

IDENTIFICACIÓN DE OBJETOS MÚLTIPLEMENTE SOLAPADOS: ESTADÍSTICA DESCRIPTIVA

Lobo, Eladio y Maldonado, Luciano.
cruzchiquita123@gmail.com, maldonaj@ula.ve
UNEXPO-Puerto Ordaz, Venezuela
ORCID: 0000-0002-8763-5513

Recibido (15/07/19), Aceptado (12/08/19)

Resumen: El reconocimiento de objetos en una imagen instantánea es un área de investigación que ha sido explorada a lo largo de varias décadas, en la cual hay logros y avances extraordinarios. Sin embargo, persisten problemas que no han sido superados claramente por la comunidad científica mundial, como es la separación de objetos digitales solapados. En este artículo se describe, brevemente las medidas descriptivas de centralización de datos aplicadas en la identificación de objetos digitales de forma irregular generados por objetos solapados; como un conocimiento previo para continuar futuras investigaciones

Palabras Claves: Imagen solapada, separar objetos, estadística descriptiva.

IDENTIFICATION OF MULTIPLE OVERLAPPING OBJECTS: DESCRIPTIVE STATISTICS

Abstract: The recognition of objects in an instantaneous image is an area of research that has been explored over several decades, in which there are extraordinary achievements and advances. However, problems persist that have not been clearly overcome by the world scientific community, such as the separation of overlapping digital objects. This article briefly describes the descriptive measures of centralization of data applied in the identification of irregularly shaped digital objects generated by overlapping objects; as a prior knowledge to continue future investigations.

Keywords: Overlapping image, separate objects, descriptive statistics.

I.INTRODUCCIÓN

Los objetos en general no tienen una forma predefinida dificultando generalizar el procedimiento de identificación y clasificación de objetos digitales, en este caso de estudio de identificación de objetos digitales solapados, se consiguieron objetos de forma irregular que se generan por la intersección de objetos, estos últimos tendrán forma irregular que deberán ser identificados y descartados de la clasificación final.

Se busca una técnica de identificación, clasificación de objetos digitales, que identifique el objeto en la posición que se encuentre, sin la necesidad de rotarlo o reubicarlo en un molde predefinido y sin intervención humana.

El número de las características extraídas usualmente de objetos grandes o pequeños repetidos. Trae uno de los problemas más comunes en el reconocimiento de patrones, aumenta la complejidad computacional, en la organización donde se requeriría un clasificador adecuado para la identificación de objetos [5].

En la figura 1 se muestra dos objetos digitales del mismo tipo y formas diferentes que deberán ser separados e identificados, en este caso de investigación nos interesa caracterizar los objetos para luego compararlos con un patrón, utilizando las medidas descriptivas de centralización de datos.

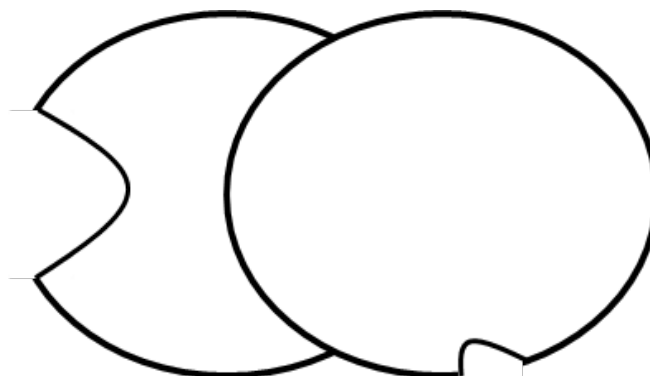


Figura 1: objetos del mismo tipo solapados.

En este proceso de investigación exploratorio se generan algunas preguntas como: ¿Será posible identificar objetos digitales aplicando estadísticas descriptiva?, ¿Qué diferencia hay entre los resultados pueden darse aplicando estadística e inteligencia artificial?, ¿Cómo aplicar estadísticas en la identificación de objetos de forma irregular?, ¿A que características del objeto se le puede aplicar estadísticas?, ¿Cuáles serán los requerimientos de máquina en la aplicación de estadística?, ¿En qué casos se puede aplicar estadística en la identificación de objetos digitales?.

Este artículo está estructurado en cuatro secciones; la primera presenta algunas definiciones de medidas descriptivas de centralización. Luego en la sección dos se aprecian fundamentaciones teóricas que sustentan este trabajo, que comprende los aspectos relevantes de tratamiento de imágenes, así como los métodos posibles para su identificación. En la sección tres se aprecia la metodología para obtener los indicadores estadísticos de un objeto de forma regular. Los resultados se encuentran en la sección cuatro, y en ella se exponen los hallazgos referentes a la comparación estadística entre dos objetos. Finalmente se presentan las conclusiones.

II. DESARROLLO

La segmentación es una de las tareas centrales en la compresión de la imagen. Una variante particularmente desafiante de esta tarea, la segmentación de objetos translúcidos superpuestos, a menudo ocurre en imágenes biológicas, pero también se puede encontrar en otros dominios. Muchas aplicaciones prácticas requieren no solo la segmentación simple de la instancia, sino también la identificación de sub-partes dentro de las instancias de objetos. Los métodos existentes no pueden resolver esta tarea para objetos superpuestos. En los últimos años, varias obras abordaron la segmentación semántica de instancias tanto en imágenes naturales como biológicas que muestra un rendimiento notablemente fuerte en imágenes naturales, pero no puede tratar con objetos superpuestos debido a la supresión local no máxima. Además, los requisitos de memoria son muy altos cuando se trabaja con imágenes que contienen muchas instancias de objetos [1].

Una segmentación precisa es fundamental para los métodos de detección automatizados. Sin embargo, la segmentación se complica por el hecho de que a menudo forman grupos superpuestos [2].

Las técnicas clásicas de segmentación funcionan bien cuando la imagen a segmentar contiene estructuras bien definidas, con bordes bien resaltados y formas regulares. Pero no son tan eficientes con imágenes que presentan objetos irregulares, incompletos y solapados.

Existen varias técnicas automáticas para resolver el problema de la segmentación de objetos solapados. Pero en la práctica, en el análisis de imágenes de citologías, la segmentación de núcleos solapados suele realizarse manualmente [3].

El análisis de píxeles en una imagen determina si un píxel es permanente o transitorio en cuanto a intensidad. El análisis de la detección regiones corresponde a los objetos fijos. Esas regiones son registradas como capas de imágenes de fondo permanente, en las cuales puede detectarse el movimiento de los objetos que pasan a través de esas capas [6].

En la figura 1 se puede observar dos objetos solapados, para la visión humana estos objetos son de formas y color equivalente, se puede apreciar el inicio y final del otro, no podemos concluir sobre la igualdad entre estos dos objetos. Si caracterizamos los objetos podremos identificar y compáralos según los datos extraídos.

Seguidamente se van a mostrar algunos conceptos de estadística que van a ser aplicados en esta investigación:

Medidas descriptivas de centralización: proporcionan un centro de la distribución de frecuencias. Es un valor que se puede tomar como representativo de todos los datos [4]. Hay diferentes formas o técnicas para definir el "centro" de las observaciones en un conjunto de datos. Las medidas de centralización son:

Media (μ : media aritmética o simplemente media): es el promedio aritmético de las observaciones, es decir, el cociente entre la suma de todos los datos y el número n de ellos.

Mediana: es el valor que separa por la mitad las observaciones ordenadas de menor a mayor, de tal forma que el 50% de éstas son menores que la mediana y el otro 50% son mayores. Si el número de datos es impar la mediana será el valor central y si la mediana es par es la media aritmética de los dos valores centrales.

Moda: es el valor de la variable que más veces se repite. Pueden existir varias modas en una misma población de datos.

Medidas descriptivas de dispersión: las medidas de tendencia central tienen como objetivo el sintetizar los datos en un valor representativo, las medidas de dispersión expresan hasta qué punto estas medidas de tendencia central son representativas como síntesis de la información. Las medidas de dispersión cuantifican la separación, la variabilidad de los valores de la distribución respecto al valor central. Se distinguen entre medidas de dispersión absolutas, que no son comparables entre diferentes muestras y las relativas que permiten comparar varias muestras. Las medidas descriptivas de dispersión son la varianza, la desviación estándar () y

el rango.

Variabilidad: las medidas de tendencia central o posición nos indican donde se sitúa un dato dentro de una distribución de datos. Las medidas de dispersión, variabilidad o variación nos indica si esos datos están próximos entre sí o si están dispersos.

$$\%Variación = \frac{\sigma}{\mu} 100\% \quad (1)$$

Medidas descriptivas de forma: comparan la forma que tiene la representación gráfica, bien sea el histograma o el diagrama de barras de la distribución, con la distribución normal. A continuación se describen las medidas descriptivas de forma:

Asimetría: una distribución es asimétrica a la derecha si las frecuencias (absolutas o relativas) descienden más lentamente por la derecha, que por la izquierda. Si las frecuencias descienden más lentamente por la izquierda que por la derecha la distribución es asimétrica a la izquierda.

Curtosis: es el grado de concentración que presentan los valores alrededor de la zona central de la distribución. Se definen 3 tipos de distribuciones según su grado de curtosis: mesocúrtica, leptocúrtica y platicúrtica. En cuanto a los coeficientes de curtosis, se tiene que, un coeficiente igual a cero, indica una distribución mesocúrtica, un coeficiente mayor a cero, es característico de una distribución leptocúrtica, mientras que valores de este coeficiente inferiores a cero corresponden a una distribución platicúrtica.

Normalidad: la prueba más simple para evaluar la normalidad es a través de los histogramas que comparen los valores de los datos observados con una distribución aproximadamente normal. Para evaluar este supuesto, también, se pueden examinar coeficientes de asimetría y curtosis. Adicionalmente, existen las pruebas estadísticas de Shapiro Wills y Kolmogorov-Smirnov, que implementan muchos programas computacionales.

La función de densidad (2) del modelo normal tiene forma de campana, la que habitualmente se denomina campana de Gauss. De hecho, a este modelo, también se le conoce con el nombre de distribución gaussiana.

$$f(x) = \frac{WN}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

Dónde:

Max.: valor máximo de la muestra

Min.: valor mínimo de la muestra

W: es el ancho de una barra en un histograma, $W = (\text{Max.}-\text{Min.})/\text{Nro. Barras}$.

N: el número de muestras.

σ : es la desviación estándar.

μ : es la media.

x: un valor dentro de la población.

III.METODOLOGÍA

Este estudio comprende el tratamiento de imágenes, como paso previo a la identificación de los objetos, estando almacenados en una matriz los datos de posición (filas, columnas) de los pixeles del objeto para luego ser usados en su caracterización.

La identificación de objetos semejantes dentro de una imagen es aplicable en diversas áreas como la medicina, la biología, la criminología, la metalurgia y la industria en general, entre otros.

En la figura 4 se muestra la representación en el plano XY un círculo perfecto, se busca visualizar el comportamiento de los datos del cálculo de distancia del centro al borde del objeto, en una curva normal, para el cálculo de la distancia se usa la métrica Euclidiana, es decir la distancia desde el pixel (x,y) al pixel central (xc,yc):

$$D(x,y) = \sqrt{(x-x_c)^2 + (y-y_c)^2} \quad (3)$$

En la figura 2 se muestra un ejemplo de vecindad, desde el pixel central (fila=11, columna=247), aplicando la ecuación 3 se calcula la distancia.

9 245	9 246	9 247	9 248	9 249
10 245	10 246	10 247	10 248	10 249
11 245	11 246	11 247	11 248	11 249
12 245	12 246	12 247	12 248	12 249
13 245	13 246	13 247	13 248	13 249

Figura 2: filas y columnas de posición de ejemplo vecino centra.

En la figura 3 se muestra el resultado del cálculo de

la distancia del vecindario al pixel central (fila=11, columna=247) de la figura 2.

2,8284	2,2361	2	2,2361	2,8284
2,2361	1,4142	1	1,4142	2,2361
2	1	0	1	2
2,2361	1,4142	1	1,4142	2,2361
2,8284	2,2361	2	2,2361	2,8284

Figura 3: resultados del cálculo de distancia.

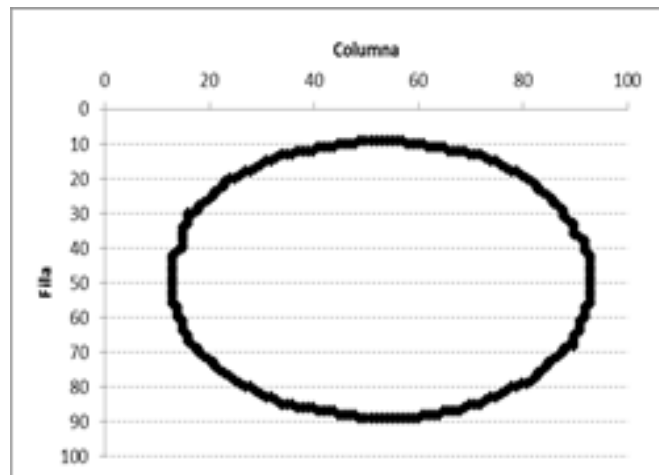


Figura 4: círculo perfecto en el plano XY.

Seguidamente se tiene las tablas desde I.a y 1.b, muestra los indicadores de posición del objeto círculo perfecto de la figura 4.

Tabla I.a: posición de los pixeles del círculo

Promedio Centro)		Min.	Max.	Min.	Max.	Perímetro	Vértices	Cuadro
Fila	Columna	Fila	Fila	Columna	Columna	Pixeles		Pixeles
49,04	52,97	9	89	9	89	232	95	6400

El cuadro ocupado por el objeto se calcula considerando la máxima, mínima fila y columna.

$$Cuadro (F, C) = (F_{Max} - F_{Min})(C_{Max} - C_{Min}) \quad (4)$$

Los vértices se cuentan al considerar el cambio de ángulo de cinco datos consecutivos (valor asumido por

el diseñador), en el caso del círculo la figura 4 se contabilizaron 95 posibles vértices.

$$\text{Ángulo } (F, C) = \text{ArcoTangente} \left(\frac{F_{\pi} - F_{\pi-1}}{C_{\pi} - C_{\pi-1}} \right) \quad (5)$$

Tabla I.b: distancia del centro al borde

Media	Moda	Mediana	DesvEst	%Var	Asimetría	Curtosis
40,16	40,14	40,17	0,44	1,10	-0,01	0,65

En la tabla I.b se observa la igualdad que hay entre la media, moda y mediana por repetirse la distancia desde el centro hasta el borde del objeto (en este caso es el radio del círculo), este comportamiento de los datos (distancia) es estadísticamente normal.

del objeto círculo, esta función es representada usando la ecuación 2.

En la figura 5 se muestra la función de distribución de los datos de la distancia desde el centro al perímetro

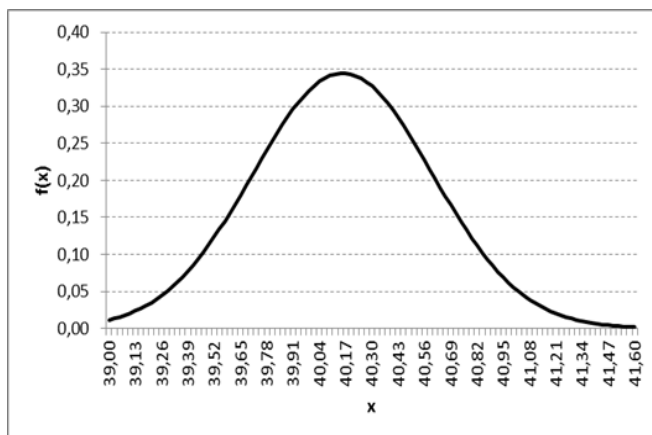


Figura 5: función de densidad de la distancia.

Se aprecia en la figura 5 y en la tabla I.b una asimetría que tiende a cero, existe aproximadamente la misma cantidad de datos a los dos lados de la media (por ser el radio de un círculo) y se aprecia curtosis positiva es Leptocúrtica, la curva normal forma un pico alrededor de la media, esto significa que el objeto tiende a repetir la distancia desde el centro al borde. La variabilidad de la distancia es de 1,10% muy bajo porcentaje por ser un círculo.

IV.RESULTADOS

Seguidamente se muestra un ensayo de un objeto real (briqueta de hierro) para validar la estrategia de identificar objetos dentro de una imagen de 520x640 pixeles ver la figura 6.



Figura 6: imagen de briquetas de hierro.

En la figura 7 se muestra la representación en el plano XY de las coordenadas de los pixeles de posición (fila, columna) del perímetro de las briquetas de hierro después de haber sido separadas, considerando el patrón el objeto ubicado a la derecha (2) y el evaluado el objeto ubicado a la izquierda (1).

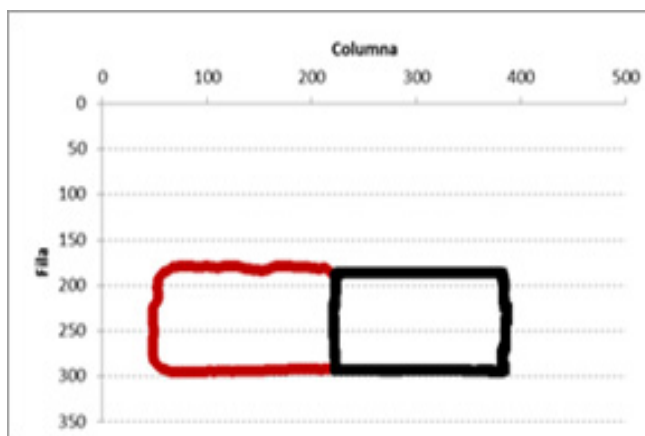


Figura 7: posición en el plano XY.

Seguidamente se va mostrar las tablas desde II.a hasta II.c, se muestra los indicadores de posición de los objetos que cierran el perímetro en la figura 6.

Tabla II.a: estadísticas objetos de la figura 6

N	Promedio(centro)		Min.	Max.	Min.	Max.	Perímetro	Vértices	Cuadro
	Fila	Columna							
1	239,34	138,07	180	297	49	224	536	128	20475
2	240,89	303,83	186	296	221	387	524	77	18260

En la tabla II.a, se mostró el promedio de filas y columnas, máximo y mínimos de cada objeto de perímetro cerrado, en la tabla II.b se va mostrar los resultados

estadísticos medidas descriptivas de centralización, dispersión y forma.

Tabla II.b: estadísticas de la distancia del centro al borde (píxeles)

N	Media	Moda	Mediana	DesvEst	%Var	Asimetría	Curtosis
1	79,77		83,95	13,62	17,08	-0,44	-1,26
2	76,10		82,27	13,37	17,57	-0,44	-1,26

Nota: no hay moda en la mayoría de los datos de este caso en estudio.

En la figura 8 se muestra la función de distribución de los datos de la distancia desde el centro al borde del objeto patrón (2) y evaluado (1), esta función se es representada usando la ecuación 2.

Se aprecia una asimetría negativa en ambos casos por lo que los valores se tienden a reunir más en la parte derecha de la media y se aprecia curtosis negativa es platicúrtica, las curvas están achatadas, esto significa que el objeto patrón y el evaluado repiten con baja frecuencia los datos, existen igualdad indicadores asimetría y curtosis.

En la tabla II.a se mostró los resultados obtenidos según filas y columnas de cada objeto de perímetro cerrado y en la tabla II.b se mostró los resultados estadísticos de la distancia desde el centro del objeto al borde, en la tabla II.c se va mostrar la relación del objeto patrón identificado como el número 2, con respecto al objeto número 1, en comparación a la distancia del borde al centro aplicando la ecuación 3.

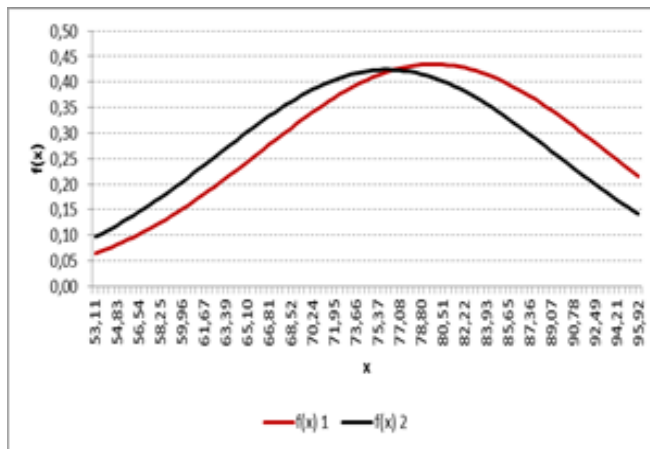


Figura 8: función de densidad de la distancia del punto central del objeto patrón (2) y el objeto evaluado (1).

Tabla II.c: clasificación de los objetos

N	Distancia del centro al borde (píxeles)						Posición		Promedio	
	Media	Mediana	DesvEst	%Var	Asimetría	Curtosis	Perímetro	Cuadro	Área	%
1	95,18	97,95	98,14	97,18	97,71	99,76	97,71	87,87	92,86	96,04
2									100,0	100,0
	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	0	0

El objeto número 2 es el patrón, el objeto número 1 se aproxima al objeto 2 en la comparación se obtiene una clasificación general predefinida de Muy Bueno (MB) con 96,04% y con un promedio por comparación de la distancia de 97,65% y 92,81% por comparación del perímetro, cuadro y área

V.CONCLUSIONES

La estrategia de aplicar de estadística para identificar un objeto utilizando como datos la distancia desde el centro al borde del objeto cumple con el objetivo planteado.

Extraer datos de un objeto, en este caso de estudio se utilizó como datos la distancia del centro al perímetro, a estos se les puede hacer análisis estadístico y comparar

con un objeto patrón.

Los objetos de forma irregular y en posición aleatoria generan variabilidad de datos que deben ser acondicionados para realizar finalmente una la clasificación de objetos, es para la clasificación del objeto en que se debe decidir aplicar estadística o inteligencia artificial, la inteligencia artificial requería de implementar estructuras de decisión complejas aplicadas a casos particulares mientras la estadística se puede aplicar a casos generales con estructuras de decisión más simples.

Las características de los objetos a los que nos es posible a aplicar análisis estadístico son el perímetro, número de vértices, cuadro que ocupa el objeto, el área por ser un único dato del objeto, caso contrario de la distancia del centro al perímetro que genera datos de los cuales se puede extraer información.

Una vez que se tienen los datos de la distancia desde el centro al perímetro el requerimiento de máquina para aplicar estadística, es bajo.

V. IREFERENCIAS

- [1] A. Bohm, M. Tatarchenko y T. Falk, T. "Semantic instance segmentation of touching and overlapping objects". Department of Computer Science, BIOS Centre for Biological Signalling Studies, University of Freiburg, Germany. 2018
- [2] Z. Luz, G. Carneiro y A. Bradley. "Automated nucleus and cytoplasm segmentation of overlapping cervical cells". Department of Computer Science, City University of Hong Kong, China. 2013
- [3] S. Alayón, S. Sánchez y J. Méndez. "Segmentación automática de núcleos solapados en imágenes de citologías". Universidad de La Laguna, España. 2013
- [4] A. Borrero, J. Maldonado y E. Lobo. "Selección de una técnica robusta de extracción de características para identificar condiciones físicas de las briquetas de hierro producidas en la empresa Orinoco Iron, S.C.S", Universidad de los Andes, Facultad de Ingeniería, Mérida, Venezuela. 2012
- [5] S. Zulma. "Caracterización y clasificación de café cereza usando visión artificial" Magister en Automatización Industrial, Universidad Nacional de Colombia, Sede Manizales. 2005
- [6] H. Fujiyoshi y T. Kanade. Layered detection for multiple overlapping objects. IEICE TRANS. INF. & SYST., VOL. E87-D, NO.12 December. 2004
- [7] T. Xie, N. Tillmann and P. Lakshman, "Advances in Unit Testing: Theory and Practice," in IEEE/ACM 38th International Conference on Software Engineering Companion (ICSE-C), Austin, TX, pp. 904-905, 2016.
- [8] A. Subramanian, "Integration of Natural User Interface in a Real-World Environment," in 2015 IEEE International Conference on Computational Intelligence & Communication Technology, Ghaziabad, pp. 714-718, 2015.