

RECYCLED PAPER QUALITY ASSESSMENT BY TEXTURE DESCRIPTORS**EVALUACIÓN DE LA CALIDAD DEL PAPEL RECICLADO POR
DESCRIPTORES DE TEXTURAS****PhD. José Orlando Maldonado Bautista*, PhD. Manuel Graña Romay*******Universidad de Pamplona.**

Facultad de Ingenierías y Arquitectura. Grupo de Investigación CICOM.

Tel.: +(57) (7) 568 5303, Fax: +(57) (7) 568 5303, Ext. 144.

E-mail: orlmaldonado@gmail.com

**** Universidad del País Vasco.**

Facultad de Informática. Grupo de Inteligencia Computacional.

Tel.: +(34) 943 01 8044, Fax: +(34) 943 01 5590.

E-mail: manuel.grana@ehu.es

Abstract: In the process of quality inspection of recycled paper, a defect is sometimes seen in the appearance of ripples in the paper sheets on a macroscopic scale, which can take some time after manufacture. He has called this phenomenon bumpiness. This paper is scanned the detection and measurement of this phenomenon using image processing techniques specifically texture analysis and pattern recognition, so that a diagnosis can be made on the place of production.

Keywords: Texture analysis, Paper quality, Pattern recognition.

Resumen: En el proceso de inspección de calidad del papel reciclado, un defecto que se aprecia ocasionalmente es la aparición de ondulaciones en las hojas de papel a escala macroscópica, lo cual puede surgir algún tiempo después de su fabricación. Se ha denominado a dicho fenómeno abollado. En este trabajo se explora la detección y medida de dicho fenómeno mediante técnicas de tratamiento de imágenes, específicamente análisis de texturas combinadas con métodos de reconocimiento de patrones.

Palabras clave: Análisis de texturas, calidad del papel, reconocimiento de patrones.

1. INTRODUCCIÓN

En la producción del papel reciclado la gran variabilidad de las materias primas produce una gran variabilidad de la calidad del producto final. Las inhomogeneidades en la distribución de las fibras a nivel microscópico pueden ser la causa de la aparición de ondulaciones y protuberancias de diversos tamaños y formas a nivel macroscópico en la superficie de papel. Al hablar de nivel macroscópico se hace referencia a una escala espacial del orden de los centímetros. Se ha denominado a este defecto abollado.

La figura 1 muestra tres muestras de papel con dichas características, las cuales han sido realizadas para mejorar su contraste. Es deseable contar con una herramienta de diagnóstico de la calidad del papel basada en las características a nivel macroscópico, para poder establecer un modelo predictivo que permita relacionar el índice de calidad del papel y la materia prima usada y otros factores fijados en el momento de la producción. Para poder realizar esta medida de forma no invasiva y no destructiva, las técnicas más apropiadas son las de visión por computador y reconocimiento de patrones.

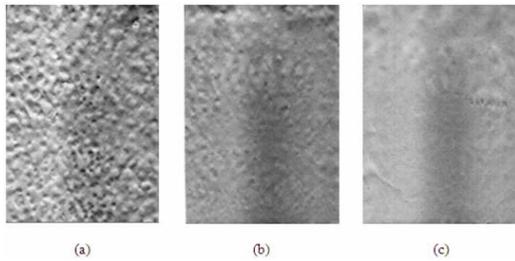


Fig. 1: imágenes de papel reciclado con abollado.
Las imágenes han sido preprocesadas para
mejorar el contraste

La industria de la Pulpa y Papel, así como la industria de Impresión, han establecido una serie de estándares de calidad, junto con sus procesos de medición. ISO (*International Organization for Standardization*) y TAPPI (*Technical Association of the Pulp and Paper Industry*) son las organizaciones de estandarización más reconocidas por la industria. Han definido estándares para diversas características del papel. Ninguna de estas medidas guarda relación con el defecto de que trata esta investigación. Por lo tanto en el desarrollo de este proyecto se definir todo fue necesario definir todo relacionado con el cálculo del índice de abollado. En la literatura se han encontrado ejemplos como en (Sadonikov, 2005; Calderon-Martinez, 2003 y Considine, 2005) en los cuales se han aplicado las técnicas de visión por ordenador para detección de defectos en el papel. Otros ejemplos de aplicaciones de inspección de calidad basados en técnicas de visión y análisis de texturas en la industria textil se pueden encontrar en (Sari-Sarraf, 1999; Concia, 1999; Ahmed, 2004 y Henry, 2005) entre muchos otros. Trabajos con ciertas similitudes, pero aplicados a otros productos se pueden consultar en (Martinez-Alajarin, 2005) donde se plantea la clasificación de losas de mármol. También para la detección de defectos en superficies de madera se puede revisar a (Funck, 2003). Todas estas aplicaciones se desarrollan bajo condiciones y con objetivos diferentes al problema del cual se trata este documento.

Al tratar de plantear el problema de caracterización del abollado de las hojas de papel reciclado mediante clasificación de imágenes en texturas, se han encontrado las siguientes dificultades: La definición de clases no es trivial y no se tiene información de partida. La asignación de las muestras de imágenes dentro de las clases no está dada y no parece trivial. Hay una alta variabilidad en las características de las texturas en las imágenes que podrían pertenecer a una misma clase y hay una falta de concordancia entre los expertos humanos cuando realizan el etiquetado.

En consecuencia el mayor obstáculo hallado en el diseño de un sistema de inspección basado en la medida del abollado es la inexistencia de la propia definición cualitativa y/o cuantitativa del abollado. La definición cualitativa consistiría en la definición de un conjunto de clases de abollado sobre las que estuvieran de acuerdo los expertos humanos. La definición cuantitativa consistiría en un índice numérico que evalúe el grado de abollado sobre cuyos valores existiría una alta concordancia entre los expertos humanos. Por lo tanto el primer paso es concretar cualitativa y cuantitativamente dicha definición, mediante experimentos de etiquetado manual que implica la participación de expertos.

El resto del presente artículo está organizado de la siguiente manera, la sección 2 está dedicada al diseño de los filtros de Gabor para la caracterización de texturas. La sección 3 se dedica a la definición de características de texturas basada en el análisis *wavelet*. La sección 4 se dedica a explicar los resultados de clasificación basados en las características de texturas, la sección 5 suministra algunas conclusiones y posibles trabajos futuros

2. ANÁLISIS DE TEXTURAS

En esta sección se detallan las características que se extraen de cada imagen y que van a ser usadas por los clasificadores automáticos. Se han utilizado características de textura basadas en los Bancos de Filtros de Gabor (BFG) y en la Transformada Discreta Wavelet (TWD). Conviene precisar qué a diferencia del presente trabajo, otros encontrados en la literatura están dedicados a la segmentación de regiones en la imagen usando la textura para distinguir regiones. En estos casos las características de texturas se calculan para cada píxel y su vecindario, es decir, son características locales. En este trabajo se trata de distinguir imágenes completas. Por tanto el vector de características de textura es único para toda la imagen.

2.1 Características basadas en Bancos de Filtros de Gabor

Las funciones elementares de Gabor (Gabor, 1956) tienen la propiedad de ser altamente selectivas, tanto en el dominio del espacio como en el de la frecuencia. Aunque Gabor se centro originalmente en la representación en 1D, sus principios fueron extendidos posteriormente por Daugman al dominio 2D.

Una función bidimensional de Gabor puede ser escrita como sigue:

$$g(x, y) = \left(\frac{1}{2\pi s_x s_y} \right) \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x^2}{s_x^2} + \frac{y^2}{s_y^2} \right) \right] \exp[2\pi i(Ux + Vy)] \quad (1)$$

Donde (x', y') , son las coordenadas euclídeas (x, y) rotadas en el dominio del espacio:

$$\begin{aligned} x' &= x \cos(\mathbf{q}) + y \sin(\mathbf{q}) \\ y' &= -x \sin(\mathbf{q}) + y \cos(\mathbf{q}) \end{aligned} \quad (2)$$

Por tanto, tenemos que una función de Gabor es una función Gaussiana modulada por una sinusoidal compleja. Los parámetros s_x, s_y , caracterizan la localización espacial y el ancho de banda del filtro. Seis parámetros deben ser ajustados al implementar los filtros de Gabor: $[F, \mathbf{q}, s_x, s_y, B_F, \text{ y } B_q]$. Los anchos de banda frecuencial y angular (B_F, B_q) pueden ser establecidos de acuerdo a los resultados encontrados en los estudios psicovisuales (Grigorescu et al, 2002). La frecuencia (F) y orientación (\mathbf{q}) definen la localización del centro del filtro en el espacio de Fourier. Para determinar los parámetros desconocidos se utilizan las siguientes expresiones:

$$s_x = \frac{\sqrt{\ln 2} (2^{B_F} + 1)}{\sqrt{2\pi f} (2^{B_F} - 1)} \quad (3)$$

$$s_y = \frac{\sqrt{\ln 2}}{\sqrt{2\pi f} (B_q/2)} \quad (4)$$

Para extraer las características de textura de cada imagen mediante los bancos se ha usado la versión real e imaginaria de cada filtro. Si $I(x, y)$ denota la imagen que vamos a analizar, y $G_c(x, y), G_r(x, y)$ son las máscaras de convolución correspondientes a las versiones par e impar de cada filtro, previamente deducidos de la función de Gabor $g(x, y)$ cuyos parámetros son $[F, \theta, s_x, s_y, BF, \text{ y } B\theta,]$ entonces:

$$E(x, y) = \sqrt{[\Im^{-1}(\Im(G_c(x, y)) \bullet \Im(I(x, y)))]^2 + [\Im^{-1}(\Im(G_r(x, y)) \bullet \Im(I(x, y)))]^2}$$

Donde \Im y \Im^{-1} son las transformadas de Fourier directa e inversa. Dado un banco de filtros con m orientaciones y n frecuencias espaciales, se construye el siguiente vector de características:

$$V = [S_{f, \mathbf{q}}, A_{f, \mathbf{q}}] : f = 1, \dots, m; \mathbf{q} = 1, \dots, n \quad (5)$$

Donde:

$$S_{f, \mathbf{q}} = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N E_{f, \mathbf{q}}(x, y) \quad (6)$$

En esta expresión, M y N denotan el tamaño de la imagen y $E_{f, \mathbf{q}}(x, y)$ es la energía de Gabor de la respuesta del filtro, sintonizado en la frecuencia f y orientación \mathbf{q} .

2.1 Textura basadas en los coeficientes de la Transformada discreta wavelet

El análisis de texturas a través de características basadas en los coeficientes de la Transformada Wavelet Discreta ha sido propuesto en múltiples aplicaciones desde que Mallat (Mallat, 1989) propuso su algoritmo de descomposición piramidal, y sigue vigente en la literatura especializada (Panchanathan, 2006). La figura 2 muestra en esquema de descomposición multiresolución, adoptado. Como método de caracterización de texturas, este trabajo se basa en los coeficientes de la TWD que contienen información del gradiente de la imagen. Se ha definido el vector global de características de textura de la imagen a partir de las medias y las desviaciones estándar de cada una de las subimágenes de los detalles horizontal, diagonal y vertical, en un rango de niveles de descomposición convenientemente seleccionado

(i.e. $f_{LH}^i(x, y), f_{HH}^i(x, y), f_{HL}^i(x, y)$),

Formalmente, el vector de características propuesto viene dado como:

$$V = [S_{i,d}, A_{i,d}] : i = n', \dots, n''; d \in \{LH, HH, HL\} \quad (5)$$

Donde m y n son los niveles de resolución inferior y superior considerados, respectivamente, y:

$$A_{i,d} = \frac{1}{M_{i,d} N_{i,d}} \sum_{x=1}^{M_{i,d}} \sum_{y=1}^{N_{i,d}} f_d^i(x, y), \quad (6)$$

$$S_{i,d} = \frac{1}{M_{i,d} N_{i,d}} \sum_{x=1}^{M_{i,d}} \sum_{y=1}^{N_{i,d}} (A_{i,d} - f_d^i(x, y))^2. \quad (7)$$

Donde $M_{i,d}, N_{i,d}$ son las dimensiones de la matriz de coeficientes de detalles de orientación d en el nivel de descomposición i .

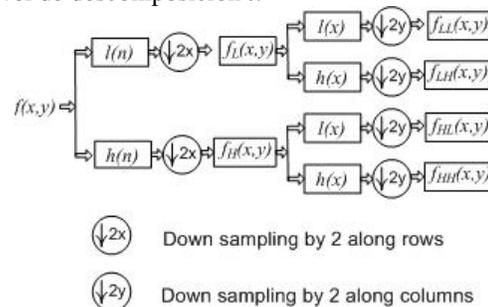


Fig. 2. Esquema de descomposición piramidal en el análisis wavelet.

3. ETIQUETADO Y CLASIFICACIÓN DE IMÁGENES

3.1 Etiquetado manual de imágenes

Durante la inspección previa de las imágenes, se ha podido observar la gran variedad en la forma y tamaño de las ondulaciones y protuberancias que caracterizan al abollado, al igual que la variabilidad en su distribución espacial, tanto dentro de una misma imagen, como entre diferentes imágenes. Lo que diferencia este problema de otro problema de discriminación de texturas es que no existen clases de texturas diferenciadas a priori. Se trata de un defecto que produce una gradación de texturas cuyo orden no está establecido. Los primeros intentos de establecer una verdad del terreno se realizaron pidiendo a los expertos que efectuaran el etiquetado en diez niveles de intensidad del abollado. Así, se pudo comprobar que resulta imposible para un observador humano realizar una clasificación estable en muchas clases graduadas de menor a mayor abollado. Por tanto se optó por establecer tres niveles de abollado: Alto, Medio y Bajo. Una vez definido el número de clases o niveles, se seleccionó un grupo de expertos para realizar el etiquetado manual, consistente en la asignación de cada imagen a alguna de las tres clases definidas, de acuerdo a su apreciación de la severidad del defecto. Se desarrolló una sencilla aplicación que presenta cada imagen al experto para que sea asignada a su clase correspondiente. Previamente se permite al usuario experto realizar una exploración de las imágenes para que se familiarice con ellas y pueda apreciar las variaciones y niveles antes del etiquetado. Cada experto realizó el etiquetado de las imágenes en tres ocasiones, con intervalos de descanso de un día, con el fin de evitar la fatiga. En el experimento participaron cinco expertos, con lo cual cada imagen ha sido etiquetada 15 veces. Con los resultados obtenidos se hizo una comparación para determinar el acuerdo de cada usuario consigo mismo en cada etiquetado, así como el acuerdo entre los etiquetados de los diferentes usuarios.

Debido a que se pudo observar una gran confusión de las clases de abollado Medio y Bajo, se consideró su fusión en una nueva clase. Dicha fusión consiste en asumir que las etiquetas Medio y Bajo puestas por los observadores pasan a ser de esta nueva clase. Es decir, no se realiza un nuevo etiquetado. Una vez realizada la fusión, los valores promedio de concordancias en cada tabla aumentan, obteniéndose 79%, 75% y 73%. Por tanto, se asume al 75% como valor de referencia para determinar el éxito en los algoritmos de

clasificación automática propuestos, donde la verdad del terreno es el etiquetado realizado por los usuarios. Si se logra tal porcentaje de éxito en la clasificación, se puede decir que la clasificación automática tiene un rendimiento comparable a la realizada por los expertos humanos. Con estos datos como referencia, se implementaron algunos métodos de clasificación automática. La verdad del terreno consiste en la asignación por mayoría de votos de cada imagen a una de las dos clases: abollado Alto, abollado Bajo.

3.2. Clasificación automática

Inicialmente se han utilizado dos métodos para la construcción automática de clasificadores (Duda, 2001) de las imágenes de papel reciclado. Primero, el clasificador del vecino más cercano k-NN (K-nearest neighbor), segundo, una red neuronal artificial de tipo Perceptrón Multicapa (MLP - Multilayer Perceptron) entrenada con el algoritmo de retropropagación (backpropagation). Posteriormente se han extendido los resultados aplicando una batería de clasificadores implementados en la herramienta de software libre conocida como Weka (Ian, 2005). Los algoritmos de clasificación seleccionados son los siguientes: Red Bayesiana (RB), Perceptrón Multicapa (MLP), Función de Base Radial (RBF), Regresión Logística (Log), Clasificador Multiclase para SVM (MCC), Optimizador Secuencias Minimales para SVM (SMO), Clasificación Vía Regresión (CVR), LogitBost (LB), Árboles de decisión logística (LMT), (Duda, 2001). En los experimentos de entrenamiento se ha utilizado una estrategia de validación cruzada en dos particiones (two-fold cross validation) sobre la muestra de los vectores de características calculados a partir de las imágenes de papel. Los experimentos realizados se basaron en los dos tipos de vectores globales de características de texturas discutidos previamente. El objetivo de estos experimentos de clasificación es determinar cuál es el vector de características más adecuado para construir un índice escalar de abollado.

Tabla 1: Clasificación de los vectores de características basados en BFG.

	RB	MLP	RBF	Log	SMO
Sin sol	71.85	76.29	74.07	81.85	79.62
Con sol	73.7	76.66	69.25	82.22	80.74

	MCC	CVR	LB	LMT	Prom
Sin sol	81.85	72.59	76.66	81.48	77.36
Con sol	82.22	77.4	76.66	79.62	77.61

La tabla 1 resume los resultados de la clasificación de las imágenes utilizando las características deducidas de los bancos de filtros de Gabor, en versiones en que cada filtro se solapa y no se solapa, en el primer caso para cubrir la mayor cantidad del espectro y en el segundo para evitar redundancia.

Los mejores resultados se logran con el Algoritmo de Regresión Logística, y los más bajos mediante la Red Bayesiana. En la última columna se puede apreciar media de los resultados obtenidos por el conjunto de clasificadores.

Tabla 2: Clasificación de los vectores de características basados en coeficientes wavelet.

	RB	MLP	RBF	Log	SMO
Wav:4-6.Db1	84.81	90.37	87.03	85.18	87.77
Wav:4-6.Db4	85.18	82.59	83.33	82.59	85.92

	MCC	CVR	LB	LMT	Prom
Wav:4-6.Db1	85.18	88.88	87.03	86.66	86,99
Wav:4-6.Db4	82.59	88.14	88.51	85.55	84,93

En relación a las características de textura basadas en los coeficientes de análisis mediante wavelets, se exploraron las siguientes combinaciones de niveles de descomposición y tipos de función wavelet: rangos de niveles de descomposición [1,3], [2,4], [3,5], [4,6], [5,7] y [6,8], y funciones wavelet de Daubechies desde el orden 1 (conocida como wavelet de Haar), hasta el orden 8.

Los resultados obtenidos mediante los clasificadores se muestran en la tabla 2. La última columna de la tabla tiene el promedio de los clasificadores y es muy superior a los resultados obtenidos con los vectores basados en BFG.

3.3 Establecimiento de un índice de abollado

El objetivo final es definir un índice continuo de abollado de las imágenes de papel reciclado, de manera que puedan ser superadas las restricciones que conlleva la definición de un número limitado de clases. Se han probado diferentes funciones que transforman los vectores de características a un escalar. Para valorar estas transformaciones se efectuó una nueva validación mediante la concordancia de ordenación de pares de imágenes, lo cual exige un nuevo etiquetado de las muestras, que se describe con detalle en la sección 3.4.

Después de probar diversas técnicas para reducir la representación en un escalar, con el análisis de componentes principales, la norma de cada vector, entre otros, se ha considerado el uso de otra técnica clásica de reducción de dimensionalidad: el Análisis Discriminante de Fisher. Este permite obtener una proyección lineal de los datos sobre un eje que busca la mayor distancia entre los centroides de cada clase, con la menor varianza intraclase.

Tabla 3: Clasificación realizada sobre los valores obtenidos mediante la aplicación de la función discriminante de Fisher a los vectores de características basados en BFG y coeficientes wavelets.

	RB	MLP	RBF	Log	SMO
Gabor sin.	80,74	83,7	84,07	85,18	84,07
Gabor con	83,33	83,7	84,81	83,7	84,07
Wav:4-6.Db	90,37	90,37	0,37	0,37	90,37
Wav:4-6.D4	78,88	80,74	82,59	82,59	81,48

	MCC	CVR	LB	LMT	Prom
Gabor sin.	85,18	83,33	83,7	84,44	83,82
Gabor con	83,7	82,59	82,96	84,07	83,66
Wav:4-6.Db	90,37	90,37	90,74	90,74	90,45
Wav:4-6.D4	82,59	81,85	82,59	81,85	81,68

La tabla 3 resume los resultados de la clasificación usando el discriminante de Fisher a ambos vectores de características. Se puede apreciar que estos son muy superiores incluso a los resultados previos, alcanzando en el mejor de los casos hasta un 90% de éxito en la clasificación promedio. Por tanto, la función discriminante de Fisher es el mejor candidato para definir un índice que represente en forma única el nivel de abollado de cada imagen.

3.4 Validación por comparación de pares de imágenes

Dado que en el ejercicio de clasificación sólo se comprueba la capacidad de discriminación entre dos clases de abollado, se hace necesario el establecimiento de una nueva verdad del terreno. Sin embargo, ya se ha visto antes que para un experto humano es difícil clasificar en un número de clases mayor que dos, por lo tanto se ha diseñado otra técnica que permita validar el índice con una referencia basada en la observación de los expertos: Se hizo selección de un conjunto

aleatorio de pares de imágenes que fueron presentadas a cada experto humano. Para cada par:

- Se presenta indicando al experto un orden, la imagen izquierda es menos abollada que la imagen derecha.
- El experto indica si está de acuerdo o no con el orden mostrado.
- Las respuestas son seleccionadas dentro de las opciones de una escala de Likert de tres puntos (de acuerdo, en desacuerdo, ninguno de los dos).
- Se calcula el orden inducido por los valores del discriminante de Fisher calculado sobre el vector de características. Un análisis de los histogramas generados a partir de estos valores permite concluir que menos valor del discriminante corresponde a mayor abollado.
- Finalmente se calcula la correlación entre las respuestas obtenidas de los expertos y los valores deducidos del discriminante de Fisher.

Tabla 4: Correspondencia entre el índice de abollado basado en la función discriminante de Fisher y la apreciación de los expertos.

Características	Correspondencia(%)
BFG sin solapamiento	87.33
BFG con solapamiento	85
Coefficientes wavelet nivel 4-6 con DB1	87.3
Coefficientes wavelet nivel 4-6 con DB4	89.33

La tabla 4 muestra los resultados obtenidos. Se puede comprobar que el discriminante de Fisher es adecuado para construir un índice que cuantifica el nivel de abollado en las imágenes de papel reciclado.

5. CONCLUSIONES

La detección y medida de las ondulaciones y protuberancias a nivel macroscópico sobre la superficie del papel reciclado, que se ha denominado abollado, puede realizarse por medio de técnicas de procesamiento de imágenes y reconocimiento de patrones. En busca de una apropiada definición de las características texturales se han utilizado dos técnicas de análisis de texturas: los Bancos de Filtros de Gabor y la Transformada Discreta Wavelet. Se han aplicado un conjunto de clasificadores implementados en una herramienta software. Con el uso de Bancos de Filtros de Gabor (BFG) para calcular características de texturas de las imágenes se ha obtenido un clasificador automático que ha

alcanzado el éxito en la clasificación comparable con la obtenida por etiquetadores humanos. El uso de características de texturas basadas en los coeficientes de la Transformada *Wavelet* Discreta (TWD), mejora notablemente los resultados obtenidos por los BFG y la concordancia observada en los etiquetadores humanos, por lo tanto, las características basadas en TWD pueden considerarse óptimas para solucionar el problema en cuestión. Después de esto se ha querido derivar de los vectores de características un escalar que cuantifique adecuadamente el abollado en el papel, como un índice continuo. La correlación entre los valores obtenidos y las comparaciones realizadas por los usuarios coinciden hasta en un 89.9% en el mejor de los casos, el cual utiliza las características basadas en la TWD. Se puede afirmar que el análisis de texturas basado en la TWD, combinado con el Análisis Discriminante de Fisher permite derivar un índice continuo del nivel de abollado que podría ser incorporado en el proceso de control de calidad mediante la realimentación con los parámetros de producción.

REFERENCIAS

- Ahmed Abouelelaa, Hazem M. Abbasb, Hesham Eldeeba, Abdelmonem A. Wahdanb, and Salwa M. Nassara. Automated vision system for localizing structural defects in textile fabrics. *Pattern Recognition Letters*, 26:1435–1443, 2004.
- Calderon-Martinez P., J.A.; Campoy-Cervera. A convolutional neural architecture: an application for defects detection in continuous manufacturing systems. *Circuits and Systems*, 2003. ISCAS '03. Proceedings of the 2003 International Symposium on, 5:V–749–V–752 vol.5, 25-28 May 2003.
- Concia Aura and Claudia Belmiro Proença. A fractal image analysis system for fabric inspection based on a box-counting method. *Computer Networks and ISDN Systems*, 30:1887–1895, 1999.
- Considine J.M, C.T. Scott, R. Gleisner, and J.Y. Zhu. Use of digital image correlation to study the local deformation field of paper and paperboard. In 13th Fundamental Research Symposium Conference, pages 613–630, 2005.
- Duda R. O., P. E. Hart, and D. G. Stork. *Pattern Classification*. Wiley Interscience, 2001.
- Funck J. W, Y. Zhong, D. A. Butler, C. C. Brunner, and J. B. Forrer. *Image*

- segmentation algorithms applied to wood defect detection. *Computers and Electronics in Agriculture*, 41:157–179, 2003.
- Gabor D. Theory of communication. *J. Inst. Electr. Eng.*, 93:429–457, 1946.
- Grigorescu, Simona E., Nicolai Petkov, and Peter Kruizinga. Comparison of texture features based on gabor filters. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 11:1160_1167, 2002.
- Henry Y.T. Ngana, Grantham K.H. Panga, S.P. Yungb, and Michael K. Ngb. Wavelet based methods on patterned fabric defect detection. *Pattern Recognition*, 38:559–576, 2005.
- Ian H. Witten and Eibe Frank. *Data Mining: Practical machine learning tools and techniques*", 2nd Edition. 2005.
- Mallat, Stephane G.. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2:674–693, 1989.
- Martinez-Alajarin J, J.D. Luis-Delgado, and L.M. Tomas-Balibrea. Automatic system for quality-based classification of marble textures. *Systems, Man and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, IEEE Transactions on*, 35(4):488–497, Nov. 2005.
- Panchanathan J. Jr; S. Fahmy, G.; Black. Texture characterization for joint compression and classification based on human perception in the wavelet domain. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 15(6):1389– 1396, June 2006.
- Sadonikov A, P. Salmela, L. Lensu, J.-K. Kamarainen, and H. Kälviäinen. Mottling assessment of solid printed areas and its correlation to perceived uniformity. In *In Proc. of the 14th Scandinavian Conf. of Image Processing (Joensuu, Finland)*, 1995.
- Sari-Sarraf J.S. Jr, H.; Goddard. Vision system for on-loom fabric inspection. *Industry Applications, IEEE Transactions on*, 35(6):1252–1259, Nov/Dec 1999.