

Motor de Inferencia Difuso con Funciones de Pertenencia Dinámicas para el Codificado de Conchas de Abanico

Roy Pérez-Pinto¹ Sonia Castelo-Quispe¹ Jorge Luna-Urquiza¹
Luís Alfaro-Casas¹ Dennis Barrios-Aranibar¹

¹Centro de Investigación y Desarrollo de Software
Cátedra Concytec en TIC's
Universidad Nacional de San Agustín
Arequipa - Perú

royhelbert85@gmail.com, scastelo2@gmail.com, jlunaur@gmail.com

lalfarocasas@gmail.com, dennisbarrios@gmail.com

Resumen

El proceso de codificación de Conchas de Abanico posee algunas particularidades, resaltando entre ellas el alto grado de subjetividad al momento de otorgar un grado de calidad (Código), en ocasiones designando un código de menor precio a moluscos que tienen probabilidades de ser clasificados con un código de mayor precio, ocasionando pérdidas para alguna de las partes. En este trabajo, se presenta un Sistema Experto Neurodifuso, como alternativa para la codificación de Conchas de Abanico, que permita obtener el código de clasificación correspondiente al molusco, a partir de imágenes segmentadas del mismo, de acuerdo al estándar establecido por la FAO (Food and Agriculture Organization of the United Nations). Adicionalmente este sistema modifica las reglas del proceso de codificación, de acuerdo a diferentes parámetros auto-generados, con el fin de realizar una codificación balanceada del producto. Se obtuvieron resultados con una eficiencia del 95 % para el proceso de codificación de las imágenes de moluscos.

1. Introducción

Los productos alimenticios de exportación requieren de la aplicación de exigentes estándares de clasificación, los mismos que deben ser cumplidos por el exportador para poder operar dentro del mercado. En el Perú, la producción de Conchas de Abanico constituye un mercado de exportación con una tendencia creciente (SUNAT, 2010), debiendo de cumplir con estándares de clasificación de calidad relacionados a condiciones físicas (Peso) del molusco. Los procedimientos realizados para tal fin siguen siendo manuales, debido en gran medida a la falta de presupuesto por parte de las empresas para cubrir el costo de la automatización del proceso. Dicho proceso de clasificación, llámese codificación de conchas de Abanico, es aplicado de acuerdo a parámetros proporcionados por la FAO teniendo como resultado un alto grado de ambigüedad, consecuencia de una interpretación subjetiva. Teniendo esto como precedente, las técnicas basadas en visión por computador y lógica difusa para el apoyo en la realización de procedimientos de producción de alimentos, los cuales requieren supervisión visual y toma de decisiones subjetivas, se han mostrado como una fuerte tendencia, no solo reemplazando sino mejorando, en muchos procesos, el papel del hombre en la toma de decisiones (Sun and Brosnan, 2003a; Sun and Brosnan, 2003b; Mery et al., 2010a; Mery et al., 2010b; Codrea et al., 2004; Betancur and Prieto, 2008; Du and Sun, 2006; Marino et al., 2005). Debido a esto, estas técnicas fueron seleccionadas por muchas empresas del área de producción de alimentos,

debido a las ventajas que ofrecen, como puede ser la preservación del producto e higiene del proceso, debido a que, no es necesario el contacto físico con el producto, adicionalmente al bajo costo de implementación en comparación con otras tecnologías (Aguilera et al., 2007; Mery et al., 2010a; Codrea et al., 2004; Betancur and Prieto, 2008). De acuerdo a lo antes expuesto, el presente artículo presenta un Sistema Experto Neurodifuso, como alternativa para la codificación de Conchas de Abanico, el cual permite obtener el código de clasificación de los moluscos evaluados.

El resto de éste artículo está organizado de la siguiente manera. La sección 2, describe el proceso de Codificación de Conchas de Abanico para posteriormente mencionar los Trabajos Previos relacionados al tema en mención, en la sección 3. En la sección 4 se menciona algunos Conceptos Previos de las técnicas utilizadas en el presente artículo. En la sección 5 se describe el Algoritmo para estimar el código, para el molusco, a partir de la imagen analizada. En la sección 6 se describen las Pruebas realizadas para posteriormente comentar y observar los resultados de los Experimentos realizados que ayudaron a validar el Algoritmo propuesto y finalmente en la sección 7, se realizan las conclusiones del Algoritmo propuesto.

2. Codificación de Conchas de Abanico

El proceso manual de Codificado de Conchas de Abanico es una tarea realizada a “ojo de buen cubero” donde las personas “Codificadoras”, basadas en su experiencia designan a cada molusco un determinado código de acuerdo al tamaño y a los intereses de la entidad para la que trabajan (ya sea la entidad proveedora o compradora), en el caso que sea de la entidad proveedora, tratarán que el código sea de mayor precio posible, por ejemplo, podemos tener un molusco que pese 22.7 gr., según el Cuadro 1 puede ser catalogado como código 20/30, en el caso que la “Codificadora” sea de la entidad compradora, de lo contrario será catalogado 10/20. Actualmente se trata de equilibrar los intereses poniendo “Codificadoras” de ambas entidades para poder codificar de una manera equilibrada y/o balanceada. Cabe mencionar que el código de mayor precio es el 10/20 y el de menor precio, el 60/80.

Cuadro 1: Códigos de exportación de moluscos Conchas de Abanico

Código	Unidades/Libra		Peso	
	Min	Max	Min	Max
10/20	–	20	22.7	Más
20/30	21	30	15.1	22.6
30/40	31	40	11.4	15
40/60	41	60	7.6	11.3
60/80	61	80	5.7	7.5

Fuente: FAO

El tiempo y costo para el proceso de codificación de conchas de abanico son variables, no obstante, estos valores se pueden aproximar de acuerdo a los parámetros del Cuadro 2. En ese sentido, se puede afirmar que el tiempo para el codificado de un molusco es de aproximadamente 0.12 segundos, tiempo superado por el proceso automatizado, tal como se muestra en la sección de Resultados. Cabe mencionar que dicho proceso es realizado de manera visual y basada en el criterio del trabajador, debido a ello, el uso de balanzas sería inadecuado ya que se estaría forzando al pesado de cada molusco por separado, resultando un proceso tedioso y en consecuencia lento. No obstante, las instituciones que busquen automatizar dicho proceso,

deberán utilizar múltiples líneas de producción, o en su defecto un procesamiento en bloque (Matricial).

Cuadro 2: Parámetros del Proceso de Codificado de CA

Parámetro	Valor
Trabajadoras	4-5
Precio x kg. (S/.) (Molusco Codificado)	0.15 - 0.18
Cantidad de Moluscos (kg.)	1000-1200
Tiempo Necesario(Horas)	4-5

Fuente: Elaboración Propia

3. Trabajos Previos

La aplicación de la Lógica Difusa en problemas de decisión imprecisas o subjetivas, para el control de calidad en la producción de alimentos, es una tendencia adoptada por muchas empresas de este sector, teniendo como apoyo a la visión computacional (Du and Sun, 2006). Existen trabajos previos que han utilizado la Visión por computador y la Lógica Difusa en problemas similares, por ejemplo, en la implementación de Sistemas de Inferencia Difusos junto con el procesamiento de imágenes de resonancia magnética (RM), con el objetivo de obtener la neuroanatomía del cerebro y sus relaciones espaciales, donde los conjuntos difusos se utilizaron para representar dichas relaciones (Yin and Jia, 2010).

En el caso particular del área de evaluación de calidad, en Irlanda, debido al crecimiento en la popularidad y el consumo de pizzas se vio la necesidad de un control de calidad automatizado, a fin de mantener el grado de confiabilidad y eficiencia de los resultados y en consecuencia, aumentar la producción. Por lo cual se usó la visión artificial para la inspección de la base de la pizza y la calidad de propagación de salsa de tomate. Se uso un sistema de lógica difusa, para clasificar las muestras de difusión de la salsa en las clases de calidad aceptable y deficiente (Sun and Brosnan, 2003a). Posteriormente se realizó un trabajo que evaluaba las diferentes características de calidad de los ingrediente en la pizza. Este es un buen aporte debido a que se logró utilizar la lógica difusa para realizar la clasificación de la calidad, en comparación con la evaluación de personal de calidad (Sun and Brosnan, 2003b). Otro trabajo que podemos mencionar, es el Sistema de evaluación de la calidad del recubrimiento de tapas de recipientes de metal para una fácil apertura que contienen alimento de peces. Para el desarrollo de este sistema de control automatizado, se utilizó técnicas de Visión Artificial y un modelo difuso que interpreta las variables con el fin de averiguar la causa de fallos en el proceso de calidad y con esto lograr la reducción de tiempo (Marino et al., 2005). En los procesos de inspección visual automatizada de alimentos, en la industria de Tortillas en México, es costoso e involucra errores de clasificación debido a su subjetividad y la fatiga. Por esta razón se desarrolló un marco de visión por computador para clasificar de forma automática la calidad de las tortillas de maíz de acuerdo a cinco sub-clases impartidas por un panel sensorial, utilizando 64 características necesarias para el diseño del clasificador (Mery et al., 2010b). En la industria de Pescados también se ha utilizado visión computacional para el control de calidad, esta vez para la validación de filetes de pescado, donde se utilizó imágenes de Rayos-X para los procesos de segmentación, y de esta forma poder detectar huesos dentro de los filetes, obteniéndose resultados que minimizan los errores de clasificación en el que pueden incurrir (Mery et al., 2011). Como se puede percibir las Técnicas computacionales se han aplicado cada vez más para la evaluación de ca-

lidad de los alimentos utilizando la visión por ordenador en los últimos años. Así se muestra en un estudio realizado, donde se realiza la evaluación de calidad de los diferentes alimentos utilizando la visión por ordenador, que incluyen redes neuronales artificiales, aprendizaje estadístico, la lógica difusa, algoritmos genéticos, y árboles de decisión. La mayoría de ellos son para la clasificación y la predicción, sin embargo, también hay algunas para la segmentación de imágenes y funciones de selección (Du and Sun, 2006). También en el área de la educación se utilizó la lógica difusa para realizar tests adaptativos que adecuan el test de acuerdo al nivel del alumno, para ello se diseñan variables difusas de entrada como el tiempo y el desempeño, y de salida el ajuste de acuerdo a los parámetros de entrada (Rossel, 2006).

4. Conceptos Previos

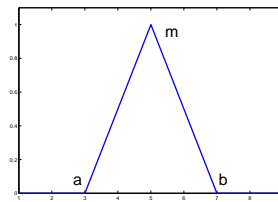
4.1. Lógica Difusa

Zadeh (Zadeh, 1965) aplicó la lógica multivaluada a la teoría de conjuntos, estableciendo la posibilidad de que los elementos pudieran tener diferentes grados de pertenencia a un conjunto. Esta es una extensión de la lógica clásica diseñada para permitir razonamiento sobre conceptos imprecisos. Entre los principales conceptos tenemos:

4.1.1. Función de Pertenencia La función de pertenencia es la curva que define con qué grado cada elemento está incluido en el conjunto difuso. El valor de esta función está en el intervalo 0 y 1, siendo 1 el valor máximo de pertenencia (Singpurwalla and Booker, 2004).

- **Tipos de Funciones de Pertenencia** Presentamos a continuación las funciones de pertenencia a utilizar (Ver Figuras 1 y 2) y sus respectivas formas de representación como composición de funciones (Ver Ecuaciones 1 y 2).

1. Triangular

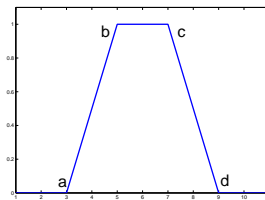


$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & x \leq a \\ \frac{x-a}{m-a} & a \leq x \leq m \\ \frac{b-x}{b-m} & m \leq x \leq b \\ 0 & x > b \end{cases} \quad (1)$$

Figura 1: F. Pertenencia Triangular

Fuente: Elaboración Propia

2. Trapezoidal



$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & x \leq a \\ \frac{x-a}{m-a} & a \leq x \leq b \\ 1 & b \leq x \leq c \\ \frac{b-x}{b-m} & c \leq x \leq d \\ 0 & x > d \end{cases} \quad (2)$$

Figura 2: F. Pertenencia Trapezoidal

Fuente: Elaboración Propia

5. Automatización del Proceso de Codificado de Concha de Abanico (CA)

Una vez adquirida las imágenes de moluscos y previo proceso de binarización, se llevará a cabo el algoritmo 1, en donde se calcula el área de la región ocupada por el molusco, para posteriormente estimar su peso, luego de ello, el peso estimado ingresará al sistema difuso para obtener el grupo al cual pertenece y posteriormente obtener el Código. Una vez obtenido el código será guardado en un historial el cual será un parámetro de decisión para desplazar los conjuntos difusos de manera que los moluscos sean designados “equitativamente”.

Algoritmo 1 Estimación de Códigos de CA

Requiere: Reglas $> 0 \wedge$ ImagenBinarizada \neq nulo

Asegurar: Código Estimado

Estimar Peso de acuerdo a Región encontrada

si Reglas Cargadas **entonces**

Obtener Grupo Estimado del Peso

Obtener Código Estimado del Grupo

si Analiza Historial de Códigos **entonces**

Desplaza Funciones difusas

fin si

si no {Reglas no Cargadas}

Mostrar Error

fin si

A continuación se muestra el diagrama de bloques, del proceso completo:

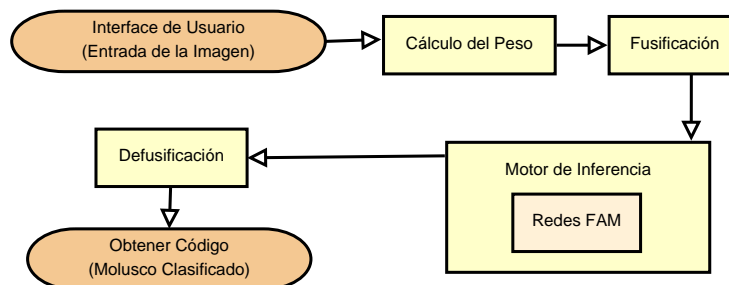


Figura 3: Diagrama de Bloques

Fuente: Elaboración Propia

5.1. Estimación del Peso a partir de la Imagen

Las imágenes de los moluscos limpios pasaron por un proceso de segmentación obteniéndose los resultados mostrados en las Figuras 4 y 5.



Figura 4: Imagen Original
Fuente: Elaboración Propia



Figura 5: Fin de la Segmentación -
Imagen Binarizada
Fuente: Elaboración Propia

5.1.1. Calculando el Peso de la Imagen

- Para poder obtener el peso de la imagen vamos a calcular los ejes mayor (recta de color Rojo) y menor (recta de color Azul) del molusco dentro de la imagen, como se observa en la Figura 6.
- Se ha definido un valor subjetivo, correspondiente a la proporción de un pixel en centímetros (3). Este valor nos ayudará a ponderar el tamaño real del molusco.

$$Pix_{enCm} = 0,06490 \quad (3)$$

Para poder aproximar la forma de los moluscos a una figura geométrica (Elipsoide) y de esta manera utilizar las fórmulas adecuadas para calcular su volumen (4), obtenemos los ejes mayores y menores del molusco, como se puede observar en la Figura 7).

$$VolumenElipsoide = \frac{4\pi}{3} * (Radio1 * Radio2^2) \quad (4)$$

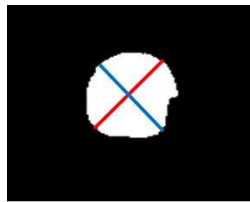


Figura 6: Ubicación de los Ejes Mayor y Menor.

Fuente: Elaboración Propia



Figura 7: Ubicación del Elipsoide que cubre el molusco.

Fuente: Elaboración Propia

Finalmente calculamos el peso en gramos (6), para lo cual tomamos como densidad del molusco proporcional (5) a la densidad del agua.

$$Densidad = 1gr/cm^3 \quad (5)$$

$$Peso = densidad * VolumenElipsoide \quad (6)$$

5.2. Codificación del molusco de CA

Una vez obtenido el peso estimado, de la fase anterior, este se convierte en la entrada de nuestro sistema difuso el cual estimará el Código al cual pertenece, ello se logra teniendo en cuenta las siguientes consideraciones:

- De acuerdo al Cuadro 1, podemos deducir que un código puede ser dividido en varios grupos, como ejemplo tenemos que el código 10/20 podría ser dividido en el Grupo 10,11,12 y así sucesivamente hasta 20, donde cada uno representa la cantidad de moluscos necesarios para conformar una libra.
- Cada molusco será designado a un grupo “ n ” de acuerdo al peso del mismo, partiendo del supuesto de que en una libra existirán “ n ” moluscos todos de aproximadamente $460/n$ gr. (donde 460 gr. es una libra) peso al cual se aproxima el molusco actual.
- De acuerdo a lo dicho anteriormente se puede decir que un molusco de 45.2 gr. sera catalogado al Grupo 10 debido a que se aproxima más a $460/10$ es 46 y no del Grupo 11 donde $460/11$ es 41,8 gr. Como observamos la decisión del Grupo designado a un molusco es un tanto impreciso, como ejemplo tenemos un molusco que pese 43 gr. podría ser catalogado como Grupo 10 o Grupo 11, razón por la cual se dio una solución con lógica difusa.
- Según lo dicho anteriormente se tendrían que armar Grupos del 10 al 80, resultando computacionalmente caro el cálculo difuso, para evitar esto se conformó grupos más compactos, para ello juntamos los códigos más pequeños en uno solo (Ver Cuadro 3), como podemos observar en el Cuadro los grupos más grandes, debiéndose fundamentalmente a la diferencia entre los resultados de dividir un número constante entre números pequeños(10) y grandes(80), conformaron un solo Grupo como lo son el grupo 10, 11, 12, etc.

Cuadro 3: Valores Lingüísticos de la Variable L. Grupos

Grupo	G. Abarcados	Grupo	G. Abarcados	Grupo	G. Abarcados
Grupo 1	10	Grupo 2	11	Grupo 3	12
Grupo 4	13	Grupo 5	14	Grupo 6	15
Grupo 7	16	Grupo 8	17	Grupo 9	18
Grupo 10	19	Grupo 11	20	Grupo 12	21
Grupo 13	22 - 23	Grupo 14	24 - 25	Grupo 15	26 - 27
Grupo 16	28 - 29	Grupo 17	30 - 32	Grupo 18	33 - 35
Grupo 19	36 - 39	Grupo 20	40 - 43	Grupo 21	44 - 48
Grupo 22	49 - 54	Grupo 23	55 - 62	Grupo 24	63 - 72
Grupo 25	73 - 80				

Fuente: Elaboración Propia

- En la Figura 8 podemos observar la Variable Lingüística de Grupos, conformada por los Conjuntos Difusos del 1 al 25.

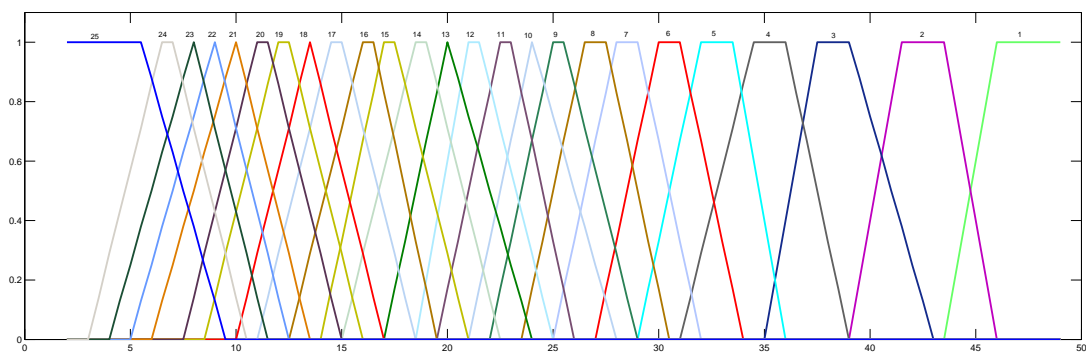


Figura 8: Variable L. Grupos

Fuente: Elaboración Propia

- Luego de definir el Grupo al cual pertenecen los moluscos, se procede a calcular el Código correspondiente a cada molusco (Ver Cuadro 4). Se puede observar que los Grupos 15, 19 y 23 son imprecisos, debido a que tienen un grado de pertenencia significativo hacia dos Códigos contiguos.

Cuadro 4: Valores Lingüísticos de la Variable L. Códigos

Código	Grupos
Código 10/20	1 - 8
Código 20/30	9 - 15
Código 30/40	15 - 19
Código 40/60	19 - 23
Código 60/80	23 - 25

Fuente: Elaboración Propia

- En la Figura 9 podemos observar la variable Lingüística de Códigos, conformada por los Conjuntos Difusos 10/20, 20/30, 30/40, 40/60 y 60/80.

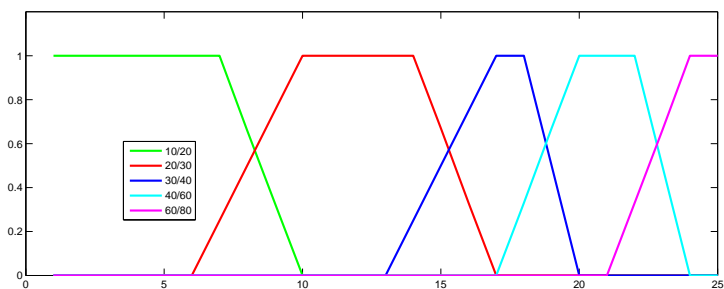


Figura 9: Variable L. Códigos

Fuente: Elaboración Propia

5.3. Desplazamiento de Funciones Difusas de Códigos de CA

5.3.1. Función de Pertenencia Dinámica como se sabe una Función de Pertenencia (FP) esta definida por una composición de funciones, las cuales pueden ser desplazadas horizontalmente (Ver Figura 10), obteniendo de este modo una variación en la respuesta difusa, a este concepto se optó por llamar Funciones de Pertenencia Dinámicas, debido a su desplazamiento en tiempo de ejecución.

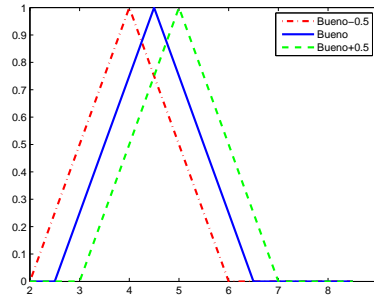


Figura 10: Desplazamiento de Funciones

Fuente: Elaboración Propia

En el desarrollo del trabajo, se encontró un problema al momento de desplazar un conjunto difuso, el cual deja un alto grado de solapamiento sobre el Conjunto Difuso *Normal* como se puede observar en el Valor Difuso *Bueno* + 0,5, en caso contrario sucede con el Valor Difuso *Bueno* - 0,5 (Ver Figura 11), ambos casos varían la respuesta difusa arrojada por la regla, ello se solucionó modificando el umbral de decisión de acuerdo a una función de regresión lineal, obtenida luego de analizar la variación en cada grado de desplazamiento.

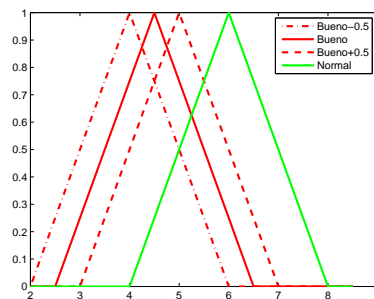


Figura 11: Decisión Errónea

Fuente: Elaboración Propia

Para solucionar el problema de “Equitatividad” utilizamos el concepto de Función de Pertenencia Dinámica, para desplazar los Grados (Funciones) de Pertenencia teniendo como decisión el análisis de los moluscos ingresados con anterioridad (Historial). Para esta fase se tuvo en cuenta las siguientes consideraciones:

- Los valores difusos se desplazan en parejas contiguas, es decir 10/20 con 20/30 ó 20/30 con 10/20, con la intención de variar la decisión difusa en forma negativa o positiva, respectivamente.

- La decisión de un desplazamiento positivo, depende del número de moluscos designados como código menor (20/30) que tiene un alto grado de probabilidad de ser un código mayor (10/20).
- La decisión de un desplazamiento negativo, depende del número de moluscos designados como código mayor (10/20) que tiene un alto grado de probabilidad de ser un código menor (20/30).

6. Experimentos y Resultados

Los experimentos se hicieron con las siguientes consideraciones:

- Se compararon los pesos reales y los estimados para el molusco desvalvado de concha de abanico.
- Se desarrolló una matriz de confusión de los resultados arrojados por el sistema difuso.
- Se comparó el tiempo de respuesta del proceso manual y el arrojado por el proceso automatizado (propuesta).
- Se compararon los resultados arrojados por el sistema difuso con distintas parejas desplazadas.

En el Cuadro 5 se muestra algunas pruebas realizadas para el cálculo del peso del molusco. Se ha realizado una comparación entre el peso real del molusco y el peso obtenido a través del procesamiento de la imagen del molusco. Como se puede observar se ha obtenido buenos resultados, ya que el porcentaje de error promedio es aproximadamente 4,603 %.

Cuadro 5: Resultados de los Pesos

Nro	Pesos (gr.)		Error (%)
	Peso Real	Peso Estimado	
1	20.6	21.992	6.76
2	31	31.37	1.19
3	21.9	22.826	4.23
4	24.3	26.726	9.98
5	25.1	24.127	3.88
6	26.9	27.493	2.20
7	11.5	12.458	8.33
8	16.1	16.43	2.05
9	9.6	9.468	1.38
10	15.8	16.753	6.03

Fuente: Elaboración Propia

El cuadro 6 muestra el rendimiento del proceso de codificado del presente artículo, demostrando un grado de eficiencia de 95 %. Las pruebas fueron realizadas con 20 muestras de cada Código, como se observa el mayor error obtenido esta en los códigos altos como son 10/20, 20/30 y 30/40, debiéndose a los intervalos relativamente grandes que poseen.

Cuadro 6: Matriz de Confusión del Proceso de Codificado

	Códigos				
	10/20	20/30	30/40	40/60	60/80
10/20	19	1	0	0	0
20/30	1	17	2	0	0
30/40	0	2	18	0	0
40/60	0	0	1	19	0
60/80	0	0	0	1	19

Fuente: Elaboración Propia

El cuadro 7 muestra el promedio de los tiempos de respuesta obtenidos durante los experimentos, demostrando ser menor al tiempo de codificado manual de cada molusco, definido con anterioridad en la sección Codificación de Conchas de Abanico.

Cuadro 7: Tiempos de Respuesta del proceso de Codificado

Códigos	Tiempo (ms)
10/20	29
20/30	33
30/40	33
40/60	34
60/80	30

Fuente: Elaboración Propia

Adicionalmente, en el Cuadro 8 se tiene los resultados del sistema difuso luego de desplazar por parejas los conjuntos difusos contiguos. Como se puede observar los intervalos de la pareja desplazada modificaron sus valores y de esta manera se altera el producto de las decisiones difusas del sistemas experto.

Cuadro 8: Resultados de Desplazamiento por Parejas

Pareja	Desplazamiento	Intervalos de Pertenencia por Código (gr.)				
		60/80	40/60	30/40	20/30	10/20
Ninguna	0	6-8.5	9-13	13.5-17	17.5-26.5	27-46
10/20 - 20/30	0.8	6-8.5	9-13	13.5-17	17.5-25	25.5-46
	-0.8	6-8.5	9-13	13.5-17	17.5-28	28.5-46
20/30 - 30/40	0.8	6-8.5	9-13	13.5-15.5	16-26.5	27-46
	-0.8	6-8.5	9-13	13.5-18.5	19-26.5	27-46
30/40 - 40/60	0.8	6-8.5	9-12	12.5-17	17.5-26.5	27-46
	-0.8	6-8.5	9-14	14.5-17	17.5-26.5	27-46
40/60 - 60/80	0.8	6-7	7.5-13	13.5-17	17.5-26.5	27-46
	-0.8	6-9.5	10-13	13.5-17	17.5-26.5	27-46

Fuente: Elaboración Propia

7. Conclusiones

Las funciones de pertenencia dinámicas brinda ventajas al momento de diseñar reglas sensibles a parámetros externos, debido a que se puede adaptar su comportamiento de manera minuciosa. Adicionalmente, simula la decisión de un experto resolviendo de forma satisfactoria la alta ambigüedad del problema objeto del artículo. El peso estimado a partir de imágenes mediante algoritmos de visión computacional poseen un error relativo, gracias a la lógica difusa dicho error puede ser manejado para obtener resultados satisfactorios. El elevado grado de tasa de error obtenido para códigos con intervalos relativamente grandes será motivo de investigaciones futuras.

Referencias

- Aguilera, J., Cipriano, A., Erana, M., Lillo, I., Mery, D., and Soto, A. (2007). Computer vision for quality control in latin american food industry, a case study. *ICCV 2007 - International Workshop on Computer Vision Applications for Developing countries*.
- Betancur, J. and Prieto, F. (2008). Active contour-based segmentation of coffee cherries images. *Signal Processing, ICSP. IEEE 9th International Conference on*, pages 2738 – 2741.

- Codrea, M. C., Tyystjarvi, O. S. N. E., Vandeven, M., and Valcke, R. (2004). Classifying apples by the means of fluorescence imaging. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 18(2):157 – 174.
- Du, C.-J. and Sun, D.-W. (2006). Learning techniques used in computer vision for food quality evaluation: a review. *Journal of Food Engineering*, 72(1):39 – 55.
- Marino, P., Pastoriza, V., Santamaria, M., and Martinez, E. (2005). Fuzzy image processing in quality control application. *Proceedings of the Sixth International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications*, pages 55–60.
- Mery, D., Lillo, I., Loebel, H., Riffo, V., Soto, A., Cipriano, A., and Aguilera, J. M. (2010a). Automated fish bone detection using x-ray imaging. *2010 Fourth Pacific-Rim Symposium on Image and Video Technology - IEEE*, pages 46 – 51.
- Mery, D., Lillo, I., Loebel, H., Riffo, V., Soto, A., Cipriano, A., and Aguilera, J. M. (2010b). Quality classification of corn tortillas using computer vision. *Journal of Food Engineering*, 101(4):357 – 364.
- Mery, D., Lillo, I., Loebel, H., Riffo, V., Soto, A., Cipriano, A., and Aguilera, J. M. (2011). Automated fish bone detection using x-ray imaging. *Journal of Food Engineering*, 105(3):485 – 492.
- Rossel, G. (2006). Tests adaptativos utilizando lógica difusa. *XII Congreso Argentino de Ciencias de la Computación CACIC 2006*.
- Singpurwalla, N. D. and Booker, J. M. (2004). Membership functions and probability measures of fuzzy sets. *Journal of the American Statistical Association - Elsevier*, 99(467):867–877.
- Sun, D.-W. and Brosnan, T. (2003a). Pizza quality evaluation using computer vision–part 1: Pizza base and sauce spread. *Journal of Food Engineering*, 57(1):81 – 89.
- Sun, D.-W. and Brosnan, T. (2003b). Pizza quality evaluation using computer vision–part 2: Pizza topping analysis. *Journal of Food Engineering*, 57(1):91 – 95.
- SUNAT (2010). Superintendencia nacional de administración tributaria. <http://www.sunat.gob.pe/>.
- Yin, X. X. and Jia, W. (2010). Fuzzy inference systems in mr image processing-a review. *International conference on Bioinformatics and Biomedical Technology - IEEE*, pages 19 – 22.
- Zadeh, L. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control - Elsevier*, 8:338 – 353.