spanishListingExtracto de cdigo spanishList of ListingsExtractos de cdigo listingextractoextractos

E.T.S. de Ingeniería Industrial,
Informática y de Telecomunicación

Segmentación de imágenes a través de lógica difusa y funciones REF, de Dombi y penalti

Grado en Ingeniería Informática

Trabajo Fin de Grado

Iñigo Aguas Ardaiz

Humberto Bustince Sola
Fco. Javier Fernández Fernández

Pamplona, 25 de junio de 2015

Abstract

traducir al ingls cuando haya una versin definitiva

Muchas tcnicas para la resolucin de problemas especficos de computacin dependen fuertemente de las funciones utilizadas para procesar la informacin y de la determinacin de los mejores parmetros para las mismas. Esto es as, en particular, en problemas de procesamiento de imagen (segmentacin) con tcnicas difusas en los que, en gran medida, las funciones y variables dependen del problema considerado. En concreto, en este proyecto se propone utilizar funciones de Dombi para sustituir las funciones REF en la segmentacin de imgenes en blanco y negro de forma que encontremos la mejor forma de segmentar o umbralizar un conjunto de imgenes y poder llevar este proceso a la prctica de forma general. Despus, por medio de funciones penalti intentamos obtener una umbralizacin lo ms parecida posible a todas las llevadas a cabo.

Resumen

Muchas tcnicas para la resolucin de problemas especficos de computacin dependen fuertemente de las funciones utilizadas para procesar la informacin y de la determinacin de los mejores parmetros para las mismas. Esto es as, en particular, en problemas de procesamiento de imagen (segmentacin) con tcnicas difusas en los que, en gran medida, las funciones y variables dependen del problema considerado. En concreto, en este proyecto se propone utilizar funciones de Dombi para sustituir las funciones REF en la segmentacin de imgenes en blanco y negro de forma que encontremos la mejor forma de segmentar o umbralizar un conjunto de imgenes y poder llevar este proceso a la prctica de forma general. Despus, por medio de funciones penalti intentamos obtener una umbralizacin lo ms parecida posible a todas las llevadas a cabo.

Índice general

CAPÍTULO 1

Introduccin

En este captulo se da una visin general del problema que se ha estudiado as como la motivacin para investigar y contribuir en este rea. Se explica, tambin, la relevancia del problema en el marco del procesamiento de imagen y la segmentacin. Finalmente, se especifican el propsito y los objetivos que se han guiado esta investigacin

1.1. Motivacin

El desarrollo de mecanismos que permiten a las mquinas el aprendizaje de tcnicas que les permitan la resolucin automtica de problemas es un campo fundamental dentro del rea de la Computacin y la Inteligencia Artificial.Este tipo de procesos se utilizan en la vida diaria de muchos seres humanos y resultan innatos en ellos, en cambio, su implementacin para que las mquinas los implementen se convierte en todo un reto debido a la dificultad de la imitacin de los procesos cerebrales de las personas.

Muchos autores [1, 9, 20, 24] han propuesto ideas sobre esta cuestin pero debe destacarse a R. Penrose [19] que en su libro *La nueva mente del Emperador*, se proclama un claro detractor de la idea de que las mquinas puedan llegar a tener la opcin de discernir de una forma similar al cerebro humano. Llega incluso a preguntarse "¿cmo podramos siquiera *empezar* a explicar la substancia de tales problemas a una entidad que no sea ella misma consciente... ?"

En definitiva, en este trabajo se motiva en la idea de hacer posible lo que muchos creen

imposible, lo q
posible sin co
segmentacin d
que pudiera se

1.2. Defi

El problema de
de ella pertene
diferenciar cla
de diferenciar
dificultad para
veces durante e
resultar muy c
ser como aque

Figura 1.1: Distinguir el molino del pueblo del fondo no es difcil para un humano aunque s para una mquina.

pq es importante el problema de la segmentacin Autores como Gonzlez y Woods en [13] enuncian el problema de “segmentacin de imgenes no triviales como una de las tareas ms dificiles en el procesamiento de imgenes”. En este sentido, insisten en que “la exactitud de la segmentacin determina el xito o error de los procesos de anlisis computerizados". Otros autores [21] hablan de la sementacin como una "tcnica en al que se divide la imagen en partes que tienen una correlacin con objetos o reas del mundo real contenidas en la imagen". Definido formalmente:

Definicin 1.2.1. Dada una imagen Q que se pude subdividir en n regiones $R_1,\ldots,R_n$, y sabemos que P es una cierta propiedad booleana que cumplen todos los pxeles de la regin $R_i, \forall i = 1,\ldots,n$, se deber cumplir siempre que:

(1) $\bigcup_{i=1}^{n} R_i = Q$;

(2) En una regin $R_i, \forall i = 1,\ldots,n$ todos sus pxeles estn conectados;

(3) $R_i \cap R_j = \emptyset, \forall i, j : i \neq j$;

(4) $P(R_i) =$ VERDADERO $, \forall i = 1,\ldots,n$;

(5) $P(R_i \cup R_j) =$ FALSO $, \forall i = 1,\ldots,n$.

En conclusin, en este proceso se lleva a cabo la divisin de la imagen en regiones donde cada una (desde 2 hasta n, este nmero depender del problema que estemos resolviendo) harn mencin al fondo y a cada objeto. Adems, todas las regiones sern independientes entre s, esto es, un pixel pertenecer solamente a la regin i cuando hablemos de segmentacin completa. Centrando el problema nicamente en aquellas imgenes en escala de grises, nuestra pretensin ser obtener aquellas regiones que contienen a un objeto centrndonos en sus tonalidades, esto es, por medio de tcnicas de umbralizacin seguro?.

1.3. Solucin propuesta

Nosotros vamos a utilizar tcnicas difusas, para empezar. £Por qu? (Incertidumebre en torno a los pxeles, pridda de informacin captacin imgenes,...)

Existen tres tcnicas para poder llevar a cabo la segmentacin de una imagen: explicacin y referencia

a) Segmentacin basada en umbralizacin.

b) Tcnicas basada en agrupamiento de pxeles en regiones.

c) Tcnicas basadas en la deteccin de bordes.

En este trabajo se va a centrar la segmentacin por medio de las tcnicas de umbralizacin. Para ello lo que tendremos que hacer ser calcular los umbrales que separen las regiones que se hayan encontrado, de forma que situaremos las regiones entre un umbral t_i y uno t_{i+1}. Para ejemplificar esto, tomaremos la umbralizacin binaria en la cual se dispondr de un nico umbral t. De esta forma, todos los elementos de la imagen que se encuentren por encima del umbral pertenecern a una regin y los que estn por debajo a la segunda. Esta tcnica se basa nicamente en detectar los diferentes tonos de gris de la imagen, as que mirando el histograma de la imagen (fig. 1.2, podramos ver cmo existe una frontera entre la intensidad $t = 71$ y el resto creando diferencias en los niveles de gris. [2]

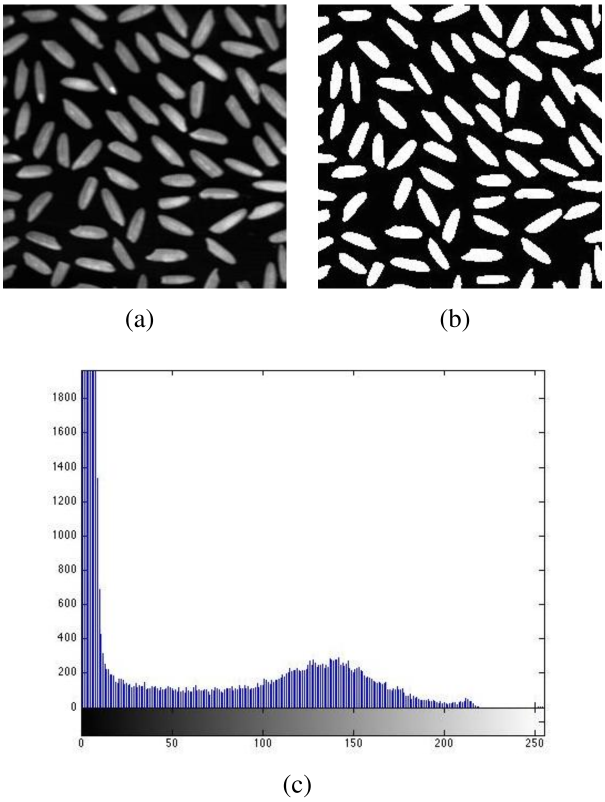

Figura 1.2: (a) Imagen original. (b) Imagen segmentada. (c) Histograma de la imagen original. Se puede ver que en t=71 se produce un mnimo con respecto a los otros niveles de gris y que por eso se escoge como umbral.

solucin al pq... Se debe tener en cuenta que la umbralizacin es un mtodo rpido y de coste computacional bajo por lo que se puede realizar en tiempo real. Como slo basa su algortmica en el histograma de la imagen hace que sea una mtodo sencillo e intuitivo aunque esto tambin hace que tenga problemas ante el ruido y objetos o fondos que no sean uniformes.

La solucin que se presenta en este trabajo se haya por medio de lgica difusa. Se han utilizado funciones REF, de Dombi, de agregacin y penalti. En el captulo 2 se hace mencin a todos estos conceptos y se explican ponendose en prctica a partir del captulo 3. En el captulo **??** se presentan todas las conclusiones obtenidas as como las lneas de trabajo futuro.

1.4. Reelevancia

En el campo de la medicina [22] se ha experimentado una mejora sustancial en la efectividad de las pruebas mdicas gracias a diferentes opciones como los rayos X, la tomografa computerizada, la resonancia magntica, la tomografa por emisin de positrones (PET), imgenes de ultrasonidos y otras. La revolucin digital y el gran poder de procesamiento que disponen los ordenadores ha conseguido que los profesionales comprendan la compleja anatoma humana, aunque esto no ha sido suficiente ya que se ha visto necesario poder obtener los bordes, las superficies y la segmentacin de los rganos. Estos rganos segmentados y sus bordes son clave para poder conseguir que un especialista mdico pueda hacer una ciruga adecuada para muchas ramas de la medicina, debido a la importancia de tener datos en tiempo real. [Insertar figura que vaya con esto].

Pruebas mdicas Localizacin de tumores y otras patologas Medida de volmenes de tejido Ciruga guiada por ordenador Diagnstico Planificacin del tratamiento Estudio de la estructura anatmica

Anlisis automtico de deteccin de errores.

Sensor de huella digital Localizacin de objetos en imgenes de satlite (teledeteccin). Alargar esto

1.5. Propsito y objetivos

Este proyecto se centra en estudiar tcnicas de segmentacin para un nico umbral y la generalizacin de estas en mltiples umbrales en imgenes en blanco y negro e intentar mejorar las tcnicas de las que actualmente se disponen intentando generalizarlas de forma que los parmetros no dependan del problema.

Adems, para poder conseguir el propsito anterior se estipularon los siguiente objetivos:

- Investigar y conocer tcnicas actuales de segmentacin de imagen de forma que estas sean el punto de partida.
- Analizar y evaluar las funciones que J. Dombi propone en [10]. Comparar estas con las funciones REF y sustituirlas en la construccin de los conjuntos difusos para conocer sus efectos.
- Implementar diferentes algoritmos de segmentacin con el conocimiento adquirido anteriormente evaluando su mejora y haciendo las correcciones necesarias con la intencin de generalizar el mtodo de forma mxima.
- Implementar diferentes algoritmos que incluyan la agregacin de las diferentes funciones estudiadas para la segmentacin en los puntos anteriores comprobando si esto mejora los resultados anteriores.
- Analizar todos los puntos anteriores a fin de concluir los resultados del trabajo as como dirimir si se ha podido conseguir cumplir el propsito inicial.

1.6. Anlisis bibliogrfico

No tengo claro aun que poner aqu. Prximamente.

CAPÍTULO 2

Conceptos bsicos

Este captulo pretende ser una introduccin a todos los conceptos tericos necesarios para la correcta comprensin del trabajo que se detalla en esta memoria.

2.1. Lgica difusa

La lgica difusa fue ideada por el matemtico L. A. Zadeh [26] en 1965 con la intencin de poder extender la lgica clsica o *crips* de forma que permitiera manejar y procesar la informacin que se compone de trminos inexactos, imprecisos o subjetivos. Es, al fin y al cabo, un intento de imitar la la forma de deduccin del cerebro humano para trasladarlo a las mquinas. Se comenzar recordando la lgica clsica para despus extender los conceptos a la difusa.

En primer lugar, definiremos el conjunto del universo finito, U, con el que se trabajar, de forma que se contengan todos aquellos elementos con los que se desee trabajar, esto es, $U = u_1, u_2, \dots, u_n$. En la lgica clsica simplemente asignamos verdadero o falso a cada uno de los elementos del conjunto que se estudia. Por esta razn, al definir un conjunto A podremos decir que este contiene o no a los elementos del universo U con una certeza absoluta. De esta manera, daremos un valor de 1 cuando u_i est incluido en A (verdadero) y un valor de 0 cuando no lo est (falso). En esta ltima idea se refleja por medio de la funcin de pertenencia al conjunto A, μ_A (ecuacin 2.1).

$$
\begin{aligned}
A = \{(u_i, \mu_A(u_i)) | u_i \in U\} \\
\mu_A : U \to \{0,1\} \text{ tal que} \\
\mu_A(u) = \begin{cases} 1 & \text{si} \quad u \in U \\ 0 & \text{si} \quad u \notin U \end{cases}
\end{aligned}
\tag{2.1}
$$

Se puede plantear el problema que nos d a conocer si una persona es alta o no. Para la lgica clsica, este razonamiento se simplificar en buscar un valor a partir del cual podamos definir que cierta persona es alta. Para el siguiente ejemplo, tomaremos 1,75 metros como referencia. De este modo, $\mu_A = 1$ siă$u > 1,75$ y en otro caso $\mu_A = 0$. En la figura 2.1 se puede ver la representacin del concepto ‘alto’ para las posibles alturas que se pueden presentar.

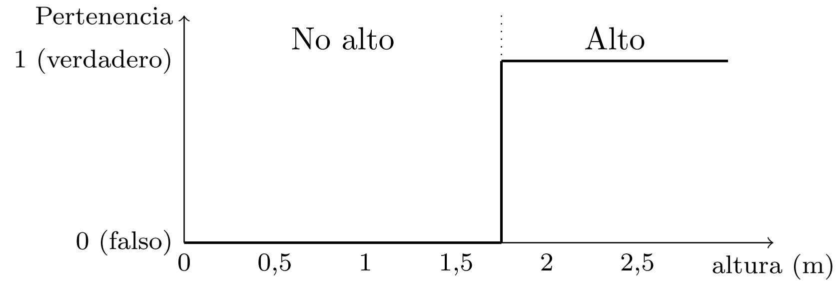

Figura 2.1: Representacin de la pertenencia de los elementos para la lgica clsica.

Por otra parte, la lgica difusa dispone de la funcin de pertenencia ms compleja, lo que nos hace poder decir que alguien es ‘poco alto’ o ‘bastante alto’ ya que no daremos un par de valores ($\{0,1\}$) sino todos los contenidos en el intervalo que definen. As μ_A ser una funcin que asigna un valor entre 0 y 1 a cada elemento de A.

$$
\begin{aligned}
A = \{(u_i, \mu_A(u_i)) | u_i \in U\} \\
\mu_A : U \to [0,1]
\end{aligned}
\tag{2.2}
$$

Si continuamos con el ejemplo se ver que el conjunto alto (A) esta vez se define como explica la ecuacin 2.3.

$$\mu_A(u) = \begin{cases} 1 & \text{si} \quad u \geq 2 \\ 2u + 1,5 & \text{si} \quad 1,5 > u > 2 \\ 0 & \text{si} \quad u \leq 1,5 \end{cases} \tag{2.3}$$

Esta nueva funcin de pertenencia hace que podamos distinguir 3 zonas dentro de su representacin (figura 2.2). Se tendr de nuevo el rea 'alto' y 'no alto' que hacen que su pertenencia sea certera. Se dispondr, tambin, una parte de la pertenencia a la que llamaremos 'difuso' donde el conjunto no afirma ser ni 'alto' ni 'no alto' sino que est en una situacin intermedia. En este caso se habla de que el elemento a_i que se encuentra ah pertenece a A con grado $\mu_A(a_i)$.

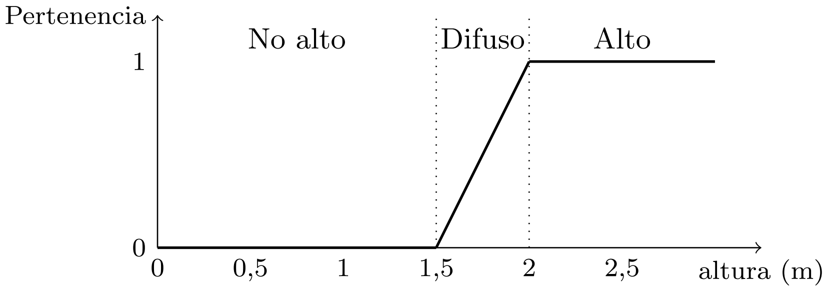

Figura 2.2: Representacin de la pertenencia de los elementos para la lgica difusa.

Ms formalmente, denotaremos al conjunto que incluye a todos los conjuntos difusos como $\mathcal{F}(x)$ a todos aquellos que se encuentran definidos sobre un referencial finito ($|X| = n$) por lo que X no ser un conjunto vaco.

2.2. Funciones de equivalencia restringida

El concepto de funcin de equivalencia restringida (REF por sus siglas en ingls) surge del concepto de equivalencia y el de similitud [2]. Este concepto es muy utilizado para la comparacin de imgenes y su intencin es dar una medida de cmo de iguales o similares son dos elementos x e y. Para poder definir el concepto de REF, necesitamos varios previamente.

Definicin 2.2.1. Una negacin estricta es aquella funcin $c : [0,1] \to [0,1]$ que cumple que

$c(0) = 1$ y $c(1) = 0$ y es estrictamente decreciente y continua. Adems, si c es involutiva se considera que se habla de una negacin fuerte.

Definicin 2.2.2. Llamaremos automorfismo (φ) a todas aquellas funciones del intervalo unidad tal que $\varphi : [0,1] \to [0,1]$ sea continua y estrictamente creciente propiciando que $\varphi(0) = 0$ y $\varphi(1) = 1$.

En 1979, E. Trillas [23] enunci el siguiente teorema.

Teorema 2.2.3 (Teorema de Trillas)**.** *Una funcin $c : [0,1] \to [0,1]$ es una negacin fuerte si, y slo si, existe un automorfismo del intervalo unidad tal que $c(x) = \varphi^{-1}(1-\varphi(x))$.*

Definicin 2.2.4. Una funcin $REF : [0,1] \to [0,1]$ es llamada de equivalencia restringida cuando cumple que:

(1) $REF(x,y) = REF(y,x), \forall x,y \in [0,1]$;

(2) $REF(x,y) = 1$, si y slo si, $x = y$;

(3) $REF(x,y) = 0$, si y slo si, $x = 1$ e $y = 0$ si $x = 0$ e $y = 1$;

(4) $REF(x,y) = REF(c(x),c(y)), \forall x,y \in [0,1]$, siendo c una negacin fuerte.

(5) $\forall x,y,z \in [0,1]$, si $x \leq y \leq z$, entonces $REF(x,y) \geq REF(x,z)$ y $REF(y,z) \leq REF(x,z)$

Proposicin 2.2.5. *Para construir funciones REF nicamente necesitaremos de dos automorfismos φ_1 y φ_2 de forma que:*

$$REF(x,y) = \varphi_1^{-1}(1-|\varphi_2(x)-\varphi_2(y)|) \quad con \quad c(x) = \varphi_2^{-1}(1-\varphi_2(x)).$$

Adems, si tenemos una REF y un automorfismo en $[0,1]$, la aplicacin de estos ($F = \varphi \circ REF$) es otra REF.

Teorema que hace que estos automorfismos puedan ser 1 solo?

2.3. Funciones de agregacin

funciones de agregacin vs operadores de agregacin Las funciones de agregacin tienen como propsito reducir las dimensiones de la informacin a partir de la combinacin de los datos de entrada obteniendo una salida que los represente [7, 15]. Su aplicacin se extiende en muchos casos prcticos y tericos como la lgica multievaluada, control difuso, la toma de decisin, etc cita []. Se definir una funcin de agregacin como sigue:

Definicin 2.3.1. Se dice que $M : [0,1]^n \to [0,1]$ es una funcin de agregacin de dimensin n siempre que satisfaga:

(1) $M(x_1,\dots,x_n) = 0$ si y slo si $x_1 = \cdots = x_n = 0$;

(2) $M(x_1,\dots,x_n) = 1$ si y slo si $x_1 = \cdots = x_n = 1$;

(3) M es una funcin estrictamente creciente.

Definicin 2.3.2. Una funcin de agregacin M ser llamada media si

$$\min(x_1,\dots,x_n) \leq M(x_1,\dots,x_n) \leq \max(x_1,\dots,x_n).$$

En este proyecto se utilizarn mayoritariamente las funciones de agregacin idempotentes, esto es, que cumplen que $M(x,\dots,x) = x, \forall x$. Entre las funciones que utilizaremos encontramos la media aritmtica, el mnimo, el mximo o la media geomtrica. Adems, se definen a continuacin otras que no son de uso tan comn.

2.3.1. Funciones OWA

En esta seccin se introduce el concepto de las funciones de media ponderada ordenada (OWA, *ordered weighted averaging*) [4, 18, 25]. Basa su idea en generar una media, ordenando primero los elementos a agregar, para luego darles mayor relevancia a una parte de ellos. Este tipo de funcin generaliza la media aritmtica, siendo esta aquella en la que todos los elementos del vector de pesos son iguales.

Definicin 2.3.3. Una funcin $F : [0,1] \to [0,1]n$ ser una funcin OWA de dimensin n si existe un vector de pesos $w = (w_1, w_2, \dots, w_n) \in [0,1]^n$ siempre que $\sum_i w_i = 1$ de forma que

$$F(x_1,\dots,x_n) = \sum_{j=1}^{n} w_j x_{\sigma(j)}$$

sabiendo que $x_{\sigma(j)}$ es el j-simo mayor elemento del vector $(x_1,\dots,x_n)$.

Por tanto para poder obtener un resultado adecuado, deber utilizarse un vector de pesos w que se adecue a las necesidades del problema. En este trabajo se emplea la versin ‘menor que la mitad’ que tiene como vector de pesos a $w = (w_1 \dots w_i, w_{i+1} \dots w_n)$ sabiendo que $|1, \dots, n| = |i+1, \dots, n|$ de forma que $w_j = \frac{1}{2n}$ si $1 \leq j \leq i$ y $w_j = 0$ en el resto de los casos.

2.3.2. Integral Choquet

Este otro tipo de funcin [8,16] de agregacin pretende dar una nueva de forma de representar un conjunto de datos en una nica salida. De esta forma, se define primeramente una medida a travs de la cual se calcular la forma en la que cada elemento del conjunto de datos tendr reelevancia en la agregacin final. Para ello definimos el concepto de medida difusa.

Definicin 2.3.4. Dado U un universo finito; $\mathcal{P}(U)$ el conjunto de todos los subcojuntos de U. Una medida difusa ser aquella funcin $\mu : \mathcal{P}(U) \rightarrow [0,1]$ que satisface que:

(1) $\mu(\emptyset) = 0$ y $\mu(U) = 1$.

(2) $A \subseteq B \Rightarrow \mu(A) \leq \mu(B), \forall A, B \subseteq U$.

A continuacin definimos la funcin Integral Choquet conociendo que tomaremos su versin discreta por el contexto en el que se est trabajando.

Definicin 2.3.5. Dada una funcin σ con correspondencia directa con todos los elementos de un vector x de forma que $x_k = \sigma(k), \forall k \in \{1, \dots, n\}$. Sabiendo que $x_{\sigma(j)}$ es el j-simo mayor elemento del vector $(x_1, \dots, x_n)$. La integral discreta de Choquet con respecto a la medida difusa μ es

$$Ch_\mu(x) = \sum_{i=1}^{n} x_{\sigma(i)}(\mu(\{\sigma(i), \dots, \sigma(n)\}) - \mu(\{\sigma(i+1), \dots, \sigma(n)\}))$$

tomando la convencin de que $\{\sigma(n+1), \sigma(n)\} = \emptyset$.

Proposicin 2.3.6. *Si denotamos a* $w^{\mu}_{\sigma,i} = \mu(\{\sigma(i), \dots, \sigma(n)\}) - \mu(\{\sigma(i+1), \dots, \sigma(n)\})$ *se obtiene la siguiente definicin de la integral Choquet en funcin de los operadores OWA definidos en 2.3.3:*

$$\sum_{i=1}^{n} w^{\mu}_{\sigma,i} \cdot x_{\sigma(i)}.$$

2.4. Funciones de similitud

El concepto de similitud [11, 12] surge cuando queremos medir cmo de parecidos son dos conjuntos difusos. Este concepto es muy parecido al de REF, pero su diferencia radica en que en este caso se utilizan conjuntos y no elementos. Por esta razn, utilizamos las REF como base para definir las funciones de similitud.

Definicin 2.4.1. Dada una funcin M de agregacin (definicin 2.3.1) y una funcin REF (definin 2.2.4) llamaremos a SM funcin de similitud si $SM : \mathcal{F}(X) \times \mathcal{F}(X) \to [0,1]$ est definida tal que $SM(A,B) = M_{i=1}^{n} REF(\mu_A(x_i), \mu_B(x_i))$ y satisface las siguientes condiciones:

(1) $SM(A,B) = SM(B,A), \forall A,B \in \mathcal{F}(X)$;

(2) $SM(A,A_c) = 0$, si y slo si A no es difuso;

(3) $SM(A,B) = 1$ si y slo si A = B;

(4) Si $A \leq B \leq C$, entonces $SM(A,B) \geq SM(A,C)$ y $SM(C,B) \geq SM(C,A)$;

(5) $SM(A_c,B_c) = SM(A,B)$

Durante el desarrollo de este trabajo se buscar la similitud entre conjuntos difusos y el conjunto $\tilde{1}$. Se define el conjunto $\tilde{1} = \{(u_i, \mu_{\tilde{1}}(x) = 1) | u_i \in U\}$, esto es, aquel en el que todos sus elementos tienen pertenencia absoluta.

2.5. Funciones penalti

Una funcin penalti [6] es una funcin de agregacin, por lo que dispone de un vector de entradas del que devuelve un nico resultado. Si todos los elementos del vector son iguales, entonces, claramente, la salida ser eso mismo. Ahora bien, el problema surge cuando hay algn elemento diferente ya que en ese momento la idea ser buscar una salida todo lo parecida posible a la entrada. En este sentido, es elemento o elementos diferentes tendrn una cierta discrepancia con los dems y justamente esto es lo que se pretende minimizar, la discrepancia, para dar una salida adecuada.

Definicin 2.5.1. La funcin $P : [0,1]^{n+1}? \to \mathbb{R}^+ = [+, \infty]$ es una funcin penalti si y slo si satiface que:

(1) $P(x,y) \geq 0, \forall x,y$

(2) $P(x,y) = 0$ si $x_i = y \forall i = 1,\ldots,n$

(3) para cualquier x fijado, el conjunto de minimizadores de $P(x,y)$ o bien un producto nico o un intervalo. reescrito $P(x,y)$ es cuasiconvexa en y para cualquier x, esto es, $P(x,\lambda \cdot y_1 + (1-\lambda)\cdot y_2) \leq \max(P(x,y_1),P(x,y_2))$.

La funcin en la que se basan las penalti es

$$f(x) = \arg\min_y P(x,y)$$

si y es el nico mnimo e $y = \frac{a+b}{2}$ si el conjunto de minimizadores es el intervalo (a,b).

Teorema 2.5.2. *Todas las funciones de agregacin llamadas medias pueden ser escritas como una funcin basada en una funcin penalti expresada en la definicin 2.5.1.*

2.6. Funciones de Dombi

Las funciones de Dombi [10] son operadores de equivalencia con una definicin diferente a las REF presentadas en la seccin 2.2. Con esta relacin lo que se pretende conocer es como de iguales son dos elementos de un conjunto difuso dado, pero aplicando nuevas ideas para la construccin del resultado. Definicin completa?

Definicin 2.6.1. Denotaremos D como una funcin de equivalencia de Dombi cuando tengamos que

$$D(w,x) = \frac{1}{2}\left(1+\prod(1-2x_i)^{w_i}\right)$$

propiedades

Existe tambin el operador con pesos

2.7. Notacin

A lo largo del trabajo se asumir la notacin que sigue para estos conceptos.

Imagen : la denotaremos con Q.

Coordenadas de un pixel : (x, y).

Mximo tono de color : L.

Intensidad de un pixel : $q(x, y)$ de forma que $0 \leq q(x, y) \leq L - 1, \forall (x, y) \in Q$.

Histograma : $h(q)$. Funcin para conocer el nmero de pixeles con la intensidad q.

Media de una imagen :

$$m_Q = \frac{\sum_{q=0}^{L-1} q h(q)}{\sum_{q=0}^{L-1} h(q)}$$

rea de una imagen :

$$A(Q) = \sum_{q=0}^{L-1} q h(q)$$

CAPÍTULO 3

Segmentacin de imgenes con un solo umbral

a

CAPÍTULO 4

Segmentacin de imgenes con varios umbrales

a

CAPÍTULO 5

Conclusiones y lneas de futuro

Bibliografía

[1] M. A. Boden, *Inteligencia artificial y hombre natural*, Tecnos, 1984.

[2] H. Bustince, E. Barrenechea y M. Pagola, *Restricted equivalence functions*, Fuzzy sets and systems **157** (2006), nº 17, 2333–2346.

[3] H. Bustince, E. Barrenechea y M. Pagola, *Image thresholding using restricted equivalence functions and maximizing the measures of similarity*, Fuzzy sets and systems **158** (2007), nº 5, 496–516.

[4] H. Bustince, T. Calvo, B. de Baets, J. Fodor, R. Mesiar, J. Montero, D. Paternain y A.Pradera, *A class of aggregation functions encompassing two-dimensional OWA operators*, Information Sciences **180** (2010), 1977–1989.

[5] H. Bustince, A. Jurio, A. Pradera, R. Mesiar y G. Beliakov, *Generalization of the weighted voting method using penalty functions constructed via faithful restricted dissimilarity functions*, European Journal of operational research **225** (2013), 472–478.

[6] T. Calvo y G. Beliakov, *Aggregation functions based on penalties*, Fuzzy sets and systems **161** (2010), 1420–1436.

[7] T. Calvo y R. Mesiar, *Aggregation operators: ordering and bounds*, Fuzzy sets and systems **139** (2003), 685–697.

[8] G. Choquet, *Theory of capacities*, Ann. Inst. Fourier **5** (1955), 131–295.

[9] P. M. Churchland y P. S. Churchland, *¿Podría pensar una máquina?*, Investigación y ciencia (1990), nº 162, 18–25.

[10] J. Dombi, *Equivalence operators that are associative*, Information Sciences **281** (2014), 281–294.

[11] J. Fan y W. Xie, *Some notes on similarity measure and proximity measure*, Fuzzy sets and systems **101** (1999), 403–412.

[12] J. Fan, W. Xie y J. Pei, *Subsethood measures: new definitions*, Fuzzy sets and systems **106** (1999), 201–209.

[13] R. C. Gonzalez y R. E. Woods, *Digital image procesing*, Pearson Prentice Hall, 2008.

[14] F. M. McNeill y E. Thro, *Fuzzy logic. A practical approach.*, AP Professional, 1994.

[15] J. Montero, D. Gómez, V. López, J. T. Rodríguez y B. Victoriano, *Sobre funciones y reglas de agregación*, ESTYLF, 2010.

[16] T. Murofushi y M. Sugeno, *A theory of fuzzy measures: representations, teh Choquet Integral and Null Sets*, Journal of mathematical analysis and applications **159** (1990), 532–549.

[17] N. Otsu, *A threshold selection method from gray-level histograms*, IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics **9** (1979), nº 1, 62–66.

[18] D. Paternain, J. Fernández, H. Bustince, R. Mesiar y G. Beliakov, *Construction of image reduction operators using averaging aggregation functions*, Fuzzy sets and systems **261** (2015), 87–111.

[19] R. Penrose, *La nueva mente del emperador*, Mondadori, 1991.

[20] J. R. Searle, *¿Es la mente un programa informático?*, Investigación y ciencia (1990), nº 162, 10–17.

[21] M. Sonka, V. Halvac y R. Boyle, *Image processing, analysis and machine vision*, Thomson, 2008.

[22] J. S. Suri, S. K. Setarehdan y S. Singh, *Advanced algorithmic approaches to medical image segmentation*, Springer, 2002.

[23] E. Trillas, *Sobre las funciones de negación en la teoría de conjuntos difusos*, Stochastica **III** (1979), nº 1, 47–59.

[24] A. M. Turing, M. Scriven, J. R. Lucas, K. Gunderson, H. Putnam, P. Ziff, J. J. C. Smart y N. Smart, *Controversia sobre mentes y máquinas*, Ediciones Orbis, 1985.

[25] R. R. Yager, *Families of OWA operators*, Fuzzy sets and systems **59** (1993), 125–148.

[26] L. A. Zadeh, *Fuzzy sets*, Inform. Control 8 (1965), 338–353.