

**BỘ GIÁO DỤC
VÀ ĐÀO TẠO**

**VIỆN HÀN LÂM KHOA HỌC
VÀ CÔNG NGHỆ VIỆT NAM**

HỌC VIỆN KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ



LÊ ĐỨC HOÀNG

**ỨNG DỤNG KỸ THUẬT LỌC ẢNH TRONG
TỔNG HỢP ẢNH Y HỌC**

LUẬN VĂN THẠC SĨ MÁY TÍNH

Hà Nội – Năm 2024

BỘ GIÁO DỤC
VÀ ĐÀO TẠO

VIỆN HÀN LÂM KHOA HỌC
VÀ CÔNG NGHỆ VIỆT NAM

HỌC VIỆN KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ



LÊ ĐỨC HOÀNG

ỨNG DỤNG KỸ THUẬT LỌC ẢNH TRONG TỔNG HỢP ẢNH Y HỌC

LUẬN VĂN THẠC SĨ MÁY TÍNH

Ngành: Hệ Thống Thông Tin

Mã số: 8 48 01 04

NGƯỜI HƯỚNG DẪN KHOA HỌC:

A handwritten signature in blue ink, appearing to read "Ngô Quốc Tạo", written over a horizontal line.

PGS.TS. NGÔ QUỐC TẠO

Hà Nội – Năm 2024

LỜI CAM ĐOAN

Tôi xin cam đoan đề tài nghiên cứu trong luận văn này là công trình nghiên cứu của tôi dựa trên những tài liệu, số liệu do chính tôi tự tìm hiểu và nghiên cứu. Chính vì vậy, các kết quả nghiên cứu đảm bảo trung thực và khách quan nhất. Đồng thời, kết quả này chưa từng xuất hiện trong bất cứ một nghiên cứu nào. Các số liệu, kết quả nêu trong luận văn là trung thực nếu sai tôi hoàn chịu trách nhiệm trước pháp luật.

Hà Nội, tháng 11 năm 2024

Người Cam Đoan



Lê Đức Hoàng

LỜI CẢM ƠN

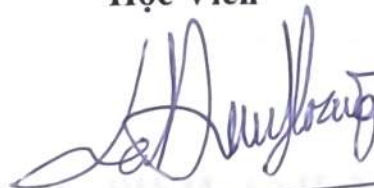
Sau một thời gian tiến hành triển khai nghiên cứu có bài bản, có chiều sâu, em cũng đã hoàn thành nội dung luận văn “*Ứng dụng lọc ảnh trong tổng hợp ảnh y học*”. Luận văn được hoàn thành không chỉ là công sức của bản thân tác giả mà còn có sự giúp đỡ, hỗ trợ tích cực của nhiều cá nhân và tập thể. Vì đây là luận văn không chỉ có liên quan đến đề tài trên mà còn có sự vận dụng linh hoạt nhiều kiến thức, thành tựu trong lĩnh vực Công nghệ thông tin tiên tiến và hiện đại nhất hiện nay, đặc biệt trong lĩnh vực Trí tuệ nhân tạo.

Trước hết, em xin gửi lời cảm ơn chân thành và sâu sắc đến Phó Giáo Sư, Tiến Sĩ Ngô Quốc Tạo người trực tiếp hướng dẫn cho luận văn cho em. Thầy đã dành cho em nhiều thời gian, tâm sức, cho em nhiều ý kiến, nhận xét, chỉnh sửa cho em trong luận văn, giúp luận văn của em được hoàn thiện. Những ý kiến đóng góp quý báu cùng sự quan tâm, động viên và chỉ bảo tận tình của thầy vừa giúp em có được sự khích lệ, tin tưởng vào bản thân, vừa tạo động lực nhắc nhở em có trách nhiệm với đề tài của mình, giúp em hoàn chỉnh luận văn tốt hơn.

Em cũng xin gửi lời cảm ơn đến lãnh đạo Học viện Khoa học và Công nghệ đã giúp đỡ tạo điều kiện để tôi thực hiện các thủ tục để luận văn được hoàn thành tốt

Hà Nội, tháng 11 năm 2024

Học Viên



Lê Đức Hoàng

MỤC LỤC

| | |
|--|-----------|
| MỞ ĐẦU | 13 |
| CHƯƠNG I: TỔNG QUANG VỀ TỔNG HỢP ẢNH Y HỌC ĐA PHƯƠNG THỨC | 19 |
| 1.1. GIỚI THIỆU VỀ XỬ LÝ ẢNH SỐ, XỬ LÝ ẢNH SỐ TRONG Y HỌC | 19 |
| 1.2. TẠI SAO PHẢI XỬ LÝ ẢNH SỐ TRONG Y HỌC | 19 |
| 1.2.1. Các lĩnh vực ứng dụng của xử lý ảnh số..... | 24 |
| 1.2.2. Một số kỹ thuật xử lý ảnh (được dùng trong luận văn)..... | 25 |
| 1.2.3. Tổng hợp ảnh y học đa phương thức..... | 27 |
| 1.2.4. Các mức tổng hợp ảnh trong học..... | 27 |
| 1.2.5. Các kiểu tổng hợp ảnh | 31 |
| 1.2.6. Tổng hợp ảnh đa phương thức..... | 31 |
| 1.2.7. Một số hướng tiếp cận trong tổng hợp ảnh y tế đa phương thức..... | 35 |
| 1.2.8. Đánh giá hiệu năng của tổng hợp ảnh..... | 50 |
| KẾT LUẬN CHƯƠNG I | 51 |
| CHƯƠNG II: MỘT SỐ KỸ THUẬT LỌC ẢNH ỨNG DỤNG TRONG TỔNG HỢP ẢNH Y TẾ | 52 |
| 2.1. GIỚI THIỆU | 52 |
| 2.2. TỔNG HỢP ẢNH DỰA TRÊN CÁC ĐIỂM ẢNH NỔI BẬT SỬ DỤNG BỘ LỌC SONG PHƯƠNG CHÉO | 53 |
| 2.2.1. Bộ lọc song phương chéo..... | 54 |
| 2.2.2. Quy tắc kết hợp dựa trên điểm ảnh..... | 56 |
| 2.2.3. Các thông số để đánh giá hiệu suất kết hợp..... | 58 |
| 2.3. TỔNG HỢP ẢNH Y TẾ ĐA PHƯƠNG THỨC DỰA TRÊN BỘ LỌC SONG PHƯƠNG VÀ NĂNG LƯỢNG GRADIENT CỤC BỘ | 61 |
| 2.3.1. Phương pháp đề xuất..... | 61 |

| | |
|---|------------|
| 2.3.2. Tổng hợp hình ảnh giải phẫu và chức năng nói chung, hình ảnh cộng hưởng từ có thang độ xám và hình ảnh Chụp cắt lớp phát xạ positron hoặc Chụp cắt lớp điện toán phát xạ một photon có màu | 67 |
| 2.3.3. Tại sao sơ đồ phân rã bộ lọc song phương chung hoạt động..... | 67 |
| 2.4. TỔNG HỢP KỸ THUẬT ẢNH BẢO TOÀN BIÊN ĐA MỨC | 70 |
| 2.4.1. Công việc liên quan..... | 70 |
| 2.4.2. Độ dốc hình thái đa cấp..... | 71 |
| 2.4.3. Mạng lưới thần kinh ghép xung..... | 74 |
| 2.4.4. Thuật toán trích dẫn..... | 75 |
| KẾT LUẬN CHƯƠNG II..... | 82 |
| CHƯƠNG III: THIẾT KẾ THỰC NGHIỆM..... | 83 |
| 3.1. MÔI TRƯỜNG THỰC NGHIỆM..... | 83 |
| 3.2. DỮ LIỆU ĐÁNH GIÁ VÀ CHỈ SỐ ĐÁNH GIÁ..... | 84 |
| 3.3. THIẾT KẾ THỰC NGHIỆM..... | 87 |
| 3.4. ĐÁNH GIÁ VÀ ĐỀ XUẤT..... | 89 |
| KẾT LUẬN CHƯƠNG III..... | 95 |
| KẾT LUẬN LUẬN VĂN, KIẾN NGHỊ CẢI TIẾN VÀ ỨNG DỤNG TRONG TƯƠNG LAI CỦA KỸ THUẬT LỌC ẢNH TRONG TỔNG HỢP ẢNH Y HỌC..... | 97 |
| TÀI LIỆU THAM KHẢO..... | 10 |
| PHỤ LỤC..... | 110 |

DANH MỤC TỪ VIẾT TẮT VÀ DỊCH NGHĨA

| STT | Các Từ Viết Tắt | Tên Đầy Đủ Tiếng Anh | Dịch nghĩa Tiếng Việt |
|------------|------------------------|---|--|
| 1 | PET | Positron emission tomography | Chụp cắt lớp phát xạ positron |
| 2 | MRI | Magnetic resonance imaging | Chụp cộng hưởng từ |
| 3 | CT | Computed tomography | Chụp cắt lớp vi tính |
| 4 | DTCWT | Dual tree complex wavelet transform | Biến đổi wavelet phức hợp cây kép |
| 5 | ECBFO | E-coli Bacterial Foraging Optimization | Tối ưu hóa tìm kiếm thức ăn của vi khuẩn E-coli |
| 6 | MMIF | Multi-modality medical image fusion | Tổng hợp hình ảnh y tế đa phương thức |
| 7 | MSD | Multi-scale decomposition | Phân rã đa tầng (phân hủy đa quy mô, phân tích đa tỷ lệ) |
| 8 | ISML | Improved Sum-Modified Laplacian | Cải thiện Laplacian tổng sửa đổi |
| 9 | WT | Wavelet transform | Công cụ trong xử lý tín hiệu và hình ảnh |
| 10 | DWT | Discrete wavelet transformation | Biến đổi Wavelet Rời rạc |
| 11 | DTCWT | Dual tree complex wavelet transform | Biến đổi wavelet phức hợp cây kép |
| 12 | RDWT | Redundant Discrete Wavelet Transformation | Dư thừa Biến đổi Wavelet rời rạc |
| 13 | MWT | Multi-wavelet transform | Biến đổi nhiều bước sóng |
| 14 | SWT | Stationary WT | Cố định bước sóng |
| 15 | DCWT | Daubechies complex WT | Phức hợp Daubechies WT |
| 16 | QWT | Quaternion Wavelet | Sóng nhỏ Quaternion |
| 17 | SVM | Support vector machine | Máy tựa vectơ |

| | | | |
|----|---------------|---|--|
| 18 | ICA | Independent component analysis | Phân tích thành phần độc lập |
| 19 | GA | Genetic algorithm | Thuật toán di truyền |
| 20 | DBF | Directional filter bank | Băng lọc định hướng |
| 21 | MP | Matching pursuit | Dò theo đối sánh |
| 22 | OMP | Orthogonal Matching Pursuit | Theo đuổi Khớp Tổ hợp |
| 23 | DGSR | Dynamic group sparsity recovery | Phục hồi Thừa thớt theo Nhóm Động |
| 24 | ACO | Ant Colony Optimization | Tối ưu hóa (dựa trên hành vi đàn kiến) |
| 25 | RGF | Rolling guidance filter | Bộ lọc hướng dẫn di động |
| 26 | FL | The fuzzy logic | Logic mờ |
| 27 | QPCA | Quaternion Principal Component Analysis | Phân tích Thành phần Chính Quaternion |
| 28 | WT | Wavelet Transform | Biến đổi Wavelet |
| 29 | NSCT | Non-subsampled contourlet transform | Biến đổi Contourlet Không Lấy Mẫu |
| 30 | PCNN | Pulse coupled neural network | Mạng Nơ-ron Theo cặp xung |
| 31 | A-PCNN | Adaptive Pulse Coupled Neural Network | Mạng Nơ-ron Kết nối Định Thích ứng |
| 32 | ANN | Artificial Neural Networks | Mạng Nơ-ron Nhân tạo |
| 33 | PCA | Principal Components Analysis | Phân tích Thành phần Chính |
| 34 | MST | Multiscale Transform | Biến đổi Đa tỷ lệ |
| 35 | MCA | Morphological Component Analysis | Phân tích Thành phần Hình thái |
| 36 | fMRI | Functional magnetic resonance imaging or functional MRI | Chụp cộng hưởng từ chức năng |
| 37 | JBF | Joint bilatera filter | Bộ lọc song phương chung |

| | | | |
|----|--------------------|--|--|
| 38 | NMF | Non-negative matrix factorization | Hệ số ma trận không âm |
| 39 | FS | Fusion Symmetry | Đối xứng tổng hợp |
| 40 | SPECT | Single Photon Emission Computed Tomography | Chụp cắt lớp điện toán phát xạ một photon |
| 41 | CBF | Cross Bilateral Filter | Bộ lọc song phương chéo |
| 42 | LGE | Local gradient energy | Năng lượng gradient cục bộ |
| 43 | PET | Positron Emission Tomography | Chụp cắt lớp phát xạ Positron |
| 44 | MLEPF | Multi-level edge-preserving filtering | Lọc bảo tồn cạnh đa mức |
| 45 | CNN | Convolutional neural network | Mạng thần kinh chuyển đổi |
| 46 | CNN-CP | CNN-contrast pyramid | Kim tự tháp tương phản mạng nơ-ron tích chập |
| 47 | CNN-DCSC | CNN-dual-channel spiking cortical | Mô tả một hệ thống mạng nơ-ron kết hợp mạng nơ-ron tích chập (CNN) và mạng nơ-ron xung (SNN) |
| 48 | CSMCA | Convolutional sparsity morphological component analysis | Phân tích thành phần hình thái thưa thớt tích chập |
| 49 | LLF-IOI | Local Laplacian filtering-information of interest | Lọc Laplacian cục bộ |
| 50 | NFA | Neuro-fuzzy approach | Phương pháp tiếp cận thần kinh mờ |
| 51 | NSST-PAPCNN | Non-subsampled shearlet transform -parameter-adaptive Pulse-coupled neural network | Biến đổi Shearlet không lấy mẫu con, mạng nơ-ron ghép xung thích ứng |
| 52 | PC-LLE-NSCT | Phase congruency-local Laplacian energy- Non-subsampled contourlet transform | Là một phương pháp trong xử lý hình ảnh, tập trung vào việc phát hiện và phân tích các hình ảnh cụ thể một cách hiệu quả |
| 53 | PSF | Parallel saliency features | Tính năng nổi bật của sóng (song song) |

DANH MỤC CÁC HÌNH VẼ - BẢNG

| TT | Tên Hình Vẽ - Bảng Biểu | Trang |
|----|---|-------|
| 1 | Hình 1.1. Các mức tổng hợp hình ảnh: (a) mức pixel, (b) mức tính năng và (c) mức quyết định. | 28 |
| 2 | Bảng 1.1. Đặc điểm của mức độ tổng hợp hình ảnh. | 30 |
| 3 | Hình 1.2. Hình ảnh MRI của các bệnh nhân khác nhau. | 33 |
| 4 | Hình 1.3. Hình ảnh CT của các bệnh nhân khác nhau. | 34 |
| 5 | Hình 1.4. Hình ảnh PET của các bệnh nhân khác nhau. | 35 |
| 6 | Hình 1.5. Các ấn phẩm khoa học với chủ đề kết hợp hình ảnh và kết hợp hình ảnh y tế. | 36 |
| 7 | Bảng 1.2. Bảng tóm tắt các đặc điểm của phương pháp nhiệt hạch. | 37 |
| 8 | Hình 1.6. Phản ứng tổng hợp hình ảnh dựa trên sự phân rã đa tầng. | 38 |
| 9 | Hình 1.7. Cấu trúc của mô hình PCNN (mạng lưới thần kinh ép xung). | 40 |
| 10 | Hình 1.8. Sơ đồ khối của sơ đồ tổng hợp hình ảnh dựa trên SR. | 42 |
| 11 | Hình 1.9. Sơ đồ khối của sơ đồ tổng hợp hình ảnh dựa trên HIS. | 44 |
| 12 | Hình 1.10. Sơ đồ của các kiến trúc không giám sát sâu. | 45 |
| 13 | Hình 1.11. Đường dẫn của mạng lưới đối nghịch tạo ra có điều kiện với sự mất khớp để tổng hợp các hình ảnh PET, MRI não. | 47 |
| 14 | Hình 1.12. Kiến trúc chung của các mô hình được giám sát sâu rộng: (a) RNN, (b) CNN. | 49 |
| 15 | Hình 2.1. Khung tổng hợp hình ảnh được đề xuất. | 54 |
| 16 | Hình 2.2. Mô phỏng đa điểm trong các ảnh về người phụ nữ tại nguồn ảnh [2] trong (a) và (b), hình ảnh đầu ra CBF ở (c) và (d), và hình ảnh chi tiết tương ứng ở (e) và (f). | 57 |

| | | |
|----|--|-------|
| 17 | Hình 2.3. Tổng quan về phương pháp tổng hợp hình ảnh y tế được đề xuất [3]. | 62 |
| 18 | Hình 2.4. Ví dụ minh họa kết quả phát hiện cấu trúc hình ảnh do STS và LGE tạo ra. Hàng đầu tiên: hình ảnh đầu vào, hàng thứ hai: hình ảnh nổi bật do STS tạo ra, hàng thứ ba: hình ảnh nổi bật do LGE tạo ra [3]. | 65 |
| 19 | Hình 2.5. Sơ đồ kết hợp hình ảnh y tế màu. | 68 |
| 20 | Hình 2.6. Số sơ đồ phân rã ảnh khác nhau. | 69 |
| 21 | Hình 2.7. Một ví dụ về WMCF. (a) Hình ảnh đầu vào. (b) Kết quả WMCF. | 72 |
| 22 | Hình 2.8. Một ví dụ về MLMG. (a) Hình ảnh đầu vào. (b) Kết quả MLMG. | 73 |
| 23 | Hình 2.9. Mô hình PCNN (Progressive Cell Neural Network) | 73 |
| 24 | Hình 2.10. Khung thuật toán đề xuất. | 75 |
| 25 | Hình 2.11. Sơ đồ cấu trúc của phân rã Lọc bảo toàn đa cấp (MLEPF - multi-level edge-preserving filtering). | 76 |
| 26 | Hình 2.12. Một bộ kết quả tổng hợp hình ảnh MRI và PET của bệnh u thần kinh đệm. | 76 |
| 27 | Hình 2.13. Một bộ kết quả tổng hợp hình ảnh MRI và SPECT của bệnh u thần kinh đệm. | 7 |
| 29 | Hình 3.1. Ảnh thực nghiệm (cỡ 266x266). | 83-84 |
| 30 | Hình 3.2. Kết quả tổng hợp cặp hình NBCN 1. | 88 |
| 31 | Hình 3.3. Kết quả tổng hợp cặp hình NBCN 2. | 88 |
| 32 | Hình 3.4. Kết quả tổng hợp cặp hình NBCN 3. | 89 |
| 33 | Hình 3.5. Kết quả tổng hợp cặp hình NBCN 4. | 89 |
| 34 | Hình 3.6. Kết quả tổng hợp cặp hình NBCN 5. | 89 |
| 35 | Bảng 3.1. Tổng hợp chỉ số đánh giá chất lượng ảnh trước khi tổng hợp. | 90 |

| | | |
|----|--|----|
| 36 | Bảng 3.2. Bảng tổng hợp chỉ số đánh giá chất lượng ảnh sau khi tổng hợp. | 90 |
|----|--|----|

MỞ ĐẦU

1. LÝ DO CHỌN ĐỀ TÀI

Trong thời gian gần đây, công việc chẩn đoán, xử lý và công nghệ lọc hình ảnh đã có những bước tiến đột phá. Những tiến bộ trong công nghệ Trí tuệ nhân tạo để xử lý hình ảnh trên đã giúp các hình ảnh y khoa chi tiết hơn và thể hiện nhiều thông tin hơn, đã tạo ra thời cơ chưa từng có cho việc chẩn đoán, đồng thời đưa đánh giá chẩn đoán hình ảnh trở thành một phần tất yếu của hệ thống chăm sóc sức khỏe và chuẩn đoán, phòng chữa bệnh trong y học hiện đại, đặc biệt khi công nghệ trí tuệ nhân tạo bùng nổ.

Sự tăng trưởng ngày lớn nhu cầu chăm sóc sức khỏe: Với sự gia tăng dân số cùng với nhiều loại bệnh mới xuất hiện và nhu cầu về khám chữa bệnh và kiểm tra sức khỏe, nhu cầu về các phương pháp chẩn đoán và điều trị hiệu quả ngày càng cao. Hình ảnh y học (như MRI, CT, X-quang...) đóng mang tính tối quan trọng trong việc chẩn đoán và theo dõi tình trạng sức khỏe của bệnh nhân. Chất lượng hình ảnh y học: Chất lượng hình ảnh có thể ảnh hưởng lớn đến khả năng chẩn đoán chính xác. Hình ảnh bị nhiễu hoặc không rõ nét có thể dẫn đến sai sót trong chẩn đoán, gây ra các hệ quả nghiêm trọng cho bệnh nhân. Công nghệ ngày càng phát triển: Các công nghệ xử lý hình ảnh đang ngày càng phát triển, mở ra cơ hội cải thiện chất lượng hình ảnh y học thông qua các kỹ thuật lọc ảnh hiện đại.

Xử lý hình ảnh y tế liên quan đến quy trình nhiều bước, từ thu thập dữ liệu thô đến truyền tải hình ảnh số hóa, làm tiền đề cho luồng dữ liệu hoàn chỉnh trong các hệ thống hình ảnh y tế hiện đại. Giờ đây, các hệ thống này có độ phân giải ngày càng cao về kích thước không gian và cường độ, cũng như thời gian thu thập nhanh hơn, dẫn đến một lượng lớn dữ liệu hình ảnh thô, chất lượng cao phải được xử lý kịp thời và đúng cách, nhằm đạt được kết quả chẩn đoán chính xác.

Y học hiện đại chẩn đoán bệnh dựa vào các triệu chứng lâm sàng (chẩn đoán lâm sàng) và các triệu chứng cận lâm sàng (chẩn đoán cận lâm sàng). Trong chẩn đoán cận lâm sàng thì chẩn đoán dựa trên hình ảnh thu được từ các thiết bị, máy y tế (chẩn đoán hình ảnh) ngày càng chiếm một vai trò quan trọng, nhất là ngày nay với sự trợ giúp của các thiết bị, máy y tế hiện đại, công nghệ cao có các phần mềm tin học hỗ trợ khiến cho hình ảnh rõ nét và chính xác hơn. Các phương pháp chẩn đoán hình ảnh rất phong phú, như chẩn đoán qua hình ảnh X quang, hình ảnh siêu âm, siêu âm - Doppler màu, hình ảnh nội soi (mà thông dụng là nội soi tiêu hoá và nội soi tiết niệu) hình ảnh chụp cắt lớp vi tính (Computed Tomography Scanner- CT. Scanner), chụp cắt lớp bằng bức xạ positron (PET) và chụp cộng hưởng từ (MRI)...Chẩn đoán hình ảnh đã góp phần

quan trọng nâng cao tính chính xác, kịp thời và hiệu quả cao trong chẩn đoán bệnh. Như dựa trên hình ảnh siêu âm, người thầy thuốc có thể đo được tương đối chính xác kích thước các tạng đặc trong ổ bụng (gan, lách, thận, tụy, ...) và phát hiện các khối bất thường nếu có. Từ hình ảnh siêu âm tim có thể xác định cấu trúc, kích thước các buồng tim, van tim và các mạch máu lớn. Trong sản khoa, siêu âm giúp xác định và theo dõi sự phát triển của thai nhi trong bụng mẹ; hình ảnh CT Scanner giúp thầy thuốc xác định được một số bệnh lý ở sọ não, đặc biệt là xác định máu tụ nội sọ, khối u não; ngoài ra, các phương pháp lọc ảnh trong y tế giúp xác định chính xác hơn các hình thái và các khối bất thường trong cơ thể (nếu có) hạn chế cao nhất việc khối u lan rộng và biến chứng cứu sống người bệnh, phòng ngừa các loại bệnh tật khác...

Sự tiến bộ nhanh chóng trong kỹ thuật hình ảnh y tế (Chụp cắt lớp điện toán (CT), Chụp hình phát xạ Positron (PET), chụp cộng hưởng từ (MRI), chụp hình điện toán phát xạ đơn photon (SPECT- Single Photon Emission Computed Tomography)... đã thu hút sự chú ý của các nhà nghiên cứu đến việc kết hợp các phương thức khác nhau để hỗ trợ các chuyên gia chẩn đoán. Các phương pháp chụp ảnh khác nhau giữ các đặc điểm khác nhau và các cảm biến khác nhau thu được thông tin hình ảnh khác nhau sao cho phù hợp với nhận thức của con người và máy móc hoặc cho các tác vụ xử lý hình ảnh tiếp theo. Do vậy, đề tài "Ứng dụng lọc ảnh trong tổng hợp ảnh y học" không chỉ mang lại lợi ích cho ngành y tế, mà còn có tiềm năng lớn cho nghiên cứu và phát triển công nghệ.

Từ những lập luận, phân tích trên, có thể được lý giải bởi một số lý do sau đối với chọn đề tài "Ứng dụng lọc ảnh trong tổng hợp ảnh y học":

- Tăng cường độ chính xác chẩn đoán: Lọc ảnh giúp cải thiện chất lượng hình ảnh y học, từ đó hỗ trợ bác sĩ trong việc chẩn đoán và phát hiện bệnh.

- Tiết kiệm thời gian: Việc tự động hóa quá trình xử lý ảnh y học giúp giảm thiểu thời gian mà bác sĩ và kỹ thuật viên phải dành cho việc xem xét và phân tích hình ảnh.

- Phát hiện sớm bệnh tật: Các thuật toán lọc ảnh có thể giúp phát hiện các dấu hiệu bất thường mà mắt thường có thể bỏ qua, từ đó nâng cao khả năng phát hiện sớm các bệnh nghiêm trọng.

- Tối ưu hóa quá trình tổng hợp dữ liệu: Trong tổng hợp ảnh y học, việc kết hợp nhiều hình ảnh để tạo ra một hình ảnh duy nhất rõ ràng hơn là rất cần thiết, và lọc ảnh có thể giúp tối ưu hóa quá trình này.

- Nghiên cứu và phát triển: Lĩnh vực y học luôn cần những cải tiến mới, và việc nghiên cứu ứng dụng lọc ảnh có thể dẫn đến những phát hiện mới trong chẩn đoán và điều trị.

- Thúc đẩy công nghệ y tế: Ứng dụng công nghệ thông tin và trí tuệ nhân tạo vào y học là xu hướng phát triển mạnh mẽ, và lọc ảnh là một phần quan trọng trong việc áp dụng những công nghệ này.

2. MỤC ĐÍCH NGHIÊN CỨU

Cải thiện chất lượng hình ảnh y học: Nghiên cứu nhằm phát triển và áp dụng các kỹ thuật lọc ảnh để nâng cao chất lượng hình ảnh y học, giúp loại bỏ nhiễu và cải thiện độ rõ nét. Điều này có thể giúp bác sĩ dễ dàng nhận diện và phân tích các bất thường trong hình ảnh. **Tăng cường độ chính xác trong chẩn đoán:** Mục tiêu là cung cấp các phương pháp lọc ảnh hiệu quả để giảm thiểu sai sót trong chẩn đoán. Việc cải thiện chất lượng hình ảnh sẽ hỗ trợ các bác sĩ trong việc đưa ra quyết định chính xác hơn về tình trạng sức khỏe của bệnh nhân. **Đánh giá hiệu quả của các phương pháp lọc:** Đặt ra mục tiêu đánh giá và so sánh hiệu quả của các kỹ thuật lọc khác nhau trong việc xử lý hình ảnh y học. Sẽ thực hiện các thí nghiệm để xác định phương pháp nào mang lại kết quả tốt nhất trong các tình huống khác nhau.

Do vậy, đề tài này tập trung nghiên cứu, tìm hiểu một số kỹ thuật lọc để tăng cường chất lượng ảnh và ứng dụng trong tổng hợp ảnh y học, trên cơ sở đó tiến hành thử nghiệm phân tích đánh giá và đề xuất.

3. NỘI DUNG NGHIÊN CỨU

Mở đầu

Chương I: Tổng quan về tổng hợp ảnh y học đa phương thức

1.1. Tổng quan nghiên cứu

1.2. Giới thiệu về hình ảnh y học

1.3. Các kiến thức nền tảng

Chương II: Một số kỹ thuật lọc ảnh ứng dụng trong tổng hợp ảnh y tế

2.1. Giới thiệu

2.2. Tổng hợp ảnh dựa trên các điểm ảnh nổi bật sử dụng bộ lọc song phương chéo

2.3. Tổng hợp ảnh y tế đa phương thức dựa trên bộ lọc song phương và năng lượng gradient cục bộ

2.4. Tổng hợp ảnh sử dụng kỹ thuật lọc bảo toàn biên đa mức

Chương III: Thực nghiệm tổng hợp ảnh y học

3.1. Môi trường thực nghiệm

3.2. Dữ liệu đánh giá và chỉ số đánh giá.

3.3. Thiết kế thực nghiệm

3.4. Đánh giá và đề xuất

Kết luận

4. CƠ SỞ KHOA HỌC VÀ TÍNH THỰC TIỄN CỦA ĐỀ TÀI

Cơ sở khoa học Lý thuyết về xử lý ảnh, Các phương pháp lọc ảnh dựa trên lý thuyết xử lý tín hiệu, trong đó các kỹ thuật như lọc không gian (spatial filtering) và lọc tần số (frequency filtering) được sử dụng để loại bỏ nhiễu và cải thiện độ rõ nét. Các khái niệm này đã được nghiên cứu và phát triển trong nhiều thập kỷ, cung cấp nền tảng vững chắc cho việc áp dụng trong y học. Các thuật toán lọc, Nhiều thuật toán lọc đã được phát triển, bao gồm lọc Gaussian, lọc median, lọc Wiener, và các phương pháp dựa trên học sâu (deep learning). Những thuật toán này đã được chứng minh là có hiệu quả trong việc nâng cao chất lượng hình ảnh, làm nổi bật các đặc trưng và giảm thiểu nhiễu. Hình ảnh y học, hình ảnh y học sử dụng các công nghệ khác nhau như X-quang, CT, MRI, và siêu âm, mỗi loại có những đặc điểm và thách thức riêng. Cơ sở khoa học về cách các phương pháp lọc ảnh có thể được áp dụng để cải thiện chất lượng hình ảnh trong các tình huống cụ thể là rất quan trọng. Đánh giá chất lượng hình ảnh, giúp xác định rõ ràng mức độ cải thiện chất lượng hình ảnh sau khi áp dụng kỹ thuật lọc.

Tính thực tiễn Nâng cao khả năng chẩn đoán: Việc cải thiện chất lượng hình ảnh y học trực tiếp ảnh hưởng đến khả năng chẩn đoán của bác sĩ. Hình ảnh rõ nét hơn sẽ giúp bác sĩ dễ dàng phát hiện các bất thường và đưa ra quyết định điều trị chính xác hơn. Giảm thiểu rủi ro: Các sai sót trong chẩn đoán có thể dẫn đến các hậu quả nghiêm trọng cho bệnh nhân. Kỹ thuật lọc ảnh có thể giúp giảm thiểu các sai sót này, từ đó nâng cao an toàn cho bệnh nhân. Ứng dụng công nghệ hiện đại: Việc áp dụng các công nghệ hiện đại như học sâu và trí tuệ nhân tạo trong quy trình lọc ảnh sẽ cải thiện đáng kể độ chính xác và hiệu suất. Điều này sẽ tạo ra những cơ hội mới trong việc phát triển các ứng dụng y tế thông minh. Cải thiện quy trình làm việc: Các kỹ thuật lọc ảnh có thể được tích hợp vào các hệ thống quản lý hình ảnh y tế, giúp các bác sĩ và kỹ thuật viên tiết kiệm thời gian và cải thiện quy trình làm việc.

Định hướng nghiên cứu tương lai: Nghiên cứu này không chỉ góp phần vào việc cải thiện chất lượng hình ảnh y học hiện tại mà còn mở ra hướng đi mới cho các nghiên cứu tiếp theo trong lĩnh vực này.

5. NHỮNG ĐÓNG GÓP CỦA LUẬN VĂN

Cải thiện chất lượng hình ảnh y học: Luận văn nghiên cứu và áp dụng các kỹ thuật lọc ảnh nhằm nâng cao chất lượng hình ảnh y học, giúp loại bỏ nhiễu và

làm rõ các đặc trưng quan trọng, từ đó hỗ trợ bác sĩ trong chẩn đoán chính xác hơn.

Đánh giá và so sánh các phương pháp lọc: Luận văn thực hiện việc đánh giá và so sánh hiệu quả của nhiều phương pháp lọc khác nhau (như lọc Gaussian, lọc median, và các phương pháp dựa trên học sâu), cung cấp một cái nhìn tổng quát về ưu và nhược điểm của từng phương pháp trong bối cảnh y học.

Phát triển các giải pháp mới: Đề xuất các giải pháp kỹ thuật mới hoặc cải tiến cho các phương pháp lọc hiện có, từ đó làm phong phú thêm bộ công cụ xử lý hình ảnh trong y học và tạo ra những phương pháp lọc thích ứng hơn với từng loại hình ảnh cụ thể.

Tích hợp công nghệ hiện đại: Luận văn giới thiệu cách tích hợp các công nghệ hiện đại như học sâu và trí tuệ nhân tạo vào quy trình lọc ảnh, mở ra hướng đi mới cho các ứng dụng y tế thông minh và tự động hóa trong xử lý hình ảnh.

Ứng dụng thực tiễn trong y tế: Cung cấp các hướng dẫn và quy trình cụ thể để áp dụng kỹ thuật lọc ảnh trong thực tiễn lâm sàng, giúp các bác sĩ và kỹ thuật viên y tế có thể áp dụng dễ dàng hơn.

Nâng cao nhận thức về vai trò của lọc ảnh: Góp phần nâng cao nhận thức trong cộng đồng y tế về tầm quan trọng của kỹ thuật lọc ảnh trong việc cải thiện chất lượng hình ảnh y học và nâng cao độ chính xác trong chẩn đoán.

Định hướng nghiên cứu tương lai: Đề xuất các hướng nghiên cứu tiếp theo, bao gồm việc khám phá các kỹ thuật mới trong lọc ảnh và ứng dụng của chúng trong các lĩnh vực khác nhau của y học.

Tóm lại, luận văn "Ứng dụng kỹ thuật lọc ảnh trong tổng hợp ảnh y học" không chỉ đóng góp về mặt lý thuyết mà còn mang lại giá trị thực tiễn cao trong việc nâng cao chất lượng chăm sóc sức khỏe. Các kết quả và khuyến nghị trong nghiên cứu này có thể được áp dụng rộng rãi, tạo ra những thay đổi tích cực trong quy trình chẩn đoán và điều trị bệnh nhân, giúp công tác chuẩn đoán làm rõ các hình ảnh được đầy đủ và toàn diện. Giúp phòng chống, phát hiện bệnh từ sớm, từ xa, từ khi bệnh chưa xảy ra. Các nguyên lý và kỹ thuật, phương pháp còn được sử dụng trong các mặt khác của lĩnh vực Công nghệ thông tin.

6. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

- Phương pháp nghiên cứu lý thuyết: Tìm hiểu, tổng hợp tài liệu, phân tích, đánh giá, kết luận các phương pháp.

- Phương pháp trao đổi khoa học: lấy ý kiến chuyên gia và cùng chuyên gia phân tích, đánh giá các vấn đề luận văn.

- Phương pháp thiết kế thực nghiệm: xây dựng chương trình cụ thể để thử nghiệm, phân tích, đánh giá kết quả đạt được.

- Tổng hợp và phân tích để kết luận các chương và kết luận toàn bộ luận văn; từ đó có định hướng đề xuất cải tiến đối với "Ứng dụng kỹ thuật lọc ảnh trong tổng hợp ảnh y học" trong tương lai

CHƯƠNG I: TỔNG QUAN VỀ TỔNG HỢP ẢNH Y HỌC ĐA PHƯƠNG THỨC

1.1. GIỚI THIỆU XỬ LÝ ẢNH SỐ, XỬ LÝ ẢNH SỐ TRONG Y HỌC

Định nghĩa ảnh là một hình ảnh được tạo ra bởi việc thu nhận ánh sáng và ghi lại trên một bề mặt như giấy, màn hình hoặc cảm biến ảnh.

Định nghĩa cơ bản về hình ảnh được hiểu là một hàm hai chiều $F_{(x,y)}$. Trong đó x, y chính là các tọa độ không gian, và biên độ của F tại bất kỳ cặp tọa độ nào được gọi là cường độ của hình ảnh tại điểm đó. Khi các giá trị x, y và biên độ của F là hữu hạn, gọi là ảnh kỹ thuật số hoặc ảnh số (digital image). Một hình ảnh có thể được xác định bởi một mảng hai chiều, sắp xếp theo hàng và cột.

Xử lý dữ liệu hình ảnh là quá trình chuyển đổi [1] một hình ảnh sang dạng kỹ thuật số, thực hiện các thao tác để nhận được một số thông tin hữu ích từ hình ảnh đó. Hệ thống xử lý hình ảnh thường các hình ảnh là tín hiệu 2D khi áp dụng một số phương pháp xử lý tín hiệu đã xác định.

Thuật ngữ xử lý ảnh số bao gồm một tập hợp các kỹ thuật để sửa đổi thành một ảnh số, cải thiện nó (về chất lượng), giảm kích thước của nó hoặc trích xuất thông tin từ nó.

Trong khoa học máy tính, xử lý ảnh số là việc sử dụng các thuật toán trên máy tính để thực hiện không để mất ảnh, làm rõ nét hình ảnh. Là một phần trong lĩnh vực xử lý tín hiệu số, xử lý ảnh số có nhiều lợi thế so với xử lý hình ảnh tương tự (analog image). Nó cho phép phạm vi thuật toán áp dụng rộng hơn nhiều, được áp dụng cho dữ liệu đầu vào và có thể tránh được các vấn đề như sự tích tụ nhiễu, méo tín hiệu trong quá trình xử lý. Vì hình ảnh được xác định theo hai chiều (có thể nhiều hơn) nên việc xử lý ảnh số có thể được mô hình hóa dưới dạng các hệ thống đa chiều [1].

Nhiều kỹ thuật xử lý ảnh số đã được phát triển vào những năm 1960 tại phòng thí nghiệm động cơ phản lực, viện công nghệ Massachusetts, phòng thí nghiệm Bell, Đại học Maryland và một vài cơ sở nghiên cứu khác. Với ứng dụng vào ảnh vệ tinh, chuyển đổi tiêu chuẩn ảnh, hình ảnh y tế, nhận dạng nhân vật và nâng cao hình ảnh. Tuy nhiên, chi phí xử lý khá cao với thiết bị điện toán của thời đại đó. Điều đó đã thay đổi vào những năm 1970, xử lý ảnh số trở nên phổ biến hơn khi các máy tính rẻ hơn và phần cứng chuyên dụng trở nên có sẵn. Hình ảnh sau đó có thể được xử lý trong thời gian thực, áp dụng với một số vấn đề chuyên dụng như chuyển đổi tiêu chuẩn truyền hình .

Khi các máy tính đa năng trở nên nhanh hơn, chúng bắt đầu đảm nhận vai trò của phần cứng chuyên dụng cho tất cả các hoạt động. Với các máy tính nhanh và bộ xử lý tín hiệu có sẵn trong những năm 2000, xử lý ảnh số đã trở thành hình thức xử lý hình ảnh phổ biến nhất và nói chung, được sử dụng vì đây

không chỉ là phương pháp linh hoạt nhất mà còn rẻ nhất. Công nghệ xử lý ảnh số cho các ứng dụng y tế đã được giới thiệu vào đại sảnh danh vọng công nghệ không gian, nền tảng không gian vào năm 1994. Lĩnh vực này đã phát triển nhanh chóng do sự xuất hiện của công nghệ thông tin và phát triển của công nghệ thông tin. Lĩnh vực xử lý ảnh số đề cập đến việc xử lý ảnh số sử dụng máy tính kỹ thuật số. Ảnh số bao gồm một phạm vi hữu hạn các thành phần, mỗi loại có vị trí và giá trị cụ thể. Những phần tử này là được gọi là phần tử hình ảnh hoặc điểm ảnh (pixel).. Xử lý ảnh số là một tập hợp con của miền điện tử trong đó hình ảnh được chuyển đổi thành một tập hợp nhỏ các số nguyên, gọi là điểm ảnh, đại diện cho một đại lượng vật lý như độ sáng của cảnh được lưu trữ trong bộ nhớ kỹ thuật số và được xử lý bằng máy tính. Xử lý ảnh số mang lại lợi thế về chi phí, tốc độ và tính linh hoạt. Với tốc độ của máy tính cá nhân, nó đã trở thành phương pháp thống trị sử dụng [1]. Xử lý hình ảnh hai chiều, sử dụng máy tính kỹ thuật số hoặc kỹ thuật số đặc biệt khác vật liệu, thường bao gồm một số bước. Đầu tiên, ảnh cần xử lý phải ở định dạng thích hợp cho tính toán số. Bước thu nhận hình ảnh này có thể được thực hiện theo nhiều cách khác nhau, cách tùy thuộc vào ứng dụng. Sau đó, quá trình xử lý phải được thực hiện theo thứ tự để trích xuất thông tin quan tâm từ một hoặc nhiều hình ảnh. Cuối cùng, hình ảnh phải được định dạng lại để cho phép hiển thị, lưu trữ hoặc sao chép cứng các tài liệu dành cho trực quan hóa bởi con người hoặc máy móc. Như vậy, hình ảnh việc xử lý sẽ cải thiện các đặc tính của hình ảnh quan tâm đồng thời giảm các chi tiết không liên quan của một ứng dụng nhất định và sau đó trích xuất thông tin hữu ích tại hiện trường từ hình ảnh được cải thiện. Trong khoa học hình ảnh, xử lý hình ảnh là bất kỳ loại xử lý tín hiệu nào mà đầu vào được một hình ảnh, chẳng hạn như một bức ảnh hoặc một khung hình video, đầu ra của quá trình xử lý hình ảnh có thể là một hình ảnh hoặc một tập hợp các đặc điểm hoặc thông số liên quan đến hình ảnh.

Bên cạnh đó, xử lý ảnh số là kiến thức mới về chẩn đoán y học. Xử lý ảnh số trong y học (hay còn gọi là xử lý hình ảnh y tế hay y học số) là một lĩnh vực quan trọng trong y học hiện đại, sử dụng các công nghệ và phương pháp xử lý hình ảnh để thu thập, phân tích và đánh giá dữ liệu hình ảnh từ các thiết bị chẩn đoán, như X-quang, MRI, CT, siêu âm, và các hình thức chẩn đoán hình ảnh khác. Điều này giúp bác sĩ, chuyên gia y tế đưa ra quyết định chính xác hơn về việc chẩn đoán và điều trị bệnh. Các ứng dụng chính của xử lý ảnh số trong y học:

- **Chẩn đoán hình ảnh: X-quang (X-ray), CT scan (Chụp cắt lớp vi tính), MRI (Chụp cộng hưởng từ), và siêu âm** đều sản xuất hình ảnh của cơ thể, mà qua đó, bác sĩ có thể phát hiện các vấn đề sức khỏe như khối u, tổn thương mô, hoặc các bệnh lý khác. Xử lý ảnh giúp tăng cường chất lượng hình

ảnh, làm rõ các chi tiết quan trọng, và giúp bác sĩ nhận diện các vấn đề một cách dễ dàng hơn. Ví dụ, trong chẩn đoán ung thư, các phần mềm xử lý ảnh có thể phát hiện các khối u ngay cả khi chúng chưa biểu hiện rõ ràng.

- **Cải thiện chất lượng hình ảnh:** Các kỹ thuật xử lý ảnh giúp giảm nhiễu (noise) và cải thiện độ tương phản của hình ảnh, giúp bác sĩ nhìn rõ hơn các cấu trúc hoặc tổn thương nhỏ mà không dễ nhận thấy trong ảnh gốc. Các phương pháp như **lọc ảnh**, **tăng cường độ tương phản**, **làm sắc nét** có thể giúp cải thiện hình ảnh để làm nổi bật các bất thường.

- **Tự động phát hiện và phân tích bệnh lý:** Học máy (**Machine learning**) và **AI (Trí tuệ nhân tạo)** ngày càng được ứng dụng trong việc phân tích hình ảnh y tế. Các hệ thống AI có thể tự động phát hiện các dấu hiệu bệnh lý, như ung thư, viêm phổi, hoặc xuất huyết não, trong các hình ảnh y tế. Điều này giúp tăng cường độ chính xác và tiết kiệm thời gian cho bác sĩ. Ví dụ, trong X-quang ngực, AI có thể nhận diện dấu hiệu của bệnh viêm phổi hoặc ung thư phổi một cách nhanh chóng, giảm thiểu khả năng bỏ sót chẩn đoán.

- **Phân đoạn (Segmentation):** Phân đoạn hình ảnh là quá trình chia một hình ảnh thành các phần tử hoặc đối tượng có ý nghĩa (như mô, cơ quan, hay khối u) để bác sĩ có thể phân tích chi tiết hơn. Ví dụ, trong MRI não, phân đoạn giúp tách biệt các vùng mô khác nhau của não để xác định sự thay đổi liên quan đến bệnh lý, như sự phát triển của khối u hoặc tổn thương do đột quỵ.

- **Mô phỏng và lập kế hoạch điều trị:** Xử lý ảnh số còn được sử dụng để tạo ra các mô hình 3D của cơ thể hoặc các cơ quan, giúp các bác sĩ lập kế hoạch phẫu thuật hoặc điều trị chính xác hơn. Trong phẫu thuật thần kinh hoặc ung thư, các mô hình 3D có thể giúp xác định vị trí chính xác của khối u hoặc mô bệnh để lên kế hoạch can thiệp. **Phẫu thuật robot** và **tương tác 3D** ngày càng được sử dụng trong phẫu thuật để cải thiện độ chính xác.

- **Theo dõi tiến trình điều trị:** Việc xử lý hình ảnh không chỉ giúp chẩn đoán ban đầu mà còn giúp theo dõi sự thay đổi của bệnh theo thời gian. Các hình ảnh y tế như CT, MRI hoặc X-quang có thể được sử dụng để theo dõi sự thay đổi của các khối u, mô bệnh trong suốt quá trình điều trị và đánh giá hiệu quả của phương pháp điều trị.

Các kỹ thuật phổ biến trong xử lý ảnh số y tế: **Lọc và khử nhiễu (Noise reduction):** Giúp loại bỏ các nhiễu ảnh không mong muốn từ hình ảnh, đảm bảo hình ảnh rõ ràng và dễ phân tích hơn. **Phân tích hình học (Geometrical analysis):** Áp dụng các thuật toán để phân tích hình dạng và cấu trúc của các đối tượng trong hình ảnh (như các khối u hoặc vết nứt trong xương). **Phân đoạn hình ảnh (Image segmentation):** Tách hình ảnh thành các phần tử riêng biệt để

dễ dàng phân tích các đối tượng hoặc cấu trúc cần chú ý. **Cải thiện độ tương phản (Contrast enhancement)**: Tăng cường độ tương phản giữa các vùng trong ảnh để giúp làm rõ các chi tiết quan trọng hơn. **Sự tái tạo hình ảnh 3D**: Sử dụng nhiều hình ảnh cắt ngang (ví dụ: CT, MRI) để tạo thành mô hình 3D của cơ thể hoặc các cơ quan. Điều này có thể giúp bác sĩ có cái nhìn toàn diện và chi tiết hơn về tình trạng bệnh lý. **Phân tích hình ảnh bằng AI**: Sử dụng học máy và AI để phân tích và nhận dạng các dấu hiệu bệnh lý trong hình ảnh, từ đó hỗ trợ bác sĩ trong việc chẩn đoán.

Thách thức và triển vọng:

- **Thách thức**: Các thách thức trong xử lý ảnh số y tế bao gồm việc đảm bảo tính chính xác của các thuật toán, đảm bảo bảo mật và bảo vệ dữ liệu của bệnh nhân, và sự cần thiết phải có đội ngũ chuyên gia có kỹ năng để quản lý và sử dụng các công cụ này.
- **Triển vọng**: Xử lý ảnh y tế đang ngày càng trở thành công cụ mạnh mẽ trong chăm sóc sức khỏe. Sự kết hợp giữa trí tuệ nhân tạo (**AI-Artificial Intelligence**), học sâu (deep learning), và các phương pháp xử lý hình ảnh tiên tiến sẽ tiếp tục phát triển, mang lại những tiến bộ lớn trong việc chẩn đoán, điều trị, và theo dõi bệnh.

Tóm lại: Xử lý ảnh số trong y học là một lĩnh vực rất quan trọng, giúp cải thiện độ chính xác trong chẩn đoán và điều trị bệnh. Các công nghệ như trí tuệ nhân tạo (AI) và học máy đang góp phần làm thay đổi cách thức các bác sĩ sử dụng và phân tích hình ảnh y tế, mở ra tiềm năng lớn cho việc nâng cao chất lượng chăm sóc sức khỏe.

1.2. TẠI SAO PHẢI XỬ LÝ ẢNH SỐ TRONG Y HỌC

Xử lý ảnh là một lĩnh vực y học quan trọng, trong ứng dụng của xử lý ảnh trong ngành y học thông qua phương pháp sử dụng các thuật toán. [1] Có thể áp dụng chúng vào việc phân đoạn ảnh y học, phát hiện bất thường và hỗ trợ chuẩn đoán. Phân đoạn ảnh y tế là quá trình tách các phần tử khác nhau trong ảnh y học, chẳng hạn như phân đoạn các cấu trúc xương, mô mềm và các cơ quan trong cơ thể. Điều này giúp cho việc phân tích và đánh giá các khu vực cụ thể trở nên dễ dàng hơn. Các thuật toán phân đoạn ảnh y học có thể giúp xác định vị trí của các cấu trúc và mô tế bào, đồng thời cung cấp thông tin quan trọng cho việc chẩn đoán bệnh. Ngoài ra, phát hiện bất thường là một ứng dụng khác của xử lý ảnh trong lĩnh vực y khoa. Khi có ảnh chụp của một khu vực cụ thể trong cơ thể, ta có thể sử dụng các thuật toán xử lý ảnh để phát hiện sự thay đổi bất thường so với trạng thái bình thường của cơ thể. Điều này giúp trong việc phát hiện và đánh giá các dấu hiệu của bệnh, như khối u, vết thương, hoặc các biểu

hiện không bình thường khác của các bộ phận trong cơ thể. Qua đó, việc phát hiện bất thường từ ảnh y khoa có thể hỗ trợ trong việc xác định và chẩn đoán các bệnh lý nhanh chóng, đồng thời thông qua xử lý ảnh y khoa cũng có thể hỗ trợ cho việc chẩn đoán bệnh kịp thời. Bằng cách áp dụng các phương pháp xử lý ảnh, ta có thể tạo ra các hệ thống hỗ trợ chẩn đoán tự động; các hệ thống này có thể phân tích các hình ảnh y học và cung cấp thông tin quan trọng cho việc chẩn đoán bệnh.

Bên cạnh đó, thông tin trực quan đóng vai trò quan trọng trong hầu hết mọi lĩnh vực của cuộc sống. Hiện nay, phần lớn thông tin này được thể hiện và xử lý bằng kỹ thuật số. Xử lý ảnh số ở khắp mọi nơi, với các ứng dụng từ truyền hình đến chụp cắt lớp, chụp ảnh cho đến in ấn và viễn thám cho robot,... Hình ảnh được tạo bởi nhiều thiết bị vật lý, như máy quay video và máy ảnh tĩnh, máy chụp X-quang và siêu âm, được sử dụng cho nhiều mục đích khác nhau như giải trí, y tế điều trị, kinh doanh (như tài liệu), các ngành công nghiệp, quân sự và dân sự (như giao thông), an ninh và khoa học. Mục tiêu chính là để trích xuất thông tin hữu ích về hiện trường vào hình ảnh. Hình ảnh chính lĩnh vực xử lý là:

- Chụp ảnh tia gamma (xạ hình xương, giải phẫu bệnh)
- Chụp X-quang (chụp động mạch);
- Chụp ảnh dải tia cực tím (in thạch bản);
- Hình ảnh trong dải nhìn thấy và hồng ngoại (quan sát thời tiết, nhận dạng dấu vân tay);
- Chụp ảnh băng tần vô tuyến (chụp X-quang).

Các lĩnh vực được đề cập ở trên, được phân loại dựa trên tần số dải tầm nhìn. Qua đó có thể thấy tầm quan trọng và vai trò việc xử lý hình ảnh được triển khai rộng rãi trong các hệ thống y tế, và cũng rất hữu ích trong các lĩnh vực khác của cuộc sống. Có một số lý do cho một hình ảnh có độ tương phản kém:

- Thiết bị có chất lượng kém;
- Thiếu chuyên môn của người vận hành;
- Các điều kiện bên ngoài bất lợi tại thời điểm chụp ảnh.

Những hiệu ứng này dẫn đến việc hình ảnh cung cấp không được như mong muốn. Do đó, những hình ảnh và video này có thể không tiết lộ tất cả thông tin chi tiết về cảnh được chụp và có thể trông mờ nhạt, không tự nhiên. Vì vậy, để khắc phục những nhược điểm trên, việc xử lý ảnh số là cần thiết và quan trọng. Việc sử dụng xử lý ảnh trong hỗ trợ chẩn đoán giúp tăng khả năng chẩn đoán chính xác và nhanh chóng, đồng thời giảm bớt công sức và thời gian của các chuyên gia y khoa, góp phần phòng, chữa bệnh từ sớm, từ xa và từ khi bệnh

chỉ ở mức độ dấu hiệu và triệu chứng, chưa ở mức độ nặng, nguy kịch đến tính mạng (đặc biệt là các bệnh ung thư và liên quan tới não bộ, mắt, phổi,...); từ đó tạo điều kiện, tiền đề cứu sống và chữa khỏi bệnh cho nhiều người bệnh.

1.2.1. Các lĩnh vực ứng dụng của xử lý ảnh số trong y học

1.2.1.1. Nâng cao hình ảnh

Xử lý ảnh số chủ yếu được sử dụng để cải thiện tốc độ xử lý, độ tương phản của ảnh và giảm nhiễu hình ảnh. Lĩnh vực ứng dụng của xử lý ảnh là ảnh nâng cao, phục hồi ảnh và phân đoạn ảnh.

Cải thiện hình ảnh là cải thiện sự chi tiết hình ảnh bằng cách tăng ưu điểm, ưu thế của một số tính năng nhất định hoặc giảm sự mờ nhạt, không rõ ràng giữa các vùng khác nhau của hình ảnh.

Quá trình nâng cao các kỹ thuật để cải thiện hình thức trực quan của hình ảnh hoặc chuyển đổi hình ảnh sang dạng phù hợp hơn để con người hoặc máy tính phân tích, đánh giá, chuẩn đoán rõ nét. Mục đích của phương pháp nâng cao hình ảnh là tăng khả năng hiển thị và chi tiết các khu vực hoặc toàn bộ của hình ảnh.

Hình ảnh nâng cao cung cấp các điểm ảnh rõ ràng để đọc và chẩn đoán được, hỗ trợ các quyết định điều trị, xử lý trích xuất đặc trưng trong hệ thống thị giác máy tính. Nhiều hình ảnh như kỹ thuật số nhiếp ảnh, phân tích hình ảnh y tế, kính hiển vi điện tử, viễn thám, tinh thể lỏng xử lý hiển thị đi-ốt (diode) và trực quan hóa khoa học có độ tương phản thấp. Vì vậy cần phải cải thiện độ tương phản.

1.2.1.2. Khôi phục hình ảnh

Phục hồi hình ảnh đề cập đến một lớp phương pháp nhằm loại bỏ hoặc giảm bớt sự suy giảm đã xảy ra trong khi thu được ảnh số. Đây là lĩnh vực liên quan để cải thiện sự xuất hiện của một hình ảnh. Tất cả hình ảnh tự nhiên khi hiển thị đều có trải qua một số loại suy giảm, chẳng hạn như: trong chế độ hiển thị, trong chế độ thu nhận hoặc trong chế độ điều trị. Sự xuống cấp của hình ảnh có thể là do cảm biến bị nhiễu, mờ do máy ảnh thiếu tiêu điểm, chuyển động tương đối của máy ảnh, nhiễu loạn khí quyển ngẫu nhiên,... Việc khôi phục hình ảnh khác với nâng cao hình ảnh ở chỗ hình ảnh được ưu tiên nhiều hơn đến việc trích xuất các đặc điểm của hình ảnh hơn là khôi phục hoặc suy giảm chất lượng. Ngoài ra, các vấn đề về khôi phục hình ảnh có thể được định lượng chính xác trong khi cải thiện tiêu chí, khó thể hiện bằng toán học (Kundur and Hatzinakos, 1998).

Khôi phục hình ảnh, đặc biệt trong bối cảnh học, là quá trình phục hồi, cải thiện hoặc tái tạo chất lượng của hình ảnh y khoa bị hỏng, mờ hoặc thiếu dữ

liệu. Điều này thường được thực hiện khi các hình ảnh được thu thập qua các phương pháp hình ảnh y học như X-quang, CT scan, MRI, siêu âm hoặc các phương pháp khác bị ảnh hưởng bởi các yếu tố như nhiễu, tốc độ phân tích giải nén hoặc bị mất một phần thông tin gây ra sự cố trong quá trình thu thập hình ảnh

1.2.1.3. Phân đoạn hình ảnh

Phân đoạn hình ảnh là quá trình phân chia hình ảnh kỹ thuật số thành nhiều phân đoạn bộ điểm ảnh (pixel), nhóm các vùng hoặc phân đoạn một hình ảnh theo các nhãn lớp tương ứng. Tác vụ này tương đương với việc nhóm các điểm ảnh. Ngoài phân loại, phân đoạn hình ảnh cũng yêu cầu khoanh vùng (xác định vị trí chính xác của một đối tượng bằng cách xác định ranh giới của chúng). Mục tiêu của việc phân đoạn là sửa đổi hoặc làm lại hình minh họa của một bức tranh thành một thứ gì đó có ý nghĩa hơn và dễ phân tích hơn. Việc phân đoạn hình ảnh nói chung là được sử dụng để xác định vị trí các đối tượng và ranh giới (đường, đường cong, v.v.) trong hình ảnh. Phân đoạn chia hình ảnh thành các vùng hoặc các đối tượng cấu thành có đặc điểm tương tự theo một bộ tiêu chí được xác định trước. Đây là quá trình gán nhãn cho từng điểm ảnh của hình ảnh, sao cho các điểm ảnh có cùng một nhãn, có chung những đặc điểm hình ảnh nhất định. Kết quả của phân đoạn hình ảnh là một tập hợp các phân đoạn bao phủ toàn bộ hình ảnh hoặc một tập hợp của các đường viền được trích xuất từ hình ảnh (như phát hiện cạnh). Mỗi điểm ảnh trong một vùng tương tự như một đặc tính hoặc thuộc tính được tính toán, chẳng hạn như màu sắc, cường độ hoặc kết cấu. Các ứng dụng của phân đoạn ảnh là phát hiện đèn phanh, nhận diện khuôn mặt, phát hiện khối u và định vị đối tượng trong ảnh vệ tinh.

1.2.2. Một số kỹ thuật xử lý ảnh (được dùng trong luận văn)

- Kết hợp hình ảnh dựa trên phần tử ảnh hay điểm ảnh (pixel);
- Tổng hợp hình ảnh dựa trên tần số sóng;
- Các mức tổng hợp ảnh:
 - + Tổng hợp điểm ảnh;
 - + Tổng hợp cấp độ tính năng;
 - + Tổng hợp cấp độ quyết định;
- Tổng hợp cấp độ tính năng;
- Tổng hợp cấp độ quyết định;
- Các kiểu tổng hợp ảnh:
 - + Kết hợp nhiều góc nhìn

- + Kết hợp đa phương thức
- + Kết hợp đa thời điểm
- + Kết hợp đa tiêu điểm
- + Kết hợp khôi phục hình ảnh
- Tổng hợp ảnh đa phương thức;
 - + Chụp cộng hưởng từ;
 - + Chụp cắt lớp vi tính (CT- Computerized tomography)
 - + Chụp cắt lớp phát xạ positron
- Một số hướng tiếp cận trong tổng hợp ảnh y tế đa phương thức:
 - + Phương pháp dựa trên phân rã đa tầng;
 - + Phương pháp dựa trên học máy (có cấu trúc đơn giản);
 - + Các phương pháp logic mờ (FL- Fuzzy logic);
 - + Phương pháp biểu diễn rải rác (SR-sparse representation);
 - + Các phương pháp dựa trên thay thế không gian con và thành phần;
 - + Phương pháp hình thái;
 - + Phương pháp dựa trên học sâu (DL - Deep learning);
- Đánh giá hiệu năng của tổng hợp ảnh
- Tổng hợp ảnh dựa trên các điểm ảnh nổi bật
 - + Sử dụng bộ lọc song phương chéo
 - + Bộ lọc song phương chéo
 - + Quy tắc kết hợp dựa trên điểm ảnh
 - + Các thông số để đánh giá hiệu suất kết hợp
- Tổng hợp ảnh y tế đa phương thức dựa trên bộ lọc song phương và năng lượng gradient cục bộ;
 - + Trong phần này, một phương pháp tổng hợp hình ảnh y tế đa phương thức được đề xuất và thảo luận chi tiết.
 - + Tương tự như nhiều sơ đồ tổng hợp hình ảnh y tế, phương pháp đề xuất bao gồm ba bước: phân rã, quy tắc tổng hợp và tái thiết.
- Tổng hợp kỹ thuật lọc ảnh bảo toàn biên đa mức:
 - + Giá trị trung bình có trọng số lọc độ cong (WMCF);
 - + Độ dốc hình thái đa cấp (MLMG)

+ Mạng thần kinh ghép xung (PCNN).

1.2.3. Tổng hợp ảnh y học đa phương thức

1.2.3.1. Tổng hợp ảnh và tổng hợp ảnh trong y học

Thuật ngữ tổng hợp có nghĩa là trích xuất thông tin thu được trong một số lĩnh vực. Tổng hợp hình ảnh nhằm mục đích tổng hợp thông tin bổ sung từ tất cả các khung hình vào một hình ảnh duy nhất chứa thông tin mà “chất lượng” không thể có được bằng cách khác, ít mờ hơn, ít nhiễu hơn, ít biến dạng hình học hơn và không gian cao hơn độ phân giải. Nói chung mục đích của việc tổng hợp hình ảnh là:

- Trích xuất tất cả thông tin hữu ích từ hình ảnh nguồn
- Không đưa ra những tạo tác hoặc sự không nhất quán sẽ làm mất tập trung người quan sát

- Đáng tin cậy và mạnh mẽ đối với những điểm không hoàn hảo như tổng hợp hình ảnh đã được sử dụng trong một số lĩnh vực ứng dụng không thể tiếp cận phát hiện như khoa học vũ trụ, hình ảnh trị liệu...

- Ở xa cảm biến và thiên văn học, phản ứng tổng hợp đa cảm biến được áp dụng để thu được không gian và quang phổ cao.

- Kết hợp hình ảnh dựa trên phần tử ảnh hay điểm ảnh (pixel): Phương pháp kết hợp hình ảnh dựa trên pixel hoạt động bằng cách kết hợp các giá trị pixel của hai hoặc nhiều hình ảnh để tổng hợp. Một trong những cách đơn giản nhất của các phương pháp kết hợp hình ảnh này chỉ đơn giản lấy cường độ pixel trung bình của nguồn. Các phương pháp này bị ảnh hưởng bởi độ mờ, ảnh hưởng trực tiếp đến độ tương phản của hình ảnh.

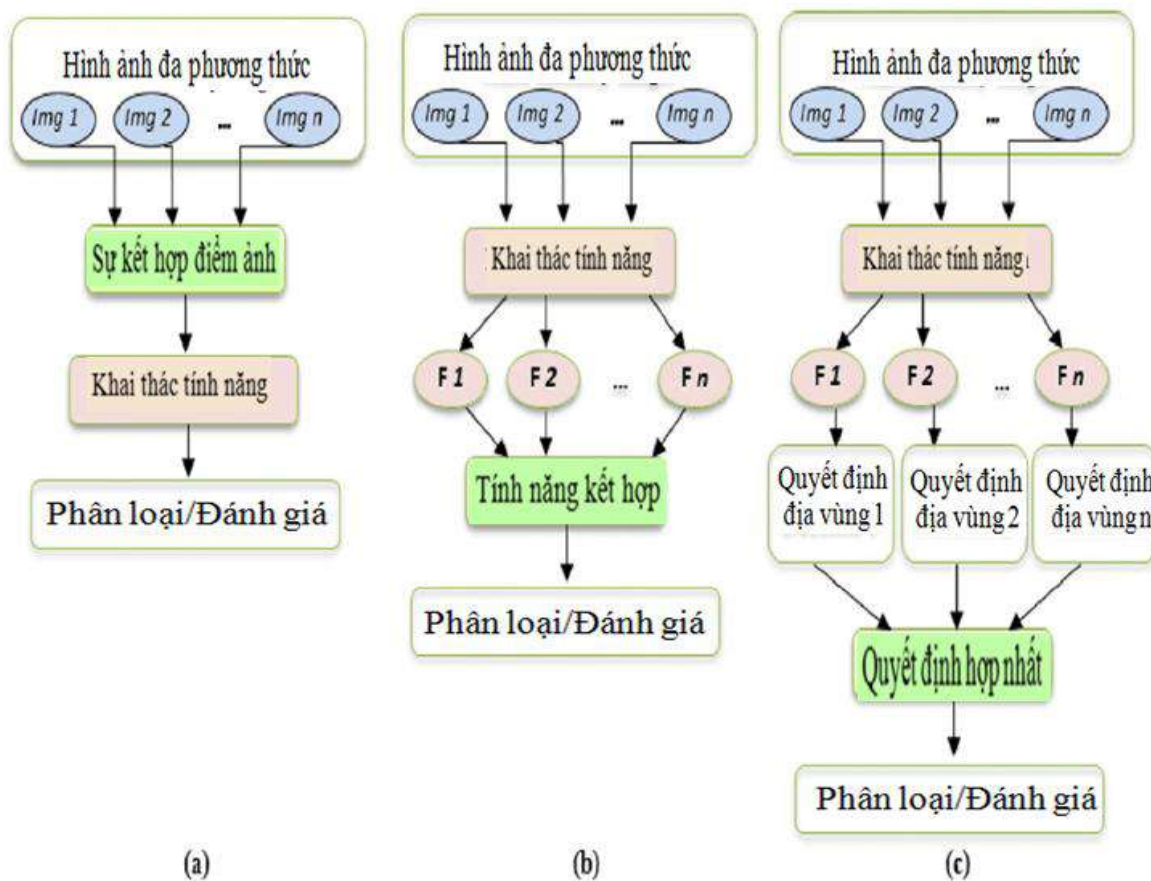
- Tổng hợp hình ảnh dựa trên tần số sóng: Phép biến đổi dựa trên tần số sóng, phân tách hình ảnh thành tần số hình ảnh sóng thấp-cao (T-C), cao-thấp (C-T), cao-cao (C-C) các dải tần ở các thang đo khác nhau và các dải tần số thấp-thấp (T-T) ở thang đo thống nhất.

Tổng hợp hình ảnh trong y học: là quá trình thu thập, xử lý và phân tích các hình ảnh y khoa được sử dụng trong kỳ vọng, điều trị và nghiên cứu các bệnh lý. Những hình ảnh này có thể được tạo ra từ các kỹ thuật hình ảnh y tế như X-quang, siêu âm, CT scan, MRI, PET scan, và các công nghệ hình ảnh công nghệ khác.

1.2.4. Các mức tổng hợp ảnh, tổng hợp ảnh trong y học

Mức độ trừu tượng có thể được phân loại thành ba lớp: pixel, tính năng và quyết định. Mỗi cấp độ đều có ưu điểm và nhược điểm khi giải quyết tính bổ sung của thông tin đa phương thức.

Một số đặc điểm có thể giúp so sánh giữa chúng, bao gồm mật thông tin, độ phức tạp tính toán, độ nhạy với nhiễu và độ chính xác phân loại. Các mức độ trừu tượng trong tổng hợp ảnh cũng có thể được phân loại tương tự, phản ánh sự phát triển từ cụ thể đến tổng quát. Ngoài ra, mỗi cấp độ này giúp tạo ra những cách tiếp cận khác nhau đối với việc hiểu và phân tích hình ảnh, từ những hình ảnh cụ thể dễ nhận diện cho đến những ý tưởng sâu sắc và trừu tượng. Điển hình như: Mức độ cụ thể, đây là mức độ gần gũi nhất với thực tế, nơi hình ảnh chứa đựng các đối tượng cụ thể và dễ nhận diện. Ví dụ, một bức chân dung, một cảnh vật, hoặc hình ảnh một con vật. Người xem có thể nhận ra ngay lập tức nội dung của hình ảnh. Mức độ tổng quát (Abstract Level): Ở cấp độ này, hình ảnh bắt đầu thể hiện các khái niệm và mối quan hệ giữa các đối tượng mà không chỉ dừng lại ở các đối tượng đơn lẻ. Ví dụ, một bức tranh thể hiện một cảnh vật với nhiều đối tượng tương tác, như con người trong môi trường tự nhiên. Những hình ảnh này mang tính khái quát hơn và có thể truyền đạt nhiều thông điệp khác nhau.



Hình 1.1. Các mức tổng hợp hình ảnh: (a) mức pixel, (b) mức tính năng và (c) mức quyết định. [1]

1.2.4.1. Tổng hợp cấp độ điểm ảnh trong y học

- Sự tổng hợp cấp độ pixel hoạt động trực tiếp trên các pixel trong lớp dữ liệu gốc. Nó kết hợp thông tin cấp thấp trong ảnh thô đại diện Hình ảnh 1. Có một số yêu cầu đối với hình ảnh tổng hợp: ¹Tất cả thông tin nổi bật phải được giữ nguyên; ²Không được tạo ra sự giả tạo hoặc mâu thuẫn trong quá trình tổng hợp; ³Tính bất biến dịch chuyển cần được bảo toàn [1]. Do đó, các thuật toán có thể hoạt động trên các điểm ảnh thô hoặc trên các hệ số đa độ phân giải tương ứng. Để đáp ứng các yêu cầu trong các ứng dụng y tế, mức độ điểm ảnh về cơ bản đã được nghiên cứu để chẩn đoán các hình ảnh đa phương thức của não, như quét chụp cộng hưởng từ - chụp cắt lớp (MRI-CT) , phát xạ vị trí chụp cắt lớp - chụp cộng hưởng từ (PET-MRI) và khối u dựa trên chụp cộng hưởng từ - chụp cắt lớp - phát xạ vị trí chụp cắt lớp (MRI-CT-PET) quét chẩn đoán. Các ứng dụng khác nổi lên như chẩn đoán dựa trên MRI - chụp cộng hưởng từ về ung thư vùng bụng, phát xạ vị trí chụp cắt lớp - chụp cắt lớp (PET-CT) ngược và lập kế hoạch điều trị ung thư não dựa trên phản ứng tổng hợp chụp cộng hưởng từ - chụp cắt lớp (MRI-CT) . Do đó, các kỹ thuật này dễ dàng và dễ thực hiện hơn so với các cấp độ cao hơn. Chủ yếu, các phương pháp này hoạt động với nhiều thông tin vì mô hơn liên quan đến một số biện pháp tương tự khách quan. Tuy nhiên, kết quả chủ yếu bị ảnh hưởng bởi hiệu ứng làm mờ, ảnh hưởng trực tiếp đến độ tương phản của hình ảnh; bên cạnh yêu cầu cao về độ nhạy với nhiễu, thông tin và thời gian xử lý trước ở cấp độ này cao hơn. Hiện nay, hầu hết các đột phá đều được đề xuất ở cấp độ này vẫn là cơ sở cho các cấp độ cao hơn xử lý thời gian. Trong khi nghiên cứu đáng kể đã được thực hiện ở cấp độ thấp, thì có ít công việc được đề xuất ở cấp độ trung bình và cao hơn. Sau khi trích xuất tính năng mục tiêu, các phương pháp tổng hợp này thường áp dụng các thuật toán phân loại bao gồm nhưng không giới hạn ở các thuật toán trích xuất cấu trúc nổi bật, máy vectơ hỗ trợ (support vector machine - SVM), mạng thần kinh và phân cụm mờ .

1.2.4.2. Tổng hợp cấp độ tính năng trong y học

Các thuật toán tổng hợp cấp trung hoạt động dựa trên các tính năng được trích xuất từ cảm biến hình ảnh. Đầu tiên, các kỹ thuật tính toán thông minh được sử dụng để nhận dạng các đối tượng từ đầu vào và trích xuất chủ đề, ví dụ: sử dụng các quy trình phân đoạn như minh họa trong Hình 1.1 (b). Các vùng được trích xuất có nhiều thông tin hơn và mô tả nội dung tốt hơn điểm ảnh. Do đó, các tính năng tương tự từ các phương thức khác nhau được phân bổ cho nhau. Sau đó, các thuật toán tổng hợp chúng trong một mục đích cụ thể và dựa trên các kỹ thuật tiên tiến bao gồm các quy tắc tổng hợp thông minh và ngữ nghĩa. Một nghiên cứu so sánh trong [1] đã báo cáo rằng các phương pháp cấp

trung đã tránh được nhược điểm của thuật toán dựa trên pixel về độ tương phản, độ nhạy với nhiễu và đăng ký sai mặc dù nó vẫn còn có những thiếu sót. Trong quá trình trích xuất vùng, một số thành phần không mong muốn có thể được đưa vào các vùng được phân đoạn gây ra biến dạng không gian, ngoài ra còn cần phải lựa chọn chính xác kỹ thuật phân đoạn. Nhiều sự kết hợp đa phương thức được ứng dụng trong lĩnh vực y tế, chẳng hạn như MRI-CT não [1] và lập kế hoạch điều trị ung thư MRI-CT. Các ứng dụng khác cũng đã được nghiên cứu trong tài liệu như FDG PET-T1 MRI dựa trên phổi và Ultrasound-SPECT(Single Photon Emission Computed Tomography).

1.2.4.3. Tổng hợp cấp độ quyết định

Mức quyết định là mức trừu tượng cao nhất, còn được gọi là mức diễn giải hoặc mức tổng hợp ký hiệu. Quá trình tổng hợp, tổng hợp thông tin xuất phát từ việc phân loại sơ bộ. Đầu tiên, các đặc điểm được xác định và trích xuất từ mỗi ảnh nguồn, sau đó được phân loại bằng cách sử dụng các bộ phân loại cục bộ để tạo thành các kết quả tương ứng. Cuối cùng, các quy tắc quyết định được áp dụng để tổng hợp chúng nhằm củng cố cách giải thích và hiểu biết chung về các đối tượng. Thách thức cơ bản của cấp độ này nằm ở nhu cầu có kiến thức sẵn có, khó có được do sự thay đổi về đặc điểm của mục tiêu và môi trường. Gần đây, học máy với những tiến bộ gần đây trong kỹ nguyên học sâu, đã góp phần ở cấp độ này như FDG PET-T1 MRI. Một nghiên cứu gần đây đã phân loại các phương pháp tổng hợp cấp quyết định thành hai loại: kết hợp mềm, trong đó một số được bộ phân loại đưa ra để phản ánh độ tin cậy của nó trong quyết định; các phương pháp kết hợp cứng trong đó các giá trị thành viên thông tin logic được tổng hợp [1]. Bản tóm tắt về hiệu suất ở mức độ nhiệt hạch khác nhau theo một số đặc điểm được minh họa trong Bảng 1.

| Đặc trưng | Điểm ảnh | Tính năng | Giải Quyết |
|------------------------|-----------------|------------------|-------------------|
| Mất thông tin | Tối thiểu | Trung bình | Tối đa |
| Nội dung thông tin | Cao nhất | Trung bình | Thấp nhất |
| Độ khó của phương pháp | Dễ nhất | Trung bình | Khó nhất |
| Sơ chế | Tối đa | Trung bình | Tối thiểu |
| Hiệu suất phân loại | Tồi tệ nhất | Trung bình | Tốt nhất |
| Nhạy cảm với tiếng ồn | Cao nhất | Trung bình | Thấp nhất |

Bảng 1.1. Đặc điểm của mức độ tổng hợp hình ảnh. [1]

1.2.5. Các kiểu tổng hợp ảnh

Kết hợp nhiều góc nhìn: Sự kết hợp hình ảnh nhiều góc nhìn hoạt động trên cùng một phương thức được chụp ở cùng nơi nhưng dưới những góc nhìn khác nhau hoặc trong những điều kiện môi trường khác nhau. Mục đích là cung cấp thông tin bổ sung từ các góc độ khác nhau trong một hình ảnh duy nhất được tổng hợp với độ phân giải cao.

Kết hợp đa phương thức: Sự kết hợp đa phương thức của hình ảnh từ các cảm biến khác nhau (chẳng hạn như hình ảnh nhìn thấy qua hồng ngoại, chụp cộng hưởng từ và phát xạ vị trí chụp cắt lớp, chụp cắt lớp và chụp cộng hưởng từ, chụp cắt lớp và phát xạ vị trí chụp cắt lớp, hoặc hình ảnh vệ tinh toàn sắc và đa phổ). Mục tiêu là giảm và tăng cường lượng dữ liệu để tập trung vào thông tin cụ thể theo băng tần .

Kết hợp đa thời điểm: Sự kết hợp các hình ảnh được chụp ở các thời điểm khác nhau để phát hiện những thay đổi giữa chúng hoặc để tổng hợp các hình ảnh thực tế của các vật thể chưa được chụp trong khung thời gian mong muốn (Michel et al., 2007). Mục đích là để phát hiện những thay đổi.

Kết hợp đa tiêu điểm: Sự kết hợp đa điểm của các hình ảnh từ ba chiều được chụp nhiều lần với các tiêu cự khác nhau. Hình ảnh gốc có thể được chia thành các vùng sao cho mỗi vùng được tập trung vào ít nhất một kênh. Mục đích là để xác định các khu vực mục tiêu và kết hợp chúng.

Kết hợp khôi phục hình ảnh: Việc kết hợp hai hoặc nhiều hình ảnh của cùng một cảnh và phương thức, mỗi hình ảnh đó đều bị mờ và nhiễu, có thể dẫn đến hình ảnh bị mờ và gợn gàng.

Mỗi phương pháp phải tính đến không chỉ mục đích của sự tổng hợp và đặc điểm của từng cảm biến mà còn phải tính đến các điều kiện hình ảnh cụ thể, giảm nhiễu, hình học hình ảnh, độ chính xác cần thiết và các thuộc tính dữ liệu phụ thuộc của ứng dụng.

1.2.6. Tổng hợp ảnh đa phương thức trong y học

Trong nhiều thập kỷ qua, hình ảnh điều trị đã khẳng định vai trò quan trọng và thiết yếu không thể tránh khỏi trong một số ứng dụng, cũng như xác định, tiếp tục, điều trị và đào tạo. Tổng hợp các hình ảnh đa phương thức trong y học là quá trình kết hợp các hình ảnh được thu thập từ nhiều phương pháp hình ảnh y học khác nhau (như X-quang, CT scan, MRI, PET , siêu âm, vv.) để tạo ra một hình ảnh duy nhất, chứa đựng thông tin phong phú và an toàn hơn về tình trạng bệnh nhân. Để hỗ trợ các bác sĩ, nhiều phương thức hình ảnh phục hồi khác nhau được tìm thấy là có thể tiếp cận, phản ánh dữ liệu hoàn toàn khác nhau liên quan đến các cơ quan và mô của con người, cũng như các lĩnh vực ứng dụng riêng biệt của chúng.

Ví dụ, các hình ảnh phục hồi bỏ trợ như Chụp cộng hưởng từ, Chụp cắt lớp vi tính, Chụp siêu âm và Chụp mạch cộng hưởng từ cung cấp hình ảnh chất lượng cao với thông tin giải phẫu.

Mặc dù các hình ảnh trị liệu thực dụng, ví dụ, Chụp cắt lớp phát xạ vị trí, Chụp quét phát xạ đơn photon và chụp MRI chức năng cung cấp hình ảnh hữu ích cho các mục tiêu không gian thấp với dữ liệu hữu ích, một phương pháp chụp ảnh y tế độc đáo cung cấp thông tin chính xác và sâu rộng.

Theo cách này, việc tổng hợp các hình ảnh trị liệu đa phương thức để từ bỏ nhiều kiến thức có giá trị hơn thông qua tổng hợp hình ảnh đã trở thành mục tiêu chính của phân tích hình ảnh.

Việc tổng hợp hình ảnh đa phương thức cho một ứng dụng lâm sàng nhất định là vô cùng cần thiết. Một hình ảnh tổng hợp hoàn hảo phải chứa từng dữ liệu có mục đích và đặc điểm trừu tượng trong khi không có sự trừu tượng hoặc biến dạng màu sắc. Nhiều phương pháp đã được đề xuất để tổng hợp thông tin hình ảnh đa phương thức.

Mỗi phương pháp đều có phạm vi hạn chế cho một ứng dụng cụ thể. Một số phương thức là Chụp cộng hưởng từ, Chụp cắt lớp vi tính và Chụp cắt lớp phát xạ positron (Positron Emission Tomography).

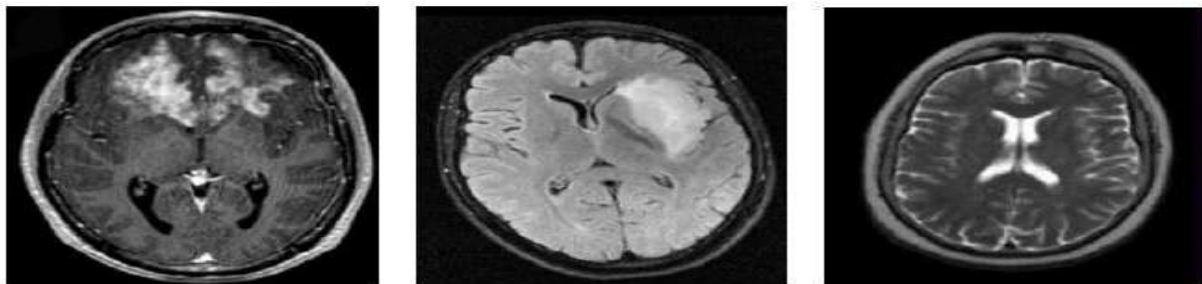
1.2.6.1. Chụp cộng hưởng từ

Chụp cộng hưởng từ (MRI) là một kỹ thuật chẩn đoán hình ảnh không xâm lấn, sử dụng từ trường mạnh và sóng vô tuyến để tạo ra các hình ảnh chi tiết về cấu trúc và chức năng của các cơ quan, mô và mô mềm trong cơ thể. MRI rất hữu ích trong việc phát hiện và theo dõi các bệnh lý liên quan đến não, cột sống, khớp, cơ, và các cơ quan nội tạng.

Chụp cộng hưởng từ được biết đến rộng rãi là chụp Chụp cộng hưởng từ (MRI) hoặc quét MRI được sử dụng cho các thủ thuật chụp ảnh y tế. Nó sử dụng từ trường và sóng vô tuyến để chụp ảnh bên trong cơ thể, như thể hiện trong Hình 1.2.

Đặc biệt hữu ích khi thu thập hình ảnh của các mô mềm như các cơ quan và cơ không xuất hiện trên phim chụp X-quang. MRI được sử dụng để tìm kiếm hoặc chẩn đoán các rối loạn mô mềm như: Sự sắp xếp của não, bao gồm khối u và chứng mất trí nhớ; Chấn thương thể thao; Các vấn đề về cơ xương; Chấn thương cột sống; Bất thường về mạch máu; Các vấn đề về vùng chậu ở phụ nữ; Các vấn đề về tuyến tiền liệt; Đường tiêu hóa; Các tình trạng về tai, mũi và họng; Chấn thương khớp; Bệnh lý mô mềm và xương. Máy quét Chụp cộng hưởng từ là một phương pháp hình ảnh y khoa sử dụng từ trường và sóng radio

để tạo ra hình ảnh chi tiết về các cơ quan và mô trong cơ thể và là một thiết bị phức tạp, đắt tiền khi sử dụng và chỉ có ở các trung tâm chuyên khoa (hình 1.2):



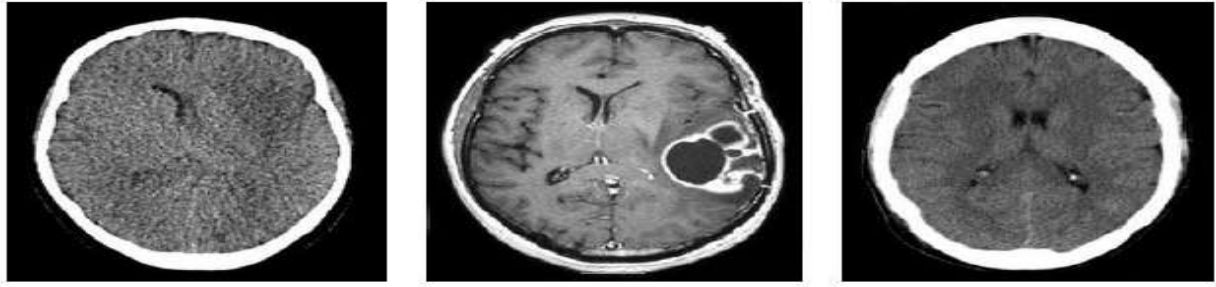
Hình 1.2. Hình ảnh MRI của các bệnh nhân khác nhau. [1]

Nhược điểm chính của hình ảnh MRI là độ nhạy chuyển động tương đối của nó, khiến nó trở thành một kỹ thuật khó để đánh giá các cơ quan liên quan đến chuyển động như khối u ở miệng. Việc sử dụng tổng hợp hình ảnh đa phương thức có thể khắc phục hạn chế này. Tổng hợp hình ảnh đa phương thức cho phép tái tạo và dự đoán thông tin bị thiếu trong MRI. Hình ảnh MRI và các phương thức khác khi được sử dụng với các kỹ thuật tổng hợp hình ảnh đã cho thấy độ chính xác hình ảnh được cải thiện và khả năng ứng dụng lâm sàng thực tế. Một số nghiên cứu cố gắng kết hợp MRI với các phương thức khác bằng các phương pháp tổng hợp hình ảnh như CT với MRI và MRI với PET. Đây là những nghiên cứu kết hợp quan trọng nhất vì sự trưởng thành của công nghệ và tính dễ sử dụng trong bối cảnh lâm sàng.

1.2.6.2. Chụp cắt lớp vi tính

Chụp cắt lớp vi tính (CT) được biết đến rộng rãi là chụp CT hoặc chụp CT là một kỹ thuật chụp ảnh y tế đã tạo ra tác động đáng kể đến chẩn đoán và đánh giá y tế. Kỹ thuật này sử dụng tia X để tạo ra hình ảnh cắt ngang của cơ thể, như thể hiện trong Hình 1.3.

Tương tự như hình ảnh MRI, hình ảnh CT được sử dụng trong nhiều ứng dụng y tế trong các điều kiện lâm sàng thực tế. Có một số lĩnh vực ứng dụng mà hình ảnh CT được coi là phương thức chính. Một số ứng dụng chính là: Chẩn đoán ung thư đầu và cổ; Điều trị ung thư phổi; Đo lường chất lượng cấy ghép hạt giống tuyến tiền liệt, điều trị ung thư; Chẩn đoán khối u gan; Phát hiện khối u; Chẩn đoán ung thư phụ khoa; Phát hiện khối lượng khối u thô; Điều trị chiếu xạ vùng chậu; Chẩn đoán ung thư trực tràng tái phát tại chỗ; Điều trị ung thư đại trực tràng và hóa trị; Khối u rắn ngoài sọ ở trẻ em; Kích thích não sâu; Phẫu thuật khối u xương và chẩn đoán ung thư; Đánh giá ung thư vú; Sinh thiết; Điều trị ung thư cổ tử cung; Đặc điểm khối u tuyến tụy.



Hình 1.3. Hình ảnh CT của các bệnh nhân khác nhau. [1]

Những nhược điểm chính của chụp CT là: (i) đặc điểm mô bị hạn chế do bản chất của đầu dò tia X, (ii) hạn chế chụp CT ở các lát cắt ngang và giới hạn thực tế về số lượng tia X có thể tạo ra trong thời gian quét ngắn. Công nghệ tổng hợp hình ảnh cố gắng khắc phục những hạn chế này bằng cách kết hợp các phương thức khác như CT với MRI và CT với PET.

1.2.6.3. Chụp cắt lớp phát xạ positron

Chụp cắt lớp phát xạ positron được biết đến rộng rãi như là chụp PET (Positron Emission Tomography): là một phương pháp dự đoán hình ảnh học. Nó sử dụng positron phát xạ phóng xạ đồng vị để tạo ra hình ảnh hình ảnh về hoạt động trao đổi chất trong cơ bản. Chụp cắt lớp phát xạ positron hoặc quét PET là một loại chụp ảnh trong y học hạt nhân. Y học hạt nhân là một nhánh của chụp ảnh y tế sử dụng một lượng nhỏ vật liệu phóng xạ để chẩn đoán và điều trị mức độ nghiêm trọng của nhiều bệnh khác nhau, bao gồm nhiều loại ung thư, bệnh tim, rối loạn tiêu hóa, nội tiết, thần kinh và các bất thường khác trong cơ thể.

Vì các quy trình y học hạt nhân có thể xác định hoạt động phân tử trong cơ thể, do đó, nó có khả năng xác định bệnh ở giai đoạn đầu, cũng như phản ứng ngay lập tức của bệnh nhân đối với các can thiệp điều trị.

Các quy trình chụp ảnh y học hạt nhân không xâm lấn và ngoại trừ các mũi tiêm tĩnh mạch, nhìn chung là các xét nghiệm y tế không đau giúp bác sĩ chẩn đoán và đánh giá các tình trạng bệnh lý.

Positron Emission Tomography (PET) là một phương pháp chẩn đoán hình ảnh trong y học, sử dụng một loại chất phóng xạ để hình dung các hoạt động của cơ thể, đặc biệt là trong các mô và cơ quan.

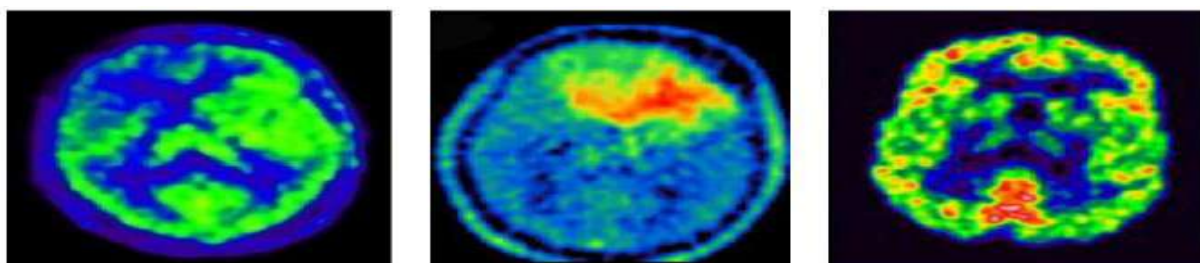
PET có ưu điểm là cung cấp thông tin về chức năng của các cơ quan, giúp phát hiện bệnh ở giai đoạn sớm hơn so với các phương pháp hình ảnh khác.

Các máy quét hình ảnh này sử dụng các vật liệu phóng xạ được gọi là dược phẩm phóng xạ hoặc chất đánh dấu phóng xạ.

Tùy thuộc vào loại xét nghiệm y học hạt nhân chất đánh dấu phóng xạ được tiêm vào cơ thể, nuốt hoặc hít vào dưới dạng khí, và sau đó tích tụ trong cơ quan hoặc khu vực của cơ thể cần xét nghiệm.

Các phát xạ phóng xạ của chất đánh dấu phóng xạ được phát hiện bởi một máy ảnh hoặc thiết bị chụp ảnh đặc biệt tạo ra hình ảnh và cung cấp thông tin phân tử, như thể hiện trong Hình 1.4.

Có một số lĩnh vực ứng dụng mà hình ảnh PET được coi là phương pháp điều trị, chẩn đoán. Một số ứng dụng chính là: Đo lưu lượng máu đến cơ tim; Chuyển hóa glucose (cơ thể sử dụng đường như thế nào); Tìm ra giai đoạn ung thư; Hiển thị hiệu quả của phương pháp điều trị ung thư bằng thuốc; Hiển thị sự khác biệt giữa mô sẹo và mô ung thư đang hoạt động; Hiển thị tác động của cơn đau tim; Đánh giá các bất thường ở não, chẳng hạn như khối u, rối loạn trí nhớ và rối loạn hệ thần kinh [1].



Hình 1.4. Hình ảnh PET của các bệnh nhân khác nhau [1].

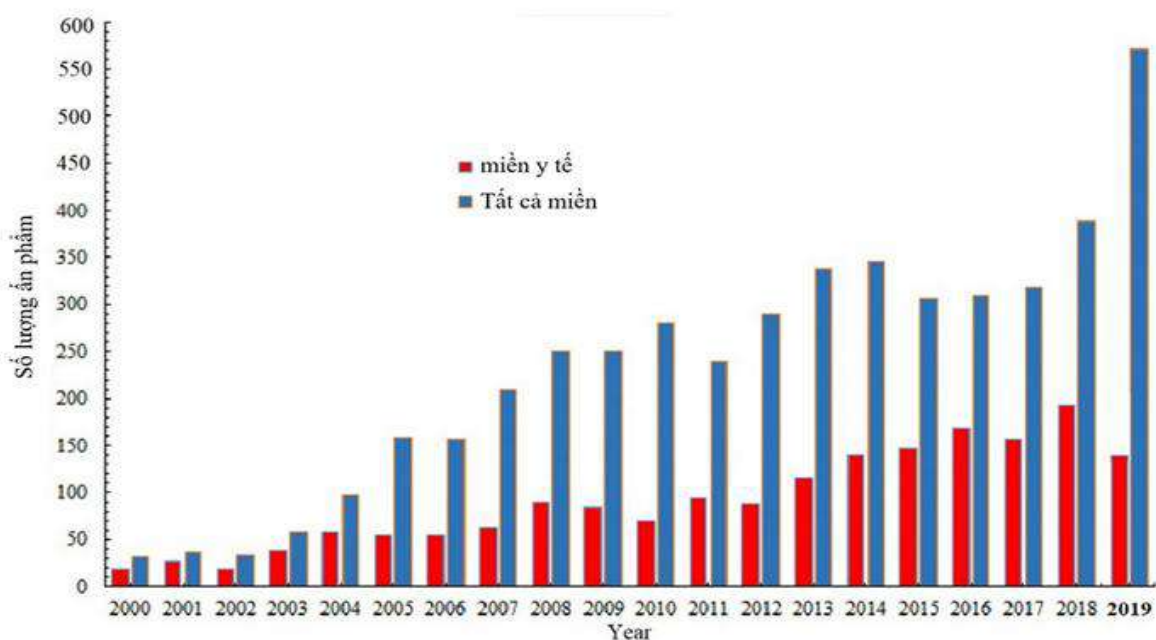
Giới hạn độ phân giải của hình ảnh PET là một trong những thách thức chính. Việc sử dụng các kỹ thuật tổng hợp để cải thiện chất lượng hình ảnh đang thu hút sự quan tâm ngày càng tăng. Việc sử dụng dữ liệu PET kết hợp với một số phương thức hiện có sử dụng các kỹ thuật tổng hợp hình ảnh bao gồm MRI với PET và CT với PET [1].

1.2.7. Một số hướng tiếp cận trong tổng hợp ảnh y học đa phương thức

Kể từ những thập kỷ qua, số lượng tài liệu khoa học dành riêng cho tổng hợp hình ảnh đa phương thức (multi-modality image fusion - MMIF) đã tăng lên đáng kể. MMIF là một kỹ thuật kết hợp hình ảnh từ nhiều phương pháp chụp khác nhau để tạo ra một hình ảnh duy nhất, toàn diện, chứa thông tin quan trọng từ mỗi nguồn. Kỹ thuật MMIF này thường được sử dụng trong các lĩnh vực như y học, viễn thám và thị giác máy tính. MMIF là một phương pháp mạnh mẽ giúp tối ưu hóa sức mạnh của các kỹ thuật hình ảnh khác nhau, dẫn đến việc phân tích và hiểu dữ liệu hình ảnh tốt hơn. Multi-modal Medical Image Fusion (MMIF) là quá trình kết hợp nhiều hình ảnh y tế từ các phương thức khác nhau vào một hình ảnh duy nhất có cấu trúc tốt hơn. Phương pháp này có vai trò quan

trọng trong y tế, giúp cải thiện độ chính xác của chẩn đoán và điều trị. Tổng hợp hình ảnh y tế đa phương thức (MMIF) là một kỹ thuật được sử dụng để kết hợp hình ảnh từ các phương thức chụp ảnh khác nhau để nâng cao độ chính xác của chẩn đoán và cung cấp thông tin toàn diện hơn về tình trạng của bệnh nhân. Mỗi phương thức chụp ảnh, chẳng hạn như MRI, CT, PET hoặc siêu âm, đều cung cấp những hiểu biết độc đáo; tuy nhiên, không có phương thức nào có thể nắm bắt tất cả. Nhìn chung, MMIF là một phương pháp mạnh mẽ trong chẩn đoán hình ảnh y khoa giúp tăng cường quá trình chẩn đoán và hỗ trợ kết quả điều trị tốt hơn cho bệnh nhân.

Tương lai của multi-modality medical image fusion: Với sự phát triển của công nghệ hình ảnh y tế và kỹ thuật học sâu, multi-modality medical image fusion hứa hẹn sẽ trở thành một công cụ mạnh mẽ hơn trong chẩn đoán và điều trị bệnh. Các phương pháp tổng hợp sẽ ngày càng trở nên chính xác và hiệu quả hơn, mang lại lợi ích lớn cho ngành y tế và bệnh nhân. Một số tài liệu khảo sát liên quan [1] đã xuất hiện trong những năm qua. Kết hợp hình ảnh đã đạt được những tiến bộ đáng chú ý có thể thấy qua số lượng bài báo khoa học xuất hiện trên các tạp chí được xếp hạng tốt kể từ năm 2005. Như được hiển thị trong Hình 1.5, số lượng ấn phẩm đã tăng nhanh kể từ năm 2000 để đạt khoảng 390 bài báo vào năm 2018, bao gồm viễn thám, hình ảnh y tế [1], ứng dụng giám sát và đa tiêu điểm, v.v. Lĩnh vực y tế chiếm khoảng một nửa số ấn phẩm trong 5 năm qua. Chủ yếu, tài liệu trình bày các khái niệm khác nhau về thuật toán tổng hợp, mỗi thuật toán có thể phù hợp với nhiệm vụ chẩn đoán mục tiêu.



Hình 1.5. Các ấn phẩm khoa học với chủ đề kết hợp hình ảnh và kết hợp hình ảnh y tế. [1]

| Phương pháp | Mất thông tin | Nội dung thông tin | Độ khó | Xử lý trước | Độ nhạy tiếng ồn |
|---------------------------------------|---------------|--------------------|------------|-------------|------------------|
| Phân rã đa tầng | Thấp | Cao | Thấp | Thấp | Trung bình |
| Học máy (nông, có cấu trúc đơn giản) | Thấp | Cao | Cao | Trung bình | Trung bình |
| Lập luận mờ | Thấp | Cao | Cao | Trung bình | Thấp |
| Xấp xỉ thưa | Cao | Thấp | Cao | Cao | Trung bình |
| Không gian nhỏ và thay thế thành phần | Cao | Thấp | Trung bình | Thấp | Cao |
| Hình thái học | Thấp | Cao | Thấp | Thấp | Cao |
| Học sâu | Thấp | Cao | Cao | Cao | Thấp |

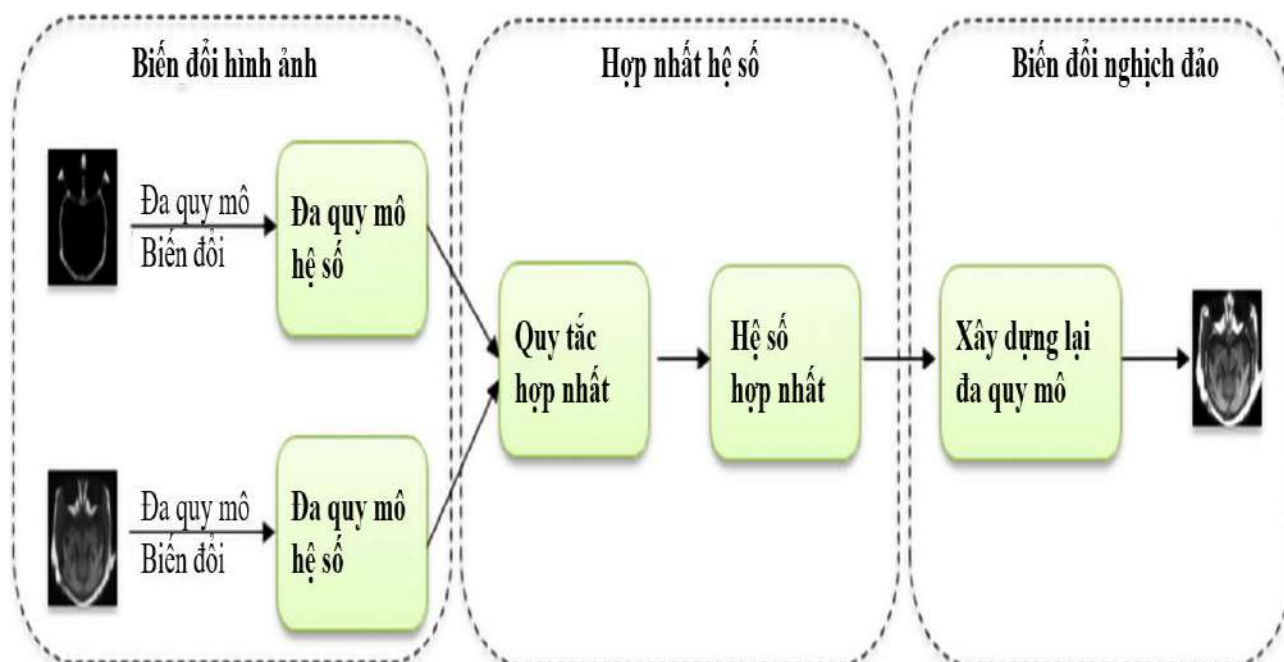
Bảng 1.2. Bảng tóm tắt các đặc điểm của phương pháp nhiệt hạch. [1]

* **Sau đây, một số phương pháp tổng hợp hình ảnh y tế đa phương thức sẽ được xem xét (Bảng 1.2).**

A. Phương pháp dựa trên phân rã đa tầng

Trong miền biến đổi, sơ đồ dòng điển hình của phản ứng tổng hợp hình ảnh dựa trên phân rã đa tầng (multi-scale decomposition - MSD) được minh họa trong Hình 1.6. Ảnh nguồn trước tiên được phân tách thành các hệ số đa tỷ lệ bằng cách sử dụng biến đổi phân rã, sau đó các hệ số được tổng hợp theo một số quy tắc tổng hợp và cuối cùng phép biến đổi nghịch đảo được áp dụng để tái tạo lại hình ảnh tổng hợp [1]. Điều quan trọng cần lưu ý là sơ đồ đa tỷ lệ có thể được mở rộng cho nhiều hình ảnh nguồn hơn. Do đó, các đặc tính phân rã đa tầng thuận lợi đã khiến chúng trở thành một công cụ mang tính cách mạng nhờ khả năng trích xuất các cấu trúc không gian trên các quy mô khác nhau. Về cơ bản, sức mạnh chính nằm ở chiến lược tổng hợp phụ thuộc vào việc đo lường mức độ hoạt động của các hệ số, xác minh tính nhất quán, mối tương quan của các pixel liền kề và chiến lược nhóm hệ số [1]. Multi-Scale Decomposition

(MSD): là một kỹ thuật quan trọng trong việc xử lý tín hiệu và hình ảnh, cho phép phân tích và phân tách thông tin theo nhiều cấp độ khác nhau. Kỹ thuật này thường được sử dụng để cải thiện chất lượng hình ảnh, phát hiện đặc tính và phân tích phức tạp dữ liệu.



Hình 1.6. Phản ứng tổng hợp hình ảnh dựa trên sự phân rã đa tầng. [1]

Biến đổi dạng hình chóp

Vào đầu những năm 80, khái niệm tỷ lệ đã được đưa ra trước khi xuất hiện các wavelet, nhằm mục đích định vị các đối tượng trong ảnh. Một trong những công cụ được sử dụng nguyên thủy nhất (MSD - most primitively employed) là phép biến đổi hình chóp. Bằng cách này, quá trình phân rã bao gồm các bước lọc và lấy mẫu xuống liên tiếp, dẫn đến một tập hợp các bản sao băng thông và thông thấp của hình ảnh bất chước cấu trúc kim tự tháp. Tần số thấp tập trung ở mức cao hơn

Biến đổi dạng Wavelet (dạng ứng dụng giảm nhiễu nâng cao chất lượng hình ảnh)

Đầu tiên được phát triển vào năm 1909 bởi Alfred Haar và đã vượt qua giới hạn của việc định vị tần số thời gian. Ban đầu, nó được coi là công cụ tối ưu để phân tích tín hiệu một chiều vào năm 1980, sau đó chuyển sang biểu diễn hình ảnh 2-D [1] các thuộc tính của biến đổi wavelet (WT) phù hợp cho các ứng dụng xử lý tín hiệu cụ thể như nén. Đặc biệt, nó tỏ ra hiệu quả trong việc trích xuất các chi tiết thông tin từ một hình ảnh để đưa nó vào một hình ảnh khác dựa trên các chiến lược bổ sung, thay thế hoặc lựa chọn. Thông thường, WT là phần mở rộng của ý tưởng lọc thông cao và thường dựa trên các hàm được định vị theo cả tần số và không gian. Nó có thể được mô tả như sự kết hợp của hai nhóm chức năng; hàm wavelet và hàm tỉ lệ.

Biến đổi Ridgelet (có tác dụng khử nhiễu ảnh)

Là một công cụ toán học trong xử lý tín hiệu và hình ảnh, được phát triển để giải quyết các chế độ giới hạn của wavelet biến đổi khi phải xử lý các tín hiệu hoặc hình ảnh có cấu trúc tuyến tính cấu trúc (các tín hiệu có cấu trúc tuyến tính), suy ra giới hạn như các đường thẳng hoặc các hình học đối tượng trong không gian. Theo đánh giá trong, những phép biến đổi này, được gọi là các phép biến đổi có hướng hoặc hình học, có thể được nhóm thành hai họ; các phép biến đổi thích ứng (ví dụ: bandelet, wedgelet) và các phép biến đổi không thích ứng (ví dụ: Đường cong - Curvelet, Đường viền - contourlet). Họ đầu tiên xây dựng cấu trúc thích ứng của hình ảnh, trong khi họ thứ hai xác định các quy tắc toán học bổ sung trên các wavelet để cải thiện. Một bức tranh toàn cảnh về lý thuyết biểu diễn hình học đa tỷ lệ đã được phát triển trong. Wavelet làm giảm hiệu suất trong việc phát hiện các điểm kỳ dị 1D khi phân tách hình ảnh 2D bằng cách sử dụng cơ sở phân tách 2D. Tuy nhiên, phép biến đổi Ridgelet (RT-Ridgelet transform) vượt trội hơn WT trong việc biểu diễn các điểm kỳ dị 1D, chủ yếu là các điểm kỳ dị tuyến tính trong ảnh.

Biến đổi đường cong

Sự phát triển của Ridgelet [1] trong 2000 được gọi là đường cong - Curvelet (CVT- Trong toán học, đường cong nói tổng quát là một đối tượng tương tự như đường thẳng nhưng không đòi hỏi nó phải thẳng. Điều này nói lên là đường thẳng là một trường hợp đặc biệt của đường cong, hay đường cong có độ cong bằng 0) vì phép biến đổi Fourier (là phép biến đổi một hàm số hoặc một tín hiệu theo miền thời gian sang miền tần số) không xử lý tốt các điểm gián đoạn.

Biến đổi đường viền

Biến đổi đường viền bên cạnh (Curvelet transform - CVT), một biến đổi khác có tên là đường viền (CRT- Trong xử lý hình ảnh, các đường viền tạo thành một khung chặt chẽ có hướng đa độ phân giải được thiết kế để xấp xỉ một cách hiệu quả các hình ảnh được tạo từ các vùng mịn được phân tách bằng các ranh giới mịn) đã được phát triển vào năm 2005 [1] nhằm mục đích nắm bắt các đặc điểm hình học nội tại của một hình ảnh và nâng cao tính chất đẳng hướng của sóng con.

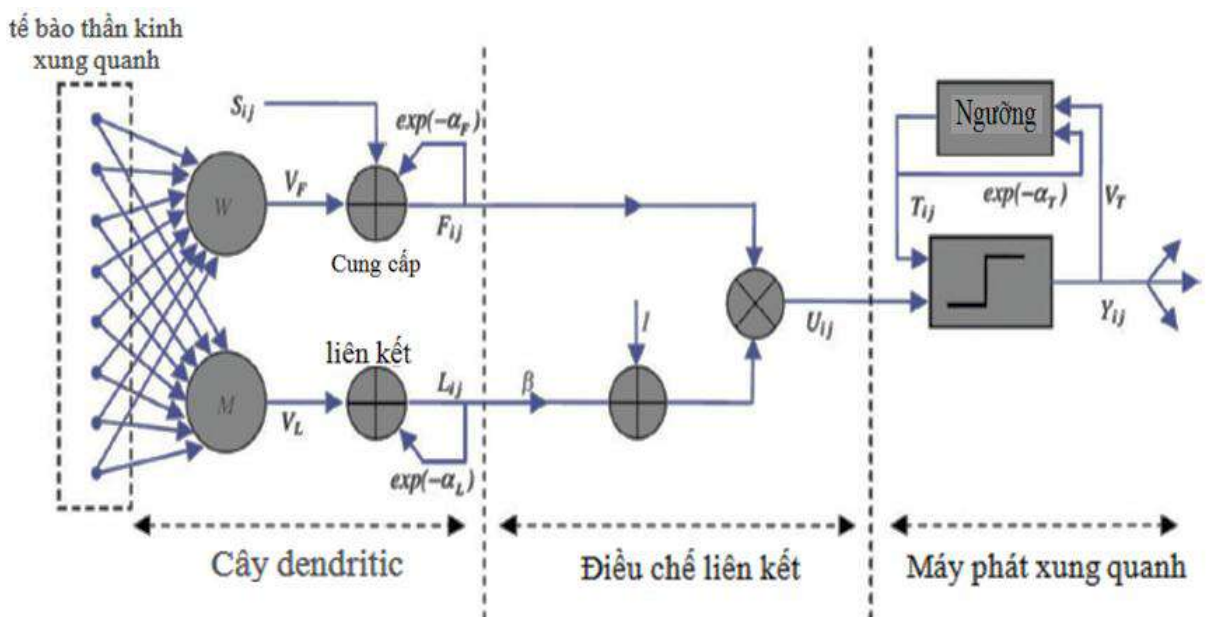
B. Phương pháp dựa trên học máy (cấu trúc đơn giản đơn giản)

(Học máy là một nhánh của trí tuệ nhân tạo và khoa học máy tính. Học máy tập trung vào việc vào sử dụng dữ liệu và thuật toán để bắt chước cách học của con người từ đó dần dần cải thiện tính chính xác của nó).

Mạng lưới thần kinh

Lấy cảm hứng từ mạng lưới thần kinh sinh học, mạng lưới thần kinh nhân tạo (ANN) sở hữu khả năng học hỏi từ đầu vào để đưa ra quyết định thông qua

xử lý tính năng. Cần có một tập huấn luyện để điều chỉnh một tập hợp các tham số nhằm đưa ra dự đoán mà không cần dựa vào các mô hình toán học phức tạp. Vì bản chất của hình ảnh y tế phụ thuộc vào sự thay đổi giữa các phương thức (ví dụ: độ tương phản, độ phân giải, kết cấu, loại mô), nên việc áp dụng ANN cho những thay đổi này khiến nó trở thành một giải pháp hấp dẫn không chỉ để thực hiện phản ứng tổng hợp hình ảnh mà còn hỗ trợ chẩn đoán lâm sàng thông qua các hình ảnh tổng hợp, chẳng hạn như chẩn đoán ung thư vú và ung thư buồng trứng và phát hiện các vết vôi hóa vi mô trên nhũ ảnh. Chúng tôi lưu ý thêm rằng nhiều biến thể của mô hình ANN đã bao trùm MMIF như ánh xạ mạng thần kinh mạng Nơ-ron Ánh xạ (MNN- Mapping Neural Network) và PCNN. Mô hình mạng Nơ-ron Ánh xạ cung cấp các quy tắc tổng hợp đa cấp nhưng không được sử dụng nhiều trong tài liệu. Ngược lại, PCNN là mô hình được sử dụng rộng rãi nhất trong miền biến đổi hoặc miền không gian. Lấy cảm hứng từ vỏ não thị giác, nó bao gồm một mạng hai chiều được kết nối ngang một lớp. Hình 1.7 cho thấy cấu trúc của PCNN bao gồm ba phần; cây đuôi gai, điều chế liên kết và tạo xung. Thông tin chi tiết về cấu trúc toán học có thể được tìm thấy trong tài liệu tham khảo; ứng dụng của PCNN trong phản ứng tổng hợp hình ảnh, trong đó họ báo cáo rằng một số phần mở rộng được sửa đổi tồn tại trong lĩnh vực tổng hợp hình ảnh và hầu hết các sửa đổi đều xoay quanh ba ý tưởng cơ bản; (1) đơn giản hóa đầu vào phản hồi để giảm độ phức tạp tính toán, (2) đơn giản hóa đầu vào liên kết và (3) đặt cường độ liên kết β làm giá trị cục bộ thích ứng thay vì giá trị toàn diện.



Hình 1.7. Cấu trúc của mô hình PCNN (mạng lưới thần kinh ép xung). [1]

Máy vector hỗ trợ

Các bộ phân loại vốn yêu cầu các quyết định toàn diện và cục bộ để phân loại mẫu cần thiết cho việc tổng hợp quyết định. Các phương pháp tổng hợp dựa trên Máy Vector Hỗ trợ (SVM) thuộc về dựa trên kernel, là các kỹ thuật điều khiển dữ liệu và tham số với khả năng kiểm soát mạnh mẽ đối với không gian đặc trưng. Nó có khả năng phát hiện các đặc điểm tương tự và loại bỏ các ngoại lệ, đưa ra quyết định cục bộ trong hình ảnh giúp tổng hợp hình ảnh. SVM đã được kết luận là có các đặc tính tổng quát hóa tốt hơn mạng nơ-ron và độ phức tạp tính toán của nó không tăng theo số chiều.

C. Các phương pháp logic mờ (FL- Fuzzy logic):

Lý thuyết logic mờ (FL) được Zadeh [1] giới thiệu lần đầu tiên vào năm 1965 và kể từ đó nó được sử dụng rộng rãi trong MMIF. Hình ảnh y tế hiển thị các vùng không rõ ràng do ánh sáng kém. Do đó, khái niệm tập mờ (FS- Fuzzy sets) [1] đã có đã đạt được sự tăng trưởng đáng kể trong việc xử lý hình ảnh y tế.

D. Phương pháp biểu diễn rải rác (SR-sparse representation)

Nghiên cứu tổng hợp hình ảnh đã tập trung vào biểu diễn thưa thớt do khả năng giải quyết sự thưa thớt tự nhiên của các tín hiệu tương tự như hệ thống thị giác của con người.

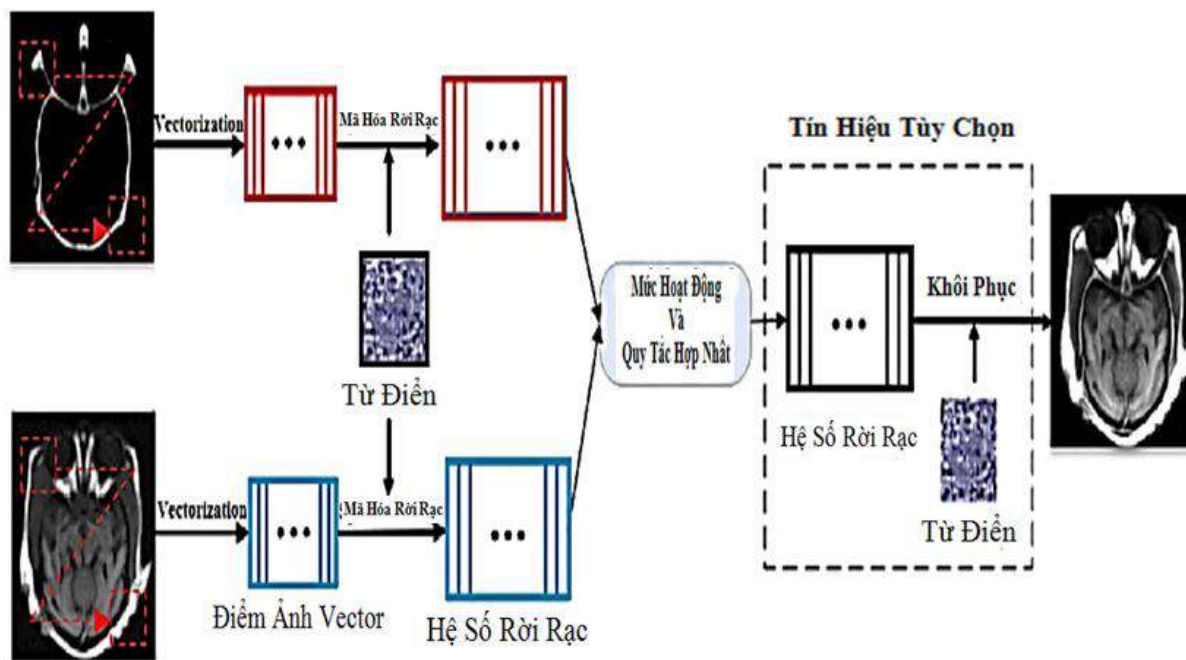
E. Các phương pháp dựa trên thay thế không gian con và thành phần

- Giảm thống kê và kích thước

+ Giảm số lượng và số liệu thống kê các phương pháp tiếp cận dựa trên thống kê thuộc về các kỹ thuật dựa trên dữ liệu tương tự như số liệu thống kê bậc cao được trang bị khả năng mạnh mẽ để ẩn độ mặn. PCA (Phép phân tích thành phần chính –Principal Components Analysis) là một thuật toán thống kê sử dụng phép biến đổi trực giao để biến đổi một tập hợp dữ liệu từ một không gian nhiều chiều sang một không gian mới ít chiều hơn (2 hoặc 3 chiều) nhằm tối ưu hóa việc thể hiện sự biến thiên của dữ liệu) còn được gọi là phép biến đổi Karhunen-Loeve, là một trong những kỹ thuật được sử dụng rộng rãi trong các loại này. Nó biến đổi dữ liệu đa biến với các biến tương quan thành một số biến không tương quan, được gọi là các thành phần chính. Trong miền biến đổi, phép phân tích thành phần chính thường được sử dụng trong nghiên cứu tổng hợp hình ảnh do khả năng nén dữ liệu dư thừa thành ít dài hơn. Theo quy tắc tổng hợp, Patil et al. kết hợp phép biến đổi kim tự tháp Laplacian và phép phân tích thành phần chính phân cấp. Trong sự tổng hợp mức tính năng, các hình ảnh con sóng con biến đổi wavelet phức hợp cây kép (DTCWT- dual tree complex wavelet transform) tạo ra các vectơ riêng được chuẩn hóa; Biến đổi wavelet (wavelet transform) là một phương pháp phân tích tín hiệu trong miền thời gian và tần số. Nó sử dụng các hàm wavelet để phân tích và biến đổi tín hiệu một

cách dễ dàng, quá trình biến đổi wavelet chia tín hiệu ban đầu thành các thành phần tần số khác nhau thông qua việc thay đổi tỉ lệ và vị trí của hàm wavelet. Biến đổi wavelet cung cấp thông tin chi tiết về tần số, độ trễ và biên độ của tín hiệu. Trong miền Ridgelet, kết quả tổng hợp vượt trội hơn so với DWT do khả năng RT bắt được các điểm kỳ dị của hình ảnh. Các hệ số Curvelet được tổng hợp theo thứ tự phương sai của chúng. Phép phân tích thành phần chính giúp chuyển đổi một tập dữ liệu lớn thành một hệ tọa độ mới, trong đó các thành phần chính (principal components) được sắp xếp theo thứ tự giảm dần của biến động (Trực quan hóa dữ liệu: Giảm chiều dữ liệu xuống 2 hoặc 3 để dễ dàng quan sát; Giảm nhiễu: Loại bỏ các chiều không quan trọng có thể gây nhiễu; Kỹ thuật đặc trưng: Tạo ra các đặc trưng mới từ sự kết hợp của các đặc trưng hiện có) PCA được áp dụng rộng rãi trong các lĩnh vực như tài chính, sinh học và xử lý hình ảnh.

Như vậy, phép phân tích thành phần chính có độ chính xác cao trong việc bảo toàn chi tiết không gian, thực hiện dễ dàng và nhanh chóng. Tuy nhiên, nó được coi là một cách tiếp cận toàn diện vì nó hoạt động theo cùng một cách trên toàn bộ hình ảnh và điều này bỏ qua những khác biệt cục bộ giữa các hình ảnh nguồn dẫn đến biến dạng màu sắc.



Hình 1.8. Sơ đồ khối của sơ đồ tổng hợp hình ảnh dựa trên SR. [1]. (Chú giải: vectorization chuyển đổi dữ liệu thành Vector hóa, mảng mảng, ma trận).

Được coi là một phần mở rộng của phép phân tích thành phần chính, giả định cơ bản của phân tích thành phần độc lập (ICA- Independent component analysis) nằm ở chỗ nó xác định các vector độc lập về mặt thống kê trong mô hình sinh tuyến tính.

Các sơ đồ tổng hợp dựa trên phân tích thành phần độc lập thường huấn luyện một tập hợp cơ sở bằng cách sử dụng một tập hợp các hình ảnh có nội dung tương tự. Các tác giả trong [1] đã phân tích hình ảnh CT bằng 2D DWT, sau đó phân tích thành phần độc lập (ICA) và phân tích các hệ số để cung cấp các thành phần độc lập.

Ngoài ra, phân tích thành phần độc lập có thể mô tả các đặc điểm hình ảnh tốt hơn so với wavelet vì nó có mức độ tự do cơ bản cao hơn. Trong bối cảnh này, công trình trong [1] đã đề xuất một phản ứng tổng hợp f-MRI/MRI não dựa trên đặc điểm để trích xuất và ghép các đặc điểm dựa trên mô hình phân tích thành phần độc lập. Việc lựa chọn các thành phần độc lập tối ưu đã được áp dụng trong bằng cách sử dụng kỹ thuật tối ưu hóa có tên Tối ưu hóa tìm kiếm vi khuẩn E-coli (ECBFO- E-coli Bacterial Foraging Optimization, Vi khuẩn Escherichia coli là một vi khuẩn thường sống trong ruột của người và động vật. Hầu hết các loại vi khuẩn E. coli được biết đến với tác hại là nguyên nhân gây ra tiêu chảy tạm thời và thoáng qua, hay một số những nhiễm trùng nặng đường ruột dẫn đến bệnh cảnh nặng hơn với tiêu chảy, đau bụng và sốt).

Các kỹ thuật không gian con nổi tiếng khác đã tiếp cận phản ứng tổng hợp hình ảnh y tế như phân tích tương quan chính tắc (CCA - Canonical Correlation Analysis Canonical Correlation Analysis) [1] và hệ số ma trận không âm (non-negative matrix factorization - NMF) [1]. Tuy nhiên, NMF có độ phức tạp về thời gian cao và hiệu quả thấp [1]. Để khắc phục những vấn đề này, Wang et al. [1] đã đề xuất NMF được tăng tốc là NMF dựa trên tối ưu hóa độ dốc; một phương pháp xấp xỉ ma trận cấp thấp dựa trên việc giảm thiểu chuẩn hạt nhân (NNM - nuclear norm minimization). Kết quả thử nghiệm đã cho thấy tính ưu việt so với biểu diễn thưa thớt và các thuật toán dựa trên PCNN. Các phương pháp dựa trên Bayesian đã được giới thiệu trong MMIF; xây dựng một khung Bayesian được mô hình hóa bằng phân phối Priori để tổng hợp các phương thức MRI khác nhau. Trong miền wavelet phức tạp 2D, việc tổng hợp được thực hiện thông qua thuật toán hậu nghiệm tối đa Bayes. Trường ngẫu nhiên Markov (MRF- Markov random field) cũng đã được báo cáo là có hiệu quả; mô hình Markov ẩn Poisson đã điều chỉnh thích ứng các tham số PCNN trong miền shearlet cho phản ứng tổng hợp PET/MRI não nhằm khắc phục độ phân giải không gian thấp của PET; tổng hợp các cấu trúc nổi bật trong miền gradient bằng cách xây dựng mô hình tổng hợp MRF hoạt động tốt hơn các phương pháp dựa trên MST.

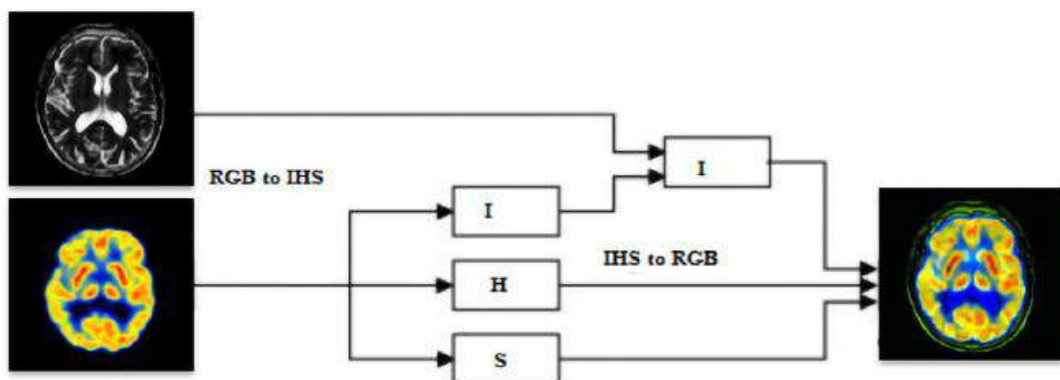
- Phương pháp không gian màu:

+ Hình ảnh y tế bao gồm thông tin về cấu trúc và chức năng. Hình ảnh cấu trúc (ví dụ: MRI và CT) cung cấp thông tin giải phẫu với độ phân giải không gian cao, trong khi hình ảnh chức năng (ví dụ: PET và SPECT- Single Photon Emission Computed Tomography) cung cấp thông tin chức năng với độ phân giải không gian hạn chế.

F. Phương pháp hình thái

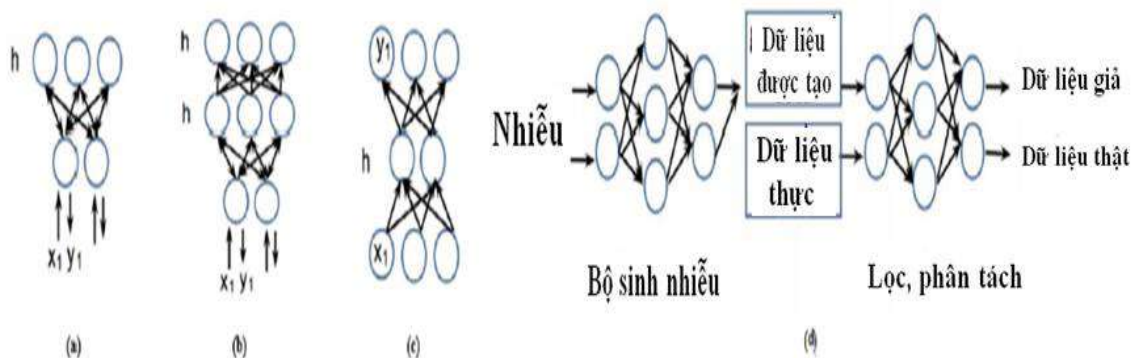
Kể từ đầu những năm 80, hình thái toán học đã được sử dụng rộng rãi cho việc tổng hợp ảnh. Các đối tượng được xác định là tập hợp các điểm và các phép toán được xác định giữa hai tập hợp; các đối tượng và phần tử cấu trúc.

Ở một mức độ nào đó, các bộ lọc được thiết kế với các toán tử hình thái đã cho thấy tính nhất quán trong việc trích xuất các đặc điểm từ một tập hợp con các pixel được định vị theo không gian. Phân rã kim tự tháp hình thái bao gồm hai thao tác lọc là mở ảnh và đóng ảnh đã được kết luận không hiệu quả trong việc phát hiện cạnh. Biến đổi top-hat đa tỷ lệ như một thuật toán hình thái toán học đã bảo toàn các vùng và chi tiết hình ảnh quan trọng, nhưng với thời gian tính toán tăng lên. Các toán tử hình thái khác đã được sử dụng để thực hiện phản ứng tổng hợp hình ảnh như tháp hình thái và wavelet hình thái. Một chìa khóa khác để giải quyết vấn đề biểu diễn hình ảnh trong MMIF đã được nghiên cứu bằng phân tích thành phần hình thái (MCA - morphological component analysis) và đã mô hình hóa các hình ảnh dưới dạng chồng chất của các thành phần hoạt hình và kết cấu, giả định rằng nó có thể chứa các cấu trúc có hình thái không gian khác nhau. Do đó, các bộ lọc hình thái cung cấp kết quả đầu ra có độ tương phản cao. Hạn chế chính nằm ở độ nhạy của chúng đối với sự biến đổi giữa các hình ảnh do nhiễu và hình dạng đặc trưng, do đó không bảo tồn được thông tin gốc tốt hơn.



Hình 1.9. Sơ đồ khối của sơ đồ tổng hợp hình ảnh dựa trên HIS . [1]

(*Chú giải:* IHS: Intensity, Hue, Saturation, nghĩa là Cường độ, Sắc độ và Độ bão hòa; RGB: là viết tắt của Red, Green, Blue, nghĩa là Đỏ, Xanh lá và Xanh dương)



Hình 1.10. Sơ đồ của các kiến trúc không giám sát sâu. [1]; Chú giải: (a) RBM (Restricted Boltzmann machines - Máy Boltzmann bị hạn chế), (b) DBN (Deep Belief Net - mạng nơ-ron sâu), (c) AE (Autoencoder- Bộ mã tự động) và (d) GAN (Generative adversarial networks - mạng lưới đối thủ sáng tạo) [1]; Discriminator (Lọc, phân tách) là mạng để phân biệt xem dữ liệu là thật (dữ liệu từ data real); giả - nhiễu (dữ liệu sinh ra từ Generator).

G. Phương pháp dựa trên học sâu

Trong những năm gần đây, thành công to lớn của học sâu (DL - Deep learning) đã được ghi nhận đáng kể trong các nhiệm vụ thị giác máy tính bao gồm tổng hợp hình ảnh, phân đoạn và phân loại ngữ nghĩa. Động lực của DL đối với phản ứng tổng hợp hình ảnh có liên quan đến:

- Nhu cầu biểu diễn tính năng mới có liên quan để cải thiện các khả năng hạn chế về biến đổi không gian và đa quy mô.

- Những thách thức ngày càng tăng trong việc phát triển các phép biến đổi hình ảnh và các quy tắc tổng hợp để lập bản đồ một cách hiệu quả mối tương quan giữa đầu vào và đầu ra. DL có khả năng hiểu dữ liệu thông qua biểu diễn phân cấp nhiều lớp. Nó học các đặc điểm cấp thấp (ví dụ: các cạnh và đường) để xây dựng các đặc điểm cấp cao (ví dụ: hình dạng và vật thể). Một số kiến trúc đã nghiên cứu MMIF theo cách có giám sát hoặc không giám sát.

* Máy Boltzmann bị thu hẹp

RBM (Restricted Boltzmann machines - Máy Boltzmann bị thu hẹp, hạn chế) còn được gọi là mô hình Sherrington–Kirkpatrick là mạng nơ-ron nhân tạo ngẫu nhiên sinh sản có thể học phân phối xác suất trên tập hợp các đầu vào của nó; RBM phát triển vào năm 1986, ban đầu được đề xuất dưới tên Harmonium, như một biến thể của máy Boltzmann. RBM là các mô hình đồ họa mang tính xác suất, tổng quát, ngẫu nhiên và hai chiều bao gồm lớp hiển thị và lớp ẩn được kết nối đối xứng như trong Hình 1.10.(a), sử dụng các thuật toán học nhanh cho chúng vào giữa những năm 2000. RBM đã tìm thấy ứng dụng trong việc giảm chiều, phân loại, lọc cộng tác, học tính năng, mô

hình chủ đề, miễn dịch học và thậm chí cả cơ học lượng tử nhiều cơ thể. Chúng có thể được đào tạo theo cách có giám sát hoặc không giám sát, tùy thuộc vào nhiệm vụ. Như tên gọi của chúng, RBM là một biến thể của máy Boltzmann, với hạn chế là các nơ-ron của chúng phải tạo thành một đồ thị hai phần: ⁽¹⁾ một cặp nút từ mỗi nhóm đơn vị trong hai nhóm (thường được gọi tương ứng là các đơn vị "hiển thị" và "ẩn") có thể có kết nối đối xứng giữa chúng; ⁽²⁾ không có kết nối nào giữa các nút trong một nhóm. Ngược lại, các máy Boltzmann "không bị hạn chế" có thể có các kết nối giữa các đơn vị ẩn. Hạn chế này cho phép các thuật toán đào tạo hiệu quả hơn so với các thuật toán có sẵn cho lớp máy Boltzmann nói chung, đặc biệt là thuật toán phân kỳ tương phản dựa trên độ dốc. Máy Boltzmann bị hạn chế cũng có thể được sử dụng trong mạng học sâu. Đặc biệt, mạng niềm tin sâu có thể được hình thành bằng cách "xếp chồng" RBM và tùy chọn tinh chỉnh mạng sâu kết quả với giảm dần độ dốc và truyền ngược.

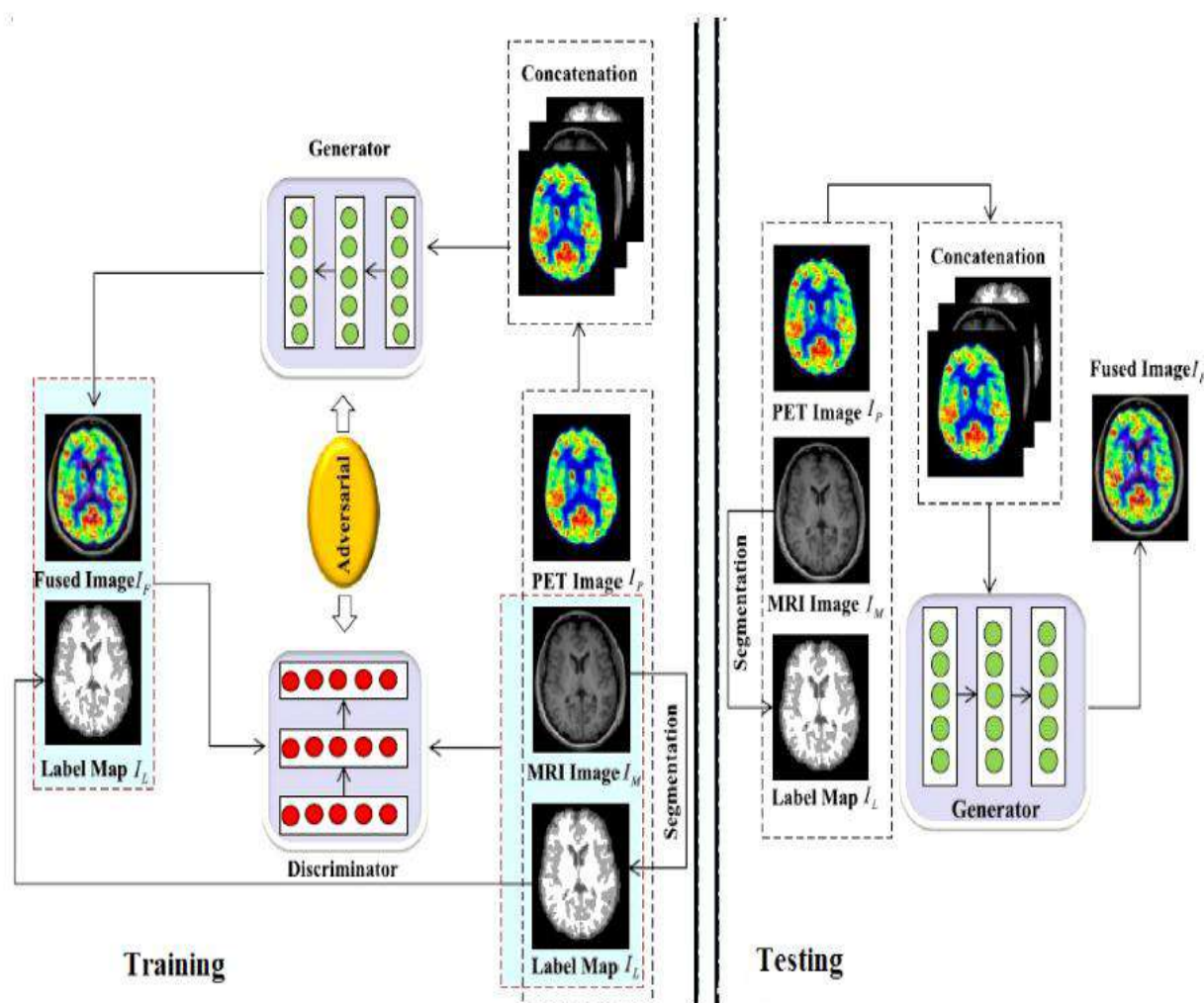
Động lực là tạo ra đầu vào trong quá trình truyền ngược từ lớp ẩn và ước tính phân bố xác suất của đầu vào ban đầu. Như được hiển thị trong Hình 1.11.(b), RBM có thể được xếp chồng lên nhau để xây dựng các kiến trúc sâu hơn được gọi là mạng lưới niềm tin sâu sắc. Phân kỳ tương phản là thuật toán được sử dụng rộng rãi để huấn luyện các tham số RBM. RBM không yêu cầu dữ liệu được dán nhãn và xử lý các đầu vào không rõ ràng, trong khi nhược điểm chính của nó là độ phức tạp tính toán. Với tư cách là trình trích xuất tính năng, nó đã điều tra chẩn đoán được hỗ trợ. Ví dụ, sử dụng DBM (Deep Boltzmann Machine - Máy Boltzmann có chiều sâu) để tổng hợp các đặc điểm sâu bằng cách trích xuất các đặc điểm phân cấp từ PET/MRI để cung cấp sự hỗ trợ của máy tính cho bệnh Alzheimer.

* Mạng đối đối nghịch tạo sinh

Mạng đối đối nghịch tạo sinh (GAN - Generative Adversarial Networks). Generative giống như ở trên, Network có nghĩa là mạng (mô hình), còn Adversarial là đối nghịch. Tên gọi như vậy là do GAN được cấu thành từ 2 mạng gọi là Generator và Discriminator; mạng này có nhiệm vụ tạo ra dữ liệu giả, ví dụ như hình ảnh, âm thanh, hoặc văn bản, sao cho dữ liệu giả này giống với dữ liệu thật mà nó đã được học từ huấn luyện dữ liệu. GAN là một loại mô hình học sâu được sử dụng để tạo ra dữ liệu mới dựa trên dữ liệu đã có. GANs được giới thiệu lần đầu vào năm 2014. GANs đã trở thành một trong những công nghệ tiên tiến nhất trong lĩnh vực trí tuệ nhân tạo, với nhiều ứng dụng sáng tạo và tiềm năng.

Tóm lại GAN là mạng để sinh dữ liệu mới giống với dữ liệu trong dataset có sẵn và có 2 mạng trong GAN là Generator và Discriminator. Cấu trúc mạng

GAN cấu tạo gồm 2 mạng là Generator và Discriminator. Trong khi Generator sinh ra các dữ liệu giống như thật thì Discriminator cố gắng phân biệt đâu là dữ liệu được sinh ra từ Generator và đâu là dữ liệu thật có; GAN lần đầu tiên được phát triển bởi Goodfellow et al. [1], sau đó mở rộng sang một số nhiệm vụ phân tích hình ảnh. GAN là một mô hình tổng quát với hai mạng nhiều lớp (lớp tích chập và/hoặc lớp được kết nối đầy đủ) như trong Hình 1.11.(d). Mạng đầu tiên là máy tạo dữ liệu nhân tạo mới.



Hình 1.11. Đường dẫn của mạng lưới đối nghịch tạo ra có điều kiện với sự mất khớp để tổng hợp các hình ảnh PET và MRI não. [1];

Dịch nghĩa: Training: Đào tạo; **MRI - Magnetic Resonance Image:** Ảnh cộng hưởng từ; **Label Map:** Bản đồ nhãn (đánh dấu); **Segmentation:** Phân đoạn; **PET - positron emission tomography Image:** Chụp ghi hình cắt lớp positron là một kỹ thuật chẩn đoán hình ảnh tân tiến ứng dụng các kỹ thuật y học hạt nhân; **Concatenation:** ghép, nối; **Generator:** Bộ sinh (tạo ra thông tin); **Adversarial:** đối kháng; **Discriminator:** Phân biệt; **Fused image:** Hình ảnh tổng hợp; **Testing:** Thử nghiệm.

* Bộ mã hóa tự động

Bộ mã hóa tự động (AE- AutoEncoders); AE đào tạo mạng để mã hóa đầu vào x thành biểu diễn $R(x)$ được sử dụng để tái tạo chính đầu vào được mong đợi là đầu ra mục tiêu y . Được tạo thành từ một lớp ẩn, nó không yêu cầu dữ liệu được gắn nhãn để tái tạo đầu vào ban đầu như thể hiện trong Hình 1.10.(c).

Dung lượng của một lớp đơn bị hạn chế, vì vậy ý tưởng là xếp chồng các AE liên tiếp được gọi là AE xếp chồng (stacked AE - SAE). AE sâu hơn được trang bị khả năng học các mẫu phi tuyến tính cao [175]. Nhiều biến thể của AE đã được thiết kế bao gồm AE khử nhiễu (Denoising AE - DAE), AE thưa thớt (Sparse AE - SAE), AE co lại (Contractive AE- CAE), AE tích chập (Convolutional - ConvAE) và AE biến thể (VAE); tiến triển của bệnh Alzheimer đa lớp bằng cách tổng hợp ROI (Region Of Interest – vùng quan tâm) từ PET/MRI để đào tạo DAE. Trong, việc phân loại bệnh Alzheimer đã được khám phá bằng cách tổng hợp các đặc điểm MRI sâu bằng cách sử dụng bộ mã hóa tự động thưa thớt và khử nhiễu xếp chồng (denoising and sparse auto-encoder – DSAE).

Kết quả thử nghiệm cho thấy rằng sự kết hợp (DSAE) đa phương thức đạt được hiệu suất phân loại tốt nhất so với khi sử dụng một phương thức duy nhất. Gần đây, Singh et al. [1] đã so sánh độ chính xác phân loại của (Sparse AE – SEA) đã học được với MRI/CT tổng hợp và trên một phương thức duy nhất để kết luận rằng sự kết hợp cung cấp hiệu suất tốt hơn.

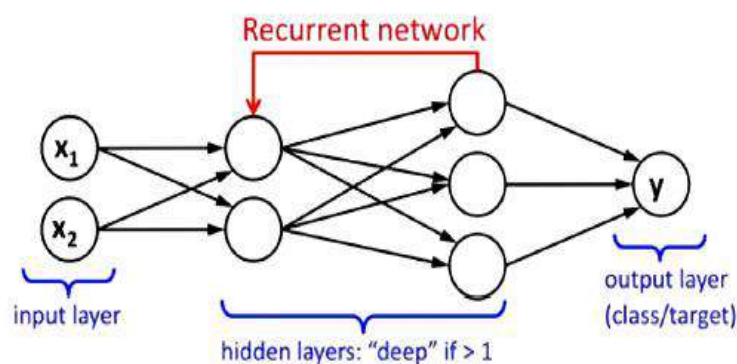
Là một mô hình tạo sinh, VAE bao gồm hai mạng: bộ mã hóa suy luận Bayesian và bộ giải mã. Dữ liệu đầu vào được chiếu tới các biến không gian tiềm ẩn bởi bộ mã hóa mạng, sau đó bộ giải mã ánh xạ các biến sau này trở lại dữ liệu đầu ra.

* Mạng nơ-ron hồi quy

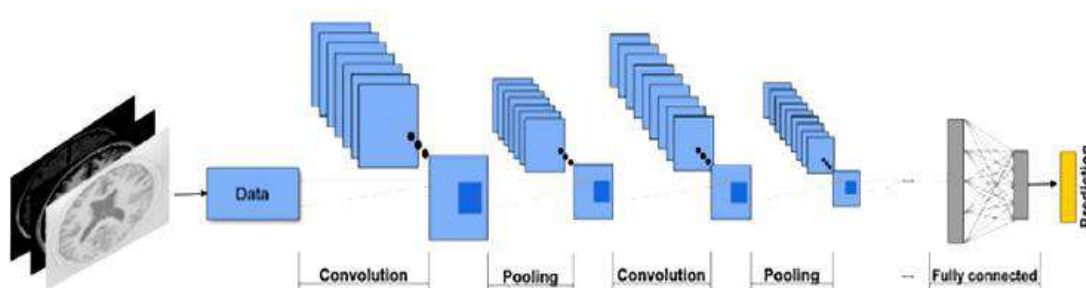
Mạng nơ-ron hồi quy (RNN- Recurrent neural networks) là kiến trúc sâu có giám sát được đặc trưng bởi các kết nối có thể phản hồi thông tin cho các lớp trước đó. Tiêu chí này làm cho chúng phù hợp để học các chuỗi thông qua việc coi bộ nhớ trước đó là đầu vào theo thời gian để mô hình hóa trạng thái mạng. Các lĩnh vực ứng dụng chính là nhận dạng giọng nói và phân tích văn bản. Hình 1.11.(a) cho thấy kiến trúc chung của RNN. Với đầu vào x , thay vì học các trạng thái trên đầu ra y , mạng được đào tạo trên một chuỗi x_1, x_2, \dots, x_t tại thời điểm t . Do đó, trạng thái ẩn h_t được ánh xạ phi tuyến tính từ x_t và trạng thái ẩn trước đó h_{t-1} như sau:

$$h_t = \sigma(W x_t + R h_{t-1} + b) \quad (14)$$

Trong đó W , R là các trọng số được chia sẻ theo thời gian và b là độ lệch. Nó có thể rơi vào các vấn đề về độ dốc bùng nổ khi xử lý các kiến trúc sâu hơn. Các mạng bộ nhớ dài hạn (LSTM) đã được đề xuất như một giải pháp thay thế để chống lại hạn chế này [1]. Tuy nhiên, do khan hiếm trong MMIF, RNN cũng đã được sử dụng; sự kết hợp của CNN và RNN đã trích xuất sau đó tổng hợp các tính năng để phân đoạn. Với mục đích thúc đẩy chẩn đoán bệnh Alzheimer, một CNN 3D đã được đề xuất để trích xuất các tính năng từ PET/MRI và tinh chỉnh chúng về mặt ngữ nghĩa bằng LSTM để có thông tin không gian tốt hơn. Việc được kết hợp để phục vụ như đầu vào cho bộ phân loại softmax. Bên cạnh đó, đào tạo RNN có thể gây ra các vấn đề về độ dốc biến mất.



(a)



(b)

Hình 1.12. Kiến trúc chung của các mô hình được giám sát sâu rộng: (a) RNN, (b) CNN. [1]; (Chú giải: (a): Recurrent network: Mạng lưới tuần hoàn; Input layer: Lớp đầu vào; hidden layers "deep" if >1: lớp ẩn "sâu" nếu >1; output layer (class/target): Lớp đầu ra (lớp/mục tiêu); (b): Data: Dữ liệu; Convolution: Tích chập; Pooling: tổng hợp; Fully connected: kết nối đầy đủ; Prediction: dự đoán)

*Mạng nơ-ron tích chập

Mạng nơ-ron tích chập (CNN- Convolutional neural networks): được giới thiệu lần đầu tiên để nhận dạng ký tự viết tay, CNN sâu đã đạt được những đột phá to lớn trong phân tích hình ảnh y tế. CNN có thể xử lý hiệu quả thông tin không gian và cấu trúc lân cận trong các đầu vào. Ba đặc điểm chính: (1) trường tiếp nhận cục bộ, (2) chia sẻ trọng số và (3) lấy mẫu phụ giúp cung cấp các mô hình ít có khả năng quá khớp và có thể học từ các tập dữ liệu y tế có kích thước nhỏ. Như minh họa bằng kiến trúc điển hình trong Hình 1.12 (b), các trườ tượng cấp cao được mô hình hóa thông qua một chuỗi các lớp chuyên biệt được gọi là lớp tích chập, kích hoạt, gộp và lớp kết nối đầy đủ .

1.2.8. Đánh giá hiệu năng của tổng hợp ảnh

1.2.8.1. Đánh giá chất lượng chủ quan

Nhìn chung một phương pháp tổng hợp hiệu quả phải đáp ứng các đặc tính như sau:

- Hầu hết thông tin bổ sung được lưu giữ trong hình ảnh tổng hợp.
- Không tạo ra hiện tượng nhiễu hình ảnh có thể ảnh hưởng đến quyết định của chuyên gia hoặc nhiệm vụ sau tổng hợp.
- Các thuật toán phải mạnh mẽ đối với một số điều kiện không hoàn hảo như nhiễu và đăng ký sai. Đánh giá chủ quan dựa trên hệ thống thị giác của con người. Chủ yếu, suy luận chủ quan của con người có thể dựa vào một số thông số quang học để so sánh giữa các thuật toán tổng hợp như độ méo, kích thước vật thể và chi tiết không gian. Đánh giá chủ quan có ưu điểm là đơn giản và đáng tin cậy hơn trong lĩnh vực y tế. Một cách phổ biến để thực hiện đánh giá nhận thức là thông qua các cuộc khảo sát tính toán điểm chuẩn hóa từ một số người quan sát. Tuy nhiên, điều này có thể ảnh hưởng nghiêm trọng đến chất lượng đánh giá do trạng thái tinh thần và mức độ thị lực [1]. Để khắc phục những thách thức này, đánh giá khách quan giúp đo lường định lượng chất lượng của hình ảnh tổng hợp.

1.2.8.2. Đánh giá chất lượng khách quan

Hiệu suất của các thuật toán tổng hợp hình ảnh được đánh giá định lượng thông qua các số liệu có tính nhất quán cao với hệ thống thị giác của con người. Khảo sát trong đã nhóm lại các số liệu thành bốn nhóm: số liệu dựa trên lý thuyết thông tin, số liệu dựa trên đặc điểm, số liệu dựa trên sự tương đồng về cấu trúc và số liệu dựa trên nhận thức của con người. Về cơ bản, có thể tìm thấy hai loại số liệu chất lượng trong tài liệu: số liệu chất lượng có tham chiếu và số liệu chất lượng không có tham chiếu.

KẾT LUẬN CHƯƠNG I

Tổng hợp ảnh y học đa phương thức là một lĩnh vực nghiên cứu quan trọng, đóng vai trò then chốt trong việc cải thiện chất lượng chẩn đoán và điều trị. Bằng cách kết hợp các thông tin từ nhiều phương thức hình ảnh khác nhau (như MRI, CT, PET, và siêu âm), tổng hợp ảnh đa phương thức cung cấp cái nhìn toàn diện hơn về tình trạng sinh lý và giải phẫu của bệnh nhân. Điều này giúp bác sĩ có khả năng phát hiện và đánh giá các bệnh lý phức tạp một cách hiệu quả hơn. Tổng hợp ảnh y học đa phương thức là có những ưu điểm chính sau:

- **Tối ưu hóa việc chẩn đoán và điều trị:** Tổng hợp ảnh y học đa phương thức giúp giảm thiểu những hạn chế của từng phương thức đơn lẻ và cung cấp thông tin bổ sung để bác sĩ có cái nhìn toàn diện hơn về bệnh trạng;

- **Tăng cường khả năng phân tích:** Nhờ việc tích hợp dữ liệu từ nhiều nguồn khác nhau, hình ảnh tổng hợp giúp xác định chính xác hơn vùng tổn thương, tăng cường độ nhạy trong việc phát hiện bệnh, và hỗ trợ trong việc lập kế hoạch điều trị;

- **Ứng dụng của các kỹ thuật trí tuệ nhân tạo (AI - Artificial Intelligence) và học sâu:** Những tiến bộ trong trí tuệ nhân tạo, đặc biệt là các mô hình học sâu, đã mở ra những hướng đi mới cho việc phân tích và tổng hợp ảnh y học, giúp tự động hóa và nâng cao độ chính xác trong quá trình xử lý;

- **Thách thức:** Mặc dù mang lại nhiều lợi ích, tổng hợp ảnh y học đa phương thức vẫn đối mặt với nhiều thách thức như sự khác biệt về đặc tính hình ảnh giữa các phương thức, vấn đề đăng ký hình ảnh, và chi phí tính toán cao. Trong tương lai, các nghiên cứu về tổng hợp ảnh y học đa phương thức dự kiến sẽ tiếp tục phát triển theo hướng tích hợp tốt hơn giữa các phương pháp hình ảnh và khai thác tối đa tiềm năng của công nghệ AI. Điều này sẽ giúp cải thiện hơn nữa chất lượng hình ảnh, hỗ trợ quá trình ra quyết định lâm sàng và mang lại nhiều cơ hội trong việc phát triển các công nghệ y học tiên tiến hơn. Như vậy, tổng hợp ảnh y học đa phương thức không chỉ là một lĩnh vực đầy triển vọng mà còn là một công cụ hỗ trợ mạnh mẽ trong việc cải thiện chất lượng chăm sóc sức khỏe và nâng cao hiệu quả điều trị bệnh nhân.

CHƯƠNG II: MỘT SỐ KỸ THUẬT LỘC ẢNH ỨNG DỤNG TRONG TỔNG HỢP ẢNH Y HỌC

2.1. GIỚI THIỆU

Sự tiên bộ vượt bậc trong ngành y học và chăm sóc sức khoẻ đã dẫn đến nhiều cách khác nhau trong cải thiện hình ảnh, giúp việc ra quyết định lâm sàng được chính xác và đảm bảo công tác khám chữa bệnh ngày càng có những tiến bộ vượt bậc. Các cách thức và giả thuyết về chẩn đoán thường cần sự đánh giá vào các lớp chiều sâu và các cấu trúc khác nhau của cơ thể con người, thường không thể nhìn thấy chỉ bằng một phương thức. Việc đánh giá này giúp cho công tác phòng và chữa bệnh được chính xác, giảm thiểu cao các rủi ro do trong chẩn đoán và điều trị; tăng khả năng phòng bệnh, phát hiện bệnh.

Do đó, thông tin từ nhiều cảm biến khác nhau có thể được kết hợp với nhau để tạo ra một hình ảnh mới có thể cung cấp cho chuyên gia nhiều thông tin hơn thông qua thông tin bổ sung của nó. Sự kết hợp hình ảnh là một chủ đề nghiên cứu rất tốt trong lĩnh vực thị giác máy tính và phân tích hình ảnh; được ứng dụng trong nhiều công việc khác nhau bao gồm viễn thám, hồng ngoại và chẩn đoán lâm sàng. Trong khi đó, nhu cầu tổng hợp hình ảnh ngày càng tăng trong các hệ thống y tế hiện tại, như các biện pháp can thiệp dưới sự hướng dẫn của hình ảnh qua da và các quy trình hướng dẫn bằng hình ảnh, chủ yếu là do sự phát triển đa dạng của các công nghệ thu nhận.

Mục đích chính là cung cấp một hệ thống kết hợp hiệu quả các phương thức chẩn đoán khác nhau để đưa ra một đại diện duy nhất có thể hỗ trợ các chuyên gia (như bác sĩ X-quang, bác sĩ ung thư, bác sĩ can thiệp) trong quá trình chẩn đoán và ra quyết định của họ. Mặc dù ý tưởng đơn giản nhưng thuật toán tổng hợp phải đối mặt với nhiều thách thức không chỉ liên quan đến nền tảng lý thuyết mà còn liên quan đến bản chất của hình ảnh y tế, nhìn chung có độ tương phản kém với thông tin mơ hồ, gây ra nhiều khó khăn trong tổng hợp ảnh và làm giảm khả năng phán đoán nhận định, việc nắm rõ thông tin hình ảnh đóng vai trò quan trọng trong tổng hợp ảnh y tế và điều trị đối với căn bệnh trong y học.

Việc sử dụng rộng rãi định nghĩa phản ứng tổng hợp hình ảnh y tế đa phương thức là quá trình kết hợp hai hoặc nhiều hình ảnh được đăng ký về mặt hình học từ một hoặc nhiều phương thức. Mục đích chính là tạo ra một hình ảnh tổng hợp tổng hợp với chất lượng được cải thiện và các tính năng nổi bật. Các kịch bản kết hợp có thể được phân loại thành bốn lớp: kết hợp đa thời gian, đa chế độ xem, đa tiêu điểm và đa phương thức. Vì vậy, ưu điểm chính của việc kết hợp nhiều phương thức tạo ảnh nằm ở thông tin bổ sung trong mỗi ảnh nguồn để mang lại cái nhìn đầy đủ thông tin hơn về cảnh.

Điều này làm giảm khó khăn trong việc đạt được chẩn đoán chính xác và nâng cao khả năng ra quyết định, đồng thời giảm chi phí lưu trữ. Trong khi đó, đăng ký tuổi hình ảnh là một trong những nhiệm vụ tiền xử lý cần thiết và đầy thách thức nhất liên quan trực tiếp đến phản ứng tổng hợp hình ảnh. Việc sửa chữa sự sai lệch đặc biệt giữa các hình ảnh đầu vào để bù đắp sự thay đổi do thay đổi dịch chuyển, xoay và chia tỷ lệ hình ảnh. Điều quan trọng cần lưu ý là việc tổng hợp hình ảnh có thể được thực hiện trong miền không gian hoặc trong miền biến đổi.

Trong miền không gian, chúng ta có thể xử lý trực tiếp các điểm ảnh (pixel) thay vì các hệ số dạng chuyển đổi, việc xử lý các điểm ảnh giúp giải quyết được các thông tin cơ bản trong xử lý các phần quan trọng của bản ảnh. Các vùng hoặc pixel được chọn trực tiếp theo một số thước đo độ nổi bật, sau đó được tổng hợp với các hoạt động tuyến tính hoặc phi tuyến tính.

Việc chuyển sang miền biến đổi đã thúc đẩy các nhà nghiên cứu mô tả các đặc điểm nổi bật hơn mà không thể nắm bắt được trong miền không gian.

Về cơ bản, quá trình tổng hợp có thể được thực hiện ở ba cấp độ, được sắp xếp theo thứ tự trừu tượng tăng dần như: pixel, tính năng và mức độ quyết định. Trong một số tài liệu, nó còn được gọi là cấp độ thấp, trung bình và cao, mặc dù có thể có sự chồng chéo giữa chúng. Các cấp độ này phản ánh các mức độ xử lý hình ảnh khác nhau và cho ra các thông tin kết quả khác nhau trong việc đánh giá, điều trị và phương pháp điều trị.

Như được hình 1.5 trong Chương I các ấn phẩm khoa học trên, số lượng bài báo khoa học có mục đích tổng hợp hình ảnh chung đã tăng nhanh từ năm 2005, và đặc biệt là trong lĩnh vực y tế. Số lượng công bố đã đạt khoảng 600 bài báo trong năm 2019, với sự chậm lại một chút trong nghiên cứu liên quan đến tổng hợp hình ảnh đa phương thức.

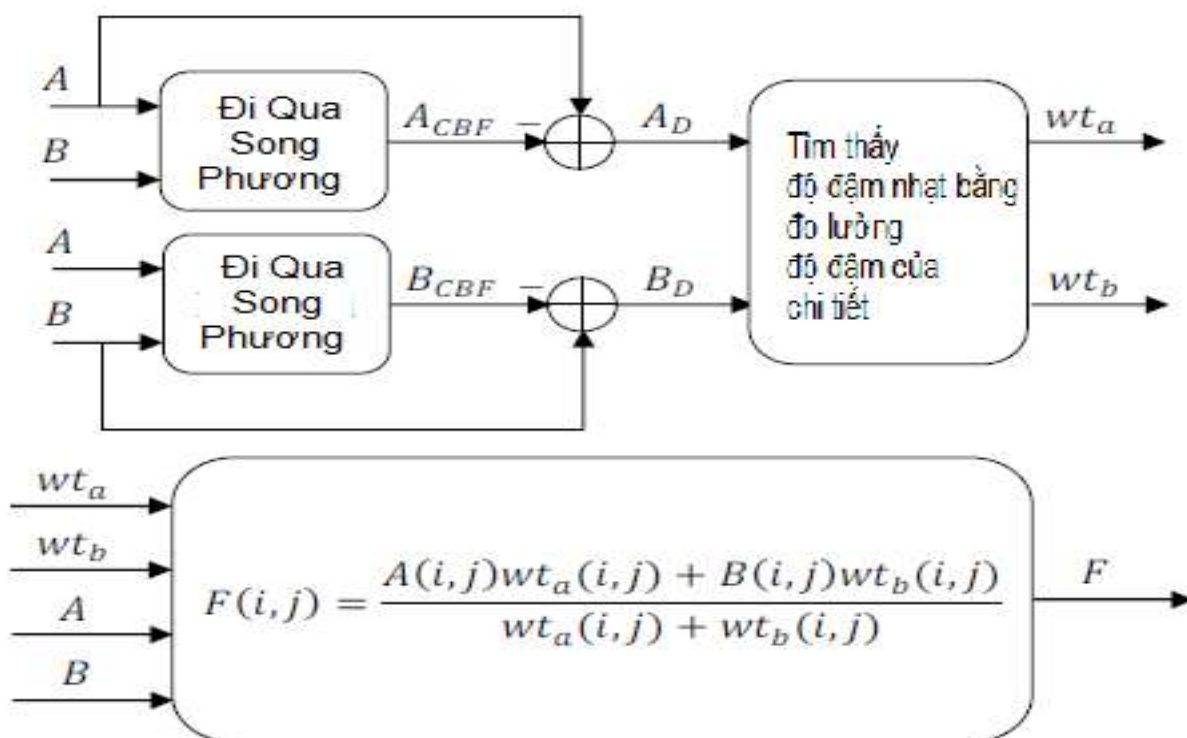
Chúng ta có thể quan sát rõ ràng rằng số lượng bài báo tăng lên sau mỗi hai đến ba năm trì trệ do lĩnh vực nghiên cứu này đã trưởng thành. Điều này đã thúc đẩy các nhà nghiên cứu tích cực hơn trong việc đề xuất các phương pháp hợp hạch mới. Ba yếu tố đằng sau sự tăng trưởng này; (1) số lượng hình ảnh y tế ngày càng tăng, (2) sự tiến bộ trong lý thuyết xử lý tín hiệu và hình ảnh, và (3) nhu cầu thông tin bổ sung để hỗ trợ chẩn đoán.

2.2. TỔNG HỢP ẢNH DỰA TRÊN CÁC ĐIỂM ẢNH NỔI BẬT SỬ DỤNG BỘ LỌC SONG PHƯƠNG CHÉO

Thuật toán tổng hợp hình ảnh được đề xuất kết hợp trực tiếp hai hình ảnh nguồn của cùng một cảnh bằng cách sử dụng bình quân gia quyền. Phương pháp đề xuất khác với các phương pháp bình quân gia quyền khác ở về tính toán

trọng số và miền trung bình có trọng số. Ở đây, trọng số là được tính bằng cách đo cường độ chi tiết trong hình ảnh chi tiết thu được bằng cách trừ CBF (Cross Bilateral Filter – Bộ lọc song phương chéo) xuất từ ảnh gốc. **Cross Bilateral Filter** (Bộ lọc song phương chéo) là một kỹ thuật lọc ảnh nâng cao, được phát triển để duy trì các cạnh trong khi làm mịn ảnh, đặc biệt là trong các ứng dụng như xử lý ảnh y tế, hình ảnh viễn thám, hoặc các tình huống mà sự duy trì chi tiết quan trọng.

Do đó, các trọng số được tính toán sẽ được nhân trực tiếp với Thuật toán tổng hợp hình ảnh được đề xuất kết hợp trực tiếp hai hình ảnh nguồn của cùng một cảnh bằng cách sử dụng bình quân gia quyền. Phương pháp đề xuất khác với các phương pháp bình quân gia quyền khác ở về tính toán trọng số và miền trung bình có trọng số. Ở đây, trọng số là được tính bằng cách đo cường độ chi tiết trong hình ảnh chi tiết thu được bằng cách trừ CBF xuất từ ảnh gốc. Do đó, các trọng số được tính toán sẽ được nhân trực tiếp với hình ảnh nguồn ban đầu theo sau là chuẩn hóa trọng lượng. Sơ đồ khối đề xuất sơ đồ được hiển thị trong Hình 2.1 cho hai hình ảnh nguồn A và B.



Hình 2.1. Khung kết hợp hình ảnh được đề xuất. [2]

2.2.1. Bộ lọc song phương chéo

Lọc song phương chéo (Cross Bilateral Filter- CBF) là một kỹ thuật cục bộ, phi tuyến tính và không lặp lại, kết hợp giữa kỹ thuật cổ điển bộ lọc thông thấp có chức năng dùng cạnh làm suy giảm nhân bộ lọc khi chênh lệch cường độ giữa các pixel lớn. Vì cả sự tương đồng về mức xám và hình học độ gần của các pixel lân cận được xem xét, trọng số của bộ lọc không chỉ phụ thuộc vào về

khoảng cách Euclidian mà còn về khoảng cách trong không gian màu xám/màu. Ưu điểm của bộ lọc nhiễu là, nó làm mịn hình ảnh trong khi vẫn giữ được các cạnh bằng các pixel lân cận. Về mặt toán học, đối với một hình ảnh, đầu ra BF tại một vị trí pixel được tính như sau [2]:

trong đó, $G_{\sigma_s}(\|p - q\|) = e^{-\frac{\|p - q\|^2}{2\sigma_s^2}}$ một hàm gaussian hình học,

$G_{\sigma_r}(|A(p) - A(q)|) = e^{-\frac{|A(p) - A(q)|^2}{2\sigma_r^2}}$ là mức độ của sự đồng dạng/Hàm số dựng cạnh

$W = \sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(|A(p) - A(q)|)$ là hằng số chuẩn hóa,

$\|p - q\|$ là khoảng cách Euclide (O-clit) giữa B and Q và S là lân cận không gian của P

Vì σ_s và σ_r kiểm soát hành vi của BF, sự phụ thuộc của σ_r/σ_s giá trị và đạo hàm của tín hiệu đầu vào về hành vi của BF được phân tích trong [2]. Giá trị tối ưu σ_s là được chọn dựa trên mức độ lọc thông thấp mong muốn và làm mờ nhiều hơn để có kích thước lớn hơn σ_s , vì nó kết hợp các giá trị từ các vị trí hình ảnh ở xa hơn [2]. Ngoài ra, nếu một hình ảnh được phóng to hoặc xuống, σ_s phải được điều chỉnh cho phù hợp để đạt được kết quả tương đương. Có vẻ như một phạm vi phù hợp cho giá trị σ_s là khoảng (1,5 - 2,1); mặt khác, giá trị σ_r tối ưu sẽ phụ thuộc vào số cạnh được bảo toàn. Nếu hình ảnh được khuếch đại hoặc bị suy giảm, σ_r phải được điều chỉnh cho phù hợp để giữ được kết quả tương tự.

CBF xem xét cả sự tương đồng về mức xám và độ gần nhau về mặt hình học của các điểm lân cận trong ảnh để định hình hạt nhân bộ lọc và lọc hình ảnh. Đầu ra CBF của hình ảnh tại một điểm vị trí được tính như [2]:

Nơi, $G_{\sigma_r}(|A(p) - A(q)|) = e^{-\frac{|A(p) - A(q)|^2}{2\sigma_r^2}}$ là mức độ của sự đồng dạng/Hàm số dựng cạnh

và $W = \sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(|A(p) - A(q)|)$ là hằng số đại lượng không đổi

Hình ảnh chi tiết, thu được bằng cách trừ đầu ra CBF khỏi hình ảnh gốc tương ứng, cho hình ảnh A và B được cho bởi $A_D = A - A_{CBF}$ và $B_D = B - B_{CBF}$ tương ứng.

Trong đa điểm hình ảnh, vùng không lấy nét trên ảnh A sẽ được lấy nét trong ảnh B và ứng dụng CBF trên hình ảnh B sẽ làm mờ vùng được lấy nét nhiều hơn so với vùng không được lấy nét trong ảnh B. Cái này là vì và dù sao đi nữa, vùng không được lấy nét trong ảnh A trông có vẻ mờ với màu xám gần như tương tự các giá trị trong vùng đó do đó làm cho nhân bộ lọc gần với hàm Gaussian. Bây giờ, ý tưởng là chụp hầu hết các chi tiết khu vực lấy nét trong hình ảnh B_D chi tiết sao cho có thể sử dụng các chi tiết này để tìm các trọng số cho việc tổng hợp hình ảnh bằng cách sử dụng giá trị trung bình có trọng số. Tương tự như vậy trong hình ảnh đa cảm biến, thông tin trong ảnh B không có trong ảnh A và việc áp dụng CBF trên ảnh B sẽ làm mờ thông tin trong hình ảnh B. Điều này là do, vì thông tin trong A đó không có, màu xám các mức trong khu vực đó có các giá trị tương tự do đó tạo ra hạt nhân là hàm Gaussian. Hình 2.2 cho thấy các hình ảnh nguồn người phụ nữ lấy nét đa điểm được mô phỏng cùng với chi tiết và đầu ra CBF tương ứng hình ảnh. Từ Hình 2 (c) và (d), có thể thấy rằng, CBF đã làm mờ việc giữ vùng lấy nét vùng không lấy nét như hiện tại và các chi tiết trong vùng lấy nét đã được ghi lại chi tiết hình ảnh (Fib. 2 (e) và (f)). Bây giờ, những hình ảnh chi tiết này được sử dụng để tìm trọng số bằng cách đo độ bền của chi tiết.

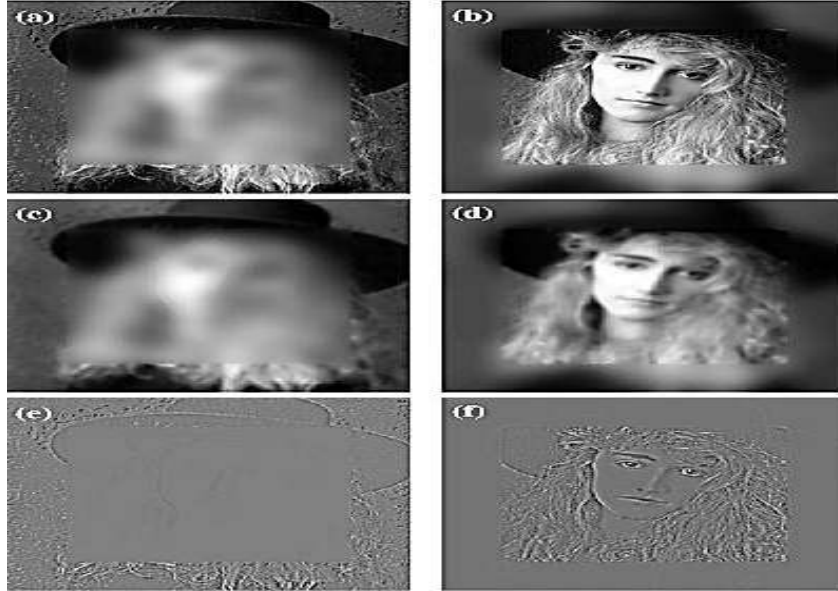
2.2.2. Quy tắc kết hợp dựa trên điểm ảnh

Quy tắc kết hợp dựa trên điểm ảnh (Pixel-Based Fusion Rule) là một phương pháp trong xử lý ảnh và ảnh vệ tinh, thường được sử dụng để kết hợp thông tin từ nhiều ảnh hoặc dữ liệu khác nhau vào một ảnh duy nhất. Các phương pháp này thường được áp dụng trong các ứng dụng như phân tích ảnh, nhận dạng đối tượng, hay tạo ra ảnh với độ phân giải cao hơn từ những ảnh có độ phân giải thấp hơn (ảnh mảnh) hoặc kết hợp các loại dữ liệu từ nhiều nguồn khác nhau (như dữ liệu màu và dữ liệu độ sâu). Quy tắc kết hợp được đề xuất trong được thảo luận ở đây để hoàn thiện việc so sánh hiệu suất của phương pháp đề xuất. Ở đây, các trọng số được tính toán bằng cách sử dụng các thuộc tính thống kê của một lân cận của hệ số chi tiết thay vì hệ số wavelet như trong. Một cửa sổ có kích thước $W \times W$ xung quanh hệ số chi tiết AD (i,j) hoặc BD (i,j) được coi là lân cận của tính trọng lượng của nó. Vùng lân cận này được ký hiệu là ma trận X. Mỗi hàng của X được coi là một quan sát và cột như một biến để tính toán ước tính không chệch 12 3 ,4 hiệp phương sai của nó ma trận, trong đó i và j là tọa độ không gian của hệ số chi tiết AD (i,j) hoặc BD (i,j) [2]

$$(X) = E[(X - E[X])(X - E[X])^T] \quad (3)$$

Hiệp phương sai

$$C_h^{i,j} = \frac{\sum_{k=1}^W (x_k - \bar{x})(x_k - \bar{x})^T}{(w-1)} \quad (4)$$



Hình 2.2. Mô phỏng đa điểm trong các ảnh về người phụ nữ tại nguồn ảnh.[2] Chú giải: trong (a) và (b), hình ảnh đầu ra bộ lọc song phương chéo(CBF) ở (c) và (d), và hình ảnh chi tiết tương ứng ở (e) và (f). [2]

Trong đó X_K là quan sát K^{TH} của biến w - chiều và \bar{X} là giá trị trung bình của quan sát. Quan sát thấy rằng, đường chéo của ma trận $C_h^{i,j}$ cho vector phương sai cho mỗi cột ma trận.

Bây giờ, các giá trị riêng của ma trận $C_h^{i,j}$ được tính toán và số lượng giá trị riêng phụ thuộc vào kích thước của $C_h^{i,j}$. Tổng các giá trị riêng này tỷ lệ thuận với Cường độ chi tiết ngang của lân cận và được ký hiệu là HDetailStrength (mức độ chi tiết trong màn hình hoặc hình ảnh phân tích chức năng lọc hoặc biến đổi sóng - biến đổi wavelet) [2]. Tương tự, ước tính hiệp phương sai không chéo được tính bằng cách $C_v^{i,j}$ xử lý từng cột của X như một quan sát và hàng dưới dạng một biến (ngược lại với cái đó $C_h^{i,j}$) và tổng các giá trị riêng của $C_v^{i,j}$ cho cường độ chi tiết dọc VDdetailStrength. Đó là [2],

$$HdetailStrength(i,j) = \sum_{k=1}^w \text{eigen}_k \text{ of } C_h^{i,j}$$

$$VdetailStrength(i,j) = \sum_{k=1}^w \text{eigen}_k \text{ of } C_v^{i,j}$$

Trong đó eigen_k là K^{th} giá trị riêng của ước tính không thiên vị của ma trận hiệp phương sai. Bây giờ trọng số cho một hệ số chi tiết cụ thể được tính bằng cách cộng hai giá trị tương ứng này điểm mạnh chi tiết Vì vậy, trọng lượng chỉ phụ thuộc vào độ bền của chi tiết chứ không phụ thuộc vào giá trị cường độ thực tế.

$$wt(i, j) = HdetailStrength(i, j) + VdetailStrength(i, j)$$

Sau khi tính toán trọng số cho tất cả các hệ số chi tiết tương ứng với cả hai giá trị đã đăng ký ảnh nguồn thì giá trị trung bình có trọng số của các ảnh nguồn sẽ tạo ra một ảnh tổng hợp.

Nếu wt_a và wt_b là trọng số của các hệ số chi tiết A_D và B_D thuộc về hình ảnh nguồn tương ứng A và B, thì trung bình có trọng số của cả hai được tính là hình ảnh tổng hợp bằng cách sử dụng phương trình 5 [2]:

$$F(i, j) = \frac{A(i, j)wt_a(i, j) + B(i, j)wt_b(i, j)}{wt_a(i, j) + wt_b(i, j)} \quad (5)$$

2.2.3. Các thông số để đánh giá hiệu suất kết hợp

Đánh giá hiệu suất nhiệt hạch là một nhiệm vụ đầy thách thức vì thông tin cơ bản không có sẵn trong hầu hết các ứng dụng. Trong tài liệu, nhiều thông số khác nhau đã được đề xuất và sử dụng để đánh giá hiệu quả của việc tổng hợp hình ảnh. Trong số đó, một số đánh giá cổ điển các thông số được báo cáo trong tài liệu được xem xét để nghiên cứu toàn diện:

- Cường độ điểm ảnh trung bình (API- Average Pixel Intensity) hoặc Giá trị trung bình (\bar{F}) đo chỉ số độ tương phản và được đưa ra[2]:

tại $API = \bar{F} = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n f(i, j)}{mn}$, bởi trong đó $f(i, j)$ là cường độ điểm ảnh (i, j) và $m \times n$ là kích thước của hình ảnh

- Độ lệch chuẩn (SD- Standard Deviation) là căn bậc hai của phương sai, phản ánh mức chênh lệch

trong dữ liệu và được đưa ra bởi[2]: $SD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (f(i, j) - \bar{F})^2}{mn}}$

- Độ dốc trung bình (AG - Average Gradient) đo mức độ rõ ràng và sắc nét và được đưa

$$AG = \frac{\sum_i \sum_j ((f(i, j) - f(i+1, j))^2 + (f(i, j) - f(i, j+1))^2)^{1/2}}{mn} \quad \text{ra bởi [2]:}$$

- Entropy (H) ước tính lượng thông tin có trong ảnh và được đưa ra bởi [2]:

$$H = -\sum_{k=0}^{255} p_k \log_2(p_k), \quad \text{trong đó } P_k \text{ là xác suất của giá trị cường độ } k \text{ trong khoảng thời gian 8-bit hình ảnh}$$

- Thông tin lẫn nhau (MI- Mutual Information) định lượng thông tin chung giữa các nguồn hình ảnh và hình ảnh tổng hợp, được đưa ra bởi $MI=MI_{AF} + MI_{BF}$,

trong đó, $MI_{AF} = \sum_k \sum_l p_{A,F}(k,l) \log_2 \left(\frac{p_{A,F}(k,l)}{p_A(k)p_F(l)} \right)$ là thông tin lẫn nhau giữa hình ảnh nguồn và hình ảnh tổng hợp, [2]

và là $MI_{BF} = \sum_k \sum_l p_{B,F}(k,l) \log_2 \left(\frac{p_{B,F}(k,l)}{p_B(k)p_F(l)} \right)$ thông tin lẫn nhau giữa hình ảnh nguồn và hình ảnh tổng hợp [2]

- Đối xứng thông tin hoặc đối xứng tổng hợp (FS - Fusion Symmetry) cho biết mức độ đối xứng của hình ảnh tổng hợp liên quan đến hình ảnh nguồn và được đưa ra bởi :

$$FS = 2 - \left| \frac{MI_{AF}}{MI} - 0.5 \right|$$

- Hệ số tương quan (CC - Correlation Coefficient) đo mức độ liên quan của hình ảnh tổng hợp với hình ảnh nguồn và được cho bởi [2]:

$$CC = (R_{AF} + R_{BF}) / 2,$$

Trong đó $r_{AF} = \frac{\sum_i \sum_j (a(i,j) - \bar{A})(f(i,j) - \bar{F})}{\sqrt{(\sum_i \sum_j (a(i,j) - \bar{A})^2)(\sum_i \sum_j (f(i,j) - \bar{F})^2)}}$ và

$$r_{BF} = \frac{\sum_i \sum_j (b(i,j) - \bar{B})(f(i,j) - \bar{F})}{\sqrt{(\sum_i \sum_j (b(i,j) - \bar{B})^2)(\sum_i \sum_j (f(i,j) - \bar{F})^2)}}$$

- Tần số không gian (SF - Spatial Frequency) đo mức thông tin tổng thể trong các vùng (mức hoạt động) của hình ảnh và được tính như sau [2]:

$$SF = \sqrt{RF^2 + CF^2},$$

Trong đó, $RF = \sqrt{\frac{\sum_i \sum_j (f(i,j) - f(i,j-1))^2}{mn}}$ và, $CF = \sqrt{\frac{\sum_i \sum_j (f(i,j) - f(i-1,j))^2}{mn}}$

Ngoài ra, đặc tính hiệu suất tổng hợp hình ảnh khách quan [2] dựa trên thông tin gradient được xem xét. Trong toán học, gradient là một phép toán vi phân được sử dụng để mô tả sự thay đổi của một hàm nhiều biến đối với sự thay đổi của các biến đầu vào. Gradient của một hàm số là một vector, trong đó mỗi thành phần của nó là đạo hàm riêng của hàm đó theo một biến cụ thể. Điều này cung cấp một phân tích chuyên sâu về hiệu suất nhiệt hạch bằng cách định lượng: tổng hiệu suất nhiệt hạch, tổn thất nhiệt hạch và tạo tác nhiệt hạch (nhân tạo thông tin được tạo ra). Quy trình tính toán các thông số này được nêu trong và đại diện tượng trưng của họ được đưa ra dưới đây [2]:

$Q^{AB/F}$ = tổng thông tin được truyền từ ảnh nguồn sang ảnh tổng hợp,

$L^{AB/F}$ = mất toàn bộ thông tin và $N^{AB/F}$ = nhiễu hoặc tạo tác được thêm vào trong hình ảnh tổng hợp do quá trình tổng hợp.

Cần lưu ý rằng, tổng hiệu suất hợp hạch $Q^{AB/F}$, tổn thất hợp hạch $L^{AB/F}$ và các tạo phẩm hợp hạch $N^{AB/F}$ miễn phí chỉ ra rằng tổng của tất cả những thứ này sẽ dẫn đến sự thống nhất [40, 25], tức là: [2]

$$Q^{AB/F} + L^{AB/F} + N^{AB/F} = 1. \quad (6)$$

Trong hầu hết các trường hợp, điều này có thể không dẫn đến sự thống nhất và do đó các tham số này được xem xét và việc sửa đổi tham số đo các tạo tác nhiệt hạch đã được đề xuất trong [2], phương trình của nó được đưa ra ở đây cho đầy đủ [2]:

$$N_m^{AB/F} = \frac{\sum_{vi} \sum_{vj} AM_{i,j} [(1-Q_{i,j}^{AF})w_{i,j}^A + (1-Q_{i,j}^{BF})w_{i,j}^B]}{\sum_{vi} \sum_{vj} (w_{i,j}^A + w_{i,j}^B)} \quad (7)$$

Trong

$$AM_{i,j} = \begin{cases} 1, & g_{i,j}^F > g_{i,j}^A \text{ and } g_{i,j}^F > g_{i,j}^B, \\ 0, & \text{cách khác} \end{cases}$$

chỉ ra vị trí của các tạo tác nhiệt hạch trong đó độ dốc đó, tổng hợp mạnh hơn đầu vào:

- $g_{i,j}^A$, $g_{i,j}^B$ và $g_{i,j}^F$ lần lượt là cường độ cạnh của A, B và F tương ứng với $Q_{i,j}^{AF}$ và $Q_{i,j}^{BF}$ là ước tính bảo toàn thông tin của ảnh nguồn A và B tương ứng, $w_{i,j}^A$ và $w_{i,j}^B$ lần lượt là trọng số cảm nhận của hình ảnh nguồn.

Quy trình tính các thông số $g_{i,j}^A$, $g_{i,j}^B$ và $g_{i,j}^F$, $Q_{i,j}^{AF}$ và $Q_{i,j}^{BF}$, $w_{i,j}^A$ và $w_{i,j}^B$ được đưa ra trong. Với biện pháp tạo tác tổng hợp mới được sửa đổi này $N_m^{AB/F}$ phương trình 6 có thể được viết lại như sau [2]:

$$Q^{AB/F} + L^{AB/F} + N_m^{AB/F} = 1. \quad (8)$$

2.3.TỔNG HỢP ẢNH Y TẾ ĐA PHƯƠNG THỨC DỰA TRÊN BỘ LỌC SONG PHƯƠNG VÀ NĂNG LƯỢNG GRADIENT (ĐỘ DỐC) CỤC BỘ (GRADIENT – Độ dốc: một khái niệm trong tính toán không gian véc-tơ)

2.3.1. Phương pháp đề xuất

Trong phần này, một phương pháp tổng hợp hình ảnh y tế đa phương thức được đề xuất và thảo luận chi tiết. Sơ đồ của mô hình được hiển thị trong Hình 2.1 để hiển thị ngắn gọn mô hình, chỉ có hai hình ảnh đầu vào được xem xét trong hình minh họa này. Nó có giá trị lưu ý rằng phương pháp của chúng tôi có thể dễ dàng áp dụng cho trường hợp có nhiều hơn hai ảnh nguồn. Chi tiết phương pháp đề xuất được thảo luận ở Phần 2.3.1.1. Từ mô hình trong Hình 2.4 chỉ nhằm mục đích kết hợp hai hình ảnh y tế giải phẫu, tức là hai hình ảnh thang độ xám. các vấn đề về kết hợp hình ảnh y tế.

Phần 2.3.2 sẽ đưa ra sơ đồ kết hợp hình ảnh giải phẫu y tế và chức năng hình ảnh y tế, chẳng hạn như sự kết hợp MR/PET (Chụp cộng hưởng từ - magnetic resonance -MR/Positron emission tomography), MR/SPECT (magnetic resonance -MR/photon emission computed tomography- SPECT-Single Photon Emission Computed Tomography). Sơ đồ phân rã JBF (joint bilateral filter) sẽ được phân tích trong Phần 2.3.3.

2.3.1.1. Mô hình tổng hợp chi tiết

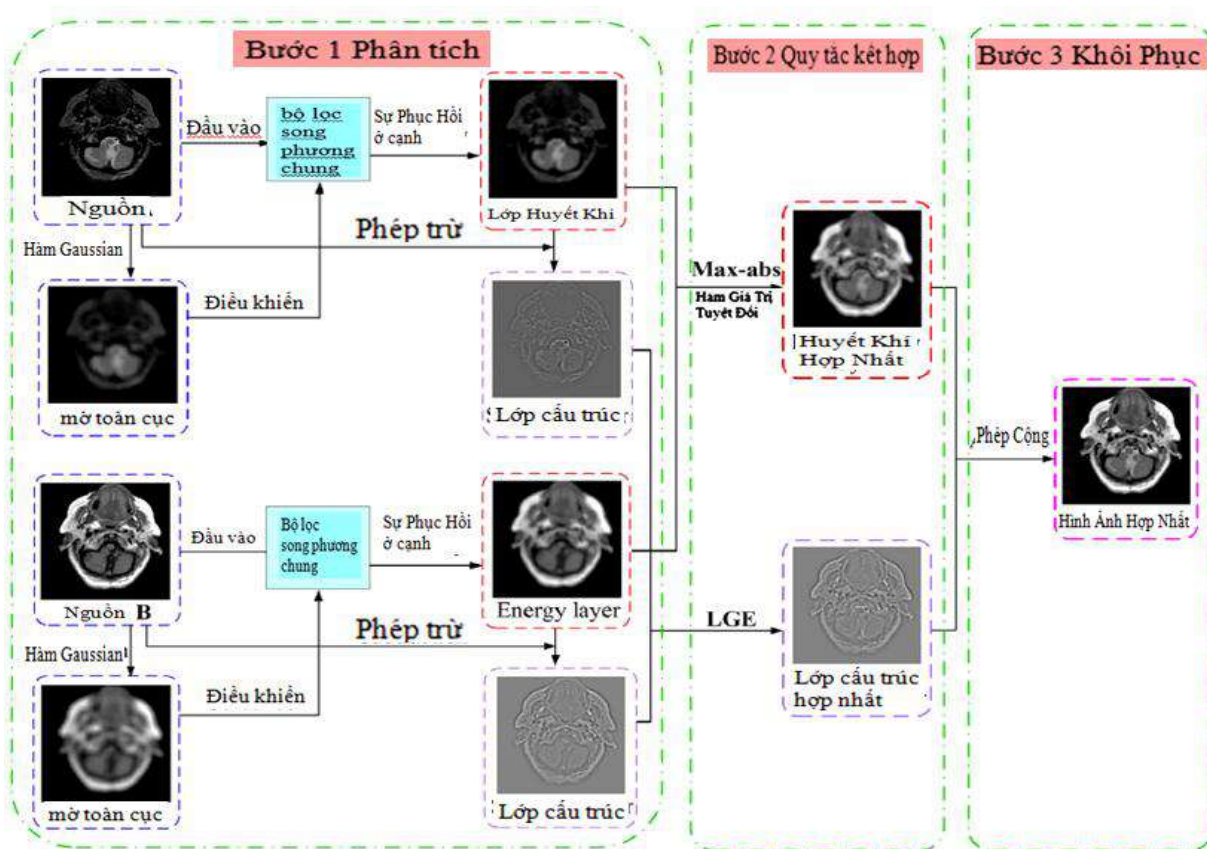
Tương tự như nhiều sơ đồ tổng hợp hình ảnh y tế, phương pháp đề xuất bao gồm ba bước: phân rã, quy tắc tổng hợp và tái thiết.

- Bước 1: Phân rã hai thành phần biết rằng thách thức chính đối với việc tổng hợp hình ảnh là làm thế nào để phân tách thông tin bổ sung giữa các hình ảnh nguồn.

Kỹ thuật tách thành phần hai tỷ lệ đã được sử dụng rộng rãi trong nhiều phương pháp tổng hợp hình ảnh. Nó không phải là hai phương pháp phổ biến duy nhất để phân tách chi tiết cơ sở bằng cách sử dụng bộ lọc trung bình hoặc bộ lọc thông thấp [3]. Lớp cơ sở do chúng tạo ra thường được làm mịn bằng kỹ thuật lọc, dẫn đến làm mờ toàn cục, trong khi Lớp chi tiết là phần bổ sung của lớp cơ sở và chứa thông tin đường cao tốc phong phú.

Tuy nhiên, những giá trị trung bình này các lược đồ có thể ít nhiều làm hỏng các cạnh của hình ảnh đầu vào, dẫn đến các đặc điểm cấu trúc dưới mức tối ưu trong lớp chi tiết và sau đó cản trở việc phát hiện cấu trúc cho phần chi tiết trong phản ứng tổng hợp hình ảnh y tế; một sự phân rã hai quy mô hiệu quả, bản thiết kế được giới thiệu dựa trên bộ lọc song phương chung (là một phương pháp lọc trong quá trình xử lý ảnh, được phát triển để làm kho ảnh mà vẫn bảo vệ được các biên -cạnh và các cạnh quan trọng đặc biệt trong hình ảnh).

Giả định rằng thông tin cường độ và độ dốc cấu trúc là hai đặc điểm quan trọng nhất của hình ảnh y tế. Từ quan sát này, sự phân hủy cấu trúc năng lượng sơ đồ được trình bày bao gồm hai bước làm mờ toàn cục và phục hồi cạnh.



Hình 2.3. Tổng quan về phương pháp tổng hợp hình ảnh y tế được đề xuất. [3]

Chú giải: (1) Lớp huyết khí (năng lượng); (2) LGE - Late gadolinium enhancement (Sự nâng cao Gadolinium chậm); (3) Gadolinium: Về cơ chế dược động học, thuốc đối quang từ giúp tăng độ tương phản của mô được khảo sát. Nói cách khác, thuốc đối quang từ giúp tăng độ chính xác trong khảo sát hình ảnh. Việc chỉ định sử dụng thuốc được áp dụng trong từng trường hợp cụ thể, các bác sĩ của bạn sẽ thông báo với bạn hoặc người nhà nếu bạn cần được sử dụng thuốc đối quang từ. Nhìn chung, thuốc sẽ giúp tăng khả năng đánh giá tổn thương dạng viêm, khối u, khảo sát mạch máu và tính chất tưới máu theo từng cơ quan. Thuốc đối quang từ được sử dụng hiệu quả nhất đối với não và tủy sống, vì khi hàng rào máu não bị tổn thương do bệnh lý, tín hiệu của tổn thương sẽ tăng lên rõ rệt. Trong các bệnh lý như viêm khớp, các khối u, viêm ở tạng đặc, thuốc đối quang từ cũng có giá trị để đánh giá tổn thương. Sử dụng thuốc đối quang từ còn có ý nghĩa trong khảo sát, chụp mạch máu công hưởng từ (MRA - Magnetic Resonance Angiography), dựa vào sự bất tín hiệu của thuốc

trong dòng chảy, để khảo sát mạch máu trong sọ, ngoài sọ ở các pha động mạch và tĩnh mạch.

2.3.1.1.1. Làm mờ toàn diện

Động lực mà làm mịn hoàn toàn hình ảnh là để truyền bá thông tin chi tiết của đầu vào hình ảnh đến lớp cấu trúc bị phân hủy ở mức tối đa. Mục tiêu này có thể đạt được bằng cách lọc hàm Gaussian, đó là được hiển thị như sau [3]:

$$\mathbf{R}_\sigma = \mathbf{G}_\sigma * \mathbf{I} \quad (7)$$

$$G_\sigma(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

Trong đó \mathbf{I} là ảnh đầu vào, $G_\sigma(x, y)$ là bộ lọc Gaussian có phương sai $v = \sigma^2$, \mathbf{R}_σ là kết quả được làm mịn ở độ lệch chuẩn σ . Dựa trên lý thuyết về không gian tỷ lệ [3], σ^2 được ký hiệu là tỷ lệ. Nếu tỷ lệ cấu trúc hình ảnh nhỏ hơn Gaussian độ lệch chuẩn r thì nó sẽ bị loại bỏ hoàn toàn trong $I\sigma$. Nếu chúng ta chỉ quan sát những kết quả mờ nhạt, một hiện tượng hấp dẫn sẽ xuất hiện, nghĩa là không có bằng chứng trực quan nào chứng minh rằng cấu trúc nhỏ từng tồn tại trong ảnh đầu vào [3]. Thực tế này cũng đảm bảo rằng các cấu trúc nhỏ này của hình ảnh đầu vào sẽ xuất hiện trong lớp cấu trúc mà không cần đặt trước.

Sau đó, bộ lọc hàm Gaussian trung bình có trọng số được sử dụng để tạo ra hình ảnh mờ tổng thể và quá trình này có thể được thực hiện định nghĩa là [3]:

$$\mathbf{G}(j) = \frac{1}{Z_j} \sum_{i \in \mathbf{N}(j)} \exp\left(-\frac{\|j-i\|^2}{2\sigma_s^2}\right) \mathbf{I}(i) \quad (9)$$

$$Z_j = \sum_{i \in \mathbf{N}(j)} \exp\left(-\frac{\|j-i\|^2}{2\sigma_s^2}\right) \quad (10)$$

Trong đó \mathbf{I} và \mathbf{G} lần lượt biểu thị hình ảnh đầu vào và đầu ra. j và i biểu thị tọa độ pixel chỉ mục, $\mathbf{N}(j)$ là tập hợp các các điểm ảnh lân cận của i , σ_s biểu thị độ lệch chuẩn và Z_j biểu thị hoạt động chuẩn hóa.

2.3.1.1.2. Phục hồi cạnh

Các cấu trúc quy mô nhỏ sẽ được loại bỏ một cách hiệu quả bởi biểu thức (9), tuy nhiên, các cấu trúc lớn hơn σ_s sẽ bị hủy trong quá trình vận hành tron tru. Kết quả là cấu trúc quy mô lớn sẽ được giữ lại trong lớp năng lượng ở một mức độ nào đó, điều này có thể dẫn đến sự phân hủy không hoàn toàn đối với các lớp năng lượng và cấu trúc. Để giải quyết vấn đề, chúng tôi giới thiệu ý tưởng lọc song phương chung để khôi phục cấu trúc hình ảnh lớn. Năng lượng lớp hình ảnh đầu vào \mathbf{I} có thể thu được bằng kết quả lọc sau: Để giải quyết vấn

đề, chúng tôi giới thiệu ý tưởng lọc song phương chung để khôi phục cấu trúc hình ảnh lớn. Năng lượng lớp hình ảnh đầu vào I có thể thu được bằng kết quả lọc sau: lớp chứa một số tính năng cấu trúc[3]:

$$\mathbf{J}(j) = \frac{1}{\mathbf{Z}_j} \sum_{i \in \mathbf{N}(j)} g_d(i-j) g_r(i-j) \mathbf{I}(i) \quad (11)$$

$$\mathbf{Z}_j = \sum_{i \in \mathbf{N}(j)} \exp\left(-\frac{\|j-i\|^2}{2\sigma_s^2} - \frac{\|\mathbf{G}(j)-\mathbf{G}(i)\|^2}{2\sigma_r^2}\right) \quad (12)$$

Hàm khoảng cách không gian g_d đặt trọng số dựa trên khoảng cách giữa các điểm ảnh, trong khi hàm phạm vi cường độ g_r đặt trọng số trên phạm vi dựa trên chênh lệch cường độ [3]:

$$g_d(i-j) = \exp\left(-\frac{\|j-i\|^2}{2\sigma_s^2}\right) \quad (13)$$

$$g_r(i-j) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{G}(j)-\mathbf{G}(i)\|^2}{2\sigma_r^2}\right) \quad (14)$$

Trong đó σ_s và σ_r lần lượt kiểm soát trọng số không gian và trọng số phạm vi của bộ lọc song phương [3]. Các hàm phạm vi là phi tuyến do trọng lượng của chúng tùy thuộc vào giá trị điểm ảnh. Quan trọng nhất là chúng có thể bảo toàn các cạnh, tức là phục hồi cấu trúc lớn trong mô hình đề xuất. Bằng cách thực hiện phương trình Eq. (11), khoảng cách không gian và giá trị cường độ của pixel lân cận có thể là được xem xét, đồng thời. Lưu ý rằng bộ lọc song phương chung mà chúng tôi áp dụng tương tự như bộ lọc hướng dẫn lẫn, nhưng chỉ có một lần lặp xảy ra trong sơ đồ đề xuất. Đối với hai ảnh y tế nguồn A và B, các lớp năng lượng của chúng có thể được biểu diễn dưới dạng E_A , E_B và sau đó là các lớp cấu trúc có thể thu được bằng cách [3]:

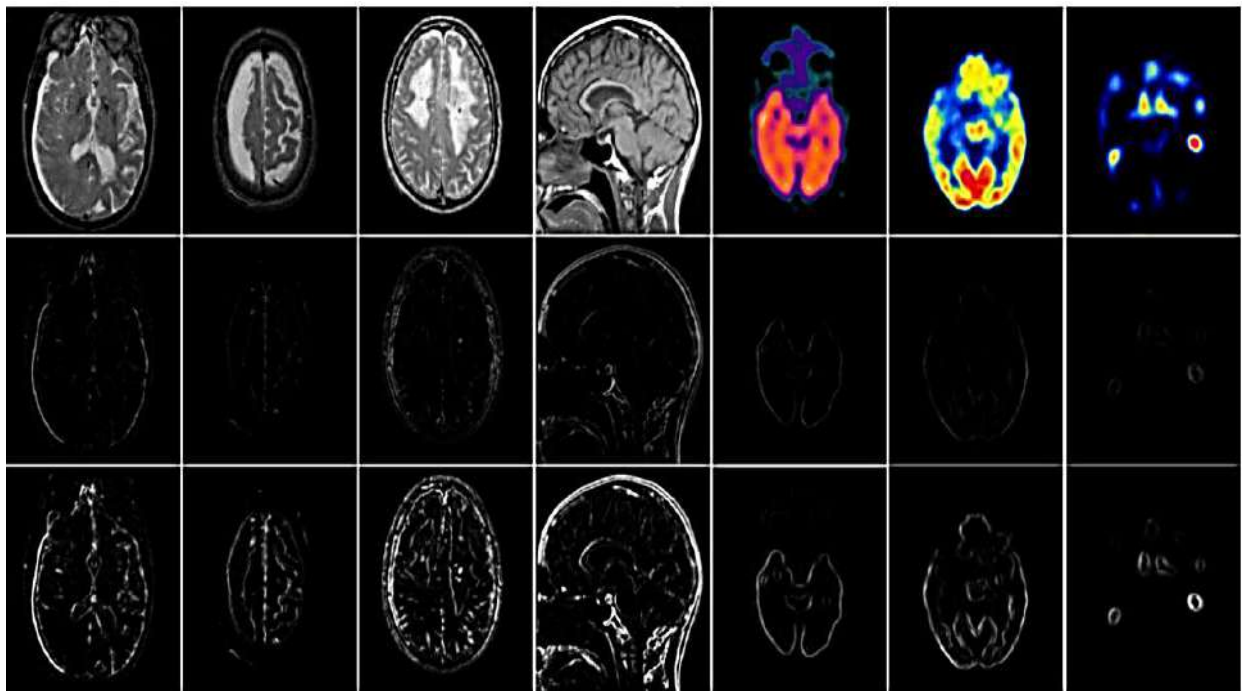
$$\mathbf{I}_S(x,y) = \mathbf{I}(x,y) - \mathbf{I}_E(x,y) \quad (15)$$

Trong đó, $\mathbf{I}_S(x,y)$ là lớp cấu trúc của $\mathbf{I}, \mathbf{I} = \mathbf{A}, \mathbf{B}$

2.3.1.2. Bước 2

Tổng hợp lớp năng lượng và lớp cấu trúc theo hai quy tắc tổng hợp được điều khiển bằng cách phân rã ở trên, lớp cấu trúc chứa các chi tiết phong phú và lớp năng lượng thuần túy thông tin cường độ được tạo ra. Để phát hiện chính xác các thành phần được tổng hợp trước từ ảnh nguồn, hai quy tắc tổng hợp nên được thiết kế cẩn thận. Như có thể thấy từ bảy hình ảnh y tế được hiển thị ở hàng đầu tiên của Hình 2.9, thông tin chi tiết chủ yếu được trình bày thông qua các cấu trúc khác nhau như cạnh, góc và kết cấu et al. Vì toán tử nổi bật tensor lồi (STS- structure tensor salient: Tensor Cấu trúc nổi bật) có thể hoạt động một

cách hiệu quả phát hiện thông tin độ dốc hình ảnh, việc sử dụng STS để chọn các cấu trúc tổng hợp trước là hợp lý. Việc phát hiện kết quả do STS tạo ra được liệt kê ở hàng thứ hai của Hình 2. Bằng cách quan sát các cấu trúc nổi bật này, chúng tôi nhận thấy rằng một số cấu trúc đã được phát hiện thành công bởi STS. Tuy nhiên, STS không phát hiện được một số đặc điểm yếu và nhỏ do sự vắng mặt của chức năng cường độ, đặc biệt đối với các hình ảnh chức năng. Khắc phục những tồn tại, hoàn thiện cơ cấu hiệu suất phát hiện, chúng tôi giới thiệu toán tử năng lượng lân cận (NE -neighbor energy) để tinh chỉnh STS. NE biểu thị năng lượng cục bộ trong vị trí trung tâm $\delta x; y_P$, có thể mang lại toán tử gradient năng lượng cục bộ (LGE) đơn giản nhưng hiệu quả cao sau đây:



Hình 2.4. Ví dụ minh họa kết quả phát hiện cấu trúc hình ảnh do STS và LGE tạo ra. Hàng đầu tiên: hình ảnh đầu vào, hàng thứ hai: hình ảnh nổi bật do STS tạo ra, hàng thứ ba: hình ảnh nổi bật do LGE tạo ra. [3]

$$LGE_I(x,y) = NE_I(x,y) \cdot ST_I(x,y) \quad (16)$$

Nơi $ST_I(x,y)$ là hình ảnh nổi bật tạo ra bởi STS. $NE_I(x,y)$ đại diện cho tính năng NE tại vị trí (x,y) ; vâng, và nó có thể định nghĩa là [3]:

$$NE_I(x,y) = \sum_{a=-N}^N \sum_{b=-N}^N I(x+a,y+b) \quad (17)$$

Trong đó $(2N + 1) \times (2N + 1)$ là kích thước của vùng lân cận. Giá trị của N kiểm soát kích thước của cửa sổ và ảnh hưởng đến sự tổng hợp hiệu suất và độ phức tạp. Từ hàng thứ ba trong Hình 2.9, có thể nhận biết được nhiều cấu trúc hơn bằng trực giác so với hàng kết quả phát hiện được liệt kê ở hàng thứ hai, chứng tỏ rằng LGE được đề xuất có thể được sử dụng làm quy tắc tổng hợp để phát hiện các chi tiết trong các thành phần kết cấu. Bằng cách so sánh LGE của hình ảnh đầu vào, bản đồ phát hiện nổi bật cấu trúc $\mathbf{M}_A(x,y)$; bản của hình ảnh A (x,y) có thể được tính bằng [3]:

$$\mathbf{M}_A(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{if } LGE_A(x,y) > LGE_B(x,y) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

Chú giải: 0, otherwise: trong mọi trường hợp còn lại.

$\mathbf{M}_B(x,y)$ có thể được tạo theo cách tương tự. Hơn nữa, xét về tính toàn vẹn của đối tượng, $\mathbf{M}_I(x,y)$ có thể tiến xa hơn được tinh chỉnh bởi toán tử chính sau đây [3]:

$$\tilde{\mathbf{M}}_I(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{if } \sum_{(a,b) \in \Omega} \mathbf{M}_I(x+a,y+b) > 0.5 \times \text{size}(\Omega) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (19)$$

Trong đó Ω (omega - độ phức tạp tối thiểu) là vùng cục bộ có tâm tại (x,y) với kích thước $T \times T$. Dựa trên bản đồ phát hiện của hình ảnh nguồn, cấu trúc tổng hợp thành phần có thể được lấy bằng cách [3]:

$$\mathbf{F}_S(x,y) = \tilde{\mathbf{M}}_A(x,y) \cdot \mathbf{A}_S(x,y) + \tilde{\mathbf{M}}_B(x,y) \cdot \mathbf{B}_S(x,y) \quad (20)$$

Do các thành phần năng lượng chứa thông tin cường độ thuần túy cho hình ảnh y tế nên chúng ta có thể tổng hợp các lớp năng lượng $\mathbf{A}_s(x,y)$ và $\mathbf{B}_s(x,y)$ để thu được lớp năng lượng tổng hợp $\mathbf{F}_s(x,y)$ với quy tắc "l₁-max rule" rất phổ biến bằng cách sử dụng giá trị tuyệt đối giá trị của từng điểm ảnh làm thước đo mức độ hoạt động.

2.3.1.3. Bước 3 Tái thiết

Cuối cùng, việc bổ sung giữa $\mathbf{F}_S(x,y)$ và $\mathbf{F}_E(x,y)$ có thể tạo ra hình ảnh tổng hợp cuối cùng [3]:

$$\mathbf{F}(x,y) = \mathbf{F}_S(x,y) + \mathbf{F}_E(x,y) \quad (21)$$

2.3.2. Tổng hợp hình ảnh giải phẫu và chức năng nói chung, hình ảnh cộng hưởng từ có thang độ xám và hình ảnh chụp cắt lớp phát xạ positron hoặc chụp cắt lớp điện toán phát xạ một photon có màu

Đối với hình ảnh giải phẫu và hình ảnh chức năng vấn đề tổng hợp, ví dụ. Phản ứng tổng hợp hình ảnh cộng hưởng từ hoặc chụp cắt lớp phát xạ positron (MR - Magnetic Resonance /PET - Positron Emission Tomography), hình ảnh cộng hưởng từ hoặc chụp cắt lớp điện toán phát xạ một photon (MR/SPECT), một số phương pháp được tiến hành trên chúng trong RGB không gian trực tiếp để tổng hợp trên mỗi kênh. Tuy nhiên, đối với các hình ảnh y tế chức năng, việc kết hợp không gian màu RGB không phải là một giải pháp khôn ngoan. sự lựa chọn và có thể dẫn đến biến dạng màu sắc.

Trong phương pháp đề xuất, chúng tôi giới thiệu một cách khả thi khác để giải quyết vấn đề giải phẫu vấn đề tổng hợp hình ảnh và hình ảnh chức năng [3]. Như minh họa trong Hình 2.6, hình ảnh chức năng đầu vào trước tiên được chuyển đổi vào không gian màu YUV (Y - Luminance: Thành phần này đại diện cho độ sáng; U - Chrominance - Cb: Thành phần này thể hiện sự khác biệt màu sắc giữa màu xanh lam và độ sáng Y; V - Chrominance - Cr: Thành phần này thể hiện sự khác biệt màu sắc giữa màu đỏ). Nó mô tả độ bão hòa của màu đỏ.. Nó mô tả độ bão hòa của màu xanh.) và sau đó ba kênh Y, U, V được tạo ra. Trong số đó, kênh Y có thang độ xám và do đó, việc tổng hợp kênh Y và hình ảnh giải phẫu theo sơ đồ đề xuất như được trình bày trong Phần 2.3.1 là có thể thực hiện được.

Cuối cùng, kênh Y tổng hợp, kênh U và V của hình ảnh chức năng nguồn được chuyển đổi chung sang không gian RGB để thu được hình ảnh tổng hợp cuối cùng. Sơ đồ cho sơ đồ tổng hợp hình ảnh giải phẫu và chức năng được đề cập ở trên được trình bày trong Hình 2.6 [3].

2.3.3. Tại sao sơ đồ phân rã bộ lọc song phương chung hoạt động

Bộ lọc song phương chung (JBF) là một kỹ thuật trong xử lý ảnh để làm kho ảnh mà không làm mất các biên hoặc chi tiết quan trọng. Mục đích của việc phân rã hình ảnh là phân tách hiệu quả các thành phần khác nhau và bổ sung cho nhau của một hình ảnh. Độ sáng và chi tiết là hai cách thể hiện thông tin cần thiết cho hình ảnh y tế. Phương pháp lọc sẽ làm cho các pixel gần nhau trong không gian nếu các pixel có màu sắc hoặc độ sáng tương tự nhau.

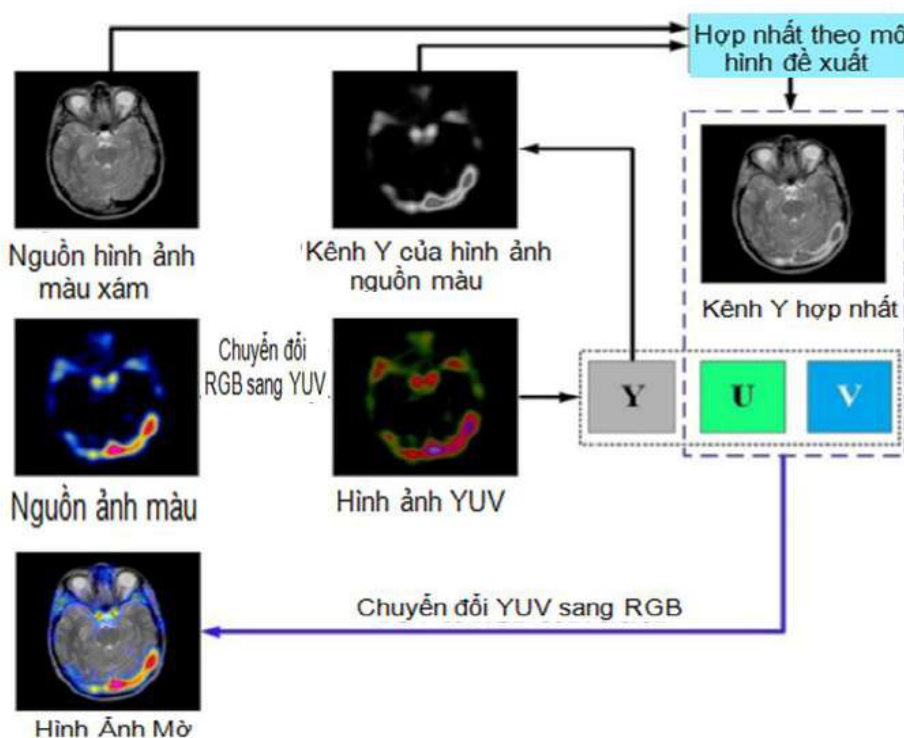
Đối với hình ảnh y tế đa phương thức sự tổng hợp, cách phân rã và các quy tắc tổng hợp có ảnh hưởng quan trọng đến kết quả tổng hợp và thiết kế của cả

hai nên cân nhắc lẫn nhau.

Một số đặc điểm của các lớp phân hủy phải tương đối đậm đặc để tạo điều kiện thuận lợi cho việc phát hiện tích cực bằng các quy tắc tổng hợp và các quy tắc tổng hợp cũng phải được thiết kế cụ thể theo đặc điểm của các lớp.

Mô hình JBF được đề xuất phân tách một hình ảnh y tế thành lớp cấu trúc và lớp năng lượng. Ví dụ: trong ứng dụng làm sâu ảnh sử dụng độ sâu thông tin, JBF sẽ sử dụng độ sâu thông tin để quyết định làm sâu ở các khu vực có thay đổi nhỏ về độ sâu, trong khi vẫn giữ lại các biên giới giữa các đối tượng (nơi có sự thay đổi đột ngột).

Lớp cấu trúc chủ yếu chứa các chi tiết của hình ảnh nguồn, tức là thông tin quy mô nhỏ, bao gồm họa tiết, chi tiết, cạnh nhỏ, v.v. Hình ảnh nguồn đầu tiên được làm mờ toàn cục bằng bộ lọc hàm Gaussian và lớp cấu trúc thu được từ sự khác biệt giữa ảnh nguồn và ảnh mờ toàn cục



Hình 2.5. Sơ đồ kết hợp hình ảnh y tế màu. [3]

Chú giải hình 2.5 :

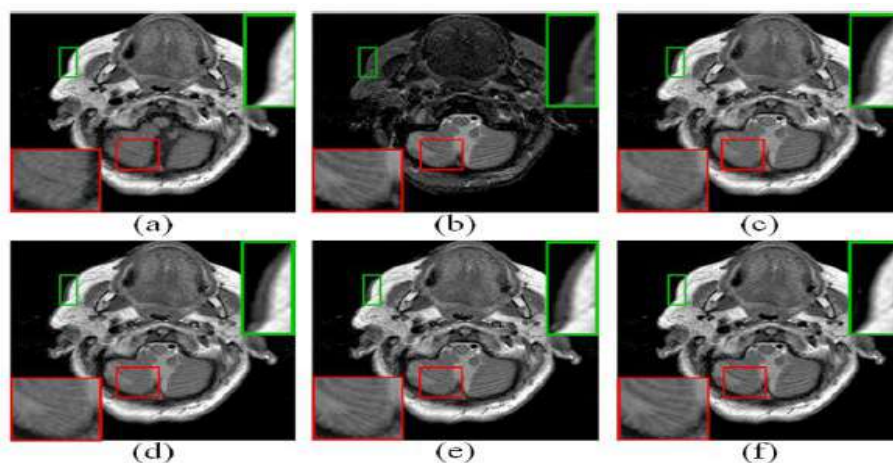
- **RGB** là tên viết tắt tiếng Anh của hệ màu kết hợp từ ba màu Red, Green và Blue. Đây chính là ba màu gốc trong các mô hình màu ánh sáng bổ sung. Mỗi màu này đại diện cho một giá trị từ 0 đến 255, với 0 là không có màu và 255 là màu sáng nhất. Khi ba màu này được kết hợp với nhau, chúng tạo ra hơn 16

triệu màu khác nhau, cho phép người sử dụng tạo ra các hình ảnh và video đầy màu sắc trên các thiết bị điện tử của mình;

- Mô hình **YUV** quy định một không gian màu được tạo bởi một độ sáng và hai thành phần màu, tính chất màu sắc của một đối tượng mà không bao gồm độ sáng (C- chrominance).

Nếu hình ảnh mờ tổng thể được sử dụng trực tiếp làm lớp năng lượng thì thông tin cường độ trong lớp năng lượng có thể là tương đối rải rác, điều này sẽ không có lợi cho việc phát hiện đầy đủ thông tin cường độ theo quy tắc tổng hợp. Do đó, nó có thể dẫn đến một số vấn đề xuất hiện trong kết quả tổng hợp như suy giảm độ tương phản và tạo tác. Thực ra, lớp năng lượng không chỉ chứa thành phần năng lượng. Đây là lý do tại sao nhiều công cụ MSD dựa trên nền tảng rời rạc các phép biến đổi wavelet phân hủy các ảnh tần số thấp trong mỗi lớp [3]. Để tận dụng tối đa các lớp năng lượng, hình ảnh bị mờ toàn cục phải được thực hiện với việc khôi phục cấu trúc ở quy mô lớn hơn một chút, tức là khôi phục cạnh trong Phần 2.3.2, sẽ mang lại thông tin cường độ tương đối tập trung trong các lớp năng lượng.

Hình 2.11 (b) và (f) là các lớp năng lượng chỉ được xử lý bằng cách làm mờ tổng thể, còn Hình 2.11(c) và (g) được xử lý thêm bằng cách phục hồi cấu trúc. Các vùng cục bộ giống nhau của những hình ảnh này được dán nhãn và đặt ở góc dưới bên trái của hình ảnh tương ứng. hình ảnh. Có thể thấy rõ rằng thông tin cường độ trong Hình 2.11(b) và (f) tương đối phân tán, dẫn đến ranh giới mờ, trong khi thông tin cường độ trong Hình 2.11 (c) và (g) tương đối tập trung và ranh giới tương đối thông thoáng. Từ kết quả tổng hợp hai lớp năng lượng trong Hình 2.11 (d) và (h), chúng ta có thể thấy rằng kết quả tổng hợp thu được bởi Phục hồi cấu trúc lớn hình ảnh có thể tích hợp hiệu quả thông tin năng lượng của hình ảnh nguồn vào kết quả tổng hợp và tạo ra hiệu suất tổng hợp lớp năng lượng trực quan hợp lý hơn.



Hình 2.6. Sơ đồ phân rã ảnh khác nhau. [3]

Hình 2.6 cho thấy kết quả tổng hợp được tạo ra bởi một số sơ đồ phân rã ảnh khác nhau, tất cả đều áp dụng mô hình được đề xuất quy tắc tổng hợp. Có thể thấy rằng có một mức độ mất chi tiết nhất định trong quá trình lọc giá trị trung bình và kết quả tổng hợp được tạo ra bởi bộ lọc Gaussian, bộ lọc song phương và JBF có hiệu suất chi tiết tốt hơn sự bảo tồn. Trong khi đó, ở rìa cấu trúc ảnh (xem vùng ô chữ nhật màu xanh lá cây), đã xuất hiện hiện tượng giả ở một mức độ nào đó trong các kỹ thuật lọc trung bình, Gaussian và song phương, trong khi phương pháp phân rã JBF có hiệu quả tránh xảy ra hiện tượng không mong muốn này. Điều này chủ yếu được hưởng lợi từ sự tập trung tương đối của cường độ thông tin của các thành phần năng lượng trong quá trình phục hồi cấu trúc, điều này tạo nên các đặc điểm biên quy mô lớn của kết quả tổng hợp hấp dẫn hơn về mặt trực quan và tránh được sự xuất hiện của các tạo tác biên, v.v.

2.4. TỔNG HỢP KỸ THUẬT LỌC ẢNH BẢO TOÀN BIÊN ĐA MỨC

2.4.1. Công việc liên quan

Trong phần này chúng tôi sẽ giới thiệu các lý thuyết liên quan: [4] giá trị trung bình có trọng số **Lọc độ cong trung bình có trọng số** (là một kỹ thuật trong xử lý ảnh và phân tích hình học, đặc biệt trong các lĩnh vực như phân tích bề mặt, đồ họa máy tính, và xử lý ảnh 3D), độ dốc hình thái đa cấp (MLMG - multi-level morphological gradient) là một khái niệm trong xử lý ảnh, đặc biệt trong các phương pháp xử lý ảnh hình thái học và mạng thần kinh ghép xung (PCNN - pulse-coupled neural network) là một loại mạng nơ-ron nhân tạo được lấy cảm hứng từ cách các tế bào thần kinh trong não giao tiếp với nhau thông qua các xung điện (hay còn gọi là "spikes").

2.4.1.1. Lọc độ cong trung bình có trọng số

Đối với một ảnh U , WMCF của nó được định nghĩa là [4]:

$$H^w(U) = \Delta U - \frac{U_y^2 U_{yy} + 2U_x U_y U_{xy} + U_x^2 U_{xx}}{U_x^2 + U_y^2} \quad (1)$$

Trong đó Δ là toán tử Laplace đẳng hướng, U_x và U_y là đạo hàm riêng đạo hàm theo hướng x và y , và U_x^2 , U_y^2 , U_{xx} , U_{yy} , U_{xy} tương ứng đạo hàm riêng bậc hai. Vì một hình ảnh bao gồm các rời rạc điểm ảnh, cần phải xác định dạng biểu thức rời rạc. Eq. (1).

Đối với cửa sổ 3×3 , có thể có 8 hướng bình thường (ký hiệu h1-h8) với

một nửa cửa sổ sẽ được xem xét. Tất cả 8 trường hợp đều mang lại hạt nhân tương ứng [4]:

$$\begin{aligned}
 h_1 &= \begin{bmatrix} 1/6 & 1/6 & 0 \\ 1/3 & -1 & 0 \\ 1/6 & 1/6 & 0 \end{bmatrix}, h_2 = \begin{bmatrix} 1/6 & 1/3 & 1/6 \\ 1/6 & -1 & 1/6 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \\
 h_3 &= \begin{bmatrix} 0 & 1/6 & 1/6 \\ 0 & -1 & 1/3 \\ 0 & 1/6 & 1/6 \end{bmatrix}, h_4 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1/6 & -1 & 1/6 \\ 1/6 & 1/3 & 1/6 \end{bmatrix}, \\
 h_5 &= \begin{bmatrix} 1/6 & 1/3 & 1/12 \\ 1/3 & -1 & 0 \\ 1/12 & 0 & 0 \end{bmatrix}, h_6 = \begin{bmatrix} 1/12 & 1/3 & 1/6 \\ 0 & -1 & 1/3 \\ 0 & 0 & 1/12 \end{bmatrix}, \\
 h_7 &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1/12 \\ 0 & -1 & 1/3 \\ 1/12 & 1/3 & 1/6 \end{bmatrix}, h_8 = \begin{bmatrix} 1/12 & 0 & 0 \\ 1/3 & -1 & 0 \\ 1/6 & 1/3 & 1/12 \end{bmatrix}.
 \end{aligned} \tag{2}$$

Tám khoảng cách có thể được tính từ tám hạt nhân [4]:

$$d_k = h_k * U, k=1, 2, \dots, 8 \tag{3}$$

Dạng rời rạc có thể được xây dựng như [4]:

$$H^w = d_m, \text{ trong đó } m = \operatorname{argmin} |d_k| \tag{4}$$

Hình 2.7 thể hiện một ví dụ về WMCF. Có thể thấy rằng một số các đốm đen và họa tiết tinh tế trên đồng hồ được làm mịn, trong khi số cấu trúc lớn được giữ lại hoàn toàn hơn số cấu trúc nhỏ kết cấu. Để thuận tiện, quy trình WMCF được biểu diễn dưới dạng [4]:

$$I_f = WMC(I_{in}) \tag{5}$$

Trong đó I_{in} và I_f là hình ảnh đầu vào và được lọc, còn $WMC(\cdot)$ biểu thị hoạt động WMCF.

2.4.2. Độ dốc hình thái đa cấp

Độ dốc hình thái đa cấp (Multi-Level Morphological gradient - MLMG) là một phương pháp trong quá trình xử lý hình ảnh, được sử dụng để phân tích biên giới, phát hiện sự thay đổi cấu trúc trong hình ảnh ở nhiều hình ảnh. Độ dốc hình thái đa cấp (MLMG) là một toán tử hiệu quả có thể trích xuất thông tin độ dốc từ hình ảnh một cách dễ dàng và tốt. Vì những đặc tính ưu việt của nó, MLMG đã được sử dụng như một loại đo tiêu điểm trong phản ứng tổng hợp hình ảnh đa tiêu điểm [4]. Các chi tiết cụ thể được mô tả dưới đây.

Thứ nhất, phần tử cấu trúc đa cấp được định nghĩa là [4]:

$$SE_t = \underbrace{SE_1 \oplus SE_1 \oplus \dots \oplus SE_1}_t, t \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (6)$$

Trong đó SE_1 biểu thị một phần tử cấu trúc cơ bản và t đại diện cho số cấp độ. Thứ hai, đặc điểm gradient G_t có thể được biểu diễn bằng hình thái toán tử gradient từ hình ảnh f [4]:

$$G_t(x, y) = f(x, y) \oplus SE_t - f(x, y) \ominus SE_t \quad (7)$$

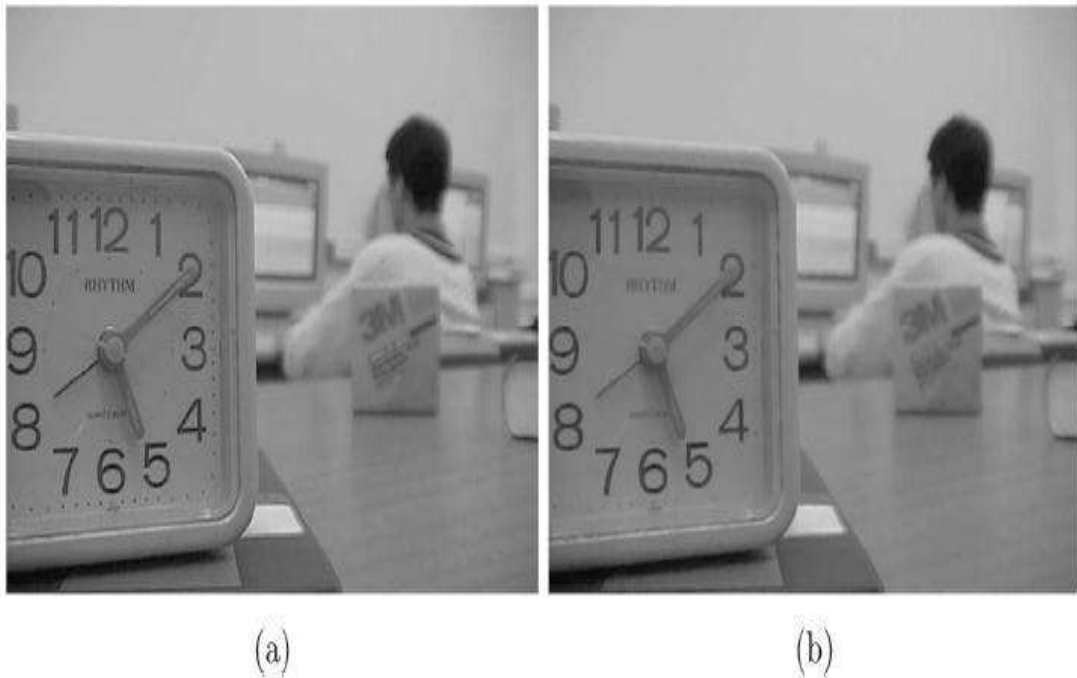
Trong đó \oplus và \ominus biểu thị các toán tử giãn nở và xói mòn hình thái, tương ứng.

(x, y) biểu thị tọa độ pixel. Thứ ba, MLMG thu được bằng cách tính tổng trọng số của độ dốc ở tất cả các cấp độ [4]:

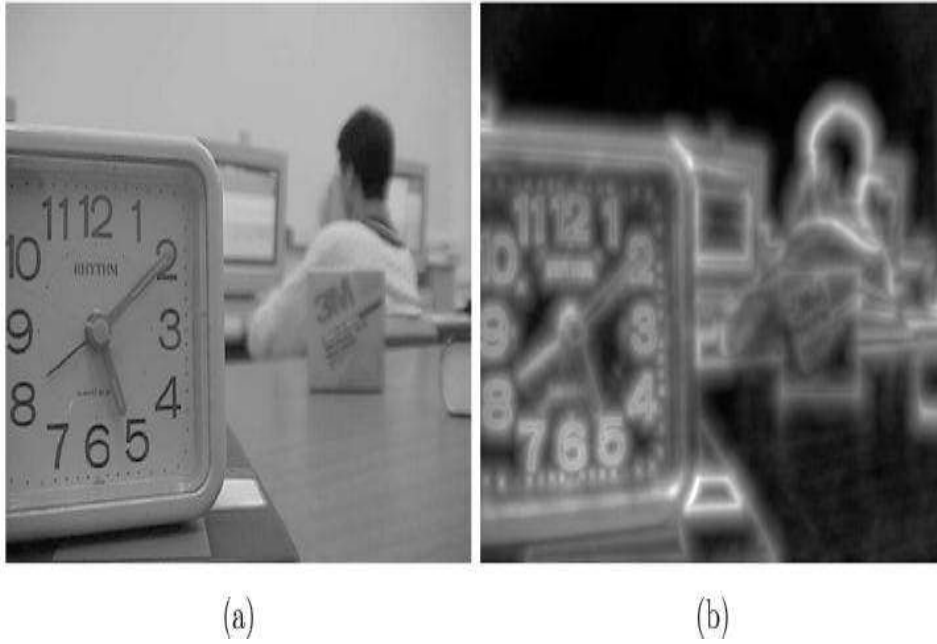
$$M(x, y) = \sum_{t=1}^N w_t \cdot G_t(x, y) \quad (8)$$

Trong đó w_t biểu thị trọng số của gradient ở cấp độ thứ t và nó có thể là đại diện bởi [4] :

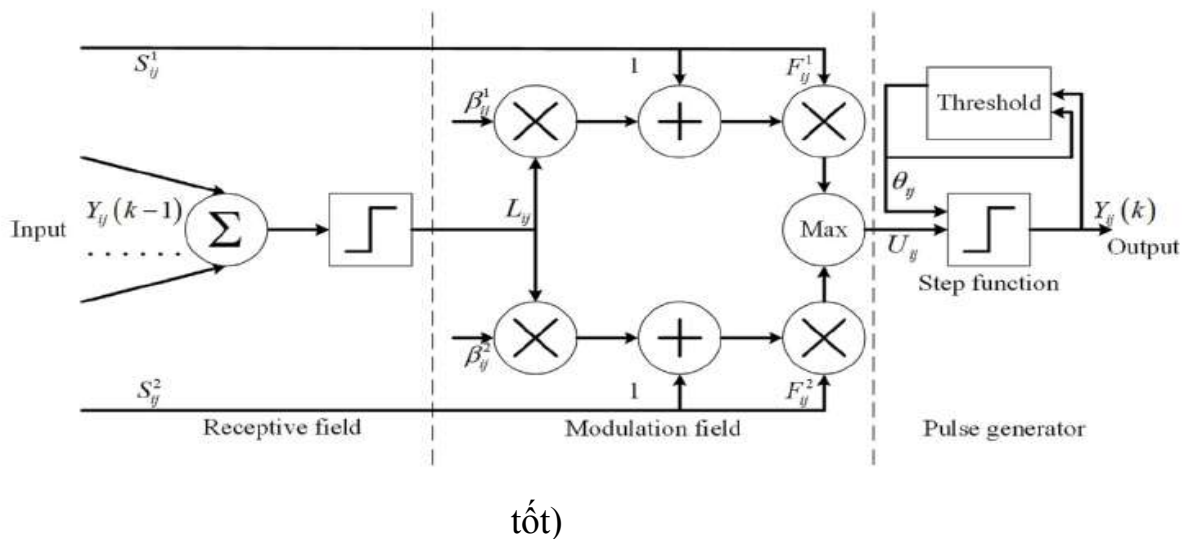
$$w_t = \frac{1}{2t + 1} \quad (9)$$



Hình 2.7. Một ví dụ về WMCF. (a) Hình ảnh đầu vào. (b) Kết quả WMCF. [4]



Hình 2.8. Một ví dụ về MLMG. (a) Hình ảnh đầu vào. (b) Kết quả MLMG. [4]
 Hình 2.8 thể hiện một ví dụ về MLMG. Có thể thấy rằng ranh giới thông tin của hình ảnh đã được trích xuất tốt. Vì vậy, MLMG có thể là một thước đo ranh giới



Hình 2.9. Mô hình PCNN (Progressive Cell Neural Network). [4]

(Chú giải: Input: Đầu vào; Receptive field: Trường tiếp nhận; Modulation field: Trường điều chế; Pulse generator: Máy phát xung; Step Function: Bước Chức Năng; Threshold: Ngưỡng; Output: Đầu ra; Mô hình PCNN một loại mô hình học sâu chủ yếu được sử dụng trong các tác vụ xử lý hình ảnh, đặc biệt là trong hình ảnh y tế và cảm biến từ xa. cổ điển).

2.4.3. Mạng lưới thần kinh ghép xung

Là mạng nơ ron nhân tạo thể hệ thứ ba, PCNN đã đạt được thành công lớn trong lĩnh vực tổng hợp hình ảnh. Ưu điểm của PCNN chủ yếu chứa: (1) Vì PCNN là mạng thần kinh một lớp nên nó không yêu cầu bất kỳ sự đào tạo nào. (2) Thông tin không gian có tính kết nối cao với mỗi nơ-ron, do đó sau nhiều lần lặp lại, thông tin đặc trưng không gian của hình ảnh được bảo quản tốt. Một mô hình PCNN thường chứa ba phần: trường tiếp nhận, trường điều chế và xung máy phát điện. Các biểu thức của mô hình PCNN kênh đôi đơn giản hóa có thể được định nghĩa là:

$$F_{ij}^1(k) = S_{ij}^1(k) \quad (10)$$

$$F_{ij}^2(k) = S_{ij}^2(k) \quad (11)$$

$$L_{ij}(k) = \begin{cases} 1, & \text{if } \sum_{r,j \in S} Y_{rt}(k-1) > 0; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (12)$$

$$U_{ij}(k) = \max\{F_{ij}^1(k)(1 + \beta_{ij}^1 L_{ij}(k)), F_{ij}^2(k)(1 + \beta_{ij}^2 L_{ij}(k))\} \quad (13)$$

$$Y_{ij}(k) = \begin{cases} 1, & \text{if } U_{ij}(k) \geq \theta_{ij}(k-1); \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (14)$$

$$\theta_{ij}(k) = \theta_{ij}(k-1) - d_e + V_\theta Y_{ij}(k) \quad (15)$$

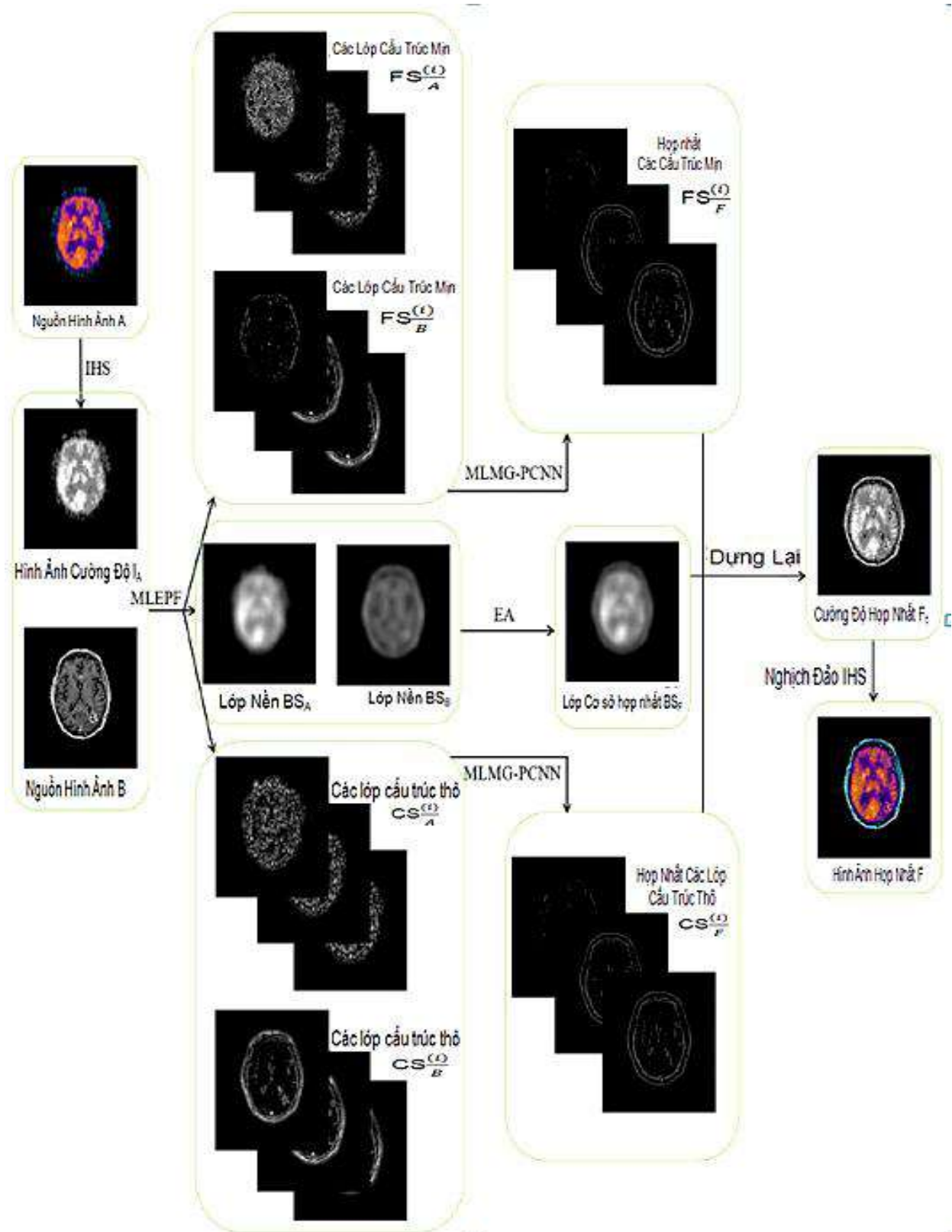
$$T_{ij} = \begin{cases} k, & \text{if } U_{ij}(k) \geq \theta_{ij}(k-1); \\ T_{ij}(k-1), & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (16)$$

* Chú giải: 0, otherwise: 0, ngược lại.

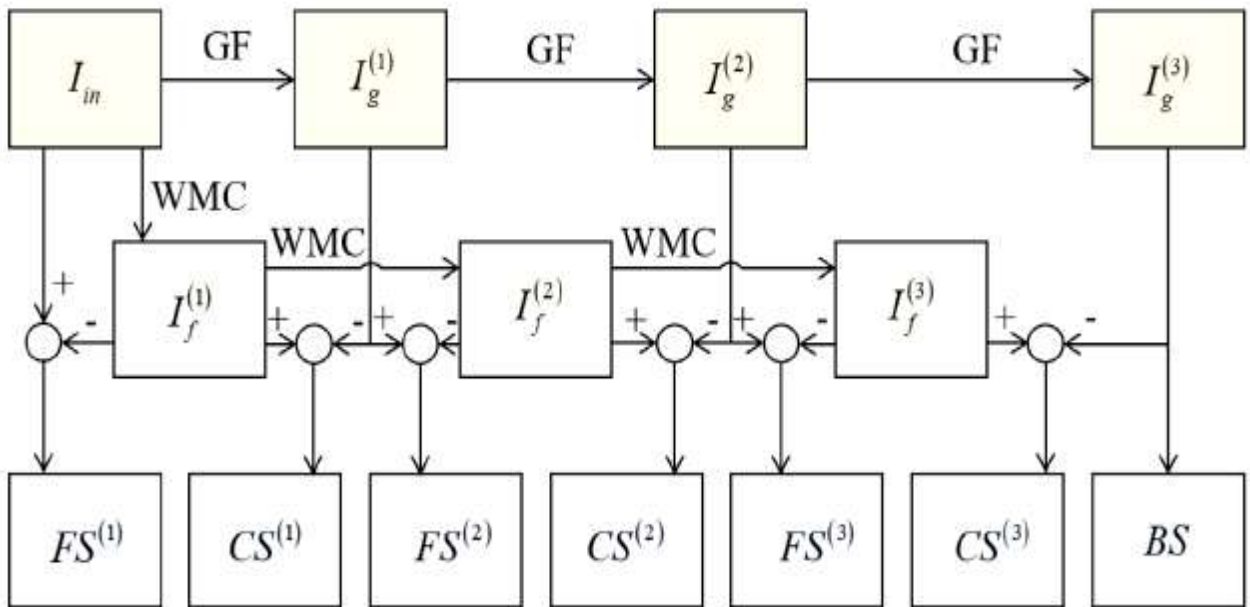
Như được hiển thị trong [4] Hình 2.9 trên, S_{ij}^1 và S_{ij}^2 biểu thị giá trị pixel của hai hình ảnh đầu vào tại điểm (i, j) trong mạng lưới thần kinh này; L_{ij} đại diện cho tham số liên kết; β_{ij}^1 và β_{ij}^2 biểu thị độ bền liên kết; F_{ij}^1 và F_{ij}^2 đại diện cho phản hồi của đầu vào. U_{ij} là đầu ra của kênh đôi. θ_{ij} là ngưỡng của hàm bước, d_e là mức độ suy giảm của ngưỡng, V_θ quyết định ngưỡng của các nơ-ron hoạt động và T_{ij} là tham số để xác định số lần lặp. $Y(k)$ là thứ k đầu ra của PCNN (Pulse-Coupled Neural Network) là một loại mạng nơ-ron nhân tạo được lấy cảm hứng từ cách thức giao tiếp của các tế bào thần kinh trong não thông qua các xung điện (spikes). PCNN đặc biệt hữu ích trong các ứng dụng xử lý ảnh, như phát hiện biên (edge detection), phân đoạn ảnh (image segmentation), và trích xuất đặc trưng (feature extraction). Cơ chế hoạt động của PCNN dựa trên việc các tế bào thần kinh phát ra xung khi trạng thái của chúng vượt qua một ngưỡng nhất định, và các xung này được truyền đi và ảnh hưởng đến các tế bào xung quanh. PCNN (Pulse-Coupled Neural Network) là một loại mạng nơ-ron nhân tạo mô phỏng cách các tế bào thần kinh trong não giao tiếp qua các xung điện. Nó rất hữu ích trong các bài toán xử lý ảnh, chẳng hạn như phát hiện biên, phân đoạn

ảnh và trích xuất đặc trưng. Với cơ chế hoạt động mạnh mẽ dựa trên xung, PCNN có khả năng xử lý dữ liệu không gian và thời gian một cách hiệu quả.

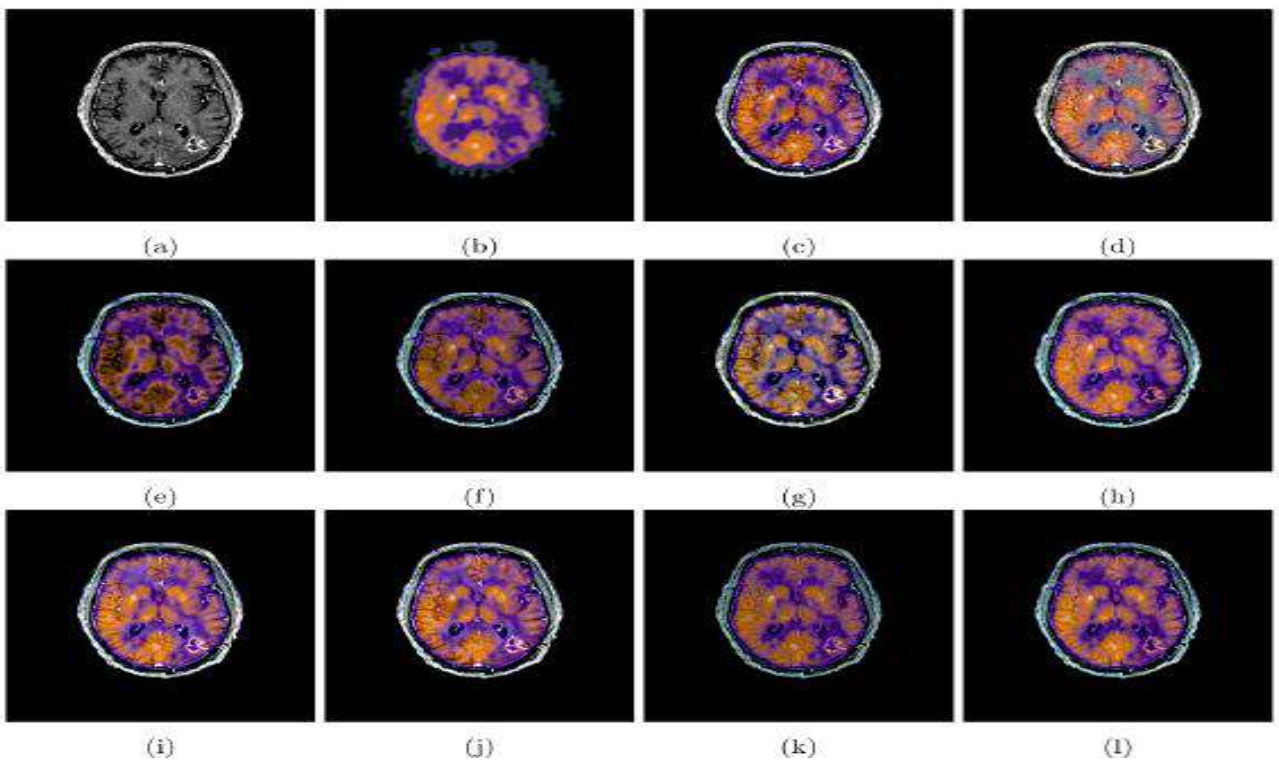
2.4.4. Thuật toán trích dẫn [4]



Hình 2.10. Khung thuật toán đề xuất. [4]



Hình 2.11. Sơ đồ cấu trúc của phân rã Lọc bảo toàn đa cấp (MLEPF - multi-level edge-preserving filtering). [5]



Hình 2.12. Một bộ kết quả tổng hợp hình ảnh MRI và PET của bệnh u thần kinh đệm. [5]; Chú giải: (a) MRI; (b) PET; (c) CNN (Convolutional neural network); (d) CNN-CP (CNN-contrast pyramid); (e) CNN-DCSC (CNN-dual-channel spiking cortical); (f) CSMCA (Convolutional sparsity morphological component analysis); (g) LLF-IOI (Local Laplacian filtering-information of

interest); (h) NFA (Neuro-fuzzy approach); (i) NSST-PAPCNN (NSST-parameter-adaptive PCNN); (j) PC-LLE-NSCT (Phase congruency-local Laplacian energy-NSCT); (k) PSF (Parallel saliency features); (l) Đề xuất.

Chú giải hình 2.12: (c) CNN (Convolutional neural network) Mạng nơ-ron tích chập; (d) CNN-CP (CNN-contrast pyramid) Kim tự tháp tương phản mạng nơ-ron tích chập; (e) CNN-DCSC (CNN-dual-channel spiking cortical) Mạng nơ-ron tích chập kênh đôi vỏ não tăng đột biến; (f) CSMCA (Convolutional sparsity morphological component analysis) Phân tích thành phần hình thái thưa thớt tích chập; (g) LLF-IOI (Local Laplacian filtering-information of interest) Lọc Laplacian cục bộ - thông tin quan tâm; (h) NFA (Neuro-fuzzy approach) cách tiếp cận euro-fuzzy; (i) NSST-PAPCNN (Non-subsampled shearlet transform -parameter-adaptive Pulse-coupled neural network) Biến đổi shearlet không lấy mẫu phụ - Mạng nơ-ron xung thích ứng với tham số; (j) PC-LLE-NSCT (Phase congruency-local Laplacian energy-Non-subsampled contourlet transform) Năng lượng Laplacian cục bộ đồng dạng pha - Biến đổi contourlet không lấy mẫu phụ; (k) PSF (Parallel saliency features) Các tính năng nổi bật song song

2.4.4.1. Tổng Quan

Hình 2.11 cho thấy khung của thuật toán được đề xuất. [5] Sự kết hợp thuật toán chủ yếu chứa năm nội dung: phân tách Bộ lọc bảo vệ cạnh đa cấp (MLEPF), các lớp đối xứng tổng hợp (FS), tổng hợp các lớp CS, tổng hợp các lớp BS và tái cấu trúc MLEPF. Đầu tiên, cặp ảnh đầu vào IA và B được phân tách thành các lớp FS, các lớp CS và các lớp BS thông qua phân rã MLEPF. Thứ hai, các lớp BS được tổng hợp bằng chiến lược tổng hợp EA. Thứ ba, các lớp FS và các lớp CS được tổng hợp bằng chiến lược tổng hợp Độ dốc hình thái đa cấp - mạng lưới thần kinh liên kết xung (MLMG-PCNN). Cuối cùng, tổng hợp hình ảnh được xây dựng lại bằng hoạt động Lọc bảo toàn cạnh đa cấp (MLEPF-multi-level edge-preserving filtering) nghịch đảo. Cần lưu ý rằng ảnh nguồn A là ảnh giả màu chứa ba băng tần. Do đó, một phép biến đổi cường độ sắc thái bão hòa (IHS- ntensity-hue-saturation) đầu tiên được áp dụng trong A , sau đó là ảnh cường độ IA và ảnh nguồn B sẽ trở thành một cặp hình ảnh. Sau khi tổng hợp cặp ảnh, một nghịch đảo biến đổi IHS sẽ được triển khai để thu được hình ảnh tổng hợp.

Bộ lọc bảo vệ cạnh đa cấp (MLEPF) là một phương pháp xử lý tín hiệu và hình ảnh xử lý, đặc biệt được sử dụng để lọc ảnh trong khi vẫn giữ lại các đặc tính của các cạnh (cạnh) trong ảnh. Phương pháp này được phát triển để xử lý các vấn đề như làm ảnh, giảm nhiễu, nhưng đồng thời vẫn bảo vệ các cạnh của ảnh, nơi có sự thay đổi mạnh về cường độ màu sắc hoặc độ sáng.

2.4.4.2. Phân hủy lọc bảo toàn cạnh đa cấp

Từ Phần trên chúng ta đã biết rằng Lọc độ cong trung bình có trọng số WMCF (Weighted mean curvature filtering) có thể giữ lại thông tin cạnh, trong khi làm mịn hình ảnh. Ngoài ra, nó còn được biết đến lọc Gaussian (GF - Gaussian filtering) là một kỹ thuật làm mịn ảnh được sử dụng rộng rãi toán tử (được biểu thị là $GF(\cdot)$). Trong bài viết này, MLEPF dựa trên lọc Gaussian (GF - Gaussian filtering) và Lọc độ cong trung bình có trọng số (WMCF - Weighted mean curvature filtering). Sơ đồ của Lọc bảo toàn cạnh đa cấp (MLEPF) được thể hiện ở hình 5. Trong Hình 5, I_{in} , $I_g^{(i)}$ ($i = 1, 2, 3$), $I_f^{(i)}$ biểu thị hình ảnh đầu vào, được lọc kết quả của thứ i th lọc Gaussian (GF) và kết quả được lọc của thứ i th Lọc độ cong trung bình có trọng số (WMCF) tương ứng. Bộ ba các loại lớp $FS^{(i)}$, $CS^{(i)}$, BS được biểu diễn dưới dạng [5]:

$$FS^i = \begin{cases} I_{in} - I_f^{(i)}, & i = 1; \\ I_g^{(i-1)} - I_f^{(i)}, & i = 2, 3. \end{cases} \quad (17)$$

$$CS^{(i)} = I_f^{(i)} - I_g^{(i)} \quad (18)$$

$$BS = I_g^{(3)} \quad (19)$$

Trong đó, $I_g^{(i)}$ và $I_f^{(i)}$ được tính toán như

$$I_g^{(i)} = \begin{cases} GF(I_{in}, \mu, \sigma), & i = 1; \\ GF(I_g^{(i-1)}, \mu, \sigma), & i = 2, 3. \end{cases} \quad (20)$$

$$I_f^{(i)} = \begin{cases} WMC(I_{in}), & i = 1; \\ WMC(I_g^{(i-1)}), & i = 2, 3. \end{cases} \quad (21)$$

Trong đó μ và σ đại diện cho giá trị trung bình và phương sai của GF. Các giá trị của μ và σ là các giá trị thực nghiệm. Trong bài báo này, giá trị của chúng là 2 và 20 tương ứng. BS được biểu diễn dưới dạng biểu thức. (19). Sau MLEPF, I_{in} có thể được phân tách thành $FS^{(i)}$, $CS^{(i)}$ và BS . Chúng thỏa mãn phương trình sau [5]:

$$I_{in} = \sum_i^n (FS^{(i)} + CS^{(i)}) + BS \quad (22)$$

Ảnh chuyên sâu IA và ảnh nguồn B bị phân hủy thành $FS_{A}^{(i)}$, $FS_{B}^{(i)}$, $CS_{A}^{(i)}$, $FS_{B}^{(i)}$, BS_A và BS_B thông qua các phương trình [5]

2.4.4.3. Sự kết hợp của lớp nền

Các lớp Cơ số (BS - Base) chứa hầu hết thông tin của ảnh nguồn (kết cấu cấu trúc và nền tảng). [5]

Một thuộc tính năng lượng (EA- Energy attribute) chiến lược tổng hợp được sử dụng trong lớp Cơ sở (BS - Base).

Chiến lược tổng hợp thuộc tính năng lượng (EA) này là chia thành ba bước:

(1) Các giá trị đặc tính nội tại của băng con tần số thấp là tính như:

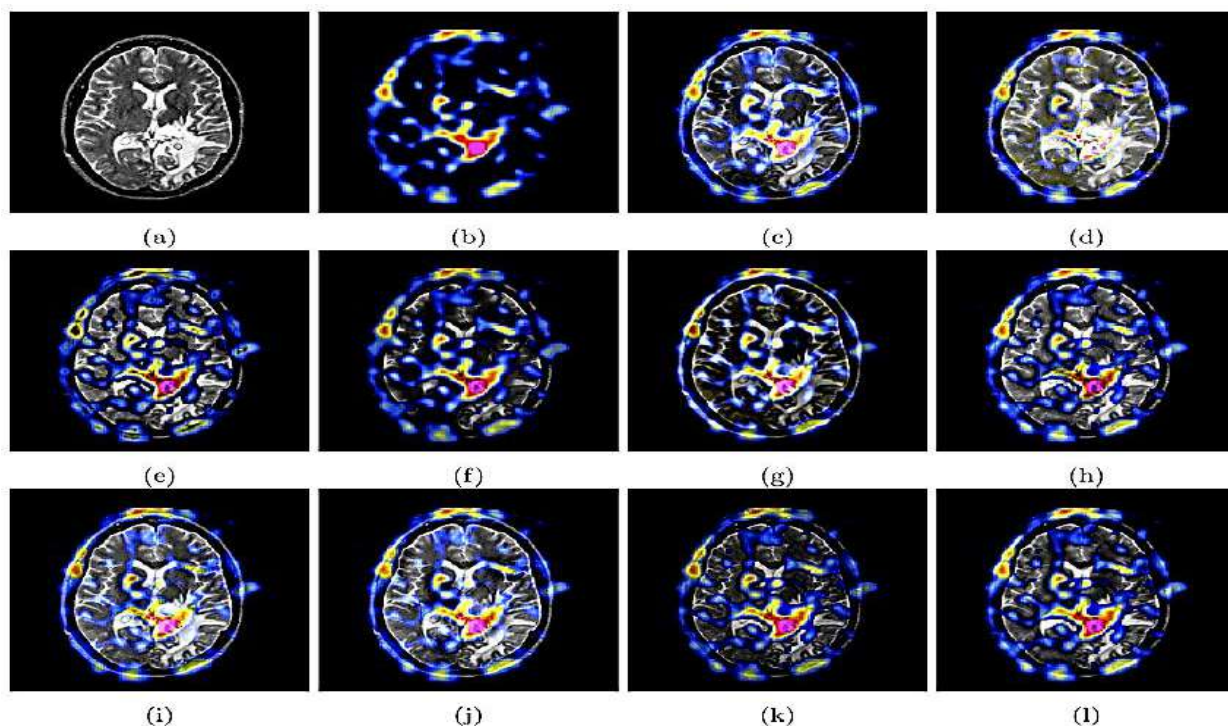
$$IP_A = \mu_A + Me_A \quad (23)$$

$$IP_B = \mu_B + Me_B \quad (24)$$

Trong đó μ and Me Biểu thị giá trị trung bình và giá trị trung vị của BS_A và BS_B , Tương ứng .

(2) Chức năng của EA E_A và E_B là tính bằng

$$E_A(x, y) = \exp(a|BS_A(x, y) - IP_A|) \quad (25)$$



Hình 2.13. Một bộ kết quả tổng hợp hình ảnh MRI và SPECT của bệnh u thần kinh đệm.[5]

(*Chú giải:* (a) MRI; (b) SPECT; (c) CNN; (d) CNN-CP (Convolutional neural network contrast pyramid) Kim tự tháp tương phản mạng nơ-ron tích chập; (e) CNN-DCSC (Convolutional neural network -dual-channel spiking cortical) Mạng nơ-ron tích chập - vỏ não gai kênh đôi; (f) CSMCA (Convolutional sparsity morphological component analysis)_Phân tích thành phần hình thái thưa thớt tích chập; (g) LLF-IOI (Local Laplacian filtering-

information of interest) Lọc Laplacian cục bộ - thông tin quan tâm; (h) NFA (Neuro-fuzzy approach)_Phương pháp tiếp cận thần kinh mờ; (i) NSST-PAPCNN (Non-subsampled shearlet transform parameter-adaptive Pulse-coupled neural network) Mạng nơ-ron xung thích ứng với tham số biến đổi shearlet không lấy mẫu phụ ;(j) PC-LLE-NSCT (Phase congruency-local Laplacian energy- Non-subsampled contourlet transform); (k) PSF (Parallel saliency features) Các tính năng nổi bật song song; (l) Đề xuất).

Trong đó theo cấp số nhân (exponential) đại diện cho toán tử hàm mũ và a biểu thị tham số điều chế.

(3) Bảng con tần số thấp tổng hợp thu được bằng trung bình có trọng số [5]:

$$BS_F(x, y) = \frac{E_A(x, y) \times BS_A(x, y) + E_B(x, y) \times BS_B(x, y)}{E_A(x, y) + E_B(x, y)} \quad (27)$$

2.4.4.4 Sự kết hợp của các lớp cấu trúc mịn và cấu trúc thô

Cả hai lớp_Cấu trúc tinh tế (FS - Fine-structure) đều chứa thông tin kết cấu mịn và lớp Cấu trúc thô (CS - Coarse-structure) chứa thông tin kết cấu lớn của hình ảnh nguồn. Vì một điểm ảnh (pixel) tương ứng một nơ-ron trong Mạng nơ-ron liên kết xung (PCNN- Pulse-coupled neural network), việc sử dụng chiến lược PCNN là phù hợp trong hai loại lớp. Hơn nữa, PCNN miền gradient có thể tăng sự tương quan không gian của các lớp tương ứng. Như vậy, toán tử Độ dốc hình thái đa cấp (MLMG - Multi-level morphological gradient) được áp dụng để điều chỉnh cường độ liên kết β_{ij}^1 và β_{ij}^2 [5]

$$\beta_{ij}^1 = M_A \quad (28)$$

$$\beta_{ij}^2 = M_B \quad (29)$$

Trong đó M_A và M_B được tính bằng phương trình (8). Các lớp FS và CS được tổng hợp dựa trên mô hình MLMG-PCNN này cho đến khi tất cả các nơ-ron được kích hoạt (bảng 1). Công thức được thể hiện:

$$FS_F^{(i)}(x, y) = \begin{cases} FS_A^{(i)}(x, y), & \text{if } T_{xy,A} \geq T_{xy,B}; \\ FS_B^{(i)}(x, y), & \text{Cách Khác} \end{cases} \quad (30)$$

$$CS_F^{(i)}(x, y) = \begin{cases} CS_A^{(i)}(x, y), & \text{if } T_{xy,A} \geq T_{xy,B}; \\ CS_B^{(i)}(x, y), & \text{Cách Khác} \end{cases} \quad (31)$$

Trong Đó $T_{x,y,A}$ and $T_{x,y,B}$ là đạt được bởi Eq (16).

2.4.4.5. Tái thiết Lọc bảo toàn đa cấp

Tái thiết bị bảo toàn đa cấp (Tái thiết ràng buộc đa cấp hoặc Tái cấu trúc đa cấp) là một kỹ thuật trong xử lý ảnh, đặc biệt trong các ứng dụng y học, kỹ thuật hình ảnh và khoa học máy tính. Mục tiêu của phương pháp này là khôi phục và cải thiện chất lượng hình ảnh, đặc biệt trong các vấn đề mà hình ảnh dữ liệu bị thiếu, bị nhiễu hoặc có độ phân giải cao. Phương pháp này sử dụng các thông tin ở nhiều cấp độ khác nhau (từ mức độ chi tiết đến mức độ chi tiết cao) để tái tạo hoặc phục hồi hình ảnh với độ chính xác và độ tin cậy cao hơn.

Ảnh cường độ tổng hợp F_1 được xây dựng lại bằng cách kết hợp $FS_{\mathbf{F}}^{(i)}$, $\frac{(i)}{\mathbf{F}}$ và BS_F đến phương trình [5]

$$F_1 = \sum_i^n (FS_{\mathbf{F}}^{(i)} + CS_{\mathbf{F}}^{(i)}) + BS_F \quad (32)$$

Sau đó, hình ảnh tổng hợp F thu được thông qua phép biến đổi Cường độ sắc thái bão hòa (IHS- ntensity-hue-saturation) nghịch đảo.

KẾT LUẬN CHƯƠNG II

Các kỹ thuật lọc ảnh đóng vai trò quan trọng trong việc nâng cao chất lượng hình ảnh y tế, giúp giảm nhiễu, cải thiện độ tương phản và tối ưu hóa việc xử lý ảnh trước khi tiến hành các bước phân tích và tổng hợp. Một số kỹ thuật lọc phổ biến bao gồm lọc trung bình, lọc Gaussian, lọc thông thấp, lọc thông cao và các kỹ thuật nâng cao như lọc Wavelet và lọc biến đổi Fourier. Những điểm nổi bật: Cải thiện chất lượng hình ảnh: Kỹ thuật lọc giúp làm mịn hình ảnh, loại bỏ nhiễu và nhấn mạnh các đặc điểm quan trọng, từ đó hỗ trợ quá trình phân tích, phát hiện các chi tiết y học một cách rõ ràng hơn; Tối ưu hóa quá trình tiền xử lý: Trước khi tiến hành tổng hợp ảnh đa phương thức, việc áp dụng các kỹ thuật lọc phù hợp giúp chuẩn hóa dữ liệu, tạo điều kiện thuận lợi cho các bước đăng ký và phân tích hình ảnh tiếp theo; Hỗ trợ phân tích chính xác hơn: Các kỹ thuật lọc nâng cao, như biến đổi Wavelet hoặc lọc phi tuyến tính, có thể bảo toàn biên ảnh và các chi tiết nhỏ, giúp phát hiện những bất thường trong hình ảnh y học như tổn thương hoặc khối u nhỏ. Thách thức và tương lai: Mặc dù kỹ thuật lọc mang lại nhiều lợi ích, việc lựa chọn và điều chỉnh thông số của bộ lọc sao cho phù hợp với từng loại ảnh và mục đích phân tích vẫn còn là một thách thức lớn. Các phương pháp lọc phức tạp có thể đòi hỏi tài nguyên tính toán cao và dễ gây mất thông tin nếu không được thiết kế phù hợp; Trong tương lai, việc kết hợp các kỹ thuật lọc ảnh truyền thống với các phương pháp dựa trên học máy và trí tuệ nhân tạo sẽ tiếp tục được nghiên cứu để tạo ra các bộ lọc tối ưu hơn, đáp ứng tốt hơn nhu cầu của các ứng dụng y tế; Như vậy, kỹ thuật lọc ảnh là một bước tiền xử lý cần thiết, góp phần quan trọng trong việc nâng cao chất lượng ảnh y tế và hỗ trợ quá trình tổng hợp, phân tích hình ảnh đạt hiệu quả cao hơn, từ đó hỗ trợ việc chẩn đoán và điều trị bệnh lý một cách chính xác và nhanh chóng hơn.

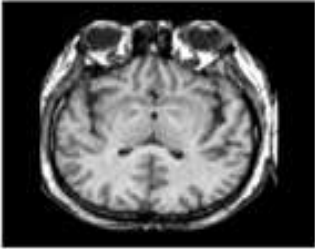
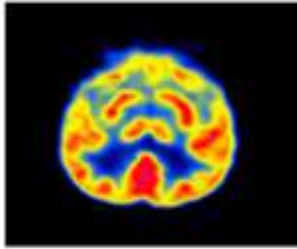
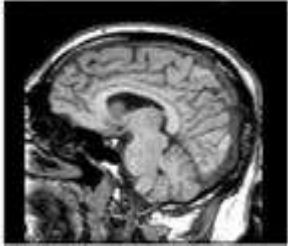
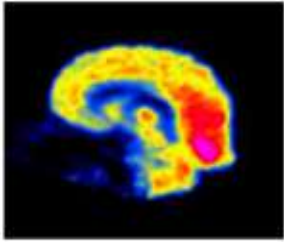
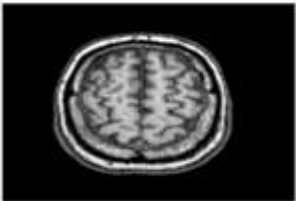
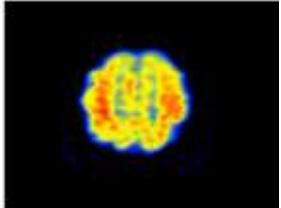
CHƯƠNG III: THIẾT KẾ THỰC NGHIỆM

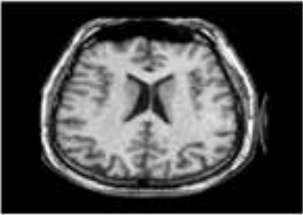
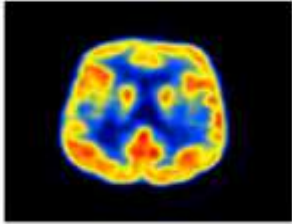
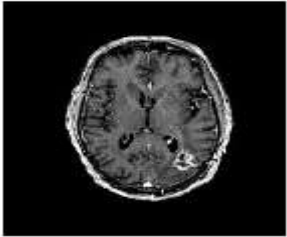
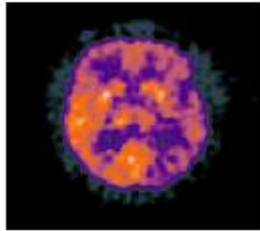
3.1. MÔI TRƯỜNG THỰC NGHIỆM

- Môi trường thực nghiệm trong xử lý ảnh thường được thiết lập bằng các ngôn ngữ lập trình như C/C++. Môi trường này cho phép thử nghiệm và triển khai các thuật toán xử lý ảnh hiệu quả. [6-10] Thực nghiệm xử lý ảnh bằng ngôn ngữ lập trình C/C++ là một phần quan trọng trong việc phát triển các ứng dụng xử lý ảnh có hiệu suất cao, do các ngôn ngữ này cho phép truy cập trực tiếp vào tài nguyên phần cứng (như bộ nhớ và CPU) và tối ưu hóa hiệu suất. Thực hiện xử lý ảnh bằng C/C++ thường kết hợp với các thư viện mạnh mẽ như OpenCV, CImg, hoặc libpng để thực hiện các thao tác xử lý ảnh cơ bản và nâng cao và nhằm tăng cường chất lượng hình ảnh.

- Cấu hình máy tính: CPU: Intel(R) Core (TM) i5-8145U CPU @ 2.10GHz 2.30GHz-RAM: 8GB; Hệ điều hành: Windows 10.

- **Dữ liệu thực nghiệm:** gồm 05 bộ ảnh não bộ con người (NBCN) các phần, hướng khác nhau (Hình 3.1):

| KÝ HIỆU CÁC BỘ ẢNH | HÌNH ẢNH MRI | HÌNH ẢNH PET |
|--------------------|--|---|
| NBCN 1 |  |  |
| NBCN 2 |  |  |
| NBCN 3 |  |  |

| | | |
|--------|---|---|
| NBCN 4 |  |  |
| NBCN 5 |  |  |

Hình 3.1. Ảnh thực nghiệm (cỡ 266x266). [10]

3.2. DỮ LIỆU ĐÁNH GIÁ VÀ CHỈ SỐ ĐÁNH GIÁ:

- “Dữ liệu đánh giá” và “Chỉ số đánh giá” thường liên quan đến các tiêu chí và thông tin được sử dụng để đo lường, phân tích, và đánh giá hiệu quả, hiệu suất hoặc chất lượng của một đối tượng cụ thể (như sản phẩm, dịch vụ, dự án, nhân viên, v.v.). Dưới đây là mô tả chi tiết về hai khái niệm này [11-12]:

+ Dữ liệu đánh giá (Evaluation Data): Là tập hợp thông tin, số liệu, hoặc dữ liệu được thu thập từ nhiều nguồn khác nhau để đánh giá một đối tượng. Dữ liệu đánh giá có thể bao gồm các số liệu định lượng (ví dụ: doanh số bán hàng, mức độ hoàn thành công việc) hoặc định tính (ví dụ: nhận xét của khách hàng, đánh giá từ chuyên gia). Ví dụ: Dữ liệu định lượng: Điểm số của học sinh, số lượng khách hàng sử dụng sản phẩm, thời gian hoàn thành một nhiệm vụ, số lượng sản phẩm lỗi. Dữ liệu định tính: Phản hồi của khách hàng, đánh giá từ đồng nghiệp, mức độ hài lòng của người dùng

+ Chỉ số đánh giá (Evaluation Metrics): Là các tiêu chí hoặc thước đo cụ thể được sử dụng để đánh giá và định lượng hiệu suất, chất lượng, hay sự thành công của một đối tượng. Chỉ số đánh giá giúp biến dữ liệu thô thành thông tin có ý nghĩa và hỗ trợ ra quyết định. Phân loại:

- **Chỉ số đánh giá hiệu quả (Performance Metrics):** Đo lường mức độ đạt được so với mục tiêu; ví dụ: vùng quan tâm (ROI- Return on Investment) năng suất làm việc.
- **Chỉ số đánh giá chất lượng (Quality Metrics):** Đo lường chất lượng của một sản phẩm hoặc dịch vụ (ví dụ: tỷ lệ sản phẩm lỗi, mức độ hài lòng của khách hàng).
- **Chỉ số đánh giá tài chính (Financial Metrics):** Đo lường sức khỏe tài chính của doanh nghiệp (ví dụ: doanh thu, lợi nhuận, biên lợi nhuận).
- **Chỉ số đánh giá con người (Human Metrics):** Đo lường năng lực và hiệu suất làm việc của nhân viên (ví dụ: điểm đánh giá năng lực, tỷ lệ nghỉ việc).
- **Ví dụ về chỉ số đánh giá:**
- **Net Promoter Score (NPS):** Đo lường mức độ hài lòng và trung thành của khách hàng.
- **Customer Satisfaction Score (CSAT):** Đo lường mức độ hài lòng của khách hàng với một sản phẩm hoặc dịch vụ cụ thể.
- **Key Performance Indicators (KPIs):** Các chỉ số quan trọng để đánh giá mức độ đạt được mục tiêu chiến lược.

- Mọi quan hệ giữa dữ liệu đánh giá và chỉ số đánh giá

- Dữ liệu đánh giá cung cấp cơ sở và nguồn thông tin cho việc tính toán và phân tích chỉ số đánh giá.
- Các chỉ số đánh giá được trích xuất và tính toán từ dữ liệu đánh giá nhằm giúp đưa ra những kết luận và quyết định chiến lược.

- Ví dụ, nếu một công ty muốn đánh giá mức độ hài lòng của khách hàng, họ sẽ thu thập dữ liệu đánh giá qua các cuộc khảo sát. Sau đó, họ có thể tính toán chỉ số **CSAT** dựa trên số liệu thu được từ khảo sát đó để đưa ra kết luận về mức độ hài lòng.

- Trong lĩnh vực **xử lý ảnh (Image Processing)**, **dữ liệu đánh giá** và **chỉ số đánh giá** có vai trò rất quan trọng trong việc đo lường và đánh giá chất lượng của các phương pháp, thuật toán xử lý ảnh. Dưới đây là cách hiểu và ví dụ cụ thể cho từng khái niệm trong ngữ cảnh này:

+ **Dữ liệu đánh giá (Evaluation Data)** trong xử lý ảnh: Là tập hợp hình ảnh (hoặc các đặc trưng của hình ảnh) được sử dụng để đánh giá chất lượng của một

thuật toán xử lý ảnh. Dữ liệu đánh giá thường được chia thành các tập dữ liệu khác nhau, bao gồm:

- **Dữ liệu huấn luyện (Training Data):** Dùng để huấn luyện mô hình hoặc thuật toán.
- **Dữ liệu kiểm tra (Testing Data):** Dùng để kiểm tra chất lượng mô hình đã huấn luyện.
- **Dữ liệu kiểm định (Validation Data):** Để đánh giá hiệu suất của mô hình trong quá trình tối ưu hóa.
- **Nguồn dữ liệu đánh giá:**
 - Các bộ dữ liệu chuẩn trong xử lý ảnh như **ImageNet**, **COCO**, **MNIST**, **PASCAL VOC**.
 - Dữ liệu hình ảnh thực tế được chụp trong các ứng dụng cụ thể (ảnh y tế, ảnh từ camera giám sát, ảnh vệ tinh...).

- Loại dữ liệu đánh giá:

+ Hình ảnh thô (ảnh đầu vào).

+ Hình ảnh đã qua xử lý (ảnh đầu ra từ các thuật toán, như ảnh làm mịn, ảnh phân đoạn...).

+ Các nhãn (label) hoặc chú thích (annotation) tương ứng để đánh giá kết quả dự đoán của thuật toán.

- **Chỉ số đánh giá (Evaluation Metrics) trong xử lý ảnh** Là các thước đo cụ thể được sử dụng để đánh giá hiệu suất và chất lượng của các thuật toán xử lý ảnh. Các chỉ số này có thể đánh giá sự khác biệt giữa hình ảnh đã xử lý và hình ảnh gốc, hoặc so sánh với các nhãn có sẵn.

+ **Các chỉ số đánh giá phổ biến:****PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio):** Đo lường mức độ khác biệt giữa hình ảnh gốc và hình ảnh đã xử lý. Giá trị PSNR cao hơn cho thấy chất lượng ảnh sau khi xử lý gần giống với ảnh gốc hơn. **SSIM (Structural Similarity Index Measure):** Đánh giá mức độ tương đồng về cấu trúc giữa hai hình ảnh. SSIM tính đến các yếu tố như độ tương phản, độ sáng và cấu trúc tổng thể của ảnh. **MSE (Mean Squared Error):** Là trung bình bình phương sự chênh lệch giữa các pixel tương ứng của hai ảnh. MSE thấp hơn cho thấy sự khác biệt giữa các pixel nhỏ hơn. **IoU (Intersection over Union):** Thường dùng trong các bài toán phân đoạn ảnh hoặc phát hiện đối tượng. IoU đo lường sự trùng lặp giữa vùng dự đoán và vùng nhãn thật (ground truth). **Accuracy, Precision, Recall, F1-Score:** Được sử dụng trong các bài toán phân loại hoặc phát hiện đối tượng để đánh giá độ chính xác và tính hiệu quả của

mô hình. **Dice Coefficient**: Một thước đo tương tự như IoU nhưng chú trọng hơn vào việc đánh giá độ chính xác của vùng phân đoạn. Thường được dùng trong phân đoạn y tế. **Confusion Matrix**: Bảng ma trận thể hiện số lượng dự đoán đúng và sai của từng lớp đối tượng trong bài toán phân loại hình ảnh. **MAE (Mean Absolute Error)**: Trung bình giá trị tuyệt đối sự khác biệt giữa các giá trị dự đoán và giá trị thực tế của từng pixel.

- **Mối quan hệ giữa dữ liệu đánh giá và chỉ số đánh giá trong xử lý ảnh**

+ **Dữ liệu đánh giá** cung cấp nguồn thông tin đầu vào cho việc tính toán các **chỉ số đánh giá**. Ví dụ, khi đánh giá một mô hình phân loại ảnh, dữ liệu đánh giá sẽ bao gồm các hình ảnh và nhãn thực (ground truth) tương ứng. Mô hình dự đoán sẽ đưa ra kết quả phân loại cho mỗi hình ảnh, và các chỉ số như **Accuracy** hoặc **F1-Score** sẽ được tính toán dựa trên kết quả này.

+ **Chỉ số đánh giá** sẽ phản ánh mức độ hiệu quả và tính đúng đắn của mô hình đối với dữ liệu đánh giá. Từ đó, các nhà nghiên cứu có thể điều chỉnh mô hình và lựa chọn các tham số phù hợp để đạt được kết quả tốt hơn.

- *Ví dụ minh họa: Giả sử bạn đang làm việc với bài toán **phân đoạn ảnh**:*

+ **Dữ liệu đánh giá**: Một tập dữ liệu bao gồm 1000 hình ảnh chụp MRI của não người cùng với các nhãn thực (ground truth) đánh dấu vùng bị tổn thương. Hình ảnh sau khi được phân đoạn bởi thuật toán sẽ tạo ra các vùng tổn thương dự đoán.

+ **Chỉ số đánh giá**: Bạn có thể sử dụng **Dice Coefficient** để đo lường mức độ trùng khớp giữa vùng tổn thương dự đoán và vùng tổn thương thực tế. Dice Coefficient gần bằng 1 thể hiện sự trùng khớp cao, trong khi giá trị gần bằng 0 nghĩa là phân đoạn không tốt.

Như vậy, trong xử lý ảnh, việc lựa chọn dữ liệu đánh giá và chỉ số đánh giá phù hợp là rất quan trọng để đảm bảo rằng thuật toán của bạn hoạt động tốt và đạt hiệu suất cao trên các bài toán cụ thể.

3.3. THIẾT KẾ THỰC NGHIỆM

- Quá trình thực nghiệm xử lý ảnh bằng ngôn ngữ lập trình như C/C++ thường được thực hiện với sự hỗ trợ của các thư viện mạnh mẽ OpenCV. Đây là những thư viện cung cấp các hàm, lớp và công cụ tiện ích cho việc xử lý ảnh một cách hiệu quả và tối ưu.

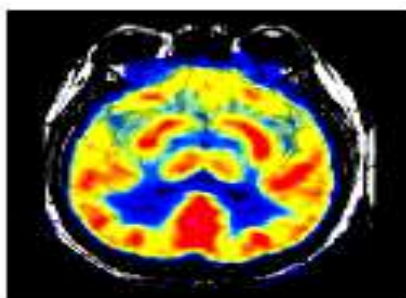
Dưới đây là chi tiết để bắt đầu thực hiện xử lý ảnh bằng C/C++ với thư viện OpenCV và thuật toán MEPP để tăng cường chất lượng ảnh ở Hình 3.1 Ảnh thực nghiệm trên (cỡ 266 x 266) từ NBCN 1 đến NBCN 5 và Chức năng tổng hợp hình ảnh: Nhận đầu vào là ảnh MRI và PET, kết quả đầu ra là hình ảnh đã được

tổng hợp theo phương pháp đề xuất và các chỉ số chất lượng ảnh. Kết quả thực nghiệm để tăng cường chất lượng ảnh đối với ảnh thực nghiệm bằng C++ và Open CV ở Hình 3.1 (cỡ ảnh 266 x 266) từ các bộ ảnh trên (*phần mã code*). Các bước thực hiện xử lý ảnh với OpenCV và thuật toán MEPF:

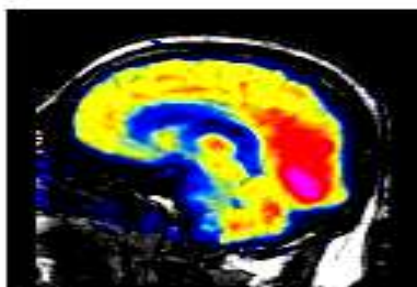
- **Bước 1:** Cài đặt OpenCV: Đầu tiên, bạn cần cài đặt thư viện OpenCV cho C/C++ nếu chưa có. OpenCV hỗ trợ rất nhiều phương pháp xử lý ảnh mạnh mẽ, bao gồm các thuật toán lọc như Edge-Preserving Filtering. Để sử dụng OpenCV, bạn có thể cài đặt OpenCV với cmake và sử dụng với C++.

- **Bước 2:** Sử dụng bộ lọc bảo vệ cạnh đa cấp trong OpenCV: OpenCV có hỗ trợ sẵn bộ lọc bảo vệ cạnh như Bộ lọc có hướng dẫn (guidedFilter) để làm mượt ảnh mà vẫn giữ lại biên. Điều này rất hữu ích cho việc xử lý ảnh y tế, giúp bảo vệ các vùng mô não và các tổn thương.

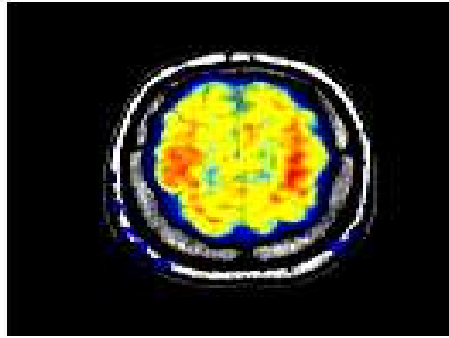
Kết quả: Chất lượng ảnh tăng cường theo thứ tự từ kết hợp các cặp ảnh từ NBCN 1 đến NBCN 5 ở Hình 3.1 trên thực hiện thuật [13-14] giải Lọc bảo vệ cạnh đa cấp (MLEPF - Multi-level edge-preserving filtering) và kết quả lọc ảnh nhằm giữ lại các cạnh khi làm mờ các chi tiết khác, đồng thời tăng cường các chỉ số chất lượng ảnh làm rõ nét màu của ảnh (từ hình 3.2 đến 3.6):



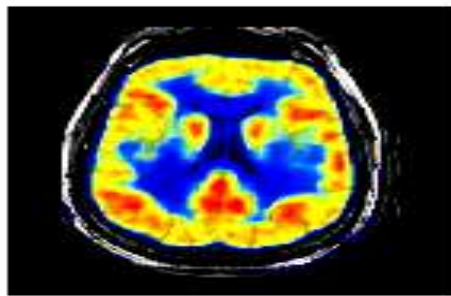
Hình 3.2. Kết quả tổng hợp cặp hình NBCN 1.



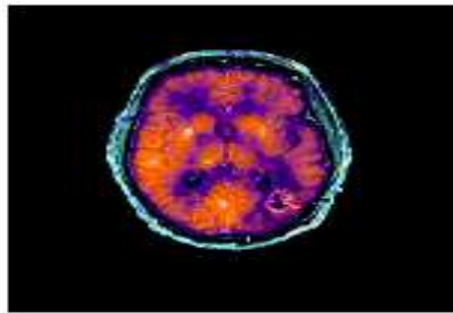
Hình 3.3. Kết quả tổng hợp cặp hình NBCN 2.



Hình 3.4. *Kết quả tổng hợp cặp hình NBCN 3*



Hình 3.5. *Kết quả tổng hợp cặp hình NBCN 4.*



Hình 3.6. *Kết quả tổng hợp cặp hình NBCN 5.*

3.4. ĐÁNH GIÁ VÀ ĐỀ XUẤT:

3.4.1. Đánh giá Thực nghiệm Xử lý Ảnh bằng C/C++ với OpenCV trên cơ sở thuật giải MLEPF

a. Hiệu suất và Tối ưu hóa, chỉ số chất lượng ảnh

- **Hiệu suất xử lý cao:** C/C++ kết hợp với OpenCV mang lại hiệu suất tính toán cao, đặc biệt khi làm việc với các bài toán phức tạp như phát hiện đối tượng, nhận diện khuôn mặt hoặc xử lý video thời gian thực. [15] Nhờ khả năng kiểm soát bộ nhớ và thao tác trực tiếp với phần

cứng, C/C++ giúp tối ưu hóa tài nguyên, giảm thời gian xử lý so với các ngôn ngữ lập trình khác như Python.

- **Tận dụng tối đa phần cứng:** OpenCV hỗ trợ nhiều tính năng tối ưu hóa như tính toán song song (parallel computing) và tận dụng GPU (bằng CUDA) [16] khi chạy các thuật toán. Điều này đặc biệt hữu ích cho các ứng dụng yêu cầu tính thời gian thực hoặc xử lý lượng lớn dữ liệu hình ảnh và video.
- **Chỉ số chất lượng ảnh thuật giải MLEPF:**

| STT | Tên bộ ảnh | Loại ảnh | μ | σ^2 | E | G |
|-----|------------|----------|--------|------------|--------|--------|
| 1 | NBCN 1 | PET | 0.2990 | 0.1691 | 2.6922 | 0.0339 |
| | | MRI | 0.2899 | 0.1059 | 4.3392 | 0.0567 |
| 2 | NBCN 2 | PET | 0.2731 | 0.2533 | 2.7351 | 0.2233 |
| | | MRI | 0.4129 | 0.0829 | 5.1278 | 0.1752 |
| 3 | NBCN 3 | PET | 0.1595 | 0.1188 | 1.5337 | 0.0232 |
| | | MRI | 0.1568 | 0.1578 | 3.1548 | 0.0350 |
| 4 | NBCN 4 | PET | 0.2767 | 0.1035 | 4.1093 | 0.0588 |
| | | MRI | 0.2937 | 0.1680 | 2.7190 | 0.0255 |
| 5 | NBCN 5 | PET | 0.0965 | 0.0412 | 2.2735 | 0.0485 |
| | | MRI | 0.1456 | 0.0753 | 2.4947 | 0.0153 |

Bảng 3.1. Tổng hợp chỉ số đánh giá chất lượng ảnh trước khi tổng hợp.

| STT | Tên bộ ảnh | Loại ảnh | μ | σ^2 | E | G |
|-----|------------|----------|--------|------------|--------|--------|
| 1 | NBCN 1 | 0.3307 | 0.1552 | 5.0349 | 0.0649 | 0.3307 |
| 2 | NBCN 2 | 0.3495 | 0.1471 | 6.0185 | 0.0759 | 0.3495 |
| 3 | NBCN 3 | 0.1958 | 0.1086 | 3.6043 | 0.0445 | 0.1958 |
| 4 | NBCN 4 | 0.3193 | 0.1517 | 4.8280 | 0.0582 | 0.3193 |
| 5 | NBCN 5 | 0.1474 | 0.0770 | 3.0401 | 0.0484 | 0.1474 |

Bảng 3.2. Bảng tổng hợp chỉ số đánh giá chất lượng ảnh sau khi tổng hợp.

b. Khả năng triển khai và phát triển ứng dụng

- **Hệ sinh thái phong phú và đầy đủ:** OpenCV cung cấp một loạt các công cụ và thuật toán xử lý ảnh sẵn có, từ các thuật toán cơ bản như lọc ảnh, phát hiện cạnh, đến các thuật toán cao cấp hơn như phân đoạn ảnh, phát hiện khuôn mặt, và theo dõi đối tượng [17]. Điều này giúp đơn giản hóa quá trình phát triển và triển khai ứng dụng xử lý ảnh.
- **Tính mở rộng và tùy biến cao:** OpenCV hỗ trợ việc tùy biến và mở rộng các thuật toán hiện có, cho phép người dùng điều chỉnh thuật toán theo nhu cầu cụ thể [18]. Điều này cho phép C/C++ và OpenCV trở thành một nền tảng linh hoạt cho nhiều loại ứng dụng từ cơ bản đến nâng cao.

- **Khả năng tích hợp với các hệ thống lớn:** Nhờ được viết bằng C++, OpenCV có thể dễ dàng tích hợp vào các hệ thống lớn, ứng dụng nhúng hoặc các thiết bị IoT (Internet of Things), [19] giúp hiện thực hóa các ứng dụng xử lý ảnh trên các nền tảng phần cứng khác nhau.

c. Hạn chế và khó khăn

- **Độ phức tạp trong phát triển:** Việc lập trình bằng C/C++ yêu cầu kiến thức chuyên sâu về lập trình và quản lý bộ nhớ, đặc biệt khi triển khai các thuật toán phức tạp hoặc cần tối ưu hóa hiệu suất. [20] Do đó, thời gian phát triển và gỡ lỗi có thể kéo dài hơn so với các ngôn ngữ như Python.
- **Hạn chế về giao diện và công cụ hỗ trợ:** Dù OpenCV có các hàm hỗ trợ hiển thị kết quả (như imshow), nhưng C/C++ không có nhiều công cụ trực quan hóa và hỗ trợ phát triển như Python. [21] Việc trực quan hóa kết quả hoặc tương tác với người dùng thường yêu cầu tích hợp thêm các thư viện giao diện như Qt hoặc sử dụng thêm ngôn ngữ khác để tạo giao diện.

d. Ứng dụng thực tế

- **Xử lý video thời gian thực:** Nhờ tốc độ tính toán nhanh và khả năng xử lý song song, OpenCV với C/C++ được sử dụng rộng rãi trong các ứng dụng yêu cầu thời gian thực như [22] giám sát an ninh, nhận diện khuôn mặt trong video, hoặc điều khiển robot.
- **Các ứng dụng nhúng:** C/C++ kết hợp với OpenCV là một lựa chọn lý tưởng cho các ứng dụng nhúng (embedded systems) như máy ảnh thông minh, hệ thống thị giác trên xe tự hành, hoặc các thiết bị IoT xử lý ảnh.
- **Nghiên cứu và phát triển:** OpenCV [23] được sử dụng nhiều trong nghiên cứu để phát triển và kiểm chứng các thuật toán xử lý ảnh và thị giác máy tính mới nhờ tính linh hoạt và tài liệu phong phú.

3.4.2. Đề xuất để Tối ưu hóa và Nâng cao Hiệu quả khi Thực nghiệm Xử lý Ảnh bằng C/C++ với OpenCV

a. Sử dụng các phương pháp tối ưu hóa phần cứng

- **Tận dụng CUDA và GPU:** Sử dụng CUDA (Compute Unified Device Architecture) trong OpenCV cho phép chạy các thuật toán xử lý ảnh trên GPU thay vì CPU, tăng đáng kể tốc độ xử lý. Điều này đặc biệt hữu ích khi xử lý các video có độ phân giải cao hoặc áp dụng các phép toán phức tạp như phát hiện đối tượng trong khung hình.

- **Tối ưu hóa Lệnh đơn Nhiều dữ liệu (SIMD - Single Instruction Multiple Data):** Sử dụng các mở rộng của OpenCV như Intel IPP (Integrated Performance Primitives) để thực hiện các phép toán song song và tối ưu hóa trên nhiều lõi CPU.

b. Kết hợp C/C++ với ngôn ngữ cấp cao

- **Sử dụng Python để kiểm tra và gỡ lỗi:** Việc kết hợp C/C++ và Python thông qua các thư viện như pybind11 hoặc Boost.Python giúp dễ dàng xây dựng các module xử lý ảnh bằng C++ và sử dụng chúng trong môi trường Python để kiểm tra và gỡ lỗi nhanh chóng.
- **Xây dựng các giao diện trực quan bằng ngôn ngữ khác:** Khi cần giao diện trực quan hoặc trực quan hóa kết quả, có thể sử dụng các thư viện như Qt để tạo giao diện hoặc sử dụng Python để hiển thị và phân tích dữ liệu. (Qt là một framework phần mềm mạnh mẽ, được sử dụng chủ yếu để phát triển ứng dụng đồ họa và giao diện người dùng (GUI) cho các hệ điều hành khác nhau, bao gồm Windows, macOS, Linux, và cả các nền tảng di động như Android và iOS)

c. Tối ưu hóa mã nguồn và quản lý tài nguyên

- **Quản lý bộ nhớ và tối ưu hóa mã nguồn:** Tránh sử dụng các cấu trúc dữ liệu không cần thiết và tối ưu hóa việc truy cập bộ nhớ để giảm thiểu chi phí tính toán. Sử dụng các công cụ như Valgrind hoặc gprof để phát hiện và khắc phục các vấn đề rò rỉ bộ nhớ hoặc các phần mã không tối ưu.
- **Tạo các module nhỏ, dễ bảo trì:** Chia các thuật toán và chức năng thành các module nhỏ để dễ dàng kiểm thử và bảo trì mã nguồn. Các module này có thể được tái sử dụng trong nhiều dự án khác nhau, tiết kiệm thời gian phát triển và giảm thiểu lỗi.

d. Tận dụng cộng đồng và tài liệu phong phú của OpenCV

- **Tham gia cộng đồng OpenCV:** Tham gia cộng đồng OpenCV để trao đổi, học hỏi và cập nhật các tính năng mới. [24] Cộng đồng này cung cấp nhiều tài liệu, ví dụ mã nguồn, và giải pháp cho các vấn đề thường gặp.
- **Sử dụng các tài liệu và ví dụ có sẵn:** Tận dụng các tài liệu, hướng dẫn và ví dụ mã nguồn có sẵn của OpenCV để đẩy nhanh quá trình phát triển. OpenCV có một kho tài liệu phong phú, giúp lập trình viên dễ dàng tiếp cận và áp dụng các tính năng của thư viện.

e. Đề xuất các ứng dụng cụ thể

- **Phát hiện và nhận dạng đối tượng trong video thời gian thực:** Sử dụng OpenCV với C/C++ để xây dựng hệ thống phát hiện và nhận dạng đối tượng trong video thời gian thực như phát hiện khuôn mặt, biển số xe, hoặc đối tượng chuyển động.
- **Xử lý ảnh y tế:** Phát triển các thuật toán phân đoạn ảnh y tế hoặc phân loại tế bào để ứng dụng trong chẩn đoán bệnh.
- **Thị giác máy tính cho xe tự hành:** Sử dụng C/C++ và OpenCV để xây dựng các hệ thống nhận diện vạch [25] kẻ đường, biển báo giao thông và phát hiện người đi bộ cho xe tự hành.

3.4.3. Đề xuất tối ưu hóa và nâng cao hiệu quả khi thực hiện xử lý ảnh bằng MEPPF (Multi-scale Enhanced Particle Filter), cần thực hiện một số bước sau:

- Cấu hình và hiệu chỉnh các tham số: Lựa chọn tham số phù hợp: Chọn các tham số như kích thước hạt, số lượng hạt, và mức độ phân giải đa tỉ lệ sao cho phù hợp với đặc thù của hình ảnh cần xử lý. Điều chỉnh bước nhảy: Điều chỉnh bước nhảy của hạt để đạt được sự cân bằng giữa độ chính xác và tốc độ xử lý.

- Tiền xử lý hình ảnh: Lọc và giảm nhiễu, sử dụng các kỹ thuật lọc để giảm nhiễu trong hình ảnh trước khi áp dụng MEPPF. Cân bằng độ sáng và độ tương phản, điều chỉnh độ sáng và độ tương phản để làm nổi bật các chi tiết quan trọng trong hình ảnh.

- Tối ưu thuật toán: Sử dụng các kỹ thuật tối ưu hóa, tích hợp các kỹ thuật tối ưu hóa như thuật toán di truyền (GA- Genetic Algorithm) hoặc thuật toán tối ưu bầy đàn (PSO - Particle Swarm Optimization) để cải thiện hiệu suất của MEPPF. Áp dụng thuật toán học máy, Kết hợp MEPPF với các thuật toán học máy như mạng nơ-ron hoặc học sâu để nâng cao khả năng phân tích và xử lý ảnh. Genetic Algorithm là thuật toán di truyền, một phương pháp tối ưu hóa và tìm kiếm dựa trên các nguyên tắc của di truyền học và quá trình tiến hóa tự nhiên. GA thường được sử dụng trong các lĩnh vực như tối ưu hóa, học máy, thiết kế và điều khiển. Nó rất hữu ích trong các tình huống mà không gian tìm kiếm quá lớn và không thể sử dụng các phương pháp tối ưu hóa truyền thống. Dưới đây là các thành phần cơ bản của GA và cách hoạt động của nó. Thuật toán tối ưu bầy đàn (PSO - Particle Swarm Optimization) là một phương pháp tối ưu hóa lấy cảm hứng từ hành vi tập thể của các sinh vật trong tự nhiên, như bầy chim hay đàn cá. PSO được phát triển bởi James Kennedy và Russell Eberhart vào năm 1995. PSO

là một phương pháp mạnh mẽ và linh hoạt, được sử dụng rộng rãi trong các lĩnh vực như học máy, điều khiển hệ thống, thiết kế và tối ưu hóa.

- Đánh giá và điều chỉnh: Đánh giá hiệu quả, Sử dụng các chỉ số đánh giá hiệu quả như độ chính xác, thời gian xử lý và tài nguyên sử dụng để đánh giá hiệu quả của MEPF. Điều chỉnh thuật toán, dựa trên kết quả đánh giá, điều chỉnh và tinh chỉnh thuật toán để đạt được hiệu suất tốt nhất

- Sử dụng phần cứng mạnh mẽ: Tận dụng GPU (Graphics Processing Unit) là bộ xử lý đồ họa, thường được sử dụng trong máy tính để thực hiện các tác vụ đồ họa phức tạp. Sử dụng các thiết bị phần cứng mạnh mẽ như GPU để tăng tốc quá trình xử lý ảnh. Sử dụng công cụ song song hóa, áp dụng các công cụ song song hóa và phân tán để tối ưu hóa thời gian xử lý và tài nguyên.

Tóm lại, việc tối ưu hóa và nâng cao hiệu quả của MEPF đòi hỏi sự điều chỉnh cẩn thận của các tham số, kết hợp các kỹ thuật tiền xử lý và tối ưu hóa, cũng như việc sử dụng phần cứng mạnh mẽ. Bạn có thể thử áp dụng những gợi ý trên và quan sát kết quả để tiếp tục cải thiện.

KẾT LUẬN CHƯƠNG III

- Thực nghiệm tổng hợp ảnh y học bằng C++ và OpenCV thực hiện thuật giải MLEPF đã chứng minh rằng việc sử dụng các công cụ lập trình và thư viện mã nguồn mở có thể mang lại hiệu quả cao trong việc xử lý và tổng hợp ảnh y tế. C++ kết hợp với OpenCV cho phép triển khai các thuật toán phức tạp một cách nhanh chóng và tối ưu, đồng thời cung cấp khả năng điều chỉnh linh hoạt, giúp các nhà nghiên cứu và chuyên gia y tế thực hiện được nhiều thao tác xử lý hình ảnh khác nhau tìm hiểu được các hệ màu và các chuyển đổi các hệ màu (RGV-HSV) và [26] làm rõ được bộ lọc Gaussian, lọc WMC, toán tử MLMG và mạng neuron PCNN ; những điểm nổi bật:

+ **Tính hiệu quả và tối ưu hóa:** C++ nổi bật với khả năng quản lý bộ nhớ và tốc độ xử lý nhanh, trong khi OpenCV cung cấp một hệ sinh thái đa dạng các hàm xử lý ảnh, giúp thực hiện các thuật toán lọc, đăng ký, và tổng hợp ảnh một cách hiệu quả thực hiện thuật giải MLEPF;

+ **Khả năng tùy biến cao:** Việc sử dụng C++ và OpenCV cho phép người dùng điều chỉnh và tối ưu các thuật toán theo nhu cầu cụ thể của từng bài toán tổng hợp ảnh y học. Điều này đặc biệt quan trọng trong việc xử lý các dữ liệu phức tạp và khối lượng lớn trong y tế thực hiện thuật giải MLEPF;

+ **Ứng dụng trong tổng hợp đa phương thức:** OpenCV cung cấp các hàm hỗ trợ đăng ký hình ảnh (image registration), một bước quan trọng trong việc căn chỉnh các hình ảnh từ nhiều phương thức khác nhau (như MRI và CT). Điều này tạo nền tảng vững chắc cho quá trình tổng hợp hình ảnh y tế với độ chính xác cao hơn thực hiện thuật giải MLEPF.

- Các ứng dụng thực tế của MEPF trong ảnh y tế: **Phân đoạn ảnh não:** Trong ảnh MRI não, các mô não và khối u thường có biên rõ ràng. Lọc bảo vệ cạnh đa cấp giúp bảo vệ các biên này trong khi làm mượt các vùng mô lành tính. **Chẩn đoán bệnh lý:** Việc giữ lại các biên trong ảnh MRI não là rất quan trọng để chẩn đoán các bệnh lý như khối u, tổn thương, hoặc các vấn đề khác. **Giảm nhiễu:** Lọc bảo vệ cạnh giúp giảm nhiễu trong ảnh y tế mà không làm mất các đặc trưng quan trọng của các tổn thương hoặc mô não. **Phân tích khối u:** Cải thiện khả năng nhận dạng khối u hoặc các tổn thương khác mà không làm mất các chi tiết quan trọng trong ảnh.

- Thách thức và hướng phát triển: Mặc dù mang lại nhiều ưu điểm, nhưng việc sử dụng C++ và OpenCV thực hiện thuật giải MLEPF vẫn còn những hạn chế như yêu cầu kiến thức lập trình chuyên sâu và khả năng quản lý bộ nhớ tốt để tránh lỗi tràn bộ nhớ khi xử lý dữ liệu lớn. Bên cạnh đó, việc cài đặt và cấu hình môi trường cũng phức tạp hơn so với các ngôn ngữ bậc cao như Python. Trong

tương lai, việc kết hợp C++/OpenCV với các công nghệ khác như GPU, CUDA hoặc tích hợp với các mô hình học sâu (deep learning) có thể giúp tăng cường khả năng xử lý và phân tích hình ảnh y tế, mở ra nhiều cơ hội phát triển các ứng dụng y tế tiên tiến hơn. [28] Như vậy, thực nghiệm tổng hợp ảnh y học bằng C++ và OpenCV cho thấy đây là một phương pháp mạnh mẽ và linh hoạt trong việc phát triển các giải pháp xử lý ảnh y tế. Điều này giúp cải thiện chất lượng hình ảnh, hỗ trợ quá trình chẩn đoán và điều trị, đồng thời mang lại những giá trị to lớn trong lĩnh vực y học hiện đại.

KẾT LUẬN LUẬN VĂN, KIẾN NGHỊ CÁC VIỆC CẢI TIẾN VÀ ỨNG DỤNG TRONG TƯƠNG LAI

1.KẾT LUẬN

Kỹ thuật lọc ảnh đóng vai trò quan trọng trong tổng hợp ảnh y học, giúp cải thiện chất lượng hình ảnh và nâng cao độ chính xác trong việc chẩn đoán và phân tích tình trạng sức khỏe của bệnh nhân; các kỹ thuật lọc ảnh được ứng dụng trên nhiều loại hình ảnh khác nhau như X-quang, CT, MRI và ảnh siêu âm, nhằm tăng cường chất lượng và độ chính xác của hình ảnh. [29] Sau một quá trình day công nghiên cứu công phu, có trọng tâm trọng điểm thì việc nghiên cứu đối với đề tài trên và đồng thời trên cơ sở vận dụng sáng tạo các thành tựu khoa học Công nghệ thông tin hiện đại, kết hợp với tư duy sắc bén, đề tài trên đã đạt được kết quả đột phá sau:

- Đã làm rõ bản chất và tìm hiểu được vấn đề cơ bản cốt lõi liên quan đến ứng dụng kỹ thuật lọc ảnh trong y tế hiện nay đối với công nghệ xử lý hình ảnh trên;

- Làm rõ, giải thích được các nguyên lý, kỹ thuật trong xử lý ảnh và tăng cường chất lượng hình ảnh, qua đó giúp việc chuẩn đoán hình ảnh phục vụ việc khám chữa bệnh có độ chính xác;

- Tăng cường khả năng phân tích: Việc sử dụng kỹ thuật lọc ảnh giúp phân đoạn và làm nổi bật các cấu trúc quan trọng trong cơ thể, hỗ trợ quá trình phân tích và định lượng các mô hoặc tổn thương. Điều này có ý nghĩa lớn trong việc theo dõi sự thay đổi của bệnh trạng theo thời gian. Tiềm năng ứng dụng mở rộng: Với sự phát triển của công nghệ như học sâu (deep learning) và trí tuệ nhân tạo (AI- Artificial Intelligence), kỹ thuật lọc ảnh có thể được cải thiện và tối ưu hóa hơn nữa. Các mô hình học máy có thể tự động hóa quy trình lựa chọn và áp dụng bộ lọc phù hợp, giúp nâng cao hiệu suất và độ chính xác trong tổng hợp ảnh.

- Áp dụng được nhiều kỹ thuật, thành tựu Công nghệ thông tin hiện đại, làm rõ bản chất của công tác chuẩn đoán hình ảnh, xử lý và lọc ảnh; Cải thiện chất lượng hình ảnh y học: Các bộ lọc như lọc trung bình (Mean – Giá trị trung bình), lọc Gauss (Gaussian), và lọc trung vị (Median – giá trị trung vị) giúp loại bỏ nhiễu trong ảnh y tế mà không làm mất các đặc điểm quan trọng, đặc biệt là trong các ảnh X-quang, CT và MRI, nơi nhiễu có thể làm mờ hoặc che lấp các chi tiết nhỏ. [30] Tăng cường đặc trưng quan trọng: Lọc Sobel, lọc Laplacian hoặc lọc Canny giúp làm nổi bật các cạnh và đặc trưng của các cơ quan nội tạng hoặc tổn thương trong cơ thể. Điều này hỗ trợ việc phân tích và chẩn đoán như phát hiện khối u, tổn thương não, hoặc các bất thường trong cấu trúc cơ thể.

Phân đoạn và định lượng cấu trúc: Kỹ thuật lọc ảnh giúp phân đoạn các cơ quan hoặc tế bào trong ảnh y học, từ đó cho phép đo đạc kích thước, hình dạng, và vị trí của các cấu trúc cụ thể. Điều này có ý nghĩa quan trọng trong việc phân tích hình thái học và theo dõi sự thay đổi của các mô hoặc khối u trong quá trình điều trị và để phục vụ, định hướng trong phòng và phát hiện sớm các căn bệnh nguy hiểm từ sớm, từ xa từ đó tăng tỷ lệ cứu chữa bệnh cho người bệnh

- Làm rõ và đánh giá, đề xuất và chứng minh việc thực nghiệm xử lý ảnh bằng C/C++ với sự hỗ trợ của OpenCV là một lựa chọn mạnh mẽ và hiệu quả cho các ứng dụng đòi hỏi hiệu suất cao, tính kiểm soát tốt, và khả năng tích hợp với các hệ thống phức tạp. [31] Tuy nhiên, để tối ưu hóa thời gian phát triển và giảm thiểu độ phức tạp, lập trình viên cần kết hợp sử dụng các công cụ hỗ trợ, tối ưu hóa mã nguồn và tận dụng các tài liệu và ví dụ có sẵn từ cộng đồng OpenCV. Bằng cách áp dụng các phương pháp tối ưu hóa, kết hợp C/C++ với các ngôn ngữ khác như Python, và sử dụng hiệu quả các tính năng của OpenCV, bạn có thể tạo ra các hệ thống xử lý ảnh mạnh mẽ và hiệu quả cho các ứng dụng thực tế trong kỹ thuật lọc xử lý hình ảnh trong y học. Cụ thể: Hiệu suất cao: C++ là ngôn ngữ lập trình có khả năng tối ưu hóa tốt và sử dụng tài nguyên hệ thống hiệu quả, đặc biệt là khi làm việc với các tập dữ liệu lớn trong xử lý ảnh y tế như ảnh 3D từ MRI hoặc CT. [32] Khả năng kiểm soát bộ nhớ và phần cứng: C++ cho phép lập trình viên kiểm soát trực tiếp bộ nhớ và phần cứng, giúp giảm thiểu chi phí tính toán, đặc biệt trong việc xử lý ảnh thời gian thực hoặc trong các hệ thống nhúng. Hỗ trợ tốt các thư viện xử lý ảnh y tế: C++ là ngôn ngữ chính được sử dụng trong nhiều thư viện xử lý ảnh y học như OpenCV, ITK và VTK, cung cấp nhiều công cụ và thuật toán đặc thù cho xử lý và phân tích hình ảnh y tế.

- Những Ưu Điểm Của Kỹ Thuật Lọc Ảnh Trong Tổng Hợp Ảnh Y Học Trên:

+ **Cải Thiện Chất Lượng Hình Ảnh: Giảm Nhiễu:** Kỹ thuật lọc ảnh giúp loại bỏ nhiễu trong các hình ảnh y học, [33] từ đó cải thiện độ rõ nét và chất lượng của ảnh. Điều này rất quan trọng trong việc phân tích và chẩn đoán.

+ **Tăng Độ Tương Phản:** Lọc ảnh giúp làm nổi bật các cấu trúc và mô trong hình ảnh, giúp bác sĩ dễ dàng nhận diện các vấn đề y tế.

+ **Hỗ Trợ Chẩn Đoán Chính Xác; cải Thiện Khả Năng Phát Hiện:** Kỹ thuật lọc ảnh giúp bác sĩ phát hiện và phân tích các tổn thương, khối u, hay bệnh lý một cách chính xác hơn nhờ vào hình ảnh sắc nét và rõ ràng.

+ **Giảm Thiểu Sai Sót:** Việc loại bỏ nhiễu và làm rõ hình ảnh giúp giảm thiểu khả năng sai sót trong chẩn đoán, từ đó nâng cao độ tin cậy của quá trình khám bệnh.

+ **Tăng Cường Khả Năng Phân Tích: Phân Tích Nâng Cao:** Các kỹ thuật lọc ảnh như phát hiện biên và phân đoạn cho phép phân tích chi tiết hơn về các cấu trúc trong cơ thể, giúp bác sĩ hiểu rõ hơn về tình trạng sức khỏe của bệnh nhân. **Định Lượng Thông Tin:** [34] Lọc ảnh hỗ trợ trong việc đo lường và phân tích kích thước, hình dạng của các mô, giúp bác sĩ đưa ra quyết định điều trị chính xác hơn.

+ **Hỗ Trợ Kết Hợp Nhiều Nguồn Dữ Liệu**

- **Tổng Hợp Ảnh Từ Nhiều Kỹ Thuật:** Kỹ thuật lọc ảnh cho phép kết hợp các hình ảnh từ nhiều phương pháp chẩn đoán khác nhau (như MRI, CT, X-quang), giúp tạo ra [35] một hình ảnh tổng hợp rõ ràng hơn về tình trạng bệnh.

- **Tăng Cường Thông Tin Chẩn Đoán:** Việc tổng hợp thông tin từ nhiều nguồn khác nhau giúp bác sĩ có cái nhìn toàn diện hơn về bệnh lý.

+ **Ứng Dụng Đa Dạng**

- **Phù Hợp Với Nhiều Loại Hình Ảnh:** Kỹ thuật lọc ảnh có thể áp dụng cho nhiều loại hình ảnh y học khác nhau, từ siêu âm, MRI đến X-quang, cho phép nâng cao chất lượng hình ảnh trong nhiều lĩnh vực y tế.

- **Tiềm Năng Tích Hợp Công Nghệ Mới:** Sự phát triển của các công nghệ mới như học sâu (deep learning) có thể được tích hợp với các kỹ thuật lọc ảnh, tạo ra các giải [36] pháp xử lý ảnh y học hiệu quả hơn.

+ **Tiết Kiệm Thời Gian và Chi Phí**

- **Tối Ưu Hóa Quy Trình:** Lọc ảnh giúp tiết kiệm thời gian trong quá trình chẩn đoán và điều trị, giảm thiểu thời [37] gian bệnh nhân chờ đợi.

- **Giảm Chi Phí:** Việc chẩn đoán sớm và chính xác hơn có thể giúp giảm thiểu chi phí điều trị và chăm sóc sức khỏe cho bệnh nhân.

- **Những Hạn Chế và Thách Thức Kỹ Thuật Lọc Ảnh Trong Tổng Hợp Ảnh Y Học Trên:**

+ **Hạn Chế Về Chất Lượng Dữ Liệu**

- **Nhiều Tự Nhiên:** Hình ảnh y học thường chứa nhiều loại nhiễu, như nhiễu từ thiết bị chụp ảnh, điều này có [38] thể ảnh hưởng đến kết quả lọc, giảm độ chính xác của việc chẩn đoán.

- **Độ Phân Giải Thấp:** Hình ảnh với độ phân giải thấp có thể làm mất thông tin quan trọng trong quá trình [39] lọc và tổng hợp, dẫn đến việc không thể phát hiện các tổn thương nhỏ.

+ **Khó Khăn Trong Việc Chọn Kỹ Thuật Lọc Phù Hợp**

- **Không Có Một Phương Pháp Tối Ưu:** Không có một phương pháp lọc nào phù hợp cho tất cả các loại hình ảnh y học. Việc chọn kỹ thuật lọc phù hợp cho từng loại hình ảnh và mục đích phân tích có thể là một thách thức lớn.

- **Tối Ưu Hóa Tham Số:** Các bộ lọc thường yêu cầu điều chỉnh tham số (như kích thước cửa sổ lọc). Việc tìm ra các tham số tối ưu có thể là một quá trình tốn thời gian và phức tạp.

+ **Khả Năng Tính Toán Cao**

- **Tốn Tài Nguyên:** Quá trình lọc và tổng hợp ảnh thường yêu cầu nhiều tài nguyên tính toán, đặc biệt khi [40] làm việc với các tập dữ liệu lớn hoặc hình ảnh có độ phân giải cao.

- **Thời Gian Xử Lý:** Các phương pháp lọc phức tạp có thể mất nhiều thời gian để thực hiện, làm chậm quá trình chẩn đoán và điều trị.

+ **Rủi Ro Về Thông Tin Mất Mát: Mất Thông Tin Quan Trọng:** [41] Việc áp dụng kỹ thuật lọc không chính xác có thể dẫn đến việc mất thông tin quan trọng trong ảnh, làm giảm độ chính xác của chẩn đoán. **Sự Đánh Giá Sai:** Kỹ thuật lọc có thể làm thay đổi thông tin mà bác sĩ cần để đưa ra quyết định chẩn đoán, dẫn đến nguy cơ đánh giá sai.

+ **Thách Thức Về Tích Hợp Công Nghệ Mới:** Kết hợp với AI, Mặc dù công nghệ AI đang phát triển mạnh mẽ, việc tích hợp các phương pháp lọc ảnh truyền thống với các mô hình học máy vẫn còn nhiều hạn [42] chế. Việc phát triển các kỹ thuật lọc mới và hiệu quả hơn để đáp ứng được nhu cầu ngày càng tăng của ngành y tế vẫn là một thách thức lớn.

+ **Vấn Đề Đạo Đức và Quyền Riêng Tư**

- **Quyền Riêng Tư Của Bệnh Nhân:** Việc xử lý và lưu trữ hình ảnh y tế có thể liên quan đến các vấn đề về quyền riêng tư và bảo mật thông tin cá nhân của bệnh nhân.

- **Sự Đồng Thuận Của Bệnh Nhân:** Cần có sự đồng thuận của bệnh nhân trước khi sử dụng hình ảnh của họ cho mục đích nghiên cứu hoặc phát triển kỹ thuật, điều này có thể làm hạn chế khả năng thu thập và sử dụng dữ liệu

2. PHẦN ĐỀ XUẤT CÔNG VIỆC CẢI TIẾN VÀ ỨNG DỤNG TRONG TƯƠNG LAI CỦA KỸ THUẬT LỌC ẢNH TRONG TỔNG HỢP ẢNH Y HỌC

Để khắc phục những hạn chế và thách thức trên và hiện tại, đồng thời tận dụng tối đa tiềm năng của kỹ thuật lọc ảnh trong tổng hợp ảnh y học, các cải tiến và ứng dụng trong tương lai có thể bao gồm [43]:

2.1. Cải Tiến Về Kỹ Thuật Lọc Ảnh

a. Sử Dụng Học Máy và Học Sâu (Machine Learning & Deep Learning)

- **Phát Triển Bộ Lọc Tự Động Thông Minh:** Ứng dụng trí tuệ nhân tạo (AI) vào việc tạo ra các bộ lọc thông minh có khả năng tự động điều chỉnh tham số dựa trên loại hình ảnh và mục đích cụ thể [44]. Ví dụ, mạng nơ-ron tích chập (Convolutional Neural Network - CNN) có thể được sử dụng để tự động phát hiện và phân loại nhiễu trong hình ảnh, từ đó áp dụng bộ lọc tương ứng để cải thiện chất lượng ảnh.

- **Phân Đoạn Ảnh Tự Động:** Sử dụng các mô hình học sâu như U-Net hay GAN (Generative Adversarial Network) để phân đoạn ảnh y tế một cách tự động và chính xác hơn, hỗ trợ bác [45] sĩ trong việc nhận diện các vùng bị tổn thương hoặc mô bệnh.

b. Phát Triển Các Bộ Lọc Lai Ghép (HF - Hybrid Filters: Là một công cụ mạnh mẽ trong xử lý hình ảnh).

- **Lọc Lai Ghép Giữa Các Phương Pháp Truyền Thống và Mới:** Tích hợp các kỹ thuật lọc ảnh truyền thống (như lọc Gauss, lọc trung vị) với các phương pháp hiện đại dựa trên trí tuệ nhân tạo (AI - Artificial Intelligence), giúp [46] tận dụng ưu điểm của cả hai phương pháp để nâng cao chất lượng ảnh.

- **Kết Hợp Dữ Liệu Đa Dạng:** Tổng hợp và lọc ảnh từ nhiều nguồn khác nhau (như CT, MRI, và X-quang) giúp tạo ra hình ảnh tổng hợp chi tiết hơn. Phương pháp lai ghép này có thể giúp xử lý các vấn đề như biến dạng hình ảnh hoặc chênh lệch độ sáng giữa các loại dữ liệu.

c. Áp Dụng Các Phương Pháp Lọc Không Gian-Miền (Spatial-Domain Filters)

- **Lọc Phổ Tần (Frequency-Domain Filters):** Áp dụng các bộ lọc trong miền tần số để loại bỏ nhiễu cao tần, nhấn mạnh các đặc trưng quan trọng trong hình ảnh y tế.

- **Kết Hợp Không Gian-Miền:** Sử dụng các kỹ thuật lọc không gian - miền (spatial-frequency domain) cho phép duy trì [47] thông tin không gian đồng thời lọc nhiễu tốt hơn, giúp ảnh sắc nét mà không làm mất thông tin.

2.2. Phát Triển Công Nghệ và Hệ Thống Tính Toán

- **Tăng Cường Khả Năng Tính Toán GPU:** Sử dụng sức mạnh tính toán của GPU để tăng tốc quá trình lọc và phân tích ảnh. Điều này giúp xử lý các tập dữ liệu lớn nhanh hơn và hiệu quả hơn.

- **Điện Toán Đám Mây:** Áp dụng điện toán đám mây (cloud computing) để xử lý và lưu trữ dữ liệu hình ảnh y tế. [48] Việc này giúp tiết kiệm tài nguyên tính toán nội bộ, đồng thời cho phép chia sẻ và truy cập dữ liệu từ xa một cách an toàn.

2.3. Cải Tiến Khả Năng Tích Hợp và Tương Tác

- **Hỗ Trợ Quyết Định Lâm Sàng (Clinical Decision Support):** Tích hợp các hệ thống lọc ảnh với các phần mềm hỗ trợ ra quyết định (Clinical Decision Support System - CDSS), [49] giúp cung cấp thông tin chi tiết và chẩn đoán đề xuất dựa trên các đặc điểm phát hiện từ ảnh.

- **Tích Hợp Dữ Liệu Đa Phương Thức:** Tổng hợp dữ liệu từ nhiều loại hình ảnh y tế và kết hợp với các thông tin lâm sàng (như tiền sử bệnh và triệu chứng), tạo ra bức tranh toàn diện hơn cho việc chẩn đoán và điều trị.

2.4. Tăng Cường Bảo Mật và Quyền Riêng Tư

- **Mã Hóa Dữ Liệu:** Sử dụng các phương pháp mã hóa tiên tiến để đảm bảo an toàn và bảo mật dữ liệu hình ảnh y tế, [50] tránh nguy cơ rò rỉ thông tin nhạy cảm của bệnh nhân.

- **Đồng Thuận và Quyền Truy Cập:** Xây dựng hệ thống đồng thuận và kiểm soát quyền truy cập nghiêm ngặt hơn, [51] giúp người bệnh có thể kiểm soát dữ liệu của mình và đảm bảo rằng dữ liệu chỉ được sử dụng cho các mục đích chính đáng.

2.5. Đẩy Mạnh Nghiên Cứu và Ứng Dụng Trong Thực Tiễn

- **Nghiên Cứu Phát Triển Bộ Lọc Mới:** Tăng cường nghiên cứu phát triển các kỹ thuật lọc ảnh mới dựa trên các phương pháp tiên tiến, như học sâu và xử lý ảnh lượng tử.

- **Đào Tạo và Ứng Dụng Thực Tế:** Đào tạo nhân lực có kiến thức về kỹ thuật lọc ảnh và các công nghệ trí tuệ nhân tạo (AI- Artificial Intelligence), đồng [52] thời triển khai ứng dụng các kỹ thuật này vào thực tiễn lâm sàng, giúp tăng cường khả năng chẩn đoán và điều trị.

2.6. Ứng Dụng Trong Các Lĩnh Vực Y Học Mới

- **Phát Hiện Bệnh Lý Sớm:** Các kỹ thuật lọc ảnh tiên tiến có thể giúp phát hiện sớm các dấu hiệu bất thường trong ảnh y tế, giúp tăng cơ hội điều trị thành công.

- **Theo Dõi Tình Trạng Bệnh:** Sử dụng kỹ thuật lọc để so sánh và theo dõi sự phát triển của bệnh theo thời gian, hỗ trợ bác sĩ trong việc điều chỉnh liệu trình điều trị phù hợp.

Việc cải tiến và phát triển các kỹ thuật lọc ảnh trong tổng hợp ảnh y học sẽ mở ra nhiều cơ hội mới trong việc nâng cao chất lượng hình ảnh và cải thiện khả năng chẩn đoán. Sự kết hợp giữa các phương pháp truyền thống và công nghệ mới như trí tuệ nhân tạo (AI- Artificial Intelligence), GPU (**Graphics Processing Unit**, hay còn gọi là **Card đồ họa**), là một bộ vi xử lý chuyên dụng được thiết kế để xử lý các tác vụ đồ họa và hình ảnh, đặc biệt là trong các ứng dụng yêu cầu tính toán song song với tốc độ cao như chơi game, dựng phim, và các ứng dụng khoa học, kỹ thuật.) và điện toán đám mây hứa hẹn sẽ tạo ra những bước đột phá lớn trong tương lai của lĩnh vực y tế.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Rafael C. Gonzalez; Richard E. Woods Interapptics, Hermessi H, Mourali O, Zagrouba, 2018, *Book: Digital Image Processing*; University of Tennessee, E-2021 pp.01-1006; Review: *Multimodal medical image fusion review: Theoretical background and recent advances*, pp 01-27
2. B.K.Shreyamsha Kumar, 2015, Review: *Image fusion based on pixel significance using cross bilateral filter* Article in *Signal Image and Video Processing*, Concordia University Montreal, pp 01-17
3. Xiaosong Li , Fuqiang Zhou, Haishu Tan, Wanning Zhang , Congyang Zhao, 2021, Review: *Multimodal medical image fusion based on joint bilateral filter and local gradient energy*, University, 100191, China b School of Physics and Optoelectronic Engineering, Foshan University, Foshan 528000, Chinac Ji Hua Laboratory, Foshan 528000, China.
4. Wei Tan, William Thitøn, Pei Xiang, Huixin Zhou, 2021, Review: *Multi-modal brain image fusion based on multi-level edge-preserving filtering*, *School of Physics and Optoelectronic Engineering*, Xidian University, Xi'an 710071, China b Department of Computer Science, University of Copenhagen, Copenhagen 2100, Denmark
5. S. Li, X. Kang, L. Fang, J. Hu, H. Yin, 2017, Review: *Pixel-level image fusion: A survey of the state of the art*, Inf, pp.80–112.
6. H. Yin, 2018, Review : *Tensor sparse representation for 3-D medical image fusion using weighted average rule*, IEEE Trans. Biomed. Eng. 65 (11) (2622–2633).
7. P. Burt, E. Adelson, 1983, Review : *The Laplacian pyramid as a compact image code*, IEEE Trans. Commun. 31 (4) 532–540.
8. O. Prakash, C.M. Park, A. Khare, M. Jeon, J. Gwak, 2019, Review : *Multiscale fusion of multimodal medical images using lifting scheme based biorthogonal wavelet transform*, Optik 182, pp 995–1014.
9. W. Tan, H.-x. Zhou, Y. Yu, J. Du, H. Qin, Z. Ma, R. Zheng, 2017, Review : *Multi-focus image fusion using spatial frequency and discrete wavelet transform*, in: AOPC 2017: Optical Sensing and Imaging Technology and Applications, vol. 10462, International Society for Optics and Photonics, p. 104624K.
10. Z. Wang, J. Xu, X. Jiang, X. Yan, 2020, Review: *Infrared and visible image fusion via hybrid decomposition of NSCT and morphological sequential toggle operator*, Optik 170-201; Elizabeth Krupinski, Victoria Barnosky, Journal:

Multimodal Medical Image Fusion Using Stacked Auto-encoder in NSCT Domain. J Digit Imaging **35**, 1308–1325 (2022).

11. W. Tan, P. Tiwari, H.M. Pandey, C. Moreira, A.K. Jaiswal, 2020, Review: *Multimodal medical image fusion algorithm in the era of big data*, *Neural Comput. Neural Comput & Applic*, pp 90-150
12. W. Tan, J. Zhang, P. Xiang, H. Zhou, W. Thitøn, 2020, Review: *Infrared and visible image fusion via NSST and PCNN in multiscale morphological gradient domain*, in: *Optics, Photonics and Digital Technologies for Imaging Applications VI*, vol. 11353, International Society for Optics and Photonics, p. 113531E.
13. W. Tan, H. Zhou, S. Rong, K. Qian, Y. Yu, 2018, Review: *Fusion of multi-focus images via a Gaussian curvature filter and synthetic focusing degree criterion*, *Appl. Opt.* **57** (35), pp.10092–10101.
14. P. Zhuang, X. Zhu, X. Ding, 2019, Review: *MRI reconstruction with an edge-preserving filtering prior*, *Signal Process.* **155** (2019) 346–357.
15. H. Yin, Y. Gong, G. Qiu, 2019, Review: *Side window guided filtering*, *Signal Process.* **165**, pp. 315–330.
16. W. Tan, J. Zhang, K. Qian, J. Du, P. Xiang, H. Zhou, 2019, Review: *Infrared and visual image fusion via multi-modal decomposition and PCNN in gradient domain fusion measure*, in: *International Conference on Smart Multimedia*, Springer, 2019, pp. 322–329 .
17. C. Tomasi, R. Manduchi, 1998, Review: *Bilateral filtering for gray and color images*, in: *Sixth International Conference on Computer Vision (IEEE Cat. No. 98CH36271)*, IEEE, pp. 839–846.
18. K. He, J. Sun, X. Tang, 2012, Review: *Guided image filtering*, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **35** (6), pp.1397–1409.
19. Y. Gong, I.F. Sbalzarini, 2017, Review: *Curvature filters efficiently reduce certain variational energies*, *IEEE Trans. Image Process.* **26** (4), pp.1786–1798
20. W. Tan, H. Zhou, J. Song, H. Li, Y. Yu, J. Du, 2019, Review: *Infrared and visible image perceptive fusion through multi-level Gaussian curvature filtering image decomposition*, *Appl. Opt.* **58** (12), pp. 3064–3073.
21. Z. Zhou, B. Wang, S. Li, M. Dong, 2016, Review: *Perceptual fusion of infrared and visible images through a hybrid multi-scale decomposition with Gaussian and bilateral filters*, *Inf. Fusion* **30**, pp.15–26.
22. W. Tan, P. Xiang, J. Zhang, H. Zhou, H. Qin, 2016, Review: *Remote sensing image fusion via boundary measured dual-channel PCNN in multi-scale morphological gradient domain*, *IEEE Access* **8**, pp. 42540–42549.

23. J. Zhang, H. Zhou, S. Wei, W. Tan, 2019, Review: *Infrared polarization image fusion via multiscale sparse representation and pulse coupled neural network*, in: AOPC 2019: Optical Sensing and Imaging Technology, vol. 11338, International Society for Optics and Photonics, p. 113382A.
24. W. Kong, L. Zhang, Y. Lei, 2014, Review: *Novel fusion method for visible light and infrared images based on NSST-SF-PCNN*, Infrared Phys. Technol. 65, pp 103–112.
25. Y. Gong, O. Goksel, 2020, Review: *Weighted mean curvature*, *SIAM Journal on Imaging Sciences*, Signal Process. 164, pp 329–339.
26. Haithem Hermessi, Olfa Mourali, Ezzeddine Zagrouba, 2019, Review: *Multimodal medical image fusion, review: Theoretical background and recent advances*, University of Tunis El Manar, Intelligent Systems in Imaging and Artificial Vision (SIIVA), Laboratory of Informatics, Modeling and Information and Knowledge Processing (LIMTIC), Higher Institute of Computer Science, Ariana, Tunisia).
27. C. Tomasi, R. Manduchi, 1998, Review: *Bilateral filtering for gray and color images*, in: Sixth International Conference on Computer Vision (IEEE Cat. No. 98CH36271), IEEE, pp. 839–846.
28. K. He, J. Sun, X. Tang, 2012, Review: *Guided image filtering*, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 35 (6), pp.1397–1409.
29. Y. Gong, I.F. Sbalzarini, 2017, Review: *Curvature filters efficiently reduce certain variational energies*, *IEEE Trans. Image Process.* 26 (4), pp 1786–1798.
30. W. Tan, H. Zhou, J. Song, H. Li, Y. Yu, J. Du, 2019, Review: *Infrared and visible image perceptive fusion through multi-level Gaussian curvature filtering image decomposition*, *Appl. Opt.* 58 (12), pp. 3064–3073.
32. Z. Zhou, B. Wang, S. Li, M. Dong, 2016, Review: *Perceptual fusion of infrared and visible images through a hybrid multi-scale decomposition with Gaussian and bilateral filters*, *Inf. Fusion* 30, pp.15–26.
31. W. Tan, P. Xiang, J. Zhang, H. Zhou, H. Qin, 2020, Review: *Remote sensing image fusion via boundary measured dual-channel PCNN in multi-scale morphological gradient domain*, *IEEE Access* 8, pp.42540–42549.
32. J. Zhang, H. Zhou, S. Wei, W. Tan, 2019, Review: *Infrared polarization image fusion via multiscale sparse representation and pulse coupled neural network*, in: AOPC 2019: Optical Sensing and Imaging Technology, vol. 11338, International Society for Optics and Photonics, p. 113382A.

33. W. Kong, L. Zhang, Y. Lei, 2014, Review: *Novel fusion method for visible light and infrared images based on NSST-SF-PCNN*, *Infrared Phys. Technol.* 65, pp.103–112.
36. P. Burt, E. Adelson, 1983, Review: *The Laplacian pyramid as a compact image code*, *IEEE Trans. Commun.* 31 (4), pp.532–540.
34. O. Prakash, C.M. Park, A. Khare, M. Jeon, J. Gwak, 2019, Review: *Multiscale fusion of multimodal medical images using lifting scheme based biorthogonal wavelet transform*, *Optik* 182, 995–1014.
35. W. Tan, H.-x. Zhou, Y. Yu, J. Du, H. Qin, Z. Ma, R. Zheng, 2017, Review: *Multi-focus image fusion using spatial frequency and discrete wavelet transform*, in: *AOPC 2017: Optical Sensing and Imaging Technology and Applications*, vol. 10462, International Society for Optics and Photonics., p. 104624K.
36. Z. Wang, J. Xu, X. Jiang, X. Yan, 2020, Review: *Infrared and visible image fusion via hybrid decomposition of NSCT and morphological sequential toggle operator*, *Optik* 201, 163497.
37. W. Tan, P. Tiwari, H.M. Pandey, C. Moreira, A.K. Jaiswal, 2020, Review: *Multimodal medical image fusion algorithm in the era of big data*, *Neural Comput. Appl.*<http://dx.doi.org/10.1007/s00521-020-05173-2>.
38. W. Tan, J. Zhang, P. Xiang, H. Zhou, W. Thitøn, 2020, Review: *Infrared and visible image fusion via NSST and PCNN in multiscale morphological gradient domain*, in: *Optics, Photonics and Digital Technologies for Imaging Applications VI*, vol. 11353, International Society for Optics and Photonics, p. 113531E.
39. W. Tan, H. Zhou, S. Rong, K. Qian, Y. Yu, 2018, Review: *Fusion of multi-focus images via a Gaussian curvature filter and synthetic focusing degree criterion*, *Appl. Opt.* 57 (35), pp.10092–10101.
40. Mukherjee, P., Chung, S.W., Berman, J.I., Hess, C.P., R.G .Henry, 2008, Review: *Diffusion tensor MR imaging and fiber tractography*, Technical considerations. *Am. J. Neuroradiol.* 29(5), pp. 843–852.
41. Moffat, B.A., Pope, J.M. 2002, Review: *Anisotropic water transport in the human eye lens studied by diffusion tensor NMR micro-imaging*. *Exp. Eye. Res.* 74(6), pp. 677–687.
42. Papadakis, N.G., Xing, D., Huang, C.L.H., Hall, L.D., Carpenter, T.A. 1999, Review: *comparative study of acquisition schemes for diffusion tensor imaging using MRI*. *J. Magn. Reson.* 137(1), pp. 67–82.

43. Jones, D.K., Horsfield, M.A., Simmons, 1999, Review: *A. Optimal strategies for measuring diffusion in anisotropic systems by magnetic resonance imaging*. Magn. Reson. Med. 42(3), 515–525, 47. Batchelor, P.G.: *Optimisation of Direction Schemes for Diffusion Tensor Imaging*. St Malo, France (2002).
44. Batchelor, P.G., Atkinson, D., Hill, D.L.G., Calamante, F. Connelly, 2003, Review: *Anisotropic noise propagation in diffusion tensor MRI sampling schemes*. Magn. Reson. Med. 49(6), pp. 1143–1151.
45. Hasan, K.M., Parker, D.L., Alexander, 2001, Review: *Comparison of gradient encoding schemes for diffusion-tensor MRI*. J. Magn. Reson. Imaging. 13(5), 769–780.
46. Papadakis, N.G., Xing, D., Houston, G.C., Smith, J.M., Smith, M.I., James, M.F., Parsons, A.A., Huang, C.L.H., Hall, L.D., Carpenter, 1999, Review: *study of rotationally invariant and symmetric indices of diffusion anisotropy*. Magn. Reson. Imaging. 17(6), pp. 881–892.
47. Chang, L.C., Koay, C.G., Pierpaoli, C., Basser, P.J. 2007, Review: *Variance of estimated DTI-derived parameters via first-order perturbation methods*. Magn. Reson. Med. 57(1), 141–149.
48. Skare, S., Hedehus, M., Moseley, M.E., Li, T.Q. 2000, Review: *Condition number as a measure of noise performance of diffusion tensor data acquisition schemes with MRI*. J. Magn. Reson. 147(2), 340–352 – 2000.
49. 53. Poupon, C., Mangin, J.F., Clark, C.A., Frouin, V., Regis, J., Le Bihan, D., Bloch, 2001, Review: *Towards inference of human brain connectivity from MR diffusion tensor data*. Med. Image. Anal. 5(1), 1–15.
50. Basser, P.J., Pajevic, S., Pierpaoli, C., Duda, J., Aldroubi, 2000, Review: *In vivo fiber tractography using DT-MRI data*. Magn. Reson. Med. 44(4), 625–632.
51. Conturo, T.E., Lori, N.F., Cull, T.S., Akbudak, E., Snyder, A.Z., Shimony, J.S., McKinstry, R.C., Burton, H., Raichle, M.E. 1999, Review: *Tracking neuronal fiber pathways in the living human brain*. Proc. Natl. Acad. Sci. USA 96(18), 10422–10427.
52. Kh.Tohidul Islam , Sergio Uribe , Guang Yang , Munawar Hayat , Zhaolin Chen, 2024, Review: *Deep learning based synthesis of MRI, CT and PET: Review and analysis*, Sanuwani Dayarathna. Medical Image Analysis Volume 92, 103046.

53. Abdelrahman Abdallah, Daniel Eberharter, 2023, Article: *Medical image data augmentation: techniques, comparisons and interpretations*, Volume 56, pages 12561-12605, Springer Link.

PHỤ LỤC

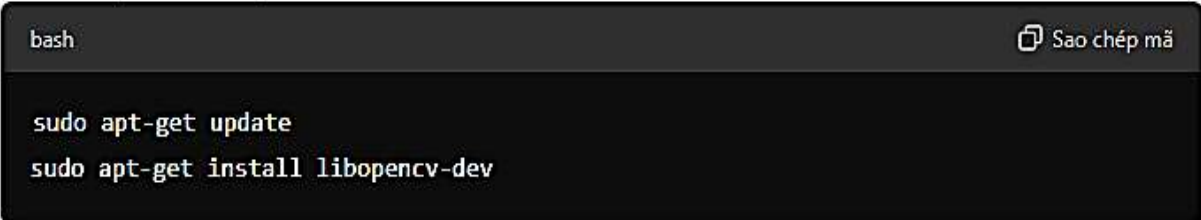
I. Phân lập trình:

1. Thiết lập môi trường làm việc với OpenCV

+ **Cài đặt OpenCV:** Trước tiên, bạn cần cài đặt OpenCV trên máy tính. OpenCV hỗ trợ nhiều nền tảng khác nhau (Windows, Linux, macOS). Dưới đây là hướng dẫn cài đặt cho các hệ điều hành phổ biến: *Trên Windows* Tải OpenCV từ trang chủ OpenCV; Giải nén thư mục OpenCV và thiết lập đường dẫn thư viện trong IDE như Visual Studio hoặc Code::Blocks; Cấu hình đường dẫn **Include** và **Library** trong IDE:

- Thêm đường dẫn `opencv\build\include` vào **Include directories**.
- Thêm đường dẫn `opencv\build\x64\vc15\lib` vào **Library directories**.
- Liên kết các file `.lib` cần thiết như `opencv_world455.lib` vào dự án của bạn.

+ Trên Linux (Ubuntu): Cài đặt OpenCV bằng lệnh (Sau khi cài đặt, kiểm tra bằng cách biên dịch một chương trình mẫu để đảm bảo OpenCV đã được cài đặt đúng): `sudo apt-get update`; `sudo apt-get install libopencv-dev`



```
bash Sao chép mã  
  
sudo apt-get update  
sudo apt-get install libopencv-dev
```

+ Tạo một dự án C++: Tạo một dự án mới trong IDE hoặc tạo file `.cpp` để viết chương trình.

2. Viết chương trình xử lý ảnh bằng C++ với OpenCV

+ *Chương trình đọc và hiển thị ảnh:*

```
#include <opencv2/opencv.hpp>  
  
#include <iostream>  
  
int main() {  
  
    // Đọc ảnh gốc  
  
    cv::Mat image = cv::imread("image.jpg", cv::IMREAD_COLOR);  
  
    if(image.empty()) {  
  
        std::cout << "Không thể đọc ảnh!" << std::endl;
```

```

    return -1;
}
// Chuyển đổi ảnh sang thang độ xám
cv::Mat grayImage;
cv::cvtColor(image, grayImage, cv::COLOR_BGR2GRAY);
// Áp dụng bộ lọc Canny để phát hiện biên cạnh
cv::Mat edges;
cv::Canny(grayImage, edges, 100, 200);
// Hiển thị ảnh gốc và ảnh sau khi phát hiện biên cạnh
cv::imshow("Ảnh gốc", image);
cv::imshow("Biên cạnh", edges);
// Lưu ảnh biên cạnh vào file
cv::imwrite("edges_image.jpg", edges);

// Chờ người dùng nhấn phím bất kỳ để thoát
cv::waitKey(0);

return
}

```

```

cpp Sao chép mã
#include <opencv2/opencv.hpp> // Thư viện chính của OpenCV
#include <iostream>

int main() {
    // Đọc ảnh từ file
    cv::Mat image = cv::imread("image.jpg", cv::IMREAD_COLOR);

    // Kiểm tra xem ảnh đã được đọc thành công hay chưa
    if(image.empty()) {
        std::cout << "Không thể đọc ảnh!" << std::endl;
        return -1;
    }

    // Hiển thị ảnh gốc
    cv::imshow("Ảnh gốc", image);

    // Chờ người dùng nhấn phím bất kỳ để thoát
    cv::waitKey(0);

    return 0;
}

```

Giải thích:

- cv::Mat: Là một lớp đại diện cho ma trận hình ảnh trong OpenCV.
- cv::imread: Đọc ảnh từ file (thay "image.jpg" bằng đường dẫn tới file ảnh của bạn).
- cv::imshow: Hiển thị hình ảnh trên một cửa sổ.

+ Chương trình chuyển đổi ảnh sang thang độ xám: Dưới đây là việc chuyển đổi một ảnh màu sang ảnh thang độ xám và lưu kết quả:

```
#include <opencv2/opencv.hpp>
#include <iostream>

int main() {
    // Đọc ảnh gốc
    cv::Mat image = cv::imread("image.jpg", cv::IMREAD_COLOR);
    if(image.empty()) {
        std::cout << "Không thể đọc ảnh!" << std::endl;
        return -1;
    }
    // Chuyển đổi ảnh sang thang độ xám
    cv::Mat grayImage;
    cv::cvtColor(image, grayImage, cv::COLOR_BGR2GRAY);
    // Hiển thị ảnh gốc và ảnh thang độ xám
    cv::imshow("Ảnh gốc", image);
    cv::imshow("Ảnh thang độ xám", grayImage);
    // Lưu ảnh thang độ xám vào file
    cv::imwrite("gray_image.jpg", grayImage);
    // Chờ người dùng nhấn phím bất kỳ để thoát
    cv::waitKey(0);

    return 0;
}
```

```
#include <opencv2/opencv.hpp>
#include <iostream>

int main() {
    // Đọc ảnh gốc
    cv::Mat image = cv::imread("image.jpg", cv::IMREAD_COLOR);
    if(image.empty()) {
        std::cout << "Không thể đọc ảnh!" << std::endl;
        return -1;
    }

    // Chuyển đổi ảnh sang thang độ xám
    cv::Mat grayImage;
    cv::cvtColor(image, grayImage, cv::COLOR_BGR2GRAY);

    // Hiển thị ảnh gốc và ảnh thang độ xám
    cv::imshow("Ảnh gốc", image);
    cv::imshow("Ảnh thang độ xám", grayImage);

    // Lưu ảnh thang độ xám vào file
    cv::imwrite("gray_image.jpg", grayImage);

    // Chờ người dùng nhấn phím bất kỳ để thoát
    cv::waitKey(0);

    return 0;
}
```

Giải thích:

- cv::cvtColor: Chuyển đổi không gian màu của ảnh, ví dụ từ ảnh màu (BGR) sang ảnh thang độ xám.
- cv::imwrite: Lưu ảnh kết quả vào file (tại đây là file gray_image.jpg).

3. *Chương trình áp dụng bộ lọc Gaussian làm mờ ảnh:* việc áp dụng bộ lọc Gaussian để làm mờ ảnh:

```
#include <opencv2/opencv.hpp>

#include <iostream>

int main() {

// Đọc ảnh gốc

cv::Mat image = cv::imread("image.jpg", cv::IMREAD_COLOR);

if(image.empty()) {

std::cout << "Không thể đọc ảnh!" << std::endl;

return -1;

}

// Áp dụng bộ lọc Gaussian

cv::Mat blurredImage;

cv::GaussianBlur(image, blurredImage, cv::Size(15, 15), 0);

// Hiển thị ảnh gốc và ảnh sau khi làm mờ

cv::imshow("Ảnh gốc", image);

cv::imshow("Ảnh làm mờ", blurredImage);

// Lưu ảnh làm mờ vào file

cv::imwrite("blurred_image.jpg", blurredImage);

// Chờ người dùng nhấn phím bất kỳ để thoát

cv::waitKey(0);

return 0;

}
```



```
#include <opencv2/opencv.hpp>
#include <iostream>

int main() {
    // Đọc ảnh gốc
    cv::Mat image = cv::imread("image.jpg", cv::IMREAD_COLOR);
    if(image.empty()) {
        std::cout << "Không thể đọc ảnh!" << std::endl;
        return -1;
    }

    // Áp dụng bộ lọc Gaussian
    cv::Mat blurredImage;
    cv::GaussianBlur(image, blurredImage, cv::Size(15, 15), 0);

    // Hiển thị ảnh gốc và ảnh sau khi làm mờ
    cv::imshow("Ảnh gốc", image);
    cv::imshow("Ảnh làm mờ", blurredImage);

    // Lưu ảnh làm mờ vào file
    cv::imwrite("blurred_image.jpg", blurredImage);

    // Chờ người dùng nhấn phím bất kỳ để thoát
    cv::waitKey(0);

    return 0;
}
```

Giải thích: `cv::GaussianBlur`: Áp dụng bộ lọc Gaussian cho ảnh. `cv::Size(15, 15)` là kích thước của kernel lọc, và 0 là độ lệch chuẩn (sigma) của Gaussian theo hướng X và Y.

4. Chương trình phát hiện biên cạnh với Canny Edge Detector: Chương trình sau thực hiện phát hiện biên cạnh trên ảnh bằng thuật toán Canny:

```
#include <opencv2/opencv.hpp>

#include <iostream>

int main() {
    // Đọc ảnh gốc
    cv::Mat image = cv::imread("image.jpg", cv::IMREAD_COLOR);
    if(image.empty()) {
        std::cout << "Không thể đọc ảnh!" << std::endl;
        return -1;
    }
    // Chuyển đổi ảnh sang thang độ xám
    cv::Mat grayImage;
    cv::cvtColor(image, grayImage, cv::COLOR_BGR2GRAY);
    // Áp dụng bộ lọc Canny để phát hiện biên cạnh
    cv::Mat edges;
    cv::Canny(grayImage, edges, 100, 200);
    // Hiển thị ảnh gốc và ảnh sau khi phát hiện biên cạnh
    cv::imshow("Ảnh gốc", image);
    cv::imshow("Biên cạnh", edges);
    // Lưu ảnh biên cạnh vào file
    cv::imwrite("edges_image.jpg", edges);
    // Chờ người dùng nhấn phím bất kỳ để thoát
    cv::waitKey(0);
    return 0;
}
```

```
#include <opencv2/opencv.hpp>
#include <iostream>

int main() {
    // Đọc ảnh gốc
    cv::Mat image = cv::imread("image.jpg", cv::IMREAD_COLOR);
    if(image.empty()) {
        std::cout << "Không thể đọc ảnh!" << std::endl;
        return -1;
    }

    // Chuyển đổi ảnh sang thang độ xám
    cv::Mat grayImage;
    cv::cvtColor(image, grayImage, cv::COLOR_BGR2GRAY);

    // Áp dụng bộ lọc Canny để phát hiện biên cạnh
    cv::Mat edges;
    cv::Canny(grayImage, edges, 100, 200);

    // Hiển thị ảnh gốc và ảnh sau khi phát hiện biên cạnh
    cv::imshow("Ảnh gốc", image);
    cv::imshow("Biên cạnh", edges);

    // Lưu ảnh biên cạnh vào file
    cv::imwrite("edges_image.jpg", edges);

    // Chờ người dùng nhấn phím bất kỳ để thoát
    cv::waitKey(0);

    return 0;
}
```

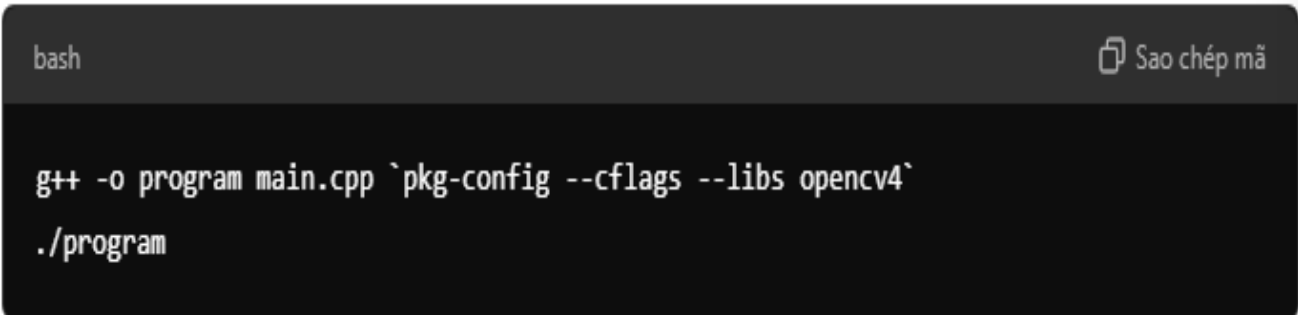
Giải thích: cv::Canny: Phát hiện biên cạnh sử dụng thuật toán Canny. Các tham số 100 và 200 là ngưỡng dưới và ngưỡng trên để tìm biên cạnh.

5. Biên dịch và chạy chương trình

+ Nếu bạn sử dụng **Visual Studio** hoặc **Code::Blocks**, bạn có thể biên dịch chương trình trực tiếp trong IDE.

+ Nếu bạn sử dụng dòng lệnh trong **Linux** hoặc **Windows**, hãy sử dụng lệnh `g++` hoặc `clang++`:

```
g++ -o program main.cpp `pkg-config --cflags --libs opencv4`  
./program
```



The image shows a terminal window with a dark background. The title bar at the top left says 'bash' and at the top right there is a 'Sao chép mã' (Copy code) icon. The terminal content shows the same compilation command as above: `g++ -o program main.cpp `pkg-config --cflags --libs opencv4`` followed by `./program` on the next line.

Lệnh trên sẽ biên dịch file `main.cpp` và tạo ra một tệp thực thi tên là `program`.

- **Các bước tiếp theo:** Tìm hiểu thêm về các hàm và phương thức của OpenCV để thực hiện các thao tác xử lý ảnh phức tạp hơn như:

+ Phát hiện và theo dõi đối tượng (Object Detection and Tracking).

+ Nhận diện khuôn mặt (Face Detection and Recognition).

+ Phân đoạn ảnh (Image Segmentation).

+ Ứng dụng học máy (Machine Learning) và học sâu (Deep Learning) cho xử lý ảnh.

- Để thực hiện lọc bảo vệ cạnh đa cấp (Multi-level Edge-Preserving Filtering) trong C++, bạn có thể sử dụng thuật toán Bilateral Filter. Đây là một kỹ thuật phổ biến để làm mịn ảnh mà vẫn giữ lại các cạnh. Dưới đây là một ví dụ sử dụng OpenCV để thực hiện lọc này.

+ OpenCV

```
sudo apt-get install libopencv-dev
```

+ Mã nguồn C++

```
#include <opencv2/opencv.hpp>
```

```

#include <iostream>

int main() {
    // Đọc ảnh đầu vào
    cv::Mat image = cv::imread("input.jpg");
    if (image.empty()) {
        std::cerr << "Error: Could not open or find the image!" << std::endl;
        return -1;
    }
    // Hiển thị ảnh gốc
    cv::imshow("Original Image", image);
    // Lọc bảo vệ cạnh bằng Bilateral Filter
    cv::Mat bilateralFilteredImage;
    // Các tham số: độ rộng kernel (diameter), sigmaColor, sigmaSpace
    int diameter = 15;
    double sigmaColor = 75;
    double sigmaSpace = 75;
    cv::bilateralFilter(image, bilateralFilteredImage, diameter, sigmaColor,
sigmaSpace);
    // Hiển thị ảnh đã lọc
    cv::imshow("Bilateral Filtered Image", bilateralFilteredImage);
    // Lưu ảnh đã lọc
    cv::imwrite("output_bilateral.jpg", bilateralFilteredImage);
    // Đợi nhấn phím trước khi đóng cửa sổ
    cv::waitKey(0);
    return 0;
}

```

Gi

- **Đọc ảnh** : Sử dụng `cv::imread` để đọc đầu vào ảnh. Đảm bảo hình ảnh tồn tại trong thư mục hiện tại.
- **Hiển thị ảnh gốc** : Sử dụng `cv::imshow` để hiển thị hình ảnh
- **Bộ lọc song phương** : Sử dụng `cv::bilateralFilter`
 - diameter: Đ
 - sigmaColor: Độ
 - sigmaSpace:
- **Hiển thị và lưu ảnh đã được lọc** : `cv::imshow` để hiển thị `cv::imwrite` để lưu

- **Đợi nhấn phím** : ``cvcv::waitKey(0)`` để

Biên dịch v Để biên dịch

```
g++ -o edge_preserving_filter edge_preserving_filter.cpp `pkg-config --cflags --libs opencv4`
```

Sau đó, ch: `./edge_preserving_filter`

// Hiển thị ảnh gốc

```
cv::imshow("Original Image", image);
```

// Lọc bảo vệ cạnh bằng Bilateral Filter

```
cv::Mat bilateralFilteredImage;
```

// Các tham số: độ rộng kernel (diameter), sigmaColor, sigmaSpace

```
int diameter = 15;
```

```
double sigmaColor = 75;
```

```
double sigmaSpace = 75;
```

```
cv::bilateralFilter(image, bilateralFilteredImage, diameter, sigmaColor, sigmaSpace);
```

// Hiển thị ảnh đã lọc

```
cv::imshow("Bilateral Filtered Image", bilateralFilteredImage);
```

// Lưu ảnh đã lọc

```
cv::imwrite("output_bilateral.jpg", bilateralFilteredImage);
```

// Đợi nhấn phím trước khi đóng cửa sổ

```
cv::waitKey(0);
```

```
return 0;
```

```
}
```

```
...
```

Giải thích mã nguồn

+. ****Đọc ảnh****: Sử dụng ``cv::imread`` để đọc ảnh đầu vào. Đảm bảo ảnh tồn tại trong thư mục hiện tại.

+. ****Hiển thị ảnh gốc****: Sử dụng ``cv::imshow`` để hiển thị ảnh gốc.

+. ****Bilateral Filter****: Sử dụng ``cv::bilateralFilter`` để thực hiện lọc bảo vệ

cạnh. Tham số:

- `diameter`: Đường kính của vùng lân cận.
 - `sigmaColor`: Độ biến thiên màu sắc.
 - `sigmaSpace`: Độ biến thiên không gian.
- +. **Hiển thị và lưu ảnh đã lọc**: Sử dụng `cv::imshow` để hiển thị ảnh đã lọc và `cv::imwrite` để lưu ảnh vào tệp.
- +. **Đợi nhân phím**: `cv::waitKey(0)` để giữ cửa sổ hiển thị cho đến khi nhấn phím.

Biên dịch và chạy

Để biên dịch mã nguồn trên, bạn có thể sử dụng lệnh sau:

```
```bash
g++ -o edge_preserving_filter edge_preserving_filter.cpp `pkg-config --cflags --libs opencv4````
```

Sau đó, chạy chương trình:

```
```bash
./edge_preserving_filter
```
```

## II. Phần thuật toán

### **1. Thuật toán Multi-level Edge-preserving Filtering**

#### **- Input:**

- Ảnh đầu vào  $I$
- Ngưỡng độ tương phản TTT (để xác định vùng có cạnh)
- Các tham số lọc (kích thước kernel, hệ số sigma cho lọc Gaussian, v.v.)

**- Output:** Ảnh đã lọc  $I_{filtered}$

### **2. Các bước thực hiện**

#### **- Tính toán độ tương phản:**

Đối với mỗi pixel  $p$  trong ảnh  $I$ :

$$C(p) = \sqrt{(I(p) - I(p_x))^2 + (I(p) - I(p_y))^2}$$

Ở đây,  $p_x$  và  $p_y$  là các pixel lân cận của  $p$  theo hướng ngang và dọc.

**- Phân chia thành các vùng:**

- Tạo một danh sách các vùng dựa trên độ tương phản:
  - Nếu  $C(p) < TC$ : Vùng có nhiều (vùng mịn).
  - Nếu  $C(p) \geq TC$ : Vùng có cạnh (vùng sắc nét).

**- Áp dụng lọc cho từng vùng:**

- **Vùng mịn (low contrast):**
  - Áp dụng lọc Gaussian:

$$I_{filtered}(p) = \frac{1}{Z} \sum_{(x,y) \in N(p)} I(x,y) \cdot G(x,y,\sigma)$$

- Ở đây,  $G(x,y,\sigma)$  là hàm Gaussian với sigma đã cho, và  $N(p)$  là tập hợp các pixel trong kernel.
- **Vùng sắc nét (high contrast):**
  - Áp dụng lọc nhẹ hơn để bảo tồn cạnh:

$$I_{filtered}(p) = I(p) + \frac{1}{Z} \sum_{(x,y) \in N(p)} (I(x,y) - I(p))$$

**3. Kết hợp kết quả:** Tạo ảnh đầu ra  $I_{filtered}$

**4. Hoàn tất:** Trả về ảnh đã lọc  $I_{filtered}$

$$I_{filtered}(p) = \begin{cases} I_{mịn}(p) & \text{nếu } C(p) < T \\ I_{sắc\ nét}(p) & \text{nếu } C(p) \geq T \end{cases}$$

### 5. Thuật toán Multi-level Edge-preserving Filtering

Thuật toán **Multi-level Edge-preserving Filtering** (lọc bảo tồn cạnh đa mức) là một kỹ thuật dùng để xử lý ảnh, đặc biệt trong việc giữ lại các chi tiết và cạnh của ảnh trong khi giảm nhiễu hoặc làm mịn. Đây là một phương pháp hữu ích trong nhiều ứng dụng như chẩn đoán y học, hình ảnh kỹ thuật số và truyền thông hình ảnh.

#### Nguyên lý hoạt động



- **Bảo tồn cạnh:** Thuật toán được thiết kế để giảm thiểu việc làm mờ các cạnh quan trọng trong ảnh. Điều này giúp giữ lại thông tin cấu trúc và chi tiết trong ảnh.
- **Cấp độ đa mức:** Thay vì chỉ sử dụng một mức độ lọc, thuật toán này áp dụng nhiều mức lọc khác nhau, cho phép điều chỉnh độ mạnh của lọc cho từng vùng khác nhau trong ảnh. Các vùng có cạnh rõ nét có thể được xử lý nhẹ hơn để bảo tồn thông tin, trong khi các vùng có nhiều chi tiết có thể được xử lý mạnh hơn.

### Các bước chính của thuật toán

- **Tính toán độ tương phản:** Đánh giá độ tương phản trong từng khu vực của ảnh để xác định mức độ lọc cần áp dụng.
- **Phân chia mức độ lọc:** Dựa trên độ tương phản, ảnh được chia thành các khu vực khác nhau, mỗi khu vực có mức độ lọc riêng.
- **Áp dụng lọc:** Sử dụng các kỹ thuật lọc như lọc Gaussian, lọc tần số hoặc lọc trung bình cho từng khu vực với mức độ đã xác định.
- **Kết hợp kết quả:** Gộp các kết quả từ các mức lọc khác nhau để tạo ra ảnh cuối cùng, đảm bảo rằng các cạnh và chi tiết quan trọng vẫn được bảo tồn.

### Ưu điểm

- **Giữ lại chi tiết:** Đặc biệt hữu ích trong các ảnh y học hoặc ảnh kỹ thuật, nơi mà chi tiết và cấu trúc rất quan trọng.
- **Linh hoạt:** Có thể điều chỉnh dễ dàng cho nhiều loại ảnh khác nhau và các mức độ nhiễu khác nhau.

### Ứng dụng

- **Y học:** Tăng cường chất lượng ảnh y học, giúp bác sĩ chẩn đoán chính xác hơn.
- **Nhiếp ảnh kỹ thuật số:** Cải thiện ảnh chụp bằng cách làm mịn nhiễu mà không làm mất đi các chi tiết quan trọng.
- **Trực quan hóa dữ liệu:** Sử dụng trong các lĩnh vực như kỹ thuật, khoa học và nghiên cứu để trình bày dữ liệu một cách rõ ràng hơn.

*Kết luận:* Multi-level edge-preserving filtering là một công cụ mạnh mẽ trong việc xử lý ảnh, giúp cải thiện chất lượng hình ảnh mà không làm mất đi thông tin quan trọng.

Số: 1209 /QĐ-HVKHCN

Hà Nội, ngày 01 tháng 11 năm 2024

**QUYẾT ĐỊNH**  
**Về việc thành lập Hội đồng đánh giá luận văn thạc sĩ**

**GIÁM ĐỐC**  
**HỌC VIỆN KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ**

Căn cứ Quyết định số 303/QĐ-VHL ngày 01/3/2023 của Chủ tịch Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam về việc ban hành Quy chế Tổ chức và hoạt động của Học viện Khoa học và Công nghệ;

Căn cứ Thông tư số 23/2021/TT-BGDĐT ngày 30/08/2021 của Bộ trưởng Bộ Giáo dục và Đào tạo về việc ban hành Quy chế đào tạo trình độ thạc sĩ;

Căn cứ Quyết định số 1966/QĐ-HVKHCN ngày 28/12/2021 của Giám đốc Học viện Khoa học và Công nghệ về việc ban hành Quy chế đào tạo trình độ thạc sĩ;

Căn cứ Quyết định số 896/QĐ-HVKHCN ngày 25/05/2022 của Giám đốc Học viện Khoa học và Công nghệ về việc công nhận học viên cao học khóa 2022A - Đợt 1 năm 2022;

Căn cứ Quyết định số 119/QĐ-HVKHCN ngày 02/10/2023 của Giám đốc Học viện Khoa học và Công nghệ về việc công nhận đề tài và người hướng dẫn luận văn thạc sĩ;

Căn cứ Quyết định số 496/QĐ-HVKHCN ngày 16/05/2024 của Giám đốc Học viện Khoa học và Công nghệ về việc gia hạn thời gian học tập lần 1 cho học viên Lê Đức Hoàng;

Căn cứ Quyết định số 1172/QĐ-HVKHCN ngày 22/10/2024 của Giám đốc Học viện Khoa học và Công nghệ về việc điều chỉnh người hướng dẫn cho học viên Lê Đức Hoàng;

Xét đề nghị của Trưởng khoa Khoa Công nghệ thông tin và Viễn thông, Trưởng phòng Đào tạo.

**QUYẾT ĐỊNH:**

**Điều 1.** Thành lập Hội đồng đánh giá luận văn thạc sĩ cho học viên Lê Đức Hoàng với đề tài: **Ứng dụng kỹ thuật lọc ảnh trong tổng hợp ảnh y học**

Ngành: Hệ thống thông tin

Mã số: 8 48 01 04

Danh sách thành viên Hội đồng đánh giá luận văn kèm theo Quyết định này.

**Điều 2.** Hội đồng có trách nhiệm đánh giá luận văn thạc sĩ theo đúng quy chế hiện hành của Bộ Giáo dục và Đào tạo, Học viện Khoa học và Công nghệ. Quyết định có hiệu lực tối đa 60 ngày kể từ ngày ký và phải đảm bảo thời hạn đào tạo theo quy định của Học viện. Hội đồng tự giải thể sau khi hoàn thành nhiệm vụ.

**Điều 3.** Trưởng phòng Tổ chức - Hành chính và Truyền thông, Trưởng phòng Đào tạo, Trưởng phòng Kế toán, Trưởng Khoa Công nghệ thông tin và Viễn thông, các thành viên có tên trong danh sách Hội đồng và học viên cao học có tên tại Điều 1 chịu trách nhiệm thi hành Quyết định này. /s/

**Nơi nhận:**

- Như Điều 3;
- Lưu hồ sơ học viên;
- Lưu: VT, ĐT, PQ.10.



**GIÁM ĐỐC**

GS.TS. Vũ Đình Lãm



## DANH SÁCH HỘI ĐỒNG ĐÁNH GIÁ LUẬN VĂN THẠC SĨ

(Kèm theo Quyết định số 1209/QĐ-HVKHCN ngày 01 / 11 / 2024  
của Giám đốc Học viện Khoa học và Công nghệ)

Cho luận văn của học viên: Lê Đức Hoàng

Tên đề tài: **Ứng dụng kỹ thuật lọc ảnh trong tổng hợp ảnh y học**

Ngành: Hệ thống thông tin

Mã số: 8 48 01 04

Người hướng dẫn : PGS.TS. Ngô Quốc Tạo, Viện Công nghệ thông tin,  
Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam

| TT | Họ và tên, học hàm,<br>học vị | Ngành                 | Cơ quan công tác                                                            | Trách nhiệm<br>trong Hội<br>đồng |
|----|-------------------------------|-----------------------|-----------------------------------------------------------------------------|----------------------------------|
| 1. | PGS.TS. Nguyễn Long Giang     | Hệ thống<br>thông tin | Viện Công nghệ thông tin,<br>Viện Hàn lâm KHCN VN                           | Chủ tịch                         |
| 2. | PGS.TS. Nguyễn Quang Hoan     | Hệ thống<br>thông tin | Học viện Công nghệ<br>Bưu chính Viễn thông,<br>Bộ Thông tin và Truyền thông | Phản biện 1                      |
| 3. | TS. Nguyễn Thị Thanh Tân      | Hệ thống<br>thông tin | Trường Đại học Điện lực,<br>Bộ Công thương                                  | Phản biện 2                      |
| 4. | TS. Trần Đức Nghĩa            | Hệ thống<br>thông tin | Viện Công nghệ thông tin,<br>Viện Hàn lâm KHCN VN                           | Ủy viên -<br>Thư ký              |
| 5. | TS. Nguyễn Như Sơn            | Hệ thống<br>thông tin | Viện Công nghệ thông tin,<br>Viện Hàn lâm KHCN VN                           | Ủy viên                          |

Hội đồng gồm 05 thành viên./.



Hà Nội, ngày 14 tháng 11 năm 2024

## BIÊN BẢN HỌP HỘI ĐỒNG ĐÁNH GIÁ LUẬN VĂN THẠC SĨ

Thực hiện Quyết định số 1209/QĐ-HVKHCN ngày 01/11/2024 của Giám đốc Học viện Khoa học và Công nghệ về việc thành lập Hội đồng đánh giá luận văn thạc sĩ của học viên Lê Đức Hoàng.

Tên đề tài: **Ứng dụng kỹ thuật lọc ảnh trong tổng hợp ảnh y học**

Ngành: Hệ thống thông tin

Mã số: 8 48 01 04

Hôm nay, ngày 14/11/2024 Hội đồng đã họp tại Phòng 1707, Học viện Khoa học và Công nghệ vào lúc 14h00, Hội đồng gồm 05 thành viên:

1. PGS.TS. Nguyễn Long Giang
2. TS. Trần Đức Nghĩa
3. PGS.TS. Nguyễn Quang Hoan
4. TS. Nguyễn Thị Thanh Tân
5. TS. Nguyễn Như Sơn

- Chủ tịch hội đồng  
Thư ký - Ủy viên  
Phản biện 1  
Phản biện 2  
Ủy viên

Thành viên vắng mặt: ..... (Phản biện hoặc ủy viên, đã có bản nhận xét đồng ý cho phép học viên được bảo vệ trước Hội đồng đánh giá luận văn thạc sĩ).

### NỘI DUNG LÀM VIỆC

1. Đại diện cơ sở đào tạo đọc quyết định thành lập Hội đồng đánh giá luận văn
2. Chủ tịch Hội đồng, điều khiển phiên họp
3. Thư ký HĐ, đọc lí lịch khoa học và bảng điểm của học viên
4. Học viên trình bày luận văn trước Hội đồng
5. Phản biện 1:

... Kiểm tra lại vấn đề tổng hợp. Muốn hình ảnh... tài liệu...  
chúng ta... làm... sẽ... ứng dụng?... Muốn thông tin...  
LV chưa hợp lý... LV chưa hợp lý... cần... vấn đề...  
giữa các chương... Sự tương đồng... hình ảnh... LV.

6. Phản biện 2:

Cần thời





...Hết và cả...chết...thực...đưa...tức...sớm...Phải...tức...  
đến...lên...lên...lên...tức...tức...đưa...đang...gần...mỗi...  
mỗi...Mỗi...mỗi...đang...lên...lên...lên...lên...lên...đang...  
Càng...thực...tức...càng...lên...lên...lên...lên...lên...đang...

7. Học viên trả lời:

...Tức...thực...vài...sẽ...chính...sớm...tức...  
...không...cả...đều...sớm...mỗi...đang...đang...đang...  
...phương...phương...càng...người...đang...lên...lên...lên...  
...Số...gần...lên...càng...càng...đang...lên...lên...lên...  
...Học...viên...sẽ...gần...lên...lên...lên...lên...lên...lên...  
...đều...đều...đều...đều...đều...đều...đều...đều...đều...  
...cả...lên...lên...lên...lên...lên...lên...lên...lên...lên...

8. Các thành viên HĐ và những người tham dự nêu câu hỏi

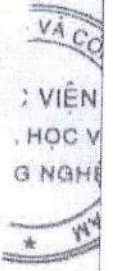
...Lên...đều...thực...tức...đều...lên...lên...lên...lên...lên...  
...Lên...đều...đều...đều...đều...đều...đều...đều...đều...đều...  
...Tại...sớm...mỗi...lên...lên...lên...lên...lên...lên...  
...Mỗi...thực...sớm...đều...đều...đều...đều...đều...đều...

9. Học viên trả lời

...Sẽ...sớm...tức...lên...lên...lên...lên...lên...lên...  
...Học...viên...sẽ...gần...lên...lên...lên...lên...lên...lên...  
...đều...đều...đều...đều...đều...đều...đều...đều...đều...  
...cả...lên...lên...lên...lên...lên...lên...lên...lên...lên...

10. Hội đồng họp kín và cho điểm

- Hội đồng bầu ban kiểm phiếu gồm 3 thành viên:
  - Trưởng ban: ...T.S. Nguyễn...Thị...Thảo...Tôn.....
  - Ủy viên: ...T.S. Nguyễn...Mười...Sơn.....
  - Ủy viên: ...T.S. Trần...Đức...Nguyễn.....
- Kết quả kiểm phiếu như sau:
  - Số phiếu phát ra: ...5.....
  - Số phiếu thu về: ...5.....





Tổng số điểm: 32

Điểm trung bình: 6,4

Điểm thưởng công trình công bố: 0

Tổng điểm đánh giá luận văn và thưởng công trình công bố: 6,4

- Kết luận của Hội đồng:

+ Luận văn ... đạt ... (đạt/không đạt yêu cầu)

+ Tính không trùng lặp nội dung và tên đề tài với các công trình công bố:

Không trùng lặp

11. Chủ tịch Hội đồng, công bố kết quả, yêu cầu học viên chỉnh sửa luận văn với các nội dung sau:

Chỉnh sửa theo các góp ý của Hội đồng  
Luận văn cần chú ý chỉnh sửa từ đầu  
Bảng phân tích nội dung cần chỉnh sửa thông qua bản luận  
văn chỉnh sửa trước khi nộp luận văn các bước tiếp theo

Buổi họp đã kết thúc vào 16 giờ 00 phút ngày 14/11/2024.

Hà Nội, ngày 14 tháng 11 năm 2024

THƯ KÝ HỘI ĐỒNG

TS. Trần Đức Nghĩa

CHỦ TỊCH HỘI ĐỒNG

PGS.TS. Nguyễn Long Giang

XÁC NHẬN CỦA HỌC VIỆN KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ

KT. GIÁM ĐỐC

PHÓ GIÁM ĐỐC



Nguyễn Thị Trung







5. Kết quả nghiên cứu của luận văn:

Tổng quan em đang Chương 1... Chương 2 đề xuất phương pháp và thuật toán (còn được nói rõ)... Chương 3: thuật toán để Xếp (trang 106)... phương pháp đề xuất (trang 91)... hình 1... Hình 1... Hình 3 cũng không thấy hình 3? hình 1

6. Những hạn chế, thiếu sót của luận văn về nội dung, hình thức và các câu hỏi

6.1. Bố cục thiếu cân đối: Chương 1: 58 trang, Chương 2: 39, Chương 3: 18 trang. Tỷ lệ 6:4:2

6.2. Mối liên hệ giữa các chương rời rạc; luận văn quá dài 131 trang; mục lục, chỉ số tài liệu thiếu, không theo chuẩn dạng.

Hình thức: 1) Trình dẫn tài liệu: trang 52 có [71] ở đâu? trang 63 [128] trang khi chỉ có 53 TL. Khảo trang 51. Có nói Đại và công sự... [11]? Tài liệu [1] Đại là ai? Có đến 200+300 [2) Công thức và bảng biểu: hình vẽ không theo chuẩn trình bày; không đánh dấu công thức 3) Tiêu. mục. không được đặt dấu chấm câu. (ví dụ trang 93 mục 2.3.1)

7. Nếu tác giả chưa viết bài báo khoa học thì nội dung của luận văn có thể được viết thành các bài báo để gửi đăng trên tạp chí khoa học, sách chuyên ngành hoặc tuyển tập công trình hội nghị khoa học cấp quốc gia, quốc tế hay không?

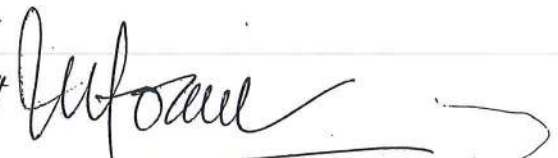
không... lý do: phương pháp, kết quả thiếu sự logic...

8. Kết luận chung (khẳng định mức độ đáp ứng các yêu cầu đối với một luận văn Thạc sĩ; luận văn có thể đưa ra bảo vệ để nhận học vị Thạc sĩ được hay không?):

Đề nghị được đưa ra bảo vệ

Hà Nội, ngày 10 tháng Năm 2024

Người nhận xét (Ký, ghi rõ họ tên)

  
Nguyễn Quang Hoàn

Câu hỏi 1: Làm rõ ý nghĩa hình 2. và các công thức trang 87-88  
Câu hỏi 2: Hãy trình bày thuật toán đề xuất trang 106  
3. Học viên tổng quát nhiều phương pháp học máy, học sâu nhưng chương 3 ứng dụng SVM, Fuzzy, CNN để làm rõ?

Câu hỏi 4: Trang 105: PCNN: mang xung 1 lớp (nhất tất là gì) cấu trúc được hiện thì trong hình 2 (trang 105, dòng 2 dưới hình) hình 3 ở đâu? Trong số hình thì nào?



CỘNG HÒA XÃ HỘI CHỦ NGHĨA VIỆT NAM  
Độc lập – Tự do – Hạnh phúc

---

**BẢN NHẬN XÉT LUẬN VĂN THẠC SĨ**

Họ và tên người nhận xét: Nguyễn Thị Thanh Tân Học hàm, học vị: Tiến sĩ

Chức danh trong Hội đồng: Phản biện 2

Cơ quan công tác: Khoa Công nghệ Thông tin – Đại học Điện Lực

Họ và tên học viên: Lê Đức Hoàng

Tên đề tài: Ứng dụng kỹ thuật lọc ảnh trong tổng hợp ảnh y học

Ngành: Hệ thống thông tin

Mã số: 8 48 01 04

**NỘI DUNG NHẬN XÉT**

1. Tính cấp thiết, tính thời sự, ý nghĩa khoa học và thực tiễn của đề tài luận văn:

Xử lý ảnh y tế không phải là vấn đề mới, tuy nhiên việc nghiên cứu đề xuất những thuật toán hiệu quả để nâng chất lượng hình ảnh, giúp tăng độ chính xác trong việc chẩn đoán bệnh là bài toán có tính ứng dụng thực tiễn.

2. Sự không trùng lặp của đề tài nghiên cứu so với các công trình khoa học, luận văn đã công bố ở trong và ngoài nước; tính trung thực, rõ ràng và đầy đủ trong trích dẫn tài liệu tham khảo:

Nội dung đề tài chưa trình bày (làm rõ) được tính mới so với các kết quả đã công bố trên thế giới. Đề tài có tham khảo từ nhiều nguồn tài liệu đã được công bố trên internet. Tuy nhiên, phần trình bày của luận văn chưa trích dẫn rõ ràng và đầy đủ các tài liệu tham khảo.

3. Sự phù hợp giữa tên đề tài với nội dung nghiên cứu cũng như với chuyên ngành và mã số đào tạo:

Tên đề tài phù hợp với nội dung nghiên cứu và chuyên ngành và mã số đào tạo.

4. Độ tin cậy và tính hiện đại của phương pháp nghiên cứu đã sử dụng để hoàn thành luận văn:

Phương pháp nghiên cứu của luận văn kết hợp tìm hiểu lý thuyết kết hợp với cài đặt thử nghiệm.

## 5. Kết quả nghiên cứu của luận văn:

Luận văn đã tìm hiểu tổng quan về các phương pháp xử lý ảnh số và một số kỹ thuật kết hợp hình ảnh (image fusion).

Học viên nắm được một số khái niệm cơ bản trong bài toán kết hợp hình ảnh, tuy nhiên các kết quả đạt được chưa rõ ràng (chưa thể hiện được sự đóng góp rõ ràng của học viên về các kết quả nghiên cứu).

## 6. Những hạn chế, thiếu sót của luận văn về nội dung, hình thức và các câu hỏi

+ Luận văn có cấu trúc chưa hợp lý: Nội dung của luận văn tập trung chủ yếu phần trình bày tổng quan, nội dung cài đặt và đánh giá thực nghiệm chính chưa đến 15 trang → Cần phải cấu trúc lại cho hợp lý và trình bày lại các nội dung cho mạch lạc, logic.

+ Các nội dung trình bày dàn trải, chưa định hình được rõ hướng tiếp cận của luận văn là gì? → Cần phải định hình rõ luận văn theo hướng tiếp cận nào và tập trung khai thác sâu vào hướng tiếp cận đó.

+ Các nội dung được trình bày lặp đi lặp lại nhiều lần (chương 1, chương 3) → Cần rà soát và trình bày rõ ràng, tránh lặp đi lặp lại.

+ Đa số các công thức trong luận văn đa phần là ảnh cắt từ các bài báo, thậm chí vẫn để nguyên tiếng Anh và không có sự giải thích đầy đủ rõ ràng → Cần đánh lại các công thức và giải thích cụ thể từng tham số trong công thức đó.

+ Nhiều nội dung trong chương 2 học viên vẫn để nguyên dạng cắt ghép hình ảnh từ bài báo tiếng Anh (trang 89-95) → Cần trình bày lại.

+ Các hình ảnh và nội dung cắt ghép từ các bài báo nhưng không có trích dẫn → Cần bổ sung trích dẫn đầy đủ.

+ Phần thực nghiệm trình bày sơ sài, chưa nêu được rõ dữ liệu thực nghiệm là gì? quá trình thực nghiệm được tiến hành như thế nào? → Cần bổ sung và trình bày rõ phần này.

+ Nhiều thuật ngữ trong luận văn dịch từ tiếng Anh chưa đúng, ví dụ ‘học máy nông nghiệp’, học máy “nông cạn”, “phương pháp biểu diễn rải rác”, ... → Cần rà soát lại và dịch đúng thuật ngữ.

+ Cách dùng thuật ngữ dùng trong luận văn không nhất quán, ví dụ: ‘tổng hợp’, ‘hợp nhất’, ... → Cần chỉnh sửa và dùng thuật ngữ một cách nhất quán.

## 7. Nếu tác giả chưa viết bài báo khoa học thì nội dung của luận văn có thể được viết thành các bài báo để gửi đăng trên tạp chí khoa học, sách chuyên ngành hoặc tuyển tập công trình hội nghị khoa học cấp quốc gia, quốc tế hay không?

Hầu hết các nội dung trình bày trong luận văn có tính chất tham khảo (dịch) từ các bài báo đã công bố. Do vậy, để đăng được trong các tạp chí khoa học, sách chuyên ngành hoặc tuyển tập công trình hội nghị khoa học cấp quốc gia, quốc tế thì học viên phải gánh thêm nhiều thời gian nghiên cứu và có những đóng góp thực sự mới.

8. Kết luận chung (khẳng định mức độ đáp ứng các yêu cầu đối với một luận văn Thạc sĩ; luận văn có thể đưa ra bảo vệ để nhận học vị Thạc sĩ được hay không?):

Về cơ bản, luận văn của học viên có thể đáp ứng được yêu cầu đối với một luận văn thạc sĩ sau khi chỉnh sửa theo các ý kiến đóng góp ở mục 6.

Hà Nội, ngày 10 tháng 11 năm 2024.

**Người nhận xét**  
(Ký, ghi rõ họ tên)



TS. Nguyễn Thị Thanh Tân



**BẢN GIẢI TRÌNH CHỈNH SỬA LUẬN VĂN  
THEO KẾT LUẬN CỦA HỘI ĐỒNG ĐÁNH GIÁ LUẬN VĂN THẠC SĨ**

Họ tên học viên: **Lê Đức Hoàng**

Lớp: 2022A

Tên đề tài luận văn: **Ứng Dụng Kỹ Thuật Lọc Ảnh Trong Tổng Hợp  
Ảnh Y Học**

Chuyên ngành: **Hệ Thống Thông Tin**

Mã số: 8 48 01 04

Người hướng dẫn khoa học: **Phó Giáo Sư. Tiến sĩ Ngô Quốc Tạo – Viện  
Công Nghệ Thông Tin**

Ngày bảo vệ luận văn: 14/11/2024

Căn cứ biên Bản họp Hội đồng đánh giá luận văn thạc sĩ, học viên đã chỉnh  
sửa luận văn như sau:

| STT | Nội dung đề nghị bổ sung,<br>chỉnh sửa                                                                                                                       | Nội dung đã bổ sung, chỉnh sửa                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                    |
|-----|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 1   | Bố cục luận văn; thông tin luận văn chưa hợp lý/cân đối; các mối liên hệ giữa các chương rời rạc, sử dụng thuật ngữ không chuẩn; hình thức luận văn cầu thả. | <ul style="list-style-type: none"><li>- Đã điều chỉnh lại bố cục của toàn bộ luận văn (trên cơ sở đảm bảo theo kết cấu bố cục đề cương luận văn Hội đồng đã duyệt, không thay đổi bản chất).</li><li>- Đã cô đọng để giảm bớt các thông tin lý thuyết, bảng hình vẽ ở chương I,II và bổ sung thông tin trích dẫn ở chương I, II và III.</li><li>- Điều chỉnh các chương theo logic có quan hệ biện chứng (trên cơ sở đảm bảo theo kết cấu bố cục đề cương luận văn hội đồng duyệt); thu gọn lại luận văn còn 123 trang (phần chương I đến III luận văn dưới 100 trang); các chương đều tương đối cân đối và hài hòa số trang trong các vấn đề cần trình bày (đúng đề cương luận văn Hội đồng đã duyệt).</li></ul> |



|    |                                                                                                                                                                                                                               |                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                  |
|----|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
|    |                                                                                                                                                                                                                               | <ul style="list-style-type: none"> <li>- Điều chỉnh lại thuật ngữ và giải thích thêm về thuật ngữ phù hợp hơn, chuẩn hơn như: học máy (có cấu trúc đơn giản và phức tạp), logic mờ...</li> <li>- Rút gọn lại danh mục các từ viết tắt còn gần 03 trang; đánh lại số trang; thu gọn danh mục các hình vẽ, bảng ngắn gọn cô đọng súc tích.</li> <li>- Điều chỉnh lại hình thức luận văn về mặt phong chữ, đánh in nghiêng, bỏ dấu chấm các tiêu mục; hình ảnh làm nét và rõ, cân đối hơn, đánh lại các ký hiệu hình ảnh, bổ sung thuật ngữ “Chú giải” đối với hình ảnh và bổ sung trích dẫn tài liệu tham khảo ở hình ảnh, bổ sung; bỏ (do lỗi đánh máy), rà soát một số trích dẫn tài liệu tham khảo theo thứ tự các chương I đến III.</li> </ul> |
| 2. | <p>Hình vẽ chất lượng thấp. Chưa rõ tính mới, phải trích dẫn hình ảnh lấy từ tài liệu tham khảo, chưa rõ đóng góp của học viên; nhiều nội dung trùng lặp chưa đúng; công thức được copy lai/chụp lại thiếu sự giải thích.</p> | <ul style="list-style-type: none"> <li>- Các trang chương I từ trang 29 đến 38 và chương II trang 54 đến 60 loại bỏ các phần trùng lặp hình vẽ, bỏ các phần lý thuyết có nội dung gần tương tự, mang tính trùng lặp. Đã làm nét hình vẽ từ Chương I đến III và trích dẫn tài liệu tham khảo ở hình vẽ.</li> <li>- Phần đóng góp luận văn đã được trình bày ở đề cương luận văn và được Hội đồng thông qua trên cơ sở đó ra quyết định về tên đề tài trên, do vậy các đóng góp luận văn trình bày rõ ràng.</li> <li>- Phần công thức tôn trọng nguyên bản trong tài liệu tham khảo (có trích dẫn tài liệu tham khảo); có một số giải thích, không làm thay đổi bản chất của luận văn, theo đề cương luận văn hội đồng duyệt.</li> </ul>           |



|   |                                                                                                                                                                                                                            |                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                          |
|---|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 3 | <p>Làm rõ thuật toán đề xuất (trang 108) phải giải thích rõ ràng; làm rõ phương pháp đề xuất mới ở chỗ nào ?. Đóng góp chỗ nào ? Tại sao mạng nơ ron mới không còn học ? Nhiều thuật ngữ dùng sai và không thống nhất.</p> | <ul style="list-style-type: none"> <li>- Đã thay đổi tên “thuật toán đề xuất” thành “thuật toán trích dẫn” trang 106, bổ sung thông tin tài liệu tham khảo và dịch nghĩa để giải thích rõ ràng (trang 108 không có thuật toán). Phần thuật toán là trích dẫn nên do vậy không có đề xuất mới.</li> <li>- Sửa lại một số lỗi đánh máy ở phần mạng nơ ron và các phần khác.</li> <li>- Sửa đổi các thuật ngữ phù hợp hơn, thống nhất hơn với đề tài nghiên cứu của luận văn.</li> <li>- Làm rõ phần thực nghiệm</li> </ul> |
|   |                                                                                                                                                                                                                            | <p>Chương III gồm: dữ liệu thực nghiệm, kết quả thực nghiệm và thay đổi ký hiệu hình ảnh thực nghiệm, thể hiện sự đóng góp luận văn;</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Phần đề xuất Chương III và Kết luận Chương III; kết luận luận văn, kiến nghị các việc cải tiến và ứng dụng trong tương lai đã thể hiện đóng góp của luận văn liên quan đến đề tài nghiên cứu.</li> </ul>                                                                                                                               |



Lưu ý: Trong trường hợp Hội đồng yêu cầu xin ý kiến của 02 phản biện sau bảo vệ, học viên cần xin chữ ký của 02 phản biện xác nhận.

Hà Nội, ngày 23 tháng 11 năm 2024

**CHỦ TỊCH HỘI ĐỒNG**

**NGƯỜI HƯỚNG DẪN**

**HỌC VIÊN**

*Nguyễn Long Hoàng*

*Nguyễn Quốc Cao*

*Le Đức Hoàng*

**XÁC NHẬN CỦA CƠ SỞ ĐÀO TẠO**  
**KT. GIÁM ĐỐC**  
**PHÓ GIÁM ĐỐC**



*Nguyễn Thị Trung*  
**Nguyễn Thị Trung**