

# MODELO DE ILUMINACIÓN EN MEDIOS DIFUSOS BASADO EN AUTÓMATAS DE LATTICE-BOLTZMANN PARA LA DETECCIÓN DE TEXTURAS EN IMÁGENES DIGITALES

Iarussi Emmanuel<sup>a,c</sup>, Cifuentes Ma. Virginia<sup>a,c</sup> y Clausese Alejandro<sup>b,c</sup>

<sup>a</sup>*Comisión de Investigaciones Científicas de la Prov. de Buenos Aires (CIC-PBA)*

<sup>b</sup>*Comisión Nacional de Energía Atómica (CNEA)*

<sup>c</sup>*Instituto PLADEMA, Facultad de Ciencias Exactas, UNCPBA, Paraje Arroyo Seco-Campus Universitario, Tandil, Argentina, [pladema@exa.unicen.edu.ar](mailto:pladema@exa.unicen.edu.ar), <http://www.pladema.net/>*

**Palabras Clave:** Lattice-Boltzmann, Modelo de iluminación, Detección de texturas

**Resumen.** Se propone un técnica para la detección y caracterización de texturas en imágenes digitales. Esta técnica está basada en *lattice-Boltzmann*, un método ampliamente difundido en la simulación de fluidos que ha sido recientemente utilizada en la creación de modelos de iluminación. A partir de la simulación de la dispersión lumínica en medios generados utilizando las imágenes que se pretenden procesar, y mediante el análisis de parámetros extraídos de dicha simulación, resulta factible la identificación y clasificación de las diferentes texturas que las componen.

## 1. INTRODUCCIÓN

La detección de texturas en imágenes digitales facilita tareas difíciles o monótonas de diversa índole, tales como la localización de lesiones cancerosas, fallas en productos manufacturados o materiales naturales defectuosos. Para discriminar las texturas (concebidas como la repetición de un cierto patrón en una región dada) de una imagen digital, deben extraerse sus características a través de técnicas específicas que, por lo general, no poseen validez universal y presentan limitaciones inherentes que las hacen inaplicables a la detección de otras nuevas texturas. La detección en imágenes reales requiere de un procesamiento intensivo mediante algoritmos complejos que se basan en la extracción de características locales de las imágenes para identificar, recuperar, clasificar o segmentar texturas.

Los modelos de *lattice-Boltzmann* son ampliamente utilizados para el estudio y la simulación de fluidos, tanto por la simplicidad de su implementación, como por su capacidad para lidiar con complejas condiciones de contorno (Chen y Doolen, 1998). Estos métodos simulan el transporte de las partículas, trazando la evolución de la distribución a lo largo de sucesivas actualizaciones de estado en una grilla discreta. Mas recientemente, se han utilizado estas mismas ideas para la creación de modelos de iluminación, que sustituyen el concepto original de transporte de partículas por el de transporte de fotones (Geist et al., 2004).

Se propone en el presente trabajo, la aplicación de modelos basados en autómatas celulares para la propagación de luz en medios difusos en la etapa de detección de texturas, teniendo en cuenta que la medida de la homogeneidad óptica de una superficie es relevante para dicha detección.

## 2. MÉTODO LATTICE-BOLTZMANN

Los métodos *lattice-Boltzmann* (LBM) han surgido como una alternativa clara para la simulación de fluidos frente a la resolución de las ecuaciones de Navier-Stokes (Currie, 1974). Los métodos LBM son una clase de autómata celular, que se basan en la construcción de modelos simplificados de transporte, que incorporan lo esencial de los procesos microscópicos o mesoscópicos de manera que el promedio de las propiedades macroscópicas respeten adecuadamente las ecuaciones macroscópicas (Chen y Doolen, 1998).

LBM es una forma simplificada de la ecuación de transporte de Boltzmann, en la que se descartan los detalles del movimiento molecular salvo los esenciales para representar el comportamiento macroscópico, siendo la simplificación mas importante la discretización de todas las variables independientes: espacio, tiempo y velocidad (Chopard et al., 2002). El espacio es dividido en una grilla regular de celdas, el tiempo en una sucesión de pasos finitos y la velocidad en un conjunto finito de vectores. Las partículas pueblan dichas grillas y la concentración de estas puede variar en cada paso discreto de tiempo. Las partículas se intercambian entre celdas vecinas de acuerdo a su velocidad (también restringida a un conjunto de vectores posibles).

### 2.1. Ecuación de Boltzmann

Los modelos de *lattice-Boltzmann* están regidos por dos reglas fundamentales: Colisión y Transporte. El transporte (o propagación) define cómo se moverán las partículas entre celdas adyacentes en la dirección de sus velocidades. Por su parte, la colisión hace que las partículas se mezclen en diferentes direcciones. En simulación de fluidos es indispensable, además, que la regla de colisión conserve características físicas como la masa, la cantidad de movimiento y la

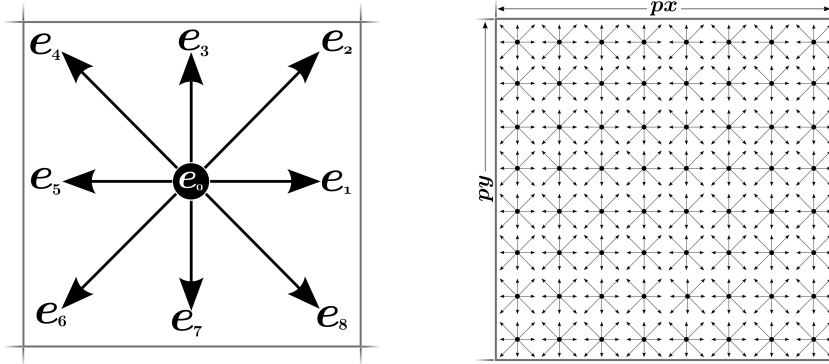


Figura 1: A izquierda, vectores de dirección para un esquema bidimensional de 8 vecinos; a derecha, representación del *lattice*.

energía total en cada celda.

La función de distribución  $f$  descrita en la ecuación 1 representa el número de partículas contenidas en una celda  $x$  en el tiempo  $t$  moviéndose con velocidad  $e_i$ . La cantidad de vecinos de cada celda está definida por la constante  $l$  y  $\Omega_i[f(\vec{x}, t)]$  es el operador de colisión.

$$f_i(\vec{x} + \vec{e}_i \Delta x, t + \Delta t) = \Omega_i^t[f(\vec{x}, t)], i = 0, 1, \dots, l \quad (1)$$

donde  $\Omega_i[f(\vec{x}, t)]$  viene dado por lo descrito en la ecuación 2, siendo  $f_i^{eq}$  la función de equilibrio y  $\tau_f$  el factor de relajación del tiempo, relacionado con la viscosidad del fluido.

$$\Omega_i^t(\vec{x}, t + \Delta t) = f_i(\vec{x}, t) + \frac{1}{\tau_f}(f_i^{eq} - f_i) \quad (2)$$

## 2.2. Método Lattice-Boltzmann para el transporte de luz

Recientemente, una nueva técnica para iluminación utilizando LBM fue sugerida en (Geist et al., 2004). Es posible plantear un modelo de iluminación, mediante una adaptación de los conceptos de “densidad”, “transporte” y “colisión” utilizados para la simulación de fluidos. Al igual que lo mencionado en la sección anterior, LBM para el transporte de luz esta basado en una representación discreta del tiempo, espacio y dirección de dispersión. La luz es concebida como un flujo de partículas (fotones) y la cantidad de ellos en una zona del espacio se denomina “intensidad”.

Tal como es propuesto en (Geist et al., 2004), se distinguen dos procesos principales en la predicción de intensidad de luz para la interacción de fotones con la materia: absorción y dispersión. La ecuación 3 expresa esa interacción. Dado un haz de luz  $I_0$ , su intensidad  $I$  luego de recorrer un espacio de longitud  $\Delta x$  será menor, debido a la interacción del haz con el medio (interacción reflejada en el coeficiente  $\mu_t$ ).

$$I = I_0 e^{-\mu_t \Delta x} \quad (3)$$

El coeficiente ( $\mu_t$ ) concentra los mencionados valores de dispersión y absorción propios del medio con el que interacciona la luz (4). Parte de la intensidad es absorbida por el material (energía retenida) y otra parte es dispersada en otras direcciones.

$$\mu_t = \mu_a + \mu_d \quad (4)$$

El proceso de dispersión lumínica en un volumen lleno de un determinado material, puede ser descrito por la ecuación general de transporte de Boltzmann que describe el estado estacionario del fenómeno:

$$(\vec{\omega} \cdot \nabla + \mu_t)f(\vec{x}, \vec{\omega}) = \mu_s \int_{4\pi} M(\vec{\omega}', \vec{\omega})f(\vec{x}, \vec{\omega}')d\vec{\omega} \quad (5)$$

donde  $f(\vec{x}, \vec{\omega})$  es el flujo de fotones en la posición  $\vec{x}$  propagándose en dirección  $\vec{\omega}$  y la probabilidad de que un fotón entrante en  $\vec{x}$  con dirección  $\vec{\omega}'$  salga de  $\vec{x}$  con dirección  $\vec{\omega}$  esta dada por  $M(\vec{\omega}', \vec{\omega})$ .

Formalmente, la ecuación 6 postula la regla de actualización Markoviana del autómata donde  $f(\vec{x} + \vec{e}_i, t)$  es la población de fotones en  $\vec{x}$  en el paso  $t$  que se desplazan en la dirección  $\vec{e}_i$ ,  $f(\vec{x}, t)$  es el arreglo con la población de todas las direcciones, y  $M_i$  es la fila  $i$  de la matriz de transición  $M$  que en general es dependiente del material con el que se llenó el medio en que se desplaza la luz. La cantidad de vecinos de cada celda está definida por la constante  $l$ .

$$f_i(\vec{x} + \vec{e}_i, t + 1) = M_i f(\vec{x}, t), i = 0, 1, \dots, l \quad (6)$$

La forma en que se produce la dispersión de los fotones en el medio está descrita por la matriz de transición  $M$ , donde cada elemento  $m_{ij}$  representa la probabilidad de que un fotón sufra un cambio de trayectoria de la dirección  $i$  a la dirección  $j$ .

### 3. DETECCIÓN DE TEXTURAS

Las texturas son patrones, homogéneos a la vista, que percibimos tanto en la naturaleza como en entornos virtuales. Están constituidas por pequeños patrones que se repiten y producen la sensación de uniformidad. La tarea básica de la detección es obtener una separación espacial de las partes de una imagen que contiene regiones texturadas. Para realizar dicha detección, resulta relevante la medida de la homogeneidad óptica de una superficie.

La matriz  $M$  mencionada en la sección 2.2 contiene las características del medio físico con el cual interactúa la luz, es decir, las propiedades ópticas propias del material. Es posible entonces, considerar la imagen sobre la que se desea realizar la detección, como el medio con el cual interactúa la luz y extraer de esa interacción la información necesaria para la identificación de las texturas presentes en la imagen.

La detección consiste en alcanzar, mediante simulación, el vector estacionario de la ecuación 6 y para ello, se introducen como parámetros: la matriz  $M$  generada a partir de la imagen a analizar y una distribución de intensidades inicial  $f_0$ . La distribución obtenida (en estado estacionario) contiene la información precisa para realizar la caracterización de las texturas presentes en la imagen.

#### 3.1. Construcción de la matriz de características

El primer paso consiste en la elaboración de la matriz de características  $M$ . Esta matriz posee dimensiones  $[nx \times ny \times l \times l]$ , donde  $nx$  y  $ny$  son el tamaño (en píxeles) de la imagen base, y  $l$  es la cantidad de vecinos de una celda (parámetro de *lattice-Boltzmann*).

La información de  $M$  se extrae de la imagen base; para cada píxel  $i, j$  se crea una entrada en  $M[i, j]$  de dimensiones  $[l \times l]$ , que contiene las probabilidades de cambio de dirección de la luz (mencionadas en la sección anterior).

Esas probabilidades se definen, en realidad, como operaciones aritméticas arbitrarias realizadas entre algunos los valores de intensidad del vecindario  $p$ . Estas operaciones simples,

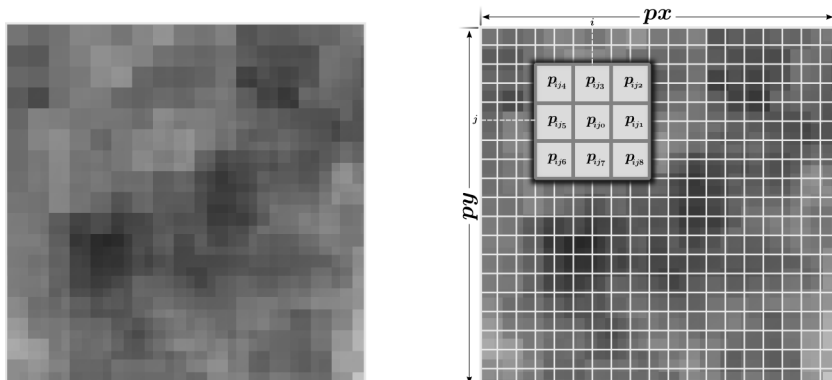


Figura 2: A izquierda, imagen de base. A derecha, vecindario  $p$  de un píxel  $[i, j]$

dejan al descubierto las características de la textura analizada. Algunos ejemplos de operaciones son:

- Suma:  $M[i, j, k, n] = p_{ijk} + p_{ijn}$
- Producto:  $M[i, j, k, n] = p_{ijk} * p_{ijn}$
- Modulo-Resta:  $M[i, j, k, n] = |p_{ijk} - p_{ijn}|$

donde  $p_{ijk}, p_{ijn}$  son intensidades de píxeles vecinos a  $i, j$  y  $0 \leq n, k \leq l$  (ver Figura 2).

Sin embargo, las ecuaciones precedentes no están completas. Cada entrada  $M[i, j]$  debe ser además, una matriz estocástica, razón por la cual, es preciso hacer una normalización sobre los valores calculados de la siguiente manera:

- Suma:  $M[i, j, k, n] = \frac{p_{ijk} + p_{ijn}}{\sum_{z=0}^l M[i, j, z, n]}$
- Producto:  $M[i, j, k, n] = \frac{p_{ijk} * p_{ijn}}{\sum_{z=0}^l M[i, j, z, n]}$
- Modulo-Resta:  $M[i, j, k, n] = \frac{|p_{ijk} - p_{ijn}|}{\sum_{z=0}^l M[i, j, z, n]}$

Otra cuestión importante es la que refiere a las condiciones de contorno. La imagen de base se considera con bordes periódicos, es decir, los píxeles laterales son vecinos entre si. De esta forma, la matriz de características se construye teniendo en cuenta esta restricción del modelado.

### 3.2. Implementación de la Simulación

El algoritmo fue implementado utilizando C++ y, por simplicidad, hasta el momento se utilizaron solamente las herramientas provistas por el lenguaje (sin bibliotecas externas). Mediante simulación computacional, se generan los sucesivos pasos de la ecuación 6 hasta que la variación de la distribución  $f_i(\vec{x} + \vec{e}_i, t + 1)$  sea cercana a cero (convergencia). Compuesto únicamente por una multiplicación entre matrices, el modelo LBM para simulación lumínica resulta mucho mas sencillo (y menos complejo computacionalmente) que su par de fluidos.

### 3.3. Variables macroscópicas

Con motivo de analizar mas profundamente los resultados de la simulación, es posible a partir de la distribución  $f_i$  obtenida, calcular otras variables que muestren diferentes perspectivas de los datos. A continuación, se listan las variables macroscópicas computadas luego de alcanzar el estado estacionario.

- Densidad:  $N_{ij} = \sum_{k=0}^l f_{ijk}$
- Velocidad:  $\vec{u}_{ij} = \sum_{k=0}^l f_{ijk} \vec{e}_k$
- Módulo de la velocidad:  $u_{ij} = |\vec{u}_{ij}|$
- Entropía:  $H_{ij} = - \sum_{k=0}^l p_{ijk} \ln p_{ijk}$ ,  $p_{ijk} = \frac{f_{ijk}}{N_{ij}}$
- Tangente del ángulo:  $\tan \theta_{ij} = \frac{uy_{ij}}{ux_{ij}}$
- Energía interna:  $U_{ij} = \sum_{k=0}^l f_{ijk} \epsilon_{ijk}$ ,  $\epsilon_{ijk} = u_{ijk}^2 - u_{ij}^2$

## 4. RESULTADOS

Las pruebas fueron realizadas en dos etapas. En primer lugar, se ejecutó la simulación sobre el conjunto de imágenes 1 (Figura 3) y se obtuvieron tanto los datos de la distribución  $f_i$ , como también los valores de las variables macroscópicas.



Figura 3: Conjunto de prueba 1

El set está compuesto por tres imágenes cuadradas, con únicamente dos intensidades diferentes. El objetivo de esta primera etapa fue observar como se comportaba el algoritmo frente a la presencia de bordes y cuáles eran las diferencias obtenidas al procesar la distribución  $f_i$  para conseguir las variables macroscópicas (entropía, velocidad, etc.). El primer elemento del conjunto de prueba es una imagen plana blanca. Se esperaba que, tanto la distribución  $f_i$  como las variables calculadas a partir de ella (para cualquier operador de construcción de  $M$ ), tuvieran valores constantes. Efectivamente, esto fue corroborado en los experimentos, y la utilidad de este elemento radicó en que pudo ser utilizado como punto de referencia para el análisis del resto del conjunto.

La figura 4 muestra algunos de los resultados obtenidos para la imagen 2. La regla utilizada en este caso para la construcción de la matriz  $M$ , es *Suma*. Si bien la densidad ( $N_{ij}$ ) no muestra signos de ninguna distinción particular, el resto de las variables calculadas (en este caso, entropía) muestran una clara detección de los bordes presentes en la imagen. Por otro lado, la diferencia de intensidades a ambos lados de la imagen, no se ve reflejada en los resultados. Esto

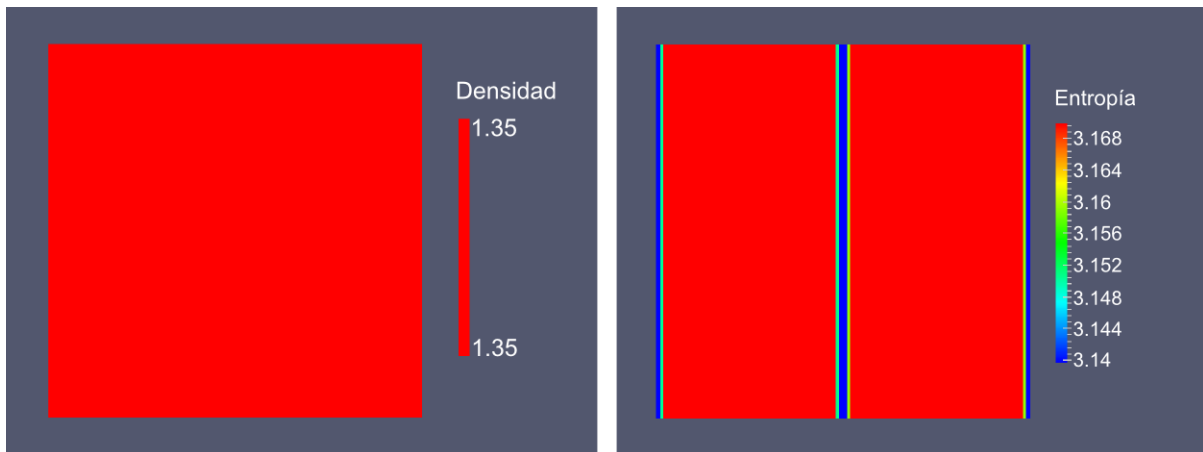


Figura 4: Resultados de Densidad  $N_{ij}$  (izquierda) y Entropía  $H_{ij}$  (derecha), para el operador Suma aplicado a la imagen 2 del set de prueba

es importante para la caracterización de texturas, ya que lo principal es distinguir entre formas y no entre intensidades.

Al realizar idénticas pruebas sobre la misma imagen, pero utilizando el *Producto* como operador generador de  $M$ , los resultados fueron similares a los del operador *Suma*. Se observó una significativa distinción de los bordes y una clara independencia de la intensidad de los píxeles.

De la misma manera, se aplicaron las reglas *Suma* y *Producto* a la imagen 3 del conjunto de prueba, obteniendo resultados similares. Al aplicar *Resta*, algunas de las variables resultado que antes identificaban bordes, ya no lo hicieron. No obstante, la entropía mantiene su comportamiento en comparación con el obtenido para otros operadores (5).

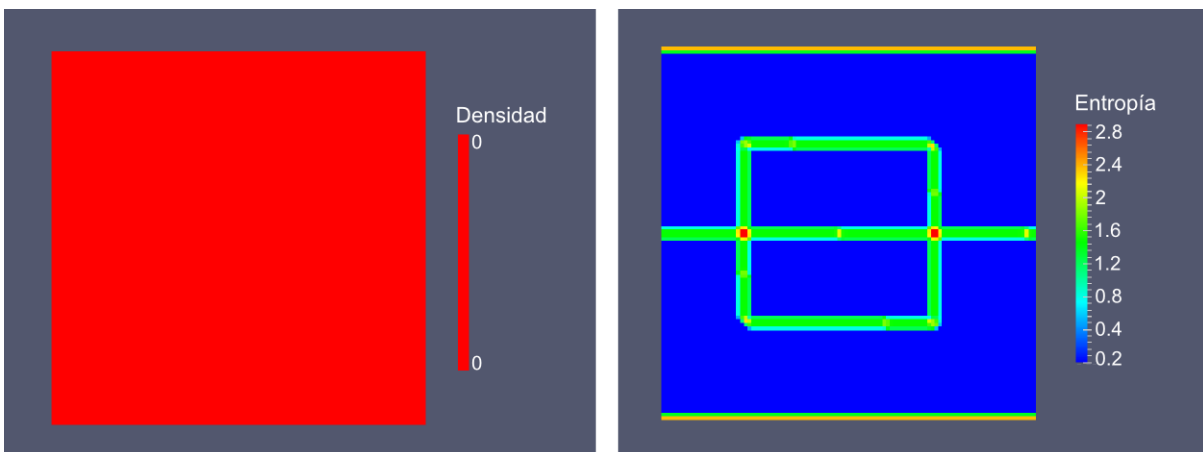


Figura 5: Resultados de Densidad  $N_{ij}$  (izquierda) y Entropía  $H_{ij}$  (derecha), para el operador Resta aplicado a la imagen 3 del set de prueba

Finalmente, un segundo conjunto de pruebas ha sido conformado para verificar la real independencia del promedio de las intensidades en una textura y los datos retornados por el algoritmo. Para esto se trabajó con un set de 13 imágenes pequeñas (3x3 píxeles) con igual promedio de intensidades pero diferente distribución espacial (figura 6). Todas, a excepción de dos que son utilizadas como referencia (texturas planas blanca y negra), respetan esta propiedad.

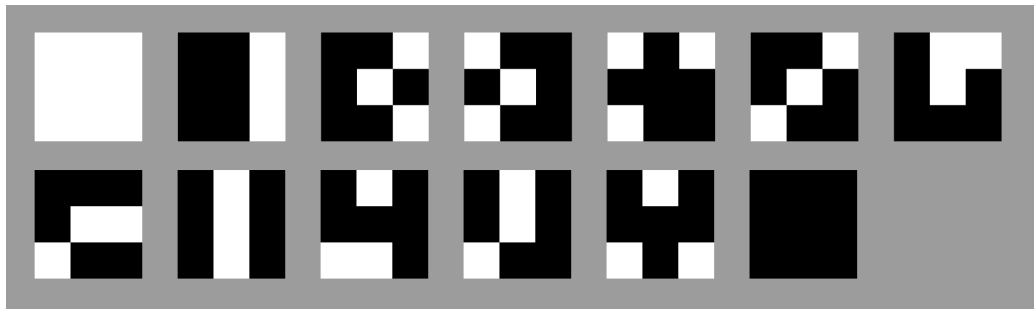


Figura 6: Conjunto de prueba 2. Todos los elementos, a excepción de los extremos, poseen 3 píxeles blancos y 6 negros.

Es importante remarcar el hecho de que, al encontrarnos trabajando con condiciones de bordes periódicas, procesar imágenes pequeñas que constituyan la base de patrones mas grandes es equivalente a trabajar con esos patrones mas grandes. Es decir, los bordes periódicos hacen que el patrón se repita en los laterales, para formar una textura mayor. Si bien esto sólo puede utilizarse en etapa de experimentación, tiene un impacto directo en la performance del algoritmo, pudiendo realizar grandes cantidades de pruebas en tiempos muy reducidos.

Se ejecutaron las pruebas utilizando los tres operadores (*Suma*, *Producto*, *Resta*), y se analizaron los promedios de las  $f_i$  para cada una de las imágenes luego de alcanzada la convergencia. Los dos elementos de referencia se comportaron según lo esperado, de forma constante y en el caso de la textura negra, igual a cero.

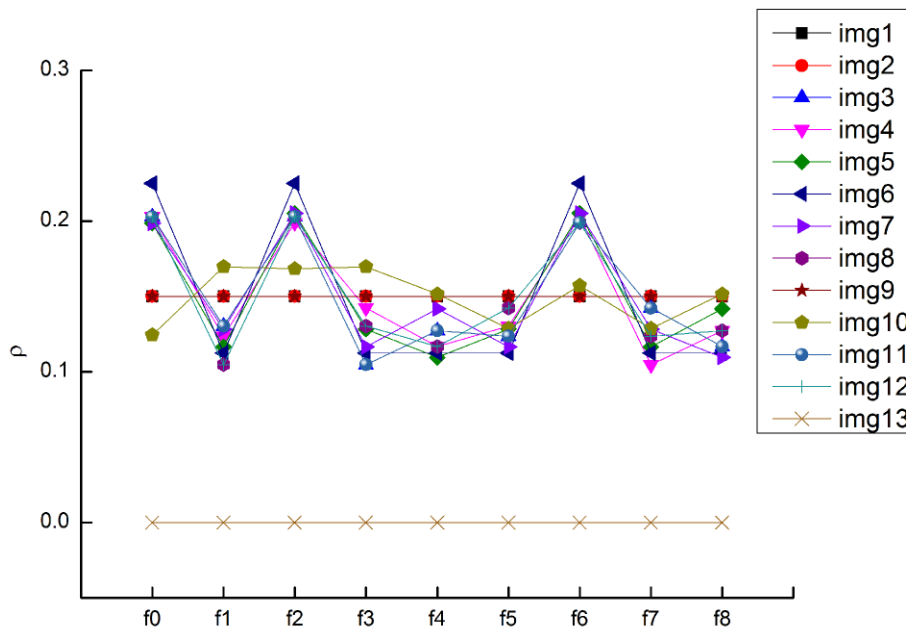


Figura 7: Valores promedio de  $f_i$  para cada imagen del conjunto de prueba. Operador *Suma*.

Si bien todos los operadores distinguieron entre las diferentes texturas, los resultados mas interesantes se obtuvieron para el operador *Resta*. La figura 7 muestra los promedios de las  $f_i$  para el operador *Suma*, donde se observa un comportamiento similar para casi todas las texturas



del set de prueba. Es justamente este el comportamiento que no se desea que tenga el algoritmo, ya que como todos los patrones de prueba son diferentes, los resultados de la detección deben también resultar significativamente diferentes.

Por otro lado, analizando la figura 8 (operador Resta), es posible observar que el parámetro en estudio devuelve diferentes resultados para cada una de las imágenes. Los conjuntos de  $f_i$  para cada textura se diferencian significativamente del resto, a pesar de que el promedio de las intensidades es el mismo en todos los casos.

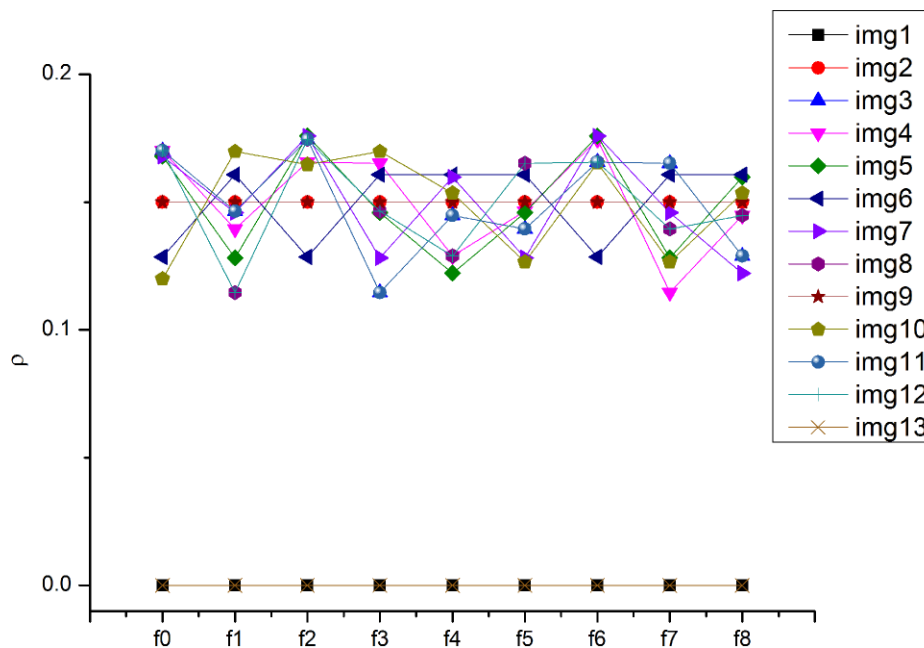


Figura 8: Valores promedio de  $f_i$  para cada imagen del conjunto de prueba. Operador *Resta*.

## 5. CONCLUSIONES

Se ha logrado la aplicación de un algoritmo normalmente utilizado para la simulación de fluidos, al área de detección de texturas en imágenes digitales. El método resulta, en principio, capaz de detectar texturas utilizando parámetros calculados sobre una distribución de densidades obtenidas de la simulación LBM.

Se ha encontrado una manera de representar texturas bidimensionales como un medio capaz de interactuar con luz de manera simulada y que puede ofrecer información relevante para la distinción de las texturas que la componen.

Finalmente, los experimentos realizados han resultado satisfactorios aunque es necesario continuar sistemáticamente con esta tarea, para lograr una óptima calibración que consolide al método como una herramienta poderosa para la detección y caracterización de texturas.

A futuro, se realizarán pruebas de mayor tamaño que contengan texturas diferentes para estudiar el comportamiento del método y lograr que el algoritmo sea capaz de caracterizarlas (actualmente esta siendo estudiada la información ofrecida por cada variable macroscópica para avanzar en dicho sentido). Además, deben refinarse los procesos de extracción de características, para que estos se ajusten mas a las necesidades de la detección.

Por otro lado, aún resta experimentar con la respuesta del algoritmo cuando se introducen

fuentes de luz en combinación con diferentes condiciones de contorno. Si bien en las simulaciones efectuadas, las condiciones de contorno empleadas son de tipo periódicas, a futuro se realizarán pruebas con nuevas configuraciones que tengan en cuenta condiciones del tipo de fijaciones de variables y/o flujos. La inclusión de este tipo de comportamiento puede también ayudar en el proceso de caracterización.

## REFERENCIAS

- Chen S. y Doolen G. Lattice boltzmann method for fluid flows. *Annual review of fluid mechanics*, 30(1):329–364, 1998.
- Chopard B., Dupuis A., Masselot A., y Luthi P. Cellular automata and lattice boltzmann techniques: An approach to model and simulate complex systems. *Advances in complex systems*, 5(2/3):103–246, 2002.
- Currie I. Fundamental mechanics of fluids, 1974. &, 41:40, 1974.
- Geist R., Rasche K., Westall J., y Schalkoff R. Lattice-boltzmann lighting. En A. Keller y H.W. Jensen, editores, *Eurographics Symposium on Rendering*, páginas 355–362. Eurographics Association, Norrköping, Sweden, 2004. ISBN 3-905673-12-6. ISSN 1727-3463.