Dmitry. (1996). "Structural Filtering with texture Feature Based Iteration Maps: Fast Algorithm and Applications". Proc. 13th ICPR. Vienna. Vol. 11. pp. 795-799.
- Darrell R., Hougen, Narendra Ahuja <<http://sunsite.informatik.rwth-aachen.de/dblp/db/indices/a-tree/a/Ahuja:Narendra.html>>. (1996). "Shape from Appearance: A Statistical Approach to Surface Shape Estimation". ECCV (1) <<http://sunsite.informatik.rwth-aachen.de/dblp/db/conf/eccv/eccv1996-1.html>>. pp.127-136.
- Díaz, Adalberto G. (2001). "Vision 3-D with Images 2D, by Mediate the Analysis of Shades for the Illumination Angle with the Surface". Proc. SPIE. Vol. 4419. p. 242.
- Díaz, Adalberto G. (2001). "Extracción de características de entramados de hilos para la clasificación de patrones de fallos de texturas en tejidos planos". Congreso internacional en Inteligencia Computacional, Universidad Nacional de Colombia.
- Díaz, Adalberto G. (2001). "Inspección de Calidad por medio de Procesamiento de Imágenes". Congreso de Ingeniería de Producción, Universidad EAFIT.
- Díaz, Adalberto G. (2003). "Visión 3-D de rugosidades en superficies, bajo el principio de imágenes de sombras, en Aplicación Textil". En: Revista Universidad EAFIT. No 130. pp. 53-63.
- Dougherty, Edward R. (1992). "Mathematical Morphology in image Processing". Rochester Institute of Technology, N.Y., 1992. pp. 446-481.
- Goldberg D. (1989). "Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning". Reading, Mass. Addison Wesley Pub. pp. 2-25.
- González, Rafael C.; Woods Richard E.(1996). "Tratamiento digital de imágenes". Addison-Wesley.
- Hepplewhite, L.; Stonhan, T. (1996). "Texture Classification Using N-Tuple Pattern Recognition". Proceedings of ICPR'96.
- Hung, D.; Whang, C.; Cheng, H. (1996) "A New Model for Representing and Retrieving Structural Patterns". In: 5th International Conference on Intelligent Systems Proceeding. 98 p.

Cheng, H. (1995). "Don't Forget Traditional Media" American Society of Training and Development (ASTD) Newsletter, Winter 1995.

Jain, Anil K.; Duin R.P.W.; Kasturi, R. (2000). "Statistical Pattern Recognition: A Review". En: IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. Vol. 22. No 1.

Jiang, Caxia; Ward, Matthew O. (1992). "Shadow Identification". Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.

Jitendra Malik, Serge Belongie, Thomas Leung and Jianbo Shi (2000). "Contour and Texture Analysis for Image Segmentation In Perceptual Organization for Artificial Vision Systems". K.L. Boyer and S. Sarkar, editors. Kluwer Academic Publishers.

Karayiannis, Y.A; Stojanovic, R.; Mitropoulos, P.; Koulamas, C.; Stouraitis, T.; Koubias, S.; Papadopoulos, G. (1999). "Defect detection and classification on web textile fabric using multiresolution decomposition and neural networks" ICECS'99. Proceedings of ICES'99. 6th IEEE International conference on electronics, Circuits and Systems.

Konik, H.; Laget, B. Redortier, B.; Calonnier, M. (1996). "Automatic vision system for an objective cotation of textile surfaces". Proc. SPIE. Machine Vision Applications in Industrial Inspection IV. Vol. 2665.

Malik J., Belongie S., Shi J., and Leung T. (1999). "Textons, Contours and Regions: Cue Combination in Image Segmentation"; *International Conference on Computer Vision*, September 1999.

Maragos, P. (1989). "Pattern spectrum and multiscale shape representation". En: IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. Vol. 11. No. 7. pp. 701-716.

Millán, M.S.; Escofet, J.; Abril, Héctor C.; Navarro, R. (1999). "Automatic quality control of textile webs by image processing". En: SPIE. Vol. 3572.

Mirmehdi <<http://www.cs.bris.ac.uk/~majid/>>, M; Marik, R; Petrou, M; and Kittler, J. (1996). "Iterative Morphology for Fault Detection in Stochastic Textures <<http://www.cs.bris.ac.uk/Tools/Reports/Abstracts/mirmehdi-mmpk-el96.html>>". En: IEE Electronic Letters. Vol. 32(5). pp.443-444.

Mitropulos, P.; Koulamas, C.; Stojnovic, R.; Koubias, S; Papadopoulos, G; Karayannis, G (1999). "Real-Time Vision for Defect Detection and neural classification of web Textile Fabric". IS & T/SPIE. Conference on Machine Vision Applications in Industrial Inspection VII. San José de California. SPIE Vol. 3652. 1999.

Murino, Vittorio. (1998). "Structured Neural Networks for Pattern Recognition". En: IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics- Part B: Cybernetics. Vol 28. No 4.

Ngan, Phillip M.; Coombs, Bernard D. "Segmentation of Intensity Basins Gray- Scale Images". Computers and Biomedical Research. 27. pp. 39-44.

Özdemir, S; Baykut, A; Meylani, R; Erçil, A and Ertüzün, A. (1998). "Comparative Evaluation of Texture Analysis Algorithms for Defect Inspection of Textile Products". Proceedings ICPR 98 (International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition). Aug. 14-17. Brisbane, Australia. pp. 1738-1740.

Serra, Jean. (1982). "Image Analysis and Mathematical Morphology". Vol.1. Academic Pres. 1982.

Serra, Jean. (1988). "Image Analysis and Mathematical Morphology". V.2 Theoretical Advances, Academic Pres. pp. 141-157.

Simon, Juan M.; Echarri, Rodolfo M. (2001). "Recognition of similar shapes". En: SPIE. Vol. 4419.

Stojnovic, R.; Mitropulos, P; Koulamas, S; Koubias, S; Papadopoulos, G; Karayanis, G. "Automated detection and neural classification of local defects in textile Web". En: Image Processing and its Applications, Conference Publication N0 465. IEE 1999.

Syeda-Mahmood, T.F. (1999). "Detecting Perceptually Salient Texture Regions in Images". Computer Vision and Image Understanding. Vol. 76. No 1. October. pp. 93-108.

Tuzikov A., Soille P., Jeulin D., Bruneel H., Vermeulen P. (1992). "Extraction of grid patterns on stamped metal sheets using mathematical morphology". Proc. of 11 th International Conference on Pattern Recognition. The Hague, August 30 - September 3. Vol.1. Conference: Computer vision and Application, IEEE Computer Society Press. pp. 425-428.

Zalesny A., Ferrari V., Caenen G., Auf der Maur D., Van Gool L. (2002). "Composite Texture Descriptions". Lecture Notes on Computer Science - 2352. Proceedings of the European Conference on Computer Vision. A. Heyden, ed. Vol. 3. pp. 180-194.