



BENEMÉRITA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE PUEBLA

FACULTAD DE CIENCIAS DE LA ELECTRÓNICA
MAESTRÍA EN INGENIERÍA ELECTRÓNICA,
OPCIÓN INSTRUMENTACIÓN ELECTRÓNICA

Tesis para obtener el grado de:
MAESTRO EN INGENIERÍA ELECTRÓNICA

Normalización y alineación automática de la forma de la región
pulmonar integrada con selección de características discriminantes
para detección de neumonía y COVID-19

Presenta:

Lic. Rafael Alejandro Cruz Ovando*

Directores:

Dr. Salvador Eugenio Ayala Raggi

Dr. Aldrin Barreto Flores

Índice general

Objetivos	2
1. Metodología	3
1.1. Descripción General del Sistema	3
1.1.1. Arquitectura del Sistema	3
1.1.2. Flujo de Datos	5
1.1.3. Justificación del Diseño Modular	6

Objetivos

Objetivo general

Desarrollar e implementar algoritmos de visión por computadora para la detección, alineación y normalización de la forma de la región pulmonar en imágenes radiográficas de tórax, utilizando además un método eficaz para la selección de características discriminantes, con el fin de mejorar la precisión en la detección automática de neumonía y COVID-19.

Objetivos específicos

1. Diseñar, implementar y evaluar un método deformable de alineación y normalización que localice, segmente y ajuste automáticamente la región pulmonar en términos de forma, escala, posición y rotación.
2. Proponer un método de extracción y selección de características que maximicen la discriminación entre las clases.
3. Evaluar el rendimiento de diferentes clasificadores de aprendizaje supervisado para la técnica de alineación propuesta en la tesis: KNN, CNN, MLP.
4. Validar el clasificador desarrollado a través de medir la precisión, sensibilidad, especificidad y además de realizar pruebas de validación cruzada para caracterizar el algoritmo propuesto.
5. Contrastar los resultados de clasificación del objetivo anterior con resultados obtenidos por los mismos clasificadores pero sin realizar el proceso de alineación propuesto.
6. Publicación de resultados.

Capítulo 1

Metodología

Este capítulo presenta la metodología desarrollada para la normalización y alineación automática de radiografías de tórax, así como la clasificación de enfermedades pulmonares. Se describe el flujo de procesamiento completo del sistema, desde la adquisición de datos hasta la clasificación final, detallando cada componente y las decisiones de diseño tomadas.

1.1. Descripción General del Sistema

El desarrollo del sistema propuesto comprende dos fases: una fase de preparación, que incluye la anotación manual de landmarks anatómicos y el entrenamiento de los modelos, y una fase de operación, donde el sistema procesa nuevas radiografías de tórax. Durante la operación, las imágenes pasan por una secuencia de cuatro módulos: preprocesamiento, predicción de landmarks, normalización geométrica y clasificación. Los tres primeros módulos transforman la imagen de entrada a una representación geométricamente normalizada, mientras que el cuarto realiza la clasificación de diagnóstico. Este diseño modular permite evaluar la contribución de cada componente al rendimiento final del sistema.

La Figura 1.1 ilustra la relación entre ambas fases del sistema.

1.1.1. Arquitectura del Sistema

La Figura 1.2 presenta el diagrama de bloques del flujo de operación. El sistema se compone de cuatro módulos que procesan secuencialmente las imágenes de entrada.

Módulo 1: Preprocesamiento. Las imágenes de entrada se someten a un proceso de mejora de contraste mediante el algoritmo CLAHE (*Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization*) [1]. Este paso normaliza las variaciones de contraste inherentes a diferentes equipos de adquisición radiográfica. Posteriormente, las imágenes se redimensionan a 224×224 píxeles para su procesamiento por la red neuronal.

Módulo 2: Predicción de Landmarks. Un modelo basado en ResNet-18 [2] con módulo

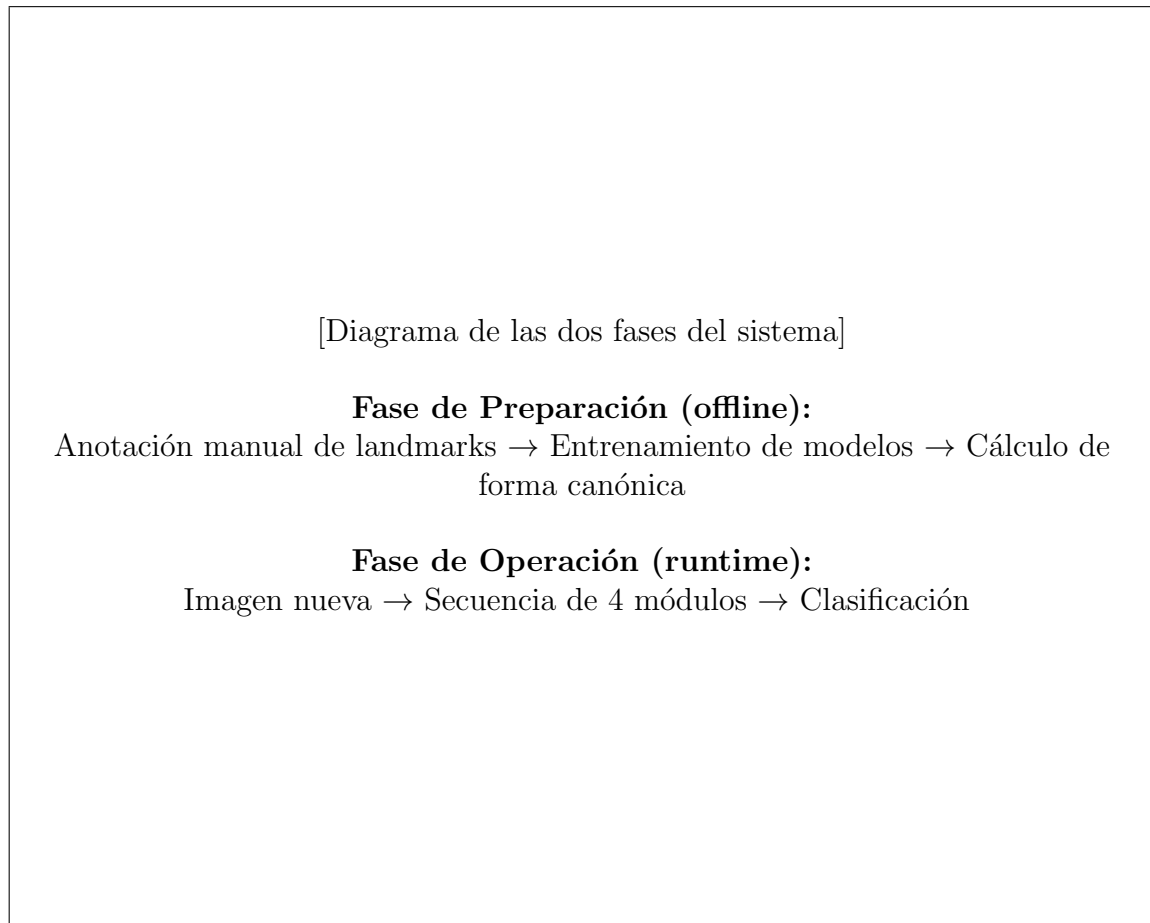


Figura 1.1: Estructura general del sistema en dos fases. La fase de preparación se ejecuta una única vez e incluye la anotación manual del conjunto de datos de entrenamiento, el entrenamiento de los modelos y el cálculo de la forma canónica mediante GPA. La fase de operación procesa cada imagen nueva a través de la secuencia de cuatro módulos.

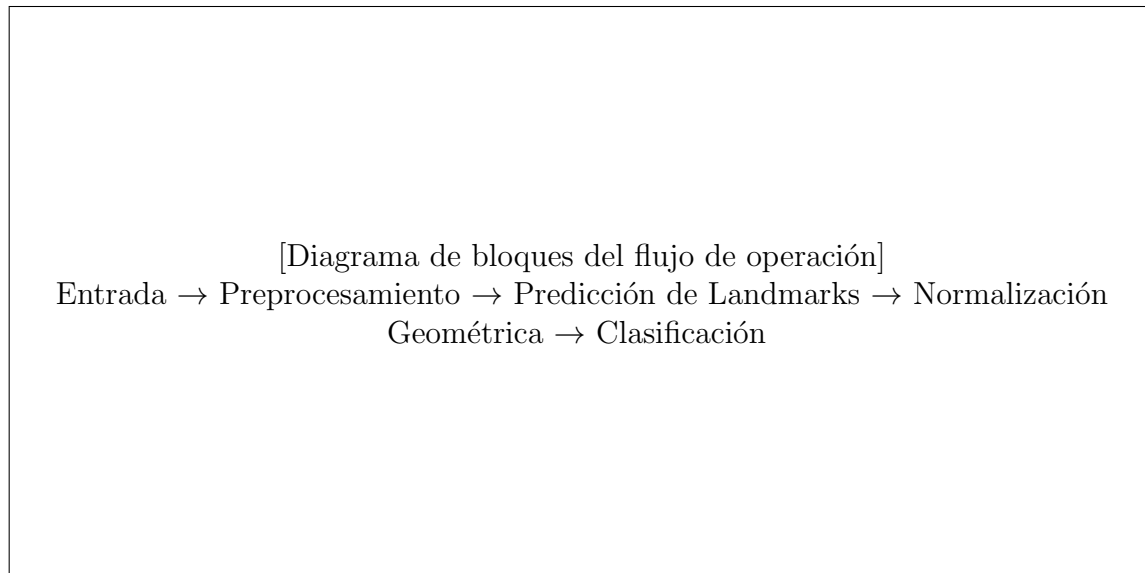


Figura 1.2: Flujo de operación del sistema. Las radiografías de tórax se procesan mediante cuatro módulos: preprocesamiento con CLAHE, predicción de 15 landmarks anatómicos, normalización geométrica mediante warping afín por partes, y clasificación en tres categorías (COVID-19, Normal, Neumonía Viral).

de Coordinate Attention [3] predice las coordenadas de 15 puntos anatómicos que definen el contorno de la región pulmonar. Estos landmarks fueron definidos manualmente durante la fase de anotación del conjunto de datos y representan puntos característicos de la silueta pulmonar bilateral.

Módulo 3: Normalización Geométrica. Utilizando los landmarks predichos, se aplica una transformación afín por partes (*piecewise affine warping*) que alinea cada imagen a una forma canónica previamente calculada mediante Análisis Procrustes Generalizado (GPA) [4]. Este proceso elimina variaciones geométricas entre pacientes, normalizando la posición, escala y orientación de la región pulmonar.

Módulo 4: Clasificación. Las imágenes normalizadas se procesan mediante una red neuronal convolucional para clasificarlas en una de tres categorías: COVID-19, Normal o Neumonía Viral. El módulo genera la predicción de clase junto con las probabilidades asociadas a cada categoría. Se evaluaron múltiples arquitecturas de clasificación, incluyendo ResNet-18, DenseNet-121 y EfficientNet-B0.

1.1.2. Flujo de Datos

El procesamiento de una imagen sigue el flujo ilustrado en la Tabla 1.1. Cada etapa transforma los datos de entrada en una representación apropiada para la siguiente etapa del proceso.

Cuadro 1.1: Flujo de datos a través del sistema.

Etapa	Entrada	Salida	Dimensiones
Preprocesamiento	Imagen RGB/Grayscale	Imagen normalizada	$224 \times 224 \times 3$
Predicción	Imagen normalizada	Coordenadas landmarks	15×2
Warping	Imagen + landmarks	Imagen warped	$224 \times 224 \times 3$
Clasificación	Imagen warped	Vector probabilidades	3

1.1.3. Justificación del Diseño Modular

El diseño modular del sistema ofrece varias ventajas:

1. **Interpretabilidad:** Los landmarks predichos constituyen una representación intermedia que permite verificar visualmente la calidad del proceso de detección anatómica.
2. **Modularidad:** Cada componente puede entrenarse, evaluarse y mejorarse de forma independiente, facilitando el desarrollo iterativo del sistema.
3. **Selección implícita de características:** La normalización geométrica actúa como un mecanismo de selección de características a nivel de imagen, eliminando información no discriminante (artefactos, marcas hospitalarias, variaciones de pose) y preservando únicamente la región pulmonar relevante para la clasificación [5].
4. **Transferibilidad:** El modelo de landmarks puede reutilizarse para otras tareas de análisis pulmonar, mientras que el clasificador puede adaptarse a diferentes conjuntos de clases según los requerimientos de la aplicación.

El enfoque propuesto se fundamenta en la hipótesis de que la normalización geométrica mejora la robustez y capacidad de generalización del clasificador al reducir la variabilidad no relacionada con la patología. Esta hipótesis se evalúa experimentalmente en el Capítulo ??.

Bibliografía

- [1] K. Zuiderveld, “Contrast limited adaptive histogram equalization,” in *Graphics gems IV*. Academic Press Professional, 1994, pp. 474–485.
- [2] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, “Deep residual learning for image recognition,” in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2016, pp. 770–778.
- [3] Q. Hou, D. Zhou, and J. Feng, “Coordinate attention for efficient mobile network design,” in *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, 2021, pp. 13 713–13 722.
- [4] J. C. Gower, “Generalized procrustes analysis,” *Psychometrika*, vol. 40, no. 1, pp. 33–51, 1975.
- [5] M. Jaderberg, K. Simonyan, A. Zisserman, and K. Kavukcuoglu, “Spatial transformer networks,” in *Advances in neural information processing systems*, vol. 28, 2015.