Tarea 3-Procesamiento de Imágenes Biomédicas

1st Daniel Vallejo Aldana

Departamento de Matemáticas

Universidad de Guanajuato

daniel.vallejo@cimat.mx

Resumen—En el presente trabajo se comparan tres métodos utilizados para realzado arteriales sobre la base de Angiogramas Coronarios descrita en [1], el primero corresponde al filtrado morfológico utilizado en la Tarea 1, el segundo es el método de Gaussian Matched Filters descrito en [2]. El tercer método es aquel descrito en [3], donde se utiliza el algoritmo de Búsqueda Local Iterada (ILS) para generación automática de plantillas. En este caso la métrica de evauación de los modelos es el accuracy.

Index Terms—Realzado Arterial, Gaussian Matched Filter, Operadores Morfológicos, Umbralización Automática, Búsqueda Local Iterada

I. Introducción

En la tarea de realzado arterial, existen varios métodos para segmentar arterias en imágenes de angiogramas. El filtrado morfológico propuesto por [4] y [5] aplica operadores de dilatación y erosión utilizando un elemento estructurante. Dicho método probó ser efectivo en la tarea de realzado arterial, sin embargo, necesita de selección asistida para poder determinar las regiones que corresponden realmente a arterias. El método propuesto por [2], modela la estructura tubular de las arterias mediante rotaciones de un filtro inicial que se basa en una curva Gaussiana. Dicho método es completamente automático y no es necesaria ninguna asistencia por parte del usuario. No obstante, queda la duda de si esta plantilla es la que mejor modela las estructuras tubulares de las arterias y la que obtiene mejores resultados en la tarea a realizar dentro de todo el espacio de soluciones posibles. En este trabajo, se analiza el uso del algoritmo de Búsqueda Local Iterada para poder encontrar mejores soluciones partiendo de una solución candidata a la tarea de realzado arterial.

II. MÉTODO/ALGORITMO

En el presente trabajo se implementa la técnica de Búsqueda Local Iterada (ILS) también conocida como el algoritmo de *Hill Climbing* para poder determinar la mejor plantilla que segmente las imágenes de angiogramas coronarios descritos en [1]. El algoritmo de Búsqueda Local Iterada se presenta a continuación

Require: Número de iteraciones
Initialize X_t como un filtro GMF, t=0While not t=Iters: $X_t^* = Perturb(X_t)$ $X_t' = LocalSearch(X_t^*)$ $X_t = Accept(X_t, X_t')$ t = t+1

En este caso se considera la inicialización del filtro a perturbar como un filtro Gaussiano como el calculado en la Tarea 2, en la función Perturb se hace un cambio brusco en la intensidad de los pixeles. Este cambio corresponde a modificar el 60% de los pixeles del filtro en un rango de valores de [-6,6] que son los valores mínimo y máximo que tiene el filtro Gaussiano obtenido utilizando las técnicas de la Tarea 2.

En la función *LocalSearch* se hacen ligeras variaciones al filtro dentro del espacio de soluciones al cual fue mandado dicho filtro después de aplicársele la función *Perturb*. Dichas variaciones consisten en aplicar nuevamente la función *Perturb* sobre la solución candidata, pero con una variación del 1 %. Esto nos permite buscar dentro de ese espacio de soluciones aquella que pueda funcionar mejor que la solución actual.

Finalmente, se considera la función Accept la cual nos determina si la solución candidata es mejor que la solución actual. Por simplicidad en los cálculos y optimización en el tiempo computacional, dicha función consiste en la comparación del accuracy obtenido entre la solución actual contra la solución obtenida sobre la concatenación de las imágenes de entrenamiento.

Así mismo dicho método fue evaluado sobre concatenaciones de los conjuntos de prueba y validación.

III. RESULTADOS

Debido al alto costo computacional que conlleva este algoritmo, se consideró Iter = 300 el número de



Figura 2. Mejora en el accuracy de predicción con ILS

iteraciones en donde se trataba de mejorar el accuracy del filtro inicial, las cuales se realizaron en aproximadamente 16 minutos. El filtro resultante de dichas iteraciones se presenta a continuación en la Figura 1

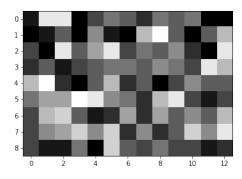


Figura 1. Filtro resultante después de 300 iteraciones del algoritmo de ILS con un GMF como filtro inicial

Así mismo en la Figura 2 se detalla la mejora en el accuracy al buscar en los diferentes espacios de soluciones a partir del GMF inicial.

En la Figura 3 podemos observar la salida de los diferentes métodos de realzado arterial sobre una imagen de la base de datos de [1]

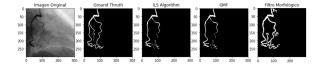


Figura 3. Comparación de los diferentes filtros estudiados en el presente trabajo

III-A. Comparación de rendimiento del ILS en diferentes conjuntos de datos

A continuación mostramos la comparación cualitativa del accuracy obtenido en los conjuntos de TRAIN, TEST y VALID. Dichos conjuntos ya fueron descritos en las tareas anteriores.

Conjunto	Accuracy
TRAIN	0.944652
VALID	0.93402
TEST	0.93261
Cuadro I	

EVALUACIÓN DEL ACCURACY EN LOS DIFERENTES CONJUNTOS DE

Podemos ver que el accuracy en los tres conjuntos de datos es similar, lo cual nos dice que el filtro encontrado no fue sobre ajustado a un determinado conjunto de datos

III-B. Comparación con otros métodos de realzado arterial

De acuerdo a la información obtenida en las tareas 2 y 3 podemos obtener la siguiente tabla comparativa que determina el rendimiento del algoritmo respecto a otros métodos de realzado arteriales.

Método	Accuracy
Filtrado morfológico	0.92
GMF	0.95
ILS	0.934
Cuadro II	

Comparación del método de ILS respecto a los demás métodos de realzado arteriales sobre el conjunto de TEST

Podemos ver que sobre el conjunto de TEST, el método de GMF obtuvo mejores resultados. Sin embargo, el método de generación automática de plantillas con ILS obtuvo resultados superiores al filtrado morfológico. Sin embargo, como se señaló al inicio de esta sección, el costo computacional del algoritmo ILS es elevado y no aporta una mejora significativa en cuanto a los demás métodos de realzado arteriales.

IV. CONCLUSIONES

De los resultados obtenidos en el presente trabajo podemos concluir que la técnica de generación automática de plantillas resulta útil para explorar el espacio de soluciones del problema sin necesidad de explorar todas y cada una de las soluciones posibles. Además, cuando se conoce en principio una potencial solución resulta útil para poder encontrar alguna que pudiera ser mejor que la solución existente. No obstante, dicho método conlleva a un costo computacional mayor en comparación a técnicas como GMF o el filtrado morfológico, lo cual puede dificultar su aplicabilidad.

REFERENCIAS

- [1] Fernando Cervantes-Sanchez, Ivan Cruz-Aceves, Arturo Hernandez-Aguirre, Martha Alicia Hernandez-Gonzalez, and Sergio Eduardo Solorio-Meza. Automatic segmentation of coronary arteries in x-ray angiograms using multiscale analysis and artificial neural networks. Applied Sciences, 9(24):5507, 2019
- [2] Subhasis Chaudhuri, Shankar Chatterjee, Norman Katz, Mark Nelson, and Michael Goldbaum. Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters. *IEEE Transactions on medical imaging*, 8(3):263–269, 1989.
- [3] Ivan Cruz-Aceves, Fernando Cervantes-Sanchez, Arturo Hernández-Aguirre, Martha A Hernández-González, and Sergio Solorio-Meza. A novel method for the design of convolutional gray-level templates for the automatic detection of coronary arteries. In 15th International Symposium on Medical Information Processing and Analysis, volume 11330, page 113301B. International Society for Optics and Photonics, 2020.
- [4] Sigeru Eiho and Ying Qian. Detection of coronary artery tree using morphological operator. In *Computers in Cardiology 1997*, pages 525–528. IEEE, 1997.
- [5] Y Qian, S Eiho, N Sugimoto, and M Fujita. Automatic extraction of coronary artery tree on coronary angiograms by morphological operators. In *Computers in Cardiology 1998. Vol. 25 (Cat. No.* 98CH36292), pages 765–768. IEEE, 1998.