
UNIVERSIDAD NACIONAL DE SAN AGUSTÍN
FACULTAD DE INGENIERÍA DE PRODUCCIÓN Y SERVICIOS
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS



**Modelo de Sistema Experto Neuro-difuso para la
Codificación de Conchas de Abanico**

Tesis presentada por el Bachiller:
Roy Helbert Pepo Pérez Pinto

Para optar el Título Profesional de:
INGENIERO DE SISTEMAS

Arequipa, Marzo del 2012

Modelo de Sistema Experto Neuro-difuso para la Codificación de Conchas de Abanico

Esta versión definitiva de tesis
contiene las correcciones y alteraciones sugeridas por la
comisión del jurado durante la defensa realizada
por *Roy Helbert Pepo Pérez Pinto*

Comisión del jurado:

- Prof. Presidente del jurado - EPIS - UNSA
- Prof. 2do Miembro del Jurado - EPIS - UNSA
- Prof. 3er Miembro del Jurado - EPIS - UNSA

Agradecimientos

A Dios por todo lo que me ha dado, a mi padre por su compañía en momentos tan difíciles, a mi madre una luchadora de corazón, a mis hermanas por su apoyo y comprensión. A mis abuelos, que pusieron su granito de arena en este camino, que Dios los tenga en su gloria. Y en general a todos mis seres queridos por su constante apoyo durante toda mi vida, a mis amigos por su confianza en mí, a pesar que a veces hice lo posible para que la pierdan, y a todos los profesores por sus enseñanzas.

Para empezar un gran proyecto, hace falta valentía. Para terminar un gran proyecto, hace falta perseverancia

Resumen

Hoy en día la globalización afecta a todos los países sin importar que sean del primer, segundo mundo o tercer mundo. Esto quiere decir que un producto para que pueda ingresar en el mercado a nivel internacional deberá haber vencido las altas barreras de la globalización. En este sentido cualquier producto alimenticio que quiera ingresar al mercado internacional deberá afrontar los estándares de calidad y producción que este exige, es aquí que los países tercermundistas, como el Perú, tienen serias dificultades para cumplirlos más aun cuando se tiene en frente a países que tienen sus procesos automatizados que no les asegura cumplir con estos estándares pero si se los facilita. En el Perú existen un sin número de productos que buscan su inserción en el mercado internacional entre ellos tenemos a la concha de abanico la cual tiene alta demanda en Francia, Canadá y los Estados Unidos. Gracias a ello en Pisco, una de las principales ciudades exportadoras en el Perú de la concha de abanico, surge la necesidad de automatizar los procesos de producción de conchas de abanico para poder insertar su producto en el mercado internacional, en este sentido entre uno de estos procesos tenemos a la codificación de Conchas de Abanico el cual posee algunas singularidades, resaltando entre ellas el alto grado de subjetividad al momento de designar a un molusco con un grado de calidad (Código), en ocasiones se designa con un código de menor precio a moluscos que tienen probabilidades de ser clasificados con un código de mayor precio y viceversa, ocasionando de este modo pérdidas para alguna de las partes. En este trabajo, se presenta un Modelo de Sistema Experto Neurodifuso, como alternativa para la codificación de Conchas de Abanico, que permita obtener el código de clasificación correspondiente - establecido por la FAO (Food and Agriculture Organization of the United Nations) - al molusco, a partir de su peso en gramos. Adicionalmente este modelo da la opción de modificar manualmente las reglas del proceso de codificación, con el fin de realizar una codificación balanceada del producto.

Palabras clave: Lógica Difusa, Sistemas Expertos, Funciones de Pertenencia, Conchas de Abanico.

Índice general

Lista de Abreviaturas	V
Lista de Símbolos	VI
Índice de figuras	VII
Índice de cuadros	VIII
1 Introducción	1
1.1 Definición del Problema	1
1.1.1 Variable dependiente e independiente	2
1.1.2 Indicadores de validez	2
1.2 Objetivos	2
1.2.1 Objetivo general	2
1.2.2 Objetivos Primarios	2
1.2.3 Objetivos Secundarios	3
1.2.4 Demostración y validación del modelo	3
1.3 Contribuciones	3
1.4 Organización del trabajo	3
2 Estudio de las Conchas de Abanico	4
2.1 Ubicación y Hábitat	4
2.2 Descripción biológica	4
2.3 Proceso de extracción y producción	4
2.4 Problemas identificados	4
3 Conceptos y Trabajos Previos	5
3.1 Conceptos teóricos	5
3.1.1 Lógica Difusa y funciones de pertenencia	5

3.1.2	Códigos de Clasificación de Conchas de Abanico	5
3.1.3	Desplazamiento de Funciones	6
3.1.4	Sistemas Expertos	6
3.1.5	Redes Neuronales	6
3.2	Trabajos previos	6
4	Sistema Experto para la Codificación de Conchas de Abanico	7
4.1	Reglas Difusas	7
4.2	Desplazamiento de funciones de pertenencia	7
4.3	Modelo matemático	7
4.4	Implementación de redes FAM dinámicas	7
4.5	Diagrama Entidad-Relación	7
4.6	Diagramas UML	7
5	Análisis y Pruebas	8
5.1	Pruebas	8
6	Conclusiones y Trabajos Futuros	9
6.1	Conclusiones	9
6.2	Trabajos Futuros	9
A	Software implementado para el sistema	10
A.1	Eclipse IDE	10
A.2	OpenCV	11
A.3	Qt	11
A.4	Descripción de la aplicación	12
A.4.1	Componentes del sistema	13
B	Artículo presentado en el Congreso Latinoamericano de Estudiantes en Informática (CLEI). Medellín - Colombia, 2012	15
C	Artículo presentado en las Jornadas Peruanas de Computación (JPC). Pucallpa - Perú, 2011	25
	Índice alfabético	38
	Bibliografía	39

Lista de Abreviaturas

FAO	Organización para la Agricultura y Alimentación (<i>Food and Agriculture Organization of the United Nations</i>)
FAM	Memoria Asociativa Difusa (<i>Fuzzy Associative Memory</i>)
IDE	Entorno de Desarrollo Integrado (<i>Integrated Development Environment</i>)

Lista de Símbolos

<i>pfc</i>	Total de píxeles hacia el centro (<i>Pixel From Center</i>)
<i>rpc</i>	Total de radianes por píxel (<i>Radian Per Pixel Pitch</i>)
<i>ro</i>	Error por Radian (<i>Radian offset</i>)

Índice de figuras

A.1	Integración del plugin de Qt para Eclipse, se pueden ver sus cajas de herramientas y su diseñador integrado de interfaces de usuario.	12
A.2	Diagrama de Componentes de la aplicación desarrollado para validación del modelo de estimación de distancia.	13
A.3	Diagrama de clases de la aplicación desarrollado para validación del modelo de estimación de distancia.	14

Índice de cuadros

1.1	Códigos de exportación de moluscos Conchas de Abanico	2
-----	---	---

Capítulo 1

Introducción

1.1. Definición del Problema

En la ciudad de Pisco existen una cantidad significativa de acuicultores, siendo regulados por la Ley General de Pesca del estado peruano, que cultivan moluscos en determinadas áreas aptas para el crecimiento de conchas de abanico. Estos acuicultores luego de cosechar los moluscos de conchas de abanico ofrecen sus productos a las empresas locales que se encargan de su exportación. Para ello, los acuicultores dejan las conchas de abanico agrupadas en manojos de donde posteriormente la empresa local extrae los moluscos de las valvas para poderlos pesar y calcular el pago respectivo a cada acuicultor. Para el calculo de estos pagos las empresas locales clasifican a los moluscos en grados de calidad que dependen del peso grupal de los moluscos. Este proceso de clasificación de conchas de abanico es llamado Codificación que es una tarea realizada por las personas “Codificadoras”, quienes 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, sea entidad proveedora (en ocasiones los acuicultores delegan algunas codificadoras para este proceso que defiendan sus intereses) o compradora (empresa local), en el caso que sea de la entidad proveedora, tratarán que el código sea de mayor precio posible, como ejemplo de ello podemos tener según el Cuadro 1.1 que un molusco que pese 22.7 gr. 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. Adicionalmente la globalización busca en las empresas exportadoras que sus productos alimenticios cumplan exigentes estándares de clasificación para que puedan ingresar al determinado 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.

Cuadro 1.1: *Códigos de exportación de moluscos Conchas de Abanico*

Código	Unidades/Libra		Peso (gr.)	
	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

1.1.1. Variable dependiente e independiente

La variable independiente en esta investigación la cual puede ser controlada por el autor es **la Función de Pertenencia Dinámica** la cual nos permitirá influir sobre los resultados de clasificación de cada molusco, en este sentido la variable dependiente sería **el Código de Clasificación de calidad** asignado a cada molusco procesado.

1.1.2. Indicadores de validez

El método a utilizar para indicar la validez del presente trabajo son los **Códigos de Clasificación** proporcionados por la FAO, los cuales serán explicados en detalle en la sección 3.1.2.

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo general

Determinar los códigos de clasificación para moluscos de una manera automatizada utilizando herramientas de bajo costo como balanzas de bajo costo.

1.2.2. Objetivos Primarios

Para lograr un proceso de estimación de distancia robusto de acuerdo a la propuesta, es necesario que se logren resolver los siguientes problemas:

1. ítem 1
2. ítem 2
3. ítem 3
4. ítem 4

1.2.3. Objetivos Secundarios

Descripción de los objetivos secundarios del trabajo de fin de curso.

1.2.4. Demostración y validación del modelo

Se describe los pasos necesarios para validar el proyecto de fin de curso, así como de las técnicas utilizadas para lograr tal objetivo.

1.3. Contribuciones

Las principales contribuciones de este trabajo se listan como sigue:

- ítem 1
- ítem 2...

1.4. Organización del trabajo

El presente trabajo de tesis está organizado de la siguiente manera:

En el Capítulo 3 se brinda un marco teórico fundamental e introductorio sobre visión computacional, tratamiento de colores en imágenes, rango en imágenes, geometría proyectiva y fotogrametría además de presentar los trabajos previos recopilados hasta la actualidad, luego en el Capítulo ?? se explica el modelo de cámara Pinhole , el cual es fundamental para el proceso de calibración de cámara y se describen los métodos estándares actuales para dicho proceso, también se describe los tipos de distorsiones que presentan las lentes de los dispositivos de captura de luz, luego en el Capítulo ?? se describe ...

Capítulo 2

Estudio de las Conchas de Abanico

2.1. Ubicación y Hábitat

2.2. Descripción biológica

2.3. Proceso de extracción y producción

2.4. Problemas identificados

Capítulo 3

Conceptos y Trabajos Previos

En este capítulo se introducen los conceptos teóricos necesarios y también se introducen las técnicas utilizadas en el desarrollo de este trabajo. En la sección 3.1 se presentan los conceptos teóricos básicos, luego en la sección 3.2 se describe una recopilación de los trabajos previos existentes hasta la actualidad relacionados con el presente trabajo.

3.1. Conceptos teóricos

3.1.1. Lógica Difusa y funciones de pertenencia

En 1965 [Zadeh, 1965] se 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. La lógica difusa (fuzzy logic) refleja muy cercanamente la manera en que razonamos los humanos con reglas aproximadas. Esta es una extensión de la lógica clásica diseñada para permitir razonamiento sobre conceptos imprecisos. La lógica difusa es una lógica multivaluada que permite una gradación continua en el valor de verdad de una proposición, al poder utilizar cualquier valor en el intervalo $[0,1]$.

3.1.2. Códigos de Clasificación de Conchas de Abanico

Definiciones básicas

Definición 1 Si V es un espacio vectorial. El espacio proyectivo $P(V)$ de V es el conjunto de sub-espacios vectoriales unidimensionales de V .

Definición 2 Si el espacio vectorial V tiene $n + 1$ dimensiones, entonces $P(V)$ es un espacio

proyectivo de dimensión n . A un espacio proyectivo unidimensional se le conoce como **línea proyectiva** (línea de proyección), y a un espacio bidimensional se lo define como **plano proyectivo**.

Subespacios lineales

Definición 3 Un subespacio lineal del espacio proyectivo $P(V)$ es el conjunto de vectores subespaciales unidimensionales de un vector subespacial $U \subseteq V$

3.1.3. Desplazamiento de Funciones

3.1.4. Sistemas Expertos

3.1.5. Redes Neuronales

3.2. Trabajos previos

Hasta ahora en la literatura se han tratado diversos trabajos relacionados con la estimación de distancias usando dispositivos tales como una cámara web y un puntero láser. En el siglo pasado se comenzó a estudiar los fenómenos ocurrentes en las imágenes digitales, en [Brown, 1971] el autor logró establecer la importancia de la estimación de distancias, estableció un modelo de sistema para obtener medidas cercanas fotogramétricas para la obtención de medidas de estructuras...

Capítulo 4

Sistema Experto para la Codificación de Conchas de Abanico

La visión comienza con la captura de la luz...

- 4.1. Reglas Difusas
- 4.2. Desplazamiento de funciones de pertenencia
- 4.3. Modelo matemático
- 4.4. Implementación de redes FAM dinámicas
- 4.5. Diagrama Entidad-Relación
- 4.6. Diagramas UML

Capítulo 5

Análisis y Pruebas

5.1. Pruebas

En este capítulo se ha descrito...

Capítulo 6

Conclusiones y Trabajos Futuros

6.1. Conclusiones

En este capítulo se ha descrito...

6.2. Trabajos Futuros

Apéndice A

Software implementado para el sistema

En este apartado describiré la aplicación de software utilizada para la demostración y validación del este trabajo, la aplicación fue desarrollada en el IDE ECLIPSE, como framework para el procesamiento de imágenes se utilizó OpenCV, como lenguaje de programación nativo se usó c++ y para el diseño de la interfaz de usuario se utilizó QT. Pasamos a definir los componentes:

A.1. Eclipse IDE

Eclipse es un entorno de desarrollo integrado de código abierto multiplataforma para desarrollar lo que el proyecto llama "Aplicaciones de Cliente Enriquecido", opuesto a las aplicaciones "Clienteliviano" basadas en navegadores. Esta plataforma, típicamente ha sido usada para desarrollar entornos de desarrollo integrados (del inglés IDE), como el IDE de Java llamado Java Development Toolkit (JDT) y el compilador (ECJ) que se entrega como parte de Eclipse (y que son usados también para desarrollar el mismo Eclipse). Sin embargo, también se puede usar para otros tipos de aplicaciones cliente, como BitTorrent o Azureus. Eclipse es también una comunidad de usuarios, extendiendo constantemente las áreas de aplicación cubiertas. Un ejemplo es el recientemente creado Eclipse Modeling Project, cubriendo casi todas las áreas de Model Driven Engineering.

Eclipse fue desarrollado originalmente por IBM como el sucesor de su familia de herramientas para VisualAge. Eclipse es ahora desarrollado por la Fundación Eclipse, una organización in-



dependiente sin ánimo de lucro que fomenta una comunidad de código abierto y un conjunto de productos complementarios, capacidades y servicios. Eclipse fue liberado originalmente bajo la Common Public License, pero después fue re-licenciado bajo la Eclipse Public License. La Free Software Foundation ha dicho que ambas licencias son licencias de software libre, pero son incompatibles con Licencia pública general de GNU (GNU GPL).³ . Para mayor información puede visitar el site del proyecto <http://www.eclipse.org/>

A.2. OpenCV



OpenCV es una biblioteca libre de visión artificial originalmente desarrollada por Intel. Desde que apareció su primera versión alfa en el mes de enero de 1999, se ha utilizado en infinidad de aplicaciones. Desde sistemas de seguridad con detección de movimiento, hasta aplicativos de control de procesos donde se requiere reconocimiento de objetos. Esto se debe a que su publicación se da bajo licencia BSD, que permite que sea usada libremente para propósitos comerciales y de investigación con las condiciones en ella expresadas. Open CV es multiplataforma, existiendo versiones para GNU/Linux, Mac OS X y Windows. Contiene más de 500 funciones que abarcan una gran gama de áreas en el proceso de visión, como reconocimiento de objetos (reconocimiento facial), calibración de cámaras, visión estereo y visión robótica. El proyecto pretende proporcionar un entorno de desarrollo fácil de utilizar y altamente eficiente. Esto se ha logrado, realizando su programación en código C y C++ optimizados, aprovechando además las capacidades que proveen los procesadores multi núcleo. OpenCV puede además utilizar el sistema de primitivas de rendimiento integradas de Intel, un conjunto de rutinas de bajo nivel específicas para procesadores Intel. Para mayor información ver el site <http://opencv.willowgarage.com/wiki/>

A.3. Qt

Qt es una biblioteca multiplataforma ampliamente usada para desarrollar aplicaciones con una interfaz gráfica de usuario así como también para el desarrollo de programas sin interfaz gráfica como herramientas para la línea de comandos y consolas para servidores. Es producido por la división de software Qt de Nokia, que entró en vigor después de la adquisición por parte



de Nokia de la empresa noruega Trolltech, el productor original de Qt, el 17 de junio de 2008.¹⁶ Nokia anuncio que va a detener sus desarrollos en Symbian para usar la plataforma de Microsoft para sus telefonos inteligentes en Febrero de 2011. En marzo del mismo año, anunciaron la adquisición de las licencias comerciales de QT por Digia PLC, aunque Nokia va a continuar como la fuerza de desarrollo principal atras de la librería.

Qt es utilizada en KDE, un entorno de escritorio para sistemas como GNU/Linux o FreeBSD, entre otros. Qt utiliza el lenguaje de programación C++ de forma nativa, adicionalmente puede ser utilizado en varios otros lenguajes de programación a través de bindings. También es usada en sistemas informáticos empotrados para automoción, aeronavegación y aparatos domésticos como frigoríficos. Funciona en todas las principales plataformas, y tiene un amplio apoyo. El API de la biblioteca cuenta con métodos para acceder a bases de datos mediante SQL, así como uso de XML, gestión de hilos, soporte de red, una API multiplataforma unificada para la manipulación de archivos y una multitud de otros para el manejo de ficheros, además de estructuras de datos tradicionales. Distribuida bajo los términos de GNU Lesser General Public License (y otras), Qt es software libre y de código abierto. Para mayor información visitar el site <http://qt.nokia.com/products/>

A.4. Descripción de la aplicación

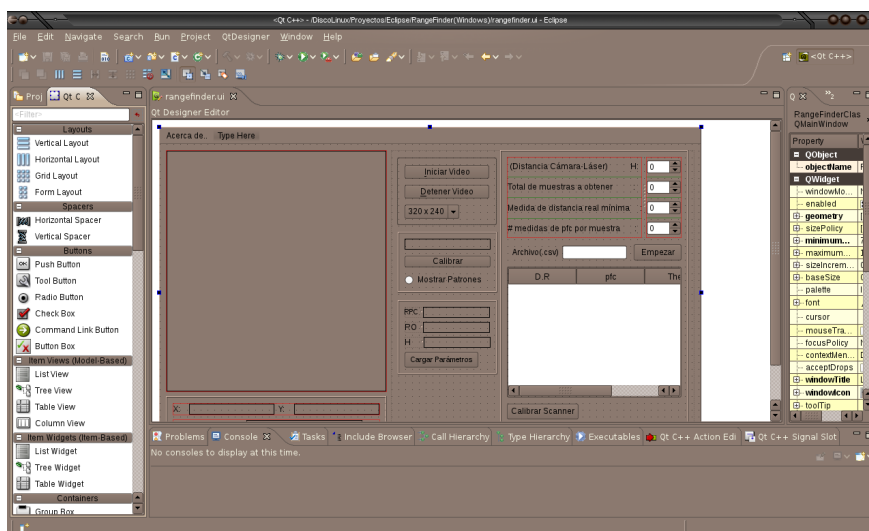


Figura A.1: Integración del plugin de Qt para Eclipse, se pueden ver sus cajas de herramientas y su diseñador integrado de interfaces de usuario.

El funcionamiento de la aplicación se describe en la Figura ... en donde se puede apreciar el flujo de procesos de la aplicación, el desarrollo de la aplicación se hizo en IDE Eclipse

Versión Ganymede y la integración de QT con Opencv se llevó a cabo con el QT Eclipse Plugin Integration disponible en <http://qt.nokia.com/products/eclipse-integration>. En la Figura A.1 podemos ver el plugin de QT integrado en Eclipse, se pueden apreciar sus cajas de herramientas y su diseñador integrado de interfaces de usuario.

A.4.1. Componentes del sistema

Para un mejor entendimiento de la estructura de la aplicación se muestra su respectivo Diagrama UML de componentes y de clases utilizados en el sistema.

DIAGRAMA DE COMPONENTES

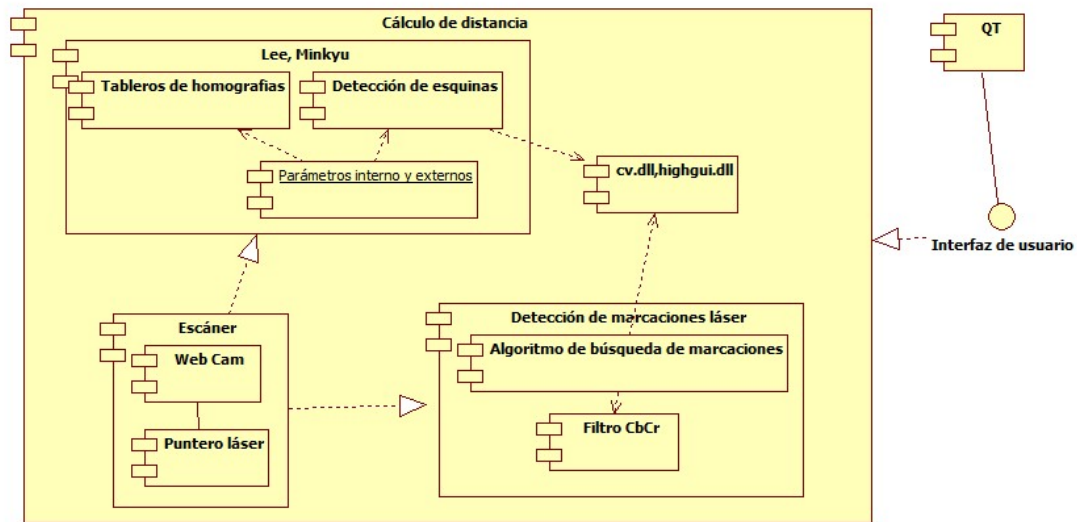


Figura A.2: Diagrama de Componentes de la aplicación desarrollado para validación del modelo de estimación de distancia.

[illegible]

Figura A.3: Diagrama de clases de la aplicación desarrollado para validación del modelo de estimación de distancia.

Apéndice B

Artículo presentado en el Congreso Latinoamericano de Estudiantes en Informática (CLEI). Medellín - Colombia, 2012

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-Aranibar^{*}

^{*}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 fusificación [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 defusificación [16], a una salida discreta (número real) para poder ser interpretado [1].

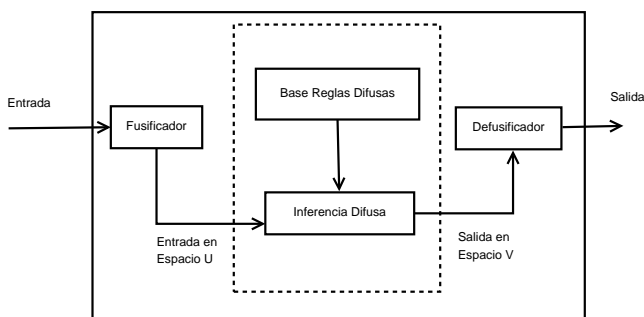


Fig. 1. Estructura de un Sistema Difuso

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.

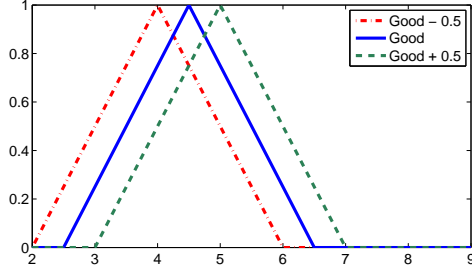


Fig. 2. Desplazamiento de función Good por -0.5 y +0.5 en el eje X

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.

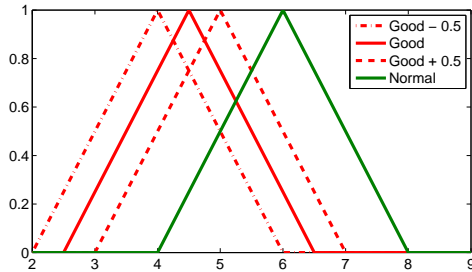


Fig. 3. Problema de solapamiento entre conjuntos difusos

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.

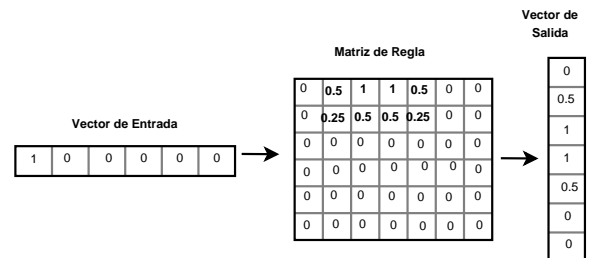


Fig. 4. Consulta a una Regla Difusa

El procedimiento para construir la regla difusa es utilizando la composición Max-Min "o". 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.

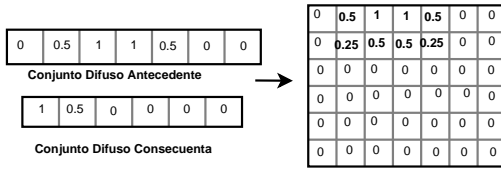


Fig. 5. Interpretación Matemática de una Regla Difusa

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”.

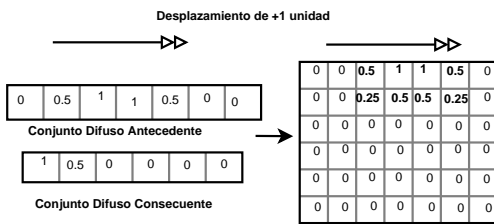


Fig. 6. Comportamiento de una Regla Difusa Desplazada

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 a 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 la 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.

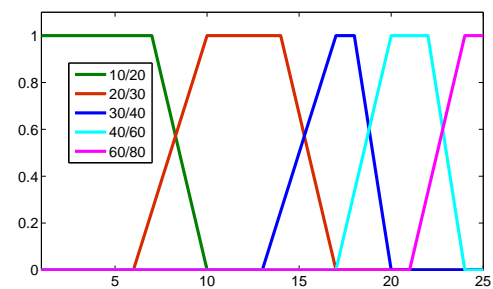


Fig. 7. Variable Lingüística Códigos

- 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.

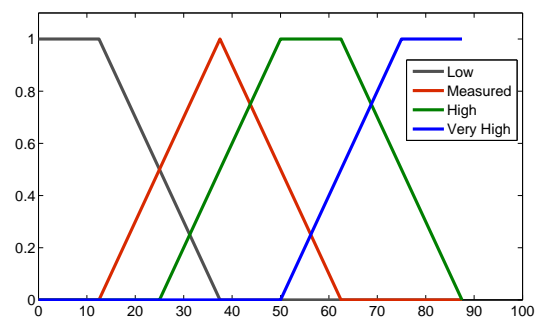


Fig. 8. Reglas difusas para decidir el desplazamiento

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.

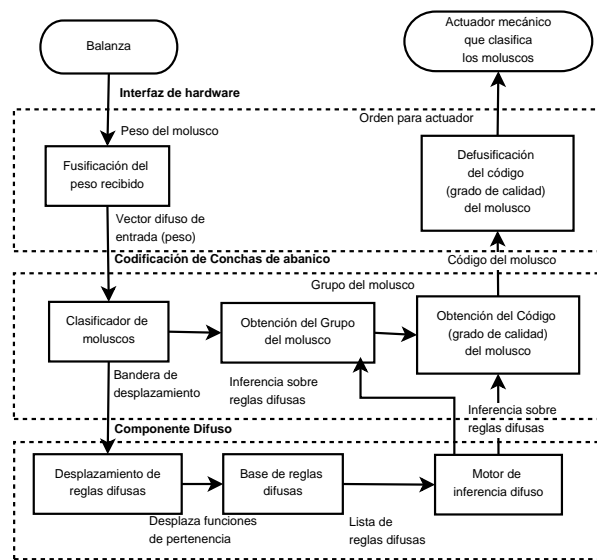


Fig. 9. Proceso de automatización y clasificación de conchas de abanico

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
	0.8	6-8.5	9-13	13.5-17	17.5-25	25.5-46
10/20 - 20/30	-0.8	6-8.5	9-13	13.5-17	17.5-28	28.5-46
	0.8	6-8.5	9-13	13.5-15.5	16-26.5	27-46
20/30 - 30/40	-0.8	6-8.5	9-13	13.5-18.5	19-26.5	27-46
	0.8	6-8.5	9-12	12.5-17	17.5-26.5	27-46
30/40 - 40/60	-0.8	6-8.5	9-14	14.5-17	17.5-26.5	27-46
	0.8	6-7	7.5-13	13.5-17	17.5-26.5	27-46
40/60 - 60/80	-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-Quispe 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

Apéndice C

Artículo presentado en las Jornadas
Peruanas de Computación (JPC).

Pucallpa - Perú, 2011

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

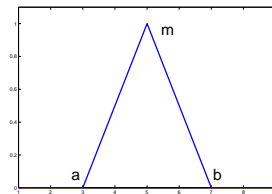
4.1. Lógica Difusa

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

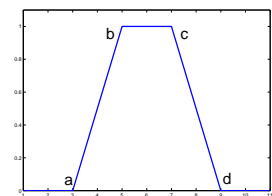


$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & x \leq a \\ \frac{x-a}{m-a} & a \leq x \leq m \\ \frac{b-x}{b-m} & m \leq x \leq b \\ 0 & x > b \end{cases} \quad (1)$$

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:

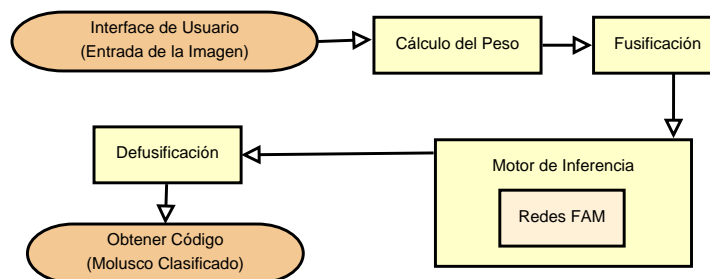


Figura 3: Diagrama de Bloques

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.

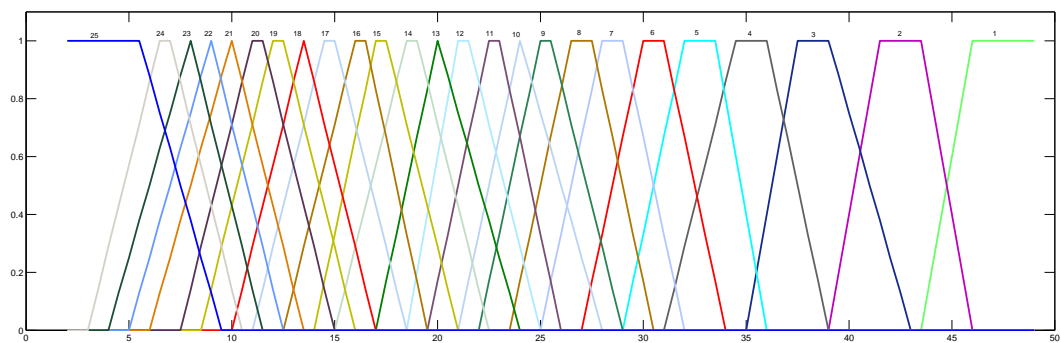


Figura 8: Variable L. Grupos

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.

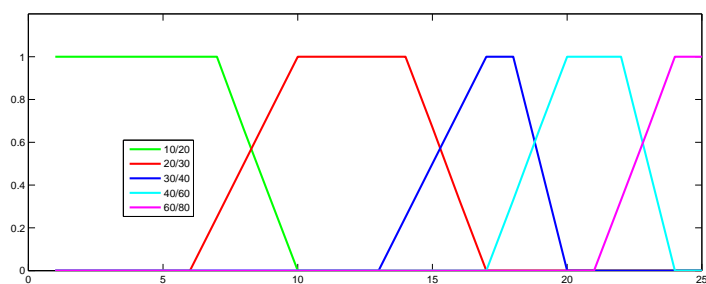


Figura 9: Variable L. Códigos

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.

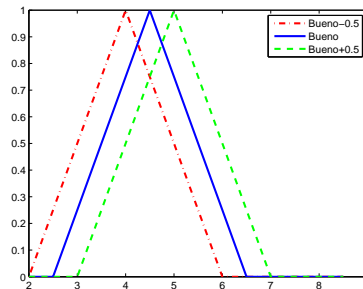


Figura 10: Desplazamiento de Funciones

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.

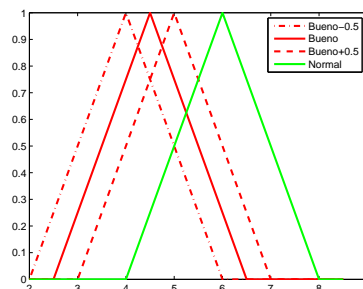


Figura 11: Decisión Errónea

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.

Índice alfabético

Calibración

de cámara, 7

Detección

del punto láser, 8

Lógica

Difusa, 4

Pinhole, 3, 7

Trabajos Previos, 6

Bibliografía

- [Abdel-Aziz and Karara, 1971] Abdel-Aziz, Y. and Karara, H. (1971). Direct linear transformation from comparator coordinates into object space coordinates in close-range photogrammetry. *Proceedings of the Symposium on Close-Range Photogrammetry*, 1:1–18.
- [Aguilera et al., 2007] 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*.
- [Arshizadeh and Ebadzadeh, 2010] Arshizadeh, R. and Ebadzadeh, M. M. (2010). Fuzzy external force for snake. *Information Technology: New Generations (ITNG), Seventh International Conference on*, pages 376 – 381.
- [B. Cyganek, 2009] B. Cyganek, J. P. S. (2009). *An Introduction to 3D Computer Vision Techniques and Algorithms*. John Wiley and Sons.
- [Baltzakis et al., 2003] Baltzakis, H., Argyros, A. A., and Trahanias, P. (2003). Fusion of laser and visual data for robot motion planning and collision avoidance. *Machine Vision and Applications*, 15(2):92–100.
- [Betancur and Prieto, 2008] 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.
- [Bigun, 2006] Bigun, J. (2006). *Vision with Direction: A Systematic Introduction to Image Processing and Computer Vision*. Springer.
- [Bouguet, 2000] Bouguet, J. Y. (2000). Matlab camera calibration toolbox. In *Technical Report*.
- [Brown, 1971] Brown, D. (1971). Close-range camera calibration. *Photogrammetric Engineering*, 37(8):855–866. 6
- [Codrea et al., 2004] 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.
- [D. Aracena and Tozzi, 2005] D. Aracena, P. C. and Tozzi, C. (2005). Comparación de técnicas de calibración de cámaras digitales. *Universidad de Tarapacá*, 13(1):57–68.

- [Danko, 2007] Danko, T. (2007). Webcam based DIY laser rangefinder.
- [Derhgawen, 2008] Derhgawen, A. (2008). Obstacle detector using webcam and laser pointer. <http://ashishrd.blogspot.com/2006/11/obstacle-detector-using-webcam-and.html>.
- [Du and Sun, 2006] 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.
- [Fernandes, 2006] Fernandes, L. A. F. (2006). Um método projetivo para cálculo de dimensões de caixas em tempo real. Master's thesis, Universidade Federal Do Rio Grande Do Soul.
- [Fisher et al., 1999] Fisher, R., Ashbrook, A., Robertson, C., and Werghi, N. (1999). A low-cost range finder using a visually located, structured light source. In *3-D Digital Imaging and Modeling, 1999. Proceedings. Second International Conference on*, pages 24–33. IEEE.
- [Gary and Adrian, 2008] Gary, B. and Adrian, K. (2008). *Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library*. O'Reilly, first edition.
- [Ghasemi and Ataei,] Ghasemi, E. and Ataei, M. Application of fuzzy logic for predicting roof fall rate in coal mines. *Neural Computing & Applications - Springer*, pages 1–11.
- [Gonzales, 2005] Gonzales, N. (2005). Sistema de visión por computadora para la medición de distancia e inclinación de obstáculos para robots móviles. *Pontificia Universidad Javeriana: Facultad de Ingeniería*, 9(2):125–134.
- [Goyat et al., 2010] Goyat, Y., Chateau, T., and Trassoudaine, L. (2010). Tracking of vehicle trajectory by combining a camera and a laser rangefinder. *Mach. Vis. Appl*, 21(3):275–286.
- [Guzmán et al., 2012] Guzmán, E., Baeten, V., Pierna, J., and García-Mesa, J. (2012). A portable raman sensor for the rapid discrimination of olives according to fruit quality. *Talanta - Elsevier*.
- [Hartley and Zisserman, 2004] Hartley, R. and Zisserman, A. (2004). *Multiple View Geometry in computer Vision*. Cambridge University Press, second edition.
- [Hua et al., 2002] Hua, H., Wang, Y., and Yan, D. (2002). A low-cost dynamic range-finding device based on amplitude-modulated continuous ultrasonic wave. *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, 51(2):362–367.
- [Hulme et al., 2010] Hulme, K., Kasprzak, E., Lewis, K., Moore-Russo, D., Singla, P., and Fuglewicz, D. (2010). Game-based experiential learning in dynamics education using motion simulation. In *The Interservice/Industry Training, Simulation & Education Conference (I/ITSEC)*, volume 2010. NTSA.
- [ISO, 2012] ISO (2012). International organization for standardization - international standards for business, government and society. <http://www.iso.org/>.

- [Jahne et al., 1999] Jahne, B., HauBecker, H., and Geibler, P. (1999). *HandBook of Computer Vision and Applications*, volume third. Academic Press, first edition.
- [Jarvis, 1983] Jarvis, R. A. (1983). A perspective on range finding techniques for computer vision. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 1(2):122–139.
- [Ji and Zhang, 2001] Ji, Q. A. and Zhang, Y. M. (2001). Camera calibration with genetic algorithms. *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics*, 31(2):120–130.
- [Ji et al., 2012] Ji, W., Zhao, D., Cheng, F., Xu, B., Zhang, Y., and Wang, J. (2012). Automatic recognition vision system guided for apple harvesting robot. *Computers & Electrical Engineering - Elsevier*.
- [Joblove and Greenberg, 1978] Joblove, G. H. and Greenberg, D. (1978). Color spaces for computer graphics. *Computer Graphics*, 12(3):20–25.
- [Kass et al., 1988] Kass, M., Witkin, A., and Terzopoulos, D. (1988). Snakes: Active contour models. *International Journal of Computer Vision*, pages 321 – 331.
- [Kosko, 1986] Kosko, B. (1986). Fuzzy cognitive maps. *International Journal of Man-Machine Studies - Elsevier*, pages 65 – 75.
- [Kosko, 1988] Kosko, B. (1988). Hidden patterns in combined and adaptive knowledge networks. *International Journal of Approximate Reasoning - Elsevier*, pages 377 – 393.
- [Kumar et al., 2012] Kumar, D., Singh, J., and Singh, O. P. (2012). A fuzzy logic based decision support system for the evaluation of suppliers in supply chain management practices. *Mathematical and Computer Modelling - Elsevier*.
- [Kurusu et al., 2007] Kurisu, M., Muroi, H., and Yokokohji, Y. (2007). Calibration of laser range finder with a genetic algorithm. In *Genetic Algorithm*, pages 346–351. IEEE.
- [Laurendeau et al., 2002] Laurendeau, D., Houde, R., Samson, M., and Poussart, D. (2002). 3d range acquisition through differential light absorption. *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, 41(5):622–628.
- [Le, 1995] Le, T. V. (1995). A fuzzy temporal logic scheme for fuzzy dynamic systems. *Intelligent Information Systems, Proceedings of the Third Australian and New Zealand Conference on. ANZIIS-95. IEEE*, pages 152–157.
- [Lewis and Johnston, 1977] Lewis, R. and Johnston, A. (1977). A scanning laser rangefinder for a robotic vehicle. In *Proc. 5th Int. Joint Conf. on Art. Intel.*, pages 762–768.
- [Li et al., 2010] Li, C., Xu, C., Gui, C., and Fox, M. D. (2010). Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 19:3243–3254.
- [Li, 2010] Li, F.-F. (2010). Stanford university cs 223b: Introduction to computer vision. <http://vision.stanford.edu/teaching/cs223b/>.

- [Li and Tong, 2011] Li, Y. and Tong, S. (2011). Adaptive fuzzy decentralized output feedback control for stochastic nonlinear large scale systems. *Neurocomputing - Elsevier*.
- [Lichti, 2008] Lichti, D. D. (2008). Self-calibration of a 3D range camera. In *ISPRS Congress*, page B5: 927 ff.
- [Marino et al., 2005] 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.
- [McKernan, 1999] McKernan, J. (1999). *Investigación-acción y currículum*. Morata, second edition.
- [Mery et al., 2010a] Mery, D., Lillo, I., Loebel, H., Rizzo, 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 et al., 2010b] Mery, D., Lillo, I., Loebel, H., Rizzo, 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 et al., 2011] Mery, D., Lillo, I., Loebel, H., Rizzo, 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.
- [Molkentin, 2007] Molkentin, D. (2007). *The Book of Qt 4*. No Starch Press, first edition.
- [Montiel et al., 2007] Montiel, J., López, J., and Hernández, R. (2007). Estimación de distancias con un láser de línea y una cámara. *Científica*, 11(3):129–134.
- [Nanyam et al., 2011] Nanyam, Y., Choudhary, R., Gupta, L., and Paliwal, J. (2011). A decision-fusion strategy for fruit quality inspection using hyperspectral imaging. *Biosystems Engineering - Elsevier*.
- [Oike et al., 2004] Oike, Y., Ikeda, M., and Asada, K. (2004). A 120x110 position sensor with the capability of sensitive and selective light detection in wide dynamic range for robust active range finding. *Solid-State Circuits, IEEE Journal of*, 39(1):246–251.
- [Paragios et al., 2005] Paragios, N., Chen, Y., and Faugeras, O. (2005). *Handbook Of Mathematical Models In Computer Vision*. Springer-Verlag, first edition.
- [Portugal-Zambrano and Mena-Chalco, 2009] Portugal-Zambrano, C. and Mena-Chalco, J. P. (2009). Estimación de distancias absolutas utilizando un puntero láser y una cámara web. In *II Concurso de trabajos de Pregrado en CGI en III Simposio Peruano de Computación Gráfica y Procesamiento de Imágenes (SCGI-2009)*.
- [Poynton, 2011] Poynton, C. (2011). Frequently asked question about color. <http://www.poynton.com/PDFs/ColorFAQ.pdf>.

- [R. Sendra, 2011] R. Sendra, L. Alvarez, L. G. (2011). Algebraic lens distortion model estimation demo. http://mw.cmla.enscachan.fr/megawave/demo/lens_distortion/.
- [Remondino and Fraser, 2006] Remondino, F. and Fraser, C. (2006). Digital camera calibration methods: Considerations and comparisons. In IAPRS, editor, *ISPRS Commission V Symposium Image Engineering and Vision Metrology*, volume 36, pages 266–272.
- [Rossel, 2006] Rossel, G. (2006). Tests adaptativos utilizando lógica difusa. *XII Congreso Argentino de Ciencias de la Computación CACIC 2006*.
- [Saint-Marc et al., 1991] Saint-Marc, P., Jezouin, J., and Medioni, G. (1991). A versatile pc-based range finding system. *Robotics and Automation, IEEE Transactions on*, 7(2):250–256.
- [Savii, 2004] Savii, G. G. (2004). Camera calibration using compound genetic-simplex algorithm. *Journal of optoelectronics and advanced materials*, 6(4):1255–1261.
- [Scaramuzza et al., 2007] Scaramuzza, D., Harati, A., and Siegwart, R. (2007). Extrinsic self calibration of a camera and a 3d laser range finder from natural scenes. In *Intelligent Robots and Systems, 2007. IROS 2007. IEEE/RSJ International Conference on*, pages 4164–4169. IEEE.
- [Shah, 1997] Shah, M. (1997). *Fundamentals of computer vision*. University of Central Florida.
- [Shapiro and Stockman, 2001] Shapiro, L. G. and Stockman, G. C. (2001). *Computer Vision*. Prentice Hall.
- [Singpurwalla and Booker, 2004] 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.
- [Slama, 1980] Slama, C. C. (1980). *Manual of Photogrammetry*. Book.
- [Strickon, 1999] Strickon, J. A. (1999). Design and HCI applications of a low-cost scanning laser rangefinder. Master’s thesis, Massachusetts Institute of Technology, Dept. of electrical Engineering and Computer Science.
- [Sun and Brosnan, 2003a] 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 and Brosnan, 2003b] 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] SUNAT (2010). Superintendencia nacional de administración tributaria. <http://www.sunat.gob.pe/>. 2

- [Surmann et al., 2001] Surmann, H., Lingemann, K., Nüchter, A., and Hertzberg, J. (2001). A 3D laser range finder for autonomous mobile robots. *IEEE ASSP Magazine*, 1:153–158.
- [Surmann et al., 2003] Surmann, H., Nüchter, A., and Hertzberg, J. (2003). An autonomous mobile robot with a 3D laser range finder for 3d exploration and digitalization of indoor environments. *Robotics and Autonomous Systems*, 45(3-4):181–198.
- [Taylor and Probert, 1996] Taylor, R. and Probert, P. (1996). Range finding and feature extraction by segmentation of images for mobile robot navigation. In *Robotics and Automation, 1996. Proceedings., 1996 IEEE International Conference on*, volume 1, pages 95–100. IEEE.
- [Tomczyk and Szczepaniak, 2011] Tomczyk, A. and Szczepaniak, P. S. (2011). Adaptive potential active contours. *Pattern Analysis & Applications*, pages 1–16. 10.1007/s10044-011-0200-7.
- [Tsai, 1986] Tsai, R. (1986). An efficient and accurate camera calibration technique for 3d machine vision. In *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 1986*.
- [Unnikrishnan and Hebert, 2008] Unnikrishnan, R. and Hebert, M. (2008). Fast extrinsic calibration of a laser rangefinder to a camera. In *CMU Robotics Institute*.
- [Yin and Jia, 2010] 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.
- [Yuan et al., 2011] Yuan, X., Li, H., and Sun, K. (2011). Fuzzy systems and their approximation capability based on parameter singleton fuzzifier methods.
- [Zadeh, 1965] Zadeh, L. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control - Elsevier*, 8:338 – 353. 5
- [Zhu et al., 2011] Zhu, R., Yao, M., and Liu, Y.-M. (2011). A two-level strategy for segmenting center of interest from pictures. *Expert Systems with Applications: An International Journal*, 38:1748–1759.