



Temática: IV Taller internacional de Impacto de las TIC en la Sociedad

Diagnóstico clínico asistido por computadora: avances tecnológicos y su impacto social

Computer-aided clinical diagnosis : technological advances and their social impact

Nurileidis Almeida Cintra ^{1*}

¹ Departamento de Informática de la Facultad 2, Universidad de las Ciencias Informáticas. Carretera a San Antonio de los Baños km 2 ½. La Lisa. La Habana. C.P.: 19370. CUBA. nurileidisac@uci.cu

* Autor para correspondencia: nurileidisac@uci.cu

Resumen

Con la explotación de las conocidas ventajas de los ordenadores; los recientes desarrollos en el análisis computarizado de imágenes médicas, que ayudan a los radiólogos y a otros profesionales de la salud en diversas tareas de diagnóstico; con la interpretación de estas imágenes y los recientes avances en el aprendizaje automático, han conducido a la aparición de los sistemas de diagnóstico asistido por computadora, que a menudo se han utilizado como una herramienta adicional y útil para ayudar a los médicos a tomar decisiones diagnósticas finales y actuar como una segunda opinión. Lo anterior motivó la realización de una revisión bibliográfica en revistas, bases de datos y bibliotecas electrónicas sobre estos sistemas. La revisión confirmó la ausencia de un trabajo que abordase el impacto social que han tenido estos sistemas, lo que permitió proporcionar al lector los resultados más importantes que mejor evidencian su impacto social.

Palabras clave: Cáncer de mama, cáncer del pulmón, coronavirus, diagnostico asistido por computadora, impacto social

Abstract

With the exploitation of the well-known advantages of computers; recent developments in computerized analysis of medical images, which help radiologists and other health professionals in various diagnostic tasks; with the interpretation of these images and recent advances in machine learning, have led to the emergence of computer-aided diagnosis systems, which have often been used as an additional and useful tool to help physicians make final diagnostic decisions and act as a second opinion. This prompted a literature review of journals, databases and electronic libraries on these systems. The review confirmed the absence of any work addressing the social impact that

these systems have had, which allowed us to provide the reader with the most important results that best demonstrate their social impact.

Keywords: *breast cancer, lung cancer, coronavirus, computer aided diagnosis, social impact*

Introducción

El desarrollo científico y tecnológico es una de los factores más influyentes sobre la sociedad contemporánea. (Núñez Jover, 2002). La ciencia, es un fenómeno social de producción, difusión y aplicación de conocimientos, y la tecnología debe ser vista como un proceso social, una práctica que integra procesos psicológicos, sociales, económicos, políticos, culturales, siempre influidos por valores e intereses de su sistema social que contribuyen a conformarlo y es, a su vez, conformada por él. (Castros Díaz-Ballart, 2001) Los éxitos de la ciencia, en su alianza con la tecnología son indudables. Nos han proporcionado una gran capacidad para explicar, controlar y transformar el mundo. (Núñez Jover, 2002).

En esta dirección, la introducción de la tecnología en el sector de la salud es exponencial y abre un campo de potencialidades muy elevadas. El modelo asistencial está viviendo, desde hace años un cambio progresivo de paradigma: el centro de la atención médica ya no es el médico, sino el paciente. (Gratacòs Batlle, 2018). Los avances en la tecnología ayudan a hacer la vida más fácil a los enfermos, ayuda a detectar cualquier tipo de enfermedad y encontrar curas más rápido. Los equipos que se utilizan son cada vez más completos y permiten que las intervenciones sean más seguras y menos dolorosas. (Centro de Formación Profesional ESPECIALIZADO EN SANIDAD, 2021). Según (Mora, 2019) la introducción de nueva tecnología médica en la prevención, diagnóstico y recuperación del paciente repercute directamente en los indicadores de resultados en salud, así como en el incremento de la esperanza y calidad de vida, y la seguridad en los procesos asistenciales.

Con la explotación de las conocidas ventajas de los ordenadores (velocidad de procesamiento, memoria casi ilimitada, disponibilidad); los recientes desarrollos en el análisis computarizado de imágenes médicas, que ayudan a los radiólogos y a otros profesionales de la salud en diversas tareas de diagnóstico; con la interpretación de estas imágenes y los recientes avances en el aprendizaje automático han conducido a la aparición de los sistemas de diagnóstico asistido por computadora (CAD, por sus siglas en inglés), que a menudo se han utilizado como una herramienta adicional y útil para ayudar a los médicos a tomar decisiones diagnósticas finales y actuar como una segunda opinión.



Por otro lado, el aprendizaje automático (ML, por sus siglas en inglés) es una rama de la inteligencia artificial que emplea diversas técnicas estadísticas, probabilísticas y de optimización que permite a la computadora aprender de ejemplos anteriores y detectar patrones a partir de grandes conjuntos de datos, lo que resulta particularmente adecuado para ayudar a los médicos a diagnosticar enfermedades basándose en diversos resultados de pruebas. (Hasan & Tahir, 2010). En este sentido, ML se ha convertido en una parte vital de la investigación de imagenología médica en donde el diagnóstico y/o la evaluación precisa de una enfermedad depende tanto de la adquisición de imágenes como de la interpretación de las mismas. Lo que ha facilitado que el papel y la contribución de la radiología al diagnóstico médico se haya expandido enormemente debido a avances en las normas de cumplimiento de la calidad de la imagen, los sistemas de detección de imagen y tecnología informática. La mayoría de las interpretaciones de las imágenes médicas son realizadas por los radiólogos; el reto para estos es que hay enormes volúmenes de imágenes que son tediosas de manejar manualmente. Esto lleva a la dificultad en la interpretación de los resultados. (Parvathavarthini et al., 2019)

Los avances en este campo han llevado a sistemas CAD más inteligentes y autosuficientes, ya que la capacidad de aprendizaje de los métodos ML ha estado mejorando constantemente. Cada vez, más métodos automatizados están emergiendo con un profundo aprendizaje de características y representaciones. Los recientes avances de ML con enfoques de representación más profundos y extensos, comúnmente conocidos como enfoques de aprendizaje profundo (DL, por sus siglas en inglés), han tenido un impacto muy significativo en la mejora de las capacidades de diagnóstico de los sistemas CAD. (Safdar Gardezi et al., 2019). CAD, se definen como un diagnóstico hecho por un radiólogo que usa la salida de un análisis computarizado de imágenes médicas como una "segunda opinión" para detectar lesiones, evaluar la extensión de la enfermedad y hacer el diagnóstico. Se espera que mejore el componente de interpretación de las imágenes médicas. Con CAD, el diagnóstico final es hecho por el radiólogo. (Parvathavarthini et al., 2019)

Como consecuencia del desarrollo y la consolidación de la investigación científica se han obtenido numerosos productos y resultados científicos enfocados al diagnóstico asistido por computadora que han tenido un impacto directo en la salud de la población y evidencian que la ciencia forma parte de un contexto social y actúa sobre él. Algunos trabajos en la comunidad científica como (Safdar Gardezi, Elazab, Lei, & Wang, 2019) presentan un estudio reciente de la bibliografía tradicional de ML y DL con una aplicación particular para el diagnóstico del cáncer de mama, así como una breve perspectiva de algunas redes de DL bien conocidas. Donde revelan las limitaciones de los métodos ML tradicional contra el gran potencial de los métodos de DL en el análisis clínico y mejora de la capacidad

diagnóstica de los sistemas CAD existentes. En (CHENG, y otros, 2006) se exponen los métodos para la detección y clasificación de masas, y compara sus ventajas y desventajas. No ha habido ningún estudio previo que aborde impacto social de los sistemas CAD en enfermedades que constituyen principales causas de muerte para los humanos. Siendo precisamente este, el objetivo del trabajo, proporcionar al lector el impacto social que han tenido los recientes avances en el diagnóstico de enfermedades mortales como el cáncer de pulmón, de mama y el coronavirus.

Materiales y métodos

Se ha realizado un proceso de revisión bibliográfica en bases de datos como PubMed, bibliotecas electrónicas como Scielo y revistas como Springer, Elsevier y la IEEE. Se encontraron un total de 78 artículos de los cuales se han seleccionado un total de 42 artículos, en su mayoría, publicados en los últimos 5 años. La revisión confirmó la ausencia de un trabajo que abordase el impacto social que han tenido los avances tecnológicos de los sistemas CAD. Lo que motivó llevar a cabo este estudio de materiales bibliográficos de las investigaciones teórica y prácticas realizadas en diferentes direcciones, que permitió la extracción de los resultados más importantes que mejor evidencian el impacto social de estos sistemas.

Resultados y discusión

El cáncer ha sido una gran amenaza para la vida humana. Es el crecimiento incontrolado de células que pueden propagarse por los órganos del cuerpo. Para la detección precoz del cáncer se utilizan varias modalidades de imágenes como la tomografía computada, la resonancia magnética, el ultrasonido y la mamografía. (Parvathavarthini , Karthikeyani Visalakshi , & Shanthi , 2019) La investigación en CAD es un campo dinámico que crece rápidamente con las nuevas técnicas informáticas, nuevas modalidades de imágenes y nuevas tareas de interpretación. Se han diseñado herramientas CAD para ayudar con algunas necesidades clínicas bien conocidas, como el análisis de imágenes difíciles de interpretar, la escasez de la experiencia necesaria, y la utilización rentable de los recursos disponibles. El cáncer de mama, de pulmón y el coronavirus son enfermedades mortales que constituyen una gran amenaza para la humanidad en los últimos tiempos. Pero el hecho consolador es que hay varias posibilidades para la detección temprana y el diagnóstico de estas que mejoran la tasa de supervivencia a largo plazo. A seguir se exponen los sistemas CAD con los mejores resultados a consideración del autor.

Cáncer de mama

El cáncer de mama constituye un importante problema de salud pública en el mundo. En la mama, las células cancerosas pueden propagarse a los ganglios linfáticos o incluso causar daños a otras partes del cuerpo como los pulmones. El cáncer de mama se origina más a menudo por el mal funcionamiento de los conductos productores de



leche (carcinoma ductal invasivo). Sin embargo, también puede comenzar en los tejidos glandulares llamados lóbulos u otras células o tejidos dentro del seno (Safdar Gardezi, Elazab, Lei, & Wang, 2019).

Los investigadores también han encontrado que los cambios hormonales, de estilo de vida y ambientales también contribuyen a aumentar el riesgo de cáncer de mama. (Blakely , Shaw, Atkinson, Cunningham, & Sarfati, 2011) (Smigal, y otros, 2009)

Este cáncer, es considerado como el más invasivo y mortífero en las mujeres de todo el mundo. Informes estadísticos recientes de la Agencia Internacional para la Investigación del Cáncer informaron que el cáncer de mama ocupó el segundo lugar después del cáncer de pulmón con una tasa de incidencia de 1,67 millones (Boumaraf, Liu , Ferkous , & Ma, 2020) (J. H. de Vasconcelos, W. P. dos Santos, & R. C. F. de Lima, 2018). Desde 2013, el cáncer de mama ha sido la principal causa de muerte en las mujeres (Díaz-Cortés, y otros, 2018), (Safdar Gardezi, Elazab, Lei, & Wang, 2019). La Organización Mundial de la Salud (OMS) estima que para el año 2030, se pueden esperar unos 27 millones de nuevos casos (Araújo, Lima, & de Souza, 2014). La detección temprana de esta enfermedad juega un papel importante en la reducción de la tasa de mortalidad (EtehadTavakol, Chandran, Ng, & Kafieh, 2013); si el tumor se detecta antes de alcanzar un tamaño de 10 mm, el paciente tiene un 85% de posibilidades de remisión completa (Bezerra, y otros, 2013).

Sin embargo, es difícil para los radiólogos proporcionar una evaluación precisa y uniforme de los datos que se generan en las pruebas de detección generalizadas. Actualmente existen muchas técnicas diferentes para diagnosticar esta patología (mamografía, ultrasonido, resonancia magnética, biopsias y más recientemente termografía) (Cruz-Ramírez , y otros, 2013). La sensibilidad estimada de los radiólogos en la detección de este tipo de cáncer es sólo de alrededor del 75%, pero el rendimiento mejoraría si se les indicara la posible ubicación de las anomalías. Los sistemas de CAD para el cáncer de mama pueden proporcionar esa ayuda y son importantes y necesarios para su control. Las microcalcificaciones y las masas son los dos indicadores más importantes de malignidad, y su detección automatizada es muy valiosa para el diagnóstico temprano del cáncer de mama. Recientemente, se ha propuesto una amplia gama de sistemas CAD que han alcanzado un rendimiento notable para predecir el cáncer de mama. A seguir se expone los de mejores resultados.

En (Nadeem , y otros, 2019) se propone un eficiente sistema CAD para la detección del cáncer de mama utilizando imágenes de mamografía. El sistema propuesto clasifica la muestra de prueba como Benigna (sin cáncer) o Maligna (cáncer), estimando la probabilidad de cáncer en el paciente mediante el examen de la imagen mamográfica de la región del seno; el sistema es un candidato potencial para un sistema de apoyo automático junto con el diagnóstico



manual para la detección temprana de la presencia de cáncer. Se utiliza la base de datos miniMIAS de mamografías, disponible gratuitamente que contiene 322 mamogramas: 270 imágenes de muestra son normales (no cancerosas) y las 52 muestras restantes son malignas (cancerosas). Para alcanzar un mejor rendimiento, los autores convierten las muestras de la imagen de 24 bits en una imagen de 8 bits en escala de grises y las utilizan para extraer rasgos discriminantes. Denotan la categoría maligna con una muestra positiva y la categoría benigna con una negativa. Utilizando las características totales extraídas, el sistema, mostró un buen rendimiento en la identificación de las muestras tanto negativas como positivas al lograr una sensibilidad (tasa de identificación correcta de las muestras positivas) y una tasa de especificidad (tasa de identificación correcta de las muestras negativas) del 99,58% y el 99,37% respectivamente. Con estos resultados, el clasificador superó a los estudios anteriores para esta base de datos. Durante el proceso de detección, los radiólogos suelen visualizar las mamografías para buscar los síntomas más comunes que indican la presencia de cáncer en el tejido mamario, es decir, masa, calcificación, asimetría o distorsión arquitectónica (Boumaraf, Liu , Ferkous , & Ma, 2020). Analizan rutinariamente las mamografías refiriéndose al BI-RADS (*Breast Imaging Reporting and Data System*) (Lévy, Suissa, & Bokobsa , 2005.), que es un léxico de estandarización y garantía de calidad para los informes mamográficos desarrollado por el *American College of Radiology* (ACR). El objetivo era homogeneizar el lenguaje mamográfico entre los radiólogos y los clínicos de referencia y hacerlo más claro y coherente. Además, la mamografía BI-RADS engloba rasgos cualitativos para caracterizar la forma, el margen y la densidad de la masa. En función de estas características, los radiólogos asignan a la lesión de la masa una categoría BI-RADS de las siguientes:

- i. Categoría 0: incompleta, se requieren más evaluaciones de imagen
- ii. Categoría 1: negativo, no se ha encontrado ninguna anomalía
- iii. Categoría 2: benigna
- iv. Categoría 3: probablemente benigno
- v. Categoría 4: hallazgo sospechoso
- vi. Categoría 5: altamente sugestivo de malignidad
- vii. Categoría 6: malignidad comprobada por biopsia

Los radiólogos tienen que leer e interpretar diariamente un enorme número de mamografías, lo que supone un proceso repetitivo, arduo y propenso a errores. Mientras tanto, asignar meticulosamente una categoría BI-RADS a cada mamografía examinada es una tarea laboriosa y desafiante incluso para los expertos. En consecuencia, se ha

documentado una amplia variabilidad entre observadores a la hora de aplicar el léxico BI-RADS, que a menudo conduce a errores de clasificación.

(Boyer & Canale, 2013) han estudiado las razones y han clasificado los errores de interpretación cometidos por los mamógrafos en errores por exceso y errores por defecto; los primeros se producen cuando una lesión benigna se clasifica erróneamente como sospechosa (categoría BI-RADS 4 o 5), y los segundos se dan cuando los radiólogos clasifican erróneamente una anomalía sospechosa como benigna o probablemente benigna (categoría BI-RADS 2 o 3). Estos errores notificados tendrían sin duda un efecto adverso en los informes de recomendación de gestión asociados y tendrían consecuencias perjudiciales para el pronóstico del paciente.

(Boumaraf, Liu , Ferkous , & Ma, 2020) proponen un nuevo y eficaz sistema CAD para clasificar las masas mamográficas en cuatro categorías de evaluación en BI-RADS, incluyendo benigna (B-2), probablemente benigna (B-3), hallazgo sospechoso (B-4) y altamente sugestiva de malignidad (B-5), que puede apoyar el diagnóstico de los radiólogos. El enfoque propuesto por los autores, tiene la ventaja de identificar las características BI-RADS más significativas desde el punto de vista clínico para el diagnóstico. Para la evaluación del sistema utilizan un conjunto de 500 imágenes de mamografía de la *digital database for screening mammography* (DDSM), base de datos pública creada por la Universidad del Sur de Florida para su uso en la comunidad investigadora, que contiene aproximadamente 2620 estudios divididos en casos normales, benignos y de cáncer. La precisión global alcanzada es del 84,5%, y los índices de clasificación individuales obtenidos para cada una de las cuatro categorías BI-RADS B-2, B-3, B4 y B-5 son del 94%, 82%, 72% y 90%, respectivamente.

(Boumaraf, Liu , Ferkous , & Ma, 2020) realizaron una comparación con los trabajos de (Miranda & Felipe, 2015.), (Chokri & Farida, 2016.), y (Domingues, Abreu, & Santos, 2018), publicaciones que han informado de la clasificación BI-RADS de masas mamarias utilizando imágenes mamográficas, donde evidencian que el sistema CAD propuesto muestra superioridad en términos de precisión de clasificación general y proporciona mejores resultados en términos de sensibilidad y especificidad media. En base a la importancia de las características BIRADS seleccionadas, el sistema propuesto apoya las decisiones de los radiólogos para determinar el tratamiento adecuado de los pacientes. Este enfoque no sólo ayuda a mejorar la actual evaluación clínica de mamografías de la categorización BI-RADS de las lesiones mamarias, sino que también puede generalizarse a otras aplicaciones de clasificación médica.

Cáncer del pulmón



El cáncer de pulmón es una de las principales causas de muerte relacionadas con el cáncer debido a su naturaleza agresiva y al retraso en su detección en fases avanzadas. La detección precoz del cáncer de pulmón mejora significativamente la tasa de supervivencia y constituye un problema importante. Los nódulos pulmonares cancerosos (malignos) y no cancerosos (benignos) son pequeños crecimientos de células dentro del pulmón. La detección de los nódulos pulmonares malignos en una fase temprana es necesaria para un pronóstico crucial (Bjerager, Palshof, Dahl, Vedsted, & Olesen, 2006). Los nódulos pulmonares cancerosos en fase temprana son muy similares a los nódulos no cancerosos y necesitan un diagnóstico diferencial sobre la base de ligeros cambios morfológicos, localizaciones y biomarcadores clínicos (Nair, Sandhu, & Sharma, 2018). El reto consiste en medir la probabilidad de malignidad de los nódulos pulmonares cancerosos tempranos (Silvestri, y otros, 2018).

Los médicos utilizan varios procedimientos de diagnóstico, en relación con el diagnóstico precoz de los nódulos pulmonares malignos, como los ajustes clínicos, el análisis de tomografía computarizada (TC) (evaluación morfológica), la tomografía por emisión de positrones (PET) (evaluaciones metabólicas) y el análisis de biopsia por punción (Zhao, y otros, 2015). El método más adecuado para investigar las enfermedades pulmonares es la tomografía computarizada (TC) (Lee, y otros, 2017). Sin embargo, la investigación por TC tiene una alta tasa de falsos positivos, con efectos cancerígenos de las radiaciones. La sensibilidad de detección de los nódulos pulmonares mejora con detalles anatómicos sofisticados (cortes más finos) y mejores técnicas de registro de imágenes. Sin embargo, esto aumenta los conjuntos de datos en gran medida. Dependiendo del grosor del corte, se producen hasta 500 secciones/cortes en una exploración (Demir & Çamurcu, 2015). Un radiólogo experimentado tarda aproximadamente 2-5 minutos en observar un solo corte (Bogoni, y otros, 2012). La carga de trabajo de un radiólogo aumenta significativamente para examinar una TC en busca de la posible existencia de un nódulo. Además del grosor de la sección de los cortes de TC, la sensibilidad de la detección también depende de las características del nódulo, como el tamaño, la ubicación, la forma, las estructuras adyacentes, los bordes y la densidad.

Los resultados muestran que sólo el 68% de las veces los nódulos de cáncer de pulmón se diagnostican correctamente cuando sólo un radiólogo examina la exploración, y se detectan con precisión hasta el 82% de las veces con dos radiólogos. La detección de nódulos pulmonares cancerosos en una fase temprana es una tarea muy difícil, tediosa y que requiere mucho tiempo para los radiólogos, mientras que es muy propenso a errores en la detección de nódulos pequeños (Al Mohammad, Brennan, & Mello-Thoms, 2017). En esta situación, era necesario una herramienta que ayude a los radiólogos a reducir el tiempo de lectura y la detección de nódulos no detectados, y que permita una mejor localización. Los sistemas CAD se diseñaron inicialmente para reducir la carga de trabajo de los radiólogos y



augmentar la tasa de detección de nódulos. Sin embargo, la última generación de sistemas CAD también ayuda en el proceso de cribado al diferenciar entre nódulos benignos y malignos (Lee, y otros, 2017).

(Nasrullah , y otros, 2019) proponen un nuevo modelo para la detección y clasificación de nódulos pulmonares basado en estrategias múltiples con el objetivo de reducir los falsos positivos en etapas tempranas. Para reducir los falsos positivos y los resultados de diagnósticos erróneos debidos a diferentes tipos de errores, la decisión final se realizó en relación con los síntomas fisiológicos y los biomarcadores clínicos. El sistema propuesto trabaja con tomografías pulmonares tridimensionales (3D), junto con síntomas fisiológicos y los biomarcadores clínicos, para reducir los resultados falsos positivos y, en última instancia, evitar los métodos invasivos. Se evaluó en los conjuntos de datos LIDC-IDRI en forma de sensibilidad (94%) y especificidad (91%), y se obtuvieron mejores resultados en comparación con los métodos existentes.

Coronavirus SARS-CoV-2

Identificado por primera vez en la ciudad china de Wuhan a finales de diciembre de 2019 (Aanouz, y otros, 2020). Covid19 es una enfermedad respiratoria causada por el nuevo coronavirus SARS-CoV-2 (Coronavirus del Síndrome Respiratorio Agudo Severo (SARS-Cov-2) 2019 (Abdelli , Hassani, Brikci , & Ghalem , 2020). Covid19 es el nombre dado por la OMS el 11 de febrero de 2020. Provoca enfermedades que van desde el resfriado común hasta patologías más graves (Rowan & Laffey , 2020).

El periodo entre la contaminación y la aparición de los primeros síntomas de Covid19 puede extenderse hasta 15 días. Por lo tanto, las personas portadoras del virus sin saberlo pueden afectar a otras personas, lo que permite la propagación del virus en gran medida. En el momento de escribir este artículo, el número de casos confirmados ha alcanzado los 175,306,598 incluyendo 3,792,777 muertes. (World Health Organization, 2021).

Ante el llamado de la OMS por su director general Dr. Tedros Adhanom Ghebreyesus, a proporcionar información personalizada y confiable sobre el brote. Algunos países han implementado estrategias de trabajo para contener el riesgo de contagio y diseminación del nuevo coronavirus. Estas estrategias contemplan acciones para el fortalecimiento de la vigilancia epidemiológica, la organización de la atención médica en las unidades asistenciales, la capacitación de todo el personal de salud pública para el diagnóstico y atención a la COVID-19.

Aprovechando el excelente resultado en el análisis de imágenes médicas que ha tenido el aprendizaje profundo, que permite a los especialistas tomar buenas decisiones a la hora de diagnosticar a los pacientes; así como los diferentes estudios que han demostrado la capacidad de los sistemas neuronales, en particular de los sistemas neuronales convolucionales, para reconocer con precisión la presencia de Neumonía. (Asnaoui & Chawki, 2020) realizan un

estudio comparativo de las arquitecturas de aprendizaje profundo más conocidas para detectar y clasificar la neumonía por coronavirus utilizando imágenes de TC y rayos X, que son las imágenes más utilizadas en el procesamiento de imágenes médicas. Comparan los diferentes modelos preentrenados según la exactitud, la sensibilidad, la especificidad, la precisión, la puntuación F1 y los tiempos de entrenamiento y prueba. Los resultados obtenidos mostraron que el Inception_Resnet_V2 dio un buen rendimiento de clasificación (92,18% de precisión), seguido de Densnet201 con un 88,09% de precisión. Por los que son recomendado a ser utilizado para identificar el estado de salud de los pacientes frente al coronavirus.

Otras aplicaciones han sido desarrolladas que se apoyan en las TICs y han resultado ser una aliada para enfrentar la actual contingencia sanitaria provocada por esta enfermedad. Entre ellas, la aplicación “COVID-19-InfoCu” (Vialart Vidal, Vidal Ledo, & Pérez Matar, 2021) (Redacción Digital, 2020); Covid19CubaData (Vialart Vidal, Vidal Ledo, & Pérez Matar, 2021) (Juventud Rebelde, 2020); Pesquisador Virtual COVID-19 (Pierra Fuentes, Vazquez Cruz, Hernandez Heredia, & Montesino Perurena, 2020) (Vialart Vidal, Vidal Ledo, & Pérez Matar, 2021) y NHS COVID-19 (Wymant, y otros, 2021); que permiten realizar un control epidemiológico a las personas y de esta manera contribuir al enfrentamiento a la COVID-19, disminuyendo los riesgos de contagios.

Conclusiones

El estudio realizado evidenció que:

- ❖ Las investigaciones en sistemas CAD han hecho un progreso considerable mostrando su potencial en múltiples áreas clínicas y también produciendo aplicaciones prácticas, comercializadas que han resistido pruebas minuciosas.
- ❖ Los recientes desarrollos en el análisis computarizado de imágenes médicas ayudan a los radiólogos y a otros profesionales de la salud en diversas tareas de diagnóstico con la interpretación de imágenes médicas, si se usa como una segunda opinión.

Referencias

- Araújo, M. C., Lima, R. C., & de Souza, R. M. (2014). Interval symbolic feature extraction for thermography breast cancer detection. *Expert Systems with Applications*, 41(15), 6728-6737,. doi:<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.04.027>
- Aanouz, I., Belhassan , A., El Khatabi , K., Lakhlifi , T., El Idrissi , M., & Bouachrine , M. (2020). Moroccan medicinal plants as inhibitors of COVID-19: Computational investigations. *Journal of Biomolecular*



Structure and Dynamics; [PMC free article] [PubMed] [CrossRef] [Google Scholar].
doi:10.1080/07391102.2020.1758790

- Abdelli , I., Hassani, F., Brikci , S., & Ghalem , S. (2020). In silico study the inhibition of Angiotensin converting enzyme 2 receptor of COVID-19 by *Ammoides verticillata* components harvested from western Algeria. *Journal of Biomolecular Structure and Dynamics*; [PMC free article] [PubMed] [CrossRef] [Google Scholar]. doi:10.1080/07391102.2020.1763199
- Al Mohammad, B., Brennan, P., & Mello-Thoms, C. (2017). A review of lung cancer screening and the role of computer-aided detection. *Clin. Radiol*, [CrossRef], 72, 433–442.
- Asnaoui , K. E., & Chawki, Y. (2020). Using X-ray images and deep learning for automated detection of coronavirus disease. *J Biomol Struct Dyn.*, 1-12. doi:10.1080/07391102.2020.1767212
- Bezerra, L. A., Oliveira, M. M., Rolim, T. L., Conci, A., Santos, F. G., Lyra, P. R., & Lima, R. C. (2013). Estimation of breast tumor thermal properties using infrared images. *Signal Processing*, 93(10), 2851-2863. doi:https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2012.06.002
- Bjerager, M., Palshof, T., Dahl, R., Vedsted, P., & Olesen, F. (2006). Delay in diagnosis of lung cancer in general practice. *The British journal of general practice : the journal of the Royal College of General Practitioners.*, 863-8.
- Blakely , T., Shaw, C., Atkinson, J., Cunningham, R., & Sarfati, D. (Septiembre de 2011). Social inequalities or inequities in cancer incidence? Repeated census-cancer cohort studies, New Zealand 1981-1986 to 2001-2004. *Cancer Causes Control*, 22(9), 1307-18. doi: 10.1007/s10552-011-9804-x
- Bogoni, L., Ko, J., Alpert, J., Anand, V., Fantauzzi, J., Florin, C., . . . Shiau, M. (2012). Impact of a computer-aided detection (CAD) system integrated into a picture archiving and communication system (PACS) on reader sensitivity and efficiency for the detection of lung nodules in thoracic CT exams. *J. Digit. Imaging*, [CrossRef], 25, 771–781.
- Boumaraf, S., Liu , X., Ferkous , C., & Ma, X. (2020). A New Computer-Aided Diagnosis System with Modified Genetic Feature Selection for BI-RADS Classification of Breast Masses in Mammograms. *BioMed Research International*, 2020, 17. doi:https://doi.org/10.1155/2020/7695207
- Boyer, B., & Canale, S. (2013). Variability and errors when applying the BIRADS mammography classification. *European Journal of Radiology.*, 82(3), 388–397.
- Castros Díaz-Ballart, F. (2001). *Ciencia, innovación y futuro*. La Habana: Instituto Cubano del Libro.
- Centro de Formación Profesional ESPECIALIZADO EN SANIDAD. (22 de Marzo de 2021). *Campus Formación Granada*. Obtenido de <https://www.campusformaciongranada.es/blog/influencia-tecnologia-salud/>



- CHENG, H. D., SHI, X., MIN, R., HU, L., CAI, X., & DU, H. (Abril de 2006). Approaches for automated detection and classification of masses in mammograms. *Pattern Recognition*, 39(4), 646-668.
- Chokri, F., & Farida, M. (2016.). "Mammographic mass classification according to Bi-RADS lexicon. *IET Computer Vision*, 11(3), 189-198.
- Cruz-Ramírez, N., Mezura-Montes, E., Ameca-Alducin, M., Martín-Del-Campo-Mena, E., Acosta-Mesa, H. G., Pérez-Castro, N., . . . Barrientos-Martínez, R. E. (2013). Evaluation of the Diagnostic Power of Thermography in Breast Cancer Using Bayesian Network Classifiers. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2013(ID 264246), 10 pages. doi:<https://doi.org/10.1155/2013/264246>
- Demir, Ö., & Çamurcu, A. (2015). Computer-aided detection of lung nodules using outer surface features. *Bio-Med. Mater. [CrossRef]*, 26, S1213-S1222. .
- Díaz-Cortés, M.-A., Ortega-Sánchez, N., Hinojosa, S., Oliva, D., Cuevas, E., Rojas, R., & Demin, A. (Septiembre de 2018). A multi-level thresholding method for breast thermograms analysis using Dragonfly algorithm., *Infrared Physics & Technology*, 346-361. doi:<https://doi.org/10.1016/j.infrared.2018.08.007>.
- Domingues, I., Abreu, P., & Santos, J. (2018). Bi-rads classification of breast cancer: a new pre-processing pipeline for deep models training. *25th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, , (págs. 1378-1382,). Athens, Greece,.
- EtehadTavakol, M., Chandran, V., Ng, E., & Kafieh, R. (2013). Breast cancer detection from thermal images using bispectral invariant features. *International Journal of Thermal Sciences*, 69, 21-36. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ijthermalsci.2013.03.001>.
- Gratacòs Batlle, R. (5 de Julio de 2018). *El impacto de la tecnología en el sector salud*. Obtenido de Hospitecnia: <https://hospitecnia.com/tecnologia/el-impacto-de-la-tecnologia-en-el-sector-salud/>
- J. H. de Vasconcelos, W. P. dos Santos, & R. C. F. de Lima. (Junio de 2018). Analysis of Methods of Classification of Breast Thermographic Images to Determine their Viability in the Early Breast Cancer Detection. *IEEE Latin America Transactions*, 16(6), 1631 - 1637. doi:10.1109/TLA.2018.8444159
- Juventud Rebelde. (10 de abril de 2020). Covid19CubaData, una herramienta digital para conocer el avance de la COVID-19 en Cuba. *Juventud rebelde*. Obtenido de <http://www.juventudrebelde.cu/ciencia-tecnica/2020-04-10/covid19cubadata-una-herramienta-digital-para-conocer-el-avance-de-la-covid-19-en-cuba>
- Lee, K., Mayo, J., Mehta, A., Powell, C., Rubin, G., Prokop, C., & Travis, W. (2017). Incidental Pulmonary Nodules Detected on CT Images. *Fleischner 2017. Radiology 2017*, 284, 228-243.
- Lévy, L., Suissa, M., & Bokobsa, J. (2005.). Presentation of the French translation of the Breast Imaging Reporting System and Data System (BI-RADS). *Gynecologie, Obstetrique & Fertilité*, 33(5), 338-347.



- Miranda , G., & Felipe, J. (2015.). Computer-aided diagnosis system based on fuzzy logic for breast cancer categorization. *Computers in Biology and Medicine*, 64, 334–346,.
- Mora, O. (21 de febrero de 2019). *La innovación tecnológica impacta en los sistemas de salud*. Obtenido de Antares HealthLines: <https://www.antares-healthlines.com/nc/articulo/la-innovacion-tecnologica-impacta-en-los-sistemas-de-salud/>
- Nadeem , T., Beenish , A., Khawaja , A. Q., Imran , H., Zulfiqar , A., & Ikramullah , K. (2019). Breast Cancer Classification using Global Discriminate Features in Mammographic. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 10(2), 381-387.
- Nair, M., Sandhu, S., & Sharma, A. (2018). Cancer molecular markers: A guide to cancer detection and management. *[CrossRef] [PubMed]*, 39–55.
- Nasrullah , N., Sang , J., Alam,, M. S., Mateen, M., Cai, B., & Hu, H. (2019). Automated Lung Nodule Detection and Classification Using Deep Learning Combined with Multiple Strategies. *Sensor*, 19, 3722.
- Núñez Jover, J. (2002). *La Ciencia y la Tecnología como Procesos Sociales* (1 ed.). La Habana: Empresa Editorial Poligráfica Félix Varela.
- Parvathavarthini , S., Karthikeyani Visalakshi , N., & Shanthi , S. (Janero de 2019). Breast Cancer Detection using Crow Search Optimization based Intuitionistic Fuzzy Clustering with Neighborhood Attraction. *Asian Pacific journal of cancer prevention*, 20(1), 157-165. doi:10.31557/APJCP.2019.20.1.157
- Pierra Fuentes, A., Vazquez Cruz, Y., Hernandez Heredia, Y., & Montesino Perurena, R. (2020). Pesquisador Virtual: solución informática para la detección de casos sospechosos de COVID-19. *Revista Cubana de Informática Médica*, 12(2).
- Redacción Digital. (28 de febrero de 2020). COVID-19: Nueva APK desarrollada por Infomed está disponible en ApkLis. *Granma*. Obtenido de <http://www.granma.cu/cuba/2020-02-28/covid-19-nueva-apk-desarrollada-por-infomed-esta-disponible-en-apklis>
- Rowan , N., & Laffey , J. (2020). Challenges and solutions for addressing critical shortage of supply chain for personal and protective equipment (PPE) arising from Coronavirus disease (COVID19) pandemic - Case study from the Republic of Ireland. *The Science of the Total Environment*, *[PMC free article] [PubMed] [CrossRef] [Google Scholar]*, 725(138532). doi:10.1016/j.scitotenv.2020.138532
- Safdar Gardezi, S. J., Elazab, A., Lei, B., & Wang, T. (Julio de 2019). Article: Breast Cancer Detection and Diagnosis Using Mammographic Data: Systematic Review. *Journal of Medical Internet Research*, 21(7). doi:10.2196/14464



- Silvestri, G., Tanner, N., Kearney, P., Vachani, A., Massion, P., Porter, A., . . . Mazzone, P. (2018). Assessment of plasma proteomics biomarker's ability to distinguish benign from malignant lung nodules: Results of the PANOPTIC (Pulmonary Nodule Plasma Proteomic Classifier) trial. *[CrossRef] [PubMed]*, 154, 491–500.
- Smigal, C., Jemal, A., Ward, E., Cokkinides, V., Smith, R., Howe, H. L., & Thun, M. (Febrero de 2009). Trends in Breast Cancer by Race and Ethnicity: Update 2006. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*. doi:<https://doi.org/10.3322/canjclin.56.3.168>
- Vialart Vidal, M. N., Vidal Ledo, M. J., & Pérez Matar, R. (2021). Empleo de la salud móvil en Cuba para el enfrentamiento a la COVID-19. *Revista Cubana de Salud Pública*, 46(1).
- World Health Organization. (13 de junio de 2021). *WHO Coronavirus (COVID-19) Dashboard*. Obtenido de <https://covid19.who.int/>
- Wymant, C., Ferretti, L., Tsallis, D., Charalambides, M., Abeler-Dörner, L., Bonsall, D., . . . Fraser, C. (2021). The epidemiological impact of the NHS COVID-19 app. *Nature*. .
- Zhao, J., Ji, G., Qiang, Y., Han, X., Pei, B., & Shi, Z. (2015). A New Method of Detecting Pulmonary Nodules with PET/CT Based on an Improved Watershed Algorithm. *PLoS ONE*. doi:<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0123694>