

# Nuevo Algoritmo para la Contabilización de Peces empleando Momentos Invariantes de Hu

Juan Miguel Hernández  
Ontiveros  
Facultad de Ingeniería,  
Arquitectura y Diseño  
Universidad Autónoma de Baja  
California  
Ensenada, México  
[juan\\_miguel@uabc.edu.mx](mailto:juan_miguel@uabc.edu.mx)

Everardo Inzunza-González  
Facultad de Ingeniería,  
Arquitectura y Diseño  
Universidad Autónoma de Baja  
California  
Ensenada, México  
[einzunza@uabc.edu.mx](mailto:einzunza@uabc.edu.mx)

Enrique Efrén García-Guerrero  
Facultad de Ingeniería,  
Arquitectura y Diseño  
Universidad Autónoma de Baja  
California  
Ensenada, México  
[egarcia@uabc.edu.mx](mailto:egarcia@uabc.edu.mx)

Oscar Roberto López-Bonilla  
Facultad de Ingeniería,  
Arquitectura y Diseño  
Universidad Autónoma de Baja  
California  
Ensenada, México  
[olopez@uabc.edu.mx](mailto:olopez@uabc.edu.mx)

Abraham Flores-Vergara  
Facultad de Ingeniería,  
Arquitectura y Diseño  
Universidad Autónoma de Baja  
California  
Ensenada, México  
[venumc@uabc.edu.mx](mailto:venumc@uabc.edu.mx)

Oscar Adrian Aguirre-Castro  
Facultad de Ingeniería,  
Arquitectura y Diseño  
Universidad Autónoma de Baja  
California  
Ensenada, México  
<mailto:oscar.aguirre@uabc.edu.mx>

*Abstract— El propósito de este trabajo es la implementación de un nuevo algoritmo que identifica y contabiliza peces de diferentes especies: Bagres, Besugos, Sierras, Tilapias y Totoabas. La principal aportación del método es la fusión de las características de invariabilidad a la posición, rotación y escala de los momentos de Hu, con el conteo propio de peces. Se lleva a cabo la identificación y el conteo, a partir de una imagen bajo diferentes condiciones de ruido. Los resultados de exactitud obtenidos con el algoritmo propuesto están dentro del rango de 92.66% y 95.18% bajo diferentes condiciones de ruido en las imágenes digitales. Por lo tanto, de los resultados obtenidos se infiere la potencialidad del algoritmo propuesto para ser aplicado en diferentes escenarios de producción acuícola.*

*Keywords— Contador de peces, Procesamiento digital de imágenes, Moments de Hu, Reconocimiento de patrones.*

## I. INTRODUCTION

Diversos productores de la industria de la acuicultura en Baja California, han expresado la necesidad prioritaria en los procesos acuícolas, el poder contabilizar de manera rápida y confinable, la cantidad de una especie marina en particular, con el fin de mantener sus inventarios o lograr hacer una transacción comercial lo más apegada a la cantidad realidad. Actualmente los grandes estanques de agua contienen miles y en algunos casos millones de alevines ó juveniles de peces, los cuales actualmente los contabilizan de forma manual o artesanal, la cual es una tarea tediosa, lenta, costosa y con alta vulnerabilidad de error por cansancio o fatiga humana. El problema se complica con la cantidad de peces dentro del estanque, el tipo de pez y las condiciones bajo las que se encuentra la especie acuícola.

Una alternativa de solución es tomar una imagen digital a pequeñas cantidades o muestras de la especie acuícola de interés, y hacer un conteo manual sobre dicha imagen impresa previamente. En un proceso acuícola el problema de la producción y comercialización de una especie, resulta ser complejo, pues dependiendo del tipo de producto, es difícil conocer la cantidad que nacen en una corrida y mucho menos la cantidad exacta que se vende en una transacción comercial, al ser miles o millones de alevines o juveniles los que se puedan comercializar en un momento dado.

En la actualidad existen pocos trabajos publicados en la literatura en los que se reporta la capacidad de contabilizar especies acuícolas e identificarlas de forma simultánea y eficiente. Por lo que, la motivación del presente trabajo, es iniciar con la propuesta de un nuevo algoritmo que contabilice e identifique peces a partir de una imagen digital, a fin de dar una alternativa de solución al problema de conteo e identificación de especies acuícolas en tiempo real. de manera confinable y automatizada. El algoritmo que se propone en éste trabajo, se basa en una parte en el reconocimiento de patrones empleando los siete momentos invariantes de Hu.

A continuación, se mencionan algunos trabajos relacionados que se han encontrado en la literatura, en el año 1951 y 1952, E. Fix & J. L. Hodges [1, 2] son los primeros autores que utilizan métodos de identificación de patrones, los cuales se basan principalmente en métodos estadísticos, creando las bases de lo que posteriormente se llamaría reconocimiento de patrones.

Harley et. al. y Cover & Hart [3,4] realizaron algunos estudios sobre la aplicación de la teoría estadística para la clasificación de las imágenes mediante el reconocimiento de patrones.

Por otra parte, en Gonzalez & Woods [5] establecen que existen dos formas de abordar la representación de una región: i) Hacerlo en términos de sus características externas,

básicamente su contorno y *ii*) En términos de sus características internas, estudiando los niveles de gris que comprenden la región y sus relaciones. El algoritmo propuesto en este trabajo, basa también su operatividad en la segunda forma de descripción de un objeto, en donde los momentos de Hu cubren esta alternativa.

En 1962, Hu [6] plantea la aplicación de momentos estadísticos que estuvieran normalizados a la rotación, traslación y escala, quedando establecidos en siete momentos invariantes.

Reiss, Rothe et. al., y Huang & Leng [7, 8, 9] abordan diversas formas de análisis de la teoría de los momentos a partir de los momentos de Hu, exponiendo de manera independiente las funciones y expresiones matemáticas utilizadas en cada tipo de invarianza (escalado, transformaciones lineales y cambios de iluminación).

Zion et. al. y Fan & Liu [10, 11] proponen una máquina de visión y procesamiento de imágenes para la detección automática de las especies de peces vivos.

Zion [12] describe y discute ampliamente la evolución del estado del arte del campo de la visión por computadora aplicada en acuicultura en los últimos 25 años. Algunos de los principales usos de la visión por computadora es el conteo de especímenes, medición de tamaño, estimación de masa, detección de sexo, control de calidad, monitoreo del comportamiento, entre otros. Fabic et. al. [13], proponen un método para detectar y contabilizar peces bajo el agua. Ferrero et. al. [14] proponen dos métodos ópticos de bajo costo, el primero está basado en transmisores y receptores infrarrojos, los cuales detectan la presencia de un pez cuando el haz de luz es dividido por la silueta del pez. El segundo método usa dos cámaras, una tarjeta comercial para la adquisición de datos y un programa desarrollado en LabView™ para procesar las imágenes. En Li et. al. [15] proponen un sistema que contabiliza peces a partir de la binarización de una imagen y gradientes normalizados. Una revisión extensa de las técnicas de análisis de video para investigar y/o monitorear la biodiversidad en las regiones costeras es dada por Mallet & Pelletier [16]. Por otra parte, Huang & Wang [17] y Gonzalez & Woods [18] describen técnicas de pre-procesamiento digital de imágenes ampliamente utilizadas en la literatura para la binarización de imágenes y detección de objetos, las cuales también son empleadas en este trabajo. Recientemente los autores Hernández-Ontiveros et. al. [19] reportaron el desarrollo e implementación de un nuevo sistema embebido para la contabilización de peces ornamentales, mediante el uso de técnicas de procesamiento digital de imágenes y herramientas de software libre.

Tomando en consideración el panorama teórico-experimental sobre la contabilización e identificación de diferentes tipos de especímenes bajo diferentes condiciones, el objetivo de este trabajo es desarrollar un nuevo algoritmo para la contabilización de peces empleando los momentos invariantes de Hu, con la finalidad de aplicarlo para resolver una necesidad real en los procesos de producción acuícola. El algoritmo propuesto ofrece la ventaja con respecto a lo reportado en la literatura, de que fusiona la identificación de

diferentes especies marinas, independientemente de la posición, rotación y escala que guardan en una imagen, con el conteo propio de cada espécimen. Acorde a las necesidades actuales y como punto de partida, el algoritmo propuesto se centra particularmente en la identificación y contabilización de peces de las especies: Bagres, Besugos, Sierras, Tilapias y Totoabas. No estando limitado el algoritmo a incrementar el tipo de peces a identificar y más aún a implementarse a otros tipos de especies marinas o biológicas.

## II. DESARROLLO EXPERIMENTAL

### A. Momentos Invariantes de Hu

En este trabajo se aborda el problema de la identificación de peces bajo el concepto de los siete momentos invariantes de Hu. Éstos momentos se encuentran a su vez, basados en los momentos centrales normalizados, reformulados por Hu para permitir la invariancia rotacional. Para ésta tarea se emplean dos métodos: ejes principales y momentos invariantes absolutos, derivando expresiones de invariantes algebraicas aplicadas a la generación de momentos bajo transformaciones rotacionales. Hu [6] define los momentos normalizados no escalados como:

$$v_{pq} = \mu_{pq} / (\mu_{00})^\gamma, \quad (1)$$

siendo

$$\gamma = 1 + ((p + q)/2). \quad (2)$$

Donde  $p$  y  $q$  son las dimensiones de la imagen, dando lugar al conjunto de siete momentos los cuales son invariantes a traslación, rotación y escala:

$$\Phi_1 = \mu_{20} + \mu_{02}, \quad (3)$$

$$\Phi_2 = (\mu_{20} - \mu_{02})^2 + 4(\mu_{11})^2, \quad (4)$$

$$\Phi_3 = (\mu_{30} - 3\mu_{12})^2 + (3\mu_{21} - \mu_{03})^2, \quad (5)$$

$$\Phi_4 = (\mu_{30} + \mu_{12})^2 + (\mu_{21} + \mu_{03})^2, \quad (6)$$

$$\Phi_5 = (\mu_{30} - 3\mu_{12})(\mu_{30} + \mu_{12})[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - 3(\mu_{21} + \mu_{03})^2] + (3\mu_{21} - \mu_{03})(\mu_{21} + \mu_{03})[3(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2], \quad (7)$$

$$\Phi_6 = (\mu_{20} - \mu_{02})[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2] + 4\mu_{11}(\mu_{30} + \mu_{12})(\mu_{21} + \mu_{03}), \quad (8)$$

$$\Phi_7 = (3\mu_{21} - \mu_{03})(\mu_{30} + \mu_{12})[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - 3(\mu_{21} + \mu_{03})^2] - (\mu_{30} - 3\mu_{12})(\mu_{21} + \mu_{03})[3(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2], \quad (9)$$

donde

$$\mu_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x - x_c)^p (y - y_c)^q f(x, y) dx dy, \quad (10)$$

es el momento central del objeto  $f(x, y)$  y  $(x_c, y_c)$  son las coordenadas del centroide.

### B. Descripción del Algoritmo

El algoritmo propuesto en éste trabajo, contabiliza e identifica simultáneamente, las especies de peces presentes en una imagen digital. La fig. 1 muestra el diagrama de flujo del algoritmo propuesto.

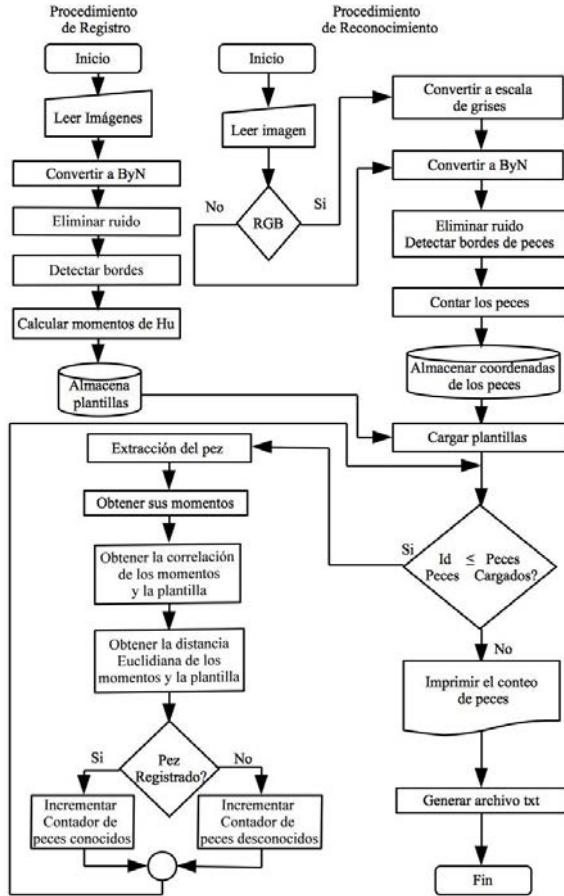


Fig. 1 Diagrama de flujo del algoritmo propuesto.

El algoritmo propuesto en éste trabajo, contabiliza e identifica simultáneamente las especies de peces presentes en una imagen digital. El algoritmo recibe una imagen principal de entrada, la cual puede ser a color (RGB) o en escala de grises, se reduce el ruido mediante el uso de morfología en una imagen binaria usando conectividad 8 y se realiza un procesamiento para encontrar cuantos peces en este caso, existen dentro de ella. Una vez que se obtienen los datos de la cantidad de peces, se extrae un pez a la vez y se calculan sus siete momentos invariantes de Hu, los cuales servirán para identificar a que especie corresponde el pez detectado. Es decir, el algoritmo realiza la identificación del pez mediante dos procesos, el primero se basa en la correlación con una imagen extraída de una plantilla que cuenta con los momentos de las imágenes a identificar, y que en éste caso corresponde a los peces que se muestran en la fig. 2.

La ecuación de la correlación utilizada es:

$$r = \frac{\sum_m \sum_n (A_{mn} - \underline{A})(B_{mn} - \underline{B})}{\sqrt{\left(\sum_m \sum_n (A_{mn} - \underline{A})^2\right) \left(\sum_m \sum_n (B_{mn} - \underline{B})^2\right)}} \quad (11)$$

donde  $A$  y  $B$  son coeficientes a los que se les calcula la correlación, pudiendo ser ambos vectores o matrices siempre del mismo tamaño.  $\underline{A}$  y  $\underline{B}$  corresponden a los promedios aritméticos de  $A$  y  $B$  respectivamente.

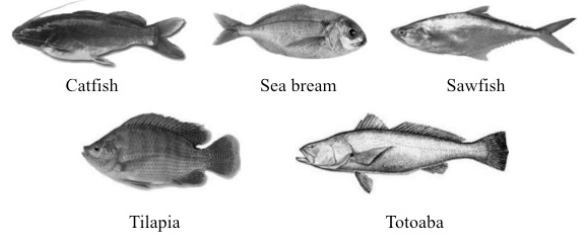


Fig. 2 Plantilla base para identificación de peces.

El otro proceso de identificación o reconocimiento de la imagen implementada en el algoritmo propuesto, es la distancia Euclidiana, formulada por la siguiente ecuación:

$$d_E(P, Q) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2} \quad (12)$$

donde  $P$  y  $Q$  son los puntos a medir y  $p_i$  y  $q_i$  son sus coordenadas cartesianas respectivas, esta distancia Euclidiana debe ser menor a un error mínimo de reconocimiento o umbral de reconocimiento para que el pez u objeto bajo análisis sea identificado, el valor de este umbral se establece a criterio del desarrollador.

Particularmente en el algoritmo se propone que los peces a reconocer sean: Bagre, Besugo, Sierra, Tilapia y Totoaba y que forman la plantilla base de identificación (fig. 2).

A partir de las ecuaciones (11) y (12), el algoritmo entrega dos resultados para la toma de decisión en cuanto a la identificación de un pez se refiere. Cuando de la imagen original se identifica un pez con su correspondiente en la plantilla base (fig. 2), el valor de la correlación normalizada es muy cercano a 1 (uno), mientras que el valor de la distancia Euclidiana es muy cercano a 0 (cero). El factor de ponderación que toma en cuenta el algoritmo para definir a que especie corresponde el pez a identificar, es el valor de la menor desviación que arroje el cálculo para la correlación o la distancia Euclidiana.

### III. RESULTADOS

La fig. 3 muestra la imagen principal a procesar, de donde, el algoritmo propuesto identifica y contabiliza los peces presentes. En un primer experimento ó prueba, esta figura no cuenta con ruido estadístico de ningún tipo, es decir, se prueba bajo condiciones ideales, en este ejemplo se presentan 70 peces de distintos tamaños, distribuidos aleatoriamente y los cuales están agrupados en 5 especies de la siguiente manera: 16 Bagres, 17 Besugos, 17 Sierras, 5 Tilapias y 15 Totoabas.

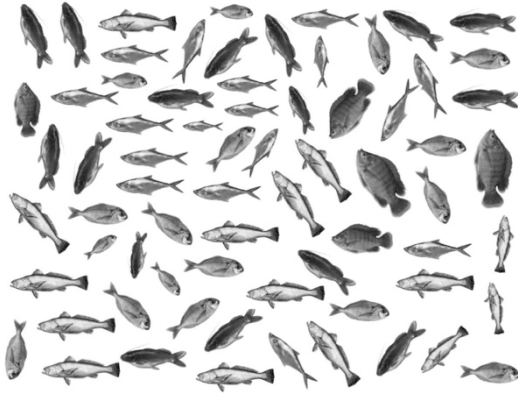


Fig. 3 Setenta peces de cinco especies diferentes, colocados aleatoriamente y de distintos tamaños.

La fig. 4(a) muestra la imagen principal (fig. 3) en blanco y negro la cual se obtiene utilizando el método de Otsu descrito por Huang & Wuang y Gonzalez & Woods [17, 18], que corresponde al paso inicial para realizar el procesamiento de la imagen. La fig. 4(b) muestra la identificación individual de cada pez acotándolo con un rectángulo verde.

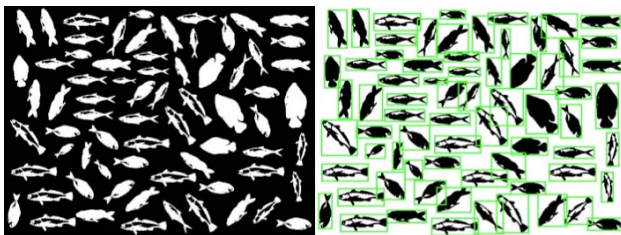


Fig. 4 (a) Imagen original binarizada, (b) Resultado de la identificación de cada pez.

Una vez que el algoritmo identifica a un pez, lo despliega en pantalla de forma individual y calcula sus siete momentos de Hu. La fig. 5, muestra un ejemplo de la extracción individual los peces de la imagen original dada en la fig. 3.

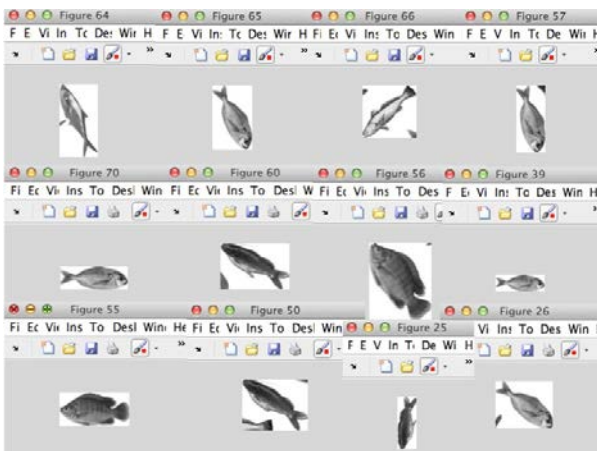


Fig. 5 Ejemplo de resultado de la extracción individual de los peces de la imagen original.

La fig. 6 muestra un ejemplo del resultado que despliega el algoritmo propuesto, en donde se muestra la cantidad de peces encontrados y el tipo de especie al que corresponde. Acorde con la distribución original de peces definida en la fig. 3, el programa identifica correctamente los 70 peces, obteniendo una exactitud del 100% en el conteo e identificación de los peces y bajo condiciones ideales.

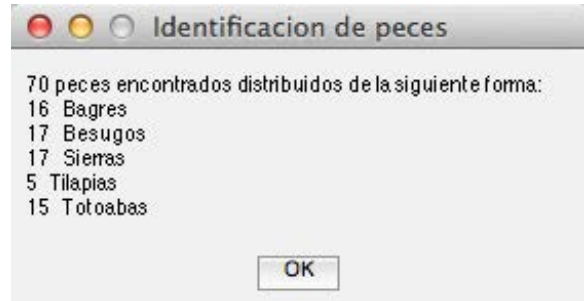


Fig. 6 Ejemplo del resultado de la identificación y conteo de peces mostrado en pantalla.

Los momentos invariantes de Hu de la plantilla de la fig. 2, se muestran en la tabla I.

TABLA I. MOMENTOS INVARIANTES DE HU DE LOS PECES A IDENTIFICAR.

NOMBRE DEL PEZ	MOMENTOS INVARIANTES DE HU						
	$\phi_1$	$\phi_2$	$\phi_3$	$\phi_4$	$\phi_5$	$\phi_6$	$\phi_7$
BAGRE	6.575	13.78	27.9	27.47	55.38	34.4	55.67
BESUGO	6.717	14.22	26.18	28.63	56.25	35.88	56.89
SIERRA	6.673	14.06	25.94	27.57	54.36	35.48	55.95
TILAPIA	6.957	15.28	27.27	28.79	57.23	38.62	57.13
TOTOABA	6.582	13.78	26.34	27.58	54.84	34.67	55.02

En la fig. 7 se muestra la imagen original (fig. 3) alterada con ruido del tipo sal y pimienta para la identificación y conteo de peces bajo el algoritmo propuesto. Bajo estas condiciones de ruido, se observa que el ruido afecta en forma mínima al conteo final de peces y presenta una ligera desviación en la identificación. Bajo estas condiciones de ruido en la imagen, se obtiene una exactitud del 95%.

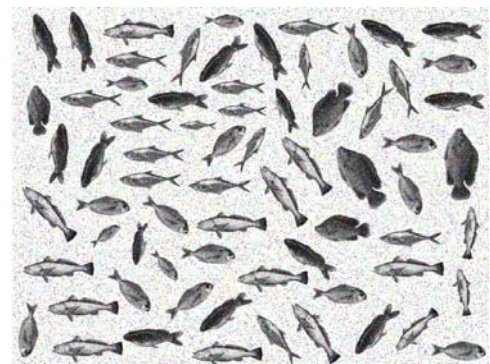


Fig. 7 Imagen original con ruido del tipo sal y pimienta.

En la fig. 8 se muestra la figura original (fig. 3) alterada con ruido Gaussiano para la identificación y conteo de peces empleando el algoritmo propuesto. Bajo estas condiciones de ruido, se observa que el ruido nuevamente no afecta al conteo final de peces y presenta una ligera desviación en la identificación. Es decir, bajo estas condiciones de ruido en la imagen, se obtiene una exactitud del 92%.



Fig. 8 Imagen original con ruido Gaussiano.

Por otra parte, usando los primeros tres momentos de Hu para cada una de las especies de la plantilla base (fig. 2) y dados en la tabla I, se construye la fig. 9 que muestra el comportamiento de los peces a identificar. Esta figura muestra además la distribución de los 70 peces mostrados en la fig. 7, alterada con ruido del tipo sal y pimienta. En ésta figura se hace evidente varios traslapes entre los momentos, particularmente entre las especies del pez Sierra y el Tilapia. Esto da lugar a las desviaciones que se presentan en el proceso de identificación.

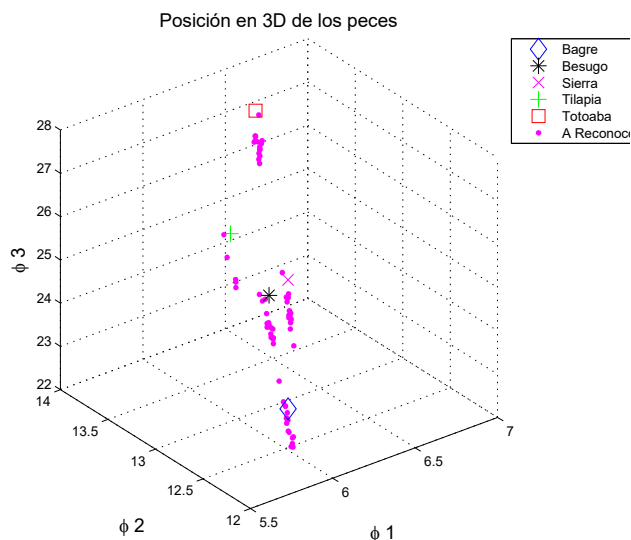


Fig. 9 Distribución en 3D de peces a identificar bajo ruido del tipo sal y pimienta.

En la Tabla II, se presentan varias pruebas de validación para el algoritmo propuesto. Para cada una de las pruebas de validación, la imagen original a procesar como la mostrada en

la fig. 3, es diferente. Se cambian: i) la cantidad total de peces presentes en la imagen con un rango de variación de 30 a 70, ii) la cantidad de peces distribuidos por especie y iii) su distribución aleatoria. Esto se muestra en la primera columna de la tabla, cada imagen es alterada con ruido del tipo sal y pimienta, y del tipo Gaussiano. En la tabla se muestra para cada caso, la cantidad total de peces contabilizados y la cantidad de peces identificados correctamente acorde a su distribución por especie. Para cada análisis se presenta el porcentaje estimado de la exactitud del proceso de identificación. Se observa que cuando la imagen original es alterada bajo ruido del tipo sal y pimienta, el algoritmo propuesto tiene una exactitud promedio en la etapa de identificación por especie, más alto (95.16%) que cuando se altera con ruido del tipo Gaussiano (92.65%). La cantidad total de peces presentes en las imágenes originales bajo análisis, no presenta ninguna desviación independientemente del tipo de ruido que es utilizado. Comparando los resultados con los reportados en la literatura por Fan & Liu [11] con una exactitud promedio de 94.41% empleando redes neuronales y 98.73% empleando LS-SVM. Mientras que en el trabajo reportado por Hernández et. al. [19] obtienen una exactitud promedio de 96.64%, tal como se observa en la tabla II, el método propuesto obtiene resultados promedios entre 92.65% y 95.16% bajo diferentes condiciones de ruido, por lo tanto, se deduce que los resultados del algoritmo propuesto son competitivos a los reportados en el estado del arte.

TABLA II. VALIDACIÓN DEL ALGORITMO CON IMÁGENES QUE TIENEN RUIDO SAL Y PIMIENTA Y GAUSSIANO .

CANTIDAD DE PECES EN LA IMAGEN ORIGINAL	APLICACIÓN DEL RUIDO SAL Y PIMIENTA. DENSIDAD DE RUIDO 0.04		APLICACIÓN DEL RUIDO GAUSSIANO. MEDIA 0 Y VARIANZA 0.04	
	TIEMPO DE PROCESAMIENTO (S)	EXACTITUD (%)	TIEMPO DE PROCESAMIENTO(S)	EXACTITUD (%)
30	0.74	93.33	0.67	100
38	0.94	94.64	0.84	84.21
46	0.99	95.65	1.01	91.3
54	1.24	96.3	1.2	92.6
62	1.36	96.77	1.47	93.55
70	1.5	94.29	1.49	94.29
	PROMEDIO =	95.16	PROMEDIO =	92.65

#### IV. CONCLUSIONES

En este trabajo se valida la implementación del algoritmo propuesto para el conteo e identificación de peces de diferentes especies. Se logra una fusión entre las características de invariabilidad a la posición, rotación y escala proporcionados por los momentos de Hu, con el conteo propio de peces de diferentes especies. A partir de procesar una imagen principal bajo diferentes condiciones de ruido, se visualiza la potencialidad del algoritmo para aplicaciones en ambientes acuícolas. El algoritmo se puede integrar en las diferentes etapas de un proceso de cultivo piscícola, a fin de

optimizar significativamente el tiempo de conteo e identificación de algunas especies de interés, así como también en la comercialización del producto.

El algoritmo propuesto bajo las condiciones particulares de análisis y validación, trabaja con una confiabilidad del 100% para el proceso de conteo de peces bajo condiciones ideales y presenta una ligera desviación en la etapa de identificación operando en un rango promedio del 92 al 95% de exactitud, bajo diversas condiciones de ruido presente en la imagen principal. Por lo tanto, el método propuesto es competitivo con los reportados en la literatura actual.

Acorde a los resultados presentados, se deduce la factibilidad y potencialidad de implementar el algoritmo propuesto en entornos reales de aplicación de cultivos acuícolas.

#### AGRADECIMIENTOS

Este trabajo fue apoyado por el proyecto de investigación aprobado en la 18ª Convocatoria Interna de Proyectos de Investigación de la UABC, con el número 485 y vigente para los años 2015-2017. Al CONACyT por la beca brindada a los investigadores J.M. H. O., A.F.V. y O.A.A.C. en apoyo a sus estudios de posgrado. Al PRODEP por el apoyo de Fomento a la Generación y Aplicación Innovadora del Conocimiento otorgado al investigador Dr. Everardo Inzunza González para el periodo 2016-2017.

#### REFERENCIAS

- [1] E. Fix and J. L. Hodges, Discriminatory Analysis, Nonparametric Discrimination: Consistency Properties, Technical report, USAF School of Aviation Medicine, Randolph Field, 1951.
- [2] E. Fix and J. L. Hodges, Discriminatory Analysis: Small Sample Performance. Technical report, USAF School of Aviation Medicine, Randolph Field, 1952.
- [3] T. Harley, J. Bryan, L. Kanal, D. Taylor, J. Grayum and H. Kellett, Semi-Automatic Imagery Screening Research Study and Experimental Investigation, Technical report, Philco, 1963.
- [4] T. M. Cover and P. E. Hart, Nearest Neighbor Pattern Classification, IEEE Transactions on Information Theory, vol. 13, 1967, pp. 21-27.
- [5] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing, 3rd ed., New Jersey: Prentice Hall, 2008, pp. 378-422.

- [6] M. K. Hu, Visual Pattern Recognition by Moment Invariants, IEEE Transactions on Information Theory, vol. 8, 1962, pp. 179-187.
- [7] T. H. Reiss, The Revised Fundamental Theorem of Moment Invariant, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 13, 1991, pp. 830-834.
- [8] I. Rothe, H. Süsse and K. Voss, The Method of Normalization to Determine Invariants, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 18, 1996, pp. 366-376.
- [9] Z. Huang and J. Leng, Analysis of Hu's Moment Invariants on Image Scaling and Rotation, IEEE International Conference on Computer Engineering and Techn., 2010, pp. 476-480.
- [10] B. Zion, A. Shklyar and I. Karplus, Sorting Fish by Computer Vision, Computers and Electronics in Agriculture, vol. 23, pp. 175-187, 1999.
- [11] L. Fan and Y. Liu, Automate Fry Counting using Computer Vision and Multi-class least squares support Vector Machine, Aquaculture, vol. 380-383, pp. 91-98, 2013.
- [12] B. Zion, The Use of Computer Vision Technologies in Aquaculture – A review, Computers and Electronics in Agriculture, vol. 88, pp. 125-132, 2012.
- [13] Fabric, J., Turla, I., Capacillo, J., David, L., Naval, P. Fish Population Estimation and Species Classification from Underwater Video Sequences using Blob Counting and Shape Analysis. IEEE International Underwater Technology Symposium (UT), 1-6, 2013.
- [14] Ferrero, F., Campo, J., Valledor, M., Hernando, M. Optical Systems for the Detection and Recognition of Fish in Rivers. 11th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD), 1-5, 2014.
- [15] Li, X., Hao, J., Qin, H., Chen, L. 2015. Real-time Fish Localization with Binarized Normed Gradients, MTS/IEEE Washington Oceans, 1-5, 2015.
- [16] D. Mallet and D. Pelletier, Underwater Video Techniques for observing Coastal Marine Biodiversity: A review of sixty years of publications (1952-2012), Fisheries Research, vol. 154, pp. 44-62, 2014.
- [17] Huang, D. Y., Wang, C. H. Optimal multi-level thresholding using a two-stage Otsu optimization approach, Pattern recognition letters, 30, 275-284, 2009.
- [18] Gonzalez, R., Woods, R. Digital Image Processing, Pearson, USA, 2016.
- [19] Hernández-Ontiveros, J.M., Inzunza-González, E., García-Guerrero, E.E., López-Bonilla, O.R., Infante-Prieto, S.O., Cárdenas-Valdez, J.R., Tlelo-Cuautle, E., Development and implementation of a fish counter by using an embedded system, Computers and Electronics in Agriculture, 145, pp. 53-62, 2018.