



VIII encuentro
Participación de la
Mujer
en la Ciencia



PSO APLICADO AL DISEÑO DE FILTROS DE GABOR PARA LA INSPECCIÓN DE DEFECTOS EN SUPERFICIES TEXTURIZADAS

Andrés Espinal^a, Manuel Ornelas^a, Raúl Santiago^a, Francisco J. Ornelas^b, Víctor M. Zamudio^a, Héctor J. Puga^a

^aInstituto Tecnológico de León, León, Gto., México, espinalandres86@hotmail.com

^bCICATA – IPN Unidad Querétaro, Querétaro, Qro., México

RESUMEN

En este artículo se presenta el uso del algoritmo de Optimización por Cúmulo de Partículas (PSO) para la obtención de los mejores parámetros de un sistema de visión artificial aplicado a la inspección automática de defectos sobre superficies texturizadas. El sistema está basado en un proceso de filtrado, el cual calcula la energía de salida de la convolución de la imagen de textura con el filtro de Gabor. Si la imagen consta de una textura homogénea, la respuesta de salida es un valor cercano a cero; mientras que si la imagen posee algún defecto, generará valores grandes de energía. El método es probado con diferentes imágenes de texturas estructurales y estadísticas. Se muestran los resultados obtenidos.

1. INTRODUCCIÓN

El uso de metaheurísticas para optimizar la solución de problemas tanto discretos como continuos ha proporcionado buenos resultados en situaciones para las cuales no es viable utilizar métodos exactos de optimización numérica.

En el presente trabajo, se propone el uso del PSO para calibrar automáticamente los parámetros del filtro de Gabor; el cual es usado en un sistema de visión por computadora diseñado para la detección de fallas en superficies texturizadas¹. La calibración del filtro mediante el PSO consiste en encontrar una configuración de sus parámetros, tal que, al efectuar la convolución del mismo con una imagen representativa de una textura homogénea, la respuesta de salida sea muy cercana a cero. Por otro lado, el sistema dará valores grandes de salida cuando exista algún defecto en la textura. Es necesario mencionar que el criterio de homogeneidad está dado por la imagen representativa con la que se minimizan los valores de salida mediante el PSO.

La estructura del artículo es la siguiente: en la sección 2, se define brevemente el concepto de textura y se describe el sistema de visión del cual parte el presente trabajo. La metodología sobre la implementación del PSO para la calibración de filtros de Gabor para diferentes texturas es desarrollada en la sección 3. Los resultados obtenidos para diferentes tipos de texturas son mostrados en la sección 4. Finalmente en la sección 5, se muestran las conclusiones sobre la metodología propuesta.

2. ANTECEDENTES

2.1 Texturas

En procesamiento digital de imágenes, el término textura generalmente se refiere a cualquier imagen o sub-imagen en la cual existe la repetición de un patrón al que se le conoce como texel. Un texel está conformado por varios píxeles, y su distribución puede ser periódica, cuasi – periódica o aleatoria³.

En base a la forma en que se distribuye el texel en una imagen, las texturas se dividen en dos categorías^{3,4}:



- Estructurales (regulares). Se caracterizan por imágenes donde el texel describe objetos de forma regular, y se distribuye sobre la imagen de manera periódica o aleatoria. Muchas texturas hechas por el hombre son regulares.
- Estadísticas (irregulares). Se caracterizan por imágenes donde el texel no describe objetos de forma regular, y éste se distribuye sobre la imagen de manera aleatoria. La mayoría de las texturas en la naturaleza son del tipo irregulares.

2.2 Inspección Automática de Superficies Usando Filtros de Gabor

El uso de filtros de Gabor para la detección automática de fallas en texturas estructurales y estadísticas a partir de imágenes es propuesto por Tsai D. M. y Wu S. K.¹. Dicha metodología es desarrollada principalmente en dos etapas, las cuales se explican enseguida:

- a) Diseño del filtro de Gabor y cálculo de los parámetros discriminantes.

Para el desarrollo de esta etapa, es indispensable definir, que es y cómo se emplea el filtro de Gabor, ya que la respuesta de salida de dicho filtro es la que se usa como discriminante al momento de la detección de fallas en las texturas.

Para aplicar un filtro de Gabor a imágenes, se requiere usar su versión extendida a 2D².

Un filtro de Gabor 2D es una rejilla sinusoidal compleja orientada y modulada por una función Gaussiana 2D, el cual está dado por¹:

$$G_{\sigma, \phi, \theta}(x, y) = g_{\sigma}(x, y)e^{[2\pi i \phi(x \cos \theta + y \sin \theta)]} \quad (1)$$

Donde

$$g_{\sigma} = \frac{e^{-\left(\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)}}{2\pi\sigma^2} \quad (2)$$

La frecuencia de la rejilla sinusoidal con periodo limitado está dada por ϕ y su orientación es especificada con θ . El termino $g_{\sigma}(x, y)$ es la función Gaussiana con el parámetro de escala σ . Los parámetros de un filtro de Gabor son entonces dados por la frecuencia ϕ , la orientación θ y la escala σ .

La salida del filtro de Gabor se obtiene mediante la convolución discreta de una ventana de tamaño $W \times W$ de una imagen $f(x, y)$ con el filtro. La respuesta de salida del filtro de Gabor está formada por una parte real $C_{Re}(x, y | \sigma, \phi, \theta)$ y por una parte imaginaria $C_{Im}(x, y | \sigma, \phi, \theta)$. La energía $E(x, y | \sigma, \phi, \theta)$ dentro de la ventana se define como:

$$E(x, y | \sigma, \phi, \theta) = C_{Re}^2(x, y | \sigma, \phi, \theta) + C_{Im}^2(x, y | \sigma, \phi, \theta) \quad (3)$$

Descrito el filtro de Gabor, se puede explicar la idea de esta etapa. De una textura homogénea que se desea inspeccionar, se selecciona un texel representativo de tamaño $W \times W$, y se diseña un filtro de Gabor de las mismas dimensiones que el texel. Para dicho filtro se buscan exhaustivamente los parámetros con los cuales la energía sea lo más cercano a cero.

Una vez encontrados estos parámetros, se procede a filtrar la imagen de textura homogénea con el fin de calcular los valores estadísticos usados en la detección y segmentación de fallas. Los valores que se estiman a partir de las energías de salida generadas por todos los pixeles en la imagen de la textura homogénea son la media (μ_E) y la desviación estándar (σ_E).

- b) Detección y Segmentación de Fallas.

El proceso de detección y segmentación de fallas, básicamente consiste en calcular las energías de salida de una imagen de textura que se desea analizar. El criterio que se sigue para detectar y segmentar fallas se aplica a cada una de las energías obtenidas. Este criterio es el siguiente:

$$E(x, y | \sigma, \phi, \theta) \begin{cases} < \mu_E + C\sigma_E & \text{Homogeneo (0)} \\ \geq \mu_E + C\sigma_E & \text{No homogeneo (1)} \end{cases} \quad (4)$$

Donde C es una constante de control.



3. DESARROLLO

La metodología propuesta en este trabajo, consiste en realizar la calibración de los parámetros del filtro de Gabor usando el algoritmo del PSO, en lugar de realizar una búsqueda exhaustiva y arbitraria de éstos. La figura 1 muestra un esquema de la propuesta.

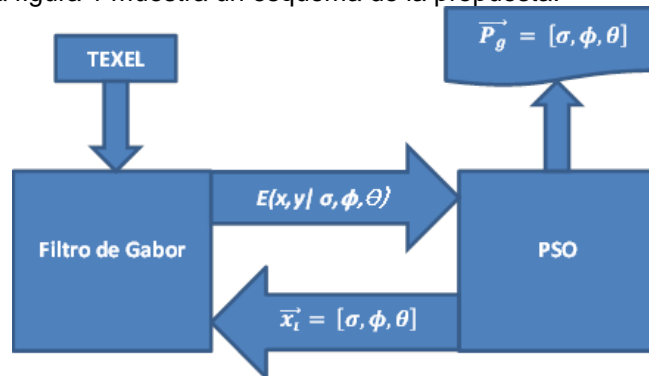


Figura 1: Calibración del filtro de Gabor usando PSO

Para aplicar el PSO, se tiene que considerar la condición en que la energía de salida de la convolución de un texel con el filtro de Gabor debe tener valores muy cercanos a cero, por lo que se plantea como un problema de minimización. A continuación se describe el algoritmo básico del PSO^{5,6} aplicado a esta propuesta.

- i. El espacio de búsqueda del PSO es R^3 , debido a que se desean calibrar los parámetros del filtro de Gabor (σ, ϕ, θ) .
- ii. La función fitness es la ecuación (3): $f_{fitness}(\vec{x}_i) = C_{Re}^2(x, y | \vec{x}_i) + C_{Im}^2(x, y | \vec{x}_i)$. Donde \vec{x}_i es la partícula i y (x, y) es el pixel central del texel de tamaño $W \times W$.
- iii. Inicializar una población de partículas con las siguientes características¹:
Posiciones:
 - a. $5 \leq \sigma \leq 15$
 - b. $1 \leq \phi \leq W$
 - c. $0^\circ \leq \theta \leq 180^\circ$
 Velocidades en el rango de $(0, 1]$.
- iv. Repetir
- v. Para cada partícula, evaluar la $f_{fitness}$.
- vi. Comparar el fitness de la partícula con su $pbest_i$. Si el valor actual es mejor que el $pbest_i$, entonces colocar $pbest_i$ igual al valor del fitness, y \vec{p}_i igual al de la posición actual de \vec{x}_i .
- vii. Identificar la partícula en la población con el mejor fitness y asignar \vec{p}_g igual a dicha partícula.
- viii. Cambiar la velocidad y la posición de las partículas de acuerdo a :

$$\vec{v}_i \leftarrow \vec{v}_i + \vec{U}(0, \gamma_1) \otimes (\vec{p}_i - \vec{x}_i) + \vec{U}(0, \gamma_2) \otimes (\vec{p}_g - \vec{x}_i) \quad (5)$$

$$\vec{x}_i \leftarrow \vec{x}_i + \vec{v}_i \quad (6)$$
- ix. Si el criterio para terminar es alcanzado, salir de Repetir.
- x. Fin Repetir.

Notas:

- $\vec{U}(0, \gamma_i)$ representa un vector de números aleatorios uniformemente distribuidos en $[0, \gamma_i]$, el cual es generado en cada iteración para cada partícula.
- \otimes Es un componente racional de multiplicación.

4. RESULTADOS

La metodología propuesta se aplicó a cuatro diferentes texturas: la primera de ellas consta de líneas blancas y negras intercaladas, generada por medio de la computadora, la segunda es una placa de metal, la tercera es una piel de mamífero y la cuarta es una piel de reptil.

La configuración usada para el PSO fue una población de 25 partículas, 100 iteraciones y para estas pruebas se fijó el valor de $\vec{U}(0, \gamma_1) = \{0.1, 0.1, 0.1\}$ y de $\vec{U}(0, \gamma_2) = \{0.3, 0.3, 0.3\}$ en lugar de generar valores uniformemente distribuidos.

La tabla 1 muestra los resultados obtenidos por el PSO para las cuatro texturas. Las figuras 2, 3, 4 y 5 muestran los resultados de la metodología propuesta.

Textura	Energía	σ, Φ, θ
Líneas	6.6955E-19	5.06, 20.74, 161.1
Placa Metálica	1.8722E-7	8.51, 121.2, 161.0
Piel Mamífero	5.8206E-6	9.0, 7.0, 40.61
Piel Reptil	1.8394E-6	7.0, 53.0, 61.38

Tabla 1: Resultados obtenidos por PSO

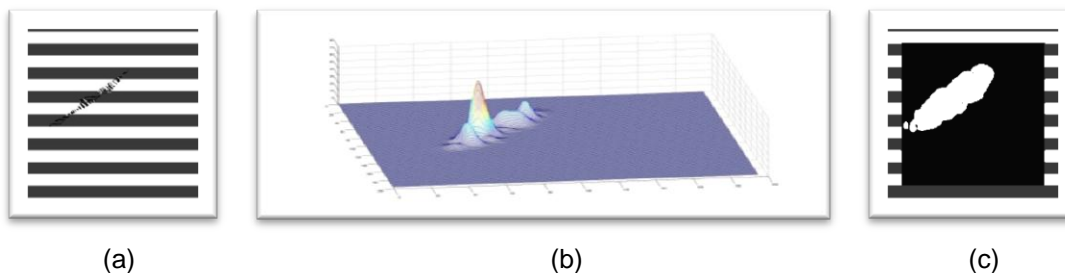


Figura 2: a) Textura de líneas inspeccionada b) Gráfica de energías c) Imagen segmentada

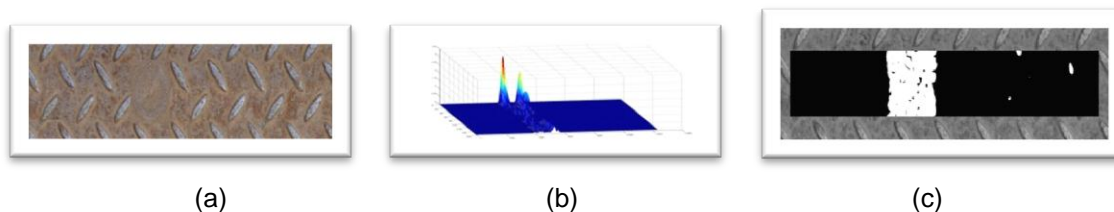


Figura 3: a) Textura de placa metálica inspeccionada b) Gráfica de energías c) Imagen segmentada

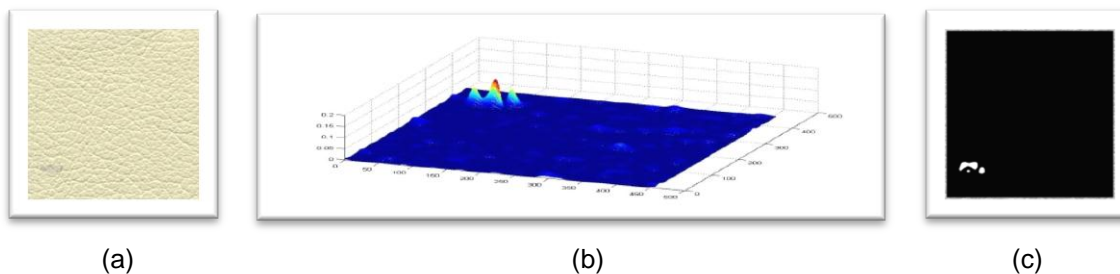
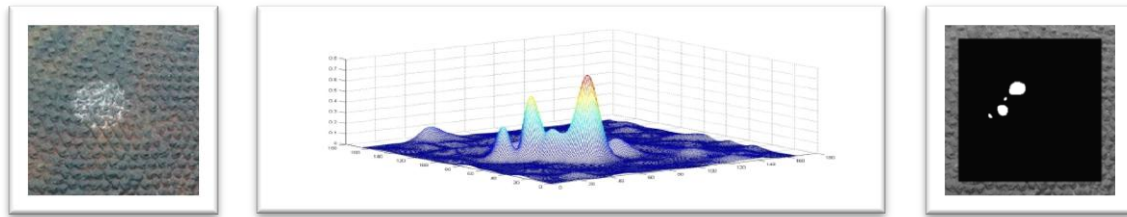


Figura 4: a) Textura de piel de mamífero inspeccionada b) Gráfica de energías c) Imagen segmentada



(a) (b) (c)
Figura 5: a) Textura de piel de reptil inspeccionada b) Gráfica de energías c) Imagen segmentada

5. CONCLUSIONES

La aplicación del filtro de Gabor para la detección y segmentación de fallas en imágenes de texturas brinda buenos resultados. Sin embargo la búsqueda empírica y exhaustiva de los parámetros óptimos del filtro para diferentes texturas no resulta una tarea trivial.

El presente trabajo ha mostrado la factibilidad del uso del Algoritmo de Optimización por Cúmulo de Partículas (PSO) para la obtención de los mejores parámetros del filtro de Gabor en la detección de dichas fallas.

AGRADECIMIENTOS:

Los autores agradecen a CONACYT y DGEST el apoyo proporcionado para realizar esta investigación (proyecto DGEST No. 3528.10 – P).

BIBLIOGRAFIA

1. Tsai D. M., Wu S. K., "Automated Surface Inspection Using Gabor Filters", The International Journal Of Advanced Manufacturing Technology, 2000.
2. Daugman J. G., "Uncertainty Relation for Resolution in Space, Spatial-Frequency and Orientation Optimized by Two-Dimensional Visual Cortical Filters", Journal of the Optical Society of America 2, 1985.
3. Jain Anil K., "Fundamentals of Digital Image Processing", Prentice Hall Information and System Sciences Series, 1989.
4. Petrou M., García S. Pedro, "Image Processing: Dealing with Texture", Wiley, 2006.
5. Kennedy J., Eberhart R., "Particle Swarm Optimization", Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, 1995.
6. Poli R., Kennedy J., Blackwell T., "Particle Swarm Optimization: An Overview", Swarm Intelligence, Springer, 2007.