

# GIẢI THUẬT TỔNG HỢP HÌNH ẢNH Y HỌC DỰA TRÊN COA VÀ CẤU TRÚC TENSOR

Lê Thị Hồng Hà<sup>1</sup>, Nguyễn Hoàng Long<sup>2</sup>, Lê Đình Nghiệp<sup>2</sup>

## TÓM TẮT

Tổng hợp hình ảnh y học đóng vai trò quan trọng trong chẩn đoán bệnh dựa trên hình ảnh. Tuy nhiên, các giải thuật hiện tại thường gặp nhược điểm như mất thông tin và suy giảm cường độ sáng. Bài báo này đề xuất một giải thuật mới nhằm khắc phục các vấn đề trên. Ảnh đầu vào được phân rã thành các thành phần tần số thấp và tần số cao bằng các bộ lọc hướng dẫn vòng quay và Gaussian. Thành phần tần số cao được tổng hợp bằng cấu trúc Tensor kết hợp hàm năng lượng cục bộ, trong khi tần số thấp được tổng hợp bằng luật tổng hợp thích nghi dựa trên COA. Thử nghiệm trên 36 cặp ảnh MRI/PET cho thấy phương pháp này vượt trội so với năm giải thuật công bố từ 2020-2024.

**Từ khóa:** Cấu trúc Tensor, COA, tổng hợp hình ảnh y học.

**DOI:** <https://doi.org/10.70117/hdujs.71.2024.683>

## 1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Tổng hợp hình ảnh y học giữ vai trò quan trọng trong chẩn đoán hình ảnh, giúp bác sĩ phân tích và đánh giá chính xác thông tin từ nhiều loại hình ảnh như MRI (Magnetic Resonance Imaging), CT (Computed Tomography), PET (Positron Emission Tomography), SPECT (Single-Photon Emission Computed Tomography). Mỗi loại hình ảnh đều có ưu, nhược điểm riêng, do đó việc kết hợp chúng mang lại hiệu quả cao, rút ngắn thời gian chẩn đoán và cải thiện độ chính xác. Các cặp hình ảnh thường được tổng hợp trong y học bao gồm MRI-PET, MRI-CT, MRI-SPECT, MRI-T1 với MRI-T2 [1].

Các nghiên cứu về tổng hợp hình ảnh y học tập trung vào ba phương pháp chính [2]: (1) Phương pháp dựa trên miền không gian: Áp dụng các quy tắc tổng hợp trực tiếp lên điểm ảnh, khối, hoặc vùng của ảnh nguồn. Phương pháp này có ưu điểm tính toán đơn giản nhưng dễ mất thông tin quan trọng như cạnh, gây biến dạng quang phổ hoặc méo cấu trúc ảnh, do đó ít được sử dụng trong những năm gần đây [1,3]. (2) Phương pháp dựa trên miền biến đổi: Là cách tiếp cận hiệu quả, chi phí thấp, bao gồm hai nhánh chính: biến đổi đa tỷ lệ và biểu diễn thưa. Quá trình tổng hợp gồm ba bước: phân rã, tổng hợp ảnh, và biến đổi ngược. (3) Phương pháp học sâu: Xuất hiện gần đây, thu hút sự chú ý nhờ khả năng tổng hợp mạnh mẽ. Tuy nhiên, phương pháp này yêu cầu dữ liệu huấn luyện lớn, thời gian đào tạo dài và chi phí tính toán cao. Khi dữ liệu không đủ, độ chính xác của thuật toán có thể giảm đáng kể [4].

<sup>1</sup> Khoa Công nghệ thông tin và Truyền thông, Trường Đại học Hồng Đức; Email: lethihongha@hdu.edu.vn

<sup>2</sup> Trung tâm Công nghệ thông tin và Truyền thông, Trường Đại học Hồng Đức

Phát triển mô hình tổng hợp hình ảnh sử dụng các giải thuật tối ưu để bảo toàn thông tin và cải thiện chất lượng ảnh đang là một hướng nghiên cứu thu hút nhiều sự chú ý [5-8]. Trong bài báo này, chúng tôi đề xuất mô hình tổng hợp hình ảnh y học dựa trên giải thuật tối ưu COA (Coatis Optimization Algorithm) kết hợp với cấu trúc Tensor (Structure Tensor - ST). Mô hình này tập trung vào nâng cao chất lượng ảnh, bảo toàn thông tin cạnh và các đặc trưng quan trọng. Đóng góp chính của nghiên cứu bao gồm:

Đề xuất một phương pháp tổng hợp hình ảnh mới nâng cao chất lượng hình ảnh tổng hợp, bảo toàn thông tin cạnh và đặc trưng vượt trội so với các giải thuật đã công bố;

Đề xuất một quy tắc tổng hợp thích nghi để tổng hợp các thành phần tần số thấp.

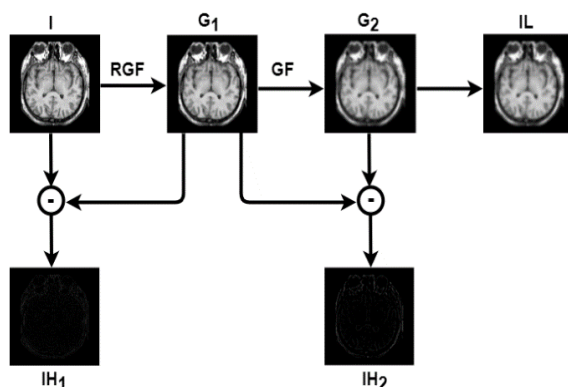
Cấu trúc bài báo: Phần 2, giới thiệu phương pháp phân rã kết hợp RGF (Rolling Guidance Filter) và GF (Gaussian Filtering), COA và ST. Phần 3, trình bày chi tiết cách tiếp cận tổng hợp hình ảnh được đề xuất, thiết lập các thực nghiệm và phân tích, đánh giá kết quả. Phần 4, kết luận và định hướng phát triển trong tương lai.

## 2. KIẾN THỨC NỀN TẢNG

### 2.1. Phân rã RGF-GF

Bộ lọc bảo toàn cạnh được ứng dụng rộng rãi trong tổng hợp hình ảnh nhờ khả năng lưu giữ thông tin cạnh quan trọng khi làm mịn. Nghiên cứu này kết hợp GIF (Guided Image Filtering) và GF để tận dụng ưu điểm của cả hai: GF loại bỏ nhiễu hiệu quả, GIF bảo toàn chi tiết cạnh. Sự kết hợp tạo nên RGF, cải thiện khả năng khử nhiễu và bảo toàn thông tin ảnh, đồng thời giảm quang sai quanh cạnh, nâng cao chất lượng hình ảnh.

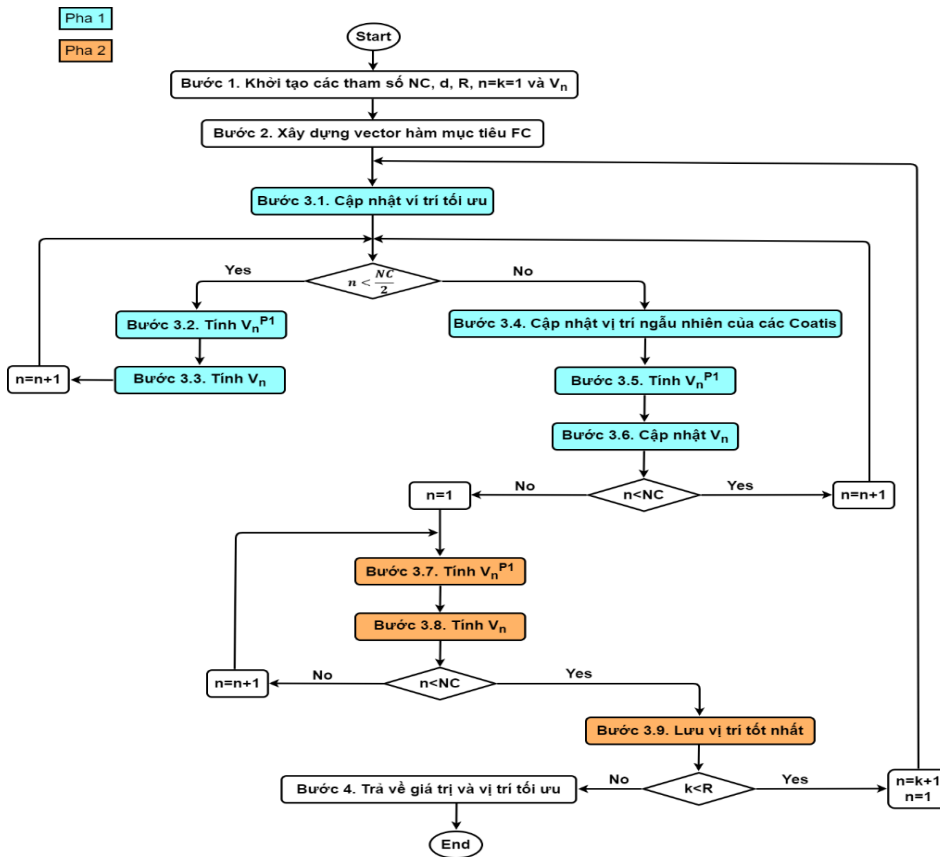
Hình 1. thể hiện quá trình phân rã ảnh đề xuất trong công bố [9] và được chúng tôi sử dụng trong thực nghiệm.



Hình 1. Quá trình phân rã RGF-GF

### 2.2. Giải thuật tối ưu COA

COA là một trong những giải thuật metaheuristic mới nhất, được đề xuất năm 2023 bởi Mohammad Dehghani et al. [10]. COA mô phỏng hành vi thông minh của các Coatis gồm 2 pha: Pha 1: săn và tấn công con mồi; Pha 2: đối mặt và thoát khỏi kẻ săn mồi. Mô tả các bước của COA được minh họa trong Hình 2.



Hình 2. Mô tả giải thuật COA [8]

### 2.3. Cấu trúc Tensor

Đặc trưng độ dốc được xác định thông qua sự chênh lệch giữa các điểm ảnh, tức là đạo hàm hướng đầu tiên. Trong hình ảnh y học với sự đa dạng về dữ liệu, đặc trưng này có khả năng phản ánh chính xác các cấu trúc quan trọng như cạnh, biên. Gần đây, cấu trúc tensor đã nổi lên như một công cụ hữu hiệu để phân tích đặc trưng độ dốc cục bộ và được áp dụng rộng rãi trong các lĩnh vực như phân tích hình ảnh y học [11], xử lý ảnh [12],... Trong tổng hợp hình ảnh y học, Li và cộng sự [13] đã sử dụng cấu trúc tensor kết hợp với năng lượng cục bộ để phát triển một thuật toán tổng hợp các thành phần tần số cao.

Cho ma trận ảnh  $I$ ,  $ST$  được định nghĩa theo công thức (1).

$$ST = \begin{bmatrix} \sum_w E_i^2 & \sum_w E_i E_j \\ \sum_w E_i E_j & \sum_w E_j^2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

Trong đó:

$w$  là một cửa sổ cục bộ;

$E_i$  và  $E_j$  lần lượt là các đạo hàm riêng theo hướng  $i$  và  $j$ .

Các giá trị riêng của cấu trúc tensor cung cấp thông tin bổ sung về hình học cục bộ của hình ảnh đầu vào. Các giá trị riêng ( $v_1$  và  $v_2$ ) được tính theo công thức (2) và (3):

$$v_1 = \frac{1}{2} \left( \sum_w E_i^2 + \sum_w E_j^2 + \sqrt{\left( \sum_w E_i^2 - \sum_w E_j^2 \right)^2 + 4 \left( \sum_w E_i E_j \right)^2} \right) \quad (2)$$

$$v_2 = \frac{1}{2} \left( \sum_w E_i^2 + \sum_w E_j^2 - \sqrt{\left( \sum_w E_i^2 - \sum_w E_j^2 \right)^2 + 4 \left( \sum_w E_i E_j \right)^2} \right) \quad (3)$$

Toán tử phát hiện đặc trưng nổi bật của cấu trúc Tensor (STSDO - Structure tensor salient detection operator) được tính bằng công thức (4):

$$STS = \sqrt{(v_1 + v_2)^2 + 0.5(v_1 - v_2)^2} \quad (4)$$

### 3. KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU VÀ THẢO LUẬN

#### 3.1. Giải thuật đề xuất

Sơ đồ giải thuật tổng hợp hình ảnh được minh họa trong Hình 1.

Đầu vào: Các hình ảnh  $I_{MRI}$  và  $I_{PET}$

Đầu ra: Hình ảnh  $F_{Color}$

Bước 1. Biến đổi ảnh  $I_{PET}$  sang không gian màu YUV, thu được  $B$ .

Bước 2. Tiền xử lý ảnh  $I_{MRI}$  bằng giải thuật tăng cường cường độ sáng và độ sắc nét cơ bản thu được ảnh  $I_M$

Bước 3. Áp dụng giải thuật phân rã RGF-GF được giới thiệu ở phần 2.1. với 2 ảnh xám  $I_M$  và  $B$  thu được các thành phần tần số thấp  $B_1, B_2$  và các thành phần tần số cao  $D_{11}, D_{12}, D_{21}, D_{22}$ .

Bước 4. Tổng hợp các thành phần tần số cao sử dụng phương thức kết hợp giữa cấu trúc ST đã giới thiệu trong 2.3 và toán tử năng lượng cục bộ có trọng số (Weighted Local Energy - WLE) theo các công thức (5-7):

$$F_{D_1} = ST\_WLE (D_{11}, D_{21}) \quad (5)$$

$$F_{D_2} = ST\_WLE (D_{12}, D_{22}) \quad (6)$$

$$F_D = F_{D_1} + F_{D_2} \quad (7)$$

Bước 5. Tổng hợp thành phần tần số thấp theo phương trình (8):

$$F_B = \rho_1 * B_1 + \rho_2 * B_2 \quad (8)$$

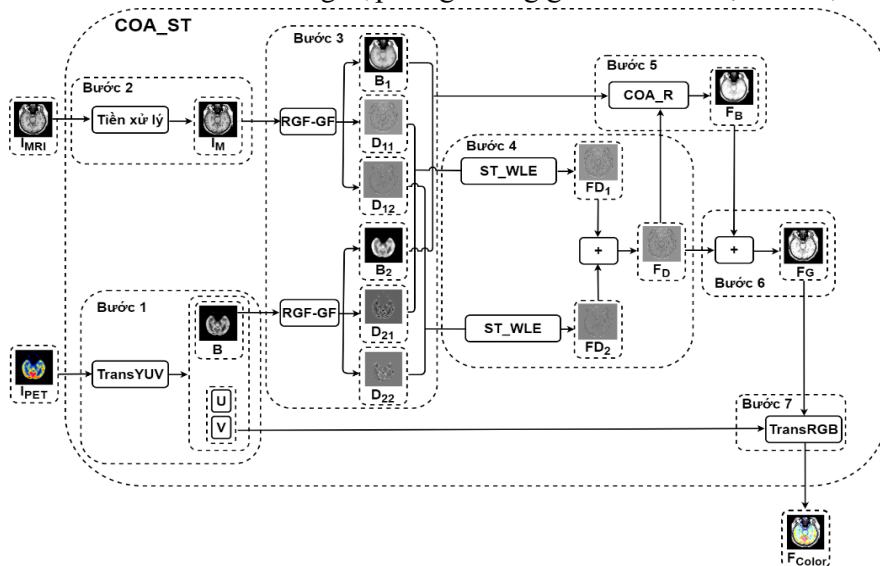
với  $\rho_1, \rho_2$  là tham số tối ưu tìm được bằng cách sử dụng giải thuật COA được mô tả ở phần 2.2 với hàm mục tiêu  $f$  được mô tả trong công thức (9).

$$f = \frac{\log(\log(S*N)*(E_1 - E_2))}{H*W*ME} \quad (9)$$

trong đó,  $H_1, H_2$  lần lượt là giá trị entropy của ảnh  $I$  và  $I_{PET}$ ,  $H$  và  $W$  số kích thước của ảnh tổng hợp,  $ME$  là mean của ảnh tổng hợp,  $S$  và  $N$  là tổng độ lớn cạnh của hình ảnh và số điểm cạnh của hình ảnh thu được bằng cách áp dụng bộ phát hiện cạnh Sobel.

Bước 6. Xây dựng lại ảnh tổng hợp từ các thành phần đã được tổng hợp ở bước 3 và bước 4 theo công thức (10):  $F_G = F_D + F_B$  (10)

Bước 7. Biến đổi ảnh sau tổng hợp sang không gian màu RGB, thu được ảnh  $F_{Color}$ .



Hình 3. Sơ đồ giải thuật tổng hợp hình ảnh đã đề xuất

### 3.2. Thiết lập thực nghiệm

#### 3.2.1. Dữ liệu thực nghiệm

Chúng tôi tiến hành thực nghiệm trên 36 cặp ảnh y tế mô tả não bộ theo ba trục: Coronal (C), Sagittal (S) và Transaxial (T). Các cặp ảnh, được đánh số từ 075 đến 086, được lấy từ bộ dữ liệu hình ảnh y học của Harvard<sup>3</sup> [14].

#### 3.2.2. Chỉ số đánh giá

Các chỉ số được sử dụng để đánh giá hiệu quả của các giải thuật bao gồm: chỉ số cường độ sáng  $Q_{ALI}$ , độ tương phản  $Q_{CI}$ , độ sắc nét  $Q_{AG}$ , bảo toàn cạnh  $Q^{AB/F}$  [15], đánh giá độ tương tự đặc trưng  $Q_{FSIM}$  [16] và đánh giá mức độ bảo toàn đặc trưng  $Q_P$  [17].

#### 3.2.3. Các giải thuật so sánh

Bảng 1. Các giải thuật được sử dụng để so sánh với COA\_ST (G6)

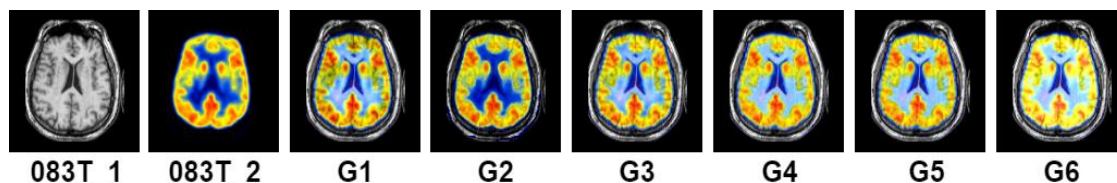
STT	Giải thuật	Ký hiệu	Năm
1	CNP_NSST [18]	G1	2020
2	MLMG_PCNN [19]	G2	2020
3	DTNP_NSCT [20]	G3	2021
4	THF_CSR [21]	G4	2024
5	JBF_LGE [13]	G5	2021

<sup>3</sup> <https://www.med.harvard.edu/aanlib/cases/caseNA/pb9.htm>

### 3.2.4. Mô tả thực nghiệm

Để đánh giá và so sánh hiệu quả của giải thuật COA\_ST được đề xuất với năm giải thuật được liệt kê trong Bảng 1, chúng tôi thực hiện các thực nghiệm trên 36 cặp ảnh y tế đã được mô tả trong mục 3.2.1. Các thực nghiệm được triển khai trên nền tảng MATLAB R2022b, sử dụng máy tính cá nhân (PC) với bộ vi xử lý Intel(R) Core(TM) i5-8365U 1.60GHz CPU.

### 3.3. Đánh giá kết quả thực nghiệm



**Hình 4. Kết quả tổng hợp của cặp ảnh 083T**

Ảnh tổng hợp của các giải thuật được minh họa trong Hình 4 và kết quả đánh giá khách quan được trình bày trong Bảng 2. Giải thuật tổng hợp COA\_ST (G6) đạt giá trị cao nhất trên cả sáu chỉ số đánh giá. Điều này chứng minh rằng giải thuật được đề xuất tạo ra hình ảnh tổng hợp có chất lượng cao, bảo toàn thông tin tốt hơn so với các phương pháp tổng hợp hình ảnh được sử dụng để so sánh.

**Bảng 2. Kết quả các chỉ số đánh giá của sáu giải thuật**

STT	Giải thuật	$Q_{ALI}$	$Q_{CI}$	$Q_{AG}$	$Q^{AB/F}$	$Q_{FSIM}$	$Q_P$
1	G1	0,30698	0,32319	0,08577	0,71886	0,92804	0,55159
2	G2	0,32455	0,33809	0,07271	0,59636	0,87154	0,37566
3	G3	0,31673	0,32853	0,08338	0,72515	0,93844	0,57660
4	G4	0,32807	0,33809	0,08136	0,72679	0,93661	0,56004
5	G5	0,32592	0,33626	0,08160	0,73443	0,95132	0,63011
6	G6	0,33590	0,35281	0,10395	0,74233	0,95421	0,64109

## 4. KẾT LUẬN

Chúng tôi đề xuất một giải thuật tổng hợp hình ảnh y học mới, dựa trên sự kết hợp của phân rã RGF-GF, COA và ST. Ảnh đầu vào được phân rã thành ba thành phần sử dụng phân rã RGF-GF. Thành phần tần số thấp được tổng hợp bằng quy tắc thích nghi được xây dựng dựa trên COA, trong khi các thành phần tần số cao được tổng hợp dựa trên sự kết hợp giữa ST và WLE. Thực nghiệm được tiến hành trên bộ dữ liệu gồm 36 cặp ảnh MRI/PET. Kết quả cho thấy giải thuật đề xuất không chỉ cải thiện chất lượng hình ảnh và độ tương phản mà còn bảo toàn tốt thông tin, các cạnh, và đường biên của hình ảnh, vượt trội hơn so với các phương pháp hiện đại đã được công bố. Để đạt hiệu quả cao hơn, chúng tôi định hướng cải tiến giải thuật theo ba khía cạnh chính: (1) Nâng cao chất lượng ảnh đầu vào. (2) Phát triển giải thuật phân rã hiệu quả hơn nhằm bảo toàn tốt hơn các thành phần cấu trúc. (3) Xây dựng quy tắc tổng hợp hiệu quả hơn cho các thành phần tần số cao.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] B. Huang, F. Yang, M. Yin, X. Mo, C. Zhong (2020), *A Review of Multimodal Medical Image Fusion Techniques*, Computational and Mathematical Methods in Medicine, vol. Hindawi Limited, doi: 10.1155/2020/8279342.
- [2] M. A. Azam et al. (2022), *A review on multimodal medical image fusion: Compendious analysis of medical modalities, multimodal databases, fusion techniques and quality metrics*, Comput Biol Med, vol. 144, doi: 10.1016/j.compbimed.2022.105253.
- [3] A. P. James, B. V. Dasarathy (2014), *Medical image fusion: A survey of the state of the art*, Information Fusion, 19(1), 4-19, doi: 10.1016/j.inffus.2013.12.002.
- [4] S. Bhat, D. Koundal (2021), *Multi-focus image fusion techniques: a survey*, Artif Intell Rev, 54(8), 5735-5787, doi: 10.1007/s10462-021-09961-7.
- [5] P. H. Dinh (2021), *A novel approach based on Grasshopper optimization algorithm for medical image fusion*, Expert Syst Appl, vol. 171, doi: 10.1016/j.eswa.2021.114576.
- [6] Oanh Cuong Do, Chi Mai Luong, Phu-Hung Dinh, Giang Son Tran (2024), *An efficient approach to medical image fusion based on optimization and transfer learning with VGG19*, Biomedical Signal Processing and Control, vol.87, 105370, <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2023.105370>.
- [7] V. S. Parvathy, S. Pothiraj (2020), *Multi-modality medical image fusion using hybridization of binary crow search optimization*, Health Care Management Science, vol.23, 661-669 doi: 10.1007/s10729-019-09492-2/Published.
- [8] T.-H.-H. Le, P.-H. Dinh, V.-H. Vu, N. L. Giang (2024), *A new approach to medical image fusion based on the improved extended difference-of-gaussians combined with the coati optimization algorithm*, Biomedical Signal Processing and Control, 93, 106175, doi:10.1016/j.bspc.2024.106175.
- [9] J. Ma, Z. Zhou, B. Wang, H. Zong (2017), *Infrared and visible image fusion based on visual saliency map and weighted least square optimization*, Infrared Phys Technol, vol.82, 8-17, doi: 10.1016/j.infrared.2017.02.005.
- [10] M. Dehghani, Z. Montazeri, E. Trojovská, P. Trojovský (2023), *Coati optimization algorithm: A new bioinspired metaheuristic algorithm for solving optimization problems*, Knowledge-Based Systems, doi:10.1016/j.knosys.2022.110011.
- [11] W. Zhang, J. Fehrenbach, A. Desmaison, V. Lobjois, B. Ducommun, P. Weiss (2016), *Structure tensor based analysis of cells and nuclei organization in tissues*, IEEE Trans Med Imaging, vol. 35, no. 1, pp. 294–306, doi: 10.1109/TMI.2015.2470093.
- [12] Z. Li, D. Mahapatra, J. A. W. Tielbeek, J. Stoker, L. J. Van Vliet, F. M. Vos (2016), *Image Registration Based on Autocorrelation of Local Structure*, IEEE Trans Med Imaging, 35(1), 63-75, doi: 10.1109/TMI.2015.2455416.
- [13] X. Li, F. Zhou, H. Tan, W. Zhang, C. Zhao (2021), *Multimodal medical image fusion based on joint bilateral filter and local gradient energy*, Inf Sci (N Y), vol.569, 302-325, doi: 10.1016/j.ins.2021.04.052.
- [14] C. Xydeas, V. Petrovic (2000), *Objective image fusion performance measure*, Electronics Letters 36, 308, doi:10.1049/el:20000267.

- [15] L. Zhang, L. Zhang, X. Mou, D. Zhang (2011), *Fsim: A feature similarity index for image quality assessment*, IEEE Transactions on Image Processing 20, 2378-2386. doi:10.1109/TIP.2011.2109730.
- [16] J. Zhao, R. Laganiere, Z. Liu (2007), *Performance assessment of combinative pixel-level image fusion based on an absolute feature measurement*, International Journal of Innovative Computing, Information and Control 3 (6), 1433-1447.
- [17] B. Li, H. Peng, X. Luo, J. Wang, X. Song, M. J. Pérez-Jiménez, A. Riscos-Núñez (2020), *Medical image fusion method based on coupled neural p systems in nonsubsampling shearlet transform domain*, International Journal of Neural Systems 31(01), 2050050. doi:10.1142/s0129065720500501.
- [18] W. Tan, W. Thitøn, P. Xiang, H. Zhou (2021), *Multi-modal brain image fusion based on multi-level edge-preserving filtering*, Biomedical Signal Processing and Control 64, 102280, doi:10.1016/j.bspc.2020.102280.
- [19] B. Li, H. Peng, J. Wang (2021), *A novel fusion method based on dynamic threshold neural p systems and nonsubsampling contourlet transform for multi-modality medical images*, Signal Processing 178, 107793, doi:10.1016/j.sigpro.2020.107793.
- [20] Y. Jie, X. Li, H. Tan, F. Zhou, G. Wang (2024), *Multi-modal medical image fusion via multi-dictionary and truncated huber filtering*, Biomedical Signal Processing and Control 88, 105671, doi:10.1016/j.bspc.2023.105671.
- [21] <https://www.med.harvard.edu/aanlib/cases/caseNA/pb9.htm>.

## A MEDICAL IMAGE FUSION ALGORITHM BASED ON THE COA AND TENSOR STRUCTURE

Le Thi Hong Ha, Nguyen Hoang Long, Le Dinh Nghiep

### ABSTRACT

*Medical image fusion plays a crucial role in image-based disease diagnosis. However, current algorithms often face challenges such as information loss and intensity degradation. This study presents a novel algorithm designed to address these issues effectively. The input images are decomposed into low-frequency and high-frequency components using RGF-GF. The high-frequency components are fused through a Tensor structure integrated with a weighted local energy function, the low-frequency components are merged using an adaptive fusion rule based on the COA. Experimental results on 36 pairs of MRI/PET images demonstrate that the proposed method delivers superior performance compared to five state-of-the-art algorithms published between 2020 and 2024.*

**Keywords:** *Tensor structure, COA, medical image fusion.*

\* Ngày nộp bài: 21/3/2024; Ngày gửi phản biện: 27/3/2024; Ngày duyệt đăng: 15/11/2024

\* Bài báo này là kết quả nghiên cứu từ đề tài NCKH cấp cơ sở (mã số ĐT-2023-20) của Trường Đại học Hồng Đức.