



Identificación de Poros en Uniones Soldadas Empleando Técnicas de Visión por Computador

Identification of pores in welded joints using computer vision techniques

Andrés Felipe Sánchez Aguiar
Ingeniero Mecánico
Universidad Nacional De Colombia
Sede Medellín
anfsanchezag@unal.edu.co

Albeiro Espinosa Bedoya
Profesor Asociado
Universidad Nacional De Colombia
Sede Medellín
aespinos@unal.edu.co

Tipo de Artículo: Investigación científica y tecnológica. **Recibido:** 21/05/2018. **Aprobado:** 12/07//2018

Resumen. La inspección visual automática se ha convertido en un proceso con amplia aplicación a nivel industrial en procesos relacionados con la inspección de la calidad en productos. Las uniones soldadas pueden presentar defectos como: salpicaduras, grietas, socavados y poros, generalmente se evalúan en campo en las estructuras empleando personal calificado. En este artículo se presenta un método basado en visión por computador para identificar los poros en uniones soldadas. Para la identificación de poros a partir de imágenes fotográficas se ha desarrollado un método con base en las etapas del proceso de visión por computador: adquisición, preprocesamiento, segmentación, extracción de características y clasificación. En cada etapa se describen las condiciones alcanzadas para lograr una identificación. El método desarrollado alcanza una eficiencia del 78%.

Abstract. The automatic visual inspection has become a process with wide application at the industrial level in processes related with the inspection of product quality. Welded joints could present defects such as: splashes, cracks, undercuts and pores, which are generally evaluated in camp in structures using qualified personnel. This paper presents a method based on computer vision to identify pores in welded joints. For the identification of pores from photographic images, a method has been developed based on the stages of the computer vision process: acquisition, preprocessing, segmentation, feature extraction. In each stage, the conditions reached to achieve an identification are described. The developed method achieves an efficiency of 78%.

Palabras clave. Inspección Visual Automática, Poros, Uniones Soldadas.

Keywords. Automatic Visual Inspection, Pores, Welded Joints.

DOI: 10.21500/20275846.3532

1. Introducción

La inspección visual automática (IVA) se define como un proceso de control de calidad que mediante técnicas de procesamiento digital de imágenes y reconocimientos de patrones, determina automáticamente si un producto se desvía de las especificaciones de fabricación [1]. De esta manera, se pretende garantizar que los productos que pasen el control de calidad, cumplan con las especificaciones que hayan sido establecidas para su producción, ya sea por el fabricante mismo, un cliente o bien por alguna norma reguladora.

Casi la totalidad de los métodos de inspección desarrollados son específicos al producto que se desea examinar. De esta manera, un método diseñado para reconocer las fallas en un producto, difícilmente servirá

para detectar las fallas en otro que tenga diferente forma y/o color [2].

La IVA ha sido usada en numerosas ocasiones en diversos procesos de manufactura. Algunos ejemplos son la inspección de aleaciones mediante imágenes SEM [3], la inspección de los tubos utilizados para la producción de gas natural mediante imágenes 3D [4], el control de calidad en la fabricación de lentes ópticas [5], la inspección de impresiones sobre envases cilíndricos [6], la inspección de componentes de máquina [7], la inspección automática de defectos superficiales en piezas fundidas después de mecanizado [8] y como caso de interés de este artículo la inspección de uniones soldadas [9].

La soldadura es un proceso de manufactura cuya calidad afecta productos como estructuras (puentes, edificios, etc), la evaluación de la calidad de soldadura

es realizada en sitio por un inspector calificado. Esta inspección es visual, lo que implica que técnicas como el IVA puedan ser usadas en su evaluación automática. Defectos superficiales tales como poros, grietas, socavaduras y salpicaduras, son susceptibles de ser identificadas por técnicas de visión, en este sentido la literatura ha abordado el problema de identificación de defectos empleando imágenes de rayos X y ultrasonido.

Generalmente se presentan estudios que desarrollan algoritmos de detección de defectos, en imágenes adquiridas por rayos X. El uso de diversas funciones numéricas para resaltar los defectos internos en soldaduras, empleando sustracción de fondo y umbralización en conjunto con métodos de tratamiento como el fuzzy k-nearest y clasificadores de redes neuronales de perceptrón multicapa permite identificar grietas, inclusiones de hidrógeno y faltas de fusión. [10] Carrasco y Mery presentan un algoritmo para segmentar los defectos de soldadura empleando primero un filtro de atenuación de ruido, acompañado un filtro Botton-hat, para separar fallas en el fondo de la imagen, posteriormente, una umbralización, para detectar las regiones segmentadas. Después de esto se emplean matemáticas morfológicas para eliminar el exceso de segmentación y finalmente una transformación Watershed para separar regiones. [11]. Gheorghe, Nitoi y Enciu, emplean segmentación para separar grietas y poros de la imagen, a continuación realizan un proceso de umbralización múltiple empleando el algoritmo de Otsu, para resaltar los defectos [12].

Los trabajos citados en los párrafos anteriores se enfocaron en analizar la imagen después de realizado el proceso, un aspecto importante del control de calidad es realizarlo en tiempo real a medida que se deposita el material de aporte [13], [14] y [15].

Las imágenes de rayos X con procesamiento por redes neuronales se han empleado en métodos de ensayo y evaluación no destructivos para la detección de grietas y poros [16] [17] [18]; los métodos propuestos para la detección de defectos de soldadura siguen un esquema general de reconocimiento de patrones basado en tres etapas: la segmentación, extracción de características y clasificación. Las características de textura de los posibles defectos se extraen y las características más relevantes se utilizan como datos de entrada en un clasificador estadístico.

Es evidente que dentro de la amplia gama de aplicaciones de la IVA a nivel industrial en identificación de defectos en uniones soldadas ha predominado el uso de imágenes de rayos X y ultrasonido, pero se ha hecho poco en identificación de defectos superficiales en uniones soldadas de elementos estructurales empleando imágenes fotográficas, especialmente en la identificación de defectos del tipo poro, que son concentradores de esfuerzos y de corrosión. Este trabajo se enfoca en explorar la posibilidad de emplear

la IVA en la identificación de poros empleando imágenes fotográficas.

2. Materiales

Se construyeron múltiples cordones en tres placas de acero AISI-SAE 1020 sobre las cuales se depositaron cordones de soldadura, mediante el proceso de GMAW con electrodo ER-70 S6, en cortocircuito, empleando una corriente de 250 mA.

La máquina de soldadura empleada es de marca Lincoln Electric 200c Speedtec, la cual se muestra en la Figura 1.



Figura 1. Máquina Lincoln Electric para soldadura GMAW

3. Proceso de visión por computador

La visión por computador es un proceso usado en la inspección de calidad en productos con el fin de identificar posibles defectos, se compone de varias etapas: adquisición, preprocesamiento, segmentación, extracción de características y clasificación. Para la identificación de los poros se optó por seguir este proceso con sus consiguientes etapas, tal como se muestra en la Figura 2. Es de anotar que aunque este es un proceso general, los resultados de cada etapa son fuertemente dependientes del problema, por lo que se debe desarrollar un estudio en cada una de ellas con el fin de identificar las condiciones que más se ajusten al logro del objetivo.

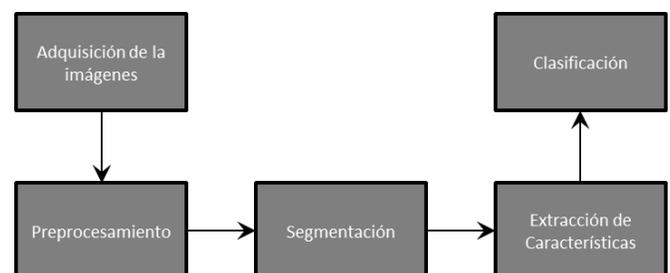


Figura 2. Etapas del proceso de visión por computador

3.1 Adquisición

El proceso de adquisición se llevó a cabo a partir de tres placas de acero en las que se depositaron múltiples cordones de soldadura que en su superficie presentaban el defecto poro. Empleando una cámara

SONY Cyber Shot de 12.1 megapíxeles bajo condiciones no controladas de luz y el uso de flash, se tomó un lote de 100 imágenes, que mostraban distintas ubicaciones y condiciones de iluminación, de forma similar a la que se muestra la Figura 3.

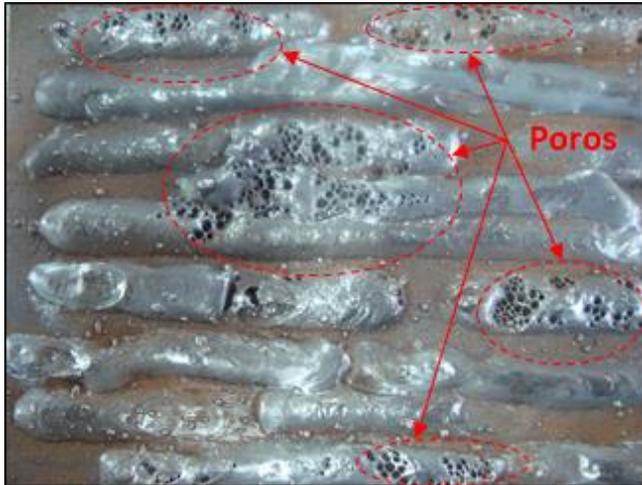


Figura 3. Imagen tomada de una placa con la cámara SONY Cyber Shot de 12.1 megapíxeles

3.2 Preprocesamiento

Las imágenes a color están compuestas por tres capas: rojo, verde y azul. Para cada pixel en la imagen se tiene en cada capa su respectivo nivel de intensidad. La Figura 4 muestra la imagen de un poro extraída de la foto mostrada en la Figura 1, en primera instancia se muestra la imagen a color de un solo poro, a continuación se muestran las imágenes que se obtienen al separar los canales de la imagen en azul, verde y rojo respectivamente.

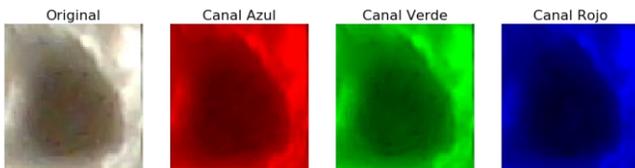


Figura 4. Imagen de un poro y sus canales azul, verde y rojo respectivamente

Las imágenes adquiridas no mostraron diferencias significativas al comparar sus respectivos histogramas de frecuencia de intensidades entre sus capas rojo, verde y azul tal que permitiera resaltar o facilitar la identificación del defecto poro, tal como se evidencia en la Figura 5, por lo cual se procedió a convertirla a escala de grises con la posterior aplicación de un filtro de mediana para la eliminación del ruido.

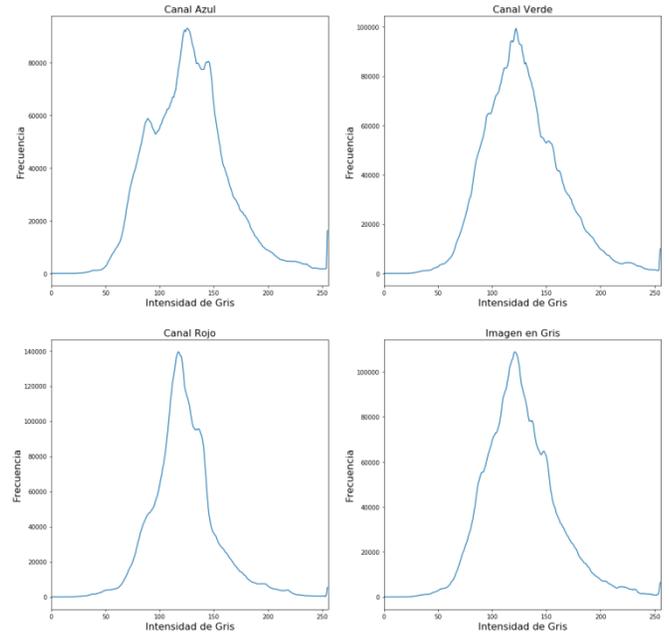


Figura 5. Histograma de los canales rojo, verde, azul y gris de una imagen con poros

3.3 Segmentación

El análisis de los histogramas de un conjunto de poros permitió concluir que no hay un nivel de umbral único que posibilitará segmentar la imagen empleando la técnica de Otsu, como se puede observar en las Figuras 6a y 6b.

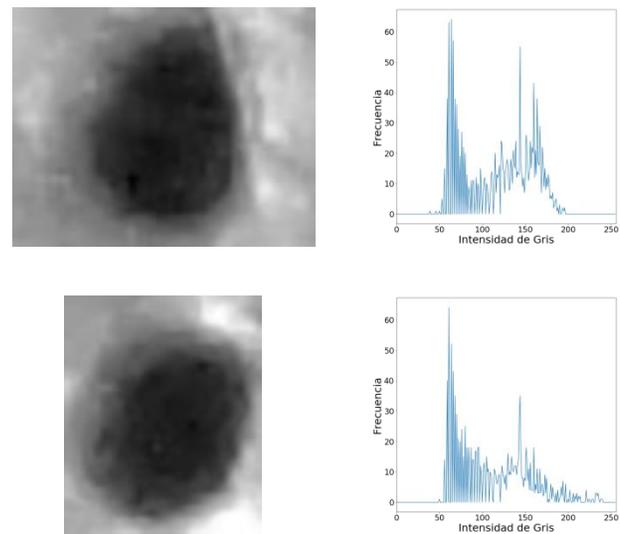


Figura 6a. Análisis del histograma de varias muestras de poros

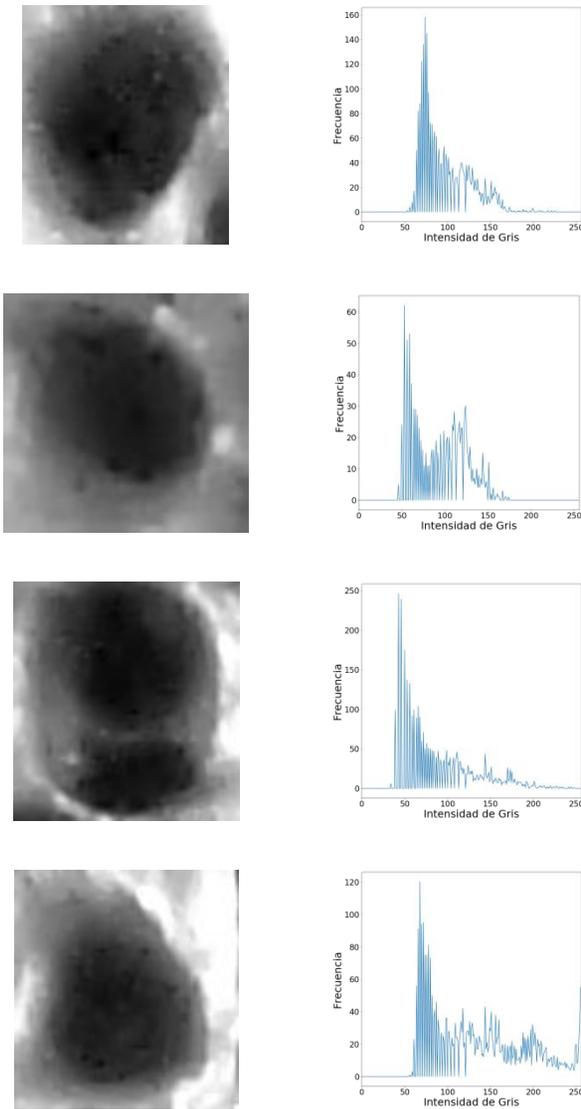


Figura 6b. Análisis del histograma de varias muestras de poros

Se empleó para la segmentación la técnica de k-means para separar los objetos de la imagen en 6 clases; se llegó a este número por comparación con los resultados obtenidos empleando 2, 3, 4, 5 y 6 clases, al llegar a este valor los poros aparecen claramente en la imagen, tal como se muestra en la Figura 7.

3.4 Extracción de características

Ya con la imagen segmentada se procedió a realizar un proceso de umbralización, para el cual se determinó un nivel de gris de 51 en la escala de 0 a 255 como el más apropiado, ya que facilita la extracción de características, se invirtió el color de la imagen, posteriormente se utilizó un filtro de mediana para reducir la cantidad de ruido presente en la imagen

cerca de los poros para facilitar la distinción de estos, tal como lo muestra la Figura 8.

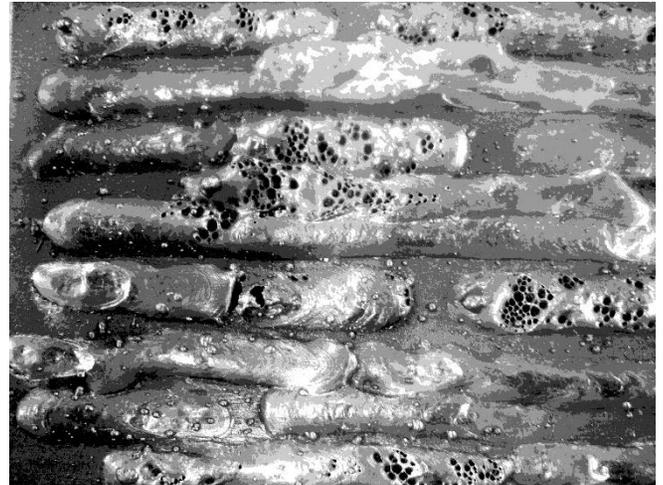


Figura 7. Imagen en escala de grises luego de la segmentación con la técnica de k-means con 6 clases



Figura 8. Negativo de una imagen umbralizada

La anterior Figura muestra la imagen umbralizada, en ella se puede ver como resaltan los poros en su forma circular, mostrados en color blanco.

3.5 Clasificación

Luego de medir el diámetro de algunos poros, especialmente los más grandes y los más pequeños se procedió a buscar círculos con la función de Matlab findcircles con radios entre 11 y 40 píxeles; dando como resultado lo mostrado a continuación en la Figura 9, con una ampliación en la zona del recuadro rojo en la Figura 10.

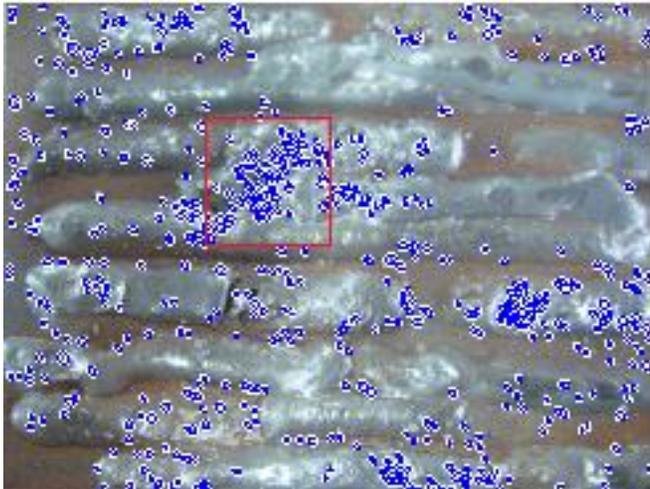


Figura 9. Formas circulares detectadas luego de finalizado el procesamiento

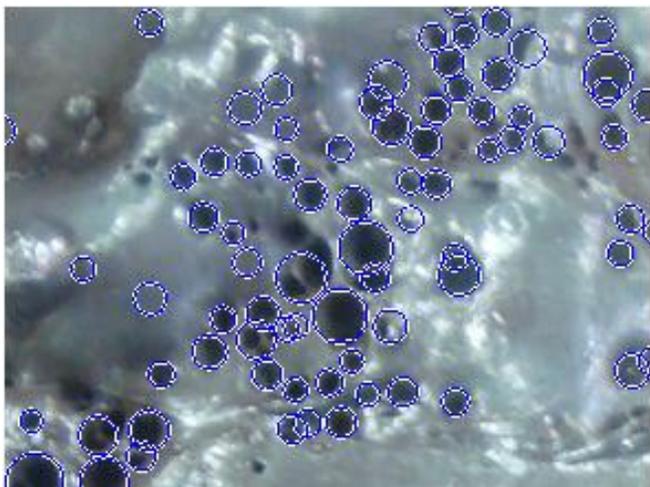


Figura 10. Acercamiento en la región marcada en la Figura 9

4. Experimentos y resultados

El algoritmo de detección se ejecutó en 10 imágenes de la placa soldada. En cada imagen fueron etiquetados los poros de forma manual con un pixel rojo en el centro del poro, esto con el objetivo de contarlos de forma automática, tal como se muestra en la Figura 11.

Se compara la imagen etiquetada con la imagen procesada mediante el algoritmo de detección, utilizando un parámetro de distancia, entre el pixel etiquetado y el centro de los círculos que arroja la detección. Esta es una variable que dependerá de los radios de los círculos asignados en el filtro geométrico, esto se muestra en la Figura 12.

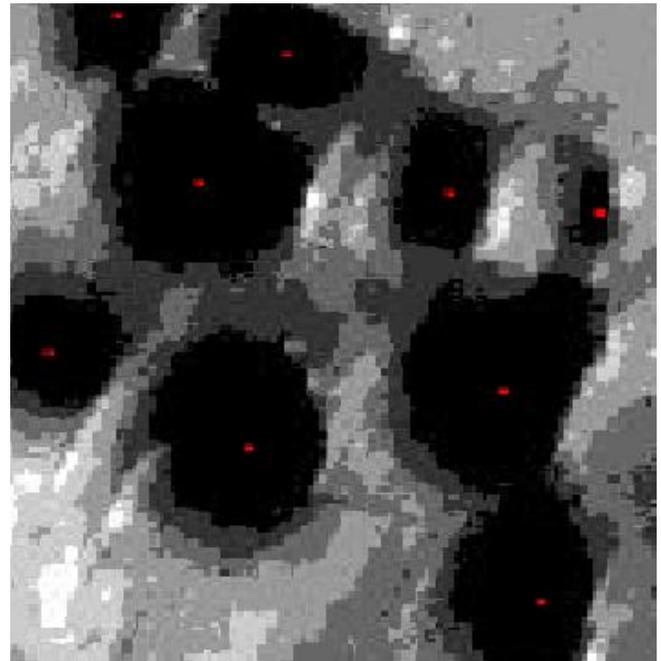


Figura 11. Poros etiquetados

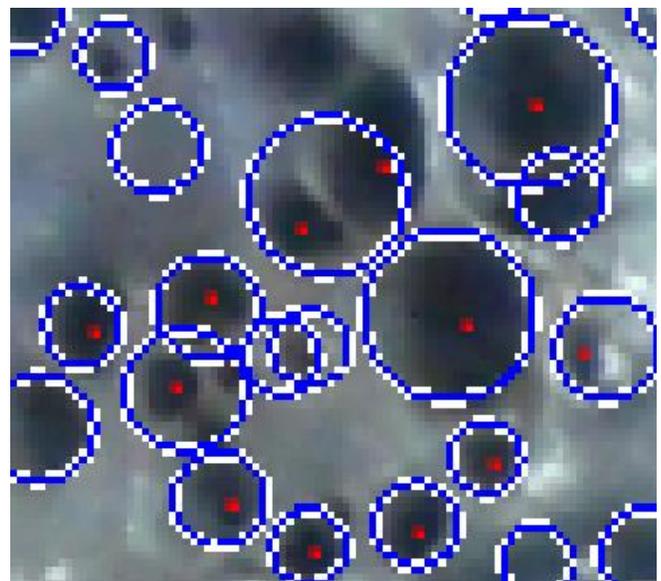


Figura 12. Poros Etiquetados (Punto rojo) y Poro detectado (Círculo azul)

Para el análisis de eficiencia se realiza una dispersión de puntos entre el número de poros etiquetado #pe y el número de poros reales hallados #p, sin contar los falsos positivos que fueron segregados por el filtro de comparación de distancias entre centro de círculos y pixel etiquetado.

La grafica ideal de la regresión que se puede realizar para la relación entre #pe y #p debería ser una línea recta expresada por $y=ax+b$ con inclinación de 45° , ya que todos los poros deberían ser hallados por el algoritmo de detección, de esta manera la medida de eficiencia se expresa por:

$$e = \frac{\arctan(\hat{a})}{45^\circ} 100\% \quad (1)$$

Donde $\arctan(\hat{a})$ esta en grados y \hat{a} es la pendiente de la aproximación de la recta dada por:

$$\hat{y} = \hat{a}x + \hat{b} \quad (2)$$

Sin embargo, una eficiencia más acorde al modelo debería ser la que compara **#pe** y todos los defectos (**#n**) identificados por el método de detección. Esta nueva regresión lineal se denota:

$$\tilde{y} = \tilde{a}x + \tilde{b} \quad (3)$$

Y la eficiencia está dada por:

$$e = \frac{\arctan(\tilde{a})}{45^\circ} 100\% \quad (4)$$

Si los falsos positivos se reducen, en la regresión obtenida para (3) debería ser igual a la hallada en la regresión de la (2). Los falsos positivos (**#m**) se deben a la sombra generada por salpicaduras, las cuales tienen la misma geometría circular de los poros, por lo que el algoritmo tiende a confundirlos e identificarlos como poros.

En la Tabla 1, se observan los resultados obtenidos con el método de detección planteado, para diez muestras. Y en las Figuras 13 y 14, se muestra la regresión de los datos.

Tabla 1. Resultados obtenidos en el proceso de detección

#pe	#p	#n	#m
68	56	135	79
81	66	125	59
43	13	19	6
52	37	41	4
210	136	204	68
196	144	212	68
182	133	190	57
281	189	203	14
97	54	125	71
79	34	100	66

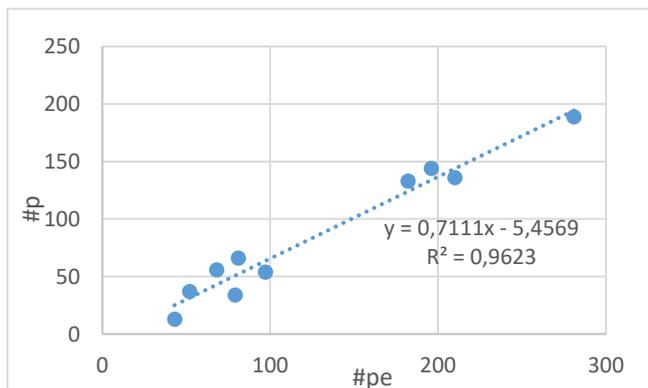


Figura 13. Regresión de #P vs #Pe

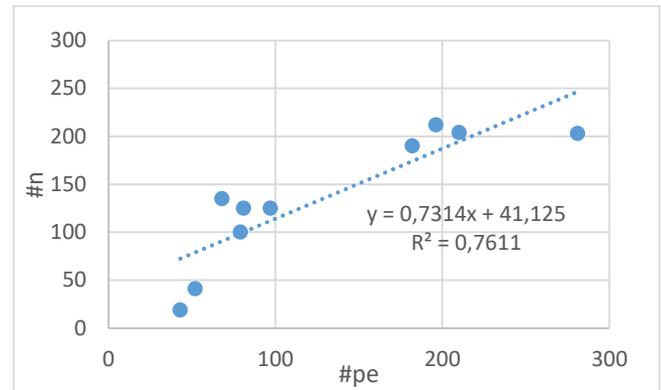


Figura 14. Regresión de #n vs #Pe

El parámetro de distancia es esencialmente para reducir el número de los falsos positivos de los defectos detectados en por el algoritmo, este resultado es característico de la Figura 13. Se observa una variabilidad muy pequeña de los datos con respecto al modelo lineal planteado, con lo que el 96.23% es explicado por la regresión lineal. Mientras que la Figura 11 muestra todo lo que halla la detección en comparación con los poros etiquetados, mostrando una correlación del 76.11%, lo que significa una mayor dispersión.

Los resultados de las eficiencias son presentados en la Tabla 2.

Tabla 2. Resultados de eficiencia

Pendiente #pe VS #p	0,7111
Angulo #pe VS #p (grados)	35,4155
Eficiencia (%) #pe VS #p	78,7011
Pendiente #pe VS #n	0,7314
Angulo #pe VS #n (grados)	36,1809
Eficiencia (%) #pe VS #n	80,4020

Aunque la regresión de la Figura 13, muestra una eficiencia un poco menor, cabe aclarar que el modelo de la Figura 14 posee más variabilidad, debido a las salpicaduras que son detectadas como poros.

5. Conclusiones

Uno de los principales factores que afectan la identificación de los poros es la iluminación, lo cual se evidenció en los resultados obtenidos en el proceso de experimentación, ya que para la misma imagen con variación de este factor se afectaba la eficiencia del método propuesto.

6. Trabajos futuros

Se desarrollará en trabajo futuro un estudio más detallado sobre las condiciones óptimas de iluminación y adquisición.

Referencias

- [1] Timothy S. Newman and Anil K. Jain. A survey of automated visual inspection. Computer Vision and Image Understanding, 61(2):231 – 262, 1995.

- [2] Domingo Mery. Inspección visual automática. In Primer Congreso Internacional de Ingeniería Mecatrónica, Lima, Perú, 2002.
- [3] Victor Hugo C. de Albuquerque, Cleiton Carvalho Silva, Thiago Ivo de S. Menezes, Jesualdo Pereira Farias, and Joao Manuel R. S. Tavares. Automatic evaluation of nickel alloy secondary phases from sem images. *Microscopy Research and Technique*, 74(1):36–46, 2011.
- [4] Peter Ian Hansen, Brett Browning, Peter Rander, and Hatem Alismail. Automating visual inspection of pipes used for natural gas production. Qatar Foundation Annual Research Forum Proceedings, (2010): EEO4–, December 2010.
- [5] Hong-Dar Lin, Y Chiu, and Shih-Yin Hsu. A visual inspection system for quality control of optical lenses. *International Journal of the Physical Sciences*, 6(11):2701–2709, 2011.
- [9] N.S.S. Mar, P.K.D.V. Yarlagadda, and C. Fookes. Design and development of automatic visual inspection system for pcb manufacturing. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 27(5):949 – 962, 2011.
- [6] Ricardo Petrino, Miguel Angel Guarnes, and Hector Gellon. Inspeccion automatica de impresiones sobre envases cilindricos empleando vision artificial. In VIII Congreso Argentino de Ciencias de la Computación, 2002.
- [7] S. Ravikumar, K.I. Ramachandran, and V. Sugumaran. Machine learning approach for automated visual inspection of machine components. *Expert Systems with Applications*, 38(4):3260 – 3266, 2011.
- [8] S Swillo and M Perzyk. Automatic inspection of surface defects in die castings after machining. *Archives of Foundry Engineering*, 11:231–236, 2011.
- [10] Wang, G., & Liao, T. W. (2002). Automatic identification of different types of welding defects in radiographic images. *Ndt & E International*, 35(8), 519-528.
- [11] Carrasco, M. A., & Mery, D. (2004). Segmentation of welding defects using a robust algorithm. *Materials Evaluation*, 62(11), 1142-1147.
- [12] AMZA, C. G., FLORIN, D. N., & GEORGE, E. Automatic Image Processing For Welding Inspection.
- [13] Xu, Y., Fang, G., Chen, S., Zou, J. J., & Ye, Z. (2014). Real-time image processing for vision-based weld seam tracking in robotic GMAW. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 1-13.
- [14] Lima, L., de Oliveira, D., Moreira, E. V., Chad, L. C., Ponciano, M., Manão, R., & Lopes, R. T. Investigation of weld cracks by Microfocus tomography.
- [15] Norman, P., Engström, H., & Kaplan, A. F. H. (2007, August). State-of-the-art of monitoring and imaging of laser welding defects. In 11th NOLAMP Conference, 11th NOLAMP Conference in Laser Processing of Materials (pp. 20-22).
- [16] Mery, D., & Berti, M. A. (2003). Automatic detection of welding defects using texture features. *Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*, 45(10), 676-681.
- [17] Carvalho, A. A. D., Suita, R. C. D. S. B., Silva, R. R. D., & Rebello, J. M. A. (2003). Evaluation of the relevant features of welding defects in radiographic inspection. *Materials Research*, 6(3), 427-432.
- [18] Rathod, V. R., & Anand, R. S. (2010, February). Comparison of different segmentation techniques in detection of flaws in weldments. In *Computer and Automation Engineering (ICCAE)*, 2010 The 2nd International Conference on (Vol. 2, pp. 673-677). IEEE.