

# Algoritmo para la Optimización de Análisis en Ecografías Mamarias para la Detección Temprana del Cáncer de Mama en Entornos con Recursos Limitados

1<sup>st</sup> Alessandra Aldave Javier

*Facultad de Ciencias e Ingeniería*

*Universidad Peruana Cayetano Heredia*

Lima, Perú

alessandra.aldave@upch.pe

1<sup>st</sup> Valeria Zavaleta Jave

*Facultad de Ciencias e Ingeniería*

*Universidad Peruana Cayetano Heredia*

Lima, Perú

valeria.zavaleta@upch.pe

2<sup>nd</sup> Moisés Meza Rodríguez

*Facultad de Ciencias e Ingeniería*

*Universidad Peruana Cayetano Heredia*

Lima, Perú

moises.meza@upch.pe

**Abstract**—This document is a model and instructions for L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X. This and the IEEEtran.cls file define the components of your paper [title, text, heads, etc.]. \*CRITICAL: Do Not Use Symbols, Special Characters, Footnotes, or Math in Paper Title or Abstract.

**Index Terms**—component, formatting, style, styling, insert

## I. INTRODUCTION

El cáncer de mama es una enfermedad caracterizada por el crecimiento descontrolado de células cancerosas en la los conductos galactóforos o en los lobulillos productores de leche en el seno, formando tumores que, de no tratarse, pueden extenderse a otras partes del cuerpo y ser potencialmente mortales. En su etapa inicial, el cáncer no es letal y puede detectarse en fases tempranas. Sin embargo, si las células cancerosas invaden el tejido mamario circundante, pueden formar nódulos o engrosamientos, proceso conocido como invasión. En etapas más avanzadas, los cánceres invasivos tienen la capacidad de propagarse a los ganglios linfáticos cercanos u otros órganos, un proceso conocido como metástasis [1]. Una de las características preocupantes de esta enfermedad es que en su etapa inicial, la mayoría de las personas no experimentan síntomas evidentes, lo que resalta la importancia de la detección precoz. Esta detección temprana puede marcar la diferencia en el pronóstico y el tratamiento efectivo del cáncer de mama. Los síntomas del cáncer de mama pueden variar ampliamente, especialmente en las etapas más avanzadas de la enfermedad. Es fundamental estar atentos a cualquier cambio en los senos, como la aparición de bultos, cambios en la forma o textura de la piel, secreción del pezón u otros síntomas inusuales, y consultar a un médico ante cualquier preocupación. El cáncer de mama se ha convertido en una de las mayores preocupaciones de salud para las mujeres a nivel mundial. En el año 2022, se diagnosticaron 2.3 millones de casos en mujeres en todo el mundo, con aproximadamente 670,000 defunciones atribuidas a esta enfermedad [1]. Sorprendentemente, la mitad de estos casos ocurren en mujeres

que no presentan ningún factor de riesgo identificable más allá de ser mujeres y tener más de 40 años. Además, el cáncer de mama fue la forma más común de cáncer en 157 de los 185 países considerados ese año, evidenciando su alta prevalencia a nivel mundial. Existen varios factores que pueden aumentar el riesgo de desarrollar cáncer de mama, como el envejecimiento, la obesidad, el consumo excesivo de alcohol, antecedentes familiares de la enfermedad, exposición previa a radiación, tabaquismo y terapia hormonal después de la menopausia. En el contexto peruano, se enfrentan desafíos similares en la lucha contra el cáncer de mama. Durante las últimas dos décadas, se ha observado un preocupante aumento en la incidencia de esta enfermedad en el país, lo que ha generado una mayor atención en la detección temprana y el tratamiento oportuno [2]. En el transcurso de los primeros ocho meses del 2023, el cáncer de mama afectó a 2,044 mujeres en el Perú. Esta neoplasia maligna se posiciona como la segunda más común en el país, afectando a mujeres a partir de los 35 años[ 3]. Aunque las tasas de mortalidad han experimentado una ligera disminución gracias a los avances en el diagnóstico y tratamiento, el cáncer de mama continúa siendo una de las principales causas de muerte por cáncer entre las mujeres peruanas. Este tipo de cáncer puede impactar a mujeres de todas las edades, pero su incidencia aumenta significativamente a medida que envejecen. En promedio, la edad de diagnóstico en Perú se sitúa alrededor de los 50 años [2]. Según el boletín epidemiológico de la Oficina de Inteligencia e Información Sanitaria de la Gerencia Central de Prestaciones de Salud de EsSalud, la mayoría de los casos de cáncer de mama fueron detectados en centros médicos ubicados en Lima y Callao, con un total de 1,072 casos. Le siguieron los centros médicos de Lambayeque (180), Arequipa (167) y La Libertad (148) [3]. A pesar de los esfuerzos, la falta de un diagnóstico oportuno y medidas preventivas efectivas contra el cáncer de mama sigue siendo una realidad en el Perú. Esto se atribuye, en parte, a la inequidad en los criterios de tamizaje establecidos en los sistemas de salud, así como a la escasa cultura preventiva y a la centralización

de equipos de mamografía en Lima. Según datos de la Dirección de Prevención y Control de Cáncer del Ministerio de Salud (Minsa), recopilados hasta el 2022 por La República, en los hospitales de dicha entidad solo hay disponibles 49 mamógrafos, de los cuales solo 31 están en funcionamiento. Esto resulta preocupante si se considera que, según el Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI), en promedio hay un mamógrafo por cada millón de habitantes en el país, que actualmente supera los 33 millones[4]. Además, estos mamógrafos operativos no se distribuyen de manera equitativa en todas las regiones del país; es decir, solo algunas cuentan con estos equipos cruciales para la detección del cáncer de mama. La falta de diagnóstico se agrava por la ausencia de suficientes profesionales capacitados en el manejo de estas máquinas esenciales para el diagnóstico de la enfermedad. Cada día se diagnostican 19 casos nuevos de cáncer de mama en el país, lo que equivale a aproximadamente 6,860 personas al año afectadas por esta enfermedad. Es evidente que no solo se necesitan más dispositivos, sino también un esfuerzo considerable en capacitar a profesionales para utilizar estos equipos de manera efectiva. Hasta el momento, se desconoce la cantidad exacta de estos dispositivos disponibles en todo el Perú[4].

Un diagnóstico oportuno del cáncer de mama podría tener un impacto significativo en la tasa de supervivencia. Según la Sociedad Americana Contra El Cáncer, que utiliza datos del Programa de Vigilancia, Epidemiología y Resultados Finales (SEER) del Instituto Nacional del Cáncer (NCI), se proporcionan estadísticas de supervivencia para diferentes etapas del cáncer de mama. La base de datos SEER registra tasas relativas de supervivencia a 5 años [5] para el cáncer de mama en los Estados Unidos, clasificando los casos en tres categorías: localizado, regional y distante. En casos localizados, donde no hay signos de propagación fuera del seno, la tasa relativa de supervivencia a 5 años es del 99. En casos regionales, donde el cáncer se ha propagado hacia estructuras o ganglios linfáticos cercanos, la tasa relativa de supervivencia a 5 años es del 86. En casos distantes, donde el cáncer se ha extendido a partes distantes del cuerpo como los pulmones, el hígado o los huesos, la tasa relativa de supervivencia a 5 años disminuye significativamente al 30. Estos datos, basados en mujeres diagnosticadas entre 2012 y 2018, destacan la importancia de la detección temprana y el tratamiento adecuado para mejorar las probabilidades de supervivencia en pacientes con cáncer de mama.

## II. MATERIALES Y MÉTODOS

El presente proyecto busca construir un modelo de Deep Learning de bajo costo computacional sin sacrificar el accuracy utilizando técnicas de Ensemble para poder identificar los frames característicos de videos de ultrasonido pertenecientes a cáncer de mama maligno o a cáncer de mama benigno. El objetivo de utilizar este alcance es poder realizar un posterior despliegue del modelo en un sistema embebido de NVIDIA que permita conseguir una rápida clasificación de vídeos de ultrasonido.

### A. Base de datos

Se utilizaron dos bases de datos distintas, la primera base de datos llamada Miccai 2022 BUV Dataset corresponde al dataset principal del proyecto y el cual se busca emplear para la tarea de clasificación de frames característicos. Este data que contiene 188 vídeos de ecografías mamarias adquiridos con los ecógrafos LOGIQ-E9 y PHILIPS TIS L9-3, de los cuales 113 son de lesiones malignas y 75 de lesiones benignas. Los videos están etiquetados con rectángulos que delimitan las lesiones mamarias y fueron clasificados por dos patólogos con ocho años de experiencia.

El segundo conjunto de datos utilizado en el proyecto se trata de un dataset llamado Dataset BUSI with GT. Este dataset consta de 780 imágenes en formato PNG de ultrasonido mamario con un tamaño promedio de imagen de 500 x 500 píxeles. Todas las imágenes han sido clasificadas excluyentemente en las categorías normal, benigno o maligno. La data fue adquirida en 600 pacientes mujeres de entre 25 años a 75 años en el año 2018 en el Hospital Baheya en el Cairo, Egipto [27]. Las imágenes del set de datos han sido adquiridas con los instrumentos: sistema de ultrasonido LOGIQ E9 y LOGIQ E9 Agile, los cuales se caracterizan por brindar una resolución de 1280x1024 [27].

### B. Preprocesamiento

La razón por la cual se decidió utilizar dos datasets es debido a que el dataset de interés no contaba con máscaras correspondientes para poder realizar una segmentación de los frames que componen los videos del dataset.

En este estudio, se utilizaron múltiples videos divididos en frames de tumores benignos y malignos en mama obtenidos mediante ecografía. Para aumentar la diversidad del conjunto de datos, se aplicaron varias técnicas de aumento de datos a las imágenes extraídas de los videos ecográficos de tumores mamarios. Inicialmente, se cargaron los nombres de las carpetas y los frames significativos desde un archivo JSON. Luego, se definieron varias transformaciones de imagen, tales como volteo vertical, rotación, traslación y transformación en perspectiva. Estas transformaciones se aplicaron de manera consistente a todas las imágenes de cada carpeta. Las imágenes transformadas se guardaron en nuevas carpetas y se comprimieron para facilitar su manejo. Este proceso permitió crear un conjunto de datos aumentado que mejora la variabilidad de las imágenes disponibles, lo cual es esencial para entrenar modelos de aprendizaje profundo más robustos y generalizables.

El dataset auxiliar (Dataset BUSI with GT) también atravesó un preprocesamiento similar al del dataset principal. Se realizó data augmentation tanto a las imágenes de ultrasonido como a sus máscaras respectivas utilizando las funciones Vertical flip, Horizontal flip, Perspective y Resize, esta última función con la finalidad de tener un tamaño fijo de las imágenes a entregar al modelo de U-Net.

La razón por la cual se decidió utilizar un procedimiento sucesivo de segmentación y clasificación es debido a que la predicción de máscaras sintéticas para el dataset principal a partir de un entrenamiento con el dataset auxiliar permite

reducir la complejidad del modelo CNN, reducir el tiempo de procesamiento y simplifica la representación de la información relevante en las imágenes de ultrasonido mamario [a].

### C. Diseño del Algoritmo

El siguiente paso fue diseñar y entrenar un modelo de red neuronal convolucional (CNN) para clasificar los frames significativos en los videos ecográficos. Primero, se cargaron y procesaron las imágenes aumentadas, etiquetándolas según si eran significativas o no. Luego, se dividió el conjunto de datos en conjuntos de entrenamiento y prueba. Se construyó una CNN con varias capas de convolución y pooling, seguida de capas densas para la clasificación binaria. Se definieron los hiperparámetros del modelo con el objetivo de equilibrar la complejidad y la capacidad de generalización.

- **Capas de convolución y pooling:** Se utilizaron tres capas de convolución con 32, 64 y 64 filtros respectivamente y tamaños de kernel de (3, 3). Estas capas fueron seguidas por capas de MaxPooling con tamaño de (2, 2) para reducir la dimensionalidad y captar características espaciales importantes. La activación ReLU se empleó para introducir no linealidades en el modelo.
- **Capas densas:** La capa de flattening transformó las salidas de las capas convolucionales en un vector unidimensional, que luego fue procesado por una capa densa de 64 unidades con activación ReLU. La capa de salida utilizó una activación sigmoide para la clasificación binaria (frame significativo o no).
- **Compilación y entrenamiento:** El modelo se compiló con el optimizador Adam, seleccionado por su capacidad de ajuste adaptativo del learning rate, y se usó la función de pérdida binary\_crossentropy adecuada para problemas de clasificación binaria. Las métricas de rendimiento incluyeron la precisión para evaluar el desempeño del modelo. Se implementaron callbacks como early stopping para detener el entrenamiento cuando la pérdida de validación no mejoraba después de dos épocas, y model checkpointing para guardar el mejor modelo basado en la pérdida de validación.

### D. Clasificación y Detección

Finalmente, se evaluó el modelo en el conjunto de prueba y se visualizaron las métricas de rendimiento, demostrando la eficacia del modelo para identificar frames significativos en las ecografías de tumores mamarios.

## III. PREPARE YOUR PAPER BEFORE STYLING

### A. Abbreviations and Acronyms

### B. Units

- Use either SI (MKS) or CGS as primary units. (SI units are encouraged.) English units may be used as secondary units (in parentheses). An exception would be the use of English units as identifiers in trade, such as “3.5-inch disk drive”.
- Use a zero before decimal points: “0.25”, not “.25”. Use “cm<sup>3</sup>”, not “cc”.)

### C. Equations

### D. L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X-Specific Advice

### E. Some Common Mistakes

- The word “data” is plural, not singular.

An excellent style manual for science writers is [7].

### F. Authors and Affiliations

### G. Identify the Headings

### H. Figures and Tables

a) *Positioning Figures and Tables:* Place figures and tables at the top and bottom of columns.

TABLE I  
TABLE TYPE STYLES

Table Head	Table Column Head		
	Table column subhead	Subhead	Subhead
copy	More table copy <sup>a</sup>		

<sup>a</sup>Sample of a Table footnote.



Fig. 1. Example of a figure caption.

## ACKNOWLEDGMENT

## REFERENCES

## REFERENCES

- [1] G. Eason, B. Noble, and I. N. Sneddon, “On certain integrals of Lipschitz-Hankel type involving products of Bessel functions,” *Phil. Trans. Roy. Soc. London*, vol. A247, pp. 529–551, April 1955.
- [2] J. Clerk Maxwell, *A Treatise on Electricity and Magnetism*, 3rd ed., vol. 2. Oxford: Clarendon, 1892, pp.68–73.
- [3] I. S. Jacobs and C. P. Bean, “Fine particles, thin films and exchange anisotropy,” in *Magnetism*, vol. III, G. T. Rado and H. Suhl, Eds. New York: Academic, 1963, pp. 271–350.
- [4] K. Elissa, “Title of paper if known,” unpublished.
- [5] R. Nicole, “Title of paper with only first word capitalized,” *J. Name Stand. Abbrev.*, in press.
- [6] Y. Yorozu, M. Hirano, K. Oka, and Y. Tagawa, “Electron spectroscopy studies on magneto-optical media and plastic substrate interface,” *IEEE Transl. J. Magn. Japan*, vol. 2, pp. 740–741, August 1987 [Digests 9th Annual Conf. Magnetism Japan, p. 301, 1982].
- [7] M. Young, *The Technical Writer’s Handbook*. Mill Valley, CA: University Science, 1989.
- [8] K. Y. Rao, M. J. Stephen, and D. S. Phanindra, “Classification based image segmentation approach,” *International Journal of Computer Science and Technology*, vol. 3, no. 1, pp. 112–115, 2012.