



LA FORMACIÓN DE INGENIEROS:
UN COMPROMISO PARA EL
DESARROLLO Y LA SOSTENIBILIDAD

15 al 18
DE SEPTIEMBRE

20
20

www.acofi.edu.co/eiei2020

ALGORITMO PARA LA CARACTERIZACIÓN DE NEUMONÍA EN RADIOGRAFÍA DE TÓRAX

Andrés Romero, Camila Castellanos, Adriana Gutiérrez, Sandra Cancino

**Escuela Colombiana de Ingeniería Julio Garavito, Universidad del Rosario
Bogotá, Colombia**

Resumen

En este trabajo se propone un método para la caracterización de la neumonía a partir del procesamiento y análisis de radiografías de tórax. En el método propuesto, se emplearon técnicas de mejora de contraste como parte de una etapa de pre-procesamiento. Luego se realiza la segmentación automática del pulmón utilizando umbrales múltiples y operadores morfológicos. Posteriormente, se extraen características del pulmón como lo son la entropía, el valor promedio de intensidad, la desviación estándar y la correlación entre el pulmón derecho y el izquierdo, con el objetivo de cuantificar información sobre la opacidad y la textura de los pulmones. Por último, se emplean las características mencionadas como entrada para un clasificador K-means de tal manera que se pueda obtener un agrupamiento correcto de la población de pacientes sanos y pacientes con neumonía. Para evaluar el desempeño del método propuesto, se toma una muestra de 30 imágenes de radiografía de pacientes sanos y 30 de pacientes que presentan la patología. Se extraen las características propuestas anteriormente obteniendo una especificidad del 76,6% y una sensibilidad del 83,3%, todo esto para la clasificación de la población en estudio en presencia o no de la neumonía.

Palabras clave: radiografía de tórax; neumonía; procesamiento de imágenes

Abstract

This work proposes a method for pneumonia characterization based on image processing and analysis of chest radiographs. In the proposed method, contrast enhancement techniques were used as part of a preprocessing stage. Then, an automatic lung segmentation is performed using multiple thresholds and morphological operators. Subsequently, lung characteristics such as entropy, intensity average value, standard deviation and correlation between the left and right lung are

extracted, in order to quantify information of lungs opacity and texture. Finally, the mentioned characteristics are used as input for a K-means classifier for grouping data in healthy patients and patients with pneumonia. To evaluate the performance of the proposed method, a sample of 30 chest x-ray images of healthy patients and 30 of patients with pathology were taken. The characteristics mentioned above are extracted, obtaining a specificity of 76,6% and a sensitivity of 83,3% for classification of studied population in the presence or absence of pneumonia.

Keywords: chest radiography; pneumonia; image processing

1. Introducción

La neumonía consiste en una infección en uno o en ambos pulmones donde se propicia la multiplicación de microorganismos como bacterias, hongos o virus en el interior de los alvéolos, que conllevan a una inflamación y acumulación de líquido. De acuerdo con la Organización Mundial de la Salud, la neumonía es responsable del 15% de muertes de niños menores de 5 años a nivel mundial, se calcula que mató a unos 920136 niños en 2015. Además puede ser muy perjudicial para personas mayores de 65 años o con problemas respiratorios crónicos, según la OPS la neumonía está situada entre las diez primeras causas de muerte para adultos mayores entre 60 y 69 años (CuidatePlus, 2019).

Entendiendo la relevancia de esta enfermedad y sus consecuencias, es entonces una prioridad realizar su detección temprana y caracterización adecuada. Actualmente para la detección y diagnóstico de la neumonía, se analiza el caso clínico que presenta el paciente y se complementa con una radiografía de tórax, donde se pueden observar y localizar las áreas específicas afectadas en los pulmones, esta última es muy importante porque permite observar que área está siendo afectada y así poder tratar de forma adecuada la enfermedad (MedlinePlus, 2020).

La radiología de tórax postero-anterior (PA) y lateral sigue siendo la base de la radiología torácica. Se realiza en máxima inspiración y con la respiración totalmente suspendida. Debe ser, por tanto, el estudio inicial en todos los pacientes con sospecha de patología torácica. La distribución en el cuerpo de las 4 densidades radiológicas, gas, agua, grasa y calcio o densidad metálica, determinan lo que se distingue en la radiografía de tórax normal.

Como objetivo de este proyecto se quiere lograr diseñar un algoritmo que permita caracterizar pulmones afectados por una neumonía a partir del procesamiento de radiografías de tórax y ayudar en el diagnóstico de la enfermedad. Para ello se analizan características de opacidad y textura de la imagen enfocándonos solo en los pulmones, por esta razón en primera medida se segmenta el área comprendida por los pulmones en la imagen.

En los últimos años se han usado las redes neuronales convolucionales (CNN) para el análisis de imágenes médicas incluyendo las radiografías de tórax; sin embargo, este método no ha demostrado buenos resultados cuando se presentan datos nuevos a la red, y además se requiere un gran conjunto de datos para el entrenamiento, así como un alto costo computacional (Zech, et al., 2018; O'Quinn, et al., 2019). Para los casos en los que se ha recurrido la segmentación y

extracción de características del pulmón (Khobragade, et al., 2016; Sharma, et al., 2017; Kasu & Saravanan, 2018) como es el caso de este proyecto, las principales limitaciones son que se necesitan condiciones similares en el proceso de adquisición y digitalización de la imagen además de la baja capacidad de que tienen los algoritmos para adaptarse a cambios de tamaño y posición de las estructuras anatómicas, aspectos en los que son superados por las CNN.

2. Materiales y Métodos

El método propuesto se divide en las etapas de selección de imágenes de la base de datos original, pre-procesamiento o mejora de la calidad de las imágenes seleccionadas, segmentación de la región de los pulmones, extracción de características de dicha región para ser usado como datos de entrada en un clasificador, y finalmente, clasificación en dos clases de imágenes de radiografías: en presencia de neumonía (paciente con patología) o ausencia de neumonía (paciente normal o sano). En la figura 1 se describen cada una de las etapas que componen el método propuesto.

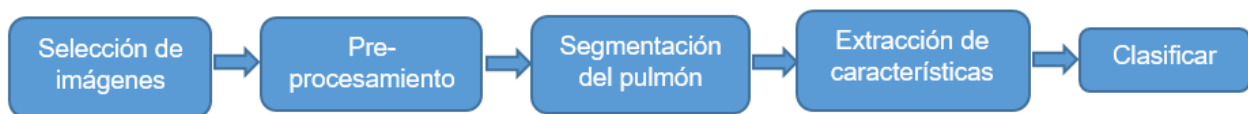


Figura 1. Metodología implementada para el desarrollo del proyecto.

2.1. Datos Experimentales y herramientas computacionales

La base de datos utilizada proviene de la competencia *RSNA Pneumonia Detection Challenge* de Kaggle, en la cual se cuenta con radiografías de tórax de pacientes con y sin diagnóstico de neumonía, diagnóstico dado por especialistas teniendo en cuenta no solo la imagen sino también las características clínicas del paciente; En la base de datos hay patologías distintas a neumonía, así como casos normales, sin embargo, las enfermedades diferentes a neumonía no se encuentran dentro de las anotaciones. En el presente trabajo solo se emplean las radiografías pertenecientes a pacientes con diagnóstico de neumonía y pacientes sanos.

Se utiliza MATLAB como herramienta principal para el procesamiento y análisis de imágenes dado a la sencillez de su lenguaje. Por otro lado, se utiliza Python para la implementación del clasificador de K-means.

2.2. Selección de Imágenes

En la base de datos se disponen de alrededor de 9000 imágenes, sin embargo, no todas las imágenes cuentan con características homogéneas es cuanto al proceso de digitalización y/o pueden presentar artefactos de diferentes tipos. Por lo tanto, para el presente estudio, se seleccionaron 30 imágenes por cada clase de la base de datos original.

2.3. Pre-Procesamiento

El objetivo del pre-procesamiento es mejorar el contraste y el brillo de las imágenes radiográficas, para ello se emplearon dos métodos de mejora de contraste: el primero fue ecualización del histograma, con el que se busca una distribución más uniforme en los valores de intensidad en el

histograma; El otro método de mejora de contraste fue el ajuste de valores de intensidad, mediante el cual se ajusta el histograma saturando los extremos. En la figura 2 se muestran ambos métodos de mejora de contraste para un paciente sano y uno enfermo o con patología.

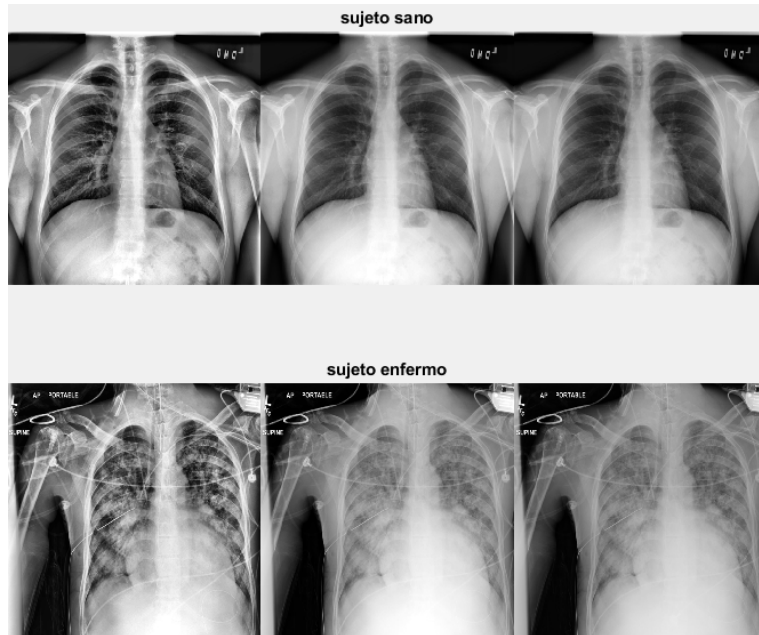


Figura 2. En la imagen se presentan ambos métodos de mejora de contraste para un sujeto sano y uno enfermo. La imagen original se encuentra a la derecha, y en el medio y al extremo izquierdo la imagen con ajuste de valores de intensidad y con ecualización del histograma respectivamente.

2.4. Segmentación del Pulmón

Para la segmentación se evaluó en primera medida los métodos usados en (Khobragade, et al., 2016; Sharma, et al., 2017; Kasu & Saravanan, 2018), sin embargo, al segmentar empleando estos métodos, se encontraron muchos casos en los que también se extraían partes de tejido como la piel y la grasa, sobre todo para pacientes enfermos donde la opacidad en los pulmones hace que los métodos basados en el histograma no sean los más adecuados.

La segmentación final se realizó entonces a partir de la identificación de los rangos de intensidad, en los que se encuentra las regiones de la imagen pertenecientes al aire, al pulmón y a otros tejidos. Con estos tres rangos se realizó la umbralización de dichas regiones de la imagen (figuras 3a y 3b). A continuación, por medio de operaciones lógico/aritméticas se obtiene el área de la imagen perteneciente a los pulmones. Se utilizan operadores morfológicos para mejorar el resultado de la segmentación de la región de los pulmones. Finalmente, se utiliza la imagen resultado de la segmentación y la imagen con mejora de contraste resultado de la etapa de pre-procesamiento, para obtener únicamente los píxeles en escala de grises pertenecientes a los pulmones, eliminando el resto de la información de la imagen original (figura 4).

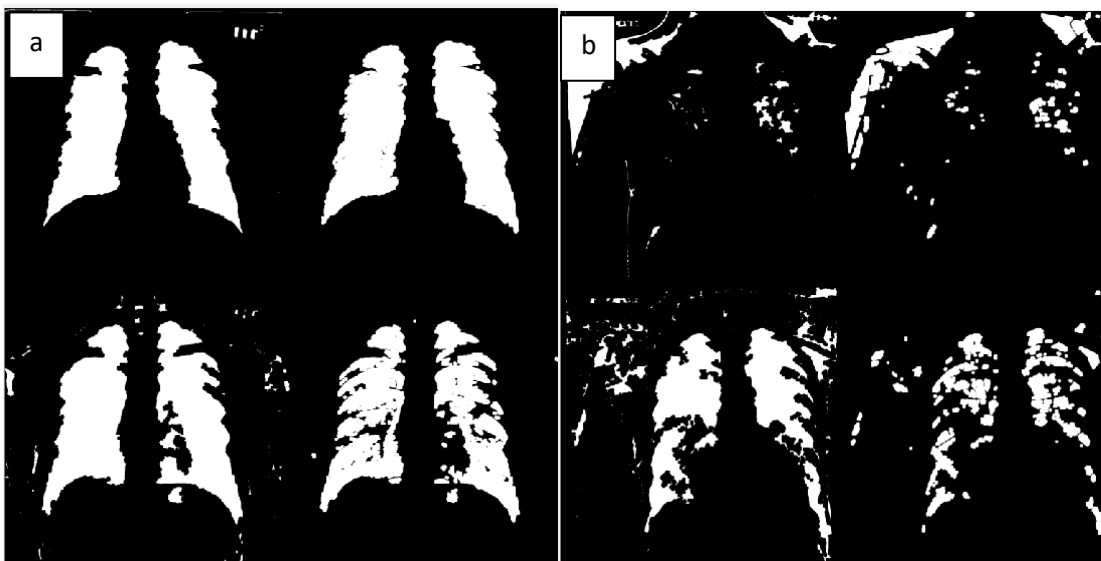


Figura 3. a) Umbralización de las regiones de aire, pulmón y otros tejidos para el sujeto sano, b) para el sujeto con diagnóstico de neumonía.



Figura 4. Resultado final de la segmentación de pulmones para un sujeto con diagnóstico de neumonía.

2.5. Extracción de Características

A partir del resultado final de la etapa de segmentación, se obtienen características como la entropía, promedio de intensidad y desviación de los píxeles que forman parte de la región de los pulmones. Con estas características se busca tener una descripción cuantitativa de la superficie y de la textura de dicha región. Adicionalmente, se estima la correlación entre los píxeles pertenecientes a la región del pulmón derecho y del pulmón izquierdo.

2.6. Clasificación

Para la etapa de clasificación, empleamos el algoritmo K-means, el cual es un método de aprendizaje no supervisado, que se usa para el agrupamiento de observaciones en grupos o clases con base a un conjunto de características. Cada grupo se caracteriza por un centroide (valor medio) y un parámetro llamado inercia que depende del centroide (Pedregosa, et al., 2011), el algoritmo determina los centroides de los grupos buscando que tengan la misma varianza y minimizando la

inercia. De esta forma se espera que el algoritmo en base al espacio de características de las radiografías, logre agrupar y diferenciar el grupo de pacientes sanos y pacientes con diagnóstico de neumonía.

3. Resultados

En la tabla 1 se muestran el promedio y la desviación estándar de las características extraídas. En la tabla 2 se presenta la matriz de confusión luego de la clasificación con el algoritmo de K-means.

Características	Sano		Enfermo	
	Promedio	std	Promedio	std
Entropía	2.128	0.615	1.381	0.465
Promedio	0.347	0.08	0.368	0.083
Desv. Estándar	0.111	0.017	0.115	0.034
Correlación	0.592	0.215	0.309	0.308

Tabla 1. Valores estadísticos de las características para ambas poblaciones.

		Clasificación	
		sanos	Enfermos
Real	Sanos	23	7
	Enfermos	5	25

Tabla 2. Matriz de confusión.

4. Discusión

Analizando los resultados de la tabla 1 se puede evidenciar que la entropía de la imagen presenta amplias diferencias entre sujetos sanos y enfermos, esto es debido a que los pulmones que presentan opacidad tienen en el pulmón píxeles con intensidades más altas, pues en presencia de neumonía las células epiteliales del pulmón tienen generalmente células o proteínas en su interior en lugar de aire, causando que haya un aumento de densidad que se ve reflejada en las radiografías. Esto provoca que en el pulmón las intensidades presentes en los píxeles se vean de forma más homogénea y clara en donde se esté generando la opacidad, lo que justifica que la entropía presente sea menor, y en cuanto a los pacientes normales, la entropía será mayor debido a una mayor variabilidad en las intensidades de los píxeles.

Por otro lado, observando la correlación entre el pulmón izquierdo y el derecho, se pudo ver que hubo una mayor correlación para el caso de pacientes sanos que para los enfermos, es decir que para los pacientes con neumonía las regiones pertenecientes al pulmón derecho y al izquierdo pierden similitud.

Para finalizar, el algoritmo presentado fue capaz de agrupar y diferenciar ambos grupos obteniendo una sensibilidad de 83,3% y una especificidad de 76,6%. En comparación con (Zech, et al, 2018) donde se emplean CNN con 6,963,081 parámetros, 3 bases de datos, y se entrena y prueba la red con combinaciones de las 3 bases de datos, se obtienen sensibilidades y especificidades de alrededor de 95% y 50%. Además, las CNN son más complejas, difíciles de interpretar, su costo computacional es alto y necesita de una gran cantidad de datos de entrenamiento, mientras que el algoritmo presentado con muchos menos datos y mediante un proceso más simple logra obtener buenos resultados en contraste.

5. Conclusiones y Trabajo Futuro

Se desarrolló un algoritmo que permite clasificar automáticamente una imagen de radiografía de tórax en una de dos clases: paciente con neumonía o paciente sano. Los resultados presentan una sensibilidad de 83,3% y una especificidad de 76,6% con respecto a su desempeño de clasificación.

Se logró evidenciar que medidas asociadas a la variabilidad de las intensidades pertenecientes a la región de los pulmones en la imagen de radiografía, son de gran ayuda a la hora de caracterizar la neumonía y podrían ser usadas para enfermedades similares a esta.

Para etapas posteriores de este proyecto se deberían evaluar otros métodos de clasificación e implementar el mismo algoritmo para otro tipo de enfermedades que afecten el pulmón, como podría ser el caso del Covid-19.

6. Referencias

Fuentes electrónicas

- (2019). Neumonía. CuidatePlus, consultado en: 28 de marzo de 2020. Recuperado de: <https://cuidateplus.marca.com/enfermedades/respiratorias/neumonia.html>.
- (2020). Neumonía en adultos, adquirida en la comunidad: MedlinePlus enciclopedia médica. Medlineplus.gov, consultado en: 28 de marzo de 2020. Recuperado de: <https://medlineplus.gov/spanish/ency/article/000145.htm>.
- Romero, J. V. Radiología de Tórax. Recuperado el 28 de marzo de 2020, de: <https://www.neumosur.net/files/publicaciones/ebook/2-RADIOLOGIA-TORAX-Neumologia-3-ed.pdf>.
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., & Thirion, V. (2011). Scikit-learn: Machine Learning in Python. Journal of Machine Learning Research 12, pp. 2825-2830, 2011.

Artículos de revista

- O'Quinn, W., Haddad, R. J., & Moore, D. L. (2019). Pneumonia Radiograph Diagnosis Utilizing Deep Learning Network. IEEE, pp. 763-767.
- Zech, J. R., Badgeley, M. A., Liu, M., Costa, A. B., Titano, J. J., & Oermann, E. K. (2018). Variable generalization performance of a deep learning model to detect pneumonia in chest radiographs: A cross-sectional study. PLoS medicine, 15(11), e1002683. Recuperado de: <https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1002683>.
- Khobragade, S., Tiwari, A., Patil, C. Y., & Narke, V. (2016). Automatic detection of major lung diseases using Chest Radiographs and classification by feed-forward artificial neural network. IEEE, pp. 1-5.
- Sharma, A., Raju, D., & Ranjan, S. (2017). Detection of pneumonia clouds in chest X-ray using image processing approach. IEEE, pp. 1-4.
- Kasu, N. R., & Saravanan, C. (2018). Segmentation on Chest Radiographs Using Otsu's and K-Means Clustering Methods. IEEE, pp. 210-213.

Sobre los Autores

- **Andrés Felipe Romero Gómez:** Estudiante de pregrado de Ingeniería Biomédica. andres.romero-go@mail.escuelaing.edu.co
- **Adriana Gutiérrez Pomarico:** Estudiante de pregrado de Ingeniería Biomédica. adriana.gutierrez@mail.escuelaing.edu.co
- **Camila Andrea Castellanos Guarnizo:** Estudiante de pregrado de Ingeniería Biomédica. camila.castellanos@mail.escuelaing.edu.co
- **Sandra Liliana Cancino Suárez:** Profesora de Planta, Programa de Ingeniería Biomédica, Escuela Colombiana de Ingeniería y Universidad del Rosario, sandra.cancino@escuelaing.edu.co

Los puntos de vista expresados en este artículo no reflejan necesariamente la opinión de la Asociación Colombiana de Facultades de Ingeniería.

Copyright © 2020 Asociación Colombiana de Facultades de Ingeniería (ACOFI)