

Clasificación de Imágenes de Radiografía de Pulmón utilizando Aprendizaje Bayesiano

Adrián Fazio¹, Juliana Gambini¹, Juan Miguel Santos¹

¹Centro de Investigación y Desarrollo en Informática Aplicada, Universidad Nacional de Hurlingham

adrian.fazio, juliana.gambini, juan.santos@unahur.edu.ar

RESUMEN

En el presente trabajo proponemos un método para clasificar radiografías de tórax con el objetivo de colaborar en el diagnóstico de neumonía provocada por el virus SAR-COV 2 o por otras causas, así como detectar pulmones sanos. Para evaluar el método propuesto se utilizan imágenes de radiografías de tres tipos: 1- pulmones sanos, 2- pulmones con lesiones por neumonía por COVID-19 y 3- pulmones con lesiones por neumonía por otras causas. En primer lugar, se realiza un preprocesamiento de las imágenes, que incluye recortar la mitad inferior de las mismas (donde se observan diferencias entre las distintas imágenes). Luego, cada imagen se divide en sub-imágenes no solapadas y se calcula el histograma de cada una de ellas. Se realizan varias series de experimentos utilizando el método de Bayes para la clasificación y posterior inferencia.

Se construyen dos clasificadores, uno que separa las imágenes de pulmones sanos, de aquellas que sean de pulmones enfermos, y otro que distingue neumonía por COVID-19 de neumonía por otras causas. Los resultados son prometedores.

Palabras clave: Inferencia Bayesiana, Imagen Radiográfica, Detección de lesiones pulmonares

CONTEXTO

Este trabajo fue realizado dentro de la línea de trabajo de Análisis Automático de Imágenes, en el Centro de Investigación y Desarrollo en Informática Aplicada (CIDIA) de la Universidad Nacional de Hurlingham. En el marco del proyecto de investigación PIUNAHUR titulado “Aprendizaje Automático en Análisis e Interpretación de Imágenes”, Código 80020230100012HU. En el presente trabajo, hemos utilizado imágenes de radiografías de tórax para la detección automática de COVID-19, distinguiendo la enfermedad de pulmones sanos y de pulmones con neumonía causada por otros virus o bacterias.

INTRODUCCIÓN

Existen diversos recursos para detectar y diagnosticar enfermedades en un paciente, el enfoque de este estudio se centra en el uso de radiografías torácicas para colaborar en el diagnóstico de neumonía.

Aunque hay métodos como el de la reacción en cadena de polimerasa (PCR), que son más sensibles y específicos, los mismos presentan desventajas, como su mayor costo y la posibilidad de generar

falsos negativos si se realiza demasiado pronto o si la carga viral es baja. En comparación, las radiografías ofrecen una ventaja significativa, ya que son económicas y proporcionan una imagen que puede colaborar con los profesionales de la salud en la realización de diagnósticos precisos y planificar tratamientos. Además, este método no es invasivo, lo que lo hace más accesible y cómodo para los pacientes.

La segmentación de imágenes implica dividir una imagen digital en partes según un criterio específico, para llevar a cabo una tarea determinada. Es posible, por ejemplo, separar regiones por diferente color o por textura. En este trabajo, utilizamos imágenes de radiografías, las cuales son monocromáticas, y las estudiamos con el objetivo de reconocer distintas regiones automáticamente, de tal manera que permita realizar un diagnóstico lo más preciso posible.

Específicamente, la segmentación es importante en el caso de diagnósticos médicos, ya que se puede utilizar para analizar todo tipo de imágenes médicas, como radiografías, tomografías computadas, resonancias magnéticas u otras imágenes que deben examinarse para localizar daños en el pulmón.

Los avances tecnológicos en el campo de segmentación de imágenes digitales son especialmente valiosos para colaborar en el área médica, mejorando así el diagnóstico y permitiendo un mayor nivel de fiabilidad. Esto, a su vez, disminuye la carga humana y el tiempo de espera para obtener los resultados.

La correcta segmentación de la imagen permitirá reconocer áreas de interés

particular en la misma, lo que facilitará determinar si la radiografía pertenece a un paciente con pulmones sanos o afectados por neumonía causada por el síndrome respiratorio coronavirus 2 (SARS-CoV-2) que causa COVID-19 o neumonía por otras causas. En definitiva, se realiza una clasificación de las imágenes.

En el análisis de imágenes radiográficas para determinar la enfermedad de la neumonía causada por el síndrome respiratorio coronavirus 2 (SARS-CoV-2) que causa COVID-19 encontramos varios estudios, entre los cuales podemos citar el de Picasso et al.[1], en el cual el objetivo del estudio es comparar métodos de aprendizaje supervisado para clasificar automáticamente imágenes de radiografías en dos categorías principales: pacientes con COVID-19 y pacientes sin COVID-19. La primera categoría corresponde a pacientes afectados por neumonía causada exclusivamente por COVID-19, mientras que la segunda categoría corresponde a aquellos afectados por neumonía causada por otras enfermedades y pacientes sanos. Se evalúan su precisión y confiabilidad. Los autores realizan múltiples experimentos utilizando los siguientes métodos: Redes Neuronales Convolucionales (CNN), Extreme Gradient Boosting (XGBoost), Máquina de Vectores de Soporte (SVM) y Vecinos más Cercanos (K-NN). El primero pertenece al grupo de técnicas de Aprendizaje Profundo (DL), y los tres últimos pertenecen al grupo clásico de Aprendizaje Automático (ML). Los descriptores de imagen utilizados en los algoritmos SVM y K-NN se obtuvieron previamente utilizando el método Scale Invariant Feature Transform (SIFT), que sirve para detectar características de

imagen. Los resultados muestran que los métodos de SVM y XGBoost son más precisos que el modelo de Redes Neuronales Convolucionales pre-entrenada Inception v3. Su alto valor de la métrica de Recall muestra que se minimizan los casos de falsos negativos. Por lo tanto, concluye que las técnicas de aprendizaje automático pueden utilizarse como una herramienta para diferenciar casos más graves de COVID-19 de otros tipos de neumonías.

En otro artículo [2], publicado el 28 de febrero del 2020, los autores realizaron un experimento en que todos los pacientes infectados con SARS-CoV-2 se sometieron a tomografía computarizada de tórax sin contraste. Se analizaron las características clínicas de los pacientes, así como las características de distribución, patrón, morfología y manifestaciones acompañantes de las lesiones pulmonares. Además, después de 1 a 6 días (promedio 3.5 días), se evaluaron imágenes de seguimiento de tomografía computarizada de tórax para evaluar la evolución radiológica. Los hallazgos fueron que la mayoría de los pacientes infectados tenían antecedentes de exposición en Wuhan o a pacientes infectados y principalmente presentaban fiebre y tos. Más de la mitad de los pacientes presentaban lesiones pulmonares bilaterales multifocales, con distribución periférica, y 53 (59%) pacientes tenían más de dos lóbulos afectados. De todos los pacientes incluidos, la neumonía por COVID-19 se presentó con opacidades en vidrio esmerilado en 65 (72%), consolidación en 11 (13%), patrón de empedrado en 11 (12%), engrosamiento interlobular en 33 (37%), engrosamiento de la pleura adyacente en 50 (56%), y opacidades lineales combinadas en 55 (61%). El

derrame pleural, el derrame pericárdico y la linfadenopatía fueron hallazgos poco comunes. Además, la tomografía computarizada de tórax inicial no mostró ninguna anomalía en 21 pacientes (23%), pero 3 pacientes presentaron opacidades en vidrio esmerilado bilaterales en la segunda tomografía computarizada después de 3-4 días. Se concluye que la infección por SARS-CoV-2 puede confirmarse según la historia del paciente, las manifestaciones clínicas, las características imagenológicas y las pruebas de laboratorio. El examen de tomografía computarizada de tórax juega un papel importante en el diagnóstico inicial de la neumonía por el nuevo coronavirus. Las múltiples opacidades parcheadas en vidrio esmerilado en múltiples lóbulos bilaterales con distribución periférica son características imagenológicas típicas de la neumonía por COVID-19.

LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN Y DESARROLLO

Esta línea de investigación tiene como objetivo el diseño y desarrollo de un sistema que, dada una imagen de radiografía torácica puede decidir si el paciente tiene la enfermedad de COVID-19, tiene neumonía provocada por otras causas o si tiene los pulmones sanos. Esta decisión se toma entrenando un modelo de aprendizaje supervisado basado en inferencia Bayesiana, tomando como características de imagen un conjunto de histogramas.

La primera parte de este desarrollo consiste en dividir la imagen en rectángulos de píxeles no superpuestos, luego para cada rectángulo se calcula el histograma. Así cada imagen queda

caracterizada por un conjunto de histogramas.

La inferencia Bayesiana consiste en estimar la probabilidad a posteriori de que un evento ocurra. En el caso del problema de clasificación, es posible calcular la probabilidad a posteriori de que una imagen pertenezca a una de las tres clases y luego elegir la clase más probable. Para esto utilizamos el método de Bayes ingenuo, es decir, realizando la simplificación de que el histograma de cada cuadrado de la imagen es independiente del resto de los mismos. Luego calculamos el conjunto de histogramas de cada imagen y la probabilidad de que éste pertenezca a una clase.

Los objetivos de esta línea de investigación son los siguientes:

- Utilizar una base de datos con imágenes etiquetadas en tres clases: COVID-19, Neumonía por otras causas, pulmones sanos. La base de datos utilizada puede obtenerse en [3] y fue recolectada y explicada en [4].
- Entrenar un modelo basado en el método de Bayes ingenuo para clasificación supervisada, utilizando como características un conjunto de histogramas. La hipótesis es que el conjunto de histogramas logra caracterizar la apariencia de vidrio esmerilado que poseen los pulmones con neumonía causada por COVID-19
- Evaluar los resultados utilizando métricas de evaluación estándar, como Exactitud, Precisión, *Recall* y F1-score.

- Construir un sistema que, dada una imagen de radiografía torácica pueda decidir a qué clase pertenece.

RESULTADOS OBTENIDOS

En lo que sigue se muestran los resultados de clasificar imágenes en dos clases, utilizando 1500 imágenes, cada una de 288 x 288 píxeles. Dividimos las imágenes en ventanas no solapadas de 16x16. Para cada ventana, se calcula el histograma de 8 bins y el de 32 bins. Repetimos el experimento 10 veces y calculamos dos métricas de evaluación, Precisión (*Precision*) y Exactitud (*Accuracy*) y luego la media y la desviación estándar entre los 10 experimentos. La Tabla 1 muestra los resultados obtenidos calculando el histograma de 8 bins, para la separación de las clases sanos (“pulmón sano”) y enfermos (“pulmón enfermo”).

| | Precisión | Exactitud |
|-------|-----------|-----------|
| Media | 0.78 | 0.68 |
| SD | 0.05 | 0.027 |

Tabla 1: Separación entre clase “pulmón sano” y “pulmón enfermo”, utilizando histogramas de 8 bins.

La Tabla 2 muestra los resultados obtenidos calculando el histograma con 32 bins, para la separación de las clases sanos y enfermos.

| | Precisión | Exactitud |
|-------|-----------|-----------|
| Media | 0.73 | 0.73 |

| | | |
|----|------|------|
| SD | 0.02 | 0.01 |
|----|------|------|

Tabla 2: Separación entre clase “pulmón sano” y “pulmón enfermo”, utilizando histogramas de 32 bins.

La Tabla 3 muestra la precisión y exactitud con que el clasificador separó la clase neumonía por COVID-19 de la clase neumonía por otras causas. Observamos el alto valor de precisión que está indicando una baja cantidad de falsos positivos en la detección de neumonía provocada por otras causas. La Tabla 4 muestra la misma situación que la Tabla 3 pero utilizando histogramas de 32 bins.

| | Precisión | Exactitud |
|-------|-----------|-----------|
| Media | 0.90 | 0.78 |
| SD | 0.04 | 0.04 |

Tabla 3: Separación entre clase “neumonía por COVID-19” contra “neumonía por otras causas”, utilizando 8 bins.

| | Precisión | Exactitud |
|-------|-----------|-----------|
| Media | 0.95 | 0.80 |
| SD | 0.02 | 0.03 |

Tabla 4: Separación entre clase “neumonía por COVID-19” contra “neumonía por otras causas”, utilizando 32 bins.

FORMACIÓN DE RECURSOS HUMANOS

El equipo de trabajo del CIDIA se encuentra conformado por tres investigadores formados, dos investigadores estudiantes de doctorado, un estudiante de maestría y cuatro alumnos de grado que se encuentran realizando la tesis final de grado. Este trabajo constituye la idea más importante de la tesis para obtener el título de Licenciado en Informática, del alumno Adrián Fazio.

BIBLIOGRAFÍA

[1] Picasso, S., Santos, J., Ramele, R., and Gambini, J. Lung disease detection using radiography imagery: Comparison between some traditional machine learning methods and inception v3 convolutional neural network. In XX Reunión de Trabajo en Procesamiento de la Información y Control (RPIC), pp 1–6 2023.

[2] Xu, X., Yu, J., Qu, C., Zhang, L., Jiang, S., Huang, D., Chen, B., Zhang, Z., Guan, W., Ling, Z., Jiang, R., Hu, T., Ding, Y., Lin, L., Gan, Q., Luo, L., Tang, X., and Liu, J. Imaging and clinical features of patients with 2019 novel coronavirus sars-cov-2. *European journal of nuclear medicine and molecular imaging*, 47(5):1275–1280 2020.

[3] <https://www.kaggle.com/datasets/tawsifurrahman/covid19-radiography-database>

[4] M.E.H. Chowdhury, T. Rahman, A. Khandakar, R. Mazhar, M.A. Kadir, Z.B. Mahbub, K.R. Islam, M.S. Khan, A. Iqbal, N. Al-Emadi, M.B.I. Reaz, M. T. Islam, “Can AI help in screening Viral and COVID-19 pneumonia?” *IEEE Access*, Vol. 8, 2020, pp. 132665 - 132676.

<https://ieeexplore.ieee.org/document/9144185>