

Sistema de Información para el Diagnóstico de Adenocarcinoma Gástrico

J. L. Alcaide, M. Patiño, A. Balankin, J. Patiño, M. A. Martínez, T. A. Ramírez

Resumen—Actualmente el cáncer es considerado como el mayor problema de salud a nivel mundial. El cáncer de estómago o adenocarcinoma gástrico es uno de los cánceres causantes de más de medio millón de muertes por año, ocupando el segundo lugar de mortandad en el mundo. El procesamiento de imágenes y su análisis mediante diferentes métodos ha permitido un diagnóstico clínico en etapa temprana.

El presente trabajo de investigación tiene como objetivo desarrollar un sistema de información, basado en la caracterización y análisis estadístico de las imágenes utilizadas en el diagnóstico del adenocarcinoma gástrico, que permita determinar una respuesta a variables determinísticas y no determinísticas, así mismo, que coadyuve en la detección temprana para el tratamiento oportuno de éste padecimiento.

Para el logro de los objetivos de la presente investigación se utiliza una metodología con un enfoque sistémico y sistemático, se utilizan técnicas de la ingeniería del software para el desarrollo y optimización de sistemas de información, se diseñan los algoritmos de forma que permitan dar robustez al sistema de información. Por último, se analizan los resultados de la aplicación del sistema para la optimización del mismo.

Palabras Clave—adenocarcinoma gástrico, diagnóstico clínico, procesamiento de imágenes.

Abstract—The cancer is now considered as the biggest health problem worldwide. The stomach cancer is one of the causes of more than half a million deaths per year, and is considered as the second place of mortality. The Image processing and analysis, by different methods, has allowed a clinical diagnosis at an early stage.

This research aims to develop an information system based on the characterization and statistical analysis of the images used in the diagnosis of stomach cancer, should determine a response to deterministic and non-deterministic variables, likewise, It assist with the early detection for timely treatment of this condition.

To achieve the objectives of this investigation a methodology with a systemic and systematic approach is used; techniques of software engineering for the development and optimization of information systems are used; the algorithms are designed to allow robustness to information system. Finally, the results of applying the system for optimization thereof are analyzed.

J. L. Alcaide, M. Patiño, A. Balankin, J. Patiño, M. A. Martínez, T. A. Ramírez, Instituto Politécnico, Unidad Profesional “Adolfo López Mateos”-Zacatenco, Gustavo A. Madero, México D.F. (e-mail: alkaideipn@yahoo.com.mx, mpatino2002@ipn.mx)

Key words—stomach cancer, clinical diagnosis, image processing.

I. INTRODUCCIÓN

EN la actualidad muchas de las actividades son realizadas y soportadas por Sistemas de Información (SI) que se apoyan en las Tecnologías de Información y Comunicación (TIC's), sin embargo, es importante que estas tecnologías, y en específico la computadora, contengan los programas necesarios que coadyuven a llevar a cabo la actividad misma. Así mismo, los programas están basados en algoritmos que permiten la aplicación de pasos lógicos, secuenciales y metódicamente aplicados para dar solución a un problema en cuestión.

El adenocarcinoma gástrico o cáncer de estómago es considerado como una enfermedad neoplásica de gran frecuencia en el mundo, arrojando cifras de más de medio millón de muertes por año, lo que representa más del 8% [1]. Actualmente se cuentan con varios métodos de diagnóstico o pruebas complementarias encaminadas a diagnosticar el cáncer [2-5]. Mientras se avanza en el conocimiento del cáncer se desarrollan nuevas herramientas y se perfeccionan las existentes [6-9]. El correcto diagnóstico de localización y extensión de la enfermedad permite al médico elegir el tratamiento adecuado: cirugía, quimioterapia y/o radioterapia [3].

Para poder caracterizar las imágenes utilizadas en el diagnóstico clínico del adenocarcinoma gástrico se utiliza una metodología con un enfoque sistémico y sistemático, con métodos y técnicas apegados a la Inteligencia Artificial (IA) y la Mecánica Estadística (ME), que permitan conocer los parámetros estadísticos que las gobiernan [10-13].

El presente trabajo de investigación muestra un Sistema de Información, el cual fue desarrollado con el objetivo de coadyuvar en el diagnóstico clínico del adenocarcinoma gástrico o cáncer de estómago. Para el desarrollo del SI y el logro del objetivo, primeramente, se realizó un análisis de la situación actual de los procesos llevados a cabo por los médicos para el diagnóstico del cáncer de estomago, y del estado del arte que se tiene para el análisis de imágenes de dicho padecimiento. Se diseñaron los algoritmos y aplicaciones basadas en métodos y técnicas de la Ingeniería del software, la inteligencia artificial y la mecánica estadística, y se analizaron los resultados de la aplicación del sistema de información para la optimización del mismo.

II. OBJETIVO Y METAS

Desarrollar un SI con un enfoque sistémico y sistemático, que permita analizar las imágenes utilizadas en el diagnóstico clínico del adenocarcinoma gástrico. La metodología y técnicas utilizadas para el desarrollo del SI están basadas en el modelo de ciclo de vida de desarrollo de los sistemas de información, aplicando técnicas y herramientas de la ingeniería del software, sistemas expertos, filtros y algoritmos que permitan la caracterización de imágenes obtenidas de endoscopias.

Para el desarrollo del sistema, se llevó a cabo la investigación de la situación actual para contar con un conocimiento más claro y amplio de los sistemas de información para el manejo de imágenes. Se diseñaron los elementos del SI y se aplicaron y usaron filtros y algoritmos basados en técnicas de la ingeniería del software e inteligencia artificial para la construcción del mismo.

III. MÉTODOS Y MATERIALES

III.1 Métodos

A. Método de Shannon [14]

Shannon define la entropía como una medida de incertidumbre de la información contenida en un sistema. La entropía de una variable aleatoria está definida en términos de una distribución de probabilidad, la cual puede mostrar una buena medida de incertidumbre.

Se consideran los píxeles de una imagen convertida a 256 niveles de gris (I) y se separan en dos niveles principales de gris, el primer plano o *foreground* (2) y un fondo de base o *background* (3). La variable g denotará esos valores de niveles de gris. Para imágenes de 8 bits $g = 0 \dots 255$

$$I = \{\text{conjunto de píxeles de la imagen de entrada}\} \quad (1)$$

$$F = \{g \in I / g = 1:T\} \quad (2)$$

$$B = \{g \in I / g = T+1:G\} \quad (3)$$

En el contexto de procesamiento de imágenes, el foreground es el conjunto de píxeles con luminancia menor a un cierto valor T , mientras que el background es el conjunto de píxeles con luminancias por encima de este valor de umbral T .

La función `imhist()` de Matlab, por ejemplo, calcula el nivel de gris para cada pixel, las frecuencias absolutas para cada píxel g . Calculamos las probabilidades estimadas de cada pixel g haciendo el cociente entre n_g y N , (4), siendo n_g el número de veces que se repite el pixel g en la imagen y N la cantidad total de píxeles.

$$(g) = \frac{n_g}{N} \quad (4)$$

$$\sum_{g=1}^G (g) = 1 \quad (5)$$

$$N = \sum n_g \quad (6)$$

Las probabilidades del foreground y background están expresadas como se indica en las ecuaciones (7) y (8), respectivamente:

$$p_f(g), 0 \leq g \leq T \quad (7)$$

$$p_b(g), T+1 \leq g \leq G \quad (8)$$

Definimos la probabilidad acumulada como lo expresa la ecuación (9)

$$P(g) = \sum_{g=1}^G (g) \quad (9)$$

Esta función de probabilidad puede ser considerada como una suma o unión de dos funciones de probabilidad, una para zonas claras (foreground) y otra para zonas oscuras (background). Ecuaciones (10) y (11).

$$P_f(T) = P_f = \sum_{g=0}^T (g) \quad (10)$$

$$P_b(T) = P_b = \sum_{g=T+1}^G (g) \quad (11)$$

La entropía de Shannon, paramétricamente dependiente del valor umbral T , está definida, para el foreground y background, como: (12) y (13).

$$H_f(T) = - \sum_{g=0}^T f(g) \cdot \log p_f(g) \quad (12)$$

$$H_b(T) = - \sum_{g=T+1}^G b(g) \cdot \log p_b(g) \quad (13)$$

La suma de estas dos expresiones puede ser denotada como $H(T)$ definida mediante (14).

$$H(T) = H_f(T) + H_b(T) \quad (14)$$

Usando las ecuaciones (12) y (13), se reemplaza obteniendo lo enunciado por la ecuación (15).

$$H(T) = \left(- \sum_{g=0}^T f(g) \cdot \log p_f(g) \right) + \left(- \sum_{g=T+1}^G b(g) \cdot \log p_b(g) \right) \quad (15)$$

Que también puede expresarse como (16).

$$H(T) = - \sum_{g=0}^G (g) \cdot \log (g) \quad (16)$$

El umbral óptimo será entonces aquel que maximice esta entropía global (17).

$$T^* = \text{Max}\{H(T)\} \quad (17)$$

En imágenes a color pertenecientes al espacio RVA se pueden representar por hipermatrices de $m \times n \times 3$, cada una de las tres capas de las hipermatrices contiene los valores de luminancia correspondiente al Rojo, Verde y Azul. Al separar estas capas, presentan sus luminancias en escalas de grises, por lo tanto se pueden aplicar todas las ecuaciones anteriormente descritas a cada capa de cada color.

B. Convolución [15]

La convolución de dos funciones $f(x)$ y $g(x)$ se define mediante la integral:

$$(f * g)(x) = h(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(z)g(x - z)dz \quad (18)$$

La gran importancia de esta operación radica en el hecho de que la Transformada de Fourier de un producto de convolución de dos funciones es igual al producto de las Transformadas de Fourier de dichas funciones, es decir:

$$T(f(x) * g(x)) = F(u)G(u) \quad (19)$$

Este resultado denominado Teorema de Convolución implica que se puede calcular un producto de convolución de dos funciones multiplicando sus correspondientes Transformadas de Fourier y al resultado aplicarle la Transformada de Fourier inversa. En el caso de señales discretas, las longitudes que pudieran tener las sucesiones de puntos de cada una de las funciones son posibles causas de errores en el cálculo final de la convolución, es por ello que ambas funciones han de definirse en una misma cantidad de puntos por cada eje.

Para lograr esto se debe considerar que la función $f(x)$ ha sido muestreada sobre un conjunto de puntos de longitud A y la función $g(x)$ lo ha sido sobre un conjunto de longitud B, entonces ambas funciones se rellenarán con ceros hasta que cada una de ellas quede definida en $M=A+B-1$ valores. La fórmula de rellenar con ceros los valores que faltan no es la única manera que existe de fijar dichos valores, aunque si es la más comúnmente usada. Una vez que ambas funciones tienen el mismo rango de definición, la convolución se puede calcular por:

$$f(x) * g(x) = h(x) = \sum_{m=0}^{M-1} f(m)g(x - m) \quad (20)$$

Para $x=0, 1, \dots, M-1$

C. Correlación [15]

La correlación de dos funciones es una operación de características similares a la convolución. La expresión matemática para esta operación es:

$$f(x) \circ g(x) = h(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(z)g(x + z)dz \quad (21)$$

Bajo las mismas condiciones que se establecieron en la convolución en el caso discreto, la expresión de la correlación de funciones discretas reales es:

$$f(x) \circ g(x) = \sum_{m=0}^{M-1} f(m)g(x + m) \quad (22)$$

para $x=0, 1, \dots, M-1$.

De forma paralela a como se vio que existía un teorema de convolución, ahora se puede enunciar un Teorema de Correlación. El teorema establece que la Transformada de Fourier de la correlación entre dos funciones es igual al producto de la Transformada de Fourier conjugada de una de ellas por la otra. Es decir:

$$T[f(x) \circ g(x)] = F^*(u)G(u) \quad (23)$$

La demostración en el caso continuo es la siguiente:

$$\begin{aligned} T[f(x) \circ g(x)] &= \int_{-\infty}^{\infty} \left[\int_{-\infty}^{\infty} f(z)g(x + z) dz \right] e^{-iux} dx \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} f(z) \left[\int_{-\infty}^{\infty} g(x + z) e^{-iux} dx \right] dz = \\ &= G(u) \int_{-\infty}^{\infty} f(z) e^{iuz} dz = G(u) \left[\int_{-\infty}^{\infty} f(z) e^{-iuz} dz \right]^* \\ &= G(u)F^*(u) \end{aligned} \quad (24)$$

La demostración en el caso discreto es análoga al anterior.

Igual que la convolución, la correlación es una operación básica del procesamiento de imágenes digitales.

III.2 Materiales

Para el desarrollo del SI se utilizó un equipo de cómputo con software básico y especializado, así mismo, se programaron y emplearon los algoritmos y aplicaciones de los métodos utilizados.

IV. DESARROLLO

El SI propuesto considera cuatro etapas: 1) La primera que contiene las vivencias del experto, las cuales son depositadas en una Base de Datos de Conocimiento, misma que contiene cadenas de caracteres con formas, contenidos y propiedades específicas: discretos, representativos y arbitrarios [12], se considera entonces esta base como la parte principal que alimenta al sistema experto en donde se tiene la experiencia del especialista y del cual se obtienen resultados aproximados a la realidad [13]. 2) Los SI que son un conjunto de módulos

relacionados que interactúan entre sí con un fin común. Cada uno de estos cuenta con 5 módulos: datos de entrada, datos de salida, transformación, mecanismos de control y objetivos [16]. 3) Inteligencia Artificial (IA) que es la encargada de unir la ciencia y la ingeniería que nos ayudarán a comprender desde una perspectiva informática el comportamiento de la vida diaria para poder mostrarla en un sistema inteligente que da como resultado su uso [10]. 4) Un repositorio electrónico de datos (base de datos) en donde se tendrán todos los registros archivados de manera ordenada y computarizada de los pacientes, se pueden agregar, modificar y consultar dichos datos con la ayuda del mismo sistema [17, 18].

La Figura 1 muestra el proceso a bloques de como el sistema coadyuva con el diagnóstico, en la figura se muestran las actividades llevadas a cabo, como son:

1. Cargar un archivo de imagen valido (en formato y extensión).
2. Hacer una conversión a tipo negativo de la imagen: Donde se resalta la parte lesionada (aplicación de filtros).
3. Extrae el valor de color de cada pixel de la lesión resaltada: se hace un barrido de cada pixel y se compara con los patrones (condiciones guardadas en la Base de Datos de Conocimiento), para guardar el valor de los colores Rojo, Verde y Azul, de la parte lesionada en una base de datos.
4. Se dibuja la lesión, es decir, se resalta cada pixel en color rojo de la parte lesionada.
5. Arroja un diagnóstico: muestra en la pantalla el diagnóstico de la imagen procesada y lo almacena en la base de datos (el diagnóstico está asociado a un paciente).



Figura 1. Proceso de detección y diagnóstico.
Fuente: Elaboración propia

Cabe resaltar que el sistema está preparado para proporcionar, junto con el diagnóstico, recomendaciones que proporciona el especialista para el tipo de lesión resultante.

La Figura 2 muestra una imagen que es proporcionada por el usuario del sistema y es la que se carga al mismo, mientras que la Figura 3 muestra la imagen de la Figura 2 después de aplicarle el filtro de negativo.



Figura 2. Imagen original de una lesión intestinal
Fuente: Fotografía obtenida de una endoscopia



Figura 3. Imagen después de la aplicación del filtro negativo.
Fuente: Elaboración propia.

La imagen que se analiza es la mostrada en la Figura 3, la imagen tratada con el filtro negativo, ya que en ella, y de acuerdo a los expertos en lesiones, las manchas de color oscuro en la imagen filtrada indican una lesión. Sin embargo, para poder determinar con una mayor precisión la lesión, primeramente se le da a la imagen un fondo negro y se filtran los colores Rojo, Verde y Azul, para cada pixel, dando como resultado el dibujo de la lesión, el cual se aprecia en la Figura 4.



Figura 4. Representación de la lesión.
Fuente: Elaboración propia.

Para obtener el nivel de saturación de los colores que componen a la imagen procesada, se extraen los colores primarios de cada pixel y se toma el valor mínimo y máximo de los valores de cada uno de ellos, es decir, los mínimos y máximos Rojo, Verde y Azul. Con lo anterior se tiene el valor para saber en dónde se encuentra la lesión, y además es lo que interpreta el sistema para poder dibujarla y así determinar un diagnóstico. Se consideran los máximos y mínimos porque es en donde se nota la variación en color.

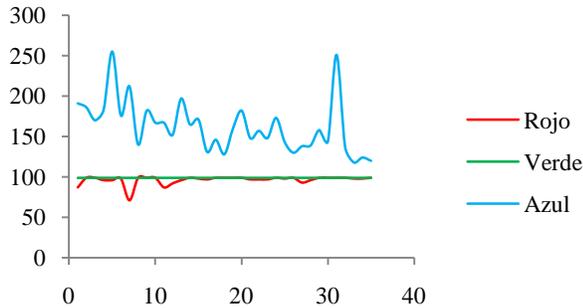


Figura 5. Valores Máximos: Rojo, Verde, Azul.
Fuente: Elaboración propia

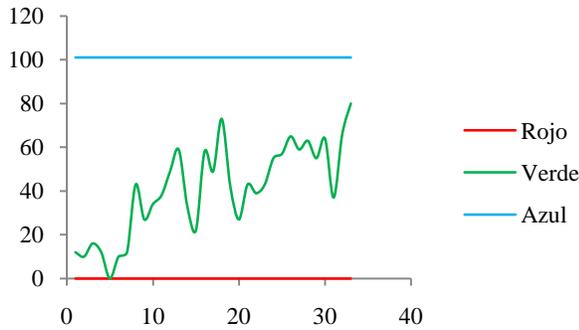


Figura 6. Valores Mínimos: Rojo, Verde, Azul.
Fuente: Elaboración propia

Se observa en la Figura 5 que el valor que tiene una variación significativa es el de color azul, mientras que en la Figura 6 se observa que el valor que tiene variación significativa es el de color verde.

Para poder interpretar el valor de los colores máximos, que es el porcentaje de saturación, se tienen que estandarizar los datos extraídos como valores máximos primarios (R, V, A), lo cual se obtiene haciendo la división del valor del color entre la sumatoria de los valores máximos R, V, A. Es decir:

$$V_{MAX} = \frac{VColor}{\sum_{i=1}^3 (R,V,A)} \quad (25)$$

Donde:

- VColor = Valor de color a obtener porcentaje de saturación
- R = Valor de pixel máximo rojo
- V = valor de pixel máximo verde
- A = valor de pixel máximo azul

Para poder determinar un diagnóstico automático se consideran los criterios utilizados por el especialista, en donde para determinar el grado de lesión se toman en cuenta los datos en donde el porcentaje de color verde varia significativamente (valores mínimos de verde), y se obtiene la media de los niveles de saturación de color verde para determinar el grado de lesión: Grave, Mediana ó Leve.

V. RESULTADOS

Aplicación del Sistema de Información, Filtros y Algoritmos

Los resultados obtenidos, aplicando los filtros y algoritmos desarrollados al conjunto de imágenes de endoscopias, se muestran en la tabla 1, donde se observa que el porcentaje de saturación de los valores mínimos del rojo y azul no varía; los máximos del verde y rojo, tienen poca variación; el valor mínimos verde y máximo azul son los que tienen variaciones significativas.

Analizando el conjunto de imágenes de endoscopias con el sistema, se determina que el más confiable, en el conjunto específico analizado, es el verde, considerándolo como referencia, para las imágenes analizadas y filtros aplicados, de esta forma podemos identificar una lesión, y se puede considerar un diagnóstico clínico muy aproximado.

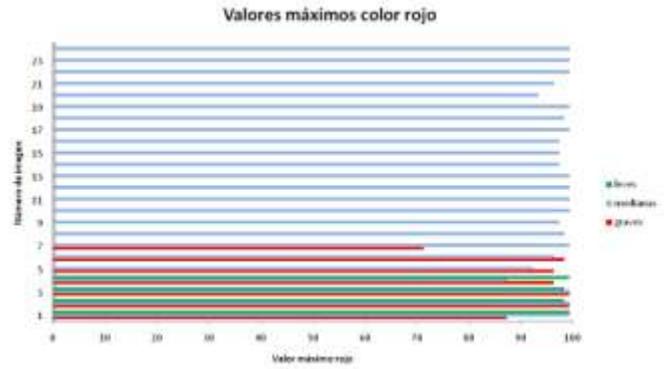
Tabla 1 Valores Aplicando filtros para los colores Rojo, Verde y Azul.

	MAXIMOS			MINIMOS		
	ROJO	VERDE	AZUL	ROJO	VERDE	AZUL
Graves						
	87	99	191	0	12	101
	99	99	186	0	10	101
	99	99	170	0	16	101
	96	99	183	0	12	101
	96	99	255	0	0	101
	98	99	176	0	10	101
	71	99	212	0	12	101
Medianas						
	99	99	140	0	43	101
	99	99	182	0	27	101
	99	99	167	0	34	101
	87	99	167	0	38	101
	92	99	152	0	49	101
	96	99	197	0	59	101
	99	99	165	0	33	101
	98	99	171	0	22	101
	97	99	131	0	58	101
	99	99	146	0	49	101
	99	99	128	0	73	101
	99	99	160	0	42	101

99	99	182	0	27	101
97	99	148	0	43	101
97	99	157	0	39	101
97	99	148	0	43	101
99	99	173	0	55	101
98	99	143	0	57	101
99	99	130	0	65	101
93	99	138	0	59	101
96	99	139	0	63	101
99	99	158	0	55	101
99	99	144	0	64	101
99	99	251	0	37	101

Leves					
99	99	137	0	78	101
98	99	118	0	80	101
98	99	124	0	85	101
99	99	120	0	74	101

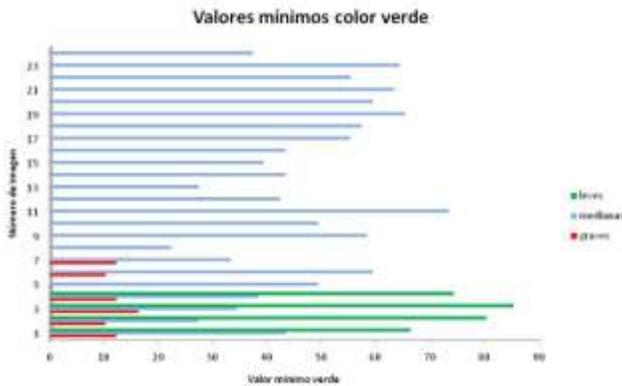
Aplicando los algoritmos de los filtros RVA, se tiene como resultado la variación entre los colores. En las Figuras 7 (a), (b) y (c) se pueden apreciar las variaciones en los colores que van de acuerdo al filtro aplicado y tipo de lesión determinada: leve, mediana y grave.



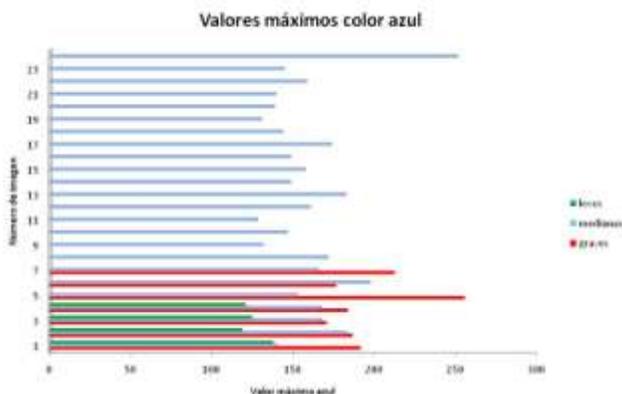
(c)

Figura 7. Gráficas de Valores de Saturación en los colores mínimo Verde, máximo Azul y máximo Rojo para un conjunto de imágenes. Fuente: Elaboración propia

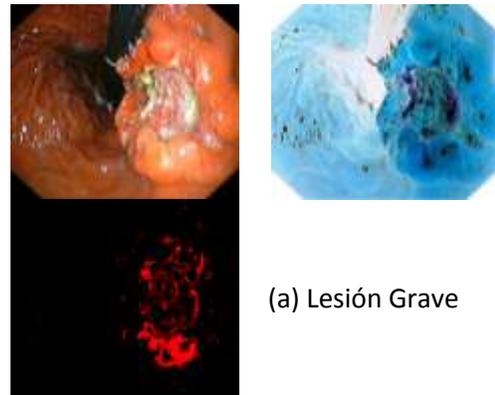
La Figura 8 (a), (b) y (c) muestra resultados obtenidos por el sistema para los casos de una lesión leve, una mediana y una grave. En los resultados se muestra, para cada caso, la imagen de una endoscopia, enseguida a la derecha la imagen filtrada y por último, en la parte de abajo, la imagen resultante para poder coadyuvar con el diagnóstico de la lesión, así mismo, dependiendo del grado de lesión, el sistema hace referencia a una base de datos que busca la mejor alternativa de tratamiento y/o especificaciones del posible tratamiento de la lesión.



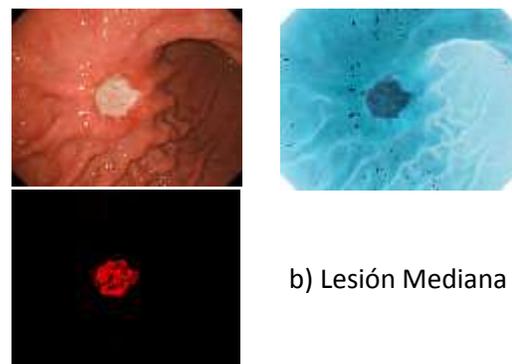
(a)



(b)



(a) Lesión Grave



b) Lesión Mediana

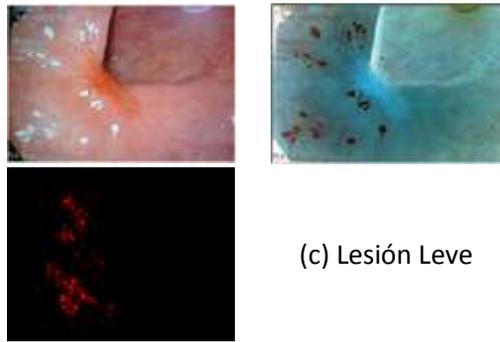


Figura 8. Resultados obtenidos con el sistema de información para una lesión grave, mediana y leve.
Fuente: Elaboración propia

VI. CONCLUSIONES

De acuerdo a los filtros utilizados, al conjunto de imágenes utilizadas y a la interpretación del especialista con respecto a los resultados, podemos considerar en ellas que: El porcentaje de saturación en un diagnóstico de una lesión grave, el valor mínimo verde se ubica entre el rango de 0 a 16, mientras que en el máximo azul varía de 170 a 255; para una lesión mediana se tienen los valores mínimos de verde de 22 a 73 y los máximos en azul de 128 a 251; por último, para las lesiones leves los rangos mínimos verdes son 74 a 85 y en el caso de los máximos azules están entre 118 y 137.

Así, para este conjunto de imágenes, y utilizando los filtros propuestos, podemos considerar que entre menor sea el valor mínimo del color verde la lesión es más grave o fuerte, mientras que, si es más alto el valor del verde, la lesión se considera leve o incluso se podría decir que no hay lesión.

IMPACTO DE LA INVESTIGACIÓN

A través del desarrollo de este trabajo se logró que expertos de diferentes áreas integraran y cohesionaran su conocimiento y visiones, bajo un enfoque sistémico, global e integral, que posibilitó otra forma de análisis, interpretación y solución al estudio de sistemas, como el sistema de información propuesto, cuyo objetivo es el de coadyuvar en el diagnóstico clínico del adenocarcinoma gástrico o cáncer de estómago.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen al Instituto Politécnico Nacional (IPN), México, por su apoyo para el desarrollo de este trabajo.

VII. BIBLIOGRAFÍA

- [1] Barboza Eduardo, "Cáncer de estómago". Revista médica herediana. Vol. 7 No. 2. 1996.
- [2] Macarulla, "Comprender el cáncer". Amat editorial. Barcelona. 42p. 2009.
- [3] Instituto Nacional de Cancerología. "El cáncer. Aspectos básicos sobre su biología, clínica, prevención, diagnóstico y tratamiento". Ministerio de la protección social. Instituto Nacional de Cancerología E.S.E. 2004.
- [4] Moreira y López, "Endoscopia digestiva alta". Revista Española de Enfermedades Digestivas. Madrid. Vol. 100. No. 7. 2008.
- [5] American Cancer Society. "Cáncer de estómago. Guía detallada". American Cancer Society. 2014.
- [6] Ding-Yun Liu, Tao Gan, Ni-Ni Rao, Yao-Wen Xing, Jie Zheng, Sang Li, Cheng-Si Luo, Zhong-Jun Zhou, Yong-Li Wan. "Identification of lesion images from gastrointestinal endoscope based on feature extraction of combinational methods with and without learning process". Medical Image Analysis, Vol. 32, pp. 281-294, 2016.
- [7] Dimitris K. Iakovidis, Dimitris E. Maroulis, Stavros A. Karkanis. "An intelligent system for automatic detection of gastrointestinal adenomas in video endoscopy". Computers in Biology and Medicine Vol. 36 pp. 1084-1103, 2006.
- [8] Fons van der Sommen, Svitlana Zinger, Erik J. Schoon and Peter H. N. de With. "Computer-Aided Detection of Early Cancer in the Esophagus using HD Endoscopy Images". Proc. SPIE Vol. 8670 86700V-1, 2013.
- [9] Liu, D.Y. , Gan, T. , Rao, N.N. , Xu, G.G. , Zeng, B. , Li, H.L. "Automatic detection of early gastrointestinal cancer lesions based on optimal feature extraction from gastroscopic images". Journal of Medical Imaging and Health Informatics, Volume 5, Number 2, pp. 296-302, 2015.
- [10] Pino, "Introducción a la inteligencia artificial: sistemas expertos, redes neuronales artificiales y computación evolutiva". Universidad de Oviedo, Servicio de publicaciones. 1P. 2001.
- [11] Van Gigch J. P. "Teoría general de sistemas". Trillas. México. 65p. 2006.
- [12] Vilarroya, "Palabra de robot: Inteligencia artificial y comunicación". Publicaciones de la Universidad de Valencia. Valencia. 36p. 2006.
- [13] Ascolano, "Inteligencia artificial: modelos, técnicas y áreas de aplicación". Editorial Paraninfo. 4p. 2003.
- [14] Eduardo Dvorkin, Marcela Goldschmit, Mario Storti (Eds.), "Mecánica Computacional" Vol. XXIX, págs. 6177-6193, Buenos Aires, Argentina, 15-18 Noviembre 2010.
- [15] Gustavo M. Murmis, "Tratamiento de Imágenes Digitales", Facultad de Ingeniería – Universidad de Buenos Aires, 2013.
- [16] Fernandez Vicenc, "Desarrollo de sistemas de información: una metodología basada en el modelado". Barcelona. 11p. 2006.
- [17] Date C. J. "Introducción a los Sistemas de Bases de Datos", Séptima Edición, Prentice Hall, 2001.
- [18] Thomas M. Connolly & Carolyn E. Begg: "Sistemas de Bases de Datos", 4a edición, Addison-Wesley, 2005.