

Clasificación automatizada de productos agro-industriales usando funciones de pertenencia dinámicas en sistemas difusos: Caso conchas de abanico

Roy Pérez-Pinto^{†*}, Christian Portugal-Zambrano^{*} y
Dennis Barrios-Araníbar^{*}

^{*}Centro de Investigación y Desarrollo de Software
Cátedra Concytec in TIC's

Universidad Nacional de San Agustín

[†]Sociedad Peruana de Computación

Email: royhelbert85@gmail.com, christ.pz.cs@gmail.com, dennisbarrios@gmail.com

Resumen—Automatizar la clasificación de productos agro-industriales, requiere resolver problemas como la interpretación subjetiva de parámetros y las características de selección que definen el proceso. Evaluar estos parámetros es subjetivo, pues tanto los consumidores como los productores estiman valores diferentes dependiendo de sus intereses, teniendo como referencia la oferta y demanda del mercado. Así mismo, los criterios de selección para estos parámetros definen criterios individuales y/o grupales, dificultando el proceso puesto que la clasificación automatizada se desarrolla en líneas de producción separadas, sin tener en cuenta las características en conjunto. En este artículo se propone un modelo difuso de funciones de pertenencia dinámica que varían dependiendo de factores externos (intereses), buscando así automatizar la clasificación de productos agro-industriales bajo los factores detallados. Se clasificaron 500 moluscos de conchas de abanico, 100 para cada clase, logrando una eficiencia de 91%, resultado un modelo recomendable para problemas similares.

Palabras Claves—Lógica Difusa, Función de pertenencia, Desplazamiento, Automatización, Conchas de abanico.

Abstract—Automate the classification of agro-industrial products, requires solving problems such as the subjective interpretation of parameters and characteristics that define the selection process. Evaluate these parameters is subjective, as both consumers and producers estimate different values depending on their interests, with reference to the offer and demand of products in the market. Likewise, the selection criteria for these parameters define individual criteria and / or group, making the process as automated sorting takes place in separate production lines, without considering the characteristics of products together. This paper proposes a fuzzy model of dynamic membership functions that vary depending on external factors (interest), seeking to automate the classification of agro-industrial products under the detailed factors. 500 were classified Peruvian Scallops, 100 for each kind, achieving an efficiency of 91 %, resulting in a recommended model for similar problems.

Index Terms—Fuzzy Logic, Membership Function, Automation, Shifting, Peruvian Scallop

I. INTRODUCCIÓN

La globalización exige a la industria de alimentos cumplir con estándares de calidad, higiene, integridad y seguridad

en sus procesos de producción [30]. En ese sentido las empresas optan por automatizar sus procesos para cumplir con dichos estándares además de aumentar la producción, mejorar las condiciones de trabajo y el prestigio dentro del mercado. Adicionalmente, se requiere de la clasificación de los productos para que puedan ser exportados [15], este proceso es sujeto a parámetros establecidos por la Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y Alimentación (FAO, por sus siglas en ingles); no obstante dichos parámetros son interpretados subjetivamente en base a los intereses de los productores y los consumidores [18]. Estos parámetros realizan la selección teniendo en cuenta criterios individuales [7], [24] y grupales, en este último es donde surgen dificultades al momento de clasificar productos individualmente (como lo haría el proceso automatizado) ya que al hacerlo no se tendría en cuenta las características grupales de los productos clasificados [18].

Por otro lado, la lógica difusa [1], es aplicada en varios campos donde se trata con problemas no bien definidos en el ámbito real, se han dado casos como estos en la minería [29], hidrología [21],[19], marketing [20],[7], mecánica [28], comercio [31]. Así mismo, la lógica difusa, desde su creación en 1967 [1], ha ido desarrollándose [4] para poder así ser usada en problemas aún más complejos [23]. En consecuencia, el presente artículo propone el uso de la lógica difusa para la automatización de procesos de selección de productos agroindustriales, proponiendo además el uso de funciones de pertenencia dinámicas para solucionar la interpretación subjetiva de los parámetros proporcionados por la FAO.

El presente trabajo está organizado de la siguiente manera: la Sección 2 describe algunos conceptos y trabajos encontrados en la literatura sobre lógica difusa, para luego en la Sección 3, se define el concepto de funciones de pertenencia dinámicas luego en la Sección 4, se describe su aplicación en procesos de clasificación automatizada. En la Sección 5, se describe la aplicación de este trabajo al caso particular de conchas

de abanico. En la Sección 6, se describen los resultados y finalmente en la Sección 7, se realizan las conclusiones del algoritmo propuesto y un análisis de trabajos futuros recomendados por los autores.

II. LÓGICA DIFUSA

La lógica difusa permite tratar información imprecisa, en términos de conjuntos difusos veremos que estos se combinan en reglas para definir acciones que representan las variables definidas por el experto del problema en cuestión. De esta manera, los sistemas de control basados en lógica difusa combinan una variable de entrada (definidos en términos de conjuntos difusos), por grupos que producen uno o varios valores de salida [2].

La teoría de lógica difusa parte de la teoría clásica de conjuntos, añadiendo una función de pertenencia al conjunto, definida ésta como un número real entre 0 y 1, así se introduce el concepto de lógica difusa determinado a un valor lingüístico. Para cada conjunto o subconjunto difuso se define una función de pertenencia o inclusión $\mu_A(t)$, que indica el grado en el cual la variable t está incluida en el concepto que está representado por la etiqueta A (Ver 1) [10].

$$A = (x, \mu_A(x)) / x \in X : X \Rightarrow [0, 1] \quad (1)$$

En la Figura 1 se observa la estructura de un sistema difuso, que tiene como parte vital una base de reglas difusas de entrada, donde se almacena la información del sistema. El proceso de inferencia de un sistema de este tipo, empieza por el mapeo de la entrada al sistema a un espacio U, llamado fusicación [25], que será procesado por el motor de inferencia difuso (fuzzy inference engine) que se basa en la base de reglas para obtener un resultado final. Este resultado se encuentra dentro de un espacio V el cual es transformado, como resultado de un proceso llamado defusicación [16], a una salida discreta (número real) para poder ser interpretado [1].

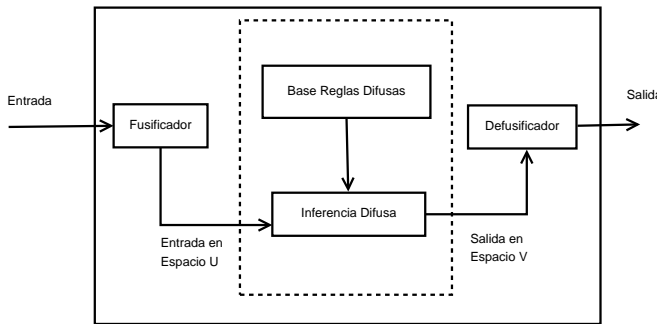


Fig. 1. Estructura de un Sistema Difuso

La lógica difusa ha sido usada en una gran cantidad de trabajos donde se intenta resolver problemas industriales diversos, que incluyen variables de trabajo con cierto grado de incertidumbre o que no están completamente definidas. Como se observa en los siguientes trabajos existen variedad de problemas que pueden ser resueltos con lógica difusa,

indicando de esta manera que es una buena alternativa para este tipo de problemas.

En el campo de la industria se proponen soluciones a problemas con incertidumbre, generalmente cuando las variables a analizar no cuentan con un grado de confiabilidad mínima, o se tienen dudas acerca del tratamiento de las mismas, como es el caso de las cadenas de suministros [31], donde hay incerteza en cuanto a la evaluación de los proveedores, pues se requiere productos de bajo costo, pero de buena calidad; algo similar ocurre en procesos mecánicos, donde no sólo se trata de tomar decisiones que afecten a la parte organizativa sino también al control de maquinaria y parte operativa, ya sea detectando defectos en motores [28], ajustando niveles de caudal en tanques de agua [7] o simplemente armando un modelo de venta de sistemas fotovoltaicos [19].

En ese sentido, se demuestra la gran utilidad que tienen los sistemas difusos en la industria; pero existen problemas que no afectan a la industria pero sí al comercio. La lógica difusa se ha abierto paso en muchas otras aplicaciones, podemos ver que existen sistemas especializados en modelar propuestas que benefician a pequeños empresarios, por ejemplo en el campo de los servicios turísticos se puede ver que existen técnicas para incrementar la satisfacción de los turistas por medio de sistemas difusos [20], esto beneficiará la toma de decisiones de la gerencia al saber de manera acertada que tipo de servicios son satisfactorios para determinado grupo de turistas, de esta manera también podrá mejorar la calidad de los servicios y el costo de los mismos. En el rubro de la minería también se usan sistemas difusos, en el control de riesgos, pues no se sabe con certeza cuando puede ocurrir un percance natural o humano, para ello se diseñan modelos para predecir posibles desastres, o simplemente tomar decisiones sobre los riesgos que involucra determinada labor [29].

Algunos investigadores van más allá proponiendo nuevas técnicas y algoritmos con el fin de generar nuevos conocimientos [23], así tenemos los sistemas dinámicos donde la principal preocupación es el cambio constante del ambiente del sistema, para esto es necesario tomar decisiones que no sean estáticas, sino que varían de acuerdo a la incertidumbre generada por el cambio interno o externo de los sistemas. Por esto es conveniente contar con la lógica difusa para poder resolver este tipo de inconvenientes, pronosticando repentinos cambios, o simplemente tomando acciones correctivas que permitan sobrellevar lo acontecido [4], este también es el caso de la hidrología [21], donde es necesario predecir posibles problemas en un sistema dinámico de cuencas de ríos.

III. FUNCIONES DE PERTENENCIA DINÁMICAS

Una Función de Pertenencia (FP) puede ser definida por una composición de funciones [13], [1] que podrían ser desplazadas horizontalmente, es decir a lo largo del Eje X (Ver Figura 2), obteniendo de este modo una variación en el conjunto difuso de salida. Este desplazamiento podría hacerse luego que la base de reglas sea establecida dentro del sistema difuso dándole la característica de ser dinámico en tiempo de producción (ejecución), este concepto tomaría el

nombre de Función de Pertenencia Dinámica, debido a que el desplazamiento de las mismas en tiempo de ejecución varían las salidas respectivas.

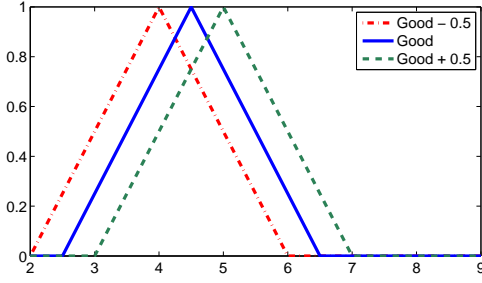


Fig. 2. Desplazamiento de función Good por -0.5 y +0.5 en el eje X

En el desarrollo del modelo se encontraron dificultades al desplazar la función de pertenencia de un valor difuso, entre ellas el solapamiento entre los conjuntos difuso vecinos, como se puede observar en la Figura 3 al desplazar en +0.5 unid. el Valor Difuso *Good* da a lugar a un solapamiento sobre el Conjunto Difuso *Normal*, en caso contrario sucede al desplazar -0.5 unid. el Valor Difuso *Good*, ambos casos varían la respuesta difusa arrojada por la regla pero al mismo tiempo alteran la interpretación de la salida arrojada por el proceso de defusificación [16]. La solución al problema es modificar el umbral de decisión de acuerdo a una función de regresión lineal, obtenida luego de analizar la variación en cada grado de desplazamiento.

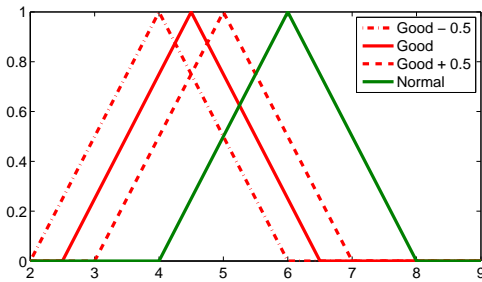


Fig. 3. Problema de solapamiento entre conjuntos difusos

A. Interpretación Matemática

La función de pertenencia en un conjunto difuso es una composición de diferentes tipos de funciones, donde se puede encontrar funciones polinomiales, lineales, exponenciales, entre otras. Para ello podemos representar una función de pertenencia como se muestra en (2), en ella se puede observar que el comportamiento del rango depende entre que intervalo del dominio se encuentra el valor de x . Dependiendo de ello se obtiene el grado de pertenencia, el cual está entre 0 y 1.

$$\mu_A(x) = \begin{cases} f_1(x); & \text{Si } x \leq a \\ f_2(x); & \text{Si } a < x \leq b \\ f_3(x); & \text{Si } b < x \leq c \\ f_4(x); & \text{Si } c < x \leq d \end{cases} \quad (2)$$

Luego de realizar un proceso de desplazamiento en k unid. en (2) se nota la variación en su definición resultando (3), donde la definición de cada función se desplaza reflejando este comportamiento en su gráfica respectiva (para un mejor entendimiento ver Figura 2).

$$\mu_A(x) = \begin{cases} f_1(x+k); & \text{Si } x \leq a \\ f_2(x+k); & \text{Si } a < x \leq b \\ f_3(x+k); & \text{Si } b < x \leq c \\ f_4(x+k); & \text{Si } c < x \leq d \end{cases} \quad (3)$$

Variando la definición de una función matemática se modifica directamente su comportamiento y en consecuencia los valores de su vector difuso de salida. Luego, el desplazamiento representa una forma de alteración de una función de pertenencia representando de este modo alteraciones en los conjuntos difusos resultantes teniendo mucha relevancia en lo que a reglas difusas respecta. Las reglas difusas pueden ser representadas por matrices (Memoria Difusa Asociativa - FAM)[3], [2] que son construidas a partir del conocimiento de la persona experta en el dominio de la aplicación y poder ser consultadas posteriormente. Por ejemplo, en (4) y (5) representan las funciones de pertenencia del conjunto difuso de entrada y salida, respectivamente.

$$\mu_U(x) = \begin{cases} \frac{x}{2}; & \text{Si } 0 < x \leq 2 \\ 1; & \text{Si } 2 < x \leq 3 \\ \frac{5}{2} - \frac{x}{2}; & \text{Si } 3 < x \leq 5 \\ 0; & \text{Si } 5 < x \end{cases} \quad (4)$$

$$\mu_V(x) = \begin{cases} 1 - \frac{x}{2}; & \text{Si } 0 < x \leq 2 \\ 0; & \text{Si } 2 < x \end{cases} \quad (5)$$

Para poder construir una regla difusa usando una red FAM se necesita discretizar estas funciones de pertenencia en arreglos obteniendo de este modo vectores como se observa en la Figura 4. Posteriormente, en la Figura 4 se observa que un vector difuso de salida, representado por un arreglo de salida $Output_V$, es el resultado del producto matricial lógico [1] entre la matriz que representa a la regla y el vector de entrada $Input_U$, de la parte izquierda. De donde se puede deducir que el vector de salida depende directamente del contenido de la regla-matriz desarrollada.

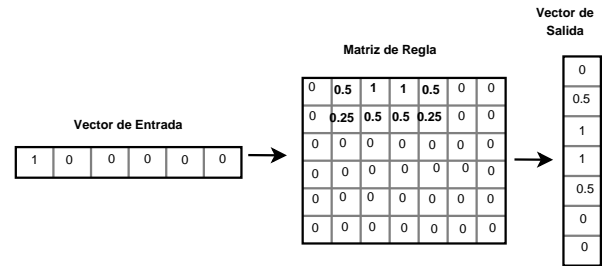


Fig. 4. Consulta a una Regla Difusa

El procedimiento para construir la regla difusa es utilizando la composición Max-Min “ \circ ”. Donde el vector difuso de salida

B_V es el resultado de la composición Max-Min entre el vector de entrada A_U y M .

$$A_U \circ M = B_V \quad (6)$$

Donde $A = (a_1, \dots, a_u)$ es un vector en el espacio U y $B = (b_1, \dots, b_v)$ un vector en el espacio V . M es una matriz difusa $U \times V$ que almacena la regla difusa.

$$b_j = \max_{1 \leq i \leq n} \min(a_i, m_{i,j}) \quad (7)$$

Teniendo en cuenta lo expuesto hasta esta parte se muestra matemáticamente el comportamiento de las funciones de pertenencia dinámicas. Para ello se discretiza los comportamientos de las dos funciones de pertenencia que dan lugar a sendos conjuntos difusos que representan al “Antecedente” y “Consecuente” respectivamente, para luego encontrar la representación matricial de la regla difusa (Red FAM) que engloba a ambos (Ver Figura 5). Posteriormente se puede apreciar a los valores rojos que representan al patrón almacenado por la regla en mención.

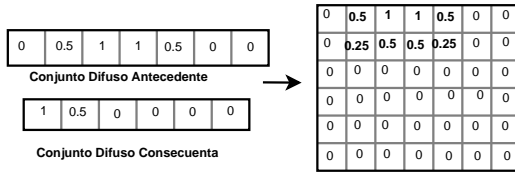


Fig. 5. Interpretación Matemática de una Regla Difusa

Posteriormente, al desplazar la función de pertenencia una unidad hacia la derecha del “antecedente”, se puede apreciar (Ver Figura 6) una alteración en la ubicación de los valores rojos, lo cual influiría en el instante de hacer consultas a la respectiva regla. Demostrando la alteración de los resultados a partir del desplazamiento de funciones de pertenencia tanto del “antecedente” como del “consecuente”.

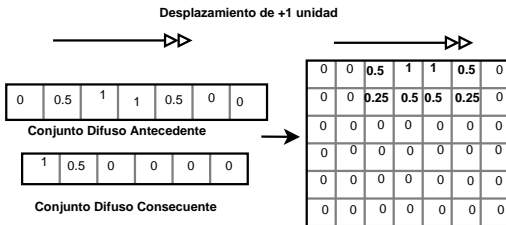


Fig. 6. Comportamiento de una Regla Difusa Desplazada

IV. CLASIFICACIÓN DE PRODUCTOS AGRO-INDUSTRIALES

En la industria de alimentos, para el proceso de clasificación de los productos debe tenerse en cuenta varios factores que determinan la calidad del producto como por ejemplo el tamaño, color, estado del producto, forma, etc. Por este motivo, es que algunas propuestas hacen referencia a técnicas de visión artificial para crear un sistema de automatización que realice de manera automática la clasificación de los productos. Las propuestas de clasificación automática van desde las más

sencillas, que usan redes neuronales, discriminantes lineales y K vecinos cercanos [14], [6], [27]; hasta los que usan técnicas más complejas como SVM, discriminantes bayesianos, entre otros [26], [24]. No obstante, estos trabajos clasifican a los productos individualmente sin tener en cuenta las características colectivas que puedan tener los productos, por otro lado existen clasificaciones donde si se consideran dichas cualidades colectivas para la selección de productos, a continuación se detallará las cualidades individuales y colectivas que se toman en cuenta en estos dos tipos de clasificación.

A. Lógica Difusa en la clasificación de productos agro industriales

Para lograr automatizar un proceso de clasificación de productos agroindustriales, se debe de considerar los siguientes 4 criterios:

Cualidades Individuales: Son las cualidades inherentes de cada producto que se toman en cuenta para su clasificación, así tenemos: forma, color, peso individual, olor, textura, entre otros. Por ejemplo, dentro de la clasificación de fresas se examina el color y tamaño logrando clasificarlas [27], [24].

Cualidades Colectivas: Son las cualidades comunes de un grupo de productos consideradas en su clasificación, así tenemos: un número de productos en una unidad de peso, tamaño promedio, peso promedio, contraste del color, formas similares, entre otros.

Clasificación en base a cualidades colectivas: Existen problemas al intentar automatizar el proceso de clasificación de productos agroindustriales en base a cualidades colectivas, debido a que se clasifican individualmente en líneas de producción separadas. El problema radica al clasificar un producto individualmente en su línea de producción respectiva, sin tomar en cuenta las cualidades colectivas del producto. Se puede resolver este problema clasificando cada producto utilizando un umbral promedio que caracterice a cada una de las Clases utilizadas en la clasificación, este umbral es resultado de parámetros definidos en base a criterios de experiencia por parte de las personas especializadas de la clasificación manual.

Diferencias entre proveedores y compradores: La ley de la Oferta y Demanda da lugar a constantes disputas entre proveedores y consumidores, y el tema en discusión no es ajena al mismo. Dicho problema surge de la interpretación de los parámetros de calidad para un determinado producto, en resumidas cuentas, un proveedor X oferta sus productos al precio de uno de Clase B de acuerdo a los parámetros cumplidos por su producto, por otro lado un consumidor Y ofrecerá pagar por el producto del proveedor X un precio propio de uno de Clase C aludiendo que tal producto no cumple con los exigencias de un producto de Clase B. Esta disputa es generada por la interpretación subjetiva de los parámetros de clasificación, generalmente es más común en aquellos productos que cumplen apretadamente las exigencias de una determinada Clase.

En ese sentido, la industria que desee automatizar el proceso de clasificación debe tener en cuenta estas diferencias procurando equilibrar los beneficios para ambas partes, para evitar conflictos posteriores.

Aplicación en la agro-industria: La automatización del proceso de clasificación propuesto tendrá un módulo “P” que desplazará las funciones de pertenencia (Reglas Difusas), que se ejecutará sólo cuando el módulo “Q” lo decide. Para ello evalúa los valores acumulados de los distintos productos clasificados con anterioridad, básicamente, si existen “muchos” productos catalogados como Clase A, la función de pertenencia que representa al conjunto difuso de dicha clase se desplaza para así asignar una clase diferente a los futuros productos, según sean los requerimientos de las demás clases. De esta manera aseguramos la clasificación equilibrada de los productos satisfaciendo así a ambas partes (proveedores y consumidores). El proceso se puede detalla en los siguientes pasos:

- Existirá un historial de los productos clasificados para cada Clase de calidad, en un determinado lote de producción, una vez que un producto sea clasificado por el proceso automatizado se actualizará el historial de la Clase con la cual fue catalogada, estos historiales serán reiniciados en cada lote de producción que se someta al proceso de automatización. Cada uno de estos historiales son analizados con parámetros externos adicionales para determinar el desplazamiento de las Clases que requieran de ello.
- Los valores difusos se desplazan en parejas contiguas, es decir Clase A con Clase B o Clase B con Clase A, con la intención de variar la decisión difusa en forma negativa o positiva, respectivamente, para ello se analiza el historial de cada Clase y se realiza.
- La decisión de un desplazamiento positivo o negativo depende del número de productos clasificados como Clase A, Clase B y Clase C (Cuyo orden está en sentido de calidad y precio, siendo la Clase A la de mejor calidad). Básicamente, la propuesta es si existen “Muchos” productos clasificados como Clase B, se evalúa el número de productos clasificados como Clase A y como Clase C, para ello se tiene en cuenta las siguientes consideraciones:
 - “Muchos” productos de Clase A y “Pocos” productos de Clase C, desplazamiento negativo.
 - “Muchos” productos de Clase A y “Regulares” productos de Clase C, desplazamiento negativo.
 - “Muchos” productos de Clase A y “Muchos” productos de Clase C, desplazamiento depende de un consenso entre proveedores y consumidores.
 - “Regulares” productos de Clase A y “Pocos” productos de Clase C, desplazamiento negativo.
 - “Regulares” productos de Clase A y “Regulares” productos de Clase C, desplazamiento depende de un consenso entre proveedores y consumidores.
 - “Regulares” productos de Clase A y “Muchos”

productos de Clase C, desplazamiento positivo.

- “Pocos” productos de Clase A y “Pocos” productos de Clase C, desplazamiento depende de un consenso entre proveedores y consumidores.
- “Pocos” productos de Clase A y “Regulares” productos de Clase C, desplazamiento positivo.
- “Pocos” productos de Clase A y “Muchos” productos de Clase C, desplazamiento positivo.
- El número de valores difusos “Pocos, Regulares y Muchos” depende del problema y del consenso entre consumidores y proveedores.

V. PRUEBAS Y EXPERIMENTOS

La sección de pruebas y experimentos se hizo utilizando los parámetros para la clasificación de Conchas de Abanico, en la misma se tuvo en cuenta las consideraciones descritas en las secciones anteriores. Del mismo modo, se validó las pruebas con los valores extraídos de la planta de la empresa Chatsford S.A.C., ubicada en al ciudad de Pisco—Perú, que se desempeña en el rubro de industria pesquera exportando conchas de abanico y conservas de pescado.

A. Codificación de Conchas de Abanico

El proceso de clasificación o codificado de Conchas de Abanico es una tarea efectuada en un ambiente de la planta de la empresa, donde se reúnen personas que trabajan para la entidad que extrae los moluscos de un cultivo propio (Proveedor) y para la entidad que compra los moluscos para exportarlos (Consumidor). El proceso en si es realizado en base a la experiencia de las personas “Codificadoras”, quienes 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 consumidora), 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 I puede ser catalogado como código 20/30, en el caso que la “Codificadora” sea de la entidad consumidora, 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 I
CÓDIGOS DE EXPORTACIÓN DE MOLUSCOS CONCHAS DE ABANICO

Código	Unidades/Libra		Peso	
	Min	Max	Min	Max
10/20	–	20	22.7	More
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

Adicionalmente, el hecho de tener parámetros de calidad en base a cualidades colectivas, genera problemas para automatizar el proceso. Como se expuso en la Sección 4, es necesario

determinar un umbral difuso para cada clase definida, de este modo se asegura que cada producto se clasifique dentro de cada Clase teniendo en cuenta las cualidades en colectivo.

B. Reglas Difusas

En la implementación de las reglas difusas se utilizó Redes FAM [3], [2]. Para las entradas del sistema de automatización contaremos con una interfaz entre la computadora y la balanza electrónica, y poder obtener de esta manera el peso del molusco para que nuestro sistema difuso estime el Código al cual pertenece el molusco, para ello se toma las siguientes consideraciones:

- De acuerdo al Cuadro I, 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 II), 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 II
VARIABLE LINGÜÍSTICA GRUPOS

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

- Luego de definir el Conjunto al cual pertenecen los moluscos, se procede a calcular el Código correspondiente a

cada molusco (Ver Cuadro III). Se puede observar que los Conjuntos 15, 19 y 23 son imprecisos, debido a que tienen un grado de pertenencia significativo hacia dos Códigos contiguos.

Cuadro III
VARIABLE LINGÜÍSTICA CÓDIGOS

Código	Conjunto
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

- En la Figura 7 podemos observar la variable Lingüística de Códigos, conformada por los Valores Difusos 10/20, 20/30, 30/40, 40/60 y 60/80.

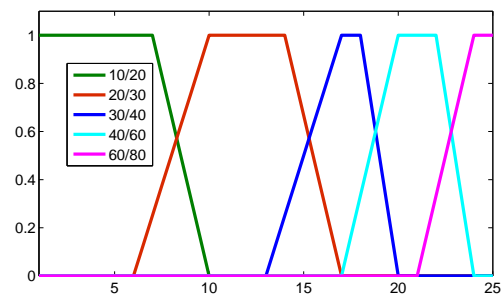


Fig. 7. Variable Lingüística Códigos

- Luego de emitir la señal de control, que deriva al molusco actual a su ruta respectiva. El sistema procede a decidir que desplazamientos realizar en base a reglas difusas (Ver Figura 8), que reciben como entrada el porcentaje del peso actual de cada clase con respecto al total estimado (ingresado a planta). El sistema difuso en mención, determina la “cantidad difusa” de moluscos de cada clase, para en base a ello definir las parejas que serán desplazadas.

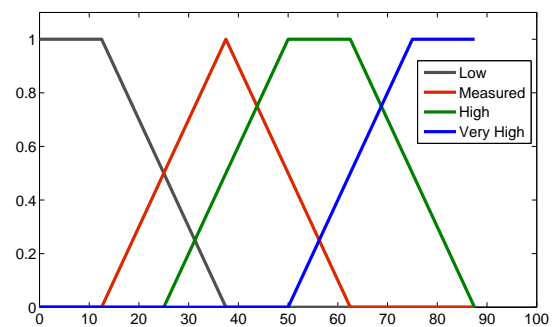


Fig. 8. Reglas difusas para decidir el desplazamiento

C. Diagrama de flujo del proceso de clasificación de conchas de abanico

Para el proceso de clasificación (codificación) de conchas de abanico se propone el diagrama de flujo de la Figura 9,

que será descrito a continuación.

- El proceso recibe de entrada el peso ingresado mediante una interfaz electrónica entre la computadora y una balanza.
- Luego de obtener el peso, se procede a fusificar [25] el valor y obtener el vector difuso de entrada que representará al peso obtenido.
- Una vez obtenido el vector difuso de entrada, se analizan los historiales de cada Clase y de acuerdo a las consideraciones de la Sección 4 se proceden a desplazar las reglas difusas determinadas.
- Efectuado el análisis y desplazamiento de las reglas difusas, se procede a encontrar un conjunto estimado para el molusco pesado, para ello se utiliza el motor de inferencia difuso el cual utiliza las reglas difusas de la primera capa.
- Una vez obtenido el conjunto para el molusco actual, se procede a calcular el código respectivo, para lo cual se utilizan las reglas de la segunda y última capa.
- Luego de obtener el código respectivo procedemos a clasificar el producto actual para ello el sistema defusifica el vector difuso de salida utilizando el método del centro de gravedad [16], el valor obtenido será sometido a los umbrales por cada grado de calidad y poder obtener la Clase para el molusco. Finalmente, se procede a actualizar el historial respectivo de la Clase obtenida para posteriormente emitir las señales de control para las compuertas (actuadores) que derivarán a un camino de acuerdo al código.

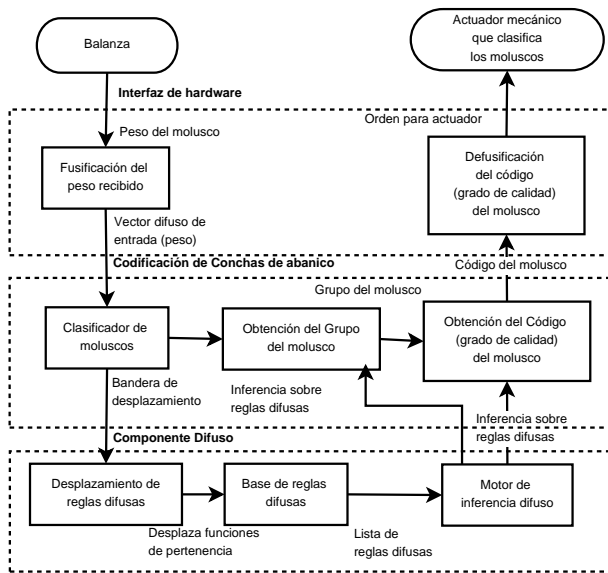


Fig. 9. Proceso de automatización y clasificación de conchas de abanico

VI. RESULTADOS Y DISCUSIONES

Los experimentos se hicieron con las siguientes consideraciones:

- Se compararon los códigos obtenidos de forma manual y los estimados por el sistema para el molusco de concha de

abanico, para ello se desarrolló una matriz de confusión de los resultados arrojados por el sistema difuso.

- Se compararon los resultados arrojados por el sistema difuso con distintas parejas desplazadas con las experiencias de los trabajadores de la planta, validándose con un margen de error aceptable. Se realizó el desplazamiento tomándose en cuenta los criterios definidos con anterioridad.

El cuadro IV muestra los resultados del proceso de clasificación del presente artículo, demostrando un grado de eficiencia promedio de 91%. Las pruebas fueron realizadas con 100 moluscos de cada Código.

Cuadro IV
MATRIZ DE CONFUSIÓN DEL PROCESO AUTOMATIZADO DE CODIFICADO

	Códigos				
	10/20	20/30	30/40	40/60	60/80
10/20	95	5	0	0	0
20/30	4	87	9	0	0
30/40	0	6	91	3	0
40/60	0	0	8	90	2
60/80	0	0	0	7	93

Como se observa en el cuadro anterior, los mayores errores obtenidos están en los códigos 20/30, 30/40 y 40/60, debiéndose principalmente al solapamiento que posee con los códigos contiguos a ambos lados, en contraste se observa también que los errores menores son de los códigos extremos que cuentan únicamente con un código hacia el extremo interno.

El cuadro V muestra la comparación entre los códigos obtenidos por el proceso de clasificación del presente artículo y los resultados de códigos obtenidos manualmente. De acuerdo a los resultados obtenidos, se valida el modelo propuesto pues demuestra un grado de acierto aceptable.

Cuadro V
CUADRO DE COMPARACIÓN DEL PROCESO AUTOMATIZADO DE CODIFICADO

Código	Tipo Selección	Código Obtenidos				
		10/20	20/30	30/40	40/60	60/80
10/20	Manual	97	3	0	0	0
	Automatizada	95	5	0	0	0
20/30	Manual	2	93	5	0	0
	Automatizada	4	87	9	0	0
30/40	Manual	0	3	94	1	0
	Automatizada	0	6	91	3	0
40/60	Manual	0	0	3	94	3
	Automatizada	0	0	8	90	2
60/80	Manual	0	0	0	4	96
	Automatizada	0	0	0	7	93

Los resultados de la selección manual fueron obtenidos de la manera siguiente:

- Se realizó el proceso de selección a cabo de los expertos en el tema en cuestión.
- Terminado el proceso de selección, por parte de los expertos, se procedió a pesar cada molusco clasificado y de acuerdo a los parámetros del Cuadro I se asignó un código a cada uno, obteniéndose de esta manera el cuadro anterior.
- Los resultados obtenidos por parte del proceso manual se deben a que el desarrollo del mismo, las personas expertas toman en cuenta su experiencia y la agudeza

visual desarrollada. Gracias a estos factores este tipo de selección llega a tener una rapidez en la clasificación de 1 kg. de moluscos clasificados en aproximadamente 5 minutos.

Adicionalmente, en el Cuadro VI 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 modifica los valores obtenidos luego de ser sometidos al método del centro de gravedad [16], alterando de esta manera el producto de las decisiones del sistemas difuso.

Cuadro VI
RESULTADOS DE DESPLAZAMIENTO POR PAREJAS

Pareja Desplazada	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

VII. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

La Lógica Difusa demostró tener buenos resultados en el campo de automatización debido a su aproximación a las etiquetas (Clases) definidas en el problema simulando la clasificación manual dado que este último esta sujeto al pensamiento humano es cual esta definido por una inferencia cualitativa, basándose en aproximaciones más no en exactitud. Las funciones de pertenencia dinámicas ofrecen ventajas al momento de diseñar reglas sensibles a parámetros externos, debido a que se puede calibrar su comportamiento de acuerdo a las exigencias del usuario. Del mismo modo, la implementación del desplazamiento de funciones sobre Lógica Difusa tiene buenos resultados, demostrando de esta manera que puede ser aplicado a otras áreas como mecánica, control electrónico, entre otros. Adicionalmente, simula la decisión de un experto resolviendo de forma satisfactoria la alta subjetividad del problema objeto del artículo. No obstante, se abre otro rumbo de investigación sobre transformación de funciones y su trascendencia sobre las reglas difusas, quedando a criterio del lector la aplicación en diferentes problemas donde se puede desempeñar este tipo de propuesta. Se deja a criterio del lector seguir la línea de investigación ya que se puede aplicar la propuesta en el entrenamiento de reglas difusas, así como su continuo aprendizaje dado que puede modificarse su aprendizaje en tiempo de ejecución.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen las atenciones recibidas por la empresa Chatsford dueña del proyecto de: "Automatización del proceso de selección y codificación de conchas de abanico", financiado con fondos de FINCYT y llevado a cabo por profesionales de la Cátedra CONCYTEC de la Universidad Nacional de San Agustín.

REFERENCES

- [1] L. A. Zadeh, Fuzzy Sets, Information and Control - Elsevier, (1965), 8, 338 - 353, June
- [2] Bart Kosko, Fuzzy Cognitive Maps, International Journal of Man-Machine Studies - Elsevier, 1986, 1, 65 - 75, January
- [3] Bart Kosko, Hidden Patterns in Combined and Adaptive Knowledge Networks, International Journal of Approximate Reasoning - Elsevier, (1988), 4, 377 - 393, October
- [4] T. Van Le, A fuzzy temporal logic scheme for fuzzy dynamic systems, Intelligent Information Systems, 1995. ANZIIS-95. Proceedings of the Third Australian and New Zealand Conference on, (1995), 152-157, IEEE
- [5] B. R. Kosanovic and L. F. Chaparro and R. J. Scabassi, Signal modeling with dynamic fuzzy sets, Acoustics. Speech. and Signal Processing, 1996. ICASSP-96. Conference Proceedings, 1996 IEEE International Conference on, (1996), 5, 2829 - 2832, IEEE
- [6] AS Simões and AH Reali Costa and A. Hirakawa and A.M. Saraiva, Applying neural networks to automated visual fruit sorting, World Congress of Computers in Agriculture and Natural Resources-WCCA, (2001)
- [7] S. Piller and M. Perrin and A. Jossen, Methods for state-of-charge determination and their applications, Journal of Power Sources, (2001), 96, 113-120, 1, Elsevier
- [8] Da-Wen Sun and Tadhg Brosnan, Pizza quality evaluation using computer vision—part 1: Pizza base and sauce spread, Journal of Food Engineering, (2003), 57, 81 - 89, 1
- [9] Da-Wen Sun and Tadhg Brosnan, Pizza quality evaluation using computer vision—Part 2: Pizza topping analysis, Journal of Food Engineering, (2003), 57, 91 - 95, 1
- [10] Nozer D. Singpurwalla and Jane M. Booker, Membership Functions and Probability Measures of Fuzzy Sets, Journal of the American Statistical Association - Elsevier, (2004), 99, 867-877, 467, September
- [11] Perfecto Marino and Vicente Pastoriza and M. Santamaria and Emilio Emilio, Fuzzy Image Processing in Quality Control Application, Proceedings of the Sixth International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications, (2005), 55-60, IEEE Computer Society, <http://portal.acm.org/citation.cfm?id=1099543.1100281>
- [12] J.M. Aguilera and A. Cipriano and M. Erana and I. Lillo and D. Mery and A. Soto, Computer Vision for Quality Control in Latin American Food Industry: A Case Study, ICCV 2007 - International Workshop on Computer Vision Applications for Developing countries, (2007)
- [13] S. N. Mandal and J. P. Choudhury and D. De and S. R. B. Chaudhuri, Roll of Membership functions in Fuzzy Logic for Prediction of Shoot Length of Mustard Plant Based on Residual Analysis, World Academy of Science, Engineering and Technology, (2008), 38, 378-384
- [14] Anderson Rocha and Daniel C. Hauagge and Jacques Wainer and Siome Goldenstein, Automatic produce classification from images using color, texture and appearance cues, XXI Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing, (2008)
- [15] SUNAT, Superintendencia Nacional de Administración Tributaria, <http://www.sunat.gob.pe/>, (2010)
- [16] P. Hoseini and A. Khoei and K. Hadidi, Circuit design of voltage mode center of gravity defuzzifier in CMOS process, Electronic Devices, Systems and Applications (ICEDSA), (2010)
- [17] X. X. Yin and W. Jia, Fuzzy Inference Systems in MR Image Processing-A Review, International conference on Bioinformatics and Biomedical Technology - IEEE, (2010), 19 - 22, April
- [18] Roy Pérez-Pinto and Sonia Castelo-Quipe and Jorge Luna-Urquiza and Luis Alfaro-Casas and Dennis Barrios-Aranibar, Motor de Inferencia Difuso con Funciones de Pertenencia Dinámicas para el Codificado de Conchas de Abanico, Jornadas Peruanas de Computación - SPC, (2011)
- [19] A. Montes and I.H. Helvacioğlu, Fuzzy decision support system for spread mooring system selection, Expert Systems with Applications, (2011), Elsevier
- [20] B. Sohrabi and I. R. Vanani and K. Tahmasebipour and S. Fazli, An exploratory analysis of hotel selection factors: A comprehensive survey of Tehran hotels, International Journal of Hospitality Management, (2011), Elsevier
- [21] D.R. Harp and V. V. Vesselinov, Analysis of hydrogeological structure uncertainty by estimation of hydrogeological acceptance probability of geostatistical models, Advances in Water Resources, (2011), Elsevier
- [22] W. Ji and D. Zhao and F. Cheng and B. Xu and Y. Zhang and J. Wang, Automatic recognition vision system guided for apple harvesting robot, Computers & Electrical Engineering, (2011), Elsevier

- [23] Y. Li and S. Tong, Adaptive Fuzzy decentralized output feedback control for stochastic nonlinear large scale systems, *Neurocomputing*, (2011), Elsevier
- [24] Y. Nanyam and R. Choudhary and L. Gupta and J. Paliwal, A decision-fusion strategy for fruit quality inspection using hyperspectral imaging, *Biosystems Engineering*, (2011), Elsevier
- [25] X. Yuan and H. Li and K. Sun, *Fuzzy Systems and Their Approximation Capability Based on Parameter Singleton Fuzzifier Methods*, 2011
- [26] W. Ji and D. Zhao and F. Cheng and B. Xu and Y. Zhang and J. Wang, Automatic recognition vision system guided for apple harvesting robot, *Computers & Electrical Engineering*, (2011), Elsevier
- [27] E. Guzmán and V. Baeten and J.A.F Pierna and J.A. García-Mesa, A portable Raman sensor for the rapid discrimination of olives according to fruit quality, *Talanta*, (2012), Elsevier
- [28] O. Uyar and M. Cunkas, Fuzzy logic-based induction motor protection system, *Neural Computing and Applications*, (2012), 1-10, Springer
- [29] E. Ghasemi and M. Ataei, Application of fuzzy logic for predicting roof fall rate in coal mines, *Neural Computing & Applications*, (2012), 1 - 11, Springer
- [30] ISO, International Organization for Standardization - International Standards for Business, Government and Society, <http://www.iso.org/>, 2012
- [31] D. Kumar and J. Singh and O. P. Singh, A fuzzy logic based decision support system for the evaluation of suppliers in supply chain management practices, *Mathematical and Computer Modelling*, (2012), Elsevier