Segmentación por medio del método *Mean Shift*: Estado del Arte

Ivana Azarola

Profesora: Juliana Gambini

Julio 2017

Índice

1. Introducción **3**

2. Presentación de imágenes **8**

3. Mean Shift **9**

3.1. Función Kernel 10

3.2. Condición de convergencia 13

4. Variantes de Mean Shift **14**

4.1. Kernel multivariable 14

4.2. Agregado de una función de peso 15

4.3. Kernel anisotrópico 15

4.4. Mean Shift geodésico 16

5. Conclusiones **18**

1. Introducción

La visión artificial [1] es una ciencia que mediante el procesamiento de imágenes busca encontrar una representación de la misma para permitir la toma de decisiones automáticamente sin la intervención de un usuario.

En este área se utiliza la segmentación de imágenes para agrupar píxeles según alguna característica común como ser el color, la intensidad o bien formar parte de una textura. Esta clasificación en grupos de píxeles posibilita obtener una imagen más fácil de analizar permitiendo detectar bordes y localizar objetos.

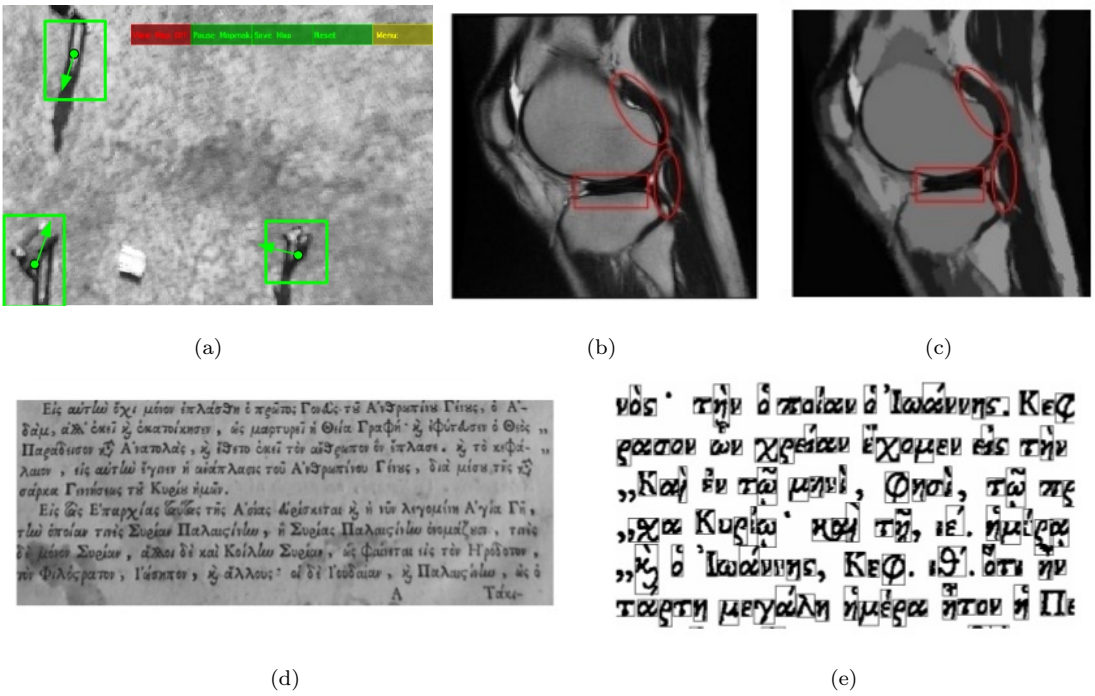
Existen variadas aplicaciones de la segmentación de imágenes entre las cuales se encuentran las siguientes:

- Imágenes médicas. Al disminuir el ruido en imágenes de resonancias magnéticas, podemos observar tumores cerebrales [2], la anatomía de una rodilla [3], etc. Este procesamiento también se aplica en diferentes tomografías [4] permitiendo el reconocimiento y clasificación de órganos como por ejemplo: hígado, vaso, estómago, riñones, etc.
- Imágenes de radar y de satélite. El análisis de estas imágenes permite identificar y predecir tormentas y otros efectos climatológicos [5], así como detectar tempranamente incendios forestales [6] y detectar manchas de petróleo [7] en el mar entre otras actividades de monitoreo ambiental.
- Análisis de datos microscópicos. Con microscópios eletrónicos(cryo-EM) [8], utilizados para el análisis de muestras a temperaturas criogénicas, se estudian estructuras celulares como por ejemplo los proteosomas.
- Seguridad. En vehículos aéreos no tripulados [9], como por ejemplo un cuadricóptero, se utiliza una cámara para detectar y rastrear objetos en movimiento en tiempo real. Las aplicaciones de este tipo de herramientas se presentan como una alternativa para la supervición de tránsito, la vigilancia en grandes instalaciones (por ejemplo, galpones industriales, plantas de energía solar, etc.), seguimiento de ganado en el sector ganadero, etc.

(a) (b) (c)

Figura 1: Ejemplo de aplicación de segmentación de imágenes donde (a) es una imagen satelital, (b) es una división de la primera imagen en 6 grupos donde cada color se asocia a una temperatura. La imagen (c) corresponde a los pixels de uno de los grupos de mayor temperatura.

- Imágenes astrológicas. El procesamiento de imágenes multiespectrales se utiliza por ejemplo en el estudio de la la galaxia M82, correspondiente a la constelación de la Osa Mayor o de la nebulosa de Orión [10].
- Escritura. La segmentación de imágenes permite el reconocimiento de documentos históricos ya sea impresos o bien escritos a mano [11] sin conocimiento de la tipografía empleada, haciendo uso de bases de datos para el aprendizaje automático por medio de la inteligencia artificial.



(a) (b) (c)

(d) (e)

Figura 2: Ejemplo de aplicación de segmentación de imágenes. (a) Ejemplo donde se logra detectar y seguir el movimiento de personas identificando individuos e indicando la dirección de su movimiento. (b) Imagen de resonancia magnética. (c) Imagen resultante del procesamiento de la imagen (b) con un algoritmo de segmentación. (d) Imagen a partir de un documento. (e) Ejemplo de aplicación para identificación de caracteres a partir de la imagen (d).

Las Fig. 1 y 2 muestran algunos ejemplos de aplicación de la segmentación de imágenes en diversos ámbitos.

Actualmente el método de Mean Shift, presentado por Fukunaga y Hostetler [12], es una técnica muy utilizada para segmentación de imágenes, reconocimiento de contornos y seguimiento de objetos en videos, en muchos campos de la ciencia.

En el área de aplicaciones de análisis facial, se estudia el seguimiento del iris haciendo uso del algoritmo Mean Shift como se observa en la Fig. 3(a). Se busca detectar el momento en que el ojo se encuentra cerrado, ha sido ocluido por una mano o bien, se desvía de una región de interés [13].

Un producto comercializado en el mercado, que emplea el método Mean Shift es el dispositivo Kinect [14] que observa en la fotografía de la Fig. 3(b). Producido por PrimeSense y distribuido por Microsoft, el mismo es utilizado en la captura de movimiento para las consolas de videojuegos Xbox 360 y Xbox One. Kinect utiliza Mean Shift para ubicar las articulaciones del cuerpo humano. Adicionalmente, este dispositivo hace uso del algoritmo de Randomized Forest [15] para aprender rasgos característicos en imágenes de profundidad y, mediante la clasificación de puntos, establecer las poses de las personas.

(a) Seguimiento del iris (b) Dispositivo Kinect

Figura 3: Utilización del método Mean Shift en distintas áreas de aplicaciones. (a)Ejemplo de aplicación donde se señala el iris para distintas poses del ojo.

La segmentación de imágenes puede realizarse de diversas formas y con diferentes técnicas. En el artículo [16], el autor explica una categorización a grandes rasgos de las múltiples técnicas de segmentación en imágenes. Basadas en las siguientes características:

- Umbralización. Son procedimientos con los que se busca diferenciar objetos utilizando distintos tonos de gris.
- Detección de bordes. Aplicando estas técnicas se consigue determinar el contorno de un objeto en una imagen.
- Detección de Regiones. A diferencia de los métodos de detección de bordes, estas técnicas inician en uno o mas puntos y comienzan a expandirse hacia fuera hasta alcanzar el contorno de un objeto en una imagen.
- Agrupamiento. Se trata de técnicas que mediante evaluaciones sobre los puntos de la imagen forman particiones de los mismos. Con estas se busca determinar la ubicación de un objeto de interés.
- Estimación de parámetros. En estos procedimientos se tiene una idea de como debe verse un objeto, por lo tanto haciéndo uso del conocimiento a priori que se tiene, se ubica el mismo en la imagen.

A la hora de segmentar una imagen, las técnicas utilizadas son variadas. La elección de una de ellas depende tanto del tipo de datos como del problema a tratar.

En este documento nos enfocaremos en las técnicas de agrupamiento [17] de píxeles en una imagen. Las cuales se pueden clasificar principalmente en:

- Jerárquicas: En estas técnicas se realiza la aglomeración o división de grupos de datos. Los métodos aglomerativos comienzan con todos los elemento separados, o sea, inicialmente hay

tantos datos como grupos. Por el contrario, los métodos divisorios inician con un número de grupos de datos de uno y durante el procesamiento se obtienen n grupos.

Dentro de la categoría de los métodos aglomerativos jerárquicos se encuentra el método de Mean Shift, el cual será el objeto de estudio de este proyecto.

- No jerárquicas: En estos procedimientos se fija el número de grupos en el que se dividen los datos por medio de criterios de cercanía. En este sentido, cada uno de los grupos debe contener al menos un elemento y estos a su vez solo pueden pertenecer a un único grupo. Un ejemplo de un método perteneciente a este grupo es k-means.

A continuación analizaremos brevemente el método de segmentación de imágenes k-means [18], una de las técnicas no jerárquicas más utilizada. Mean Shift al igual que k-means son métodos iterativos, empleados para el agrupamiento de píxeles tanto en el procesamiento de imágenes como de videos.

El algoritmo de k-means divide una imagen en K secciones. Inicialmente, se eligen K grupos de píxeles de una imagen llamados clusters. Cada grupo se elige en forma aleatoria o utilizando alguna heurística. A continuación, se itera hasta alcanzar una condición de convergencia que puede estar por ejemplo relacionada con la cantidad de modificaciones que sufren los grupos. En cada iteración, se realizan los siguientes pasos:

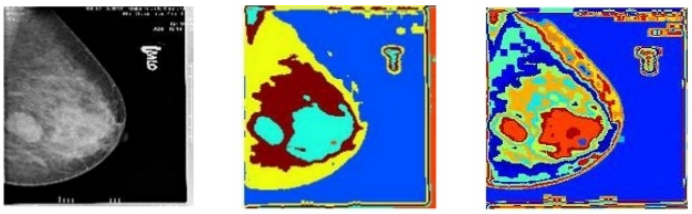
(a) Elegir una división en grupos inicial y calcular sus centros.

(b) Cada píxel de la imagen se asocia al grupo con el cual, éste presenta una mayor similitud.

(c) Recalcular los centros de los grupos haciendo la media de todos los píxeles del grupo.

Los resultados obtenidos en imágenes con la técnica de k-means son muy dependientes de la definición del número de clusters. El uso del método k-means requiere tener un conocimiento a priori de la imagen para una óptima elección de la cantidad k.

En la Fig.4(a) tomada del artículo [18] se muestra la aplicación del método de k-means a una mamografía donde los autores intentan realizar diagnóstico de cáncer. Las Figuras 4(b) y 4(c) muestran el resultado de aplicar el método de k-means a la Fig.4(a) con $k = 5$ y $k = 20$, respectivamente.



(a) (b) (c)

Figura 4: Aplicación de método de k-means

El método de Mean Shift no requiere de la determinación preliminar de cantidad de grupos, y esta es una de las características mas importantes de su éxito.

Este método puede aplicarse a imágenes médicas, como las de tomografía computada o las de resonancia magnética y se utiliza para diagnóstico como en los artículos [2], [3], [4] y [19]. Una de las dificultades más importantes de estas imágenes reside en que los experimentos deben ser muy precisos, ya que los resultados se utilizan para tomar decisiones que involucran la salud de personas.

2. Presentación de imágenes

A lo largo de este documento se estudia el método de Mean Shift utilizando algunas imágenes de prueba en el procesamiento de imágenes. En la Fig. 5 las podemos observar. La elección de las mismas obedece a la necesidad de poder comparar resultados con los obtenidos por la comunidad especializada en el área.

La imágenes consideradas poseen características diferentes, por ejemplo algunas presentan un gran colorido, mientras que otras no. Esta desigualdad permitirá observar el comportamiento del algoritmo en situaciones disímiles.

(a) Foto de Lena (b) Camerógrafo (c) Vegetales

(d) Baboon (e) Lago (f) Loros

Figura 5: Imágenes estandares en el procesamiento de imágenes.

3. Mean Shift

Mean Shift es un método iterativo utilizado para la clasificación y segmentación de puntos dentro de una imagen. En cada iteración del algoritmo se realizan sobre cada uno de los puntos de la imagen los siguientes pasos:

1. Se define una ventana de tamaño arbitrario.
2. Se ubica un punto x de la imagen en el centro de la ventana y se calcula la media correspondiente al conjunto de puntos pertenecientes a la misma.

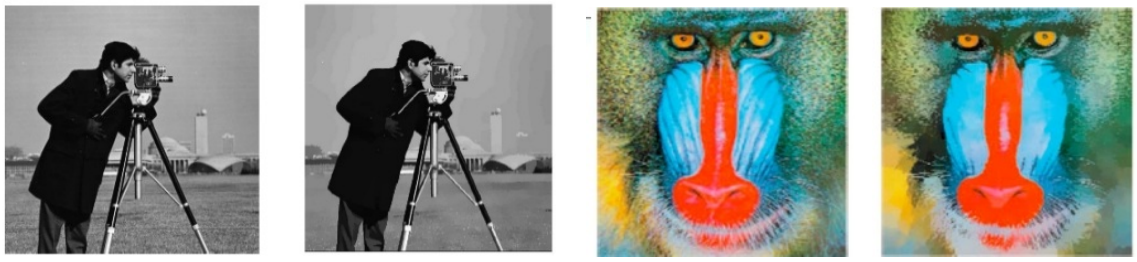
   Para el cálculo de la media se utiliza la Ec.(1), donde

   - $N(x)$ es el conjunto de puntos que se encuentran dentro de la ventana,
   - x es el punto seleccionado,
   - h es el ancho de ventana que representa el rango de influencia que se le da a cada elemento,
   - K es una función kernel utilizada para aproximar una función de densidad de probabilidad subyacente del conjunto de datos.

$$m(x) = \frac{\sum_{x_i \in N(x)} K\left(\frac{x_i - x}{h}\right) x_i}{\sum_{x_i \in N(x)} K\left(\frac{x_i - x}{h}\right)} \tag{1}$$

3. Se reemplaza el valor del punto por el valor obtenido en el cálculo de la media.

El algoritmo culmina al alcanzarse un número finito de iteraciones o bien, por una condición de convergencia.



(a) (b) (c) (d)

Figura 6: Aplicación del método Mean Shift a las imágenes de la Fig.5(b) y 5(d). (a) Imagen original del camarógrafo. (b) Imagen del camarógrafro luego de la segmentación. (c) Imagen original del baboon. (d) Imagen del baboon resultado de la segmentación.

Es importante señalar que este método de segmentación se no requiere activamente de conocimiento previo sobre una imagen, el uso de modelos de apariencia, platillas deformables

u otro tipo de mecanimo que permita detectar formas o contornos conocidos. Este aspecto es de gran importancia ya posibilita la aplicación del algoritmo a todo tipo de imágenes como puede observarse en las Fig.2(b) y 6.

3.1. Función Kernel

El kernel es una función con la que se estima la densidad de probabilidad subyacente de un conjunto de datos. De esta forma, si se suma el valor resultante de aplicar la función kernel a cada uno de los datos se obtiene una estimación de la función de densidad desconocida.

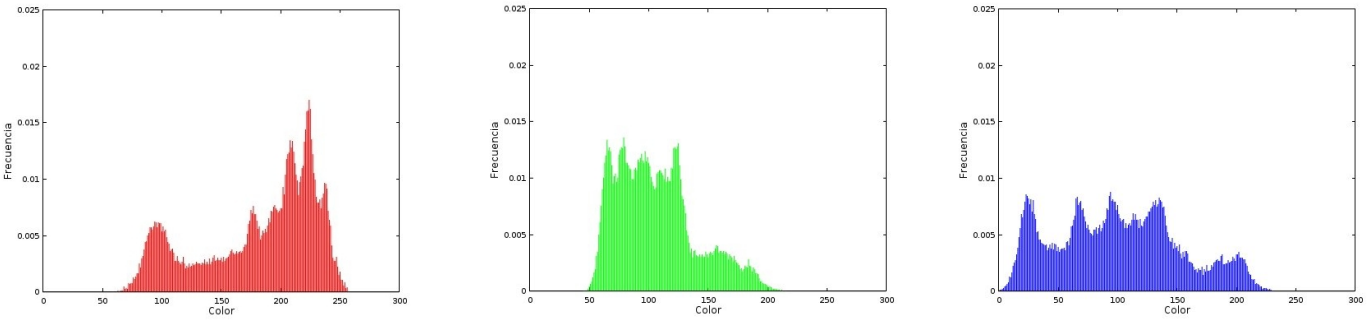
Dentro de las funciones kernel más utilizadas se destacan la rectangular (Ec. (2)), la gaussiana (Ec. (3)) y la de Epanechnikov (Ec. (4)).

$$K(x) = \begin{cases} 1 & a \leq x \leq b \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases} \tag{2}$$

$$K(x) = e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \tag{3}$$

$$K(x) = \begin{cases} \frac{3}{4}(1-x^2) & |x| \leq 1 \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases} \tag{4}$$

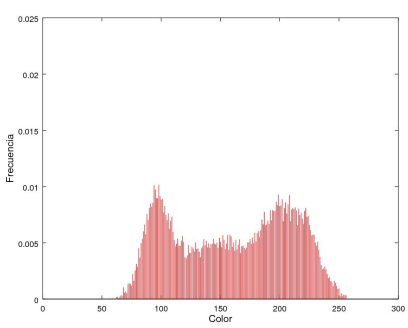
La Fig. 7 muestra el histograma de densidad de datos de la imagen de Lena(Fig. 5) para las bandas de color: rojo, verde y azul. Por otro lado, la Fig. 8 muestra el histograma de la densidad subyacente de los datos para la misma imagen. Las Figuras 2.a, 2.b y 2.c muestran el histograma de la densidad subyacente, calculada con el kernel Rectangular para las bandas rojo, verde y azul, respectivamente. De igual forma, las Figuras 2.d, 2.e y 2.f muestran el histograma de la densidad subyacente para el kernel Gaussiano para las mismas bandas. Las Figuras 2.g, 2.h y 2.i muestran el histograma de la densidad subyacente correspondiente a las bandas rojo, verde y azul del kernel Epanechnikov.



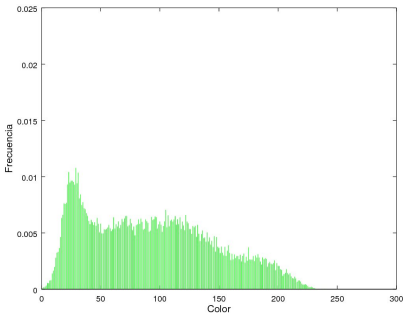
(a) Banda rojo (b) Banda verde (c) Banda azul

Figura 7: Histograma de densidad para las bandas rojo, azul y verde de la imagen de Lena.

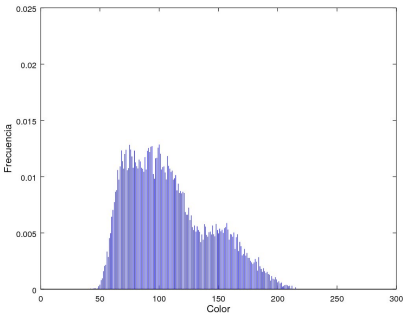
Dependiendo de la elección del valor del parámetro h, se pueden producir resultados muy diferentes. La elección manual de este valor puede producir mejores resultados, sin embargo cuando el conjunto de datos a evaluar difiere significativamente la elección de h se hace mas compleja.



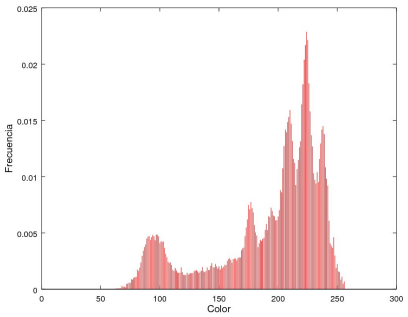
(a) Kernel Rectangular



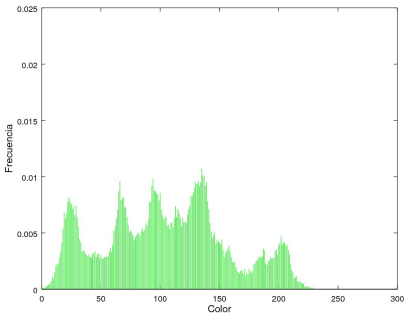
(b) Kernel Rectangular



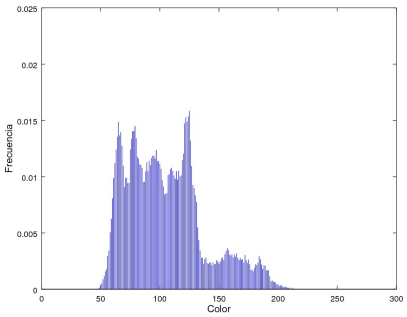
(c) Kernel Rectangular



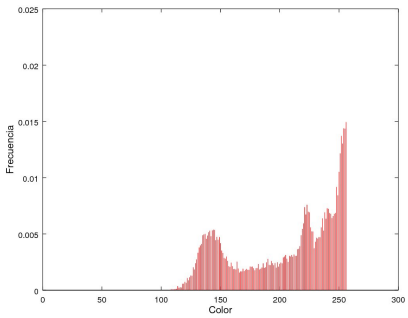
(d) Kernel Gaussiano



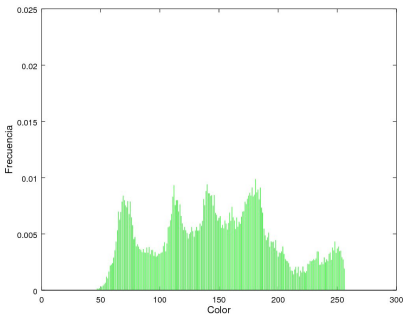
(e) Kernel Gaussiano



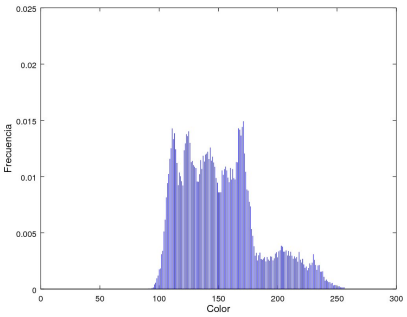
(f) Kernel Gaussiano



(g) Kernel Epanechnikov



(h) Kernel Epanechnikov



(i) Kernel Epanechnikov

Figura 8: Funciones de densidad subyacente calculada con distintos kernels. En (a), (b) y (c) se utilizaron $a = 31$ y $b = 223$. En (d), (e) y (f) se utilizó $\sigma = 0{,}1$.

3.2. Condición de convergencia

El algoritmo de Mean Shift requiere de una condición para su finalización. Tal como se mencionó anteriormente, el método finaliza generalmente al cumplirse un número prefijado de iteraciones o una condición de convergencia.

El kernel permite aproximar una función de densidad desconocida a partir de una muestra de datos. En el artículo [20], los autores explican como se realiza esta estimación obteniéndose la Ec. (5) para la estimación de la densidad. En la misma, n es el tamaño del conjunto de datos y d es la dimensión del espacio.

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^{n} K\Big(\frac{x - x_i}{h}\Big) \tag{5}$$

A partir de las definiciones 1 y 2 de sucesión infinita y su convergencia [21]. Se define una secuencia con las Ec. (6) y (7) a partir de la Ec. (1).

Definición 1: Una función f cuyo dominio es el conjunto de todos los enteros positivos se denomina sucesión infinita. El valor $f(n)$ de la función se denomina el término n-ésimo de la sucesión.

Definición 2: Una sucesión $\{f(n)\}$ tiene límite L si, para cada número positivo ϵ, exite otro número positivo N (que en general depende de ϵ) tal que

$$\mid f(n) - L \mid < \epsilon$$

para todo $n \geq N$. En este caso, se dice que la sucesión $\{f(n)\}$ converge hacia L y puede escribirse como

$$\lim_{x \to \infty} f(n) = L.$$

Una sucesión que no converge se llama divergente.

$$y_i^0 = x_i \tag{6}$$

$$y^{t+1} = \frac{\sum_{i=1}^{n} K\Big(\frac{y^t - x_i}{h}\Big) x_i}{\sum_{i=1}^{n} K\Big(\frac{y^t - x_i}{h}\Big)} \tag{7}$$

En el documento, los autores intentan probar la convergencia utilizando el siguiente teorema.

Teorema: Si el kernel K tiene un perfil convexo y monótonamente decreciente, las secuencias $\{y_j\}_{j=1,2,\ldots}$ y $\{\hat{f}(j)_{j=1,2,\ldots}\}$ convergen y además $\{\hat{f}(j)_{j=1,2,\ldots}\}$ es monótonamente creciente.

La demostración de la convergencia de Mean Shift, propuesta por los autores prueba que $\hat{f}(y^{t+1}) \geq \hat{f}(y^t)$, sin embargo la segunda parte de la prueba posee errores matemáticos.

Existen muchos estudios que intentan demostrar la convergencia de Mean Shift. Sin embargo, la comunidad especializada en el área aún no posee una demostración fehaciente en varias dimensiones [22] [23].

4. Variantes de Mean Shift

A continuación se listan algunas de las variantes más interesantes que se han encontrado del algoritmo Mean Shift:

- Utilización de una función kernel multivariable parametrizada en el espacio y en el color [19] [20].
- Modificación del algoritmo agregando una función de peso [24].
- Uso de un kernel anisotrópico en Mean Shift [25].
- La implementación de un Mean Shift geodésico [26].

4.1. Kernel multivariable

En el artículo [20], los autores presentan un kernel multivariable. El cual utiliza la ubicación y el tono de color como variables.

Una imagen digital puede representarse como una matriz bidimensional de vectores de p-dimensiones (píxeles). En este documento, $p = 1$ para niveles de gris o $p = 3$ para imágenes en color. Cuando se parametriza en el espacio y en el color, el número de dimensiones es $q = p + 2$.

$$K_{h_r,h_s}(x) = \frac{c}{h_r^p h_s^q} k\Big(\Big\|\frac{x^s}{h_s}\Big\|\Big) k\Big(\Big\|\frac{x^r}{h_r}\Big\|\Big) \tag{8}$$

Los autores del artículo, presentan el kernel multivariable de la Ec. (8) donde la función $k(x)$ se define como en la Ec. (9) si se utiliza un kernel gaussiano, o bien se puede definir como Ec. (10) para el caso de un kernel normal.

$$k(x) = e^{-\frac{\|x\|^2}{2\sigma}} \tag{9}$$

$$k(x) = e^{-\frac{x}{2}} \tag{10}$$

Dado que la naturaleza de las variables espacio y color es muy diferente se compensa en la Ec. (8) normalizando con los parámetros h_s y h_r, siendo c la constante de normalización. Los valores de h_s y h_r son los valores de ancho de ventana respectivos para la variable cromática y la variable espacial. Las variables x^s y x^r son los valores correspondientes al dominio espacial y de color.

4.2. Agregado de una función de peso

En el artículo [24] se altera la Ec.(1) adicionando una función de peso, siendo la resultante de esta transformación la Ec.(11) .

$$m(x) = \frac{\sum_{x_i \in N(x)} K\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(c) x_i}{\sum_{x_i \in N(x)} K\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(c)} \tag{11}$$

La función peso $w(c)$ puede tener un valor prefijado para todas las iteraciones del algoritmo o bien, ser reevaluado luego de cada una de ellas.

El autor explica esta desición argumentando que con la fórmula original de Mean Shift se puede llevar a confundir un punto con un promedio de puntos perdiendo especificidad y lográndose agrupaciones confusas. La nueva ecuación se presenta entonces como una solución a este problema permitiendo asociar un punto con otros similares de su vecindario y a su vez darle importancia a aquellos aspectos que los diferencian.

4.3. Kernel anisotrópico

El uso de distintos kernels en el cálculo del Mean Shift en imágenes y video es motivo de estudio. Con algunos kernels se obtienen mejores resultados a simple vista, pero esto generalmente depende de las características de la imagen.

En el artículo [25], los autores explican que el uso de una función kernel simétrica para la estimación de la densidad subyacente puede no ser optima para imágenes con algún tipo de estructura. Como resultado a esto, presentan una variante de Mean Shift utilizando un kernel anisotrópico el cual por su forma, escala y orientación permite adaptarse mejor a la estructura local de la imagen. A modo de ejemplo, en la Fig. 9 puede observarse una cebra donde se distingue claramente su pelaje característico y donde la aplicación de la variante anisotrópica del algoritmo de Mean Shift permite obtener buenos resultados.

(a) (b)

Figura 9: Ejemplo de aplicación del método de Mean Shift anisotrópico. (a) Imagen original. (b) Resultado de la segmentación.

Para la definición de la variante de Mean Shift utilizando un kernel anisotrópico, los autores utilizan un kernel multivariable donde las funciones k^s y k^r son las funciones perfil de los kernels que se emplean. El primero corresponde al dominio espacial, mientras que el segundo se asocia a la gama cromática.

Para el cálculo de la variable espacial se utiliza la distancia de Mahalanobis definida en la Ec. (12).

$$g(x^s, x_i^s, H_i^s) = (x_i^s - x^s)^T (H_i^s)^{-1} (x_i^s - x^s) \tag{12}$$

En el artículo, la función de estimación de densidad se define como en la Ec. (13), donde q es el número de dimensiones como se comento en la subsección anterior. El superíndice denota el tipo de la variable señalándose con r que se trata de una variable cromática y con s a una correspondiente al dominio espacial.

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \frac{1}{h^r(H_i^s)^q} k^s(g(x^s, x_i^s, H_i^s)) k^r \left(\left\| \frac{x^r - x_i^r}{h^r(H_i^s)} \right\|^2 \right) \tag{13}$$

La matriz del dominio espacial H_i^s describe la variación de los puntos vecinos a x_i. Los autores definen el ancho de banda en la gama de colores $h^r(H_i^s)$ como una función de la matriz de ancho de banda en el espacio.

4.4. Mean Shift geodésico

En el artículo [26] se presenta una variante del algoritmo de Mean Shift adaptado a superficies de mallas poligonales. El método presentado utiliza como variable de interés superficies geométricas. Las características de un punto en este espacio incluye una combinación de las coordenadas espaciales y de un conjunto de atributos asociados relacionados a la temperatura, densidad, presión, dirección del viento, etc.

Un ejemplo de aplicación de Mean Shift geodésico se encuentra en la Fig. 10 donde en la Fig. 10(a) se encuentra la malla poligonal. La Fig. 10(b) corresponde al coloreo de la anterior tomándose para ello un atributo de interés (en este caso, un mapeo de la dirección normal de las coordenadas XYZ a RGB). En la Fig. 10(c) puede observarse el resultado de la aplicacion de esta variante de Mean Shift.

(a) (b) (c)

Figura 10: Ejemplo de aplicacion de Mean Shift geodésico. (a) Imagen de la malla. (b) Imagen coloreada. (c) Imagen resultante de la aplicación del Mean Shift geodésico a la imagen (b).

El uso de Mean Shift sobre mallas poligonales presenta algunos obstáculos. A modo de ejemplo, el uso de superficies de mallas puede dar resultados donde el promedio de coordenadas 3D caigan fuera de la malla, debiendo aplicarse en estos casos el cálculo de distancias geodésicas (Definición 3) y no euclidianas (Definición 4).

Definición 3: En un grafo la distancia geodésica es la distancia mínima entre dos vértices medida por el número de aristas necesarias para conectarlas.

Definición 4: Sean $\vec{p} = (p_1, p_2, ..., p_i)$ y $\vec{q} = (q_1, q_2, ..., q_i)$ dos vectores en coordenadas cartesianas. La distancia euclidiana se define como

$$D(\vec{p}, \vec{q}) = \sqrt{(p_1 - q_1)^2 + (p_2 - q_2)^2 + ... + (p_i - q_i)^2}$$

Para los cálculos, los autores definen como vecindario Ω el conjunto de puntos alrededor del punto sobre el que se aplica el algoritmo, siendo h el ancho de ventana y quedando definido el cálculo de la media según la Ec. (14). En la misma, $D_\Phi(P, Q)$ es la distancia (euclidiana o geodésica) entre dos puntos P y Q en el espacio Φ, $g(x)$ es una función perfil de un kernel como en la Ec. (10) y S es la región representada por las características espaciales de punto P_S.

$$M_h(P) = \frac{\sum_{S \subset \Omega} P_S \cdot g\left(\left|\left|\frac{D_\Phi(P, P_S)}{h}\right|\right|\right) \cdot área(S)}{\sum_{S \subset \Omega} g\left(\left|\left|\frac{D_\Phi(P, P_S)}{h}\right|\right|\right) \cdot área(S)} \tag{14}$$

El artículo presenta una variante de Mean Shift aplicable a superficies poligonales 3D extendiéndose la aplicación de la misma a mallas irregulares y desestructuradas.

El uso de distancias geodésicas trae aparejado distorciones del cálculo desde un punto o vértice hacia los demás puntos del vecindario. Por ello, los autores para minimizar esta distorción introducen una parametrización geodésica puntual que se modifica de un punto a otro. Esto permite la aplicación de Mean Shift geodésico como si la superficie fuera plana.

5. Conclusiones

El método de Mean Shift es utilizado para el análisis de imágenes de todo tipo, destacándose por no asumir una forma o tamaño para realizar el agrupamiento de los datos. Los resultados de su aplicación dependen fuertemente de la elección del ancho de banda y de los aspectos a evaluar ya sea el color, el espacio, etc. La dificultad en este algoritmo se encuentra en darle el valor adecuado al parámetro h, el cuál depende del problema que queremos resolver.

Dentro de las ventajas de este método de segmentación se encuentra principalmente que no requiere de un gran número de parámetros ni de un conocimiento a priori de la imagen y sus características, que pueden incluir texturas o formas. Estas cualidades distinguen este método porque permite obtener resultados de gran calidad en diferentes escenas. Esto califica al método Mean Shift como una buena alternativa para procesar todo tipo de imágenes, ya sea porque no se posee una fuente de conocimiento sobre patrones en las mismas o bien, porque éstas pueden presentar una gran diversidad entre si.

Es importante tener en cuenta que este método no siempre obtiene los resultados óptimos. Otros algoritmos como k-means pueden realizar segmentaciones incluso de mejor calidad si se posee un conocimiento sobre previo sobre la imagen y el parámetro k toma el valor adecuado.

En la sección 4 se presentan algunas variantes del algoritmo de Mean Shift. En ellas se intenta mejorar los resultados obtenidos por el algoritmo original. Para estas variantes, la correcta elección de los parámetros sigue siendo de suma importancia. Se destaca la variante presentada en la subsección 4.3 donde se mejora el algoritmo original para imágenes que presentan algún tipo de estructura (como se presentan en el pelaje de una zebra).

No debe olvidarse que los resultados obtenidos con Mean Shift también varían de acuerdo al número de iteraciones o de la convergencia del algoritmo (la cual no fue desmostrada).

Referencias

[1] G. Gómez L. E. Sucar. *Visión Computacional.* Disponible on-line: http://ccc.inaoep.mx/ esucar/Libros/vision-sucar-gomez.pdf, 2008.

[2] V. Rajesh Ramesh Babu Vallabhaneni. *Brain tumor detection using mean shift clustering and GLCM features with Edge Adaptive Total Variation Denoising Technique.* ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences, VOL. 12, NO. 3, 666-671, Febrero 2017.

[3] Juan Zhang Lihui Zou Jinghua Lu, Jie Chen. *Medical Image Segmentation Using Mean Shift Algorithm and General Edge Detection.* 18th IFAC World Congress Milano (Italy). p.9656-9661., 2011.

[4] Dr.S.Karthikeyan V.V.Gomathi. *An Efficient Clustering based Segmentation Algorithm for Computer Tomography Image Segmentation.* Journal of biomedical engineering and medical imaging, vol.1, n.3, pp. 1-11, 2014.

[5] V. DeBrunner V. Lakshmanan, R. Rabin. *Multiscale storm identification and forecast.* Atmos. Res., 67/68, 367–380, 2003.

[6] B.Padmaja B. Lavanya. *A Novel Approach for Identification of Forest Fires using Land Surface Temperature Images.* IOSR Journal of Computer Engineering (IOSR-JCE) e-ISSN: 2278-0661,p-ISSN: 2278-8727, Volume 16, Issue 5, Ver. IV (Sep – Oct. 2014), PP 78-83, 2014.

[7] Yuanzhi Zhang Yu Li. *Synthetic aperture radar oil spills detection based on morphological characteristics.* Geo-spatial Information Science, 17:1, 8-16, DOI: 10.1080/10095020.2014.883109, 2014.

[8] C. C. Yin Y. Mao Y. Xu, J. Wu. *Unsupervised Cryo-EM Data Clustering through Adaptively Constrained K-Means Algorithm.* PLoS ONE 11(12): e0167765. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0167765, 2016.

[9] J. del Cerro A. Barrientos B. MacDonald G.R. Rodrguez-Canosa, S. Thomas. *A Real-Time Method to Detect and Track Moving Objects (DATMO) from Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) Using a Single Camera.* Remote Sens. 2012, 4, 1090–1111, 2012.

[10] F. Murtagh C. Collet. *Multiband segmentation based on a hierarchical markov model.* Pattern Recogn. 37, 2337–2347. doi: 10.1016/S0031-3203(04)00190-6, 2004.

[11] N. Stamatopoulos S.J. Perantonis G. Vamvakas, B. Gatos. *A complete opticalcharacter recognition methodology for historical documents.* Proceedingsof the Eighth IAPR Workshop on Document Analysis Systems, 2008.

[12] Keinosuke; Larry D. Hostetler. Fukunaga. *The Estimation of the Gradient of a Density Function, with Applications in Pattern Recognition.* IEEE Transactions on Information Theory (IEEE) 21 (1): 32–40, Febrero 1975.

[13] J Soraghan. MI Masrullizam, AR Syafeeza. *Tracking The Eyes Using Interdependence Mean Shift Tracking Algorithm With Appropriate Information Provided.* Journal Of Engineering And Applied Sciences 11 (12), 7862-7865, Junio 2016.

[14] A. Agarwal V. Singh A. K. Gautam. A.Gahlot, P. Agarwal. *Skeleton based Human Action Recognition using Kinect.* International Journal of Computer Applications (0975 – 8887), Recent Trends in Future Prospective in Engineering & Management Technology, 2016.

[15] Leo Breiman Statistics and Leo Breiman. *Random Forests*. Machine Learning. Kluwer Academic Publishers, 45, 5–32, 2001.

[16] Twan Maintz. *Digital and Medical Image Processing*. http://www.cs.uu.nl/docs/vakken/ibv/curriculum.html, 2005.

[17] L. Kaufman P.J. Rousseeuw. *Finding Groups in Data: An Introduction to Clúster Analysis*. Wiley, 1990.

[18] G. R. Sinha. B. C. Patel. *An adaptative K-means clustering algorithm for breast image segmentation*. International Journal of Computer Aplication New York USA, 10(4), 35-38. doi:10.5120/1467-1982, 2010.

[19] A . Mehnert M. Persson. Q. Mahmood, A. Chodorowski. *A novel Bayesian approach to adaptive mean shift segmentation of brain images*. Proceeds of CBMS 2012 The 25th IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems. Vol. 1 Italy : IEEE. p. 1-6., 2012.

[20] Dorin Comaniciu and Peter Meer. *Mean shift: A robust approach toward feature space analysis*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (24) 603-619, 2002.

[21] T. M. Apostol. *Calculus, Volumen 1, Cálculo con funciones de una variable, con una introducción al álgebra lineal*. Editorial Reverté S.A., 1984.

[22] Y. Aliyari Ghassabeh. *On the convergence of the mean shift algorithm in the one-dimensional space*. Pattern Recognition Letters. 34 (12): 1423–1427, 2013.

[23] Zhanyi; Wu Fuchao Li, Xiangru; Hu. *A note on the convergence of the mean shift*. Pattern Recognition. 40 (6): 1756–1762. doi:10.1016/j.patcog.2006.10.016, 2007.

[24] Yizong. Cheng. *Mean Shift, Mode Seeking, and Clustering*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, August 1995.

[25] Yingqing Xu y Michael Cohen. Jue Wang, Bo Thiesson. *Image and Video Segmentation by Anisotropic Kernel Mean Shift*. Microsoft Research (Asia and Redmond), T. Pajdla and J. Matas (Eds.): ECCV 2004, LNCS 3022, pp. 238–249, 2004.

[26] D. Cohen-or. A. Shamir, L. Shapira. *Mesh analysis using geodesic mean-shift*. [SSCO06] Vis. Comput. 22, 2, 99–108., 2006.