Framework para selección de imagen radiográfica mejorada mediante optimización multiobjetivo

ABSTRACT

Las imágenes radiográficas sufren de varios problemas tales como bajo contraste, ruido y opacidad. La Ecualización de Histograma Adaptativo con Límite de Contraste (CLAHE, por sus siglas en inglés) es un algoritmo de mejora de contraste local ampliamente utilizado que puede resolver este problema. No hay valores fijos de los parámetros de entrada de CLAHE que siempre produzcan las mejores imágenes de salida en términos de mejora de contraste para imágenes radiográficas, por lo que para encontrar los parámetros que satisfagan la condición de óptimo en una imagen radiográfica utilizamos el algoritmo de Optimización Multiobjetivo por Enjambre de Partículas con Velocidad Controlada (SMPSO, por sus siglas inglés). Dado que la salida es un conjunto de soluciones (llamado Frente Pareto), en este documento proponemos utilizar y comparar métodos de decisión *a posteriori* con un enfoque multicriterio, con el fin de seleccionar las soluciones del Frente Pareto que estén alineadas con los criterios visuales de un experto en imágenes radiográficas. Se utilizaron ocho métodos de toma de decisión. Con el fin de validar qué métodos de decisión dieron mejores resultados, estos fueron evaluados por un experto médico, concluyendo que los métodos basados en funciones de utilidad y distancia obtienen información de mejor calidad. El método Fuzzy se descartó porque selecciona soluciones con mucha distorsión.

KEYWORDS

Contrast enhancement, entropy, structural similarity, multi-objective optimization, Pareto Front, compromise area, SMPSO, particle, decision making, attribute, radiographic images, weight, normalization.

1 INTRODUCTION

Los avances actuales en la medicina permiten lograr diagnósticos más exactos a los pacientes. Para ello se requiere un buen panorama de la situación del mismo. Las radiografías juegan un papel importante en la observación de posibles anomalías en el cuerpo. Un aumento de contraste hace que los huesos tengan mejor visibilidad revelando su disposición e integridad. Un incremento de luminosidad resalta los tejidos blandos que rodean los huesos. Las radiografías generalmente poseen un bajo contraste, son oscuras y tienen ruido. Se necesita un tratamiento específico para cada región acorde a lo que se quiera visualizar [1,2].

En un escenario de mejora de contraste hay varios atributos que se ven afectados, en este contenido tenemos en cuenta dos de ellos: la entropía y la similitud estructural. La entropía mide la preservación de detalles que posee una imagen, y en una mejora de contraste un sobre aumento de la entropía introduce ruido degradando la imagen [3]. La similitud estructural por otro lado tiene en cuenta que una degradación en la imagen es percibida como un cambio en su información estructural, mientras que también contempla aspectos de luminancia y contraste. La similitud estructural es representada por el Índice de Medida de Similitud Estructural (SSIM, por sus siglas en inglés). La ecualización de histogramas ajusta las probabilidades de ocurrencia de los niveles de gris, a valores cercanos entre sí. Este proceso aumenta la entropía y al mismo tiempo distorsiona la imagen (como consecuencia de la modificación del histograma). Por lo tanto, la entropía y el SSIM son inversamente proporcionales.

El método de mejora de contraste local que ha mostrado mejores resultados en el área de imágenes médicas es CLAHE [3]. El funcionamiento del método depende de dos parámetros que define el usuario, el primero es el tamaño de la región contextual que se procesará localmente, y el otro parámetro es el límite de corte del histograma local, que previene una sobre mejora del contraste. El tamaño óptimo de la región contextual y el límite de corte dependen de la imagen de entrada, para determinar estos valores se requiere experimentar con diferentes combinaciones.

El algoritmo evolutivo SMPSO [4] puede iterar estos parámetros de manera a resolver los valores óptimos que debe tener CLAHE para una radiografía específica. En cada iteración el algoritmo genera una partícula que para esta aplicación representa una variación de los parámetros de CLAHE. El movimiento de las partículas es autónomo hacia la dirección más óptima en medidas de entropía y similitud estructural, es decir, que cada iteración produce un resultado mejor que el anterior. La salida del SMPSO es un conjunto de soluciones no dominadas, llamado Frente Pareto. Este Frente contiene las mejores soluciones candidatas producidas en términos de los atributos que se buscan optimizar. Para nuestro caso, serían todas las combinaciones de parámetros de CLAHE que resultan en radiografías con entropía y similitud estructural óptimas.

*Contribución del artículo*: Todas las soluciones del Frente Pareto son válidas, pero solo una será de utilidad máxima en los requerimientos del profesional médico. Por el enfoque de los atributos medidos no todo el Frente Pareto es elegible. Los extremos no aportan información de utilidad, ya que una similitud estructural máxima significa que la imagen original y la imagen mejorada son idénticas, y un nivel de entropía máximo significa que la imagen está muy distorsionada. Por lo tanto, es necesaria la utilización de métodos de decisión multicriterio. Actualmente en el estado del arte no se contemplan métodos de decisión que brinden la mejor solución de un Frente Pareto aplicado a radiografías. Este trabajo propone analizar las distintas técnicas del estado del arte para construir una mejor herramienta en la toma de decisión. La categorización se divide en: métodos *a priori* y métodos *a posteriori.* Los métodos *a priori* son independientes de la experimentación. Por lo tanto, no son aplicables para selección de soluciones del Frente Pareto. Los métodos a posteriori son los que mejor se ajustan a este tipo de problemas porque existe una experimentación previa a emitir una decisión.

En este contenido se analizan ocho métodos de decisión a posteriori: SMARTER [5], TOPSIS [6], el método difuso de Bellman-Zadeh [7], SAW [], VIKOR [], CODAS [], MABAC [] y PROMETHEE II [].

En la Sección 2 se detallan los componentes y etapas por las que pasa una imagen radiográfica a través de la herramienta propuesta. En la Sección 3 se expone el marco teórico del método CLAHE, las métricas tenidas en cuenta, el proceso que se realiza con SMPSO-CLAHE y los métodos de decisión *a posteriori* utilizados para el Frente Pareto. En la Sección 4 se realizan los experimentos con radiografías de pacientes diagnosticados con COVID-19 y se elaboran los resultados obtenidos de la experimentación. En la Sección 5 se exponen las conclusiones elaboradas con base en los resultados.

2 FLUJO PROPUESTO

CLAHE tiene dos parámetros de entrada principales: una región contextual rectangular de tamaño en la que se divide la imagen y un límite de mejora de contraste que evita la sobresaturación de este en la imagen. Puesto que no conocemos los parámetros de entrada adecuados, los ajustamos mediante un proceso evolutivo basado en el algoritmo SMPSO. Como resultado de este proceso obtenemos un conjunto de soluciones óptimas llamado Frente Pareto. La tarea de seleccionar una solución única se realiza mediante los métodos de decisión *a posteriori* multicriterio. Al tener un enfoque multicriterio los métodos de decisión pueden tomar una solución u otra teniendo en cuenta los criterios del experto, como la preferencia de la entropía sobre el SSIM o la preferencia de huesos y tejidos detallados. El marco propuesto se muestra en la Figura 1.

Diagrama

Descripción generada automáticamente

**Figura 1**. Flujo propuesto por el que pasa una radiografía para ser mejorada y validada por un experto médico.

3 MARCO TEÓRICO

Para tener un mejor entendimiento de la composición de la herramienta propuesta procedemos a ilustrar los conceptos básicos, pseudocódigos y ecuaciones utilizadas en las siguientes subsecciones:

3.1 CLAHE

Es una variación del método AHE [3]. La diferencia radica en que se añade un límite de mejora de contraste para controlar el nivel de ruido que se añade en el proceso de mejora. CLAHE depende de dos parámetros que determinan su eficiencia: tamaño de la región contextual y límite de contraste . El método particiona la imagen original en varias regiones contextuales y en cada región genera un histograma local. Si un nivel de gris supera en ocurrencia de píxeles al valor , entonces el excedente de píxeles se redistribuye uniformemente en el histograma local. En el área de imágenes médicas se demostró que el método CLAHE realiza un mejor desempeño en el procesamiento [3,8].

3.2 Métricas de evaluación consideradas

Para medir la eficacia de CLAHE sobre radiografías, se tienen en cuenta dos atributos asociados al proceso de mejora de contraste: entropía como indicador de mejora de contraste y similitud estructural como indicador de preservación de información estructural.

*3.2.1 Entropía.* Mide el nivel de incertidumbre de una fuente de información [13], en este caso, la fuente es una imagen radiográfica. Está asociada al proceso de transformación que produce CLAHE, es decir, a mayor contraste se tiene mayor entropía. Se calcula según la fórmula (1).

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

donde es la probabilidad de ocurrencia del nivel de gris en el histograma y es el máximo nivel de gris que puede representarse.

*3.2.2 Índice de Medida de Similitud Estructural (SSIM).* Es el coeficiente que mide el grado de distorsión en una imagen resultante como resultado de alguna alteración a la imagen original . Se calcula mediante la fórmula (2).

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

donde y son las intensidades promedio de las imágenes y respectivamente, y son las varianzas de las intensidades de las imágenes y respectivamente, es la covarianza entre las imágenes y , y y son constantes de control para evitar divisiones entre 0. Cuanto más el valor del SSIM se acerque a 1 mayor será la similitud estructural entre la imagen y la imagen , es decir, la distorsión será mínima.

3.3 SMPSO-CLAHE

SMPSO es una variante del algoritmo evolutivo PSO [10]. Busca optimizar funciones multiobjetivo simulando el movimiento de un enjambre de partículas en un área determinada por los objetivos medidos. Se denomina partícula a aquella variación que da una evaluación satisfactoria de algún sub-algoritmo, y enjambre al conjunto de partículas resultantes de una iteración del SMPSO. A diferencia del PSO convencional, esta variante limita la velocidad de movimiento de las partículas para evitar el desborde de estas. Para esta aplicación se utiliza el método CLAHE como sub-algoritmo.

Dada una imagen radiográfica , una partícula se representa por el vector cuyos componentes para esta aplicación son los parámetros de entrada del método CLAHE. El movimiento de una partícula en el espacio de búsqueda está dado por:

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

donde es la iteración actual y es la velocidad de la partícula expresado como:

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

donde es el peso inercial de la partícula, y son constantes de control, y son números aleatorios, es la mejor partícula local conocida y es la mejor partícula global conocida.

Lo que determina que una partícula sea mejor que otra es la dominancia. Se dice que una partícula domina a otra partícula cuando la evaluación de las funciones objetivo en da un mejor resultado que la evaluación en y se expresa como sí y solo sí:

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

donde representa a la función objetivo (para esta aplicación podría ser entropía o SSIM) e el dato de entrada en el cual se evalúa la función objetivo. De acuerdo con el concepto anterior, si la imagen mejorada aplicando CLAHE con los componentes de la partícula actual obtiene una mejor evaluación en entropía y/o SSIM que la imagen mejorada aplicando CLAHE con los componentes de la partícula anterior, entonces se considera a la partícula actual como potencial solución.

La restricción de velocidad de una partícula está dada por:

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

donde representa los valores medios para cada parámetro de configuración del CLAHE.

Se considera solución a una partícula. Cada partícula resultante debe dominar a la partícula anterior, esto significa que la salida del SMPSO es un conjunto de soluciones no dominadas llamada Frente Pareto. El mismo muestra la evaluación de las funciones objetivo para estas soluciones no dominadas.

3.4 MÉTODOS DE SELECCIÓN PARA EL FRENTE PARETO

Para seleccionar una solución que aporte la mayor información significativa y sea de máxima utilidad para el experto médico se utilizan métodos de decisión con enfoque multicriterio.

Los métodos de decisión toman como entrada una matriz de decisión (DM) de alternativas y atributos (). Las alternativas a elegir están en dispuestas en filas y se denotan con el símbolo . Los valores de los atributos en la alternativa se disponen en forma de columnas y se denotan con el símbolo , esto se ve en (). Para esta aplicación una fila en la matriz de decisión representa una solución del Frente Pareto y cada columna representa las funciones objetivo que se evalúan para cada solución.

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

Para que los componentes de la matriz de decisión estén en el mismo rango y representen la escala lo más exactamente posible, se usan procesos de normalización. Se denota como a la tupla alternativa-atributo normalizada en la matriz de decisión.

Un método de decisión puede procesar la información teniendo en cuenta uno o más criterios establecidos por el usuario. Mayormente, los criterios de métodos de decisión se basan en la ponderación de los atributos en la matriz de decisión. De acuerdo con un algoritmo propio de cada método se selecciona una de las alternativas.

La clasificación general de los métodos de decisión multicriterio es: *a priori* y *a posteriori*. Los métodos *a priori* están orientados a utilizarse previo a un procesamiento de los datos. Los métodos *a posteriori* por otra parte están orientados a utilizarse en escenarios post-procesamiento de datos.

La salida de un método de decisión es una única alternativa, en este caso una solución del Frente Pareto. Esta salida es considerada como la mejor alternativa según los criterios que se especificaron.

Como se explicó anteriormente, el Frente Pareto es el resultado de un proceso evolutivo, por lo tanto, la toma de decisiones debe ser necesariamente con un método *a posteriori*. De los diversos métodos que se han descrito en el estado del arte, seleccionamos ocho métodos de distinta naturaleza para analizar cada uno y comparar los resultados obtenidos. Las siguientes subsecciones describen brevemente la funcionalidad de cada método.

*3.4.1 Técnica de Puntuación Multiatributo Simple Explotando Rangos (SMARTER, por sus siglas en inglés).* Es una variante del método de decisión SMARTS [15] que se basa en dar una puntuación a cada alternativa según una función de utilidad . La diferencia con el método convencional es que SMARTER asigna automáticamente pesos a los atributos según la cantidad de estos.

El cálculo de la función de utilidad consiste en la combinación lineal entre los pesos asignados a los atributos y el valor normalizado que tiene la alternativa en dicho atributo. Este cálculo se puede expresar como sigue:

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

donde es el peso asignado al -ésimo atributo y el valor normalizado de la tupla . La mejor alternativa se denota como y está dada por la mejor puntuación, es decir, por la alternativa con mayor valor de .

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

*3.4.2 Técnica para Preferencia de Orden basado en Similaridad a una Solución Ideal (TOPSIS, por sus siglas en inglés).* Es un método de decisión que se basa en una proporción entre las distancias euclidianas a la mejor y peor solución denotada con el símbolo . El cálculo de se da como sigue:

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  |  |
|  |  |

donde es el peso asignado al -ésimo atributo, el valor normalizado de la tupla , y son el mejor y el peor valor encontrados en el conjunto de alternativas de la matriz de decisión para el -ésimo atributo, es la distancia euclidiana a la mejor solución y es la distancia euclidiana a la peor solución. La elección de la mejor solución se denota como y está dada por la alternativa con mayor factor .

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

*3.4.3 Método difuso de Bellman-Zadeh*. Cada atributo actúa como un conjunto difuso, cuya función de grado de pertenencia refleja el nivel de pertenencia de una alternativa en el conjunto . La fórmula (13) define el grado de pertenencia como sigue:

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

donde es el peso asignado al atributo en cuestión y el valor normalizado de la tupla . Se define como a la intersección difusa de todos los conjuntos según la fórmula (14),

|  |  |
| --- | --- |
|  | (14) |

la selección de la mejor alternativa está dada por el máximo valor de y se expresa como sigue:

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

*3.4.4 (GRA(t), por sus siglas en inglés)*

*3.4.5 (VIKOR, por sus siglas en inglés)*

*3.4.6 Método de Evaluación Combinativa Basada en la Distancia (CODAS, por sus siglas en inglés)*. En este método, la conveniencia de alternativas se determina utilizando dos medidas. La medida principal y primaria está relacionada con la distancia euclidiana de las alternativas a la solución negativa ideal. La medida secundaria es la distancia del taxi. Está claro que la alternativa que está a mayor distancia de la solución negativa ideal es más deseable. En este método, si tenemos dos alternativas incomparables según la distancia euclidiana, se utiliza la distancia del taxi como medida secundaria.

El primer paso es calcular las distancias mencionadas. La distancia euclidiana de la alternativa a la solución negativa ideal está definida en la ecuación (10). La distancia del taxi para cada alternativa está definida como sigue:

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

donde es el peso asignado al -ésimo atributo, el valor normalizado de la tupla y el valor negativo ideal encontrado en el conjunto de alternativas de la matriz de decisión para el -ésimo atributo. Una vez obtenidas las distancias, se procede a generar una matriz de evaluación relativa donde cada componente se define como sigue:

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

donde y son los índices del conjunto de alternativas , es una función umbral para reconocer la igualdad de las distancias euclidianas de dos alternativas, y se define como sigue:

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

donde es un valor umbral definido por el tomador de decisión, se sugiere que esté en el rango . Para puntuar cada alternativa, se realiza el siguiente cálculo para cada fila de :

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

la mejor alternativa está dada por la alternativa con mayor sumatoria , esto se denota como:

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

*3.4.7 Comparación de Áreas de Aproximación al Borde Multiatributivo (MABAC, por sus siglas en inglés).* El método se basa en la definición de la distancia de la tupla al área de aproximación al borde.

Primero, calculamos los valores normalizados y ponderados de la matriz de decisión según la ecuación ().

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

Donde es el peso asignado al -ésimo atributo y el valor normalizado de la tupla . Luego determinamos el área de aproximación al borde para cada atributo. Este valor representa la media geométrica según la ecuación ().

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

Donde es el valor normalizado ponderado para la alternativa en el -ésimo atributo. Seguidamente, se calcula la distancia de cada alternativa al área de aproximación al borde.

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

La alternativa puede pertenecer al área de aproximación al borde , al área de aproximación superior o al área de aproximación inferior , esto es, . El área de aproximación superior es el área que contiene la alternativa ideal , mientras que el área de aproximación inferior es el área que contiene la alternativa no ideal . La pertenencia de está determinada en base a la ecuación ().

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

donde es la distancia de la alternativa al área de aproximación al borde para el -ésimo atributo.

Para que la alternativa sea seleccionada como la mejor en el conjunto de alternativas, es necesario que tenga tantos atributos como sea posible pertenecientes al área de aproximación superior . Si, por ejemplo, la alternativa tiene 5 atributos (de un total de 6) pertenecientes a y un atributo perteneciente a significa que, para los 5 atributos, la alternativa está cerca o es igual a la alternativa ideal , mientras que para el atributo restante está cerca o es igual a la alternativa no ideal .

Para puntuar las alternativas, se realiza un cálculo sobre los valores , el cual es la suma de los mismos. Al hacer la suma por filas obtenemos la puntuación final para cada alternativa .

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

La selección de la mejor alternativa está dada por el máximo valor de y se expresa como sigue:

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

*3.4.8 Método de Organización de Puntuación basado en Preferencias para Evaluaciones de Enriquecimiento II (PROMETHEE II, por sus siglas en inglés)*. Es un método basado en puntuación que realiza comparaciones entre cada par de alternativas , usando una función , donde es el índice del atributo evaluado. Esta función refleja el nivel de preferencia de la alternativa sobre la alternativa en un intervalo , de tal manera que: si , entonces es indiferente a ; si , entonces es estrictamente preferible que .

Usualmente es una función que tiene en cuenta la diferencia . La representación gráfica de , en el caso de minimización, es una curva no decreciente para valores positivos de y valores constantemente nulos para valores no positivos de . Existen muchos tipos de funciones de preferencia [17]. El de tipo Gaussiano, adoptado aquí, es el menos sensible a pequeñas variaciones de los parámetros de entrada. Está definido como:

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

donde es la varianza del -ésimo atributo. Habiendo definido una función de preferencia para cada criterio, es posible computar el índice de preferencia global , el cual refleja la preferencia general de sobre .

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

donde es el peso asignado al -ésimo atributo. Como puede verse, tiene un rango que va de 0 a 1. Si está cercano a 0, hay una preferencia global débil de sobre . Si está cercano a 1, hay una preferencia global fuerte de sobre .

Cuando se representan estas comparaciones por grafos de valores dirigidos, cada nodo corresponde a una alternativa y cada arista a una relación de preferencia. Por lo tanto, hay dos aristas entre cada par de nodos , y a cada arista es asociado un índice de preferencia global. El flujo total que entra al nodo y el flujo total que sale del mismo son definidos como:

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  |  |

respectivamente. El flujo neto del nodo es la diferencia:

. La puntuación de cada solución es definida de tal manera que, mayores valores de flujo neto corresponden a mejores soluciones:

* si entonces es mejor solución que y,
* si , entonces es indiferente a .

Finalmente, la elección de la mejor solución está dada por el mayor flujo neto existente y se expresa como sigue:

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

4 EXPERIMENTACIÓN Y RESULTADOS

Se tomaron 10 radiografías de pulmones aleatorias de una base de datos pública de pacientes diagnosticados con COVID-19 alojada en [https://arxiv.org/abs/2003.11597](https://arxiv.org/abs/2003.11597%20). La implementación de CLAHE, entropía y SSIM se pueden encontrar en [14]. La implementación del SMPSO se puede encontrar en [11]. En la Tabla 1 se especifican todos los parámetros elegidos para el SMPSO-CLAHE. Por pruebas empíricas se determinó que el peso inercial con mejor desempeño es el Chaotic Inertia Weight [12]. El framework consta de dos fases, la primera es la generación del Frente Pareto y la segunda es la selección de una solución del Frente a través de métodos de selección multicriterio.

Se ejecutó el algoritmo evolutivo veces por cada imagen y en cada ejecución se realizó iteraciones, es decir, se generaron 10.000 partículas. El motivo de la alta cantidad de iteraciones es el descubrimiento del mayor espacio de búsqueda posible en el área de compromiso del Frente Pareto. Este consta en promedio de 500 partículas no dominadas en las pruebas realizadas.

La Tabla 2 muestra los parámetros elegidos para los métodos de selección del Frente Pareto. Para evidenciar la influencia de los pesos se eligen tres instancias de los mismos: el peso es calculado por la entropía de los datos del Frente Pareto usando la misma fórmula de entropía según la ecuación (1); el peso es el establecido por Roberts & Goodwing para decisiones multicriterio teniendo en cuenta solamente el orden de prioridad de los atributos [16], dando mayor prioridad a la entropía y menor prioridad al SSIM; el peso no tiene efecto en el cálculo matemático. En cuanto a la normalización de valores se elige la normalización lineal como se describe en [6].

**Tabla 2:** Parámetros del SMPSO-CLAHE.

La Fig. \_ muestra un Frente Pareto de \_ partículas, obtenido para la radiografía de la Fig. \_. Las soluciones se encuentran bien distribuidas en la delimitación del área de compromiso. El peso con el cual se obtuvieron las imágenes de salida es . La Fig. \_ muestra un Frente Pareto de 732 partículas, correspondiente a la radiografía de la Fig. 6 (a). Este Frente posee más partículas distribuidas en el área de compromiso (alejados de los extremos). Las soluciones seleccionadas y sus correspondientes métricas de evaluación para las 10 radiografías se pueden apreciar de forma completa en las Tablas 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12.

Al aplicar los métodos de selección para el Frente Pareto de la imagen de la Fig. 4 (a) se puede observar que las soluciones de los métodos TOPSIS y SMARTER con es la misma. También pasa lo mismo para el peso . Esto también se puede observar para el caso de la Fig. 6 (a) donde estos dos métodos coinciden en la selección de la solución. En las pruebas realizadas el método Fuzzy elige soluciones que se encuentran cercanas a los extremos. En la Fig. 7 se observa un ejemplo de un Frente Pareto donde el conjunto de soluciones está distribuido totalmente hacia el máximo de la entropía, teniendo muy poca variación de valores en este atributo. Debido a esto el peso para cada atributo está totalmente desbalanceado, asignando un valor de peso mucho mayor al atributo opuesto (SSIM).

5 CONCLUSIONES

El peso no demostró un criterio favorable debido a la desproporción en la asignación del peso para cada atributo. El motivo por el cual se dio la situación es porque el cálculo para es fuertemente dependiente de la distribución de las partículas del Frente Pareto, y no todas las radiografías tienen Frentes con distribución similares. El peso (Roberts & Goodwing) demostró ser el más adecuado para las métricas evaluadas, debido a que con su cálculo se obtienen valores balanceados para todos los Frentes analizados, además de que el experto incide en la prioridad que se da a cada atributo.

Los métodos SMARTER y TOPSIS seleccionan imágenes bastante similares y siempre dentro del área de compromiso. Por lo tanto, podemos concluir que los métodos basados en distancia y los métodos basados en funciones de utilidad son apropiados para este tipo de problemas. El método Fuzzy siempre elige soluciones que están cerca de los extremos, esto está dado por la naturaleza del método al calcular la intersección difusa. Como las soluciones en los extremos no son de utilidad para las métricas evaluadas, entonces descartamos los métodos difusos para este tipo de enfoque.

El framework presentado demostró satisfacer las expectativas de un experto médico encargado de radiografías, donde el experto tuvo preferencia sobre las imágenes seleccionadas por SMARTER y TOPSIS. Como extensión del análisis se podría variar los parámetros del framework, considerar otras métricas de evaluación para descubrir patrones que indiquen la conveniencia de un método de selección u otro.

A APÉNDICE

A.1 Introducción

A.2 Flujo Propuesto

A.3 Marco Teórico

A.3.1  Ecualización de Histograma Adaptativo con Límite de Contraste (CLAHE).

A.3.2 Métricas de evaluación consideradas

 A.3.2.1 Entropía.

 A.3.2.2 Índice de Medida de Similaridad Estructural (SSIM).

A.3.3 Optimización Multiobjetivo por Enjambre de Partículas con Velocidad Controlada (SMPSO-CLAHE).

A.3.4 Métodos de selección para el Frente Pareto.

 A.3.4.1  Técnica de Puntuación Multiatributo Simple Explotando Rangos (SMARTER).

 A.3.4.2  Técnica para Preferencia de Orden basado en Similaridad a una Solución Ideal (TOPSIS).

 A.3.4.3  Método difuso de Bellman-Zadeh

 A.3.4.4 (SAW).

 A.3.4.5 (VIKOR).

 A.3.4.6 (CODAS).

 A.3.4.7 (MABAC).

 A.3.4.8 (PROMETHEE II).

A.4 Experimentación y resultados

A.5 Conclusiones

A.6 Apéndice

A.7 Referencias

REFERENCIAS

|  |  |
| --- | --- |
| [1] | L. G. More, M. A. Brizuela, H. L. Ayala, D. P. Pinto-Roa, J. L. V. Noguera, "Parameter tuning of clahe based on multi-objective optimization to achieve different contrast levels in medical images", Image Processing (ICIP) 2015 IEEE International Conference on, pp. 4644-4648, 2015; doi: http://dx.doi.org/10.1109/ICIP.2015.7351687. |
| [2] | L. G. More, M. A. Brizuela, J. L. Vázquez Noguera, D. P. Pinto-Roa, H. Legal Ayala, "Particle swarm optimization applied to parameter tuning of clahe based on entropy and structural similarity index", Proceedings of the 3rd. Conference of Computational Interdisciplinary Sciences, Oct 2014.. |
| [3] | S.M. Pizer, E.P. Amburn, J.D. Austin, R. Cromartie, A. Geselowitz, T. Greer, B.T.H. Romeny, J.B. Zimmerman, Adaptive histogram equalization and its variations, Comput. Vision Graph. Image Process. 39 (1987) 355–368; doi: http://dx.doi.org/10.1016/S0734-189X(87)80186-X. |
| [4] | A. J. Nebro, J. J. Durillo, J. Garcia-Nieto, C. A. C. Coello, F. Luna, E. Alba, "SMPSO: A new PSO-based metaheuristic for multi-objective optimization", Proc. IEEE Symp. Comput. Intell. Multi-Criteria Decision-Making, pp. 66-73, Mar./Apr. 2009; doi: http://dx.doi.org / 10.1109/MCDM.2009.4938830. |
| [5] | W. Edwards and F. Barron, Smarts and smarter: Improved simple”,  Org. Behavior Human Decision Processes, vol. 60, pp. 306–325,  1994. |
| [6] | K. Yoon and C. Hwang, "TOPSIS (technique for order preference by  similarity to ideal solution)–a multiple attribute decision making, w: Multiple attribute decision making–methods and applications, a state-of-the-at survey," ed: Berlin: Springer Verlag, 1981. |
| [7] | R. O. Parreiras, J. H. R. D. Maciel, and J. A. Vasconcelos, The A  Posteriori Decision in Multiobjective Optimization Problems With  Smarts, Promethee II, and a Fuzzy Algorithm”, IEEE Transactions  on Magnetics, vol. 42, no. 4, april 2006. |
| [8] | Xin Wang, Brian Stephen Wong, and Tui Chen Guan "Image enhancement for radiography inspection", Proc. SPIE 5852, Third International Conference on Experimental Mechanics and Third Conference of the Asian Committee on Experimental Mechanics, (12 April 2005); <https://doi.org/10.1117/12.621707>. |
| [9] | Wang, Zhou; Bovik, A.C.; Sheikh, H.R.; Simoncelli, E.P. (2004-04-01). "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity". IEEE Transactions on Image Processing. 13 (4): 600–612. Bibcode:2004ITIP...13..600W. CiteSeerX 10.1.1.2.5689. doi:10.1109/TIP.2003.819861. ISSN 1057-7149. |
| [10] | J. Kennedy, R. Eberhart, "Particle swarm optimization", Proc. IEEE Int. Conf. Neural Network, vol. 4, pp. 1942-1948, 1995. |
| [11] | J. Durillo, A. Nebro, and E. Alba, “The jmetal framework for multi-objective optimization: Design and architecture,” in Evolutionary Computation (CEC), 2010 IEEE Congress on, pp. 1–8, July 2010. |
| [12] | Feng Y., Teng G, Wang A., Yao Y., “Chaotic Inertia Weight in Particle  Swarm Optimization”, Second International Conference on  Innovative Computing, Informatio and Control (ICICIC 2007),  5-7 Sept. 2007. |
| [13] | D.-Y. Tsai, Y. Lee, and E. Matsuyama, “Information entropy measure for evaluation of image quality,” Journal of digital imaging, vol. 21, no. 3, pp. 338–347, 2008. |
| [14] | G. Bradski, “Opencv,” Dr. Dobb’s Journal of Software Tools, 2000. |
| [15] | Edwards, W. “Social Utilities.” The Engineering Economist, Summer Symposium Series, 1971, 119-129, |
| [16] | Roberts R, Goodwin P. Weight approximations in multi-attribute decision models. Journal of Multi-Criteria Decision Analysis 2002;11:291–303 |
| [17] | J. P. Brans, Ph. Vincke, and B. Mareschal, “How to select and how to  rank projects: The Promethee method,” Eur. J. Oper. Res., vol. 24, pp.  228–238, 1986. |