

## EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS DE TEXTURA PARA COTEJO DE PROYECTILES EN BALÍSTICA.

### Texture feature extraction for bullets matching in ballistics

#### RESUMEN

Debido al contacto entre el interior del cañón y el proyectil al disparar un arma de fuego, quedan impresas marcas sobre la superficie del proyectil. Estas marcas son características de cada tipo de arma y más allá pueden ser interpretadas como su "huella digital". Un reconocimiento de las características que presentan estas marcas conduciría a identificar cada arma de manera tan efectiva como las huellas digitales permiten identificar los sujetos.

Se presenta en este trabajo, un conjunto de características de diferente naturaleza, las cuales resultan útiles en la descripción de la textura que se presenta en las imágenes de las superficies de proyectiles disparados por armas de fuego.

**PALABRAS CLAVES:** Extracción de características, cotejo de proyectiles, balística

#### ABSTRACT

*Due at contact between barrel and projectile in a shoot of a firearm, there is mark which are left in bullet's surface. These marks are characteristics of each firearm and further could be interpreted as its "fingerprint". By recognizing the characteristics which are present in these marks would lead to identify each firearm as effectively as fingerprints allows identify characters.*

*Is presented in the present work, a set of several nature characteristics, which are useful in description of fired bullet's surface image texture.*

**KEYWORDS:** Feature extraction, bullets matching, ballistics.

#### 1. INTRODUCCIÓN

La identificación de armas de fuego permite unir un crimen con un individuo sospechoso. La necesidad de procesos de identificación más confiables, repetibles y reproducibles se ha convertido en el tema de estudio de muchos investigadores, debido a la importancia que representa en la solución de casos relacionados con armas de fuego.

En la identificación de armas se usan las marcas impresas en los proyectiles cuando el arma ha sido disparada. Debido al contacto del proyectil con el interior del cañón, aparecen dos tipos de marcas que presentan diferentes características, unas llamadas características de clase que dependen del tipo de arma (compañía fabricante), permiten identificar parámetros generales tales como la marca, el modelo y el calibre del arma; mientras otras más especiales llamadas características individuales, proporcionan la posibilidad de identificar cada arma en particular, debido a finas imperfecciones en la elaboración de las piezas del arma que entran en contacto con el proyectil.

La gran cantidad de casos que son investigados y presentan relación con el uso de armas de fuego van en aumento, debido al acceso relativamente sencillo a estas de forma legal o ilegal. Luego, la identificación de armas de fuego en materia judicial es una tarea que demanda además de confiabilidad y exactitud, velocidad de procesamiento de la evidencia; y es aquí en este punto donde cobra importancia el uso de sistemas de procesamiento de imágenes digitales. Los sistemas automáticos de procesamiento de imágenes son herramientas para agilizar la comparación de evidencia reduciendo rápidamente el número de candidatos; sin embargo son los peritos y técnicos en balística, quienes deben tener a cargo la evaluación del desempeño de los sistemas automáticos de reconocimiento y la emisión de los resultados.

En la actualidad existen varios dispositivos en forma comercial y en estado de prueba, para hacer identificación de armas de fuego. Los dos sistemas de identificación automática de armas de fuego más reconocidos son manufacturados por la compañía IBIS en Montreal-Canadá, y el FBI (Drugfire) en Estados Unidos. Por otra parte una compañía canadiense, Walsh

#### JEISON MÉNDEZ GARCÍA

Estudiante Ingeniería Física  
Grupo de Investigación en  
Ingeniería Física (GIIF)  
Universidad Tecnológica de  
Pereira  
jmendez@utp.edu.co

#### JORGE HERNANDO RIVERA

Ingeniero Electrónico, M. Sc.  
Profesor titular  
Universidad Tecnológica de  
Pereira  
Grupo de Investigación en  
Ingeniería Física (GIIF)  
j.rivera@utp.edu.co

#### JOSE SOTO MEJÍA

Físico, Ph. D.  
Profesor titular  
Universidad Tecnológica de  
Pereira  
jomejia@utp.edu.co

Automation, desarrolló un sistema comercial llamado "Bulletproof", el cual puede adquirir y almacenar imágenes de proyectiles y vainillas, luego de manera automática buscar en una base de datos estriaciones características sobre los proyectiles. Sin embargo, el usuario debe igualar las marcas impresas o estrías sobre el proyectil.

Esta limitación del sistema con respecto a los proyectiles ha hecho prohibitivo su uso. En Australia la universidad Edith Cowan, y el Instituto Australiano de Seguridad y de Tecnología Aplicada han desarrollado el "Fireball-Firearm Identification", el cual es reconocido en la actualidad como el sistema de identificación de armas más pequeño en el mundo. El Fireball tiene la capacidad de almacenar y recuperar imágenes de la parte posterior de las vainillas y luego de forma interactiva obtener la posición métrica de la impresión del percutor, la marca del eyector, y la marca del extractor. La limitación de este sistema es que, la posición y la forma de las impresiones en las imágenes debe ser trazada manualmente por el usuario; a pesar de lo anterior el sistema ha estado cuatro años en funcionamiento. Por el momento sigue sin resolverse el problema de análisis, almacenamiento y adquisición de las imágenes de proyectiles [1,2].

## 2. TEXTURA

La textura está definida como toda variación de los datos a una escala más pequeña que la escala de interés., por ejemplo, si se está interesado en identificar una persona que luce una camisa hawaiana, el patrón de las figuras en la camisa es considerado como textura [3]. Aunque no existe una definición formal del concepto de textura, este descriptor de las imágenes proporciona intuitivamente medidas de propiedades tales como suavidad, rugosidad y regularidad [4].

Las texturas presentan dos importantes características que deben ser tomadas en cuenta [5]:

- Las texturas presentes en una imagen dependen de la escala, es decir, depende directamente de la distancia a la cual la imagen es adquirida.
- Las texturas dependen de la geometría de la figura, es decir, bajo diferentes entornos de iluminación las texturas obtenidas son diferentes.

Las texturas en una imagen pueden ser el resultado de: variaciones en los tonos o colores que esta presenta, ó variaciones en la forma de la superficie representada por la imagen, es decir, aunque la imagen esté uniformemente coloreada, la textura aparecerá en forma de sombras y regiones mejor iluminadas. Lo anterior aplica en imágenes, denominadas imágenes ópticas. Sin embargo, las texturas pueden aparecer en imágenes, no-ópticas, como lo son por ejemplo las provenientes de técnicas como resonancia magnética, ultrasonido y termografía entre otras.

Sin embargo desde el punto de vista de análisis de texturas, imágenes ópticas y no-ópticas son tratadas de la misma forma [3].

### 2.1. Enfoque estadístico de la descripción de texturas

Teniendo en mente que las imágenes pueden ser entendidas como un conjunto discreto de datos, donde cada uno representa la intensidad de determinado pixel.

El n-ésimo momento alrededor de la media de un conjunto discreto de datos está dado por [5]:

$$\mu_n = \sum_{i=0}^L (z_i - m)^n p(z_i) \quad (1)$$

donde  $z_i$  representa una variable aleatoria discreta,  $p(z)$  es el histograma de la imagen, que a su vez puede ser interpretado como la probabilidad de ocurrencia de algún nivel de gris de la imagen,  $L$  es el máximo nivel de gris que puede tomar la imagen (este depende si la imagen es de 8- bits, 16-bits, etc.) y  $m$  es la media o intensidad promedio de la imagen.

Se presenta a continuación un conjunto de descriptores de textura, útiles en la representación estadística de las imágenes digitales [4,5]:

$$m = \sum_{i=0}^L z_i p(z_i) \quad \text{Intensidad promedio.} \quad (2)$$

$$\sigma = \sqrt{\mu_2(z)} \quad \text{Contraste promedio} \quad (3)$$

$$R = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2} \quad \text{Medida de la suavidad relativa} \quad (4)$$

$$\mu_3 = \sum_{i=0}^L (z_i - m)^3 p(z_i) \quad \text{Medida de la asimetría del histograma} \quad (5)$$

$$U = \sum_{i=0}^L p(z_i)^2 \quad \text{Uniformidad de niveles de gris} \quad (6)$$

$$e = - \sum_{i=0}^L p(z_i) \log p(z_i) \quad \text{Entropía} \quad (7)$$

Existe sin embargo, otra forma de extraer características estadísticas de las imágenes, teniendo en cuenta no solamente la distribución de los niveles de gris en la imagen, sino también la posición relativa de pixeles que tienen iguales, o casi iguales niveles de intensidad. Esta forma de describir la textura posibilita la identificación de patrones de textura [4].

**Teorema 1.** Sea  $P$  un operador de posición y  $A$  una matriz  $k \times k$  ( $k$  depende del número de niveles de gris diferentes). El elemento  $a_{ij}$  es el número de veces que aparecen los puntos con el nivel de gris  $z_i$  (en la posición especificada por  $P$ ) en relación con los puntos con el nivel de gris  $z_j$ , con  $i \geq 1$  y  $j \leq k$ .

Se define la **matriz de co-ocurrencia de niveles de gris** de una imagen así:

$$C = \frac{1}{n} A \quad (8)$$

donde  $n$  representa el número total de pares de puntos que satisfacen el operador de posición  $P$ .

De esta manera  $c_{ij}$  es una estimación de la probabilidad conjunta de que un par de puntos que satisfacen  $P$ , tengan valores  $(z_i, z_j)$ .

Esta forma de describir las texturas que se presentan en las imágenes, es recomendada para describir patrones presentes en las mismas [4].

Un conjunto de descriptores útiles en la extracción de características a partir de la **matriz de co-ocurrencia de niveles de gris** incluye [4,5]:

$$\sum_i \sum_j |i - j|^2 c_{ij} \quad \text{Contraste} \quad (9)$$

$$\sum_i \sum_j \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j) c_{ij}}{\sigma_i \sigma_j} \quad \text{Correlación} \quad (10)$$

$$\sum_i \sum_j c_{ij}^2 \quad \text{Energía o Uniformidad} \quad (11)$$

$$\sum_i \sum_j \frac{c_{ij}}{1 + |i - j|} \quad \text{Homogeneidad} \quad (12)$$

### 2.2. Enfoque espectral de la descripción de texturas

El espectro de Fourier de una imagen es ampliamente usado porque permite detectar la presencia de patrones periódicos o cuasi-periódicos globales en las imágenes. Tales patrones aunque son fácilmente distinguibles como concentraciones de alta energía en el espectro, generalmente son bastante difíciles de detectar usando métodos de dominio espacial por la naturaleza local de esas técnicas [2].

La transformada de Fourier de una función discreta de dos variables (imagen digitalizada)  $f(x, y)$ , de tamaño  $M \times N$ , está dada por:

$$F(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-j2\pi(ux/M + vy/N)} \quad (13)$$

donde  $u = 0, 1, 2, \dots, M - 1$  ;  $v = 0, 1, 2, \dots, N - 1$ .

Son consideradas tres características del espectro de Fourier que son útiles para la descripción de la textura [4]:

- Picos prominentes del espectro que dan la dirección principal de los patrones de textura.
- La localización de los picos en el plano de la frecuencia da el período espacial fundamental de los patrones.
- La eliminación de los componentes periódicos durante el filtrado deja elementos no periódicos de la imagen, que se pueden describir mediante técnicas estadísticas.

La detección e interpretación de las características se simplifica expresando el espectro en coordenadas

polares, para producir una función  $S(r, \theta)$ . Para  $\theta$  fijo, la función  $S(r, \theta)$  se puede considerar una función unidimensional  $S_\theta(r)$ , de forma similar para cada frecuencia espacial  $r$ , se puede considerar como una función unidimensional  $S_r(\theta)$ .

Analizando  $S_\theta(r)$  para un valor fijo de  $\theta$  se obtiene el comportamiento del espectro a lo largo de una dirección radial desde el origen, mientras que analizando  $S_r(\theta)$  para un valor fijo de  $r$ , se obtiene el comportamiento a lo largo de un semicírculo de radio  $r$  centrado en el origen. Luego una descripción más global se puede obtener sumando las variaciones, así:

$$S(r) = \sum_{\theta=0}^{\pi} S_\theta(r) \quad (14)$$

$$S(\theta) = \sum_{r=1}^R S_r(\theta) \quad (15)$$

En general, para un espectro de tamaño  $M \times N$   $R = \text{mayor}(M, N)/2$ .

Los descriptores que normalmente se utilizan para caracterizar el comportamiento de las funciones  $S(r)$  y  $S(\theta)$  son: La localización de su valor máximo, la media, la varianza de la amplitud y de las variaciones axiales, además de la distancia entre los valores máximo y medio de la función [4].

### 3. BASE DE DATOS

La base de datos para el experimento consta de 4 proyectiles de 4 armas diferentes (subametralladora UZI 9mm, 2 subametralladoras MP5 y una Glock 17), todas estas poseen cañón con estriado hexagonal.

Las imágenes son obtenidas con un equipo dispuesto como se muestra en la figura 1: Sistema fotográfico digital de alto rendimiento para fotomicrografía de alta resolución (Leica DFC490), microscopio estereoscópico Leica MZ6 y Software LAS (Leica Application Suite).

Luego se realizó un proceso de “desenvolvimiento” de la superficie de cada proyectil para obtener imágenes como las mostradas en figura 2.

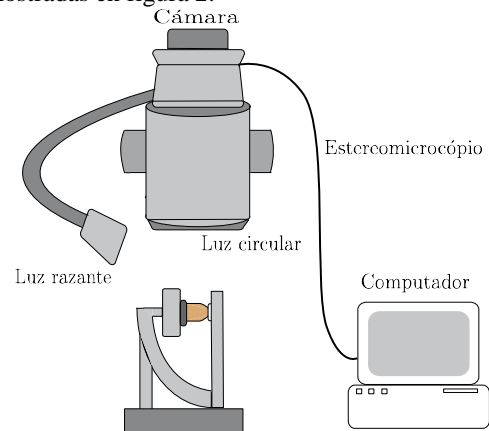


Figura 1. Disposición de equipos para adquisición de imágenes



Figura 2. Superficie “desenvuelta” de un proyectil

#### 4. RESULTADOS EXPERIMENTALES

Se obtuvieron matrices que contienen las características mencionadas en las secciones 2.1 y 2.2, y se incluyen ejemplos de las características extraídas. Los datos se organizan en las tablas según la siguiente codificación:

Código	Arma
A	Sub-ametralladora MP5, N88154
B	Sub-ametralladora MP5, N88206
C	Sub-ametralladora UZI, cal. 9mm
D	Glock Mod.17, cal. 9mm

Tabla 1. Códigos de las clases de armas

código	descriptor	código	descriptor
1	Intensidad promedio	R1	Máximo $S(r)$
2	Contraste promedio	R2	Media $S(r)$
3	Suavidad relativa	R3	Máximo-Media $S(r)$
4	Skewness	R4	Desviación estándar $S(r)$
5	Uniformidad	A1	Máximo $S(\theta)$
6	Entropía	A2	Media $S(\theta)$
7	Contraste	A3	Máximo-Media $S(\theta)$
8	Correlación	A4	Desviación estándar $S(\theta)$
9	Energía (uniformidad)	A5	Angulo del máximo
10	Homogeneidad		

Tabla 2. Códigos de las características

	1	2	3	4	5	6
A	131,3475	73,3543	0,0764	-0,2605	0,0165	5,9607
B	129,8166	73,3171	0,0764	-0,1039	0,0164	5,9611
C	130,0024	73,3443	0,0764	-0,1633	0,0165	5,9596
D	130,3069	73,1180	0,0760	-0,1739	0,0168	5,9464

Tabla 3. Características a partir de los histogramas

	7	8	9	10
A	0,2500	0,9702	0,0839	0,8907
B	0,2245	0,9733	0,0868	0,8990
C	0,2780	0,9669	0,0824	0,8855
D	0,2640	0,9685	0,0821	0,8852

Tabla 4. Características a partir de la MCNG

	R1	R2	R3	R4
A	10945249	219640	704926	10725608
B	7315296	224511	694504	7090785
C	11955776	233733	820806	11722043
D	8207832	223764	682021	7984068

Tabla 5. Características a partir de  $S(r)$

	A1	A2	A3	A4	A5
A	10945249	219640	704926	10725608	90
B	10834690	222092	750900	10612598	88
C	11955776	233733	820806	11722043	90
D	8207832	223764	682021	7984068	90

Tabla 6. Características a partir de  $S(\theta)$

#### 4.1. ANÁLISIS DE VARIANZA (ANOVA)

La técnica de análisis de varianza de un factor, permite determinar si la media de los datos medidos para determinada característica difiere entre grupos, en un intervalo de confianza del 95%, es decir, si es probable que esa característica permita diferenciar entre grupos. Para el experimento, cada grupo o nivel de tratamiento representa un arma diferente.

Antes de realizar el análisis de varianza, se realizaron las respectivas pruebas de normalidad y homocedasticidad, las cuales permiten contrastar supuestos sobre la población, para que la realización de ANOVA tenga sentido.

Como resultados, las pruebas de *Levene* y *Shapiro-Wilk*, indicaron que efectivamente los datos de cada grupo provienen de poblaciones normales y que las varianzas de los grupos pueden ser consideradas homogéneas. Lo anterior fue aplicado a cada característica del conjunto.

#### 4.1.4. Comparación múltiple de varianzas

Para cada característica se realizó el proceso de comparaciones múltiples entre las medias de los grupos, para determinar cuáles de ellos podrían llegar o no a ser iguales. El intervalo para diferencia de medias fue calculado usando la medida de tendencia central de *Tukey*.

Los resultados se presentan en las tablas 7, 8 y 9.

Característica	Grupos Diferentes
Contraste	1 2
	2 3
	2 4
Correlación	2 3
	2 4
Energía	1 2
	2 3
	2 4
Homogeneidad	1 2
	1 4
	2 3
	2 4

Tabla 7. Múltiple comparación de medias. Características de MCNG

Característica	Grupos Diferentes
Uniformidad	2 3
	2 4
Entropía	2 4

Tabla 8. Múltiple comparación de medias. Características de Histograma

Característica	Grupos Diferentes
Desvest ( $S(r)$ )	1 3
	2 3
Posición del máximo ( $S(\theta)$ )	1 2
	2 3
	2 4

Tabla 9. Múltiple comparación de medias. Características del espectro

## 5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Las características extraídas permiten diferenciar entre clases de armas, sin embargo, no se encontró una característica que fuera significativamente diferente para todas las clases. La información extraída a partir de la matriz de coocurrencia de niveles de gris (MCNG), es la que permite diferenciar mejor entre los grupos.

La información obtenida a partir de los espectros de las imágenes no presentó mayor diferencia entre los grupos, lo cual se puede deber a la irregularidad del estriado producido por el cañón poligonal de las armas usadas.

**Agradecimientos:** Laboratorio de comparación balística de la fiscalía general de la nación seccional Pereira. Dr. Jaime Granada Hincapie.

## 6. BIBLIOGRAFÍA

- [1] Dongguang Li. "Ballistics projectile image analysis for firearm identification", *IEEE Transactions on image processing*. Vol 15, N°10, pp. 2857-2865, 2006.
- [2] Dongguang Li. "Firearm identification system based on ballistics image processing", *IEEE Transactions on image processing. Congress on image and signal processing*. Vol 3, pp 149-154, 2008.
- [3] M. Petrou and P. García. *Image processing Dealing with texture*, England: Jhon Wiley & Sons, 2006.
- [4] R. C. González and R. E. Woods. *Tratamiento digital de imágenes*. Delaware: Addison-Wesley, 1996.
- [5] R. C. Gonzales and R. E. Woods. *Digital image processing using Matlab*. Prentice Hall, 2003.