|  |  |
| --- | --- |
| **bỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO** | **BỘ NÔNG NGHIỆP VÀ PTNT** |

TRƯỜNG ĐẠI HỌC THỦY LỢI



NGUYỄN THỊ TUYẾT NHUNG

NÂNG CAO HIỆU QUẢ TỔNG HỢP ẢNH DỰA TRÊN

GIẢI THUẬT TỐI ƯU HOÁ COA

ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP

HÀ NỘI, NĂM 2023

**NGUYỄN THỊ TUYẾT NHUNG ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP ĐẠI HỌC HÀ NỘI, NĂM 2023**

|  |  |
| --- | --- |
| **bỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO** | **BỘ NÔNG NGHIỆP VÀ PTNT** |

TRƯỜNG ĐẠI HỌC THỦY LỢI

NGUYỄN THỊ TUYẾT NHUNG

**NÂNG CAO HIỆU QUẢ TỔNG HỢP ẢNH DỰA TRÊN**

**GIẢI THUẬT TỐI ƯU HOÁ COA**

|  |  |
| --- | --- |
| Ngành: | Hệ thống thông tin |
| Mã số: | 7480104 |

|  |  |
| --- | --- |
| NGƯỜI HƯỚNG DẪN | ThS. Đinh Phú Hùng |

HÀ NỘI, NĂM 2023

|  |  |
| --- | --- |
| Logo-WRU | CỘNG HOÀ XÃ HỘI CHỦ NGHĨA VIỆT NAM  **Độc lập - Tự do - Hạnh phúc**  ----------★----------  **NHIỆM VỤ ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP** |

**Họ tên sinh viên:** Nguyễn Thị Tuyết Nhung **Hệ đào tạo**: Đại học chính quy

**Lớp**: 61HT **Ngành**: Hệ thống thông tin

**Khoa**: Công nghệ thông tin

1 - TÊN ĐỀ TÀI:

NÂNG CAO HIỆU QUẢ TỔNG HỢP ẢNH DỰA TRÊN GIẢI THUẬT TỐI ƯU HOÁ COA.

2 - CÁC TÀI LIỆU

|  |  |
| --- | --- |
| [1] | Mohammad Dehghani et al., Coati Optimization Algorithm: A new bio-inspired metaheuristic algorithm for solving optimization problems, Knowledge-Based Systems Volume 259, 10 January 2023, 110011. |
| [2] | Phu-Hung Dinh, A novel approach based on Grasshopper optimization algorithm for medical image fusion, Expert Systems with Applications Volume 171, 1 June 2021, 114576. |
| [3] | " http://www.med.harvard.edu/AANLIB/.". |

3 - NỘI DUNG CÁC PHẦN THUYẾT MINH VÀ TÍNH TOÁN:

|  |  |
| --- | --- |
| **Nội dung các phần** | **Tỷ lệ** |
| Chương 1 - Tổng quan về tổng hợp hình ảnh y học đa phương thức và kiến thức cơ bản | 20% |
| Chương 2 - Kiến thức nền tảng | 25% |
| Chương 3 - Mô hình tổng hợp hình ảnh đề xuất | 30% |
| Chương 4 - Kết quả thực nghiệm và đánh giá | 25% |

4. GIÁO VIÊN HƯỚNG DẪN TỪNG PHẦN

|  |  |
| --- | --- |
| **Phần** | **Họ tên giáo viên hướng dẫn** |
| Chương 1 - Tổng quan về tổng hợp hình ảnh y học đa phương thức và kiến thức cơ bản | Ths. Đinh Phú Hùng |
| Chương 2 - Kiến thức nền tảng |
| Chương 3 - Mô hình tổng hợp hình ảnh đề xuất |
| Chương 4 - Kết quả thực nghiệm và đánh giá |

5. NGÀY GIAO NHIỆM VỤ ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP

Ngày ............ tháng ......... năm 2023

|  |  |
| --- | --- |
| **Trưởng Bộ môn**  *(Ký và ghi rõ Họ tên)* | **Giáo viên hướng dẫn chính**  *(Ký và ghi rõ Họ tên)* |

ThS. Đinh Phú Hùng

Nhiệm vụ Đồ án tốt nghiệp đã được Hội đồng thi tốt nghiệp của Khoa thông qua

Ngày. . . . .tháng. . . . .năm 2023 **Chủ tịch Hội đồng**

*(Ký và ghi rõ Họ tên)*

Sinh viên đã hoàn thành và nộp bản Đồ án tốt nghiệp cho Hội đồng thi ngày... tháng... năm 2023.

**Sinh viên làm Đồ án tốt nghiệp**

*(Ký và ghi rõ Họ tên)*

Nguyễn Thị Tuyết Nhung

|  |  |
| --- | --- |
| logo | TRƯỜNG ĐẠI HỌC THUỶ LỢI  **KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN**  **BẢN TÓM TẮT ĐỀ CƯƠNG ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP** |

**TÊN ĐỀ TÀI: NÂNG CAO HIỆU QUẢ TỔNG HỢP ẢNH DỰA TRÊN GIẢI THUẬT TỐI ƯU HOÁ COA**

|  |  |
| --- | --- |
| *Sinh viên thực hiện*: | Nguyễn Thị Tuyết Nhung |
| *Lớp*: | 61 HT |
| *Giáo viên hướng dẫn*: | Ths. Đinh Phú Hùng |

**TÓM TẮT ĐỀ TÀI**

Tổng hợp ảnh là một trong những nhiệm vụ quan trọng của xử lý ảnh bởi vì nó có ứng dụng trong việc chẩn đoán lâm sàng. Hình ảnh tổng hợp thường bị suy giảm về chất lượng và mất các thông tin từ hình ảnh gốc do các quy tắc tổng hợp chưa thực sự hiệu quả. Đồ án này đề xuất một phương pháp tổng hình ảnh mới nhằm cải thiện những hạn chế nêu trên. Đầu tiên các hình ảnh đầu vào được phân rã thành hai thành phần (thành phần cơ sở và thành phần chi tiết) bằng cách sử dụng bộ lọc Gaussian. Sau đó, các thành phần cơ sở được tổng hợp lại với nhau bằng một quy tắc thích nghi mà các tham số tối ưu sử dụng trong quy tắc được tìm ra bởi sử dụng giải thuật tối ưu COA (Coati Optimization Algorithm)[[1]](#footnote-1) . Tiếp theo các thành phần chi tiết được tổng hợp lại với nhau bởi quy tắc được xây dựng dựa trên hàm năng lượng cục bộ và toán tử la bàn Kirsch (được gọi là FR\_KCO) do Dinh[[2]](#footnote-2) đề xuất. Các thành phần cơ sở và chi tiết sau khi tổng hợp được lấy tổng lại với nhau để tạo ra hình ảnh tổng hợp xám. Không gian màu YUV được sử dụng để chuyển ảnh xám tổng hợp thành ảnh màu tổng hợp.

**CÁC MỤC TIÊU CHÍNH**

* Tìm hiểu về bài toán tổng hợp hình ảnh.
* Tìm hiểu về bộ lọc Gaussian và ứng dụng bộ lọc này trong việc phân rã ảnh.
* Tìm hiểu về giải thuật tối ưu.
* Tìm hiểu về quy tắc tổng hợp thành phần chi tiết FR\_KCO do Dinh đề xuất.
* Tìm hiểu một số chỉ số đánh giá chất lượng ảnh.
* Xây dựng một chương trình minh họa cho việc tổng hợp hình ảnh dựa trên giải thuật tối ưu.

**KẾT QUẢ DỰ KIẾN**

* Trình bày hoàn chỉnh về phương pháp tổng hợp hình ảnh đề xuất.
* Xây dựng một chương trình minh họa cho việc tổng hợp hình ảnh.

# LỜI CAM ĐOAN

Tác giả xin cam đoan đây là Đồ án tốt nghiệp của bản thân tác giả. Các kết quả trong Đồ án tốt nghiệp này là trung thực, và không sao chép từ bất kỳ một nguồn nào và dưới bất kỳ hình thức nào. Việc tham khảo các nguồn tài liệu (nếu có) đã được thực hiện trích dẫn và ghi nguồn tài liệu tham khảo đúng quy định.

|  |  |
| --- | --- |
|  | **Tác giả ĐATN**    **Nguyễn Thị Tuyết Nhung** |

# LỜI CẢM ƠN

Sau bốn năm học tập tại khoa Công nghệ thông tin trường Đại học Thủy Lợi, em đã nhận được sự chỉ bảo và giúp đỡ của các thầy cô giáo và các bạn rất nhiều trong lĩnh vực học tập và cuộc sống.

Đầu tiên, em xin chân thành cảm ơn các thầy cô giáo Trường Đại học Thủy Lợi nói chung và đặc biệt là các thầy cô giáo khoa Công nghệ thông tin đã dạy cho em có được những kiến thức để phục vụ cho việc thực hiện đồ án. Đặc biệt, trong 14 tuần làm đồ án, em đã được sự hướng dẫn nhiệt tình của Thạc sĩ, thầy giáo Đinh Phú Hùng. Em xin gửi lời cảm ơn chân thành tới thầy – người đã giúp đỡ, bổ sung cho em những kiến thức, cho em những lời khuyên và sự góp ý để em có thể hoàn thành đồ án một cách nhanh chóng và hiệu quả nhất.

Trong suốt thời gian học tập và hoàn thành đồ án em đã may mắn được thầy chỉ bảo, dìu dắt và được gia đình bạn bè quan tâm, động viên luôn bên cạnh và tạo mọi điều kiện thuận lợi để cho em có thể hoàn thành đồ án này. Trong quá trình làm đồ án với đề tài **“Nâng cao hiệu quả tổng hợp ảnh dựa trên giải thuật tối ưu hóa COA”**, em đã cố gắng hết sức để xây dựng và hoàn thiện công cụ một cách tốt nhất, nhưng do kiến thức còn hạn chế, thời gian làm đồ án có hạn và kinh nghiệm thực tế chưa có nên cũng không thể tránh được những sai sót. Vì thế em rất mong nhận được sự thông cảm của các thầy cô giáo và các bạn. Em rất mong nhận được sự góp ý của các thầy cô và các bạn để ứng dụng của em trở nên hoàn thiện hơn. Một lần nữa, em xin chân thành cảm ơn thầy cô giáo, bạn bè và gia đình đã giúp đỡ em trong suốt thời gian qua.

**Em xin chân thành cảm ơn!**

*Sinh viên*

**Nguyễn Thị Tuyết Nhung**

**MỤC LỤC**

[LỜI CẢM ƠN ii](#_Toc138609037)

[DANH MỤC CÁC HÌNH ẢNH v](#_Toc138609038)

[DANH MỤC CÁC BẢNG vi](#_Toc138609039)

[DANH MỤC CÁC TỪ VIẾT TẮT vii](#_Toc138609040)

[CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN VỀ TỔNG HỢP HÌNH ẢNH Y HỌC ĐA PHƯƠNG THỨC 2](#_Toc138609041)

[1.1 Tổng quan 2](#_Toc138609042)

[1.1.1 Đặt vấn đề 2](#_Toc138609043)

[1.1.2 Tổng quan về vấn đề nghiên cứu 3](#_Toc138609044)

[1.1.3 Lý do chọn đề tài 5](#_Toc138609045)

[1.2 Giới thiệu về hình ảnh y học 5](#_Toc138609046)

[1.2.1 Giới thiệu về hình ảnh cộng hưởng từ MRI 6](#_Toc138609048)

[1.2.2 Giới thiệu về ảnh chụp cắt lớp phát xạ (PET) 7](#_Toc138609049)

[1.2.3 Sự kết hợp giữa PET và MRI (PET/MRI) 8](#_Toc138609050)

[CHƯƠNG 2: KIẾN THỨC NỀN TẢNG 10](#_Toc138609051)

[2.1 Bộ lọc Gaussian 10](#_Toc138609052)

[2.1.1 Giới thiệu chung 10](#_Toc138609053)

[2.1.2 Các bước thực hiện bộ lọc Gaussian 10](#_Toc138609054)

[2.1.3 Ví dụ minh họa 10](#_Toc138609055)

[2.2 Phương pháp tối ưu hóa COA 12](#_Toc138609056)

[2.2.1 Giới thiệu chung 12](#_Toc138609057)

[2.2.2 Các bước thực hiện thuật toán tối ưu hóa COA. 14](#_Toc138609058)

[2.2.3 Sơ đồ của thuật toán COA 18](#_Toc138609059)

[2.2.4 Ví dụ minh họa 18](#_Toc138609060)

[2.3 Phương pháp dò biên Kirsch 36](#_Toc138609061)

[2.3.1 Giới thiệu chung 36](#_Toc138609062)

[2.3.2 Các bước thực hiện 37](#_Toc138609063)

[2.4 Hàm năng lượng cục bộ 38](#_Toc138609064)

[2.4.1 Giới thiệu chung 38](#_Toc138609065)

[2.4.2 Công thức tính 38](#_Toc138609066)

[2.5 Một số hệ màu và phép chuyển đổi 39](#_Toc138609067)

[2.5.1 Phép chuyển đổi từ hệ màu RGB sang hệ màu YUV 39](#_Toc138609068)

[2.5.2 Phép biến đổi từ hệ màu YUV sang hệ màu RGB. 39](#_Toc138609069)

[2.6 Các thông số đánh giá chất lượng ảnh 39](#_Toc138609070)

[2.6.1 Độ sáng của ảnh. 39](#_Toc138609071)

[2.6.2 Độ tương phản của ảnh 40](#_Toc138609072)

[2.6.3 Nội dung thông tin chứa trong ảnh. 41](#_Toc138609073)

[2.6.4 Độ sắc nét của ảnh. 42](#_Toc138609074)

[2.6.5 Đánh giá bảo toàn đường biên 43](#_Toc138609075)

[2.6.6 Lượng thông tin tương hỗ dựa trên đặc trưng 44](#_Toc138609076)

[CHƯƠNG 3: MÔ HÌNH TỔNG HỢP HÌNH ẢNH ĐỀ XUẤT 45](#_Toc138609077)

[3.1 Mô hình đề xuất 45](#_Toc138609078)

[3.1.1 Phân rã ảnh hai thành phần sử dụng bộ lọc Gaussian 45](#_Toc138609079)

[3.1.2 Đề xuất tổng hợp thành phần chi tiết dựa trên hàm năng lượng cục bộ và toán tử la bàn Kirsch 46](#_Toc138609080)

[3.1.3 Đề xuất mô hình tổng hợp hình ảnh 49](#_Toc138609081)

[CHƯƠNG 4: KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ 51](#_Toc138609082)

[4.1 Dữ liệu thực nghiệm 51](#_Toc138609083)

[4.2 Môi trường thực nghiệm 51](#_Toc138609084)

[4.3 Thiết kế thực nghiệm 52](#_Toc138609085)

[4.4 Kết quả thực nghiệm. 53](#_Toc138609086)

[4.4.1 Kết quả thực nghiệm 1 53](#_Toc138609087)

[4.4.2 Kết quả thực nghiệm 2 55](#_Toc138609088)

[4.4.3 Kết quả thực nghiệm 3 55](#_Toc138609089)

[KẾT LUẬN 60](#_Toc138609090)

[TÀI LIỆU THAM KHẢO 61](#_Toc138609091)

# DANH MỤC CÁC HÌNH ẢNH

[Hình 1.1 Số lượng các công bố về tổng hợp hình ảnh theo từng năm 3](#_Toc138597867)

[Hình 1.2 Hình ảnh cộng hưởng từ não 7](#_Toc138597868)

[Hình 1.3 Ảnh chụp cắt lớp phát xạ não 8](#_Toc138597869)

[Hình 2.1 Hình ảnh minh họa ảnh trước và sau khi lọc Gaussian 12](#_Toc138603651)

[Hình 2.2 Hình ảnh minh họa giai đoạn săn mồi của bầy gấu mèo 13](#_Toc138603652)

[Hình 2.3 Hình ảnh minh họa giai đoạn chạy trốn khỏi thú săn mồi của loài gấu mèo 13](#_Toc138603653)

[Hình 2.4 Sơ đồ các bước thực hiện của thuật toán COA 18](#_Toc138603654)

[Hình 2.5 Ma trận mặt nạ Kirsch theo 8 hướng 37](#_Toc138603655)

[Hình 2.6 Minh họa cho phương pháp dò biên Kirsch theo 8 hướng 37](#_Toc138603656)

[Hình 2.7 Minh họa cho hình ảnh sử dụng hàm năng lượng cục bộ 38](#_Toc138603657)

[Hình 3.1 Minh hoạ sơ đồ phân rã ảnh hai thành phần 45](#_Toc138603658)

[Hình 3.2 Minh họa cho các hàm năng lượng cục bộ dựa trên toán tử la bàn Kirsch 48](#_Toc138603659)

[Hình 3.3 Phương pháp dò biên Kirsch trước và sau khi sử dụng hàm năng lượng cục bộ 48](#_Toc138603660)

[Hình 3.4 Minh hoạ việc tổng hợp cho các thành phần chi tiết sử dụng hàm năng lượng cục bộ kết hợp với toán tử la bàn Kirsch 49](#_Toc138603661)

[Hình 3.5 Minh hoạ mô hình tổng hợp hình ảnh 50](#_Toc138603662)

[Hình 4.1 Minh hoạ một số ảnh tập dữ liệu 51](#_Toc138609005)

[Hình 4.2 Biểu đồ so sánh hiệu quả của các giải thuật tối ưu trên bộ DS3 54](#_Toc138609006)

[Hình 4.3 Biểu đồ so sánh các chỉ số đánh giá tổng hợp hình ảnh trên bộ DS1 56](#_Toc138609007)

[Hình 4.4 Minh hoạ hình ảnh tổng hợp thu được từ các phương pháp trên bộ DS1(060\_C) 56](#_Toc138609008)

[Hình 4.5 Biểu đồ so sánh các chỉ số đánh giá tổng hợp hình ảnh trên bộ DS2 56](#_Toc138609009)

[Hình 4.6 Minh hoạ hình ảnh tổng hợp thu được từ các phương pháp trên bộ DS2(060\_S) 57](#_Toc138609010)

# DANH MỤC CÁC BẢNG

[Bảng 4.1 Mô tả tập dữ liệu thực nghiệm 51](#_Toc138603683)

[Bảng 4.2 Một số giải thuật tối ưu được sử dụng để so sánh 52](#_Toc138603684)

[Bảng 4.3 Giá trị trung bình và độ lệch chuẩn của các thuật toán từ 30 lần chạy khác nhau 54](#_Toc138603685)

[Bảng 4.4 Kết quả thực nghiệm của phương pháp đề xuất bằng cách sử dụng các toán tử la bàn khác nhau 55](#_Toc138603686)

[Bảng 4.5 Kết quả thực nghiệm trên 3 tập dữ liệu (DS1, DS2 và DS3) với 6 chỉ số đánh giá 57](#_Toc138603687)

[Bảng 4.6 Bảng so sánh thời gian chạy trung bình của mô hình tổng hợp hình ảnh 58](#_Toc138603688)

[Bảng 4.7. Giá trị và trên 3 tập dữ liệu (DS1, DS2) 59](#_Toc138603689)

# DANH MỤC CÁC TỪ VIẾT TẮT

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 1 | BSO | Bird Swarm Optimization |
| 2 | COA | Coati Optimization Algorithm |
| 3 | CSMCA | Convolutional sparsity based morphological component analysis |
| 4 | CSR | Convolutional Sparse Representation |
| 5 | CT | Computed tomography |
| 6 | DWT | Discrete wavelet transform |
| 7 | EOA | Equilibrium Optimizer Algorithm |
| 8 | GOA | Grasshopper Optimization Algorithm |
| 9 | LP | Laplacian pyramid |
| 10 | MLE | Maximum local energy |
| 11 | MPA | Marine Predators Algorithm |
| 12 | MRI | Magnetic resonance imaging |
| 13 | MSD | Multi-scale decomposition |
| 14 | MSGA | Multi-scale geometric analysis |
| 15 | MSSO | Modified shark smell optimization |
| 16 | NSCT | Non-subsampling contour transform |
| 17 | NSST | Non-subsampled shearlet transform |
| 18 | PA\_PCNN | Parameter-Adaptive Pulse Coupled Neural Network |
| 19 | PET | Positron emission tomography |
| 20 | PSO | Particle swarm optimization |
| 21 | RGB | Hệ màu Red – Green - Blue (Đỏ - Lục - Lam) |
| 22 | SML | Sum modified Laplacian |
| 23 | SR | Sparse representation |
| 24 | SPECT | Single-photon emission computed tomography |
| 25 | YUV | Y là Luminance (Độ chói), là thuộc tính đặc trưng cho cường độ sáng, U và V là Chrominance (Sắc độ) |

**MỞ ĐẦU**

Với sự phát triển nhanh chóng của ngành công nghệ thông tin trong thời gian gần  
đây, xử lý ảnh đang là lĩnh vực được quan tâm và là môn học chuyên ngành của khối  
các trường đào tạo ngành Công nghệ thông tin. Các bài toán xử lý ảnh được ứng dụng  
rộng rãi trong nhiều lĩnh vực của cuộc sống như y tế, giao thông, an ninh bảo mật,  
thông tin địa lý – viễn thám…Trong đó, thu thập thông tin từ hình ảnh y học đóng vai trò quan trọng trong rất nhiều các ứng dụng hiện nay.

Việc tổng hợp hình ảnh từ các hình ảnh y học đơn lẻ sẽ góp phần quan trọng trong việc chẩn đoán của các bác sĩ chính xác và tin cậy. Vấn đề gặp phải khi tổng hợp là hình ảnh thu được có thể chỉ giải quyết được các vấn đề đơn lẻ, chưa xử lý được hết các vấn đề như mờ, nhiễu, mất thông tin. Đồ án này đề xuất một phương pháp mới để cải thiện những vấn đề gặp phải ở trên. Đầu tiên các hình ảnh đầu vào được phân rã thành hai thành phần (thành phần cơ sở và thành phần chi tiết) bằng cách sử dụng bộ lọc Gaussian. Sau đó, các thành phần cơ sở được tổng hợp lại với nhau bằng một quy tắc thích nghi mà các tham số tối ưu sử dụng trong quy tắc được tìm ra bởi sử dụng giải thuật tối ưu COA (Coati Optimization Algorithm). Tiếp theo các thành phần chi tiết được tổng hợp lại với nhau bởi quy tắc được xây dựng dựa trên hàm năng lượng cục bộ và toán tử la bàn Kirsch (được gọi là FR\_KCO) do Dinh đề xuất. Các thành phần cơ sở và chi tiết sau khi tổng hợp được lấy tổng lại với nhau để tạo ra hình ảnh tổng hợp xám. Không gian màu YUV được sử dụng để chuyển ảnh xám tổng hợp thành ảnh màu tổng hợp. Dựa trên thuật toán tối ưu hóa đàn gấu mèo do Mohammad Dehghani đề xuất, trong đồ án này trình bày giải thuật mà tác giả đề xuất và xây dựng chương trình ứng dụng minh họa.

Bố cục của đồ án được trình bày trong 4 chương như sau:

Chương 1 - Tổng quan về tổng hợp hình ảnh y học đa phương thức và kiến thức cơ bản.

Chương 2 - Kiến thức nền tảng.

Chương 3 - Mô hình tổng hợp hình ảnh đề xuất.

Chương 4 - Kết quả thực nghiệm và đánh giá.

# CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN VỀ TỔNG HỢP HÌNH ẢNH Y HỌC ĐA PHƯƠNG THỨC

## Tổng quan

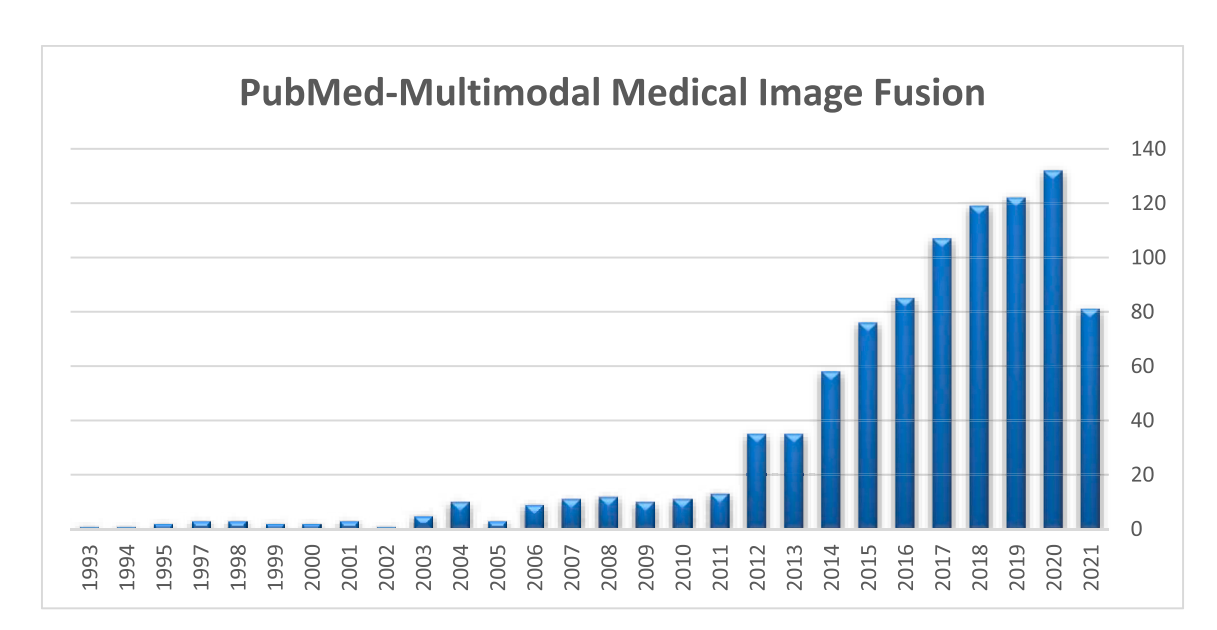
### Đặt vấn đề

Hiện nay, công nghệ hình ảnh y học đa phương thức và công nghệ chẩn đoán đang kết hợp với nhau và liên tục phát triển. Chụp cắt lớp điện toán (CT), chụp cắt lớp phát xạ (PET), chụp cắt lớp vi tính phát xạ đơn photon (SPECT) và chụp cộng hưởng từ (MRI) đã trở thành những hình ảnh y tế phổ biến nhất được sử dụng để hỗ trợ chẩn đoán y học. Những loại hình ảnh này ảnh đều chứa những thông tin riêng, quan trọng mà những loại hình ảnh khác không có. Ví dụ, hình ảnh MRI cung cấp độ phân giải cao và thông tin về cấu trúc mô mềm trong cơ thể, tuy nhiên hạn chế trong việc cung cấp thông tin về chuyển động của các cấu trúc đó. Trái lại, hình ảnh PET có độ phân giải thấp hơn, nhưng lại cung cấp thông tin về hoạt động chức năng và trao đổi chất của tế bào. Để khắc phục nhược điểm của từng loại hình ảnh, việc tổng hợp hình ảnh y học đóng vai trò quan trọng trong việc kết hợp thông tin quan trọng từ các hình ảnh y tế đơn lẻ. Các phương pháp tổng hợp hình ảnh này đem lại hình ảnh tổng hợp chứa thông tin phong phú, đa dạng hơn và đóng góp quan trọng trong quá trình hỗ trợ chẩn đoán y tế. Các dạng tổng hợp hình ảnh y tế phổ biến bao gồm: MRI-PET, CT-PET, CT-SPECT…

Trong những năm gần đây, bài toán tổng hợp hình ảnh nhận được sự quan tâm của rất nhiều nhà nghiên cứu trên thế giới. Azam và các đồng nghiệp [1] đã thống kê số lượng các nghiên cứu đã công bố về tổng hợp hình ảnh như Hình 1.1. Kết quả của hình cho thấy rằng số lượng các nghiên cứu liên quan đến tổng hợp hình ảnh có xu hướng ngày càng tăng. Điều này cho thấy tầm quan trọng của việc tổng hợp hình ảnh.

Có thể giải thích sự gia tăng về số lượng các nghiên cứu này thông qua những ứng dụng quan trọng của nó trong thực tế:

Thứ nhất: Hỗ trợ chuẩn đoán lâm sàng: Tổng hợp hình ảnh y học giúp đồng bộ hóa thông tin từ nhiều nguồn hình ảnh khác nhau, giúp bác sĩ có cái nhìn tổng quan về tình trạng sức khỏe của bệnh nhân.



Hình 1. Số lượng các công bố về tổng hợp hình ảnh theo từng năm

Thứ hai: Hỗ trợ phân lớp và phân đoạn ảnh y học: Công nghệ này giúp kết hợp thông tin từ nhiều nguồn khác nhau, tạo ra một hình ảnh tổng hợp chứa đựng các đặc trưng quan trọng, từ đó hỗ trợ quá trình phát hiện, định vị, đo lường và phân tích các đối tượng y học như khối u, cơ quan nội tạng, mạch máu, mạch thần kinh và các cấu trúc y học khác.

Thứ ba: Đánh giá theo dõi và định hướng điều trị: Công nghệ này cho phép so sánh sự thay đổi của hình ảnh trước và sau điều trị, theo dõi kích thước và tính chất của các đối tượng y học, đánh giá kết quả của các phương pháp điều trị, và hỗ trợ quá trình định hướng điều trị tối ưu.

### Tổng quan về vấn đề nghiên cứu

Hiện nay, để giải quyết bài toán tổng hợp hình ảnh, đã được đề xuất và phân loại thành hai nhóm chính: phương pháp dựa trên miền không gian và phương pháp dựa trên miền biến đổi [2]. Trong phương pháp dựa trên miền không gian, việc xử lý hình ảnh được thực hiện trực tiếp trên các điểm ảnh, khối hoặc vùng mà không sử dụng các phép biến đổi hình ảnh. Các phương pháp dựa trên điểm ảnh [3], dựa trên khối và dựa trên vùng ảnh [4] là ví dụ cho phương pháp này. Các quy tắc tổng hợp phổ biến bao gồm quy tắc Min-Max, quy tắc trung bình cộng [5]…Phương pháp này có ưu điểm là tính toán đơn giản và độ phức tạp thấp. Tuy nhiên, nhược điểm của nó là mất mát thông tin quan trọng trong quá trình tổng hợp, dẫn đến biến dạng phổ và biến dạng màu. Vì vậy, phương pháp dựa trên miền biến đổi thường được sử dụng để khắc phục những hạn chế này.

Các phương pháp dựa trên miền biến đổi đang được sử dụng rộng rãi trong lĩnh vực tổng hợp hình ảnh y tế do hiệu quả của chúng đã được chứng minh. Quá trình hợp nhất bao gồm ba giai đoạn chính, bao gồm việc biến đổi hình ảnh sang miền biến đổi, áp dụng các quy tắc để hợp nhất các thành phần trong miền biến đổi và cuối cùng là biến đổi nghịch đảo [6]. Trong giai đoạn đầu tiên, ảnh được phân rã bằng một thuật toán để chuyển đổi sang miền biến đổi. Tiếp theo, một quy tắc hợp nhất cụ thể được sử dụng để hợp nhất các thành phần trong miền biến đổi. Cuối cùng, một phương pháp phân rã ngược được thực hiện để chuyển đổi các thành phần tổng hợp thành ảnh hợp nhất. Phương pháp dựa trên miền biến đổi có thể được phân loại thành hai loại chính: phương pháp dựa trên phân rã đa tỉ lệ (MSD) và phương pháp dựa trên biểu diễn thưa (SR).

Các phương pháp tiếp cận dựa trên phân tích đa tỉ lệ (MSD) bao gồm một số phương pháp như phương pháp biến đổi Pyramid, phương pháp biến đổi Wavelet, phương pháp dựa trên phân tích hình học đa tỉ lệ (MSGA). Trên thực tế, các phương pháp dựa trên miền biến đổi vẫn còn một số hạn chế. Ví dụ: các phương pháp tiếp cận dựa trên kim tự tháp khi biến đổi kim tự tháp Laplacian (LP) [7], chỉ cung cấp thông tin về phổ mà không có thông tin về hướng. Hạn chế này có thể dẫn đến mất thông tin quan trọng như đường biên ảnh. Về phương pháp dựa trên biến đổi Wavelet, chẳng hạn như biến đổi Wavelet rời rạc (DWT) [8], thông tin pha không được sử dụng, dẫn đến không thể bảo toàn các cạnh và vùng kết cấu. Các phương pháp dựa trên MSGA, bao gồm biến đổi Contourlet (Contourlet transform) [9], biến đổi Curvelet (Curvelet transform) [10], biến đổi không lấy mẫu con (NSCT) [11], và biến đổi cắt không lấy mẫu (NSST) [12], có thể khắc phục những hạn chế của các phương pháp dựa trên biến đổi Pyramidand Wavelet vì chúng cung cấp thông tin về cả phổ và pha. Các phương pháp tiếp cận dựa trên biểu diễn thưa (SR) cung cấp một sự cải thiện hiệu suất đáng kể so với các phương pháp dựa trên sự phân dã nhiều tỉ lệ. Ví dụ như Li và cộng sự [13] đã sử dụng phép biến đổi kim tự tháp Laplacian và biểu diễn thưa.

Gần đây, nhiều cách tiếp cận dựa trên tối ưu hóa meta-heuristic đã được áp dụng để cải thiện hiệu quả của quá trình tổng hợp hình ảnh. Ví dụ, Xu và cộng sự [14] đã đề xuất kết hợp bộ lọc wavelet đồng hình (wavelet-homomorphic filter) với thuật toán tối ưu hóa mùi cá mập sửa đổi (MSSO). Padmavathi và cộng sự [15] đã kết hợp phương pháp phân rã biến thể tổng thể (total variation decomposition) với phương pháp tối ưu hóa bầy đàn (PSO). Bhardwaj và cộng sự [8] đã tận dụng lợi thế của phép biến đổi wavelet rời rạc (DWT) và thuật toán bầy chim (BSO). Dinh [16] đã sử dụng thuật toán tối ưu hóa châu chấu (GOA) và kết hợp với một hàm năng lượng cục bộ sử dụng toán tử la bàn Kirsch. Dinh [17] đã giới thiệu một cách tiếp cận mới dựa trên hàm năng lượng cục bộ sử dụng toán tử la bàn Kirsch và thuật toán động vật ăn thịt biển (MPA). Dinh [18] đã đề xuất áp dụng giải thuật tối ưu cân bằng (EOA) với các hàm năng lượng cục bộ. Một số nghiên cứu khác có thể được tìm thấy, chẳng hạn như sử dụng PSO với NSST [19], và thuật toán tối ưu hóa bầy sói xám (GWO) [20].

### Lý do chọn đề tài

Hiện nay, công nghệ hình ảnh y học và công nghệ chẩn đoán đang rất phát triển vì vậy việc nghiên cứu ứng dụng công nghệ tổng hợp hình ảnh càng trở nên quan trọng. Tuy nhiên, từ một số nghiên cứu gần đây, ta có thể nhận thấy một số hạn chế trong quá trình tổng hợp hình ảnh. Hạn chế đầu tiên liên quan đến một số phương pháp tổng hợp hiện tại. Ví dụ, việc sử dụng quy tắc trung bình cho các thành phần tần số thấp có thể dẫn đến mất mát hoặc suy giảm độ sáng trong hình ảnh tổng hợp. Một số nghiên cứu có hạn chế này như: tổng hợp hình ảnh với tích chập biểu diễn thưa (CSR) [21], tổng hợp hình ảnh Y học thông qua phân tích thành phần hình thái dựa trên tích chập biểu diễn thưa (CSMCA) [22]. Hạn chế thứ hai là sự kém hiệu quả của một số phương pháp dùng để kết hợp thành phần tần số cao, dẫn đến mất thông tin quan trọng trong hình ảnh đầu ra. Một số phương pháp có hạn chế này, chẳng hạn như: quy tắc lựa chọn dựa trên cực đại, tối đa hóa hàm năng lượng cục bộ tối đa (MLE) [23], Mạng nơ-ron kết hợp xung thích nghi với tham số (PA\_PCNN) [24], và tổng sửa đổi Laplacian (SML) [25]. Chính vì lý do đó, em quyết định chọn đề tài *“****Nâng cao hiệu quả tổng hợp ảnh dựa trên giải thuật tối ưu hóa COA***” để nghiên cứu.

## Giới thiệu về hình ảnh y học

Hình ảnh y học là một lĩnh vực quan trọng trong y học, nghiên cứu và chẩn đoán các bệnh lý bằng cách sử dụng các hình ảnh học thuật. Các phương pháp hình ảnh y học bao gồm nhiều kỹ thuật khác nhau, bao gồm cả tia X, siêu âm, cộng hưởng từ (MRI), chụp cắt lớp (CT) và phát xạ học như PET (chụp cắt lớp phát xạ positron) và SPECT (chụp cắt lớp phát xạ đơn photon). Các phương pháp hình ảnh y học cung cấp cho các bác sĩ và các nhà nghiên cứu một cái nhìn toàn diện về các cơ quan, mô và cấu trúc bên trong cơ thể con người. Việc sử dụng các kỹ thuật tổng hợp hình ảnh y học có thể giúp tăng cường khả năng chẩn đoán, đưa ra quyết định điều trị chính xác hơn và giúp theo dõi tình trạng sức khỏe của bệnh nhân. Các công nghệ mới như kết hợp PET-MRI đang được phát triển để mang lại chất lượng hình ảnh tốt hơn và độ chính xác cao hơn.



### Giới thiệu về hình ảnh cộng hưởng từ MRI

Phương pháp chụp cộng hưởng MRI là một kỹ thuật chẩn đoán hình ảnh hiện đại, an toàn và không sử dụng tia X mà sử dụng từ trường và sóng radio, phương pháp này không gây tác dụng phụ và được sử dụng rộng rãi trên toàn cầu. MRI cho phép kiểm tra hầu hết các cơ quan trong cơ thể và đặc biệt hữu ích trong việc chụp ảnh chi tiết não hoặc dây cột sống. Nhờ vào khả năng hiển thị hình ảnh 3 chiều, bác sĩ có thể định vị chính xác các thương tổn và thu thập thông tin cần thiết trước khi tiến hành phẫu thuật, ví dụ như phẫu thuật não nhỏ.

Ảnh chụp MRI có những ưu điểm sau:

* Cung cấp ảnh về cấu trúc các mô mềm trong cơ thể như tim, phổi, gan và các cơ quan khác một cách rõ nét và chi tiết hơn so với các loại hình ảnh khác từ đó giúp bác sĩ đánh giá được chức năng và cấu trúc của nhiều cơ quan trong cơ thể.
* Độ phân giải của ảnh MRI cao.

Tuy nhiên ảnh chụp MRI cũng tồn tại nhược điểm quan trọng là không cung cấp thông tin về quá trình trao đổi chất.

Hình 1.2 là ảnh cộng hưởng từ (MRI) chụp não người được sử dụng để mô tả cấu trúc các mô mềm trong não người một cách chi tiết và rõ ràng hơn so với các phương pháp khác như chụp X quang, CT,.... Nó cho phép các bác sĩ đánh giá chính xác cấu trúc và chức năng của não. Ngoài ra, MRI cũng có khả năng phát hiện các điểm bất thường bị ẩn sau các lớp xương, điều mà các phương pháp tạo ảnh khác thường gặp khó khăn. Đặc biệt, phương pháp này giúp chẩn đoán nhanh và chính xác các bệnh về não.



Hình 1. Hình ảnh cộng hưởng từ não

### Giới thiệu về ảnh chụp cắt lớp phát xạ (PET)

Phương pháp chụp cắt lớp (PET) được sử dụng để chẩn đoán nhiều bệnh lý khác nhau và cũng được sử dụng để bổ sung khảo sát về một bệnh lý cụ thể. Kỹ thuật này cũng giúp đánh giá hiệu quả của các phương pháp điều trị bệnh. PET là một công nghệ hình ảnh hạt nhân, cho phép quan sát các quá trình trao đổi chất trong cơ thể. Đây là một công cụ y tế và nghiên cứu được áp dụng rộng rãi trong các cơ sở tiền lâm sàng và lâm sàng. Nó có thể được sử dụng để hình ảnh các khối u và phát hiện sự lan toả của ung thư trong lâm sàng, và để chẩn đoán một số bệnh liên quan đến não như các loại chứng sa sút trí tuệ. Nó cũng là một công cụ nghiên cứu quan trọng để tìm hiểu và nâng cao kiến thức của chúng ta về bộ não, chức năng tim và phát triển thuốc.

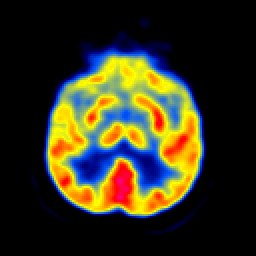
Hình ảnh chụp PET có ưu điểm như sau:

* Theo dõi hiệu quả điều trị: Sau khi điều trị, chụp PET có thể được sử dụng để theo dõi sự phát triển của bệnh và hiệu quả của phương pháp điều trị.
* Cung cấp thông tin về hoạt động chức năng và trao đổi chất của tế bào.

Hình 1.3 là ảnh chụp cắt lớp phát xạ (PET) của bộ não, nó cung cấp cho chúng ta cả hình ảnh cấu trúc giải phẫu rõ nét và hình ảnh về tế bào và phân tử trong não người. Nhờ vào tính nhạy và chính xác cao của kỹ thuật chụp PET, nó có khả năng phát hiện các tổn thương và bệnh lý ở giai đoạn rất sớm, ngay cả khi chưa được phát hiện trên các kỹ thuật chụp MRI, CT và các kỹ thuật khác. Từ đó, bác sĩ có thể chuẩn đoán sớm và toàn diện các tổn thương bệnh lý ở não để đưa ra phương pháp điều trị hiệu quả và giảm thiểu chi phí điều trị cho bệnh nhân.

Nhược điểm của ảnh chụp PET:

* PET không thể cho thấy chi tiết mô tế bào nhỏ hơn so với kích thước của các hạt positron. Do đó, để phát hiện được các khối u nhỏ, cần phải sử dụng các kỹ thuật chụp hình khác kết hợp với PET.
* Độ phân giải thấp.

**

Hình 1. Ảnh chụp cắt lớp phát xạ não

### Sự kết hợp giữa PET và MRI (PET/MRI)

Kết hợp hình ảnh y học là quá trình trích xuất các đặc điểm nổi bật từ hình ảnh y học và kết hợp chúng thông qua thuật toán phù hợp. Việc kết hợp ảnh chụp cắt lớp (PET) và ảnh cộng hưởng từ (MRI) tạo ra công nghệ hình ảnh PET-MRI, cung cấp đồng thời hình ảnh cộng hưởng từ cho hình thái mô mềm và hình ảnh chức năng từ PET. Ý tưởng kết hợp này được RR Raylman đề xuất lần đầu tiên vào năm 1991. Công nghệ PET-MRI mang lại lợi ích lớn cho các chuyên gia y tế trong việc chuẩn đoán và theo dõi bệnh lý, đồng thời giảm thiểu thời gian, chi phí cho bệnh nhân. Việc kết hợp hình ảnh PET và MRI sẽ cung cấp hình ảnh tổng hợp chi tiết và có chất lượng tốt hơn so với việc sử dụng từng kỹ thuật hình ảnh đơn lẻ từ đó cung cấp thông tin toàn diện về nguyên nhân, tác động và sự phát triển của nhiều bệnh lý khác nhau. Chính vì tầm quan trọng đó mà PET-MRI được sử dụng rộng rãi trong các lĩnh vực lâm sàng như ung thư học, tim mạch, thần kinh học và khoa học thần kinh. Nhiều nghiên cứu đang được tiến hành để khám phá tiềm năng của phương pháp chẩn đoán PET-MRI này.

# CHƯƠNG 2: KIẾN THỨC NỀN TẢNG

## Bộ lọc Gaussian

### Giới thiệu chung

Bộ lọc Gaussian được coi là bộ lọc hữu ích nhất trong xử lý ảnh. Xét trên miền không gian bộ lọc Gaussian là một bộ lọc dùng để giảm thành phần tần số cao trong hình ảnh. Trong toán học, việc áp dụng Gaussian Blur cho một hình ảnh có thể hiểu là phép lấy tích chập hình đó với hàm Gaussian để làm mờ mịn ảnh, giảm nhiễu và làm giảm mức độ chi tiết (không mong muốn) của hình ảnh. Bộ lọc này có thể được điều chỉnh theo các thông số như độ rộng và độ sâu để kiểm soát độ mờ và giữ lại chi tiết hình ảnh mong muốn.

### Các bước thực hiện bộ lọc Gaussian

Bước 1: Tính toán mặt nạ ma trận Gauss theo công thức (2-1) như sau:

|  |  |
| --- | --- |
|  | *(2-1)* |

Trong đó, x và y là giá trị cột và hàng của ma trận thuộc tính và , là độ lệch chuẩn, là phương sai.

Bước 2: Thực hiện nhân chập ma trận mặt nạ Gaussian với ma trận hình ảnh.

### Ví dụ minh họa

Cho ảnh I có ma trận ảnh như sau. Hãy thực hiện lọc Gauss với ma trận 33. Với sigma = 0.8, bộ lọc kích thước 33

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

Với = 0.8, kích thước 3x3 áp dụng công thức (2-1) ta có:

|  |  |
| --- | --- |
| = 0.0571 | = 0.1248 |
| = 0.0571 | = 0.1248 |
| = 0.2725 | = 0.1248 |
| = 0.0571 | = 0.1248 |
| = 0.0571 |  |

Ta thu được ma trận của

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | 0.0571 | 0.1248 | 0.0571 |
|  | 0.1248 | 0.2725 | 0.1248 |
|  | 0.0571 | 0.1248 | 0.0571 |

Ta có giá trị tại từng điểm trong ma trận ảnh G là kết quả lọc:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | 131 0.2725 + 1370.1248 + 1390.1248 + 1330.0571 | 77.7268 |
|  | 1310.1248 + 1370.2725 + 1410.1248 + 1390.0571  + 1330.1248 + 1330.0571 | 103.3950 |
|  | 1370.1248 + 1410.2725 + 1330.0571 + 1330.1248 | 79.7033 |
|  | 1310.1248 + 1370.0571 + 1390.2725 + 1330.1248 + 1380.1248 + 1320.0571 | 103.3944 |
|  | 1310.0571 + 1370.1248 + 1410.0571 + 1390.1248 + 1330.2725 + 1330.1248 + 1380.0571 + 1320.1248 + 1270.0571 | 134.4084 |
|  | 1370.0571 + 1410.1248 + 1330.1248 + 1330.2725 + 1320.0571 + 1270.1248 | 101.6346 |
|  | 1390.1248 + 1330.0571 + 1380.2725 + 1320.1248 | 79.0105 |
|  | 1390.0571 + 1330.1248 + 1330.0571 + 1380.1248 + 1320.2725 + 1270.1248 | 101.1592 |
|  | 1330.0571 + 1330.1248 + 1320.1248 + 1270.2725 | 75.2645 |

Ta có ma trận sau khi lọc Gaussian:

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | 77 | 103 | 79 |
|  | 103 | 134 | 101 |
|  | 79 | 101 | 75 |

Hình 2.1 là hình ảnh minh họa trước và sau khi lọc Gaussian giúp làm mịn ảnh và loại bỏ các thành phần nhiễu không mong muốn của hình ảnh đầu vào với sigma = 0.8, bộ lọc kích thước .

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| Trước khi lọc | Sau khi lọc |

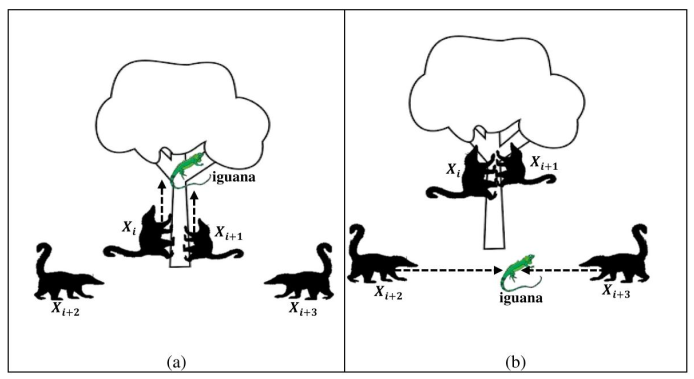
Hình 2. Hình ảnh minh họa ảnh trước và sau khi lọc Gaussian

## Phương pháp tối ưu hóa COA

### Giới thiệu chung

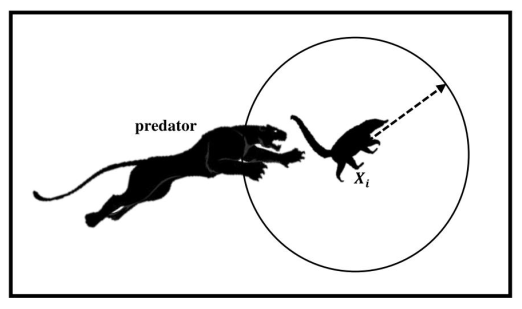
Giải thuật tối ưu hóa COA (Coati Optimization Algorithm) được đề xuất bởi Mohammad Dehghani [26] vào tháng 1 năm 2023. Đây là một thuật toán tối ưu hóa được lấy cảm hứng từ hành vi sinh học của động vật Coati (Gấu mèo), một loài động vật có túi trong khu vực châu Mỹ. Thuật toán này đề xuất lập mô hình toán học và bắt chước hành vi của bầy gấu mèo trong tự nhiên để giải các bài toán tối ưu hóa. Ý tưởng cơ bản của COA là mô phỏng hai hành vi tự nhiên của loài gấu mèo: hình 2.2 mô tả hành vi của chúng khi tấn công và săn kỳ nhông, hình 2.3 mô tả giai đoạn chúng chạy trốn khỏi thú săn mồi.

Giai đoạn đầu tiên của việc cập nhật vị trí của gấu mèo trong không gian tìm kiếm được lập mô hình dựa trên việc mô phỏng chiến lược của chúng khi tấn công kỳ nhông. Trong chiến lược này, một nhóm gấu mèo trèo lên cây để tiếp cận một con kỳ nhông và khiến nó sợ hãi. Một số con khác đợi dưới gốc cây cho đến khi kỳ nhông rơi xuống đất. Sau khi kỳ nhông rơi xuống đất, gấu mèo tấn công nó và săn lùng nó. Chiến lược này khiến gấu mèo di chuyển đến các vị trí khác nhau trong không gian tìm kiếm, điều này thể hiện khả năng khám phá của COA trong tìm kiếm toàn cầu và trong không gian giải quyết vấn đề.



Hình 2. Hình ảnh minh họa giai đoạn săn mồi của bầy gấu mèo

Giai đoạn thứ hai của quá trình cập nhật vị trí của gấu mèo trong không gian tìm kiếm dựa trên hành vi tự nhiên của gấu mèo khi gặp kẻ săn mồi và thoát khỏi chúng. Khi kẻ săn mồi tấn công, gấu mèo sẽ trốn thoát khỏi vị trí hiện tại của nó. Các động thái của gấu mèo trong chiến lược này dẫn đến việc nó ở vị trí an toàn gần với vị trí hiện tại, điều này cho thấy khả năng khai thác của COA trong tìm kiếm địa phương.



Hình 2. Hình ảnh minh họa giai đoạn chạy trốn khỏi thú săn mồi của loài gấu mèo

### Các bước thực hiện thuật toán tối ưu hóa COA.

**Bước 1 :** Chọn thông số đầu vào gồm:

N: số lượng cá thể trong bầy đàn.

T: số vòng lặp của giải thuật.

: giá trị cận trên của bầy đàn.

: giá trị cận dưới của bầy đàn.

m: số chiều

**Bước 2**: Khởi tạo vị trí gấu mèo.

Tạo vị trí của N con gấu mèo trong khoảng giới hạn nghiệm theo công thức (2-2):

|  |  |
| --- | --- |
|  | *(2-2)* |

Trong đó:

* là vị trí của lớp thứ i trong không gian tìm kiếm.
* là giá trị của biến quyết định thứ j.
* N: số lượng cá thể trong bầy đàn.
* m: số chiều (số biến quyết định).
* r: là một số thực ngẫu nhiên trong khoảng [0, 1].
* : giá trị cận trên của biến quyết định thứ j.
* : giá trị cận dưới của biến quyết định thứ j.

**Bước 3**: Đánh giá kích thước nguồn thức ăn theo *Fitness.*

Dựa vào vị trí của gấu mèo ta đánh giá kích thước nguồn thức ăn theo hàm *Fitness* và biểu diễn dưới dạng ma trận như sau:

Trong đó:

* F là vectơ của hàm mục tiêu thu được.
* Fi là giá trị hàm mục tiêu thu được dựa trên lớp thứ i.

Giá trị của cặp nghiệm nào làm cho giá trị của hàm mục tiêu nhỏ hơn trong tất cả các cặp nghiệm, ta sẽ gán cho cặp nghiệm đó là cặp nghiệm tốt nhất.

**Bước 4:** Xác định mục tiêu thức ăn

Từ vị trí hiện tại của mỗi cá thể trong quần thể tìm kiếm các vị trí tiềm năng.

• Mục tiêu nguồn thức ăn: Figuana

• Vị trí mục tiêu nguồn thức ăn: Iguana

Sau khi xác định được mục tiêu và vị trí thức ăn gấu mèo bắt đầu giai đoạn săn mồi.

**Bước 5:** Giai đoạn săn mồi.

Vị trí tốt nhất được giả định là vị trí của kỳ nhông. Người ta chia bầy gấu mèo ra thành 2 nhóm: 1 nửa trên cây và 1 nửa ở dưới đất. Từ đó ta thực hiện tính toán vị trí của 2 nhóm gấu mèo:

**Nhóm 1:** Gấu mèo trên cây.

Vị trí gấu mèo trên cây được mô phỏng dựa theo công thức (2-3):

|  |  |
| --- | --- |
|  | *(2-3)* |

Trong đó:

: Vị trí gấu mèo thứ i.

: Giá trị vị trí của biến quyết định thứ j được tính toán mới.

xi,j : giá trị vị trí của biến quyết định thứ j.

: Vị trí kì nhông thứ j.

I: một số nguyên, được chọn ngẫu nhiên từ tập {1, 2}

r: một số thực ngẫu nhiên trong khoảng [0, 1].

**Nhóm 2:** Gấu mèo dưới mặt đất.

Vị trí gấu mèo dưới mặt đất phụ thuộc vào vị trí kỳ nhông rơi xuống nên ta giả định sau khi kỳ nhông rơi xuống đất, nó được đặt ở một vị trí ngẫu nhiên trong không gian tìm kiếm. Vị trí của kỳ nhông rơi xuống đất được biểu diễn bằng công thức (2-4):

|  |  |
| --- | --- |
|  | *(2-4)* |

Với:

Vị trí kỳ nhông rơi ngẫu nhiên trên mặt đất.

Giá trị vị trí của kỳ nhông thứ j.

Dựa trên vị trí rơi ngẫu nhiên của kỳ nhông, gấu mèo trên mặt đất di chuyển trong không gian tìm kiếm được mô phỏng bằng các phương trình (2-5):

|  |  |
| --- | --- |
|  | *(2-5)* |

Giá trị hàm mục tiêu thu được ở vị trí Iguana.

Vị trí mới của cả 2 nhóm gấu mèo (trên cây, dưới mặt đất) được cập nhật theo công thức (2-6) như sau:

|  |  |
| --- | --- |
|  | *(2-6)* |

Với giá trị hàm mục tiêu thu được tại dựa trên lớp thứ i.

Tức là vị trí mới được cập nhật nếu nó cải thiện giá trị của hàm mục tiêu, ngược lại, con coati sẽ ở lại vị trí trước đó.

**Bước 6: Giai đoạn chạy trốn khỏi thú săn mồi**

Điều chỉnh giới hạn dưới và giới hạn trên của không gian tìm kiếm sẽ được điều chỉnh dựa trên thời gian hiện tại. Theo công thức (2-7):

|  |  |
| --- | --- |
|  | *(2-7)* |

Khi kẻ săn mồi tấn công, gấu mèo sẽ trốn thoát khỏi vị trí của nó. Các động thái của gấu mèo trong chiến lược này dẫn đến việc nó ở vị trí an toàn gần với vị trí hiện tại. Vị trí này được biểu diễn bằng phương trình (2-8):

|  |  |
| --- | --- |
|  | *(2-8)* |

Vị trí gấu mèo thứ I trong giai đoạn 2.

Giá trị vị trí của biến quyết định thứ j được tính toán mới tại giai đoạn 2.

Giá trị cận dưới của biến quyết định thứ j.

Giá trị cận trên của biến quyết định thứ j.

r: giá trị ngẫu nhiên trong khoảng từ giới hạn dưới và giới hạn trên.

Vị trí của gấu mèo được tính toán ở trên có thể chấp nhận được nếu nó cải thiện giá trị của hàm mục tiêu, điều kiện này mô phỏng bằng phương trình (2-9):

|  |  |
| --- | --- |
|  | *(2-9)* |

Tức là vị trí mới được cập nhật nếu nó cải thiện giá trị của hàm mục tiêu, ngược lại, con coati sẽ ở lại vị trí trước đó.

**Bước 7:** Lưu lại giá trị tốt nhất sau vòng lặp t

Sau khi vị trí của tất cả gấu mèo trong không gian tìm kiếm được cập nhật dựa trên giai đoạn thứ nhất và thứ hai, quá trình lặp lại của thuật toán đã hoàn tất. Ta lưu lại giá trị vị trí gấu mèo tốt nhât và kích thước nguồn thức ăn.

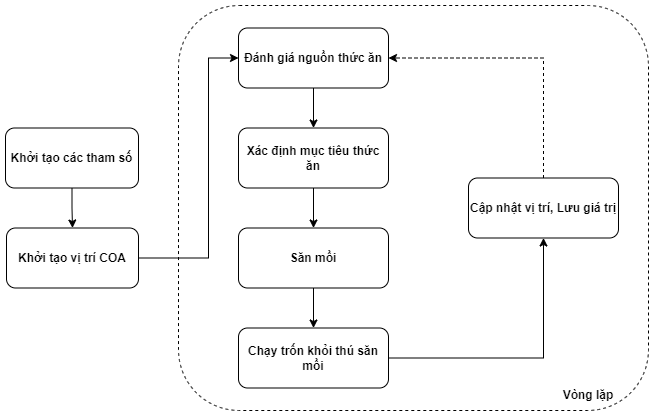
**Bước 8**: Kiểm tra điều kiện hội tụ

Kiểm tra điều kiện hội tụ t = t + 1 s𝑎𝑜 𝑐ℎ𝑜 t < T + 1

Nếu thỏa mãn, tiếp tục vòng lặp tại **bước 4.**

Nếu không thỏa mãn, thì kết thúc vòng lặp lưu lại giá trị tốt nhất của hàm mục tiêu.

### Sơ đồ của thuật toán COA



Hình 2. Sơ đồ các bước thực hiện của thuật toán COA

### Ví dụ minh họa

Tối ưu hóa phương trình:

**Bước 1: Chọn thông số đầu vào gồm:**

Số lượng cá thể trong đàn 𝑁 = 4.

Số lần lặp tối đa 𝑖𝑡𝑒𝑟 = 3.

Giới hạn trên là = (2;3).

Giới hạn dưới là = (0;1).

Số chiều (biến quyết định) là m = 2.

**Bước 2: Khởi tạo vị trí ngẫu nhiên của các phần tử gấu mèo**

Khởi tạo vị trí ngẫu nhiên của 4 phần tử gấu mèo trong bầy theo công thức (2-2):

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

**Bước 3: Đánh giá kích thước nguồn thức ăn theo 𝐹𝑖𝑡𝑛𝑒𝑠𝑠:**

* 𝐹𝑖𝑡𝑛𝑒𝑠𝑠 =

Ta thấy: Minimum fitness = 4.5708.

**Vòng lặp thứ 1:**

**Bước 4 : Xác nhận mục tiêu**

Dễ dàng thấy Minimum fitness = 4.5708 đạt tại giá trị () ta gán vị trí kỳ nhông bằng vị trí gấu mèo tốt nhất:

* Mục tiêu nguồn thức ăn
* Vị trí mục tiêu nguồn thức ăn

**Bước 5:** Giai đoạn săn mồi.

Chia bầy gấu mèo ban đầu ra thành 2 nhóm: 2 con trên cây và 2 con ở dưới đất. Từ đó ta thực hiện tính toán vị trí của 2 nhóm gấu mèo:

**Nhóm 1:** Gấu mèo trên cây.

Vị trí gấu mèo đầu tiên được tính toán theo công thức (2-3):

* Chọn dòng thứ nhất của X:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên I từ {1, 2}:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên rand từ [0, 1]: rand = 0.506

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

🡪

Do (4.5708 = 4.5708) nên giữ và .

Vị trí gấu mèo thứ hai trong bầy được tính toán theo công thức (2-3):

* Chọn dòng thứ hai của X:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên I từ {1, 2}:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên rand từ [0, 1]: rand = 0.506

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

🡪

Do (4.8118 < 5.1051) nên cập nhật và .

**Nhóm 2:** Gấu mèo dưới mặt đất.

Vị trí của kỳ nhông rơi xuống đất được tính bằng công thức (2-4) với tham số r ngẫu nhiên r = 0.506

Gấu mèo thứ 3 trong bầy:

Do (4. < 4.9721) nên ta khởi tạo vị trí gấu mèo dưới đất theo (2-5):

* Chọn dòng thứ ba của X:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên I từ {1, 2}:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên rand từ [0, 1]: rand = 0.506

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

🡪

Do (4.< 4.9721) nên cập nhật và .

Gấu mèo thứ tư trong bầy:

Do (4. < 5.0061) nên ta khởi tạo ngẫu nhiên vị trí gấu mèo dưới đất theo công thức (2-5):

* Chọn dòng thứ ba của X:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên I từ {1, 2}:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên rand từ [0, 1]: rand = 0.506

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

🡪

Do ( < 5.0061) nên cập nhật và .

Vậy sau giai đoạn thứ 1 ta thu được vị trí mới của gấu mèo và giá trị hàm mục tiêu:

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

𝐹𝑖𝑡𝑛𝑒𝑠𝑠 =

**Bước 6: Giai đoạn chạy trốn khỏi thú săn mồi**

Điều chỉnh giới hạn dưới và giới hạn trên của không gian tìm kiếm sẽ được điều chỉnh dựa trên thời gian hiện tại. Theo công thức (2-7):

|  |  |
| --- | --- |
| **Với t = 1:** |  |

Vị trí cá thể đầu tiên trong bầy theo cng thức (2-8):

* Chọn dòng thứ nhất của X:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên I từ {1, 2}:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên rand từ [0, 1]: rand = 0.506

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

🡪

Do (4.< 4.5708) nên cập nhật và

Vị trí cá thể thứ hai trong bầy theo công thức (2-8):

* Chọn dòng thứ hai của X:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên I từ {1, 2}:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên rand từ [0, 1]: rand = 0.506

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

🡪

Do (4.< 4.8118) nên cập nhật và

Vị trí cá thể thứ ba trong bầy theo công thức (2-8):

* Chọn dòng thứ ba của X:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên I từ {1, 2}:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên rand từ [0, 1]: rand = 0.506

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

🡪

Do (4.< 4.4594) nên cập nhật và

Vị trí cá thể thứ tư trong bầy theo công thức (2-8):

* Chọn dòng thứ nhất của X:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên I từ {1, 2}:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên rand từ [0, 1]: rand = 0.506

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

🡪

Do (4.< 4.3564) nên cập nhật và

**Bước 7:** Lưu lại giá trị tốt nhất

Vậy sau hai giai đoạn của vòng lặp đầu tiên ta thu được vị trí mới của gấu mèo và giá trị hàm mục tiêu:

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

𝐹𝑖𝑡𝑛𝑒𝑠𝑠 =

Giá trị tốt nhất Minimum fitness = 4.2278 tại vị trí thứ 4:

**Bước 8**: Kiểm tra điều k­­iện hội tụ

Kiểm tra điều kiện hội tụ t = t + 1 s𝑎𝑜 𝑐ℎ𝑜 t < T + 1.

Thỏa mãn, tiếp tục vòng lặp 2 tại **bước 4.**

**Vòng lặp thứ 2:**

**Bước 4: Xác nhận mục tiêu**

* Mục tiêu nguồn thức ăn
* Vị trí mục tiêu nguồn thức ăn

**Bước 5:** Giai đoạn săn mồi.

Chia bầy gấu mèo ban đầu ra thành 2 nhóm: 2 con trên cây và 2 con ở dưới đất. Từ đó ta thực hiện tính toán vị trí của 2 nhóm gấu mèo:

**Nhóm 1:** Gấu mèo trên cây.

Vị trí gấu mèo đầu tiên được tính dựa theo công thức (2-3):

* Chọn dòng thứ nhất của X:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên I từ {1, 2}:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên rand từ [0, 1]: rand = 0.506

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

🡪

Do (< 4.5707) nên cập nhật và .

Vị trí gấu mèo thứ hai trong bầy được tính theo công thức (2-3):

* Chọn dòng thứ hai của X:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên I từ {1, 2}:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên rand từ [0, 1]: rand = 0.506

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

🡪

Do (< 4.8095) nên cập nhật và .

**Nhóm 2:** Gấu mèo dưới mặt đất.

Vị trí của kỳ nhông rơi xuống đất được tính theo công thức (2-4) với tham số r ngẫu nhiên r = 0.506

Gấu mèo thứ 3 trong bầy:

Do (4. < 4.2278) nên ta khởi tạo ngẫu nhiên vị trí gấu mèo dưới đất theo công thức (2-5):

* Chọn dòng thứ ba của X:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên I từ {1, 2}:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên rand từ [0, 1]: rand = 0.506

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

🡪

Do (4.< 4.4485) nên cập nhật và .

Gấu mèo thứ tư trong bầy:

Do (4. < 4.2293) nên ta khởi tạo ngẫu nhiên vị trí gấu mèo dưới đất theo công thức (2-5):

* Chọn dòng thứ ba của X:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên I từ {1, 2}:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên rand từ [0, 1]: rand = 0.506

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

🡪

Do (4.< 4.2293) nên cập nhật và .

Vậy sau giai đoạn thứ 1 ta thu được vị trí mới của gấu mèo và giá trị hàm mục tiêu:

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

𝐹𝑖𝑡𝑛𝑒𝑠𝑠 =

**Bước 6: Giai đoạn chạy trốn khỏi thú săn mồi**

Điều chỉnh giới hạn dưới và giới hạn trên của không gian tìm kiếm sẽ được điều chỉnh dựa trên thời gian hiện tại. Theo công thức (2-7)

**Với t = 2**

Vị trí cá thể đầu tiên trong bầy được tính theo công thức (2-8):

* Chọn dòng thứ nhất của X:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên I từ {1, 2}:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên rand từ [0, 1]: rand = 0.506

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

Kiểm tra vị trí gấu mèo với 2 cận 𝑢𝑏 và 𝑙𝑏

Với = = [0.; ]

Với = = [0.; 1.5000]

🡪

Do (> 4.3639) nên giữ và

Vị trí cá thể thứ hai trong bầy được tính theo công thức (2-8):

* Chọn dòng thứ hai của X:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên I từ {1, 2}:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên rand từ [0, 1]: rand = 0.506

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

Kiểm tra vị trí gấu mèo với 2 cận 𝑢𝑏 và 𝑙𝑏

Với = = [0.; ]

Với = = [0.; 1.5000]

🡪

Do (4.> 4.4577) nên giữ và

Vị trí cá thể thứ ba trong bầy được tính theo công thức (2-8):

* Chọn dòng thứ ba của X:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên I từ {1, 2}:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên rand từ [0, 1]: rand = 0.506

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

Kiểm tra vị trí gấu mèo với 2 cận 𝑢𝑏 và 𝑙𝑏

Với = = []

Với = = [0.; 1.5000]

🡪

Do (4.> 4.0559) nên giữ và

Vị trí cá thể thứ tư trong bầy được tính theo công thức (2-8):

* Chọn dòng thứ nhất của X:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên I từ {1, 2}:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên rand từ [0, 1]: rand = 0.506

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

Kiểm tra vị trí gấu mèo với 2 cận 𝑢𝑏 và 𝑙𝑏

Với = = []

Với = = [; 1.5000]

🡪

Do (> 4.0583) nên giữ và

**Bước 7:** Lưu lại giá trị tốt nhất

Vậy sau hai giai đoạn của vòng lặp đầu tiên ta thu được vị trí mới của gấu mèo và giá trị hàm mục tiêu:

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

𝐹𝑖𝑡𝑛𝑒𝑠𝑠 =

Giá trị tốt nhất Minimum fitness = 4.tại vị trí thứ 4:

**Bước 8**: Kiểm tra điều k­­iện hội tụ

Kiểm tra điều kiện hội tụ t = t + 1 s𝑎𝑜 𝑐ℎ𝑜 t < T + 1.

Thỏa mãn, tiếp tục vòng lặp 3 tại **bước 4.**

**Vòng lặp thứ 3:**

**Bước 4 : Xác nhận mục tiêu**

* Mục tiêu nguồn thức ăn
* Vị trí mục tiêu nguồn thức ăn

**Bước 5:** Giai đoạn săn mồi.

Chia bầy gấu mèo ban đầu ra thành 2 nhóm: 2 con trên cây và 2 con ở dưới đất. Từ đó ta thực hiện tính toán vị trí của 2 nhóm gấu mèo:

**Nhóm 1:** Gấu mèo trên cây.

Vị trí gấu mèo đầu tiên được tính theo công thức (2-3):

* Chọn dòng thứ nhất của X:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên I từ {1, 2}:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên rand từ [0, 1]: rand = 0.506

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

🡪

Do (< 4.3639) nên cập nhật và

Vị trí gấu mèo thứ hai trong bầy được tính theo công thức (2-3):

* Chọn dòng thứ hai của X:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên I từ {1, 2}:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên rand từ [0, 1]: rand = 0.506

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

🡪

Do (< 4.) nên cập nhật và .

**Nhóm 2:** Gấu mèo dưới mặt đất.

Vị trí của kỳ nhông rơi xuống đất được tính theo công thức (2-4) với tham số r = 0.506

Gấu mèo thứ 3 trong bầy được tính theo công thức (2-5):

Do (4.< 4.0559) nên ta khởi tạo ngẫu nhiên vị trí gấu mèo dưới đất theo công thức:

* Chọn dòng thứ ba của X:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên I từ {1, 2}:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên rand từ [0, 1]: rand = 0.506

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

🡪

Do (4.< 4.0559) nên cập nhật và .

Gấu mèo thứ tư trong bầy được tính theo công thức (2-5):

Do (4.< 4.0583) nên ta khởi tạo ngẫu nhiên vị trí gấu mèo dưới đất theo công thức:

* Chọn dòng thứ ba của X:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên I từ {1, 2}:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên rand từ [0, 1]: rand = 0.506

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

🡪

Do (4.> 4.0583) nên cập nhật và .

Vậy sau giai đoạn thứ 1 ta thu được vị trí mới của gấu mèo và giá trị hàm mục tiêu:

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

𝐹𝑖𝑡𝑛𝑒𝑠𝑠 =

**Bước 6: Giai đoạn chạy trốn khỏi thú săn mồi**

Điều chỉnh giới hạn dưới và giới hạn trên của không gian tìm kiếm sẽ được điều chỉnh dựa trên thời gian hiện tại. Theo công thức (2-7):

**Với t = 3**

Vị trí cá thể đầu tiên trong bầy được tính theo công thức (2-8):

* Chọn dòng thứ nhất của X:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên I từ {1, 2}:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên rand từ [0, 1]: rand = 0.506

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

Kiểm tra vị trí gấu mèo với 2 cận 𝑢𝑏 và 𝑙𝑏

Với = = []

Với = = [0.; 1]

🡪

Do (> 4.1717) nên giữ và

Vị trí cá thể thứ hai trong bầy được tính theo công thức (2-8):

* Chọn dòng thứ hai của X:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên I từ {1, 2}:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên rand từ [0, 1]: rand = 0.506

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

Kiểm tra vị trí gấu mèo với 2 cận 𝑢𝑏 và 𝑙𝑏

Với = = []

Với = = []

🡪

Do (> 4.2033) nên giữ và

Vị trí cá thể thứ ba trong bầy được tính theo công thức (2-8):

* Chọn dòng thứ ba của X:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên I từ {1, 2}:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên rand từ [0, 1]: rand = 0.506

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

Kiểm tra vị trí gấu mèo với 2 cận 𝑢𝑏 và 𝑙𝑏

Với = = [0.; ]

Với = = [0.; 1]

🡪

Do ( > 4.0139) nên giữ và

Vị trí cá thể thứ tư trong bầy được tính theo công thức (2-8):

* Chọn dòng thứ nhất của X:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên I từ {1, 2}:
* Chọn ngẫu nhiên số nguyên rand từ [0, 1]: rand = 0.506

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

Kiểm tra vị trí gấu mèo với 2 cận 𝑢𝑏 và 𝑙𝑏

Với = = []

Với = = [0.; 1]

🡪

Do ( > 4.0155) nên cập nhật và

**Bước 7:** Lưu lại giá trị tốt nhất

Vậy sau hai giai đoạn của vòng lặp đầu tiên ta thu được vị trí mới của gấu mèo và giá trị hàm mục tiêu:

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

𝐹𝑖𝑡𝑛𝑒𝑠𝑠 =

Giá trị tốt nhất Minimum fitness = 4.tại vị trí thứ 3:

**Bước 8**: Kiểm tra điều k­­iện hội tụ

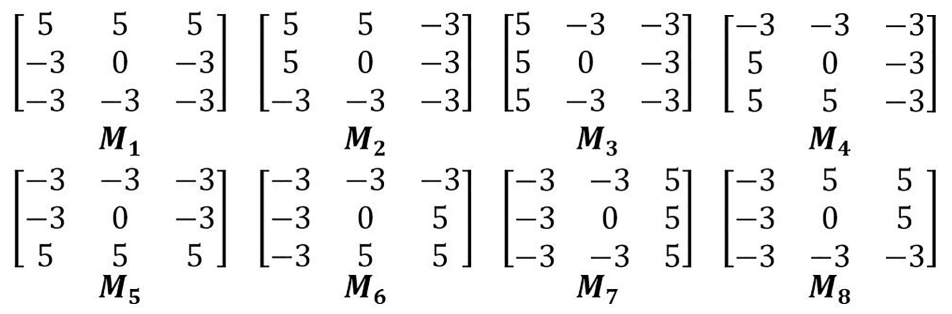
Kiểm tra điều kiện hội tụ t = t + 1 s𝑎𝑜 𝑐ℎ𝑜 t < T + 1. Kết thúc 3 vòng lặp

## Phương pháp dò biên Kirsch

### Giới thiệu chung

Toán tử la bàn Kirsch là một trong số các toán tử cơ bản của phương pháp Gradient, là một trong những kỹ thuật xử lý ảnh phổ biến được sử dụng rộng rãi trong nhiều ứng dụng xử lý ảnh, bao gồm nhận dạng đối tượng, phát hiện cạnh, tái tạo hình ảnh, và công nghệ nhận dạng khuôn mặt, một công cụ quan trọng trong lĩnh vực thị giác máy tính và xử lý ảnh số, đóng vai trò quan trọng trong việc tìm kiếm và nhận dạng các cạnh, đường biên, hay các đặc trưng của hình ảnh trong một ảnh kỹ thuật số. Toán tử la bàn Kirsch được đặt theo tên của tác giả đầu tiên đề xuất - Russell A. Kirsch, vào năm 1971. Nó được sử dụng để phát hiện các đường biên trong ảnh, bao gồm cả các cạnh nằm dọc, ngang, và chéo.

Toán tử la bàn Kirsch sử dụng phép nhân chập ma trận ảnh ban đầu với một tập hợp các ma trận mặt nạ kích thước 3x3, mỗi mặt nạ đại diện cho một hướng cụ thể, bao gồm Nam (S), Đông Nam (SE), Đông (E), Đông Bắc (NE), Bắc (N), Tây Bắc (NW), Tây (W), Tây Nam (SW) chi tiết mặt nạ ma trận 8 hướng Kirsch xem tại hình 2.5. Biên tìm được được tính thông qua cực đại giá trị theo 8 hướng.



Hình 2. Ma trận mặt nạ Kirsch theo 8 hướng

### Các bước thực hiện

Các bước tính toán theo toán tử la bàn Kirsch:

**Bước 1:** Tính nhân chập ảnh I với mặt nạ ma trận : với .

**Bước 2:** Tính giá trị của với .

Hình 2.6 là minh họa cho 1 hình ảnh đầu vào và 8 hình ảnh biên được phát hiện theo 8 hướng và 1 hình ảnh biên được xác định dựa trên toán tử la bàn Kirsch với hình ảnh đầu vào là ảnh MRI\_65C.

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

Hình 2. Minh họa cho phương pháp dò biên Kirsch theo 8 hướng

## Hàm năng lượng cục bộ

### Giới thiệu chung

Hàm năng lượng cục bộ (Local energy function) được sử dụng để đo lường sự khác biệt giữa các điểm ảnh (pixel) và sự tương tác giữa chúng. Hàm này thường được sử dụng trong các bài toán liên quan đến lọc ảnh, như tìm kiếm biên cạnh, loại bỏ nhiễu hay khôi phục ảnh. Hàm năng lượng cục bộ thường được xây dựng từ các thông tin về gradient hay khoảng cách giữa các pixel gần nhau. Các phương pháp dựa trên hàm năng lượng cục bộ thường cho kết quả tốt trong việc giảm thiểu nhiễu và tăng cường độ tương phản của ảnh.

### Công thức tính

Năng lượng cục bộ LE(x,y) được tính theo công thức (2-10):

|  |  |
| --- | --- |
|  | *(2-10)* |

Trong đó:

* W là ma trận đơn vị kích thước .
* I là ma trận ảnh.

Minh họa cho hình ảnh sử dụng hàm năng lượng cục bộ được mô tả ở hình 2.7 cho ra hình ảnh biên rõ nét và tăng cường hơn về cường độ sáng.

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| *Không sử dụng hàm năng lượng* | *Sử dụng hàm năng lượng* |

Hình 2. Minh họa cho hình ảnh sử dụng hàm năng lượng cục bộ

## Một số hệ màu và phép chuyển đổi

### Phép chuyển đổi từ hệ màu RGB sang hệ màu YUV

**Đầu vào:** Ảnh màu hệ RGB.

**Đầu ra:** Ảnh màu hệ YUV.

Công thức tính phép chuyển đổi được mô tả ở công thức (2-11):

|  |  |
| --- | --- |
|  | *(2-11)* |

### Phép biến đổi từ hệ màu YUV sang hệ màu RGB.

**Đầu vào:** Ảnh màu hệ YUV.

**Đầu ra:** Ảnh màu hệ RGB.

Công thức tính phép chuyển đổi được mô tả ở công thức (2-12):

|  |  |
| --- | --- |
|  | *(2-12)* |

## Các thông số đánh giá chất lượng ảnh

### Độ sáng của ảnh.

Giá trị trung bình của ảnh là chỉ số về độ sáng của ảnh. Công thức tính (2-13):

|  |  |
| --- | --- |
|  | *(2-13)* |

Trong đó:

* μ là giá trị trung bình
* M, N lần lượt tổng số hàng, cột của ma trận.
* là phần hàng u, cột v của ma trận.

**Ví dụ:** Ma trận B có dạng:

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | 60 | 60 | 15 |
| B = | 0 | 35 | 50 |
|  | 20 | 10 | 60 |

Ta thực hiện chuyển ma trận về miền [0, 1]:

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | 0.2353 | 0.2353 | 0.0588 |
| B1 = | 0 | 0.1372 | 0.1961 |
|  | 0.0784 | 0.0392 | 0.2353 |

Giá trị trung bình μ tính theo công thức (2-13) là:

### Độ tương phản của ảnh

Công thức tính độ tương phản (phương sai) của ảnh theo công thức (2-14):

|  |  |
| --- | --- |
|  | *(2-14)* |

Trong đó:

* 𝜎2 là độ tương phản của ảnh.
* M, N lần lượt tổng số hàng, cột của ma trận.
* 𝐼(𝑢, 𝑣) là phần tử hàng u, cột v của ma trận

Ví dụ: Ma trận B1:

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | 0.2353 |  | 0.0588 |
| B1 = | 0 | 0.1372 | 0.1961 |
|  | 0.0784 | 0.0392 |  |

Giá trị phương sai theo công thức (2-14) là:

78

### Nội dung thông tin chứa trong ảnh.

Nội dung thông tin diễn tả lượng thông điệp mà bức ảnh chứa trong đó. Thông số này còn được gọi là entropy và được tính bằng công thức (2-15):

|  |  |
| --- | --- |
|  | *(2-15)* |

Trong đó, pi là tần suất xuất hiện của điểm ảnh thứ i.

Ví dụ: Ma trận B1:

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | 0.2353 | 0.2353 | 0.0588 |
| B1 = | 0 | 0.1372 | 0.1961 |
|  | 0.0784 | 0.0392 | 0.2353 |

Xây dựng bảng thống kê số lần xuất hiện của từng điểm ảnh:

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Mức xám | 0.2353 | 0.0588 | 0 | 0.1372 | 0.1961 | 0.0784 | 0.0392 |
| Số lần xuất hiện | 3 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| Xác suất | 3/9 | 1/9 | 1/9 | 1/9 | 1/9 | 1/9 | 1/9 |

Suy ra nội dung thông tin trong ảnh dựa trên công thức (2-15):

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

### Độ sắc nét của ảnh.

Độ sắc nét của ảnh được tính bằng công thức (2-16):

|  |  |
| --- | --- |
| và | *(2-16)* |

Trong đó:

* và
* là giá trị điểm ảnh tại hang u, cột v của ảnh.
* là giá trị điểm ảnh tại hàng u + 1, cột v của ảnh
* là giá trị điểm ảnh tại hàng u, cột v + 1 của ảnh
* M, N lần lượt tổng số hàng, cột của ma trận.

Ví dụ: Ma trận B1

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | 0.2353 | 0.2353 | 0.0588 |
| B1 = | 0 | 0.1372 | 0.1961 |
|  | 0.0784 | 0.0392 | 0.2353 |

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

Ta thu được:

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 0.2353 |  |  |  | 0 | 0.1765 | 0 |
| u = | 0.0784 |  |  | v = |  |  | 0 |
|  | 0 | 0 | 0 |  | 0.0392 |  | 0 |

Suy ra độ sắc nét của ảnh tính theo công thức (2-16):

### Đánh giá bảo toàn đường biên

Chỉ số được đề xuất bởi Xydeas & Petrovic [27]. Nó được sử dụng để đo số lượng chi tiết cạnh của ảnh đầu vào (A, B) được bảo toàn trong ảnh tổng hợp (F), với giá trị nằm trong khoảng [0, 1]. Chỉ số sẽ gần bằng 1 nếu hình ảnh hợp nhất có chất lượng cao.

Chỉ số được ước tính theo công thức (2-17):

|  |  |
| --- | --- |
|  | *(2-17)* |

Trong đó:

* và phản ánh các giá trị bảo toàn thông tin cạnh.
* và là các giá trị trọng số.

### Lượng thông tin tương hỗ dựa trên đặc trưng

Chỉ số FMI được đề xuất bởi Haghighat và các cộng sự [28]. Nó được sử dụng để đo lượng thông tin mà hình ảnh tổng hợp (F) chứa về các hình ảnh đầu vào (X, Y). Chỉ số này được tính bằng công thức (2-18):

|  |  |
| --- | --- |
|  | *(2-18)* |

Trong đó:

là số lượng thông tin đặc trưng được mang từ ảnh X và Y đến ảnh F.

# CHƯƠNG 3: MÔ HÌNH TỔNG HỢP HÌNH ẢNH ĐỀ XUẤT

## Mô hình đề xuất

***3.1.1 Phân rã ảnh hai thành phần sử dụng bộ lọc Gaussian***

Để có thể tổng hợp được hình ảnh thì phải phân rã ảnh ra thành các thành phần cơ sở và các thành phần chi tiết. Trong phần này giới thiệu phương pháp phân rã ảnh ra hai thành phần dựa trên bộ lọc Gaussian như sau:

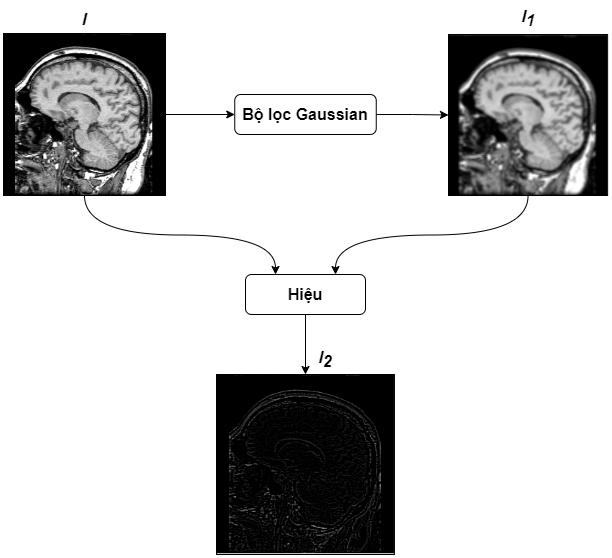
**Đầu vào:** Ảnh xám

**Đầu ra:** Hai thành phần()

**Các bước thực hiện như sau:**

**Bước 1:** Áp dụng bộ lọc cho ảnh đầu vào để thu được thành phần cơ sở .

**Bước 2:** Lấy ảnh đầu vào trừ đi thành phần cơ sở để thu được thành phần chi tiết .



Hình 3. Minh hoạ sơ đồ phân rã ảnh hai thành phần

***3.1.2 Đề xuất tổng hợp thành phần chi tiết dựa trên hàm năng lượng cục bộ và toán tử la bàn Kirsch***

Phương pháp tổng hợp thành phần chi tiết sử dụng toán tử la bàn Kirsch được đề xuất bởi Dinh [18] vào năm 2021. Để nâng cao hiệu quả của phương pháp tổng hợp này đồ án đề xuất cải tiến quy tắc tổng hợp bằng cách sử dụng thêm hàm năng lượng cục bộ để bổ sung cường độ sáng cho ảnh biên theo các hướng của toán tử la bàn.

Quy tắc tổng hợp sử dụng toán tử la bàn Kirsch kết hợp với hàm năng lượng cục bộ được mô tả theo các bước như sau:

**Đầu vào:** Hai thành phần tần số cao ( và ).

**Đầu ra:** Thành phần tổng hợp .

**Bước 1:** Từ lớp chi tiết ,  tính đường biên , sử dụng 8 mặt nạ của toán tử la bàn Kirsch theo công thức (3-1) và (3-2):

|  |  |
| --- | --- |
|  | *(3-1)* |
|  | *(3-2)* |

Trong đó () là các ma trận mặt nạ Kirsch theo 8 hướng.

**Bước 2:** Từ lớp chi tiết ,  tính hàm năng lượng cục bộ , theo công thức

(3-3) và (3-4):

|  |  |
| --- | --- |
|  | *(3-3)* |
|  | *(3-4)* |

Trong đó W là ma trận đơn vị.

**Bước 3:** Thực hiện bổ sung cường độ sáng cho thành phần biên bằng cách lấy tích , () với hàm năng lượng cục bộ, theo công thức (3-5) và (3-6) như sau:

|  |  |
| --- | --- |
|  | *(3-5)* |
|  | *(3-6)* |

Trong đó: là toán tử Hadamard

**Bước 4:** Tìm tổng của các hàm năng lượngtheo công thức (3-7) và (3-8):

|  |  |
| --- | --- |
|  | *(3-7)* |
|  | *(3-8)* |

**Bước 5:** Quy tắc kết hợp được đề xuất theo công thức (3-9):

|  |  |
| --- | --- |
|  | *(3-9)* |

Minh họa cho việc thực hiện bổ sung cường độ sáng cho thành phần biên bằng cách lấy tích đường biên với hàm năng lượng cục bộ được trực quan hóa bằng hình ảnh 3.2. Trong đó là thành phần tần số cao của hình ảnh MRI\_65T, () là các hình ảnh thu được bằng cách lấy tích Hadamard giữa đường biên và hàm năng lượng cục bộ,   
 là tổng của các thành phần . Từ hình 3.2 có thể thấy các thành phần đã được bổ sung cường độ sáng so với thành phần biên .

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

Hình 3. Minh họa cho các hàm năng lượng cục bộ dựa trên toán tử la bàn Kirsch

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| Chưa sử dụng hàm năng lượng cục bộ | Sử dụng hàm năng lượng cục bộ |

Hình 3. Phương pháp dò biên Kirsch trước và sau khi sử dụng hàm năng lượng cục bộ

Lát cắt trong hình 3.3 là hình ảnh so sánh kết quả của việc sử dụng toán tử la bàn Kirsch với hình ảnh sử dụng toán tử la bàn Kirsch kết hợp với hàm năng lượng cục bộ với cùng một hình ảnh đầu vào. Từ hình 3.3 có thể dễ dàng nhìn thấy hình ảnh khi sử dụng toán tử la bàn Kirsch kết hợp với hàm năng lượng cục bộ cải thiện đáng kể cường độ sáng cho đường biên.

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

Hình 3. Minh hoạ việc tổng hợp cho các thành phần chi tiết sử dụng hàm năng lượng cục bộ kết hợp với toán tử la bàn Kirsch

Hình 3.4 minh hoạ cho việc tổng hợp cho các thành phần chi tiết sử dụng hàm năng lượng cục bộ kết hợp với toán tử la bàn Kirsch. Có thể thấy hình ảnh tổng hợp   
 cho ra đã chứa đựng được thông tin chi tiết từ cả hai hình ảnh đầu vào. Vì vậy quy tắc dựa trên tổng các thành phần sẽ mang lại hiệu quả cho các thành phần tần số cao.

***3.1.3 Đề xuất mô hình tổng hợp hình ảnh***

Trong mục này trình bày chi tiết về mô hình tổng hợp hình ảnh dựa trên giải thuật tối ưu COA và cải tiến quy tắc tổng hợp hình ảnh do Dinh [16] đề xuất.

**Đầu vào:** Hai ảnh và

**Đầu ra:** Ảnh tổng hợp

Các bước thực hiện như sau:

**Bước 1:** Hình ảnh màu được chuyển đổi sang không gian màu , thu được 3 thành phần , , và .

**Bước 2:** Áp dụng phân rã ảnh hai thành phần đối vớihai hình ảnh xám và kênh thu được các thành phần , và , tương ứng.

**Bước 3:** Sử dụng phương pháp tối ưu COA để tìm hai hệ số tối ưu ( và ) cho hai thành phần và với hàm mục tiêu theo công thức (3-8):

|  |  |
| --- | --- |
|  | *(3-8)* |

Trong đó:

* là cường độ sáng trung bình của hình ảnh xám tổng hợp .
* là chỉ số tương phản (phương sai) của hình ảnh xám tổng hợp .
* là hình ảnh xám tổng hợp tạm thời sau mỗi vòng lặp của giải thuật COA.
* và lần lượt là Entropy của hình ảnh và tương ứng.

Với hai hệ số tối ưu tìm được, thành phần tổng hợp của các thành phần cơ sở và được xác định theo công thức (3-9):

|  |  |
| --- | --- |
|  | *(3-9)* |

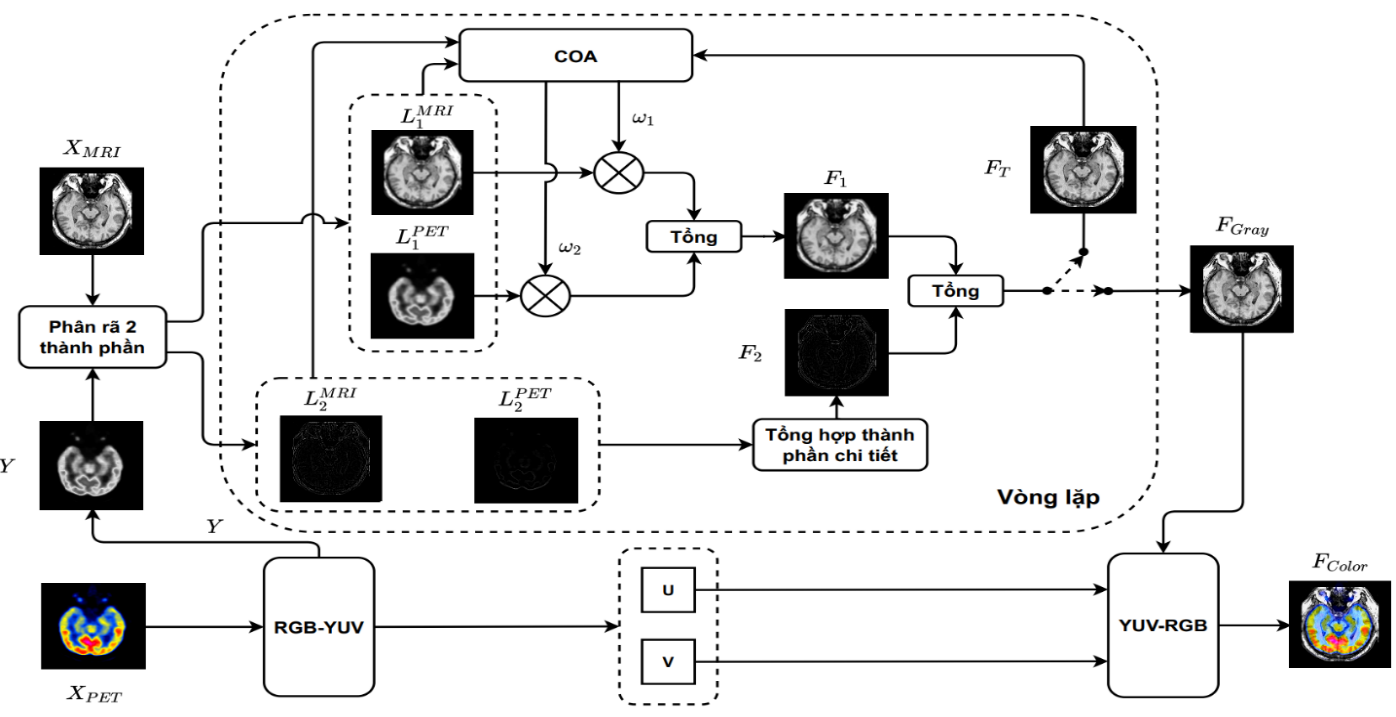
**Bước 4:** Áp dụng quy tắc tổng hợp dựa trên hàm năng lượng cục bộ và toán tử la bàn Kirsch để tổng hợp các thành phần chi tiết và , thu được thành phần .

**Bước 5:** Hình ảnh xám được tổng hợp được tính bằng tổng của 2 thành phần và theo công thức (3-10) như sau:

|  |  |
| --- | --- |
|  | *(3-10)* |

**Bước 6:** Hình ảnh màu được tổng hợp bằng cách chuyển 3 kênh , , và sang không gian màu R, G, B để thu được .

Hình ảnh 3.5 là minh họa cho mô hình tổng hợp hình ảnh đề xuất với đầu vào là hai ảnh và và hình ảnh đầu ra là ảnh tổng hợp .



Hình 3. Minh hoạ mô hình tổng hợp hình ảnh

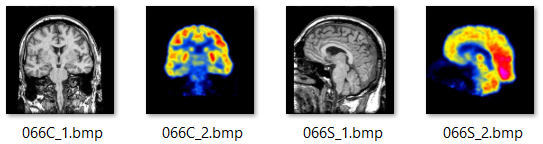
# CHƯƠNG 4: KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ

## Dữ liệu thực nghiệm

Dữ liệu thực nghiệm gồm 160 ảnh Y học (80 cặp ảnh MRI và PET) lấy từ nguồn http://www.med.harvard.edu/AANLIB/. Dữ liệu bao gồm DS1 (40 cặp ảnh lấy từ lát cắt 50 đến 89 theo trục C), và DS2 (40 cặp ảnh lấy từ lát cắt 50 đến 89 theo trục S) được mô tả chi tiết trong Bảng 4.1. Ba cặp ảnh trong bộ dữ liệu DS3 được minh họa trong Hình 4.1.

Bảng 4. Mô tả tập dữ liệu thực nghiệm

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Các nhóm** | **Số lượng hình ảnh** | **Mô tả** |
| DS1 | 40 cặp ảnh MRI-PET | Các lát cắt từ 50 đến 89 dọc theo trục C |
| DS2 | 40 cặp ảnh MRI-PET | Các lát cắt từ 50 đến 89 dọc theo trục S |
| DS3 | 3 cặp ảnh MRI-PET | Cắt #66 theo trục C, S |



Hình 4. Minh hoạ một số ảnh tập dữ liệu

## Môi trường thực nghiệm

Cấu hình máy tính:

* CPU: Intel(R) Core (TM) i5-1035G1 CPU @ 1.00GHz
* RAM: 8GB.
* Hệ điều hành: Windows 10.
* Ngôn ngữ lập trình: Matlab.

## Thiết kế thực nghiệm

Để triển khai và đánh giá hiệu quả của quá trình tổng hợp hình ảnh y học MRI và PET, được đề xuất ở phần 3.1.3.

Chương trình được thiết kế gồm có 3 thực nghiệm với 6 chỉ số đánh giá được trình bày ở mục 2.6.

Các tham số được cấu hình trong mô hình như sau:

* Số lượng cá thể trong bầy: 50 cá thể
* Số lượng vòng lặp: 50 vòng
* Số chiều: 2
* [0.5, 0.999]
* [0.001, 0.02]

**Thực nghiệm 1:** Chọn một số thuật toán tối ưu hóa để so sánh với thuật toán COA. Các thuật toán so sánh được mô tả trong Bảng 4.2 và dữ liệu thử nghiệm được sử dụng trong nghiên cứu này là bộ dữ liệu DS3. Hiệu quả của thuật toán tối ưu được đánh giá dựa trên hai chỉ số: Giá trị trung bình (Mean) và Độ lệch chuẩn (Standard deviation).

Bảng 4. Một số giải thuật tối ưu được sử dụng để so sánh

|  |  |
| --- | --- |
| **Thuật toán** | **Tên đầy đủ** |
| MVO [29] | Multi-Verse Optimizer |
| SCA [30] | Sine cosine algorithm |
| WOA [31] | Whale Optimization Algorithm |

**Thực nghiệm 2:** Để chứng minh sự hiệu quả của phương pháp đề xuất trong việc tổng hợp thành phần tần số cao, ba quy tắc tổng hợp cho thành phần tần số cao sử dụng các toán tử la bàn Sobel, Prewitt và Kirsch theo nghiên cứu của Dinh [16] được sử dụng để so sánh. Dữ liệu thử nghiệm được sử dụng trong nghiên cứu này là 2 bộ dữ liệu DS1, DS2 với hai chỉ số đánh giá là chỉ số đánh giá bảo toàn đường biên () và lượng thông tin tương hỗ dựa trên đặc trưng FMI.

**Thực nghiệm 3:** Bốn phương pháp tổng hợp được lựa chọn là CSR [21], CSMCA [22], MLCF\_MLCG\_PCNN [32] được sử dụng để so sánh hiệu quả của mô hình tổng hợp đề xuất. Sở dĩ lựa chọn 2 phương pháp CSR và CSMCA để so sánh là vì chúng sử dụng quy tắc tổng hợp trung bình dẫn tới hình ảnh tổng hợp bị giảm cường độ sáng, MLCF\_MLCG\_PCNN là phương pháp tổng hợp hình ảnh mới được đề xuất trong thời gian gần đây. Đối với thực nghiệm 3, bộ dữ liệu DS1, DS2 được sử dụng. Để đánh giá hiệu quả của thuật toán tổng hợp hình ảnh, sáu chỉ số đánh giá đã được sử dụng:

* Cường độ sáng trung bình (Mean).
* Chỉ số tương phản (Contrast index)
* Lượng thông tin trong ảnh (Entropy).
* Độ sắc nét của ảnh (Average Gradient)
* Lượng thông tin tương hỗ (Feature mutual information)
* Đánh giá bảo toàn đường biên ().

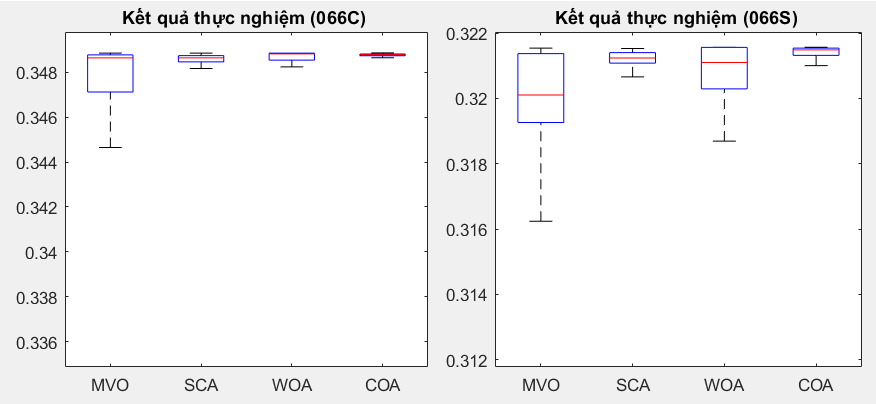
## Kết quả thực nghiệm.

### Kết quả thực nghiệm 1

Trong thực nghiệm 1, mỗi thuật toán tối ưu hóa đã được chạy 30 lần khác nhau và đánh giá bằng cách sử dụng hai chỉ số giá trị trung bình (Mean) và độ lệch chuẩn (Std) cho các giá trị của hàm Fitness thu được. Kết quả được trình bày trong Bảng 4.3. Thuật toán COA vượt trội so với các thuật toán khác bởi có giá trị trung bình cao nhất và giá trị độ lệch chuẩn thấp nhất chi tiết được minh họa trong hình 4.2. Do đó, giải thích tại sao giải thuật COA được lựa chọn để sử dụng trong mô hình tổng hợp hình ảnh đề xuất.

Bảng 4. Giá trị trung bình và độ lệch chuẩn của các thuật toán từ 30 lần chạy khác nhau

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Tập dữ liệu** | **Thuật toán** | **Trung bình** | **Độ lệch chuẩn** |
| **DS4 (66S)** | MVO | 0.319716146349419 | 0.002019398243894 |
| SCA | 0.321150390387465 | 0.000370039439404 |
| WOA | 0.320808298523907 | 0.000829197850147 |
| **COA** | **0.321378004356046** | **0.000265775621820** |
| **DS4 (66C)** | MVO | 0.347488277066180 | 0.002564592943678 |
| SCA | 0.348590913499763 | 0.000177869990572 |
| WOA | 0.348538339397928 | 0.000691984811955 |
| **COA** | **0.348768540720962** | **0.000071309982830** |



Hình 4. Biểu đồ so sánh hiệu quả của các giải thuật tối ưu trên bộ DS3

### Kết quả thực nghiệm 2

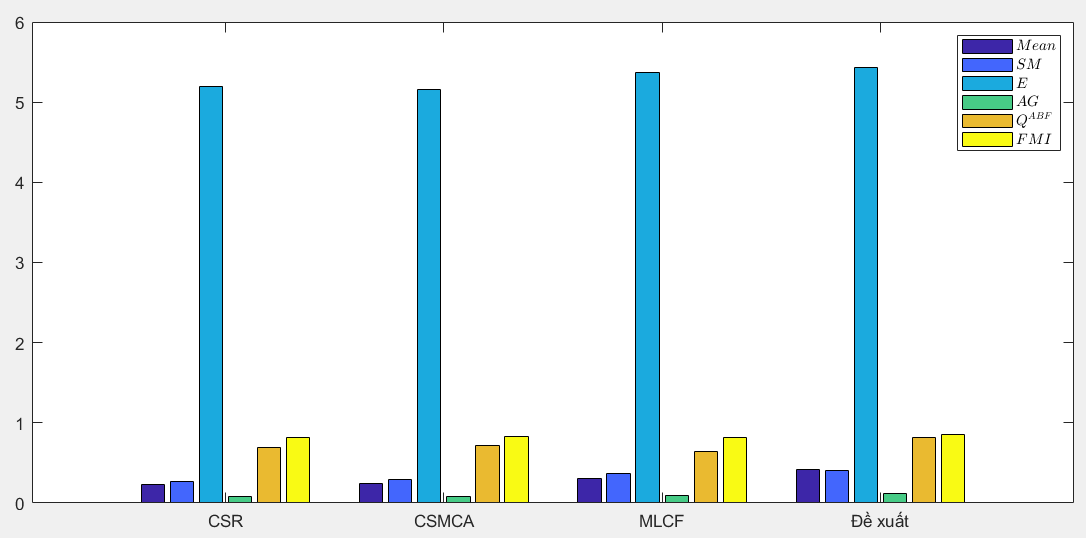
Trong thực nghiệm 2, chi tiết kết quả được trình bày trong Bảng 4.4. Từ hai chỉ số đánh giá cho thấy hiệu quả khi sử dụng toán tử la bàn Kirsch tốt hơn so với hai toán tử la bàn Sobel và Prewitt trong cùng quy tắc tổng hợp do Dinh [16] đề xuất. Hơn nữa, có thể thấy giá trị của chỉ số đánh giá bảo toàn đường biên và lượng thông tin tương hỗ của phương pháp tổng hợp thành phần chi tiết đề xuất là cao nhất so với ba phương pháp còn lại. Điều đó chứng tỏ quy tắc tổng hợp sử dụng hàm năng lượng cục bộ để bổ sung cường độ sáng cho thành phần biên của toán tử la bàn Kirsch đem lại sự hiệu quả cao trong việc bảo toàn thông tin chi tiết từ hình ảnh đầu vào.

Bảng 4. Kết quả thực nghiệm của phương pháp đề xuất bằng cách sử dụng các toán tử la bàn khác nhau

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Tập dữ liệu** | **Toán tử là bàn** |  | **FMI** |
| **DS1** | Sobel | 0.817281 | 0.851270 |
| Prewitt | 0.816859 | 0.851102 |
| Kirsch | 0.815304 | 0.851020 |
| **Đề xuất** | **0.817806** | **0.851343** |
| **DS2** | Sobel | 0.782214 | 0.861134 |
| Prewitt | 0.781587 | 0.860884 |
| Kirsch | 0.779428 | 0.860553 |
| **Đề xuất** | **0.782801** | **0.861135** |

### Kết quả thực nghiệm 3

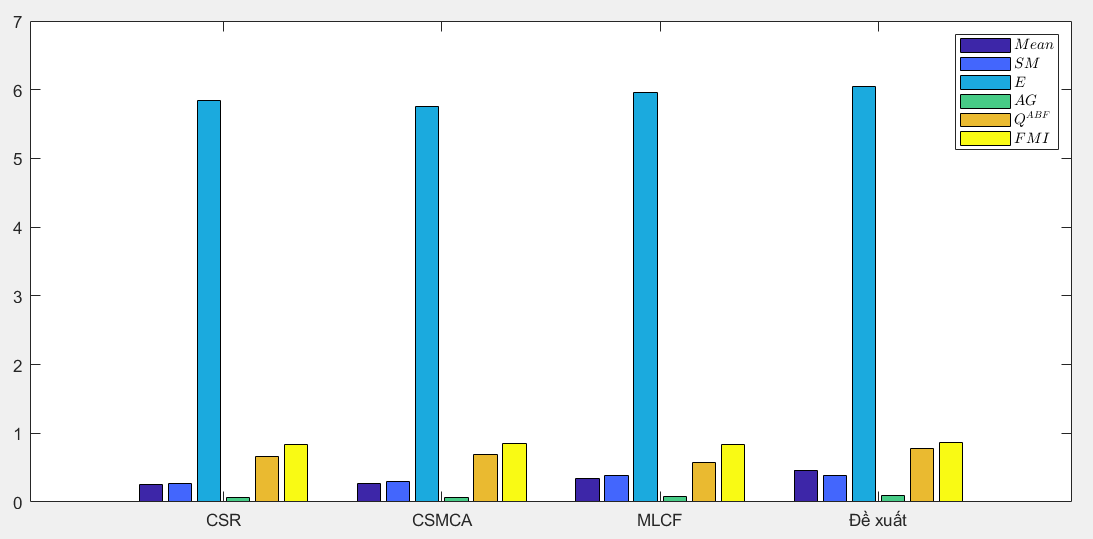
Ở thực nghiệm 3, các chỉ số đánh giá được tạo bằng các thuật toán tổng hợp bao gồm cả thuật toán đề xuất, được mô tả trong biểu đồ tại các hình 4.3, 4.5. Bằng trực quan từ các hình 4.4, 4.6 cho thấy rằng hình ảnh đầu ra do thuật toán đề xuất tạo ra có chất lượng cao về cường độ ánh sáng, độ tương phản, và độ sắc nét.



Hình 4. Biểu đồ so sánh các chỉ số đánh giá tổng hợp hình ảnh trên bộ DS1

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |
| **CSR** | **CSMCA** | **MLCF** | **Đề xuất** |

Hình 4. Minh hoạ hình ảnh tổng hợp thu được từ các phương pháp trên bộ DS1(060\_C)



Hình 4. Biểu đồ so sánh các chỉ số đánh giá tổng hợp hình ảnh trên bộ DS2

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |
| **CSR** | **CSMCA** | **MLCF** | **Đề xuất** |

Hình 4. Minh hoạ hình ảnh tổng hợp thu được từ các phương pháp trên bộ DS2(060\_S)

Từ bảng 4.5 cùng với các biểu đồ hình 4.3, 4.5 nhận thấy rằng cả 6 chỉ số đánh giá trung bình cho 40 cặp ảnh trong 2 bộ dữ liệu , đều cao hơn các phương pháp lựa chọn để so sánh. Điều đó cho thấy rằng, quy tắc tổng hợp dựa trên giải thuật tối ưu COA sẽ tốt hơn quy tắc tổng hợp trung bình đối với các thành phần cơ sở. Hơn nữa, quy tắc tổng hợp các thành phần chi tiết dựa trên hàm năng lượng cục bộ và toán tử la bàn Kirsch sẽ cho phép bảo toàn các thông tin chi tiết từ hình ảnh đầu vào tốt hơn. Bằng trực quan, từ các hình 4.4, 4.6 nhận thấy rằng hình ảnh được tổng hợp bởi phương pháp đề xuất cho chất lượng tốt hơn và các chi tiết trong hình ảnh rõ ràng hơn.

Bảng 4. Kết quả thực nghiệm trên 3 tập dữ liệu (DS1, DS2) với 6 chỉ số đánh giá

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Dữ liệu** | **Giải Thuật** | **M** | **CI** | **E** | **AG** | **QABF** | **FMI** |
| DS1 | CSMCA | 0.243081 | 0.290907 | 5.154151 | 0.084063 | 0.71609 | 0.828991 |
| CSR | 0.229880 | 0.273095 | 5.200782 | 0.079347 | 0.695875 | 0.82239 |
| MLCF | 0.304524 | 0.369098 | 5.366543 | 0.096136 | 0.637046 | 0.823158 |
| **Đề xuất** | **0.415485** | **0.404038** | **5.427054** | **0.113969** | **0.817806** | **0.851343** |
| DS2 | CSMCA | 0.271906 | 0.292438 | 5.761383 | 0.070642 | 0.690445 | 0.845275 |
| CSR | 0.256096 | 0.273267 | 5.837138 | 0.066050 | 0.665937 | 0.837476 |
| MLCF | 0.345877 | 0.380113 | 5.960769 | 0.077703 | 0.573474 | 0.832435 |
| **Đề xuất** | **0.463164** | **0.392477** | **6.050962** | **0.096389** | **0.782801** | **0.861135** |

Ngoài các chỉ số đánh giá về chất lượng hình ảnh tổng hợp, thời gian chạy của giải thuật tổng hợp cũng là yếu tố quan trọng để đánh giá hiệu năng của phương pháp tổng hợp hình ảnh. Bảng 4.6 là bảng so sánh thời gian chạy trung bình trên các tập dữ liệu DS1, DS2, DS3 của mô hình đề xuất và các giải thuật tổng hợp hình ảnh khác. Có thể thấy thời gian chạy của thuật toán CSMCA cao hơn gấp nhiều lần so với mô hình tổng hợp hình ảnh đề xuất trên cả 2 tập dữ liệu trong khi đó giá trị về các chỉ số đánh giá mang lại lại chưa đạt hiệu quả cao. Thời gian chạy của 2 thuật toán MLCF và CSR nhanh hơn đáng kể so với thuật toán CSR. Tuy nhiên mô hình đề xuất có thời gian chạy là nhanh nhất với số lượng cá thế trong bầy là 50 cá thể và số lượng vòng lặp 50 vòng. Nếu tăng số lượng cá thể và số lượng vòng lặp tăng lên thời gian chạy của mô hình đề xuất sẽ tăng lên. Đây cũng là một trong những hạn chế chung của các mô hình tổng hợp dựa trên giải thuật tối ưu.

Bảng 4. Bảng so sánh thời gian chạy trung bình của mô hình tổng hợp hình ảnh

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Dữ liệu** | **Giải thuật** | **Thời gian chạy** |
| DS1 | CSR | 37.24 (s) |
| CSMCA | 106.53 (s) |
| MLCF | 23.67 (s) |
| **Đề xuất** | 3.74 (s) |
| DS2 | CSR | 36.85 (s) |
| CSMCA | 121.68 (s) |
| MLCF | 25.68 (s) |
| **Đề xuất** | 3.64 (s) |

Các giá trị trung bình của tham số tối ưu của và trên 3 bộ DS1, DS2 được mô tả trong bảng 4.7.

Bảng 4.. Giá trị và trên 3 tập dữ liệu (DS1, DS2)

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Tập dữ liệu** |  |  |
|  | 0.971255 | 0.019986 |
|  | 0.966644 | 0.01997 |

Nhìn vào giá trị và trong bảng 4.7 có thể thấy giá trị cao hơn nhiều lần so với chứng tỏ rõ lượng thông tin trong hình ảnh MRI cung cấp và đóng góp nhiều hơn so với hình ảnh PET. Vì vậy quy tắc tổng hợp thích nghi đảm bảo chất lượng hình ảnh tổng hợp đầu ra không bị suy giảm trong quá trình tổng hợp so với quy tắc trung bình.

**KẾT LUẬN**

Sau khi hoàn thành đồ án, em đã đạt được các kết quả như sau:

* Tìm hiểu tổng quan về tổng hợp hình ảnh y học.
* Tìm hiểu về các hệ màu RGB, YUV và cách chuyển đổi giữa hai hệ màu này.
* Tìm hiểu được các thông số đánh giá chất lượng ảnh.
* Tìm hiểu về bộ lọc Gaussian và ứng dụng bộ lọc này trong việc phân rã ảnh.
* Tìm hiểu phương pháp tối ưu Bầy Gấu mèo (COA).
* Cải thiện quy tắc tổng hợp thành phần chi tiết FR\_KCO do Dinh [16] đề xuất.
* Đề xuất phương pháp tổng hợp ảnh sử dụng phương pháp tối ưu hóa Bầy Gấu mèo (COA) kết hợp với phương pháp cải tiến FR\_KCO.
* Xây dựng một chương trình minh họa cho việc tổng hợp hình ảnh đề xuất bằng ngôn ngữ Matlab.

Vì thời gian có hạn và trình độ hiểu biết của em còn hạn chế nên đồ án này không thể tránh khỏi những thiếu sót. Em rất mong nhận được sự góp ý của quý thầy cô để đồ án của em được hoàn thiện hơn.

Em xin chân thành cảm ơn!

**TÀI LIỆU THAM KHẢO**

[1] M. A. Azam *et al.*, “A review on multimodal medical image fusion: Compendious analysis of medical modalities, multimodal databases, fusion techniques and quality metrics,” *Comput Biol Med*, vol. 144, 2022, doi: 10.1016/j.compbiomed.2022.105253.

[2] A. P. James and B. V. Dasarathy, “Medical image fusion: A survey of the state of the art,” *Information Fusion*, vol. 19, no. 1, pp. 4–19, Sep. 2014, doi: 10.1016/J.INFFUS.2013.12.002.

[3] S. Li, X. Kang, L. Fang, J. Hu, and H. Yin, “Pixel-level image fusion: A survey of the state of the art,” *Information Fusion*, vol. 33, 2017, doi: 10.1016/j.inffus.2016.05.004.

[4] M. Zribi, “Non-parametric and region-based image fusion with Bootstrap sampling,” *Information Fusion*, vol. 11, no. 2, 2010, doi: 10.1016/j.inffus.2008.08.004.

[5] C. Pei, K. Fan, and W. Wang, “Two-Scale Multimodal Medical Image Fusion Based on Guided Filtering and Sparse Representation,” *IEEE Access*, vol. 8, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3013027.

[6] Y. Liu, L. Wang, J. Cheng, C. Li, and X. Chen, “Multi-focus image fusion: A Survey of the state of the art,” *Information Fusion*, vol. 64, 2020, doi: 10.1016/j.inffus.2020.06.013.

[7] J. Fu, W. Li, J. Du, and B. Xiao, “Multimodal medical image fusion via laplacian pyramid and convolutional neural network reconstruction with local gradient energy strategy,” *Comput Biol Med*, vol. 126, 2020, doi: 10.1016/j.compbiomed.2020.104048.

[8] J. Bhardwaj and A. Nayak, “Discrete Wavelet Transform and Bird Swarm Optimized Bayesian Multimodal Medical Image Fusion,” *HELIX*, vol. 10, no. 1, 2020, doi: 10.29042/2020-10-1-07-12.

[9] L. Yang, B. L. Guo, and W. Ni, “Multimodality medical image fusion based on multiscale geometric analysis of contourlet transform,” *Neurocomputing*, vol. 72, no. 1–3, 2008, doi: 10.1016/j.neucom.2008.02.025.

[10] R. Srivastava, O. Prakash, and A. Khare, “Local energy-based multimodal medical image fusion in curvelet domain,” *IET Computer Vision*, vol. 10, no. 6, 2016, doi: 10.1049/iet-cvi.2015.0251.

[11] B. Li, H. Peng, and J. Wang, “A novel fusion method based on dynamic threshold neural P systems and nonsubsampled contourlet transform for multi-modality medical images,” *Signal Processing*, vol. 178, 2021, doi: 10.1016/j.sigpro.2020.107793.

[12] R. R. Nair and T. Singh, “An Optimal Registration on Shearlet domain with Novel Weighted Energy fusion for Multi-Modal Medical Images,” *Optik (Stuttg)*, vol. 225, 2021, doi: 10.1016/j.ijleo.2020.165742.

[13] X. Li, X. Zhang, and M. Ding, “A sum-modified-Laplacian and sparse representation based multimodal medical image fusion in Laplacian pyramid domain,” *Med Biol Eng Comput*, vol. 57, no. 10, 2019, doi: 10.1007/s11517-019-02023-9.

[14] L. Xu, Y. Si, S. Jiang, Y. Sun, and H. Ebrahimian, “Medical image fusion using a modified shark smell optimization algorithm and hybrid wavelet-homomorphic filter,” *Biomed Signal Process Control*, vol. 59, 2020, doi: 10.1016/j.bspc.2020.101885.

[15] K. Padmavathi, C. S. Asha, and V. K. Maya, “A novel medical image fusion by combining TV-L1 decomposed textures based on adaptive weighting scheme,” *Engineering Science and Technology, an International Journal*, vol. 23, no. 1, 2020, doi: 10.1016/j.jestch.2019.03.008.

[16] P. H. Dinh, “A novel approach based on Grasshopper optimization algorithm for medical image fusion,” *Expert Syst Appl*, vol. 171, 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2021.114576.

[17] P. H. Dinh, “A novel approach based on Three-scale image decomposition and Marine predators algorithm for multi-modal medical image fusion,” *Biomed Signal Process Control*, vol. 67, 2021, doi: 10.1016/j.bspc.2021.102536.

[18] P. H. Dinh, “Multi-modal medical image fusion based on equilibrium optimizer algorithm and local energy functions,” *Applied Intelligence*, vol. 51, no. 11, 2021, doi: 10.1007/s10489-021-02282-w.

[19] A. Tannaz, S. Mousa, D. Sabalan, and P. Masoud, “Fusion of multimodal medical images using nonsubsampled shearlet transform and particle swarm optimization,” *Multidimens Syst Signal Process*, vol. 31, no. 1, 2020, doi: 10.1007/s11045-019-00662-7.

[20] C. S. Asha, S. Lal, V. P. Gurupur, and P. U. P. Saxena, “Multi-Modal Medical Image Fusion with Adaptive Weighted Combination of NSST Bands Using Chaotic Grey Wolf Optimization,” *IEEE Access*, vol. 7, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2908076.

[21] Y. Liu, X. Chen, R. K. Ward, and J. Wang, “Image Fusion with Convolutional Sparse Representation,” *IEEE Signal Process Lett*, vol. 23, no. 12, 2016, doi: 10.1109/LSP.2016.2618776.

[22] Y. Liu, X. Chen, R. K. Ward, and Z. J. Wang, “Medical image fusion via convolutional sparsity based morphological component analysis,” *IEEE Signal Process Lett*, vol. 26, no. 3, 2019, doi: 10.1109/LSP.2019.2895749.

[23] S. Polinati and R. Dhuli, “Multimodal medical image fusion using empirical wavelet decomposition and local energy maxima,” *Optik (Stuttg)*, vol. 205, 2020, doi: 10.1016/j.ijleo.2019.163947.

[24] M. Yin, X. Liu, Y. Liu, and X. Chen, “Medical Image Fusion with Parameter-Adaptive Pulse Coupled Neural Network in Nonsubsampled Shearlet Transform Domain,” *IEEE Trans Instrum Meas*, vol. 68, no. 1, 2019, doi: 10.1109/TIM.2018.2838778.

[25] H. Ullah, B. Ullah, L. Wu, F. Y. O. Abdalla, G. Ren, and Y. Zhao, “Multi-modality medical images fusion based on local-features fuzzy sets and novel sum-modified-Laplacian in non-subsampled shearlet transform domain,” *Biomed Signal Process Control*, vol. 57, 2020, doi: 10.1016/j.bspc.2019.101724.

[26] M. Dehghani, Z. Montazeri, E. Trojovská, and P. Trojovský, “Coati Optimization Algorithm: A new bio-inspired metaheuristic algorithm for solving optimization problems,” *Knowl Based Syst*, vol. 259, 2023, doi: 10.1016/j.knosys.2022.110011.

[27] C. S. Xydeas and V. Petrović, “Objective image fusion performance measure,” *Electron Lett*, vol. 36, no. 4, 2000, doi: 10.1049/el:20000267.

[28] M. B. A. Haghighat, A. Aghagolzadeh, and H. Seyedarabi, “A non-reference image fusion metric based on mutual information of image features,” *Computers and Electrical Engineering*, vol. 37, no. 5, 2011, doi: 10.1016/j.compeleceng.2011.07.012.

[29] S. Mirjalili, S. M. Mirjalili, and A. Hatamlou, “Multi-Verse Optimizer: a nature-inspired algorithm for global optimization,” *Neural Comput Appl*, vol. 27, no. 2, 2016, doi: 10.1007/s00521-015-1870-7.

[30] S. Mirjalili, “SCA: A Sine Cosine Algorithm for solving optimization problems,” *Knowl Based Syst*, vol. 96, 2016, doi: 10.1016/j.knosys.2015.12.022.

[31] S. Mirjalili and A. Lewis, “The Whale Optimization Algorithm,” *Advances in Engineering Software*, vol. 95, 2016, doi: 10.1016/j.advengsoft.2016.01.008.

[32] W. Tan, W. Thitøn, P. Xiang, and H. Zhou, “Multi-modal brain image fusion based on multi-level edge-preserving filtering,” *Biomed Signal Process Control*, vol. 64, p. 102280, Feb. 2021, doi: 10.1016/J.BSPC.2020.102280.

1. Mohammad Dehghani et al., Coati Optimization Algorithm: A new bio-inspired metaheuristic algorithm for solving optimization problems, Knowledge-Based Systems Volume 259, 10 January 2023, 110011. [↑](#footnote-ref-1)
2. Phu-Hung Dinh, A novel approach based on Grasshopper optimization algorithm for medical image fusion, Expert Systems with Applications Volume 171, 1 June 2021, 114576. [↑](#footnote-ref-2)