

# Tarea 1 – Reconocimiento básico

Pedro Pablo Zavala Tejos  
Pontificia Universidad Católica

**Motivación** – El reconocimiento de patrones es una de las áreas que ha realizado un aporte significativo en el desarrollo tecnológico de la sociedad. Por ejemplo, la detección de tumores cancerígenos mediante radiografías médicas. Esta tarea consiste en la identificación de la forma de manos de imágenes al momento de jugar el juego Piedra, Papel o Tijera.

## I. SOLUCIÓN PROPUESTA

La solución se basa en un árbol de decisión binario como el de la figura 1. El primer nodo clasifica las manos según el valor de la coordenada x del centro de masa, con un umbral de 0.7150. Si es menor o igual, podría ser roca o tijera; si es mayor, se considera más probable que sea papel o tijera. Para poder distinguir entre una mano con forma de

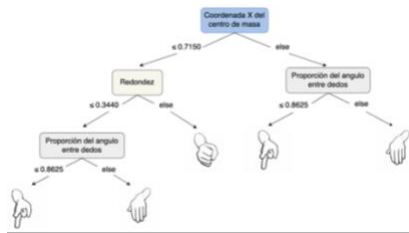


Figura 1. árbol de decisión

tijera o de roca, se evalúa la redondez de la figura. Si el valor es mayor a 0.3440, la mano se clasifica como roca. En caso contrario, se verifica la relación entre los ángulos formados por los dedos meñique y medio, respecto al ángulo formado por el dedo pulgar y el dedo medio. Si la razón es baja (menor o igual a 0.8625), se clasifica como tijera; de lo contrario, se clasifica como papel.

Si la coordenada x es mayor que el umbral, es más probable que la mano sea clasificada como tijera o papel, utilizando nuevamente la característica de la relación entre los ángulos de los dedos.

La clasificación se realiza con la función `classifier(x)`, utilizando la matriz de muestras y características obtenidas de cada imagen con la función `get_feature_data(img)`.

## II. EXPERIMENTOS REALIZADOS

Para los experimentos, utilizamos un conjunto de datos de 150 imágenes, divididas en tres clases: papel, piedra y tijera. Para cada imagen, eliminamos el borde del marco y extraemos

características. Inicialmente, exploramos la simetría vertical, pero como se observa en la figura 2, no fue efectiva para separar las clases. Luego, probamos con la redondez, logrando separar la clase de roca para  $threshold = 0.3440$ , como se muestra en la figura 3.

En el tercer experimento, distinguimos entre tijera

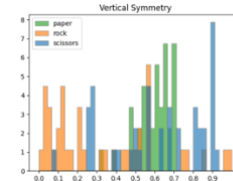


Figura 2. simetría vertical

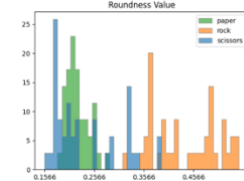


Figura 3. Redondez

y papel usando la razón de ángulos, lo que resultó una buena separación entre estas dos clases, con un  $threshold = 0.8625$ , como se ve en la figura 4.

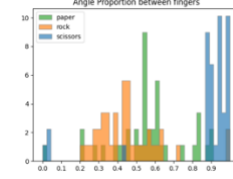


Figura 4. Razón de ángulos entre dedos

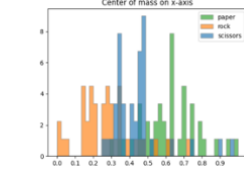


Figura 5. Centro de masa en x

Por último, para poder separar de manera equitativa cada clase, y poder clasificar cada figura del resto de las otras, utilizamos el centro de masa en x y lo definimos como nodo raíz. Los resultados de la figura 5 nos permiten ver la separación entre clases, por lo que determinamos un  $threshold = 0.7150$ .

Finalmente, Para la clasificación del modelo, empleamos un conjunto de datos de prueba con 10 imágenes por clase. Logramos una precisión total de 85%, con una precisión de prueba de 83.3% y una precisión de entrenamiento del 91.6%.

## III. CONCLUSIÓN

Nuestro modelo logra buenos resultados al emplear principalmente la redondez y la relación entre ángulos para clasificar imágenes en tres categorías. No obstante, la precisión del modelo puede ser afectada por factores como el punto de vista de la figura. Nuestro siguiente paso es adaptar nuestro modelo para procesar imágenes en color o en escala de grises y explorar características adicionales como la perspectiva espacial o las sombras.