

Tarea 1

Ortega de la Paz Rafael

Reconocimiento de patrones

Fecha de entrega: 04/09/26

1. Ejercicios

Los ejercicios 1 y 2 deben de realizarse **a mano**, se debe de escribir de forma clara y ordenada su procedimiento y los resultados obtenidos. Para el ejercicio 3 puede escribir su investigación en un documento de word.

1.1. Momentos Hu

A partir de la imagen mostrada a continuación, calcular los momento Hu[1] y Hu[2]. No olvide aplicar la escala logarítmica vista en clase a los momentos calculados.

$$I = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Píxeles con valor 1, (x,y) : $(1,1)(2,1)(3,1)(1,2)(1,3)(1,4)(2,4)(3,4)(4,4) \rightarrow 9$ píxeles en total

Paso 1 - Momentos espaciales

$$M(p,q) = \sum x^p \cdot y^q \cdot f(x,y) \quad (\text{sumar sobre todos los píxeles } x,y)$$

M_{00}	$\sum f$	$1+1+1+1+1+1+1+1+1$	9
M_{10}	$\sum x f$	$1+2+3+1+1+1+2+3+4$	18
M_{01}	$\sum y f$	$1+1+1+2+3+4+4+4+4$	24
M_{20}	$\sum x^2 f$	$1+4+9+1+1+1+4+9+16$	46
M_{02}	$\sum y^2 f$	$1+1+1+4+9+16+16+16+16$	80
M_{11}	$\sum xy f$	$1+2+3+2+3+4+8+12+16$	51

Paso 2 - Centraide

$$x_c = M_{10}/M_{00} = 18/9 = 2$$

$$y_c = M_{01}/M_{00} = 24/9 = 8/3 = 2.6667$$

Paso 3 - Momentos centrales

$$\mu(p, q) = \sum (x - x_c)^p \cdot (y - y_c)^q \cdot f(x, y)$$

* Atrajo: $\mu(p, q) = M(p, q) - (\text{términos con el centraide})$

$$\mu_{00} = M_{00} = 9$$

$$\mu_{10} = 0, \mu_{01} = 0 \quad (\text{siempre, por definición centraide})$$

$$\mu_{20} = M_{20} - x_c \cdot M_{10} = 46 - 2 \cdot 18 = 46 - 36 = 10$$

$$\mu_{02} = M_{02} - y_c \cdot M_{01} = 80 - (8/3) \cdot 24 = 80 - 64 = 16$$

$$\mu_{11} = M_{11} - x_c \cdot M_{01} = 51 - 2 \cdot 24 = 51 - 48 = 3$$

Paso 4 - Momentos normalizados

$$\eta(i, j) = \mu(i, j) / M_{00}^g, \text{ con } g = 1 + (i + j) / 2.$$

$$\text{Para orden } i + j = 2: \quad g = 2 \rightarrow M_{00}^2 = 9^2 = 81$$

$$\eta_{20} = 10/81 = 0.12346 \quad \eta_{02} = 16/81 = 0.19753$$

$$\eta_{11} = 3/81 = 1/27 = 0.03704$$

Paso 5 - Momentos de Hu

$$Hu[1] = \eta_{20} + \eta_{02} = 10/81 + 16/81 = 26/81 = 0.32099$$

$$Hu[2] = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4 \cdot \eta_{11}^2 = (-6/81)^2 + 4 \cdot (3/81)^2 =$$

$$36/6561 + 36/6561 = 72/6561 = 8/729 = 0.01097$$

Paso 6 - Escala logarítmica

$Hu_log[i] = -\text{signo}[Hu[i] \cdot \log_{10}(|Hu[i]|)]$. Ambos valores de Hu son positivos.

$$Hu_log[1] = -\log_{10}(0.32099) = 0.4935$$

$$Hu_log[2] = -\log_{10}(0.01097) = 1.9596$$

	$Hu[1]$	$Hu[2]$
valor	$26/81 = 0.32099$	$8/729 = 0.01097$
escala log	0.4935	1.9596

1.2. GLCM

A partir de la imagen mostrada a continuación, calcular la GLCM normalizada en las direcciones oeste a este y norte a sur para la imagen proporcionada a una distancia de pixel 1, así como el contraste, la energía y entropía. Note que para cada dirección tendrá 3 características extraídas, dando un total de 6 características por las dos direcciones.

$$I = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 2 & 2 & 3 \\ 0 & 1 & 1 & 2 & 3 & 3 \\ 1 & 1 & 4 & 2 & 3 & 4 \\ 2 & 4 & 2 & 3 & 3 & 4 \\ 3 & 3 & 4 & 4 & 4 & 5 \\ 3 & 4 & 4 & 5 & 5 & 2 \end{bmatrix}$$

- (1) contar los pares de niveles de gris en la dirección elegida,
- (2) hacer la matriz simétrica sumando su transpuesta (dirección + dirección opuesta)
- (3) normalizar dividiendo entre el total de pares
- (4) calcular los descriptores

$$\text{Contraste} = \sum (i - j)^2 \cdot P(i, j)$$

$$\text{ASM} = \sum P(i, j)^2 \quad \text{Energía} = \sqrt{\text{ASM}}$$

$$\text{Entropía} = - \sum P(i, j) \cdot \ln(P(i, j)) \quad (\text{solo sobre } P > 0)$$

Dirección Oeste $\rightarrow$ Este (horizontal)

GLLM direccional, 30 pares (fila i = pixel de referencia, columna j = vemos a la derecha):

Simétrica $G + G^T$ (total = 60)

$i \backslash j$	0	1	2	3	4	5
0	1	2	0	0	0	0
1	0	2	2	0	1	0
2	0	0	1	1	1	0
3	0	0	0	3	1	0
4	0	0	2	0	3	2
5	0	0	1	0	0	1

$j \backslash i$	0	1	2	3	4	5
0	2	2	0	0	0	0
1	2	1	2	0	1	0
2	0	2	2	1	3	1
3	0	0	1	6	1	0
4	0	1	3	1	6	2
5	0	0	1	0	2	2

$$P = (G + G^T) / 60 \quad \text{Contraste} = 88 / 60 = 1.4667$$

$$\text{ASM} = 210 / 3600 = 0.05833 \rightarrow \text{Energía} = \sqrt{\text{ASM}} = 0.2415$$

$$\text{Entropía} = - \sum P \cdot \ln P = 2.9561 \quad (\text{con } \log_2 \text{ en vez de } \ln: 4.2647)$$

Dirección Norte $\rightarrow$ Sur (vertical)

Simétrica $G + G^T$ (total = 60)

$i \backslash j$	0	1	2	3	4	5
0	1	2	0	0	0	0
1	0	2	1	0	2	0
2	0	0	2	3	1	0
3	0	0	0	4	1	0
4	0	0	1	1	2	3
5	0	0	1	0	0	0

$j \backslash i$	0	1	2	3	4	5
0	2	2	0	0	0	0
1	2	1	1	0	2	0
2	0	1	4	3	2	1
3	0	0	3	8	1	0
4	0	2	2	5	4	3
5	0	0	1	0	3	0

$$P = (G + G^T) / 60 \quad \text{Contraste} = 90 / 60 = 1.6333$$

$$ASM = 230 / 3600 = 0.06389 \rightarrow \text{Energía} = \sqrt{ASM} = 0.2528$$

$$\text{Entropía} = - \sum P_i \ln P_i = 2.8901 \quad (\text{con } \log_2 \text{ en vez de } \ln: 4.1696)$$

Resumen - 4 características

Dirección	Contraste	Energía = $\sqrt{ASM}$	Entropía ($\ln$)
Oeste $\rightarrow$ Este	1.9667	0.2415	2.9566
Norte $\rightarrow$ Sur	1.6333	0.2528	2.8901

Reconocimiento de Patrones – Tarea 1

Ejercicio 3 – Investigación: Local Binary Patterns (LBP)

Fecha de entrega: 4 de septiembre de 2026

Nombre: Rafael Ortega de la Paz

Número de cuenta: 420054085

¿Qué son los Local Binary Patterns (LBP)?

Los Local Binary Patterns (LBP) son un descriptor de textura que codifica, para cada píxel de una imagen, el patrón local de intensidades de gris que lo rodea. La idea central es comparar el valor de gris del píxel central con los de sus vecinos inmediatos y representar el resultado de esas comparaciones como un número binario, el cual se convierte después a un valor decimal: el código LBP de ese píxel.

Definición formal

Para el píxel central de valor g_c se toma un vecindario circular de P puntos ubicados a un radio R . El valor de gris de cada vecino g_p se compara con el del centro mediante la función escalón:

$$\begin{aligned} s(z) &= 1 & \text{si } z \geq 0 \\ s(z) &= 0 & \text{si } z < 0 \end{aligned}$$

Los P bits resultantes, leídos en orden alrededor del vecindario, forman un número binario cuyo valor decimal es el código LBP del píxel:

$$\text{LBP}(P, R) = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) \cdot 2^p$$

Una vez etiquetada toda la imagen (o una región de interés), se construye el histograma de los códigos LBP obtenidos; ese histograma, normalizado, es el vector de características que finalmente se entrega al clasificador.

Procedimiento típico

- Se recorre la imagen píxel por píxel (o región por región).
- Para cada píxel central, se muestrean sus P vecinos en un círculo de radio R (el caso clásico y más simple es $P = 8$, $R = 1$, es decir, los 8 vecinos directos en una vecindad 3×3).
- Se compara cada vecino contra el centro con la función escalón $s(z)$, generando un bit por vecino.
- Los bits se concatenan en el orden del recorrido circular y se interpretan como un número binario, obteniendo el código LBP decimal del píxel.
- Se construye un histograma de frecuencias de todos los códigos LBP de la imagen o región, y se normaliza para usarlo como vector de características.

Propiedades clave

1. Invariancia a cambios monótonos de la escala de grises. Como el descriptor solo depende de las comparaciones “mayor / menor” entre el centro y sus vecinos, y no de los valores absolutos de intensidad, el LBP es muy robusto frente a variaciones de iluminación (por ejemplo, cambios globales de brillo o contraste no alteran el código).
2. Costo computacional muy bajo. El cálculo se reduce a comparaciones simples y operaciones de bits, por lo que puede aplicarse en tiempo real incluso en dispositivos con recursos limitados.
3. Patrones uniformes. Se dice que un patrón LBP es “uniforme” cuando presenta a lo sumo dos transiciones $0 \leftrightarrow 1$ en su representación circular (por ejemplo 00011110). Estos patrones uniformes concentran casi toda la información relevante de textura de la imagen —bordes, esquinas, manchas, zonas planas— y suelen agruparse aparte del resto para reducir la dimensionalidad del histograma.

Variantes

- LBP multi-resolución: combina varios pares (P, R) para capturar textura a distintas escalas espaciales.
- LBP riu2 (rotation invariant uniform): variante rotacionalmente invariante que agrupa los patrones uniformes sin importar su orientación, reduciendo aún más el número de patrones posibles.

Aplicaciones

El descriptor LBP se usa ampliamente en clasificación de texturas, reconocimiento facial (por ejemplo, como base de métodos clásicos de reconocimiento de rostros) y análisis de imágenes médicas, gracias a su bajo costo computacional y su robustez ante cambios de iluminación.

Referencias (APA 7)

- Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2018). *Digital image processing* (4.^a ed.). Pearson.
- Nixon, M. S., & Aguado, A. S. (2020). *Feature extraction and image processing for computer vision* (4.^a ed.). Academic Press.
- Pietikäinen, M., Hadid, A., Zhao, G., & Ahonen, T. (2011). *Computer vision using local binary patterns*. Springer.
<https://doi.org/10.1007/978-0-85729-748-8>
- Szeliski, R. (2022). *Computer vision: Algorithms and applications* (2.^a ed.). Springer.
- Ojala, T., Pietikäinen, M., & Mäenpää, T. (2002). Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(7), 971–987.
<https://doi.org/10.1109/TPAMI.2002.1017623>