

# DISEÑO DE UNA ARQUITECTURA PARA LA SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES BASADOS EN MEAN SHIFT EN UN FPGA

Hernán A. Suárez Montalvo  
[a20007198@pucp.edu.pe](mailto:a20007198@pucp.edu.pe)

Gonzalo A. Cucho Padín  
[a20019147@pucp.edu.pe](mailto:a20019147@pucp.edu.pe)

Grupo de Procesamiento Digital de Señales e Imágenes – GPDSI  
Sección Electricidad y Electrónica – Pontificia Universidad Católica del Perú  
Av. Universitaria S/N – San Miguel – Lima 32, Perú

## ABSTRACT

In this work, new architecture has been implemented to develop the "Mean Shift" algorithm. There are many methods of analysis of the space characteristics that use a great quantity of parameters, these also need to do arduous post-processing, so it was necessary to make an algorithm that achieves the mentioned analysis with fewer parameters. This research took Dorin Comaniciu's information; in which he recaptured the importance of mean shift. The algorithm was developed to calculate the "modes", which is a local maximum of the spatial probability density function. Once determined the "modes", these are used to obtain a segmented image, which will serve as the initial process inside an advanced image processing. These algorithms were implemented using a FPGA STRATIX EP1S25F672C6 from the Altera Company. The resulting synthesis indicates that an implementation with pipeline uses less resource than a serial implementation.

## RESUMEN

En el presente trabajo se ha implementado una arquitectura para desarrollo del algoritmo "Mean Shift". Debido a que los diversos métodos de análisis de características de espacio utilizan una gran cantidad de parámetros e incluso acuden a realizar un post-procesamiento más arduo, se vio la necesidad de tomar un algoritmo que realice el mencionado análisis con la menor cantidad de parámetros. Por ello esta investigación, recoge la información de Dorin Comaniciu, trabajo en el cual retoma la importancia del mean shift. Se desarrolla el algoritmo para el cálculo de "modos", el cual es un máximo local de la función de probabilidad de densidad espacial.

Una vez determinados los "modos" estos son procesados para obtener una imagen segmentada, lo cual serviría como proceso inicial dentro de un procesamiento avanzado de imágenes. Estos algoritmos fueron implementados usando un FPGA STRATIX EP1S25F672C6 de la compañía Altera. Los resultados de síntesis indican que una implementación con pipeline utiliza menos recurso que una implementación serial.

## 1. INTRODUCCION

El mean shift es un método no-paramétrico para la estimación del gradiente de la función de densidad; aquí las características del espacio pueden ser consideradas como una función de densidad de probabilidad del parámetro representado. Regiones densas en las características del espacio corresponde a un máximo sobre la mencionada función, estos máximos son denominados modos. Una vez que la ubicación de los modos esté determinada, el entorno alrededor de este es alineado o igualado.

Se comprueba que en un módulo computacional basado en el procedimiento mean shift es una herramienta versátil para analizar las características del espacio y puede proporcionar diversas soluciones para grandes cantidades de tareas aplicadas al campo del procesamiento de imágenes [4].

En la sección 2, se explica la deducción del método del mean shift. En la sección 3, los resultados obtenidos mediante las pruebas realizadas en Quartus II.

## 2- PROCEDIMIENTO DEL MEAN SHIFT

La distribución de la intensidad de cada componente de color puede ser visto como una

función de densidad de probabilidad. El vector mean shift es la diferencia entre la media de la función de probabilidad en una área local y el centro de esta región. En términos matemáticos, el vector de mean shift [2] asociado con una región  $S_x$  centrado en  $x$  puede ser representado como:

$$\vec{V}(\vec{x}) = \frac{\int_{\vec{y} \in S_x} p(\vec{y})(\vec{y} - \vec{x}) d\vec{y}}{\int_{\vec{y} \in S_x} p(\vec{y}) d\vec{y}} \quad (1)$$

Donde  $p()$ , es la función de densidad de probabilidad; el algoritmo del mean shift significa que el vector es proporcional al gradiente de la función de probabilidad de  $\nabla p(\vec{x})$  y reciproca a la densidad de probabilidad  $p(\vec{x})$ .

$$\vec{V}(\vec{x}) = c \frac{\nabla p(\vec{x})}{p(\vec{x})} \quad (2)$$

Donde “c”, es una constante al estar el vector mean shift a lo largo de la dirección de la máxima densidad de probabilidad, entonces se puede aprovechar esto para encontrar la localización actual de la máxima densidad.

Un sólo paso del mean shift es realizado definiendo una vecindad  $\Omega$  alrededor del actual punto en el espacio. Esta vecindad es usado por el método de estimación de densidad de ventana de Parzen . El procedimiento es calcular la densidad de los puntos que caen debajo de esta vecindad, y luego desplazar hacia la media mediante un movimiento de la ventana para que esté centrada alrededor del punto. Por lo tanto, el paso fundamental es calcular la media de todos los puntos de la vecindad  $\Omega$  alrededor del punto dado; específicamente, si  $P$  es un punto del espacio característico, entonces la media  $M_h(P)$  de  $P$  es definido usando un kernel radialmente simétrico “K”, con un radio  $h$  en el espacio característico con un perfil monótonamente decreciente de  $g(x)$ . Por ejemplo en este trabajo se esta usando un kernel normal, definido como:

$$g(x) = e^{-x^2/2} \quad (3)$$

Otros, como el kernel uniforme, también puede ser usado. La media de un punto  $P$  [6] usando

$g(x)$  en una vecindad  $\Omega$  con un radio alrededor de  $P$  es definido como:

$$M_h(P) = \frac{\sum_{S \subset \Omega} P_S \cdot g\left(\left\|\frac{D_{\Phi}(P, P_S)}{h}\right\|^2\right) \cdot \text{area}(S)}{\sum_{S \subset \Omega} g\left(\left\|\frac{D_{\Phi}(P, P_S)}{h}\right\|^2\right) \cdot \text{area}(S)} \quad (4)$$

Para una aproximación lineal del espacio característico, nosotros asumimos que podemos muestrear la vecindad  $\Omega$  uniformemente y por lo tanto nosotros sólo usamos el promedio de todos los puntos  $Q$  alrededor de  $P$ .

$$M_h(P) = \frac{\sum_{Q \in \Omega} Q \cdot g\left(\left\|\frac{D_{\Phi}(P, Q)}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{Q \in \Omega} g\left(\left\|\frac{D_{\Phi}(P, Q)}{h}\right\|^2\right)} \quad (5)$$

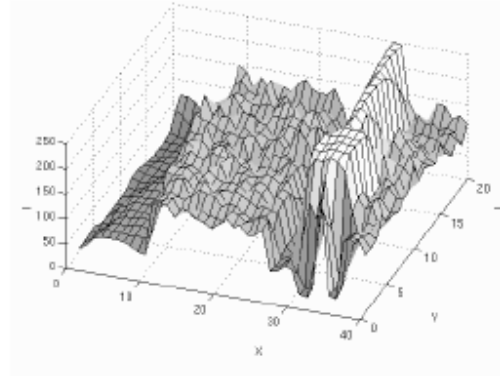
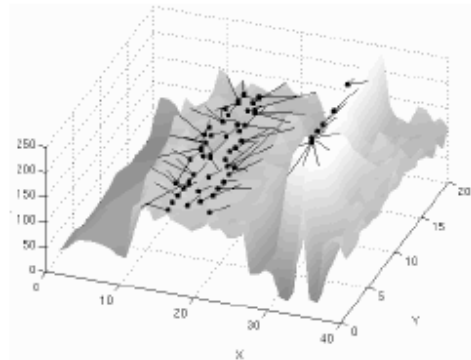
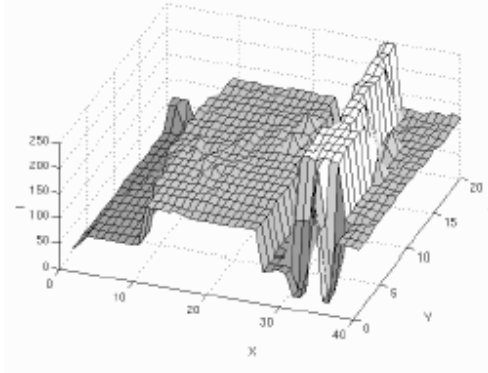


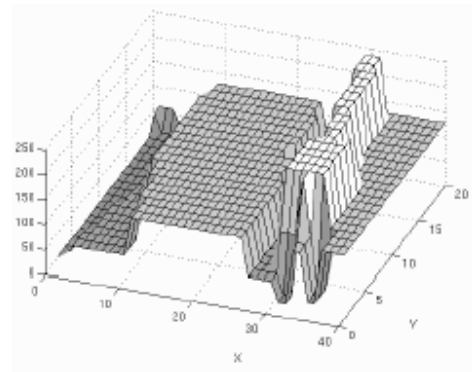
Fig. 1. Entrada



**Fig. 2.** Caminos hallados; los puntos oscuros indican los lugares de convergencia



**Fig. 3.** Resultado del filtrado



**Fig. 4.** Resultado de la segmentación

### 3. RESULTADOS EXPERIMENTALES

La arquitectura fue implementada y probada en la tarjeta de desarrollo MJL Stratix Development Kit que cuenta con un FPGA STRATIX EP1S24F672C6, la cual permite la comunicación con la computadora a través del bus Serial.

#### 3.1 resultados de la arquitectura completa usando quartus II

La arquitectura completa fue compilada y sintetizada utilizando el programa Quartus II v.4.0 donde se obtuvo los siguientes resultados para el FPGA STRATIX EP1S25F672C6:

- Elementos Lógicos Utilizados : 3079
- Bits de memoria utilizados : 700
- Frecuencia máxima de trabajo : 174.54Mhz

Se realizó el análisis y síntesis de la arquitectura para distintos FPGA's de la familia Stratix, además de una comparación con los de la familia de Stratix II. La arquitectura fue realizada para aplicar el algoritmo de mean shift en la segmentación de imágenes; el cual nos muestra, no sólo la efectividad del diseño sino también una de las tantas aplicaciones que se le puede dar.

		Optimización: AREA				
	FPGA	LE's	%LEs	fmax ( MHz)	bits	%bits
Stratix	EP1S25F672-6	3079	12	163.26	700	0.076
	EP1S25F672-7	3079	12	162.65	700	0.076
	EP1S60F 1508-6	4570	8	163.26	700	0.080
	EP1S60F 1508-7	4570	8	162.65	700	0.080
Stratix II	EP2S30F672-3	3388	10	164.2	700	0.120
	EP2S30F672-4	3388	10	163.26	700	0.120

		Optimización: VELOCIDAD				
	FPGA	LE's	%LEs	fmax ( MHz)	bits	%bits
Stratix	EP1S25F672-6	3464	13.5	172.3	700	0.076
	EP1S25F672-7	3464	13.5	169.3	700	0.076
	EP1S60F 1508-6	4741	8.3	169.3	700	0.080
	EP1S60F 1508-7	4741	8.3	168.2	700	0.080
Stratix II	EP2S30F672-3	3388	10	174.54	700	0.120
	EP2S30F672-4	3388	10	169.3	700	0.120

**Fig. 5.** Tabla de comparación; muestra las diferentes características obtenidas con el algoritmo implementado en diversos FPGA's de la familia Stratix. Todos estos resultados se lograron con la ayuda del programa Quartus II v.4.0

En las siguientes figuras, se puede apreciar el uso de el algoritmo mean shift orientado a la segmentación de imágenes. Vemos un suavizado en la imagen (Fig.7), para ello se ubicaron los "modos" y se realizó un filtrado espacial.



Fig. 6. Imagen original



Fig. 7. Imagen suavizada

#### 4. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Se ha comprobado la eficacia del algoritmo implementándose en un FPGA, en donde la eficacia y la rapidez se unen para poder obtener un dispositivo de segmentación de imágenes rápido y adaptable a los diversos usos dentro del procesamiento digital de imágenes.

Distinguiendo que es viable realizar un diseño que usa pocos recursos del Stratix, es posible realizar diversos algoritmos que utilicen las imágenes segmentadas no limitándose a esta rama de estudio, sino también como una herramienta útil para los matemáticos, estadísticos y demás ramas afines.

La gran ventaja que posee un FPGA, es el de poder reprogramar y permitir el uso de diversas matrices ( kernels), que puedan mejorar el algoritmo.

Una arquitectura implementada con pipeline permite obtener mayor efectividad en velocidad. Como trabajo futuro se propone realizar aplicaciones en video basados en FPGA, así como también realizar cualquier aplicación de procesamiento más complejo basado en una

primera etapa donde se aplique el algoritmo desarrollado en este trabajo.

#### 5. REFERENCIAS

[1] Y.Cheng, "Mean Shift, Mode Seeking, and Clustering," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol 17, no 8, pp 790-799, Aug. 1995.

[2] D. Comaniciu and P.Meer, "Robust Analysis of Feature Spaces: Color Image Segmentation," Proc. 1997 IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, pp 750-755, June 1997.

[3] D. Comaniciu and P. Meer "Mean Shift Analysis and Applications," Proc. Seventh Int'l Conf. Computer Vision , pp 1197-1203, Sept. 1999.

[4] D. Comaniciu and P. Meer "Distribution Free Decomposition of Multivariate Data," Pattern Analysis and Applications, vol 2, pp 22-30, 1999.

[5] D.Comaniciu, V.Ramesh, and P Meer, "The Variable Bandwidth Mean Shift and Data-Driven Scale Selection," Proc Eighth Int'l Conf. Computer Vision, vol I, pp 438-445, July 2001.

[6] K. Fukunaga and L.D. Hostetler, "The Estimation of the Gradient of a Density Function, with Applications in Pattern Recognition," IEEE Trans. Information Theory, vol. 21, pp 32-40, 1975.

[7] A.K Jain and R.C. Dubes, Algorithms for Clustering Data. Prentice Hall 1988