

HACIA UNA EVALUACIÓN CUANTITATIVA DE LOS DETECTORES DE ESQUINAS: EL CASO DE LAS CURVAS ROC EMPÍRICAS

Luis E. Ituarte, M.Sc.
Área de Matemáticas Aplicadas
Universidad Católica de Santiago del Estero
Departamento Académico San Salvador
Lavalle 333. (4600) San Salvador de Jujuy. Jujuy.
Tel.: (0388) 423-6139, int. 230

Resumen

El Reconocimiento de Objetos y otras aplicaciones fundamentales de la Visión por Computador requieren de la extracción de puntos geométricos de interés como las esquinas (“corners”). Por ello, la selección de un adecuado detector de esquinas y de sus algoritmos es un hecho trascendental en el diseño de sistemas de Visión Artificial. Conforme a esta situación, una de las metodologías más promisorias para evaluar dichos detectores es la comparación cuantitativa basada en curvas ROC (“Receiver Operating characteristic”) empíricas. Debido a ello, el trabajo presentado explora la implementación de dicha comparación cuantitativa seleccionando un conjunto de casos de estudio procedentes de piezas de producción. Específicamente, este trabajo realiza una evaluación de los detectores de Harris y Stephens, de Paler *et al.* y de un detector de Coincidencia de Plantillas (“Template matching”). Finalmente, el mencionado trabajo ilustra los resultados obtenidos por la comparación de puntos experimentales y por los análisis de regresión de las curvas ROC para cada pieza escogida.

Palabras clave

Detección de Esquinas, Evaluación de Detectores de Esquinas, Curvas ROC, Procesamiento Digital de Imágenes, Procesamiento de Señales.

1.Introducción

Existe un gran interés en el estudio de las técnicas de detección de esquinas (“Corners”) debido a sus aplicaciones en el Reconocimiento de Objetos en 3D, la Inspección Visual Automática y el registro del Movimiento. De hecho, ciertas investigaciones recientes se han concentrado en la necesidad de evaluar cuantitativamente dichas técnicas de detección. Por ejemplo, Kanungo *et al.* [5] señala una metodología cuantitativa para evaluar técnicas de detección de flancos (“Edges”). Asimismo, dicho trabajo emplea curvas ROC (“Receiver Operating characteristic”) para investigar la eficiencia de dos detectores de dos líneas. Uno de estos detectores resulta de la combinación de un detector de flancos y una transformada Hough. Por otro lado, Bowyer and Phillips [1] comparan los algoritmos de ocho detectores de flancos. Adicionalmente, dicho trabajo utiliza curvas ROC empíricas y dos grupos de diez imágenes como muestra experimental. Entre los detectores de flancos empleados se pueden nombrar a los de Canny y de Sobel. En cuanto a los detectores de esquinas, Mohanna y Mokhtarian [6] realizan una comparación de dichos detectores empleando diversas medidas como la consistencia y la precisión. Además, este trabajo incluye la determinación de puntos experimentales a través del juicio experto de un conjunto de personas. De hecho, una esquina es elegida como tal cuando el consenso alcanza el 70% del panel de personas. Seguidamente, Rockett [8] realiza una evaluación del etiquetado (“Labeling”) de los detectores de esquinas basado en un conjunto de datos específicamente modelados y en una comparación de curvas ROC empíricas. La comparación realizada por el trabajo de Rockett incluye a los detectores de esquinas de Kitchen-Rosenfeld, de Paler *et al.* y de Harris-Stephens. A pesar de las diversas investigaciones publicadas, es posible afirmar que no existen trabajos que describan casos de estudio donde se incluyan piezas de producción. Por ello, sería de interés explorar la selección de un detector de esquinas empleando piezas industriales ó de producción. A continuación, el presente trabajo implementa una comparación cuantitativa de tres detectores de esquinas basados en curvas ROC empíricas. Los tres detectores seleccionados son el detector de Harris-Stephens [4], el Paler *et al.* [7] y el de Coincidencia de Plantillas (“Template matching”) [3]. Del mismo modo, las tres imágenes de piezas a procesar corresponden a ejemplos del proceso de inyección de plásticos (Fig. 1a) y del proceso de mecanizado (Fig. 1b y 1c).

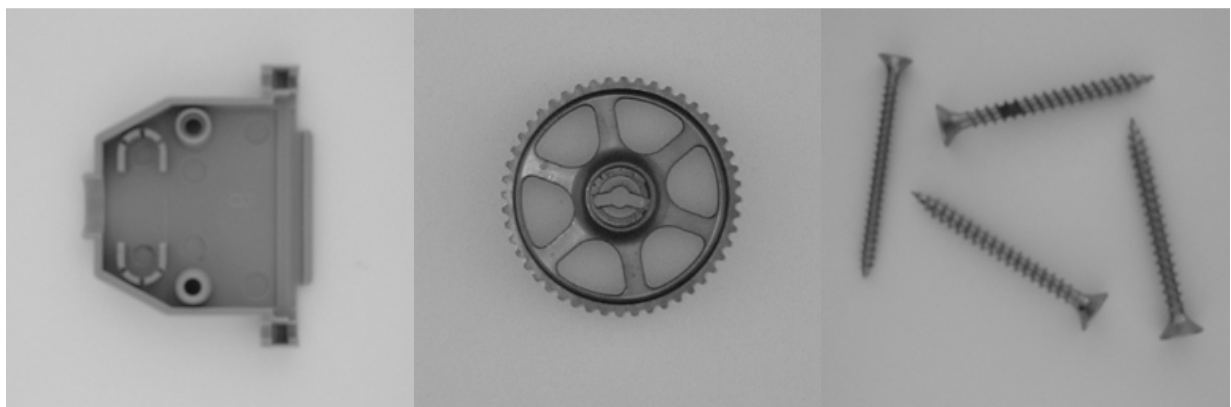


Fig. 1 – Imágenes de Piezas a procesar: a) Conector (Inyección de plástico), b) Engranaje (Mecanizado), c) Tornillos (Mecanizado).

2. Curvas ROC

Las curvas ROC ó de característica operativa de receptor son una herramienta útil para evaluar la eficiencia de detectores y clasificadores en áreas de la Visión por Computador. Un claro ejemplo es la evaluación de redes neuronales durante la clasificación de una condición binaria. Otro ejemplo es la evaluación de detectores de esquinas. Asimismo, dichas curvas presentan numerosas particularidades para comentar. Por un lado, las curvas ROC tienen su origen en la separación del Error de clasificación ó de detección. Esta separación define Errores de tipo I y de tipo II. Por ejemplo, el Error de tipo I es aquél que señala la presencia de una condición cuando no lo está en la realidad. La probabilidad de detectar esta clase de error se conoce como Fracción de Positivos falsos (FPF). Otro ejemplo es el Error de tipo II, en el cuál la condición está presente pero el detector ó clasificador no lo sabe. Si restamos este error de la unidad, obtenemos la Fracción de Positivos verdaderos (TPF):

$$\text{Fracción Positivos Verdaderos} = 1 - \text{Error tipo II}$$

Adicionalmente, las curvas ROC son curvas “no paramétricas”. De hecho, dichas curvas son producto de la combinación de las Fracciones de Positivos falsos y verdaderos (Fig. 2). Por esta razón, las curvas ROC no incluyen explícitamente a los valores de umbrales de activación (“Thresholds”). Sin embargo, ellas proveen información cualitativa respecto a todos los valores de umbrales posibles.

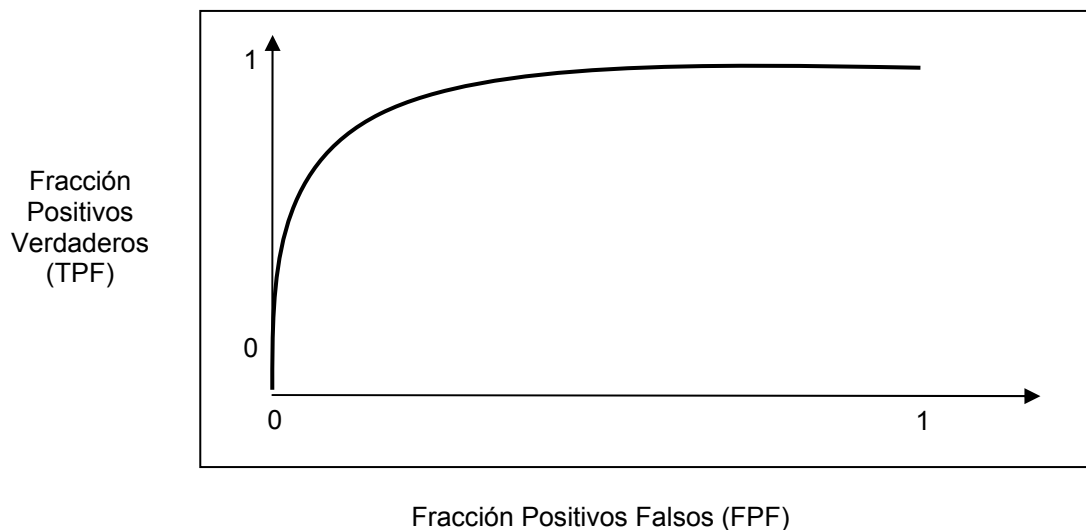


Fig. 2 – Ejemplo de Curva ROC. La cercanía de esta curva al eje de la fracción de positivos verdaderos (TPF) señala un comportamiento deseado

En otro orden de cosas, las curvas ROC precisan del cálculo de numerosas variables. En el caso específico de los detectores de esquinas, dicho cálculo es dependiente del número de esquinas presentes en la imagen a procesar. Razón por la cuál, la construcción de las curvas depende de la geometría de la pieza examinada. De hecho, la construcción mencionada es una aproximación experimental debido a la escasez de información proveniente de las imágenes.

A pesar de estas limitaciones experimentales, las curvas ROC proveen ventajas significativas cuando son utilizadas como medidas de eficiencia. Un ejemplo de dichas ventajas es la

representación gráfica del comportamiento del detector. Si la posición de la curva ROC es hacia la izquierda (TPF) y hacia arriba significa que el detector realiza su trabajo correctamente. En contraposición, si la curva esta cerca del diagonal geométrico significa que el detector no trabaja eficazmente.

Resumiendo, las curvas ROC son una herramienta válida para la evaluación de la eficiencia de los detectores de esquinas. Específicamente, la construcción de dichas curvas es dependiente de la geometría de las piezas.

A continuación, se describe la comparación de tres detectores de esquinas basados en la estimación de sus respectivas curvas ROC.

3. Detectores de Esquinas

3.1. Detector de Coincidencia de Plantillas (“Template Matching”)

La primera técnica de detección de esquinas a emplear se denomina de Coincidencia de Plantillas ó “template matching”[3]. Esta técnica proviene de los métodos de detección de flancos y posee un conjunto de 8 máscaras de convolución ó plantillas. Las primeras cuatro plantillas son destinadas a detectar esquinas verticales y horizontales (Fig. 3.1). Las cuatro plantillas restantes son para detectar esquinas oblicuas. Asimismo, la técnica funciona con aquella máscara ó plantilla que presente la respuesta R más elevada a la esquina detectada en la imagen. Por ejemplo, la Fig. 3.2 ilustra la aplicación de este detector de esquinas a la imagen denominada “cuatro tornillos”.

$$\begin{bmatrix} -4 & 5 & 5 \\ -4 & 5 & 5 \\ -4 & -4 & -4 \end{bmatrix}$$

Fig. 3.1 – Ejemplo de plantilla para la Técnica denominada “Template matching”. La plantilla de 3x3 píxeles detecta esquinas de localización inferior.

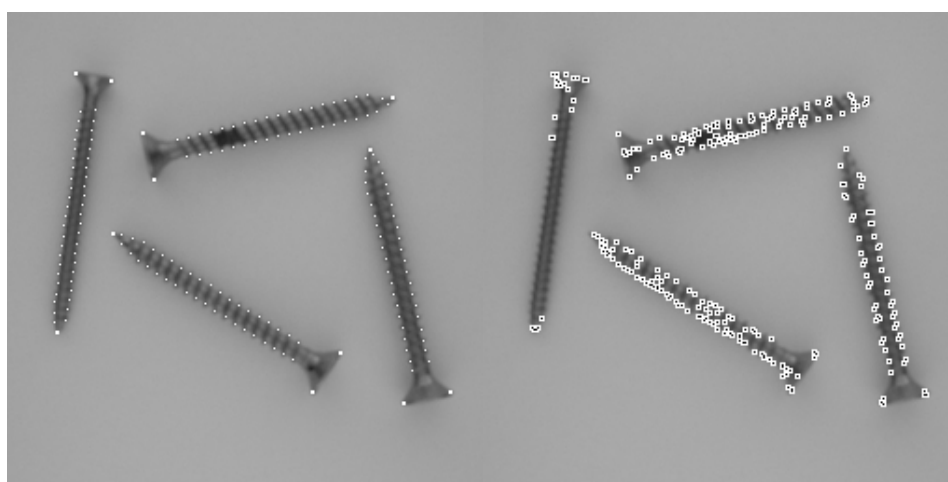


Fig. 3.2 – Detector de esquinas por Coincidencia de Plantillas (“Template matching”). La imagen izquierda describe la detección de esquinas por usuario experto (Manual). La imagen derecha muestra la detección de esquinas por Coincidencia de Plantillas (Automático).

A pesar de su facilidad de implementación, la técnica por Coincidencia de Plantillas posee algunas desventajas. Una de ellas es la limitación en el rango de ángulos a detectar. Concretamente, dicho ángulo es de solo 22 grados. Si se desea obtener mayor precisión, esta técnica requiere plantillas de mayores dimensiones. Sin embargo, la técnica mencionada aún puede ser útil en ciertos casos. Uno de ellos es el caso de la Inspección Visual Automática porque las piezas a inspeccionar podrían poseer una posición fija, su geometría sería conocida y sus condiciones ambientales podrían ser controladas.

3.2. Detector basado en Filtrado Mediano

La segunda técnica de detección de esquinas esta basada en la utilización del filtrado mediano descrito por Paler *et al.*[7]. Efectivamente, esta técnica aprovecha la acción significativa del filtro en los bordes de un objeto. Para ello, la técnica utiliza máscaras de 5x5 ó 3x3 píxeles y un umbral de selección. Posteriormente, dicha técnica subtrae la imagen filtrada de la original. El resultado es una imagen que resalta a las esquinas de los objetos. Sin embargo, la imagen producida frecuentemente presenta puntos excesivos debido al ruido. Para ello, Davies [2] sugiere una mejora basada en la selección previa de puntos potenciales. Por ejemplo, la Fig. 3.3 detalla la aplicación del detector de Paler *et al.*, con modificaciones sugeridas por Davies.

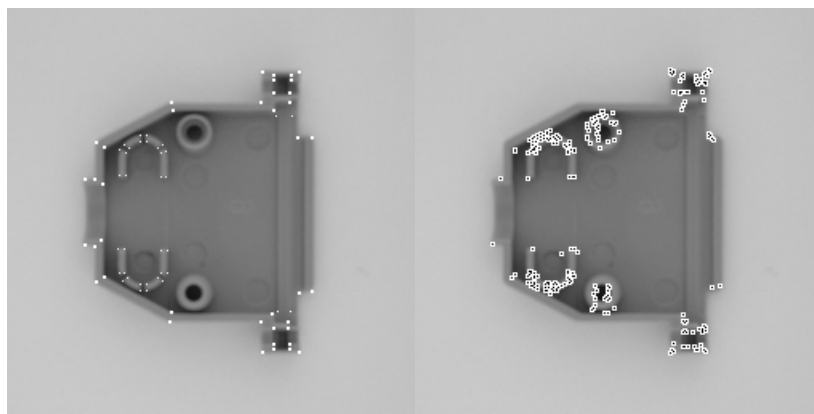


Fig. 3.3 – Detector de esquinas basado en Filtrado Mediano. La imagen izquierda describe la detección de esquinas por usuario experto (Manual). La imagen derecha muestra la detección de esquinas diseñada por Paler- Davies (Automático).

3.3. Detector de Esquinas de Harris-Stephens

La tercera técnica de detección de esquinas es denominada “Plessey” y fue desarrollada por Harris y Stephens [4]. Dicha técnica de detección de esquinas está basada en la función de autocorrelación local de la imagen a procesar. De hecho, la forma de la función de autocorrelación es descrita por la siguiente matriz:

$$M = \begin{bmatrix} A & C \\ C & B \end{bmatrix} \quad \text{donde: } A = X^2 \otimes w \quad B = Y^2 \otimes w \quad C = XY \otimes w$$

$w = \text{máscara de convolución circular}$

La técnica de detección de Harris y Stephens depende de las derivadas primeras de la intensidad de la imagen. Específicamente, la matriz M contiene a las derivadas mencionadas en:

$$X = \frac{\partial I}{\partial x} \quad Y = \frac{\partial I}{\partial y}$$

Por otro lado, la técnica mencionada define la siguiente respuesta R para una esquina:

$$R = Det(M) - \kappa [Tr(M)]^2$$

En este caso, “Det” es el determinante de la matriz M y “Tr” es su traza.

A continuación, la Fig. 3.4 describe la aplicación del detector de Harris-Stephens.

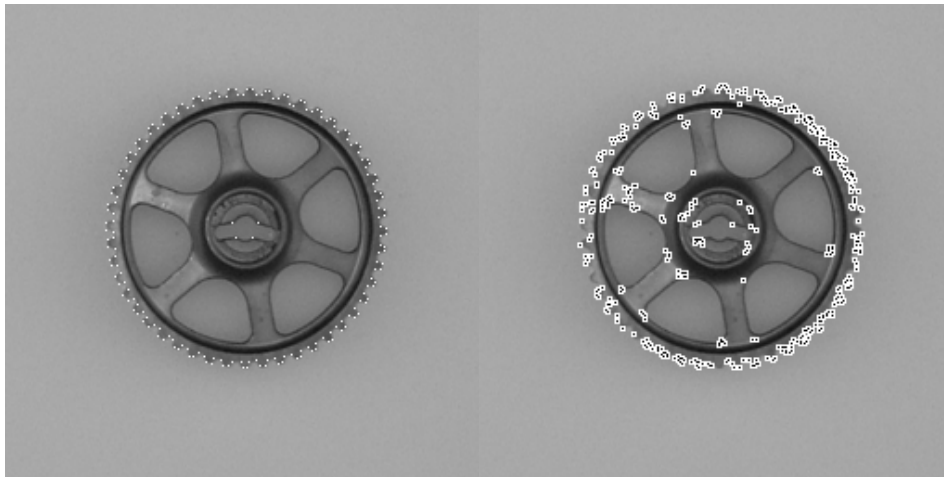


Fig. 3.4 – Detector de esquinas de Harris y Stephens (“Plessey”). La imagen izquierda describe la detección de esquinas por usuario experto (Manual). La imagen derecha muestra la detección de esquinas diseñada por Harris y Stephens (Automático).

4. Resultados de la Comparación de Detectores

Esta sección se subdividió en tres casos de estudio y sus respectivos resultados. El primer caso ó imagen procesada fue el de la cubierta de un conector de plástico. En esta imagen, el detector más efectivo fue el de Paler *et al.* Por ejemplo, la fracción de positivos verdaderos (TPF) alcanzó un valor del veinte por ciento del total de esquinas elegidas. Por otro lado, el detector de Harris y Stephens presentó resultados muy cercanos al anterior. Sin embargo, se observó que el detector de Paler y Davies detectó más esquinas a igual cantidad de falsos positivos. La Fig. 4.1 establece los puntos experimentales para la construcción de curvas ROC correspondientes a la imagen del conector de plástico.

Adicionalmente, el detector de Paler *et al.* presentó una curva ROC empírica con una calidad de ajuste adecuada. De hecho, el detector mencionado y sus puntos experimentales fueron estimados con un modelo de regresión cuadrática cuyo coeficiente de determinación R^2 fue de 99.6%. Los cálculos estadísticos fueron efectuados utilizando MINITAB™. Seguidamente, la Fig. 4.2 describe la curva ROC del detector de Paler *et al.* y sus bandas de confianza.

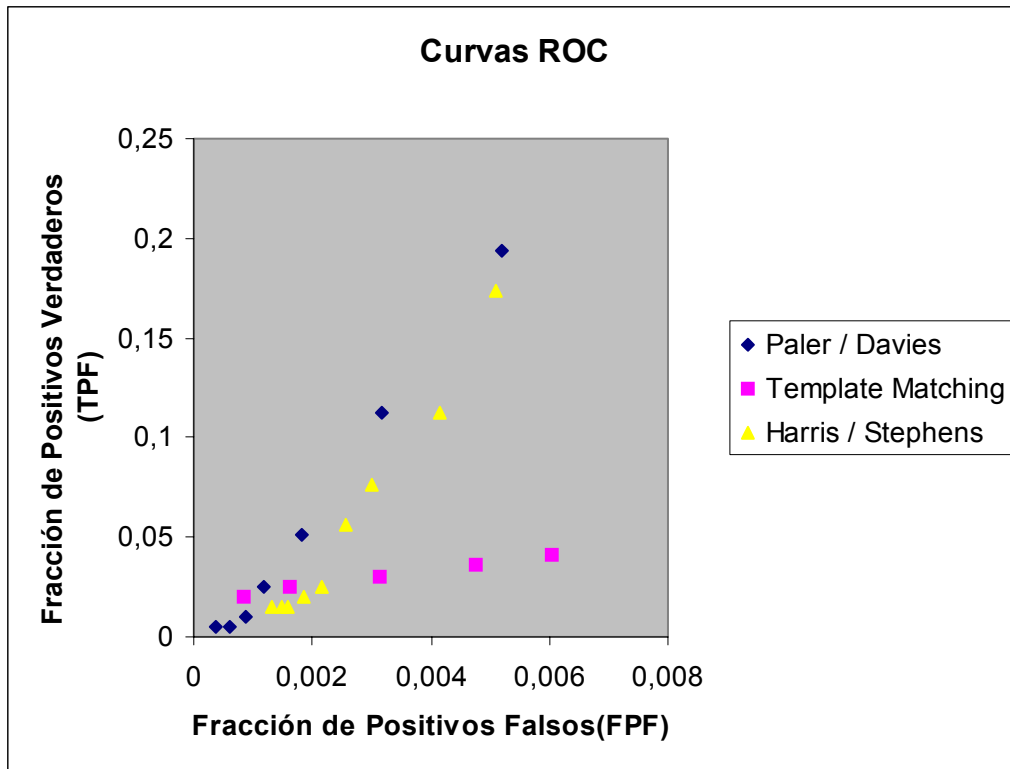


Fig. 4.1 – Comparación de Puntos Experimentales para la imagen denominada “Conector Plástico”

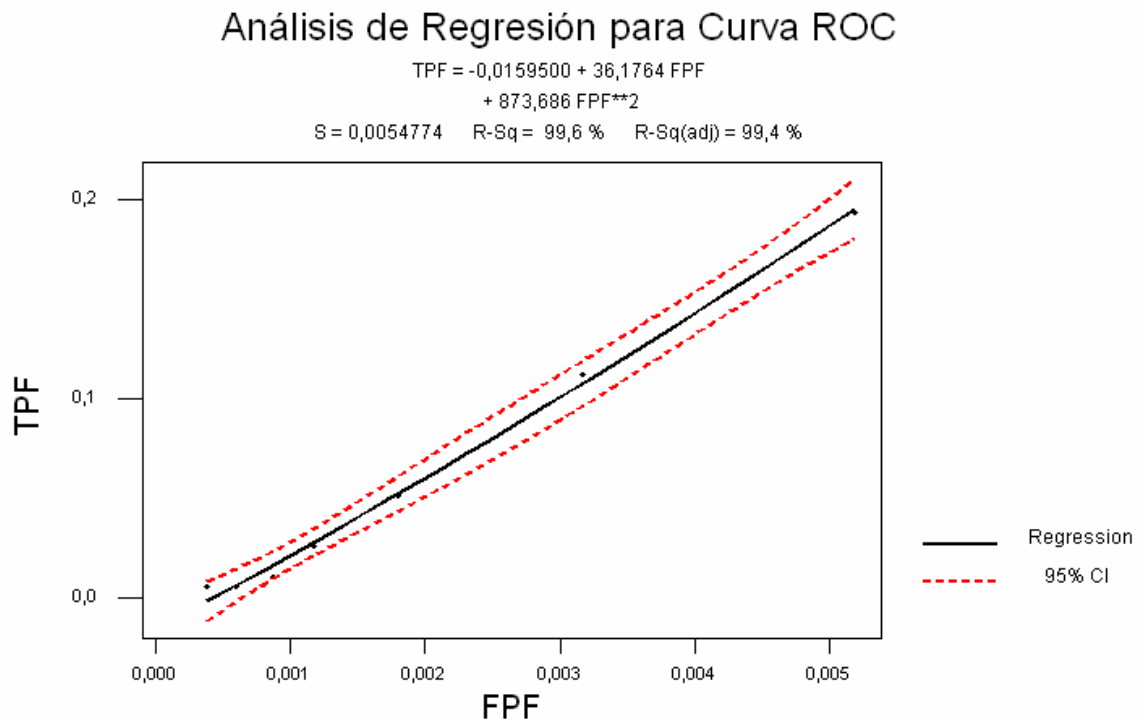


Fig. 4.2 – Curva ROC obtenida por Regresión para la imagen denominada “Conector Plástico”

El segundo caso ó imagen procesada fue el de un engranaje de automóvil. En este caso, las curvas ROC mostraron un mejor comportamiento por parte del detector de Esquinas de Harris y Stephens. Por ejemplo, se observa que para un 18% de positivos verdaderos (TPF), se obtiene menos de 0.1 % de positivos falsos (FPF). Contrariamente, los otros detectores mostraron una tendencia a cometer mayor cantidad de errores de detección. En esta imagen procesada, es importante señalar la diversidad en la orientación de las esquinas (La pieza es circular). La Fig. 4.3 señala los puntos experimentales para la comparación de curvas ROC de la imagen del engranaje. Adicionalmente, la Fig. 4.4 describe la curva ROC del detector de Harris y Stephens obtenida a través de un análisis de regresión con un coeficiente de determinación R^2 de 99.2 %.

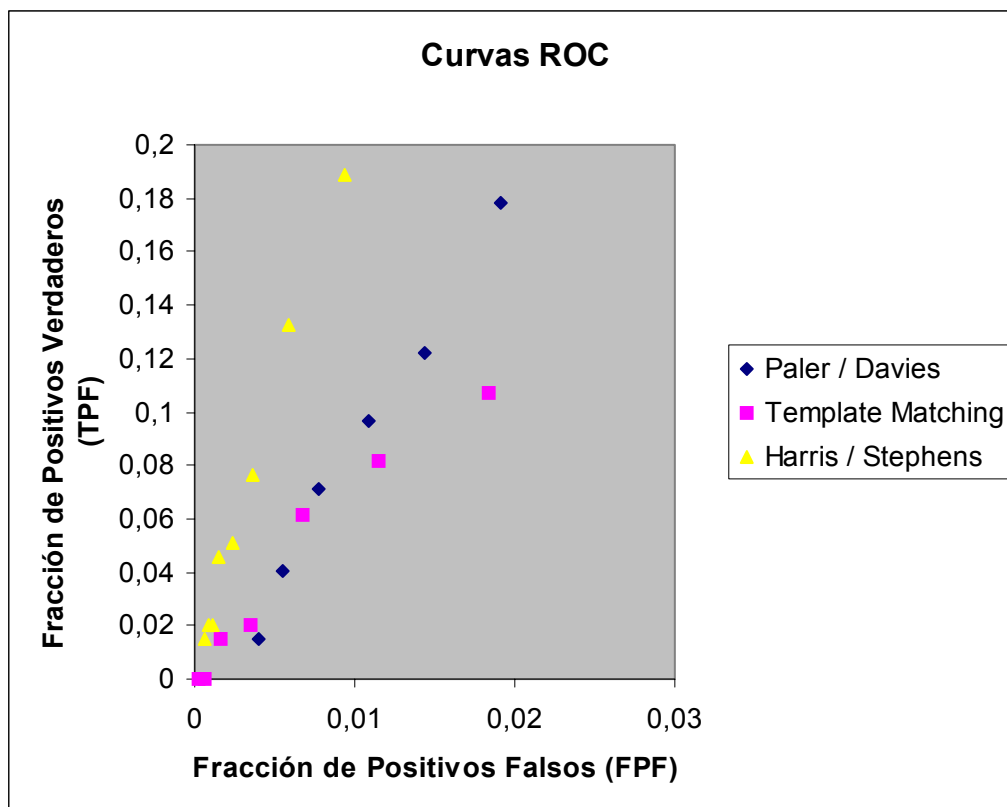


Fig. 4.3 – Comparación de Puntos Experimentales para la imagen denominada “Engranaje”. Aquí, el detector de Harris-Stephens (Triángulos) presenta un comportamiento superior.

Finalmente, el último caso de estudio fue una imagen de cuatro tornillos con diferentes orientaciones. Este caso presentó una característica adicional, la cuál era que los tornillos eran metálicos y sus superficies presentaban brillo. De hecho, el brillo se presenta como una perturbación significativa para los detectores de esquinas. Por ejemplo, los esquemas de iluminación difusa como el empleado en este trabajo tienden a disminuir su influencia. Sin embargo, dichos esquemas no pueden eliminarlo totalmente. En consecuencia, dicho caso de estudio presentó una disminución general en la eficiencia de todos los detectores. Específicamente, el detector por Coincidencia de Plantillas presentó una curva ROC levemente superior a las de los otros detectores. La Fig. 4.5 ilustra la comparación de puntos experimentales para la imagen de cuatro tornillos.

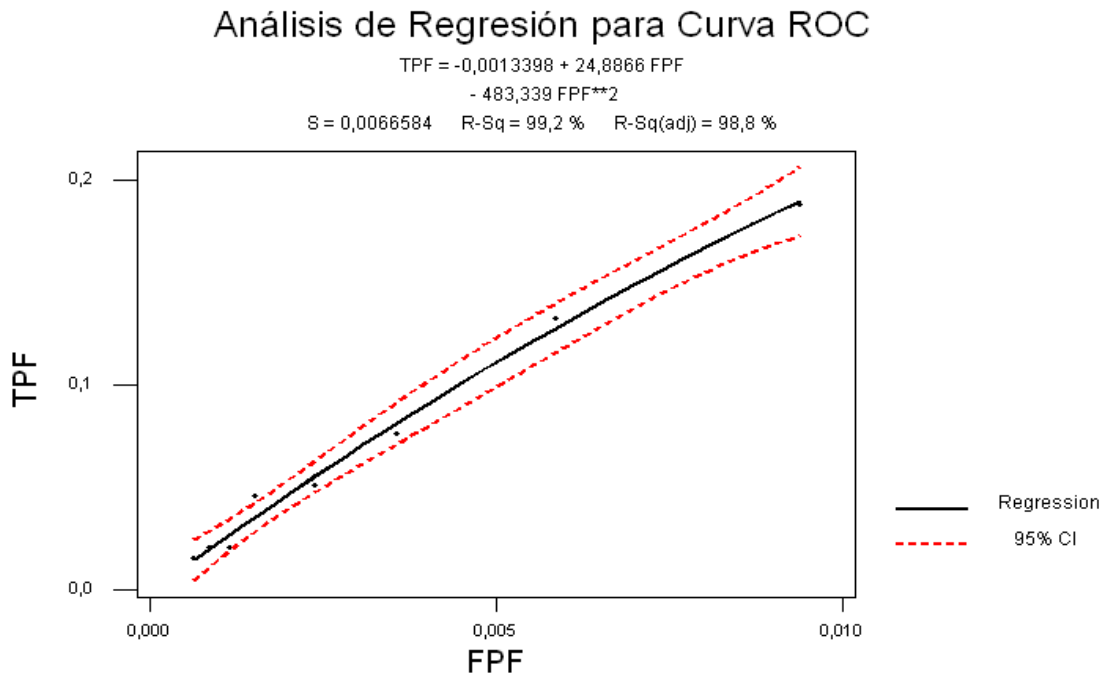


Fig. 4.4 – Curva ROC obtenida por Regresión para la imagen denominada “Engranaje”

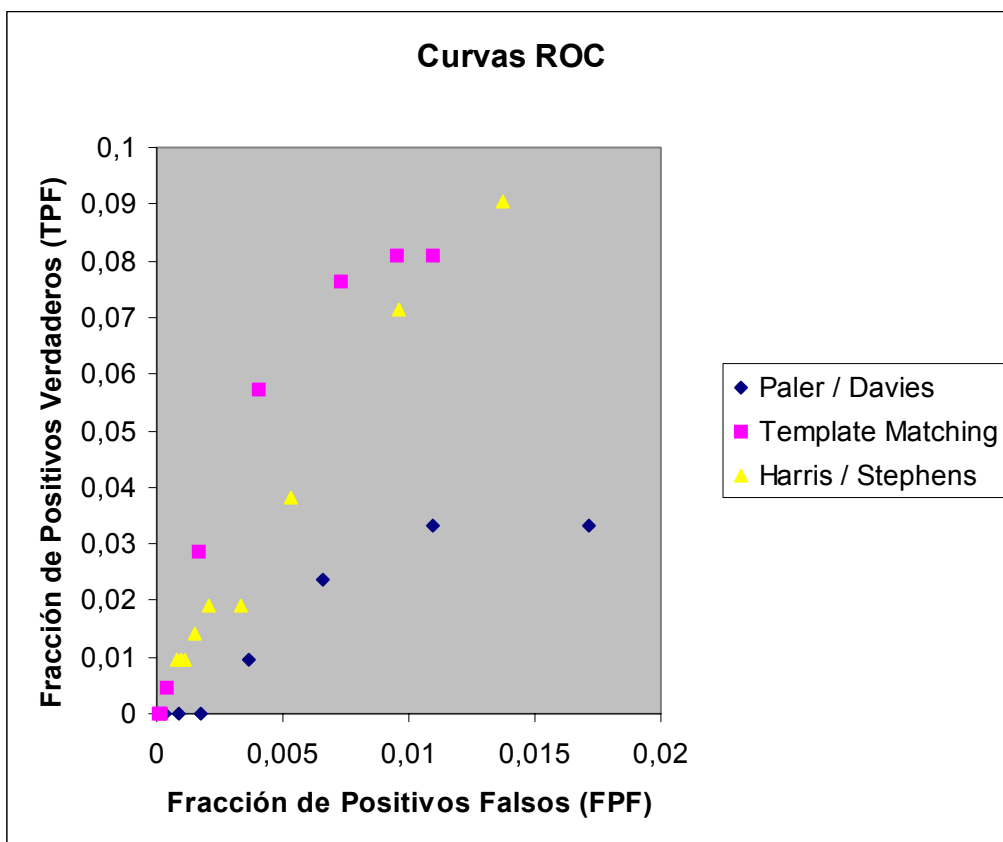


Fig. 4.5 – Comparación de Puntos Experimentales para la imagen denominada “Cuatro Tornillos”

5. Conclusiones

De acuerdo a las curvas obtenidas empíricamente de los tres casos de estudio, es posible sugerir que el detector de esquinas definido por Harris y Stephens podría ser el de comportamiento más estable. De hecho, este detector es el de mejor actuación para el segundo caso conforme lo señalan las curvas ROC de la imagen denominada “Engranaje”. Sin embargo, la validez de esta afirmación aún requiere de casos adicionales que confirmen este hallazgo preliminar. Por otro lado, el detector de Paler *et al.*, con modificaciones de Davies, exhibe la mejor curva ROC para la imagen denominada “Conector Plástico”. Es importante destacar que dicha imagen posee esquinas redondeadas debido a la pieza en estudio (Inyección de plástico). Asimismo, la construcción de las curvas ROC empíricas es posible gracias a la geometría aportada por las piezas escogidas como muestra. De hecho, la cantidad de esquinas de una pieza de producción es significativamente inferior a otras características como los flancos. Razón por la cuál, dicha construcción es limitada en su extensión por la falta de puntos experimentales.

En otro orden de cosas, los resultados obtenidos por los tres casos investigados complementan las conclusiones de Rockett [8] al utilizar una metodología similar para la evaluación de detectores de esquinas. Sin embargo, es posible señalar que la elección de puntos como esquinas “verdaderas” por un único usuario (Experto) es una limitación a superarse en el futuro. Adicionalmente, la comparación implementada en este trabajo podría ser ampliada a otros detectores conocidos como, por ejemplo, SUSAN y CSS.

En breve, este trabajo de investigación ha realizado una comparación de tres detectores de esquinas utilizando curvas ROC empíricas. Adicionalmente, este trabajo ha investigado tres casos de estudio utilizando piezas de producción pertenecientes a diferentes procesos industriales.

Referencias

- [1] K. Bowyer, and P.J. Phillips, “Overview of work in empirical evaluation of computer vision algorithms,” in *Empirical Evaluation Techniques in Computer Vision*, K. Bowyer, and P.J. Phillips, Eds. New York: IEEE Computer Soc. Press, 1998.
- [2] E. R. Davies, “Median-based methods of corner detection,” in *Proc. 4th Int. Conf. Pattern Recognition*, Cambridge, U.K., Mar. 1988, pp. 360-369.
- [3] E. R. Davies, *Machine Vision: Theory, Algorithms, Practicalities, 2nd ed.*, Academic Press, UK, 1997.
- [4] C. Harris and M. Stephens, “A combined corner and edge detector,” in *Proc. 4th Alvey Vision Conf.*, Manchester, U.K., 1988, pp. 147-151.
- [5] T. Kanungo, M. Y. Jaisihma, J. Palmer, and R. M. Haracllick, “A methodology for quantitative performance evaluation of edge detection algorithms,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 4, pp. 1667-1674, Dec. 1995.
- [6] F. Mohanna and F. Mokhtarian, “Performance evaluation of corner detection algorithms under similarity and affine transforms,” in *Proc. British Machine Vision Conf. (BMVC2001)*, Manchester, U.K., Sept. 2001, pp. 353-362.

- [7] K. Paler, J. Foglein, J. Illingworth, and J. Kittler, "Local ordered grey-levels as an aid to corner detection," *Pattern Recognition*, vol. 17, no. 5, pp. 535-543, 1984.
- [8] P. I. Rockett, "Performance Assessment of Feature Detection Algorithms: A Methodology and Case Study on Corner Detectors," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 12, no. 12, pp. 1668-1676, Dec. 2003.
- [9] M. Sonka, V. Hlavac, R. Boyle, *Image Processing, Analysis, and Machine Vision, 2nd ed.*, Brooks/Cole Publishing Company, USA, 1999.