Inspección del desgaste en contactos eléctricos usando segmentación por instancias

Wear inspection in electrical contact using instance segmentation

Vladimir Riffo¹* David Rojas²**

Recibido 6 de Enero de 2021, aceptado 27 de Abril de 2021 Received: January 6, 2021 Accepted: April 27, 2021

RESUMEN

En el presente trabajo se presenta una metodología de inspección mediante visión por computador para la detección y segmentación de zonas de desgaste por arco eléctrico en la superficie de contactos eléctricos usando segmentación por instancias. El Cadmio es un metal tóxico usando frecuentemente en la fabricación de aleaciones para contacto eléctrico, por lo que se han realizado esfuerzos por reemplazar o eliminar este elemento de la industria. Nuestro trabajo propone un enfoque orientado a la automatización del proceso de inspección, que disminuya la subjetividad de la tarea repetitiva de inspección de contactos eléctricos, permitiendo comparar dos diferentes aleaciones, como por ejemplo una con Cadmio (Cd) y otra de Cobre (Cu), sometidas a las mismas condiciones y determinar cuál de ellas presenta menos desgaste por arco eléctrico. De esta manera se puede saber si la nueva pieza es mejor, igual o peor en cuanto a rendimiento. Inicialmente se realizó una adaptación del código fuente alojado en un repositorio github de mask R-CNN de la corporación Matterport, donde se modificaron variables, clases, y se crearon directorios de acuerdo con nuestras necesidades. Los resultados que se obtuvieron muestran que las máscaras generadas por el algoritmo se ajustan de muy buena manera al desgaste del contacto, a pesar de la forma irregular del daño. Sin embargo, probablemente no se consideró el borde "carbonizado", debido a que en las imágenes de entrenamiento era una característica que pocas imágenes presentaban, por lo que es posible que la segmentación no esté considerando este factor.

Palabras clave: Desgaste, contactos eléctricos, segmentación por instancias.

ABSTRACT

In this paper, a computer vision inspection methodology is presented for the detection and segmentation of areas of wear by electric arc on the surface of electrical contacts using segmentation by instances. Cadmium is a toxic metal frequently used in the manufacture of alloys for electrical contact, so efforts have been made to replace or eliminate this element from the industry. Our work proposes an approach oriented to the automation of the inspection process, which reduces the subjectivity of the repetitive task of inspecting electrical contacts, allowing to compare two different alloys, such as one with Cadmium (Cd) and the other with Copper (Cu)., subjected to the same conditions and determine which of them presents less wear by electric arc. In this way you can know if the new part is better, equal or worse in terms of performance. Initially, an adaptation was made of the source code hosted in a github repository

¹ Universidad de Atacama. Departamento de Ingeniería Informática y Ciencias de la Computación, DIICC. Copiapó, Chile.

Universidad de Atacama. Departamento de Ingeniería Informática y Ciencias de la Computación, DIICC. Copiapó, Chile. Autor de correspondencia: *vladimir.riffo@uda.cl, **david.rojas.14@alumnos.uda.cl

of mask R-CNN of the Matterport corporation, where variables, classes were modified, and directories were created according to our needs. The results obtained show that the masks generated by the algorithm adjust very well to contact wear, despite the irregular shape of the damage. However, the "charred" edge was probably not considered, because in training images it was a feature that few images presented, so segmentation may not be considering this factor.

Keywords: Wear, electrical contacts, instance segmentation.

INTRODUCCIÓN

Proponemos un método de inspección automática mediante visión por computador para segmentar y detectar zonas dañadas por arco eléctrico en aleaciones conductoras (contactos) del tipo pastilla, usando un algoritmo de segmentación por instancias llamado mask R-CNN [1]. A través de este método, se busca eliminar el problema de la subjetividad durante el proceso de inspección por visión humana en la tarea de detección de desgaste.

Por otro lado, también se busca apoyar las iniciativas que tienen por objetivo encontrar un sustituto del Cadmio (Cd), pues es un metal cancerígeno perjudicial para el medio ambiente y para la salud de las personas, aun así, es un metal que es frecuentemente utilizado para la fabricación de aleaciones de contactos eléctrico.

Actualmente el proceso de inspección se lleva a cabo por medio de diversos métodos, dependiendo del objetivo de la observación. Bansal y Streator [2] en su trabajo estudian el comportamiento del cobre (Cu) y el aluminio (Al) bajo los efectos de altas intensidades de corriente. Para analizar el efecto del desgaste sobre las aleaciones, los autores utilizan diferentes técnicas, como por ejemplo, medir el cambio de masa del contacto usando un microscopio electrónico de barrido (SEM), un análisis mediante microscopio óptico y la espectroscopía de rayos X de dispersión de energía (EDS Energy-dispersive X-ray spectroscopy). En su trabajo entregan observaciones sobre la pérdida de masa del contacto en miligramos (mgms) con relación a la corriente eléctrica en amperios (A), así como también el diámetro de la zona desgastada en milímetros (mm), de igual forma, en función la corriente eléctrica en amperios.

Para la medición de la masa de la pieza, comúnmente se utiliza una balanza electrónica, que busca determinar la masa que se ha perdido a causa del deterioro de la pieza. En este contexto, Feizifar y Usta [3] utilizan un método basado en la energía del arco eléctrico para monitorear el desgaste producido en contactos eléctricos de tipo interruptor. Mediante una ecuación, los autores determinan que a partir de cierto umbral la energía acumulada en los contactos puede producir una falla y es necesario realizar el mantenimiento, reemplazando la pieza que es muy probable que se encuentre desgastada. A pesar de ser un método simple, no realiza un análisis cuantitativo del desgaste en los contactos, ya que está enfocado a ser un método de control preventivo de fallas.

En un estudio sobre la erosión por fricción en los contactos eléctricos en materiales de Cobre (Cu) y Wolframio (W) en interruptores automáticos, Ding [4] realiza una medición sobre la pérdida de masa en gramos después de alrededor de 100 operaciones de apertura y cierre de circuito, la medición se realiza a través de una balanza electrónica. Además, se entregan visualizaciones de los efectos de la corriente eléctrica sobre las superficies, utilizando un microscopio electrónico de barrido (SEM).

El proceso de medir la masa es inconstante y subjetivo, debido a que en ocasiones el desgaste producido corresponde a una ganancia de material, o incluso, puede existir desgaste sin una variación significativa de la masa, debido a un fenómeno que se conoce como traspaso de material, que se produce al aumento de temperatura debido al arco eléctrico. Por ello, el proceso anterior se complementa con inspección visual humana.

En este contexto, nuestra propuesta consiste en el análisis de imágenes de la superficie del contacto eléctrico luego de un determinado número de operaciones (apertura y cierre del circuito) usando inspección no destructiva (NDT), implementando el algoritmo de segmentación por instancias (Deep

Learning) llamado mask R-CNN. Lo anterior permitirá identificar y cuantificar la zona dañada a causa del arco eléctrico, la cual se muestra comúnmente como un plateado brillante con un contorno carbonizado. En este sentido, al existir la necesidad de buscar un reemplazo para elementos como le Cadmio, nuestra propuesta permite automatizar y estandarizar la etapa de análisis, permitiendo comparar de manera más precisa y objetiva el desempeño de diferentes aleaciones bajo las mismas condiciones y determinar cuál de ellas presenta mejor desempeño frente al arco eléctrico.

Los resultados obtenidos tras utilizar nuestro método son auspiciosos, ya que hemos segmentado gran parte del área visiblemente afectada por el desgaste en las fotografías de contactos, a pesar de que el desgaste no es una característica con forma o color regular, pudiendo además realizar una cuantificación de esta área en pixeles. Este trabajo muestra resultados preliminares, utilizando datos limitados, por lo que se prevé obtener mejores resultados en un trabajo futuro, aumentado sustantivamente el conjunto de datos de entrenamiento y prueba.

CONTACTOS ELÉCTRICOS

Los contactores eléctricos son los elementos electromecánicos que establecen o interrumpen el paso de la corriente eléctrica de un circuito, mediante una bobina energizada, proceso que puede ser manual o automático. Dentro de las partes de un contactor, los contactos son una pieza fundamental compuesta por lo generar de una aleación entre

metales, y se define como una unión liberable entre dos conductores que es apta para transportar corriente eléctrica [5] y permite la apertura o cierre de los circuitos. En la Figura 1 se puede observar un contactor (a) y un tipo de contacto (b).

MATERIALES DE CONTACTO ELÉCTRICO

Los materiales metálicos usados para los contactos eléctricos cubren una amplia gama, algunos de los más usados son el cobre (Cu), el aluminio (Al) y la plata (Ag) en conjunto con sus aleaciones, los cuales son frecuentemente implementados en contactores para trabajar con altas intensidades de corriente y temperaturas. En este sentido, la plata es especialmente utilizada, debido a su amplio rango de operación desde 1 Amper hasta los 600 Amperes [6], demostrando una alta conductividad eléctrica y térmica.

EFECTO DEL ARCO ELÉCTRICO EN LOS CONTACTOS

El arco eléctrico se puede entender como una descarga que se mantiene a sí misma en una atmósfera gaseosa (normalmente aire), originada por una diferencia de potencial al separar dos terminales (ánodo y cátodo) formándose una emisión de electrones de un lado al otro [7].

En este trabajo, nos enfocaremos en el estudio del desgaste, es decir, la progresiva pérdida de material de una superficie sólida debido a la interacción

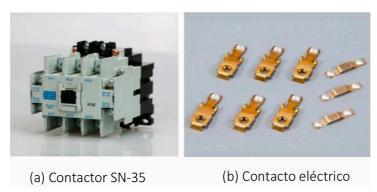


Figura 1. Contactor y contacto eléctrico: (a) Corresponde a un contactor modeloSN-35 y (b) Muestra el contacto eléctrico contenidos en una "paleta" mediante la cual encaja el contacto en el contactor.

mecánica entre una superficie y un fluido o partículas líquidas o sólidas incidentes, producto del arco eléctrico [6]. Además, cabe señalar, que el tipo de deterioro o variación de la estructura de la aleación se relaciona con los componentes de esta, a partir de la cual se pueden originar erosiones por "chapoteo" al existir un cambio de fase de sólido a líquido por la elevada temperatura, o por transferencia de material entre el ánodo y el cátodo [8].

EL CAMBIO Y SUS EFECTOS

Debido a las propiedades del Cadmio, es un material frecuentemente utilizado en la confección de contactos eléctricos. Sin embargo, la toxicidad del Cadmio y sus efectos sobre la salud de las personas y el medio ambiente [9] tienen un elevado impacto, por lo que existe la necesidad de buscar un reemplazo para este material en la industria. La actividad humana ha incrementado los niveles de Cadmio en el medio ambiente, lo cual es peligroso considerando que este metal puede ser transportado a través del aire y agua, por lo que puede afectar la fauna marina [10] y la vegetación [11] mediante la contaminación de los suelos. En cuanto a los seres humanos, el cadmio tiene efectos sobre los riñones, sistema óseo y cardiovascular, e incluso es considerado cancerígeno por el instituto nacional del cáncer de Estados Unidos [12]. El sistema de visión por computador al que apunta este trabajo permitirá estandarizar el proceso mediante el cual actualmente se verifica el estado de los contactos luego de un número determinado de operaciones, y de esta manera, reducir tiempo que toma comparar el desempeño de las aleaciones bajo la acción del arco eléctrico, determinando si la nueva aleación propuesta es mejor, igual o peor que la actual. Además, sería posible eliminar la subjetividad que pueda surgir de la inspección. De esta forma, se apunta a apoyar las investigaciones que buscan reemplazar el Cadmio, o metales con problemas similares, por un material menos nocivo para la salud y el medio ambiente en este tipo de aplicaciones.

SEGMENTACIÓN POR INSTANCIAS CON DEEP LEARNING

Este trabajo se centra en el proceso de segmentación de zonas dañadas en contactos eléctricos. Según Serrano [13], la segmentación es un proceso que consiste en dividir una imagen digital en

regiones homogéneas con respecto a una o más características (por ejemplo, brillo o color), facilitando así su posterior análisis y posibilitando el reconocimiento automático. En una visión más general, la segmentación de imágenes consiste en dividir o particionar una imagen en partes llamadas segmentos, facilitando así la detección de objetos al descartar información que no es de interés. En su trabajo Kaur D. y Kaur Y. [14], entregan una revisión y clasificación de una variedad de técnicas utilizadas en la segmentación de imágenes, diferenciándose básicamente en el método que ocupa cada una para la segmentación de imágenes.

Debido a la capacidad de las redes neuronales artificiales para emular o simular los métodos de aprendizaje humanos, se han convertido en una poderosa herramienta para su aplicación en el área de visión por computador. El uso de redes neuronales artificiales en la segmentación de imágenes favorece aquellos casos en donde se requiere aislar el objeto o instancia del fondo de la escena [14].

A) Redes neuronales convolucionales basadas en región (R-CNN)

Este método fue propuesto por Girshick [15], en su artículo y ha sido considerado como un importante y novedoso avance en el campo de la detección y segmentación de objetos en imágenes.

En resumen, la R-CNN (red convolucional basada en región) descrita en el artículo consiste en utilizar una CNN (red neuronal convolucional) cuyo objetivo es analizar un conjunto de regiones propuestas, las cuales previamente fueron suministradas a la red mediante un algoritmo para este fin, por ejemplo, el algoritmo de búsqueda selectiva [16]. Es importante señalar que cualquier algoritmo para selección de regiones puede funcionar, debido a que R-CNN es independiente del método de propuesta de región. El algoritmo es resumido por el autor (ver Figura 2):

B) Segmentación por instancias con Mask R-CNN

La segmentación por instancias es un algoritmo de Deep Learning que utiliza redes neuronales convolucionales (CNN) para analizar una imagen y luego detectar y segmentar a nivel de píxel cada instancia de objeto presente en la escena.

Mask R-CNN es un algoritmo utilizado en la detección y segmentación de objetos derivado o

Fuente: R. Girshick. "Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation". (2014).

R-CNN: Regions with CNN features warped region person? yes. twmonitor? no. 1. Input image proposals (~2k) CNN features 2. Extract region 3. Compute 4. Classify regions

Figura 2. R-CNN toma una imagen de entrada (1), extrae aprox. 2000 propuestasde región (2), usando una CNN obtiene características por cada región (3), finalmente clasifica cada región utilizando una SVM (4).

extendido de Faster R-CNN [17], el cual desciende de Fast R-CNN [18] y son ampliamente utilizados en la segmentación semántica.

Mask R-CNN es utilizado para la segmentación por instancias, es decir, que localiza cada píxel perteneciente a cada objeto o clase detectado en la imagen según corresponda, además de generar los cuadros de limitadores comúnmente utilizados en el proceso de detección. Su principal diferencia con Faster R-CNN radica en la agregación de una rama o proceso que se encarga de producir la "máscara" de un objeto en paralelo al proceso que ya existe para el reconocimiento de este mediante el cuadro delimitador. En otras palabras, Mask R-CNN recubre cada instancia del objeto con la sobreposición de un polígono cuya forma y tamaño son aproximadamente idénticos al del objeto o instancia presente en la imagen.

El principio de funcionamiento de Mask R-CNN es descrito por He, en dos etapas: primero se escanea la imagen para generar los cuadros delimitadores candidatos mediante el uso de una RPN (Red de propuesta de región). En segundo lugar, en paralelo al proceso de predicción de la clase y el desplazamiento de la caja también se genera una máscara binaria para cada región de interés (ROI). La red encargada de generar las máscaras para cada clase elimina la competencia entre clases, a diferencia de los algoritmos de segmentación semántica (como Faster R-CNN), en donde las máscaras de todas las clases compiten, esta etapa es clave para el proceso de segmentación por instancias. Usando una FCN (red

convolucional completamente conectada [19]), se generan máscaras de dimensiones *mxm* que mantienen el diseño espacial explícito del objeto mediante la correspondencia pixel a pixel proporcionada por las convoluciones, sin contraerlo en una representación vectorial que carece de dimensiones espaciales.

MÉTODO PROPUESTO PARA MEDIR LA SUPERFICIE DAÑADA

Como mencionamos anteriormente, proponemos un método para detectar y segmentar el desgaste presente en imágenes de la superficie de contactos eléctricos, usando segmentación por instancias mediante Mask R-CNN.

En este sentido, proponemos una metodología de 5 etapas: Adquisición de las imágenes, aumento de datos (tratamiento de imágenes), etiquetado de las imágenes, entrenamiento del modelo y finalmente detección y segmentación.

Adquisición de imágenes

Las imágenes utilizadas fueron obtenidas mediante una cámara fotográfica marca Sony y una lente marca Zeiss. Las fotografías de la pieza presentan una alta resolución y calidad de imagen. En total corresponden a 14 imágenes de contactos, 10 de las cuales fueron adquiridas a diferentes valores de intensidad de corriente: un contacto sometido a una intensidad de corriente de 25 [A] y otro sometido a una intensidad de corriente de 35 [A] a 5000, 15000, 35000, 55000 y 75000 ciclos respectivamente, es decir, se fotografió al contacto luego de 5000

ciclos a 25 [A] y a 35 [A], luego para 15000 ciclos a 25 [A] y a 35 [A], y así sucesivamente como se muestra en la Figura 3. Luego se consideraron otras 4 imágenes adicionales (2 contactos con sus respectivos zooms), donde los contactos fueron sometidos a 5000 ciclos, aunque no se especifica la corriente empleada. Estas últimas 4 imágenes fueron destinadas a pruebas.

Aumento de datos

Considerando las 10 imágenes anteriores de los contactos mostradas en la Figura 3, utilizamos el algoritmo de Data Augmentation para obtener un total de 110 nuevas imágenes, las cuales fueron utilizadas para el proceso de entrenamiento de la red neuronal artificial. Las otras imágenes destinadas al proceso de prueba no fueron sometidas al proceso de aumento de datos. En la Figura 4 se puede ver un ejemplo de los resultados entregados por el algoritmo, que, a partir de una imagen original, se pudieron generar otras nuevas aplicando algunas distorsiones a la imagen inicial como por ejemplo volteos o giros,

traslaciones, variaciones en los ángulos, e incluso agregando ruido mediante algún filtro.

Etiquetado de las imágenes

Esta etapa es muy importante debido al impacto que tiene sobre el entrenamiento del modelo, así como en la evaluación del desempeño.

Para la etapa de etiquetado, nos apoyamos en la herramienta VIA (VGG Image Anotator [20]), una herramienta para la anotación o etiquetado de imágenes que funciona de manera offline. Para poder etiquetar las imágenes, fue necesario cargarlas desde el disco, seleccionando nuestro grupo de datos, para luego seleccionar los objetos de la escena a etiquetar. Usamos la forma de selección de región de polígonos, lo que permite seleccionar el contorno del objeto. Este proceso se realizó por cada una de las imágenes de entrenamiento, lo cual tardó alrededor de 1 minuto por imagen. Tanto el conjunto de entrenamiento como el de pruebas fueron sometidos al proceso de etiquetado.



Figura 3. Contactos sometidos a diferentes intensidades de corriente (filas) y diferente cantidad de ciclos (columnas).



Figura 4. Ejemplo de aplicación del algoritmo Data Augmentation aplicado a una imagen de un contacto.

Entrenamiento del modelo

La etapa de entrenamiento corresponde a la de mayor tiempo de duración y requiere que las etapas anteriores hayan sido realizadas lo mejor posible. Para el proceso de entrenamiento, adecuamos el código del repositorio de mask R-CNN perteneciente a Matterport Inc [21], en donde se indica como llevar a cabo el entrenamiento de nuestro propio conjunto de datos y evaluar el algoritmo. El entrenamiento se puede realizar utilizando los pesos pre entrenados de COCO (Common Objects in Context [22]) o utilizando los pesos pre entrenados de imageNet [23]. El algoritmo realiza un entrenamiento centrado en la imagen [14], donde las imágenes son reajustadas a un tamaño de 800 píxeles en su lado de menor tamaño.

Para el entrenamiento de la red se utilizó como backbone (extractor de características) ResNet101 con un tamaño de lote de 1 imagen por GPU. Se ocupó una tasa de aprendizaje de 0,001, que a pesar de aumentar el tiempo de entrenamiento garantiza el mínimo error. En total se realizaron 30 épocas, es decir, el algoritmo funcionó a través de todo el conjunto de los datos de entrenamiento 30 veces, además de una cantidad de 100 pasos por cada una. Esto da como resultado un ajuste adecuado como se muestra en el gráfico presente en la Figura 5 a continuación.

Épocas

Con estos parámetros y teniendo en consideración la cantidad de imágenes utilizadas en el conjunto de entrenamiento, el proceso de entrenamiento del modelo tardó alrededor de 1 hora.

Detección y segmentación

Corresponde a la última etapa de la metodología, a partir de la cual se puede visualizar la disposición de las máscaras sobre las zonas desgastadas en las imágenes.

Utilizamos Jupyter Notebook para probar y analizar los resultados del entrenamiento, utilizando una copia del archivo "inspect_balloon_model.ipynb" del repositorio de github, se renombraron algunas variables y se modificaron las clases, de acuerdo a las necesidades de nuestro trabajo. En primer lugar, se cargó el conjunto de datos de entrenamiento a partir del cual se obtienen las clases por detectar.

En esta etapa el algoritmo crea los cuadros delimitadores a partir de las mismas máscaras, por lo que permite manejar cuadros delimitadores de forma coherente, independientemente del conjunto de datos de origen, y también facilita el cambio de tamaño, la rotación o recorte de las imágenes, en lugar de calcular la transformación del cuadro delimitador para cada tipo de transformación de imagen.

Para una red FPN, los anclajes se ordenan de manera que sea fácil hacerlos coincidir con la salida de las capas de convolución que predicen las puntuaciones y los cambios de los anclajes. Para esto primero se ordenan por nivel de pirámide, es decir, todos los anclajes del primer nivel, luego todos los del segundo y así sucesivamente. Posteriormente, dentro de cada nivel se clasifican las anclas por secuencia de procesamiento del mapa de características, típicamente, una capa de convolución procesa

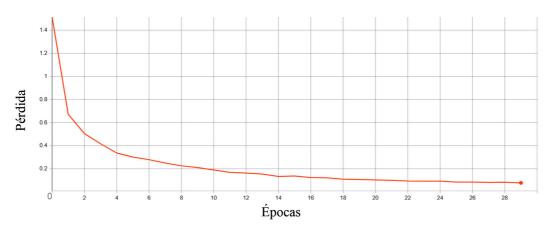


Figura 5. Gráfico que muestra la pérdida en relación con cada época de entrenamiento.

un mapa de características que comienza desde arriba a la izquierda y se mueve hacia la derecha fila por fila. Finalmente, para cada celda del mapa de características, se elige cualquier orden de clasificación para los anclajes de diferentes proporciones. Aquí se hace coincidir el orden de las proporciones pasadas a la función.

Por último, se generan las regiones de interés (RoIs), alrededor de 2000, de las cuales se consideran positivas aquellas que contienen los anclajes correctos.

RESULTADOS EXPERIMENTALES

A continuación, se presentan los resultados obtenidos de acuerdo con la metodología anterior. Para medir el desempeño obtenido en nuestro trabajo se utilizó el índice de Jaccard o también denominado Intersection over Union (IoU), ya que dentro de las métricas para evaluar el proceso de segmentación es una de las más utilizadas debido a su sencillez y efectividad. La Ecuación (1) muestra que el índice de Jaccard consiste en determinar la relación entre la intersección y la unión de las áreas segmentadas por el algoritmo y el área etiquetada manualmente (ground truth).

$$IoU = \frac{A_1 \cap A_2}{A_1 \cup A_2} \tag{1}$$

Por otro lado, la Figura 6 muestra las áreas que se relacionan para obtener el valor de IoU. En el ejemplo se ve un contorno amarillo (A1) que representa el área que corresponde a la etiqueta de la característica (desgaste), la cual se realiza manualmente. El área de color celeste (A2) indica la máscara generada a partir del algoritmo, la cual representa la selección realizada por el modelo.

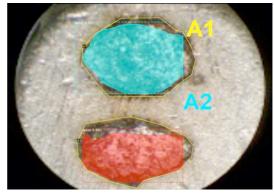


Figura 6. Ilustración del área representada por la etiqueta A1 (amarillo), y el área generada por el algoritmo mask R-CNN A2 (celeste).

Visualización de las máscaras

A continuación, se muestran los resultados obtenidos al implementar mask R-CNN para la detección de desgaste en 2 contactos eléctricos con sus respectivos zooms en la zona afectada, es decir, 4 imágenes en total (ver Figura 7).

En cuanto a la relación *IoU*, la Tabla 1 muestra los resultados obtenidos al realizar las pruebas con las imágenes de la Figura 7. Como se puede observar, los valores rondan entre los 0,95 y 1, lo cual indica que la segmentación es bastante buena desde una perspectiva cuantitativa. Sin embargo, la literatura nos dice que es probable que un resultado tan bueno no sea del todo correcto, y esto puede deberse que la detección no esté considerando la zona o borde "carbonizado", debido a que en las imágenes de entrenamiento habría pocas imágenes que presentaban esta característica, y por lo que es posible que la segmentación no esté considerando este factor, por lo que, en este sentido, se obtienen resultados

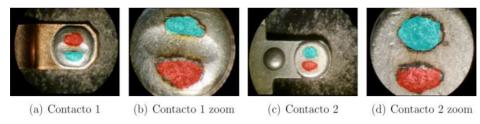


Figura 7. Máscaras de las zonas dañadas de los contactos obtenidas a partir de la segmentación por instancias en las 4 imágenes de prueba.

Tabla 1.	Índice de intersección sobre unión de las
	máscaras generadas.

Imagen	Nº Zonas Desgastadas	IoU
Contacto 1	2	0,998
Contacto 1		0,993
Contacto 1 Zoom	2	0,952
Contacto i Zooni	2	0,957
Contacto 2	2	0,998
Contacto 2		0,999
Contacto 2 Zoom	2	0,993
Contacto 2 Z00III	2	0,981

cualitativamente insuficientes. Para solucionar este problema, sería necesario aumentar el conjunto inicial de imágenes y disponer de una mayor cantidad de datos de prueba, como es requerido normalmente por un algoritmo de aprendizaje profundo.

Área en pixeles de las máscaras generadas.

A partir de los resultados anteriores, se realizó la cuantificación de las áreas en pixeles de cada una de las zonas segmentadas, para facilitar la inspección del desgaste. La Tabla 2 muestra las áreas detectadas por imagen de contacto, donde el área 1 corresponde a la zona desgastadas ubicada en la parte superior de cada imagen, mientras que el área 2 representa la zona en la parte inferior de cada imagen.

CONCLUSIONES

Nuestro trabajo presentó una nueva aplicación del algoritmo Mask R-CNN para segmentar instancias del desgaste en piezas de aleación que han sufrido daño por el arco eléctrico. Sin embargo, es necesario señalar que, a diferencia de los procedimientos actuales, nos enfocamos en la segmentación de un desgaste que es visualmente notorio, en vez de

Tabla 2. Áreas en pixeles de cada una de las zonas desgastadas detectadas por imagen.

Imagen	Área 1 (pixeles)	Área 2 (pixeles)
Contacto 1	15107	11873
Contacto 1 Zoom	42401	68317
Contacto 2	10673	8950
Contacto 2 Zoom	86519	65039

analizar el material a una escala muy pequeña como se ha realizado en muchos de los trabajos revisados en la literatura. Manteniendo este objetivo, logramos la segmentación de zonas dañadas en contactos debido al arco eléctrico mediante segmentación por instancias, implementando Mask R-CNN, que al ejecutar el proceso de segmentación en CPU con la red entrenada demoró alrededor de 11 segundos por cada una de las imágenes de validación. Lo expuesto anteriormente permite concluir que los resultados obtenidos son auspiciosos, en el sentido de que se obtuvo una clara segmentación de la zona dañada, debido a que la máscara generada por el algoritmo se acopló de una forma bastante cercana a lo ideal, aun teniendo en consideración que el desgaste es variable en cuanto a su forma y otras características, es decir, no tiene una forma general definida como es el caso de un objeto, persona o animal que a menudo suelen ser segmentados con una alta precisión por el mismo tipo de algoritmos, tampoco posee un color siempre uniforme debido a que en ocasiones se pueden observar bordes quemados y secciones más brillantes en la zona dañada. Sin embargo, como se mencionó en la sección de resultados, se debe considerar que los buenos resultados obtenidos probablemente se deben a una alta correlación entre las imágenes utilizadas para entrenamiento y prueba, disminuyendo la diversidad existente de esta característica y, por lo demás, impidiendo determinar sí hubo generalización suficiente. En este sentido, solo se utilizaron 110 imágenes de entrenamiento, las cuales, si bien permitieron una correcta segmentación, se sabe que, para aumentar el desempeño del algoritmo, el entrenamiento se debe llevar a cabo con un mayor conjunto de imágenes, como lo exige un algoritmo de Deep Learning. También, se considera que la resolución de las imágenes no tiene un impacto significativo en los resultados. En cambio, la etapa de etiquetado es un proceso muy importante que requiere de una gran inversión de tiempo, pero una vez etiquetadas las imágenes, el entrenamiento es sencillo, siempre y cuando se satisfagan los requerimientos del algoritmo. Finalmente, como trabajo futuro se piensa realizar una reconstrucción tridimensional de la zona desgastada, y de esta forma obtener una cuantificación del daño generado en la superficie de la pieza. Por medio del cálculo de área de máscara que representa la zona dañada hemos logrado una aproximación hacia este objetivo. Adicionalmente, se debe considerar la posibilidad de utilizar geometría

epipolar y análisis trifocal usando múltiples vistas, para una modelo 3D que entregue una inspección y cuantificación del daño aún más precisa y objetiva.

REFERENCIAS

- [1] K. He, G. Gkioxari, P. Dollár and R. Girshick. "Mask R-CNN". Proceedings of the IEEE international conference on computer vision, pp. 2961-2969. 2017
- [2] D.G. Bansal and J.L. Streator. "Behavior of copper-aluminum tribological pair under high current densities". 2008 14th Symposium on Electromagnetic Launch Technology, pp. 1-6. 2008.
- [3] B. Feizifar and O. Usta. "A novel arcing power-based algorithm for condition monitoring of electrical wear of circuit breaker contacts". IEEE Transactions on Power Delivery. Vol. 34, pp. 1060-1068. 2018.
- [4] C. Ding, C. Li and C. Fang. "Erosion of Cu-W contact material of SF6 circuit breakers when making capacitor bank". IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering. Vol. 15, pp. 187-193. 2020.
- [5] R. Holm. "Electric contacts Handbook". Springer-Verlag. 1981.
- [6] M. Braunovic, N.K. Myshkin and V.V. Konchits. "Electrical contacts: fundamentals, applications and technology". CRC press. 2006.
- [7] J.C. Estrada y H.R. Lozano. "Impacto de modelos del arco eléctrico de un interruptor de potencia en un sistema eléctrico". Ph.D. dissertation, Universidad Tecnológica de Pereira. Facultad de Ingenierras Eléctrica. 2015.
- [8] C. Wu, D. Yi, W.E. Wei, S. Li and J. Zhou. "Influence of alloy components on arc erosion morphology of Ag/MeO electrical contact materials". Transactions of Nonferrous Metals Society of China. Vol. 26, pp. 185-195. 2016.
- [9] R.B. Madeddu. "Estudio de la influencia del cadmio sobre el medioambiente y el organismo humano: Perspectivas experimentales, epidemiológicas y morfofuncionales en el hombre y en los animales de experimentación". 2005.
- [10] P. Kumar and A. Singh. "Cadmium toxicity in fish: An overview". GERF Bulletin of Biosciences. Vol. 1 No 1, pp. 41-47. 2010.
- [11] P. Das, S. Samantaray and G.R. Rout. Studies on cadmium toxicity in plants: A review. Environmental pollution. Vol. 98 N° 1, pp. 29-36. 1997.

- [12] N.C. Institute."Cancer-causing substances: Cadmium". 15 de enero de 2020. Obtenido de https://www.cancer.gov/about-cancer/ causes-prevention/risk/substances/cadmium.
- [13] J.F. Serrano, A. B. Díaz, Á. S. Calle y J. L. Sánchez-Marín. Visión por computador. Dykinson. 2004.
- [14] D. Kaur and Y. Kaur. "Various image segmentation techniques: A review". International Journal of Computer Science and Mobile Computing. Vol. 3, pp. 809-814. 2014.
- [15] R. Girshick, J. Donahue, T. Darrell and J. Malik. "Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation". The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2014.
- [16] J.R. Uijlings, K.E. Van De Sande, T. Gevers and A.W. Smeulders. "Selective search for object recognition". International Journal of Computer Vision. Vol. 104, pp. 154-171. 2013.
- [17] R. Girshick. "Fast r-cnn". Proceedings of the IEEE international conference on computer visión, pp. 1440-1448. 2015.
- [18] S. Ren, K. He, R. Girshick and J. Sun. "Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks". Advances in Neural Information Processing Systems, pp. 91-99. 2015.
- [19] J. Long, E. Shelhamer and T. Darrell. "Fully convolutional networks for semantic segmentation". The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2015.
- [20] A. Dutta and A. Zisserman. "The VIA annotation software for images, audio and video". Proceedings of the 27th ACM International Conference on Multimedia, pp. 2276-2279. 2019.
- [21] W. Abdulla. "Mask R-CNN for object detection and instance segmentation on Keras and TensorFlow". Github. 2017.
- [22] T.-Y. Lin, M. Maire, S. Belongie, L. Bourdev, R. Girshick, J. Hays, P. Perona, D. Ramanan, C. L. Zitnick and P. Dollár. "Microsoft coco: Common objects in context". European Conference on Computer Vision, pp. 740-755. 2014.
- [23] J. Deng, W. Dong, R. Socher, L.-J. Li, K. Li and L. Fei-Fei. "Imagenet: A large-scale hierarchical image database". 2009 IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pp. 248-255. 2009.