Bài báo: "LP – NestFuse: Phương pháp tổng hợp hình ảnh hồng ngoại và hình ảnh khả kiến dựa trên lai kết hợp giữa phân rã kim tự tháp biến đổi và mô hình học sâu"

Trịnh Văn Hậu, Đinh Phú Hùng, Phạm Văn Hải

Abstract

Trong lĩnh vực xử lý ảnh, việc kết hợp hình ảnh hồng ngoại (IR) và hình ảnh khả kiến (VIS) là rất quan trọng đối với các ứng dụng yêu cầu khả năng nhận thức chi tiết và toàn diện như giám sát, theo dõi đối tượng. Tuy nhiên, theo hiểu biết của chúng tôi, việc tích hợp hai loại hình ảnh này đặt ra những thách thức đáng kể và một số nhược điểm cần được khắc phục. Thứ nhất là một số phương pháp tổng hợp hình ảnh có độ tương phản và cường độ sáng trung bình thấp. Lý do cho điều này là các phương pháp sử dụng các phân rã hình ảnh chưa hợp lý và tổng hợp thành phần tần số thấp bằng cách lấy trung bình. Thứ hai là thông tin cạnh không được bảo toàn đầy đủ từ hình ảnh nguồn đến hình ảnh tổng hợp. Nguyên nhân cho vấn đề này xuất phát từ quá trình tổng hợp các thành phần tần số cao chưa hiệu quả. Trong bài báo này, chúng tôi đề xuất phương pháp phân rã hình ảnh mới kết hợp với hàm năng lượng cục bộ cho tổng hợp thành phần tần số thấp, một mô hình học sâu được cải tiến – NestFuse cho tổng hợp thành phần tần số cao nhằm khắc phục hai nhược điểm trên. Kết quả thực nghiệm cho thấy, phương pháp đề xuất không chỉ hiệu quả trong việc nâng cao chất lượng ảnh đáng kể mà còn bảo toàn thông tin cạnh được truyền từ hình ảnh đầu vào.

Key words: Image Fusion, Laplacian Pyramid (LP), Maximum Region Energy (MRE), NestFuse

1. Introduction

Tổng hợp hình ảnh là quá trình tổng hợp các thông tin hữu ích từ các hình ảnh riêng lẻ để tạo ra một hình ảnh duy nhất. Điều này cho phép hình ảnh tổng hợp mang nhiều thông tin hơn, nâng cao chất lượng hình ảnh và phục vụ tốt hơn cho các bài toán liên quan. Việc tổng hợp hình ảnh ánh sáng hồng ngoại (IR) và ánh sáng nhìn thấy (VIS) nhằm nâng cao chất lượng hình ảnh thang xám, đặc biệt giải quyết các thách thức trong ứng dụng giám sát vào ban đêm và trong điều kiện sương mù. Hình ảnh IR rất có giá trị trong các tình huống ánh sáng yếu vì nó ghi lại sự biến đổi nhiệt, điều rất quan trọng để phát hiện các thực thể sống và các vật thể ấm khác. Mặt khác, hình ảnh VIS cung cấp thông tin kết cấu chi tiết trong điều kiện tầm nhìn bình thường và thấp như sương mù. Việc nâng cao khía cạnh xử lý hình ảnh này sẽ dẫn đến các hệ thống giám sát mạnh mẽ hơn, cung cấp dữ liệu hình ảnh rõ ràng và giàu thông tin hơn, từ đó cải thiện các biện pháp an ninh và an toàn tổng thể.

Hiện nay, có hai hướng tiếp cận chính trong giải quyết vấn đề này gồm các phương pháp truyền thống và các phương pháp dựa trên học sâu. Các phương pháp truyền thống được thực hiện dựa trên quy trình ba bước gồm phân rã hình ảnh – tổng hợp các thành phần – tái tổ hợp hình ảnh. Trong đó, các phương pháp phân rã hình ảnh chủ yếu dựa trên biến đổi đa tỷ lệ như biến đổi sóng rời rạc (Discrete Wavelet Transform) [ ] được biết đến với khả năng xử lý các thành phần tần số khác nhau, biến đổi contourlet không lấy mẫu (NSCT - Non-Subsampled Contourlet Transform) [ ] và biến đổi shearlet không lấy mẫu (NSST - Non-Subsampled Shearlet Transform) [ ] được đề xuất để cải thiện việc kết hợp hình ảnh hồng ngoại và nhìn thấy, bằng cách nắm bắt các chi tiết định hướng và đặc điểm dị hướng (anisotropic) một cách hiệu quả hơn, biến đổi kim tự tháp (Laplacian Pyramid) [ ] tăng cường chi tiết ở

nhiều cấp độ. Một cách tiếp cận quan trọng khác là biểu diễn thưa (Sparse Representation), kỹ thuật này biểu diễn mỗi hình ảnh dưới dạng tổ hợp tuyến tính của một tập hợp các vector cơ sở được xác định trước. Các phương pháp này sử dụng nhiều kỹ thuật khác nhau để tổng hợp các thành phần sau phân rã như phương pháp trung bình [ ], cực đại [ ], dựa trên thông tin vùng [ ], dựa trên năng lượng vùng [ ], dựa trên bản đồ độ nổi bật [ ], dựa trên bộ lọc dẫn hướng [ ]. Các phương pháp truyền thống này cung cấp một khung lý thuyết mạnh mẽ để giải quyết các phức tạp của IVIF. Mỗi phương pháp mang lại những lợi thế riêng, từ việc kiểm soát chính xác chi tiết hình ảnh ở nhiều cấp độ đến việc tăng cường các đặc trưng nổi bật. Điều này tạo tiền đề cho các chiến lược kết hợp tinh vi hơn, giúp cải thiện hiệu suất và tính ứng dụng trong nhiều tình huống thực tế khác nhau. Tuy nhiên, các phương pháp này gặp phải một số hạn chế, chẳng hạn như khả năng mất thông tin trong quá trình biến đổi và sự thiếu linh hoạt trong việc thích nghi với các biến thể mới hoặc không lường trước của dữ liệu hình ảnh. Điều này đã dẫn đến sự quan tâm ngày càng tăng đối với việc khám phá các kỹ thuật thích ứng hơn, có thể điều chỉnh động theo các điều kiện hình ảnh khác nhau mà không cần tinh chỉnh thủ công quá nhiều.

Các phương pháp kết hợp dựa trên học sâu đã mang lại những tiến bộ đáng kể trong lĩnh vực kết hợp hình ảnh hồng ngoại (IR) và nhìn thấy (VIS), giải quyết được những thách thức mà các kỹ thuật truyền thống gặp khó khăn, chẳng hạn như việc trích xuất và tích hợp đặc trưng một cách thích ứng. Các phương pháp này tận dụng các kiến trúc mạng nơ-ron tiên tiến như CNN [ ], GAN [ ], Autoencoder [ ] hay Transformer [ ], có khả năng học động từ các tập dữ liệu lớn để tối ưu hóa chiến lược kết hợp, nhờ đó cải thiện tính thích nghi và chất lượng tổng thể của hình ảnh sau khi được kết hợp. CNNs nổi bật trong việc trích xuất các hệ thống phân cấp đặc trưng không gian thông qua cấu trúc nhiều lớp, đặc biệt hữu ích để duy trì tính nhất quán không gian của hình ảnh được kết hợp. Ví dụ như trong STDFusionNet [ ], kiến trúc mô hình gồm hai phần chính là mạng trích xuất đặc trưng và mạng tái tạo đặc trưng. Mạng trích xuất đặc trưng sử dụng các ResBlock để tăng khả năng trích xuất và khắc phục vấn đề mất gradient. Mạng tái tạo đặc trưng gồm bốn ResBlock để hợp nhất đặc trưng và tái tạo ảnh. PMGI [ ] đề xuất một mạng hợp nhất end-to-end, mô hình hóa vấn đề hợp nhất ảnh như một bài toán bảo toàn kết cấu và cường độ điểm ảnh. Phương pháp này sử dụng hai nhánh riêng biệt để trích xuất thông tin phân bố gradient và cường độ từ ảnh nguồn. Để duy trì mối tương quan giữa hai loại thông tin này, đầu vào cho cả hai nhánh là ảnh hồng ngoại và ảnh nhìn thấy, được ghép nối theo một tỷ lệ cố định. Một module hợp nhất kênh được thêm vào trước các lớp tích chập thứ ba và thứ tư để nâng cao khả năng trích xuất thông tin.

Mạng đối kháng tạo sinh (Generative Adversarial Networks - GANs) cũng được sử dụng để cải thiện tính thực tế của hình ảnh kết hợp. MgAN-Fuse [ ] đề xuất phương pháp mã hóa hai hình ảnh bằng hai bộ mã hóa riêng biệt để huấn luyện được các đặc trưng riêng của từng hình ảnh. Đồng thời, kết hợp thêm một mô-đun chú ý đa tỉ lệ để khai thác toàn diện các đặc trưng của các lớp đa tỉ lệ và buộc mô hình tập trung vào các vùng phân biệt. Mô hình từ cơ sở GAN với cấu trúc SGMD (một Generator và hai Discriminator). Autoencoders được sử dụng trong các phương pháp như NestFuse [ ], tích hợp cấu trúc mạng lồng nhau trong khung làm việc của autoencoder. Cách tiếp cận này giúp nắm bắt và tái tạo hiệu quả các đặc trưng nổi bật từ cả hai loại hình ảnh, giảm thiểu đáng kể việc mất mát thông tin quan trọng và đảm bảo quá trình kết hợp hiệu quả và chính xác. Transformer là một hướng tiếp cận mới nổi bật gần đây. SBIT-Fuse [ ] đề xuất một phương pháp hợp nhất Symmetrical Bilateral Interaction and Transformer đơn giản và hiệu quả để xây dựng mạng tương tác hai luồng. Một module tương tác hai chiều đối xứng (Symmetrical Bilateral Interaction - SBI), bao gồm một số lớp tương tác kích hoạt giữa các miền (Cross Domain Activation Interaction - CDAI) nối tiếp. Trong đó, thông tin không hoạt động của bộ điều chỉnh ReLU được chuyển từ một luồng này sang luồng khác thay vì bị loại bỏ.

Mặc dù các mô hình học sâu đã mang lại những tiến bộ vượt bậc, vẫn còn tồn tại một số thách thức như yêu cầu lượng dữ liệu huấn luyện lớn, chi phí tính toán cao đặc biệt đối với các mô hình có kiến trúc phức tạp, khó khăn trong việc điều chỉnh mô hình. Bên cạnh đó, các mô hình học sâu thiếu cơ sở lý thuyết mạnh mẽ để khẳng định tính chắc chắn của kết quả đầu ra, nhiều thông tin chi tiết về kết cấu như thông tin cạnh không được đảm bảo.

Nhìn chung, các cách tiếp cận dựa trên phương pháp truyền thống và phương pháp học sâu đều gặp phải những vấn đề cố hữu của nó như chất lượng hình ảnh tổng kết có độ tương phản và cường độ sáng trung bình thấp, nhiều thông tin chi tiết về kết cấu như thông tin cạnh không được bảo toàn. Để khắc phục những nhược điểm đó, chúng tôi đề xuất một phương pháp tổng hợp lai giữa phương pháp truyền thống và mô hình học sâu với những đóng góp chính như sau:

- Phương pháp lai sáng tạo kết hợp những ưu điểm của phân rã kim tự tháp Laplacian với các khả năng tiên tiến của mô hình học sâu NestFuse, nâng cao chất lượng và hiệu quả của quá trình hợp nhất.
- Phương pháp phân rã kim tự tháp Laplacian và biến đổi Laplacian ngược mới hạn chế tính toán và sự mất thông tin khi thực hiện các phép Down và Subtract trong phương pháp phân rã cũ. Biến đổi này giúp đơn giản hóa quá trình tính toán, bảo toàn các thông tin chi tiết và tăng cường tính toàn vẹn của thành phần cơ sở.
- Chiến lược tổng hợp kết hợp giữa khối bổ sung tính năng CMDAF và cơ chế chú ý không gian (Spatial Attention) trong giai đoạn tổng hợp tính năng của NestFuse nâng cao chất lượng hình ảnh tổng hợp.

Phần còn lại của bài báo này được tổ chức như sau: Một số kiến thức nền tảng, chẳng hạn như phương pháp phân rã kim tự tháp (Laplacian Pyramid), mô hình NestFuse, được giới thiệu ngắn gọn trong Phần 2. Phần 3 trình bày những cải tiến được đề xuất và chi tiết quy trình tổng hợp gồm: Laplacian Pyramid biến đổi, hàm năng lượng cục bộ cực đại cho tổng hợp thành phần cơ sở, áp dụng mô hình NestFuse cải tiến cho tổng hợp thành phần chi tiết. Phần 4 thực nghiệm đánh giá chất lượng của hình ảnh hợp nhất được đánh giá bằng các chỉ số khác nhau. Cuối cùng, kết luận và hướng phát triển trong tương lai được đưa ra trong Phần 5.

2. Background

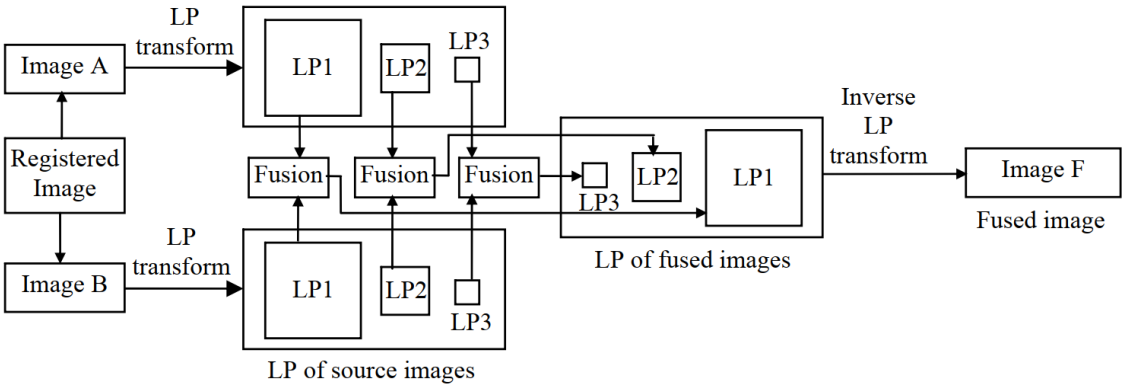
Một số kiến thức nền tảng như Laplacian Pyramid, Hàm năng lượng cục bộ theo vùng, Nest-Fuse sẽ được giới thiệu trong phần này.

2.1. Laplacian Pyramid

Laplacian Pyramid [ ] (Kim tự tháp Laplacian) là một kỹ thuật đa độ phân giải cơ bản, được sử dụng rộng rãi trong kết hợp hình ảnh và đặc biệt được đánh giá cao nhờ hiệu quả trong việc kết hợp hình ảnh từ các mức tiêu điểm khác nhau để tăng cường chi tiết ở nhiều cấp độ. Quy trình chung cho tổng hợp hình ảnh dựa trên kỹ thuật này bao gồm các bước như sau:

- Xây dựng Gaussian Pyramid (Kim tự tháp Gaussian): Bắt đầu bằng việc tạo các bản sao của hình ảnh gốc với độ phân giải giảm dần qua các lớp. Đây là bước chuẩn bị để trích xuất các thông tin quan trọng ở từng cấp độ.

- Tạo Laplacian Pyramid: Mỗi lớp trong Gaussian Pyramid sẽ được trừ đi từ phiên bản mở rộng (upsampled) của lớp tiếp theo ở cấp độ cao hơn. Kết quả là một Laplacian Pyramid, chứa các dải thông tin tần số cụ thể, đại diện cho các chi tiết ở các mức độ khác nhau.
- Quá trình kết hợp: Trong quá trình hợp nhất (fusion), các dải tần số này từ các Laplacian Pyramid của các hình ảnh nguồn được chọn lọc và kết hợp. Điều này đảm bảo rằng thông tin quan trọng từ cả hai hình ảnh được bảo tồn và nhấn mạnh.
- Tái tạo hình ảnh: Sau khi kết hợp xong, hình ảnh đầu ra được tái tạo từ Laplacian Pyramid đã hợp nhất, giúp giữ lại các chi tiết tần số cao. Đây là yếu tố quan trọng cho các ứng dụng đòi hỏi độ rõ nét và độ phân giải chi tiết được cải thiện.



Chi tiết các bước phân rã hình ảnh với Laplacian Pyramid được thể hiện qua mã giả trong Thuật toán 1 như sau:

Algorithm 1: Phân rã hình ảnh với Laplacian Pyramid

Input: Image I
Output: Laplacian Pyramid with I_{low} (L_{n-1}) and I_{hight} $(L_0 \dots L_{n-2})$
Constant: number of levels (n)

Step 1: Xuất phát từ ảnh gốc I, xây dựng Gaussian Pyramid $G_0, G_1, \dots, G_{n-1}$:

$G_0 = I$

For $i = 1$ to n do:

$G_i = Down(M * G_{i-1})$ với M là hạt nhân Gauss: $M = \frac{1}{256}\begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix}$

Down đại diện cho quá trình giảm độ phân giải theo tỷ lệ 2.

Step 2: Từ Gaussian Pyramid, xây dựng Laplacian Pyramid $L_0, L_1, \dots, L_{n-1}$:

$L_{n-1} = G_{n-1}$

For $i = n - 2$ downto 0 do:

$L_i = G_i - expand(G_{i+1})$ trong đó $G_i^* = expand(G_{i+1})$ với hạt nhân M có kích thước $(2k+1) \times (2k+1)$ tuân theo công thức:

$$G_i^*(x,y) = 4 \sum_{m=-k}^{k} \sum_{n=-k}^{k} M(m,n) G_{i+1}\left(\frac{x+m}{2}, \frac{y+n}{2}\right)$$

Chi tiết các bước tái tổ hợp hình ảnh từ Laplacian Pyramid được thể hiện qua mã giả trong Thuật toán 2 như sau:

Algorithm 2: Tái tổ hợp hình ảnh từ Laplacian Pyramid

Input: Laplacian Pyramid with I_{low} (L_{n-1}) and I_{hight} $(L_0 \dots L_{n-2})$
Output: Image $I_{reconstruct}$
Constant: number of levels (n)

Step 1: Khởi tạo $I_{reconstruct}$:

$$I_{reconstruct} = L_{n-1}$$

Step 2: Tổng hợp $I_{reconstruct}$ từ Laplacian Pyramid

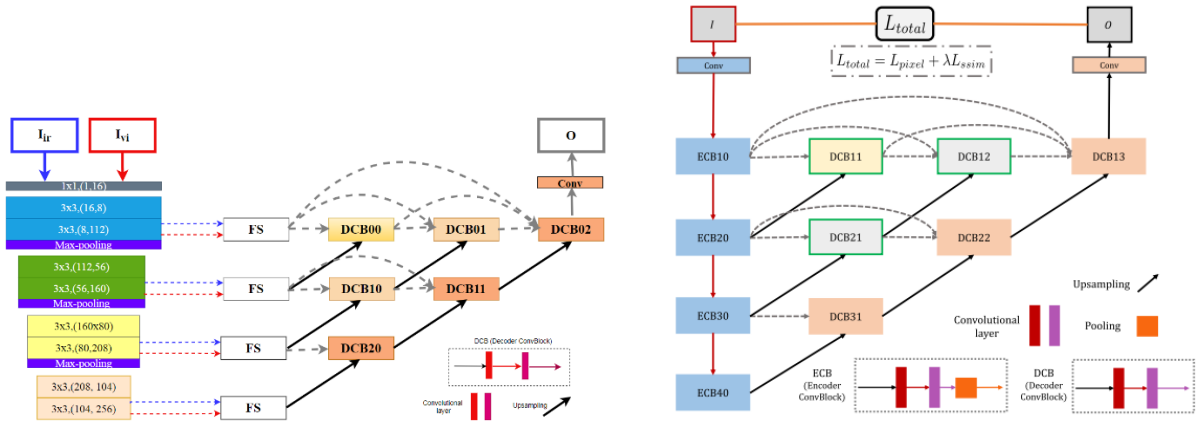
For $i = n - 2$ downto 0 do:

$$I_{reconstruct} = L_i + expand(I_{reconstruct})$$

2.2. NestFuse

NestFuse [ ] (mạng hợp nhất dư lồng nhau) là một mô hình học sâu tiên tiến được thiết kế đặc biệt cho nhiệm vụ hợp nhất hình ảnh hồng ngoại và khả kiến ở nhiều tỷ lệ khác nhau. Nó áp dụng một khung học dư (residual learning framework) để tăng cường tích hợp đặc trưng và bảo toàn các chi tiết quan trọng mà không bị suy giảm như thường thấy trong các phương pháp trung bình đơn giản.

Kiến trúc của mô hình NestFuse được thể hiện chi tiết trong hình [ ]. Trong đó, mỗi block Encoder và Decoder đều chứa các layer Convolution (mỗi khối chứa 2 layer), riêng các khối Encoder có thêm một layer MaxPooling để có được nhiều tỷ lệ khác nhau. NestFuse dành cho pha train không chứa block FS (Fusion Strategy) và được huấn luyện trên bộ dữ liệu MSCOCO [ ] để học được một mô hình trích xuất các đặc trưng và tái tạo hình ảnh từ các đặc trưng đó.



a) Mô hình tổng hợp thành phần chi tiết *b) Mô hình cho quá trình huấn luyện*

Hình 2. Kiến trúc mô hình NestFuse

Quá trình huấn luyện của NestFuse [ ] bao gồm hai giai đoạn chính. Giai đoạn đầu tiên, bộ mã hóa (encoder) và bộ giải mã (decoder) được huấn luyện cùng nhau dưới dạng một auto-encoder. Mục tiêu của giai đoạn này là tái tạo chính xác các hình ảnh đầu vào, từ đó cải thiện khả năng của mạng trong việc trích xuất và tái tạo các đặc trưng một cách hiệu quả. Giai đoạn tiếp theo, các mô hình chú ý không

gian (spatial attention) và kênh (channel attention) được tích hợp và huấn luyện để hợp nhất các đặc trưng sâu đa tỷ lệ (multi-scale deep features) một cách hiệu quả. Các mô hình chú ý này tập trung vào các khía cạnh quan trọng cả về không gian và kênh, đảm bảo rằng các đặc trưng quan trọng nhất được nhấn mạnh trong đầu ra hợp nhất.

Hàm mất mát được sử dụng trong quá trình huấn luyện được định nghĩa như sau:

$$L_{total} = L_{pixel} + \lambda L_{ssim}$$

trong đó, $L_{pixel} = \|O - I\|^2$ đo lường lỗi tái tạo theo từng điểm ảnh với O là hình ảnh đầu ra và I là hình ảnh đầu vào. $L_{ssim} = 1 - SSIM(O, I)$ tính toán mất mát dựa trên độ tương đồng cấu trúc (structural similarity loss) giữa hình ảnh đầu ra và hình ảnh đầu vào. λ là tham số điều chỉnh (trade-off parameter) giữa hai thành phần của hàm mất mát, giúp cân bằng giữa tái tạo chi tiết điểm ảnh và bảo toàn cấu trúc hình ảnh.

Tập dữ liệu được sử dụng để huấn luyện là MSCOCO [ ], bao gồm 80.000 hình ảnh đã được chuyển đổi thành ảnh xám (grayscale) và thay đổi kích thước về 256 × 256 pixel. Điều này chứng minh khả năng tổng quát hóa của phương pháp từ một tập hợp đa dạng các hình ảnh.

Chiến lược hợp nhất của NestFuse tận dụng sự kết hợp giữa cơ chế chú ý không gian (spatial attention) và chú ý kênh (channel attention) để tích hợp hiệu quả các đặc trưng sâu đa tỷ lệ (multi-scale deep features) từ hình ảnh hồng ngoại và hình ảnh thường.

NestFuse là một mô hình tiên tiến nhờ việc sử dụng các kỹ thuật học sâu và cơ chế chú ý một cách tinh vi. Mô hình này vượt trội so với các phương pháp truyền thống không chỉ ở việc tăng cường chi tiết và chất lượng của hình ảnh hợp nhất mà còn đảm bảo duy trì tính toàn vẹn và tính hữu ích của thông tin từ cả hai nguồn đầu vào. Điều này khiến NestFuse đặc biệt hữu ích trong các ứng dụng đòi hỏi khả năng biểu diễn hình ảnh chất lượng cao, chẳng hạn như trong giám sát an ninh (surveillance), chẩn đoán y tế (medical imaging), và viễn thám (remote sensing).

3. Proposed model

Trong phần này, chi tiết các thành phần của phương pháp tổng hợp đề xuất được trình bày bao gồm Phương pháp phân rã Laplacian Pyramid biến thể, Hàm năng lượng vùng cực đại cho tổng hợp thành phần tần số thấp, NestFuse cải tiến cho tổng hợp thành phần chi tiết và Toàn bộ quá trình tổng hợp.

3.1. Phân rã Laplacian Pyramid (LP) biến thể

Quá trình biến đổi Laplacian Pyramid truyền thống cuối cùng thu được kim tự tháp gồm I_{low} (L_{n-1}) and I_{hight} $(L_0 \dots L_{n-2})$ như đã trình bày trong mục 2.1. Tuy nhiên, phương pháp biến đổi này yêu cầu thực hiện phép Expand thông qua nhân tích chập nhiều lần làm tốn tài nguyên tính toán và có thể bị mất thông tin do thực hiện phép Down sau đó là phép trừ cho ảnh đã Expand để có thành phần chi tiết. Do đó, nghiên cứu này đề xuất một phương pháp biến đổi Laplacian Pyramid biến thể, trong đó kim tự tháp Laplacian cuối cùng thu được gồm I_{low} (L_0) and I_{hight} $(L_1 \dots L_{n-1})$ trong đó $L_0 = G_0 - expand(G_1)$ $v\grave{a}$ $L_i = G_i$ $\forall\, i = 1 \dots n - 1,$ tức là giữ nguyên $n-1$ thành phần cuối cùng của kim tự tháp Gaussian làm thành phần chi tiết còn thành phần cơ sở được xây dựng qua phép trừ ảnh gốc cho ảnh mở rộng từ G_1. Biến thể của LP đề xuất này giúp đơn giản hóa quá trình tính toán,

bảo toàn các thông tin chi tiết và tăng cường tính toàn vẹn của thành phần cơ sở. Chi tiết thực hiện phân rã của Laplacian Pyramid biến thể được trình bày qua mã giả Thuật toán 3.

Algorithm 3: Phân rã hình ảnh với Laplacian Pyramid biến thể

Input: Image I
Output: Laplacian Pyramid with I_{low} (L_0) and I_{hight} $(L_1 \dots L_{n-1})$
Constant: number of levels (n)

Step 1: Xuất phát từ ảnh gốc I, xây dựng Gaussian Pyramid $G_0, G_1, \dots, G_{n-1}$:

$G_0 = I$

For $i = 1$ to n do:

$G_i = Down(M * G_{i-1})$ với M là hạt nhân Gauss: $M = \frac{1}{256}\begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix}$

Down đại diện cho quá trình giảm độ phân giải theo tỷ lệ 2.

Step 2: Từ Gaussian Pyramid, xây dựng Laplacian Pyramid biến thể $L_0, L_1, \dots, L_{n-1}$:

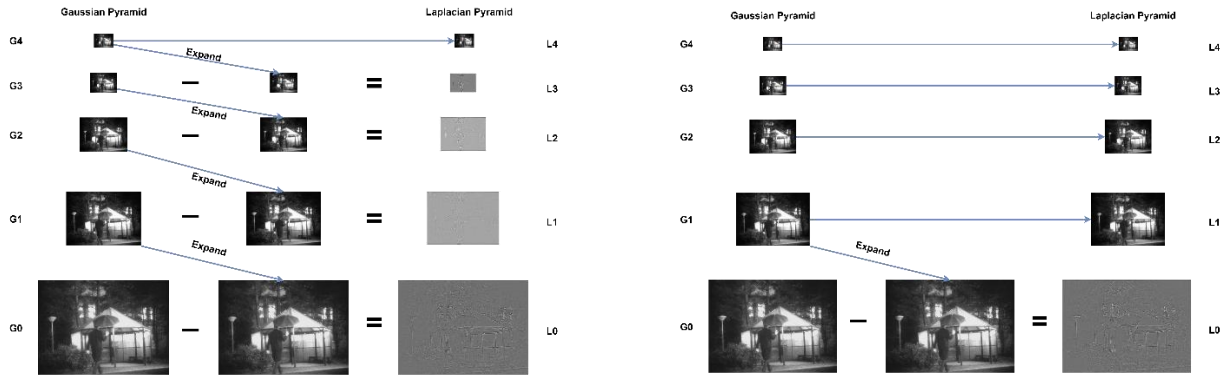
For $i = n - 1$ downto 1 do:

$L_i = G_i$

$L_0 = G_0 - expand(G_1)$ trong đó $G_0^* = expand(G_1)$ với hạt nhân M có kích thước $(2k+1) \times (2k+1)$ tuân theo công thức:

$$G_0^*(x,y) = 4 \sum_{m=-k}^{k} \sum_{n=-k}^{k} M(m,n) G_1\left(\frac{x+m}{2}, \frac{y+n}{2}\right)$$

Hình [ ] dưới đây thể hiện sự khác biệt trong sơ đồ của phép biến đổi LP truyền thống và LP đề xuất.



a) LP truyền thống *b) LP đề xuất*

Hình [ ]: So sánh sơ đồ xây dựng LP truyền thống và LP đề xuất

Quá trình phân rã biến đổi cũng dẫn đến sự thay đổi trong quá trình tái tổ hợp hình ảnh từ các thành phần phân rã. Thay vì sử dụng quá trình tái tổ hợp thông qua vòng lặp expand và cộng dần như LP truyền thống, LP biến thể bổ sung thêm trọng số (thông qua sharpness scores) cho mỗi levels trong kim tự tháp. Quá trình này đảm bảo rằng hình ảnh cuối cùng giữ lại tất cả thông tin và chi tiết cần thiết từ

hình ảnh đầu vào, được tích hợp trên tất cả các mức độ phân giải. Sự kết hợp có trọng số dựa trên độ sắc nét giúp bảo toàn các chi tiết quan trọng nhất, nâng cao chất lượng tổng thể của hình ảnh được tái tạo. Thuật toán 4 mô tả chi tiết các bước trong quá trình tái tổ hợp này kèm theo sơ đồ minh họa hình [ ].

Algorithm 4: Tái tổ hợp hình ảnh từ Laplacian Pyramid biến thể

Input: Laplacian Pyramid with I_{low} (L_0) and I_{hight} $(L_1 \dots L_{n-1})$

Output: Image $I_{reconstruct}$

Constant: number of levels (n)

Step 1: Khởi tạo $I_{reconstruct}$:

$$I_{reconstruct} = L_{n-1}$$

Step 2: Tính sharpness scores của $n-1$ levels trong I_{hight}

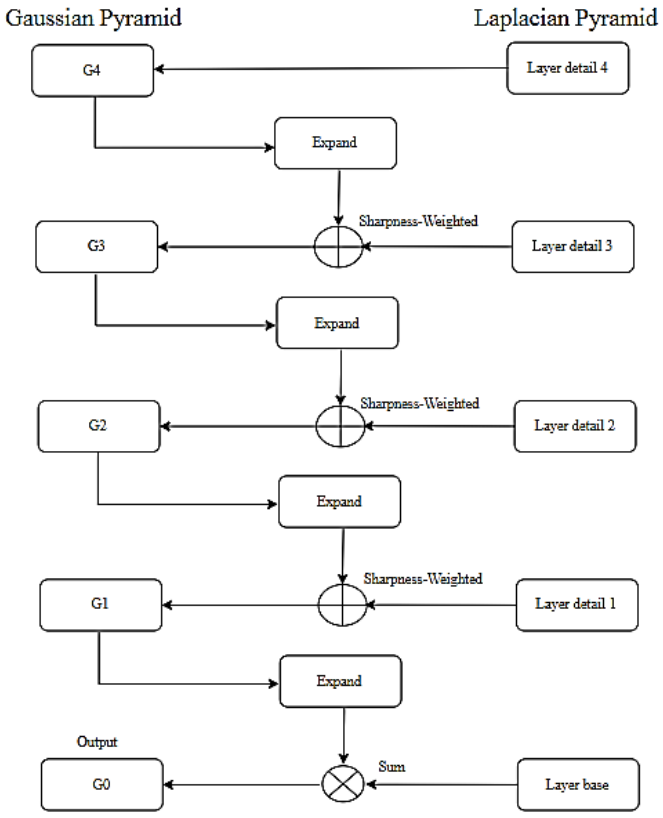
$S_i = |\nabla L_i| \ \forall \ i = 1 \dots n-1$ trong đó ∇ đại diện cho toán tử Laplace

Step 3: Tính tổng có trọng số cho các thành phần chi tiết

$$I_{reconstruct} = \sum_{i=1}^{n-1}\left(\frac{S_i}{\sum_{i=1}^{n-1} S_i} \times L_i\right) + \left(1 - \frac{S_i}{\sum_{i=1}^{n-1} S_i}\right) \times Expand(I_{reconstruct})$$

Step 4: Kết hợp thành phần cơ sở để thu được hình ảnh tái tổ hợp cuối cùng

$$I_{reconstruct} = expand(I_{reconstruct}) + L_0$$



Hình [ ]. Sơ đồ thực hiện tái cấu trúc hình ảnh từ Laplacian Pyramid

3.2. Maximum Region Energy (MRE) tổng hợp thành phần cơ sở

Phương pháp tổng hợp thành phần cơ sở dựa năng lượng vùng tối đa, được thiết kế để tối đa hóa năng lượng cục bộ trong các vùng của thành phần cơ sở từ hình ảnh đầu vào. Phương pháp này xác định và hợp nhất các vùng có năng lượng cao nhất, đảm bảo rằng các đặc điểm nổi bật nhất, chẳng hạn như giá trị cường độ cao hơn trong hình ảnh hồng ngoại hoặc kết cấu chi tiết trong hình ảnh nhìn thấy được, được thể hiện nổi bật trong đầu ra hợp nhất. Chi tiết quy trình tổng hợp thành phần cơ sở dựa trên MRE được thể hiện trong mã giả thuật toán 5.

Algorithm 5: Maximum Region Energy (MRE) tổng hợp thành phần cơ sở

Input: Thành phần cơ sở của IR $(L_{0,IR})$ và VIS $(L_{0,VIS})$

Output: Thành phần cơ sở tổng hợp $L_{0,fused}$

Constant: Trọng số pixel trong vùng cục bộ $\omega = \frac{1}{16}\begin{bmatrix}1 & 2 & 1\\ 2 & 4 & 2\\ 1 & 2 & 1\end{bmatrix}$

Step 1: Tính toán năng lượng vùng cục bộ cho hai thành phần cơ sở

$$RE_{IR}(m,n) = \sum_{(m',n')\in W} \omega_{m'n'}\left[L_{0,IR}(m+m',n+n')\right]^2$$

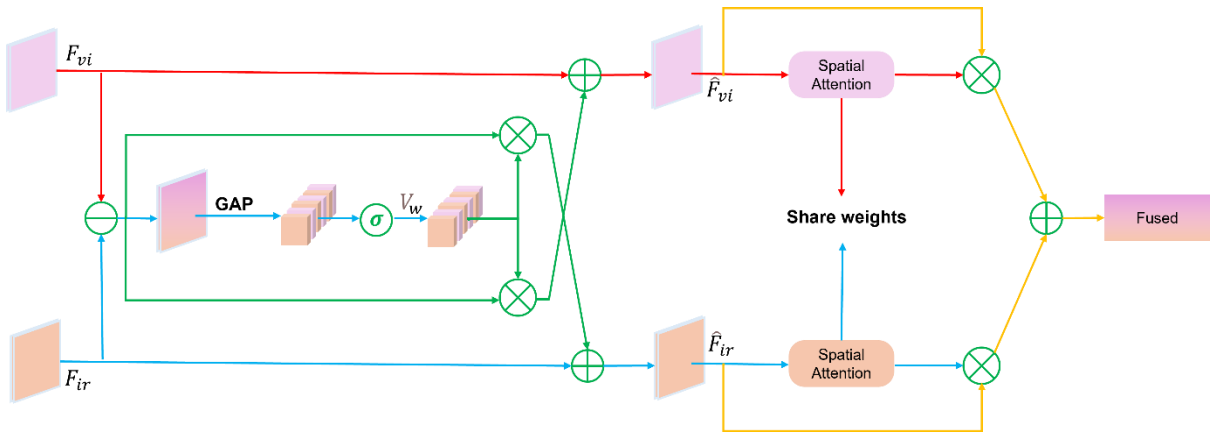
$$RE_{VIS}(m,n) = \sum_{(m',n')\in W} \omega_{m'n'}\left[L_{0,VIS}(m+m',n+n')\right]^2$$

Step 2: Tổng hợp thành phần cơ sở

$$L_0^{fused}(i,j) = \begin{cases} L_{0,IR}(i,j) & \text{nếu } RE_{IR}(i,j) \geq RE_{VIS}(i,j) \\ L_{0,VIS}(i,j) & \text{nếu ngược lại} \end{cases}$$

3.3. NestFuse cải tiến tổng hợp thành phần chi tiết

Đối với các thành phần chi tiết, mô hình NestFuse [ ] được sử dụng để thực hiện hợp nhất. Mô hình NestFuse hoạt động bằng cách lấy mỗi lớp chi tiết tương ứng từ các kim tự tháp Laplacian của các hình ảnh đầu vào, trích xuất các đặc trưng thông qua khối Encoder đã được huấn luyện, sau đó sử dụng một chiến lược tổng hợp (Fusion Strategy – FS) để tổng hợp đặc trưng, các đặc trưng tổng hợp được đưa qua khối Decoder để thu được thành phần chi tiết tổng hợp. Cách tiếp cận này không chỉ duy trì các chi tiết tần số cao mà còn đảm bảo rằng các sắc thái của cả hai kiểu hình ảnh được nắm bắt phù hợp.



Hình [ ]. Chiến lược tổng hợp đặc trưng đề xuất (FS)

Trong nghiên cứu này, chúng tôi đề xuất một chiến lược tổng hợp mới CMDAF_SA kết hợp giữa khối CMDAF [ ] và cơ chế Spatial Attention. Hình [ ] thể hiện chi tiết quy trình thực hiện của chiến lược này. Khối CMDAF thực hiện tăng cường chi tiết và tương quan giữa hai thành phần từ hình ảnh hồng ngoại và hình ảnh khả kiến thông qua thực hiện cơ chế Channel Attention trên thành phần hiệu giữa hai thành phần chi tiết. Kết quả thu được sau khi áp dụng Channel Attention được cộng vào hai thành phần. Tiếp theo, hai thành phần đầu ra từ khối CMDAF thực hiện tính trọng số theo không gian (Spatial Attention) bằng cách lấy giá trị trung bình theo kênh. Hai ma trận trọng số không gian từ hai thành phần thực hiện chia sẻ thông qua hàm exp để tính trọng số cuối cùng cho mỗi thành phần và tổng hợp các thành phần. Chi tiết quy trình tổng hợp thành phần chi tiết dựa trên NestFuse được thể hiện trong mã giả thuật toán 6.

Algorithm 6: NestFuse cải tiến tổng hợp thành phần chi tiết

Input: Thành phần chi tiết thứ i của IR $(L_{i,IR})$ và VIS $(L_{i,VIS})$
Output: Thành phần chi tiết thứ i tổng hợp $L_{i,fused}$

Step 1: Sử dụng khối Encoder đã huấn luyện để trích xuất đặc trưng

$$F_{i,IR} = NestFuse\_Encoder(L_{i,IR})$$
$$F_{i,VIS} = NestFuse\_Encoder(L_{i,VIS})$$

Step 2: Tổng hợp các đặc trưng với chiến lược tổng hợp CMDAF_SA

Step 2.1. Tính chi tiết tăng cường thông qua Channel Attetion trên tính năng hiệu

$$F_{i,subtract} = |F_{i,IR} - F_{i,VIS}|$$
$$w_{CA\_subtract} = softmax\left(GAP\left(F_{i,subtract}\right)\right)$$
$$F_{i,CA\_subtract} = F_{i,subtract} * w_{CA\_subtract}$$

Step 2.2. Tăng cường chi tiết cho hai đặc trưng

$$\hat{F}_{i,IR} = F_{i,IR} + F_{i,CA\_subtract}$$
$$\hat{F}_{i,VIS} = F_{i,VIS} + F_{i,CA\_subtract}$$

Step 2.3. Áp dụng cơ chế Spatial Attention

$$w_{SA\_IR} = GAP(\hat{F}_{i,IR}); \qquad w_{SA\_VIS} = GAP(\hat{F}_{i,VIS})$$
$$w_{ir} = \frac{e^{w_{SA\_IR}}}{e^{w_{SA\_IR}} + e^{w_{SA\_VIS}}}; \qquad w_{vis} = \frac{e^{w_{SA\_VIS}}}{e^{w_{SA\_IR}} + e^{w_{SA\_VIS}}}$$

Step 2.3. Tổng hợp tính năng

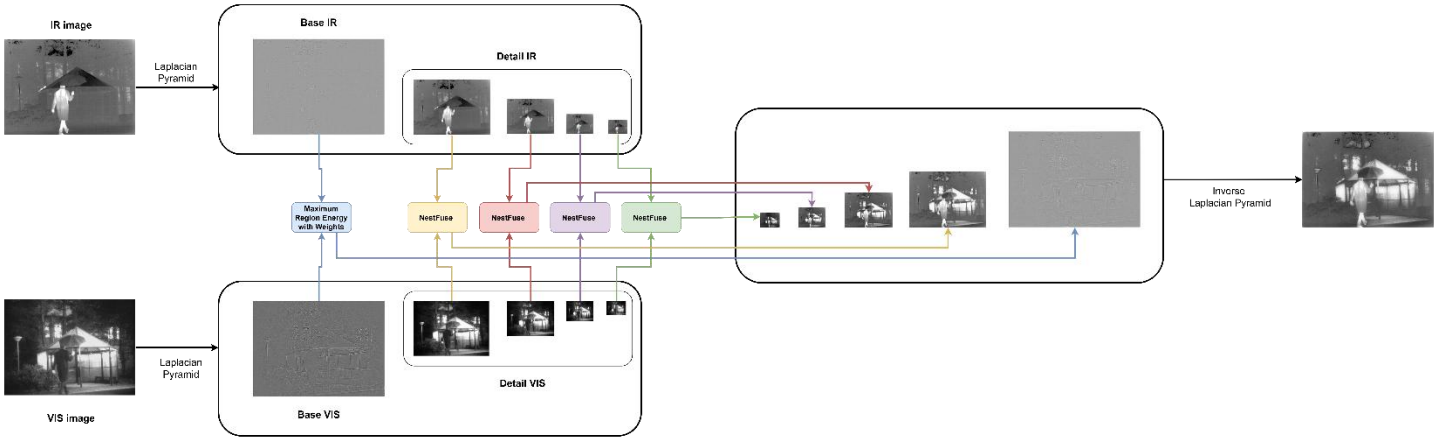
$$F_{i,fused} = w_{ir} * \hat{F}_{i,IR} + w_{vis} * \hat{F}_{i,VIS}$$

Step 3: Sử dụng khối Decoder đã huấn luyện để thu được thành phần chi tiết thứ i tổng hợp

$$L_{i,fused} = NestFuse_{Decoder}(F_{i,fused})$$

3.4. Tổng thể quy trình

Phương pháp tổng hợp hình ảnh đề xuất kết hợp giữa phương pháp truyền thống và mô hình học sâu gồm ba bước chính phân rã thành phần – tổng hợp thành phần – tái tổ hợp hình ảnh. Đầu tiên, hình ảnh được phân rã với Laplacian Pyramid biến thể (Algorithm 3) thu được thành phần tần số thấp và các thành phần tần số cao. Tiếp theo, cặp thành phần cơ sở được tổng hợp như trình bày trong Algorithm 5, các cặp thành phần chi tiết được tổng hợp như trình bày trong Algorithm 6. Cuối cùng, tái tổ hợp hình ảnh từ các thành phần cơ sở tổng hợp và thành phần chi tiết tổng hợp dựa trên Algorithm 4. Sơ đồ chi tiết được thể hiện hình [ ] và mã giả theo thuật toán 7 (LP_NestFuse).



Hình [ ]. Kiến trúc tổng quan

Algorithm 7: LP_NestFuse

Input: Hình ảnh hồng ngoại IR và hình ảnh khả kiến VIS
Output: Hình ảnh tổng hợp F
Constant: number of levels (n)

Step 1: Phân rã hình ảnh IR và VIS với Laplacian Pyramid biến thể

$$L_{0,IR}, \left(L_{1,IR}, \dots, L_{n-1,IR}\right) = Alogrithm\_3(IR)$$
$$L_{0,VIS}, \left(L_{1,VIS}, \dots, L_{n-1,VIS}\right) = Alogrithm\_3(VIS)$$

Step 2: Tổng hợp thành phần cơ sở

$$L_{0,fused} = Alogrithm\_5(L_{0,IR}, L_{0,VIS})$$

Step 3: Tổng hợp thành phần chi tiết

For $i = 1$ to $n - 1$ do:

$$L_{i,fused} = Algorithm\_6(L_{i,IR}, L_{i,VIS})$$

Step 4: Tái tổ hợp hình ảnh

$$F = Algorithm\_4\left(L_{0,fused}, \left(L_{1,fused}, \dots, L_{n-1,fused}\right)\right)$$

4. Experiment

4.1. Dữ liệu thực nghiệm

Trong phần thực nghiệm của nghiên cứu này, chúng tôi sử dụng các cặp hình ảnh được chọn từ tập dữ liệu TNO [ ] để đánh giá phương pháp đề xuất và so sánh hiệu quả của phương pháp đề xuất với các phương pháp khác. Cụ thể, chúng tôi đã chọn 42 cặp hình ảnh từ tập dữ liệu TNO, tất cả đều đã được chuyển đổi sang dạng ảnh xám. Tập dữ liệu TNO, thường được sử dụng trong IVIF, bao gồm nhiều tình huống liên quan đến quân sự. Sự phong phú và phổ biến của tập dữ liệu TNO trong đánh giá IVIF làm tiền đề vững chắc cho các kết quả của nghiên cứu này.

4.2. Chỉ số đánh giá

Thực nghiệm đánh giá kết quả trên 7 chỉ số chính được phân thành cách nhóm: chỉ số dựa trên thông tin gồm MI [ ](Mutual Information), chỉ số dựa trên đặc trưng gồm $Q_{AB/F}$ [ ], chỉ số dựa trên chất lượng hình ảnh gồm PSNR [ ](Peak Signal-to-Noise Ratio), EN [ ](Entropy), SD [ ](Standard Deviation), ALI [ ](Average Light Intensity) và chỉ số dựa trên thông tin thị giác gồm VIF [ ](Visual Information Fidelity).

4.2.1. Mutual Information (MI)

Thông tin lẫn nhau [ ](MI) đo lượng thông tin được truyền từ hình ảnh nguồn đến hình ảnh tổng hợp. Định nghĩa của thông tin lẫn nhau cho hai biến ngẫu nhiên rời rạc U và V theo công thức:

$$MI(U,V) = \sum_{v\in V}\sum_{u\in U} p(u,v)\log_2\frac{p(u,v)}{p(u)p(v)}$$

Trong đó, $p(u,v)$ là hàm phân phối xác suất chung của U và V, $p(u)$ và $p(v)$ là hàm phân phối xác suất biên của U và V. Thông tin lẫn nhau còn có thể được biểu diễn thông qua entropy của hai phân phối U, V và phân phối chung như sau:

$$MI(U,V) = H(U) + H(V) - H(U,V)$$

$$H(U) = -\sum_{u} p(u)\log_2 p(u)$$

$$H(V) = -\sum_{v} p(v)\log_2 p(v)$$

$$H(U,V) = -\sum_{u,v} p(u,v)\log_2 p(u,v)$$

MI đo lượng thông tin được truyền từ hai hình ảnh đầu vào A và B tới hình ảnh tổng hợp F theo công thức

$$MI_F^{AB} = MI(AF) + MI(B,F)$$

Giá trị MI càng cao thể hiện lượng thông tin được truyền tới hình ảnh tổng hợp càng nhiều và chất lượng tổng hợp hình ảnh càng tốt.

4.2.2. Gradient-Based Fusion Performation ($Q_{AB/F}$)

Xydeas và Petrovic [ ] đề xuất một thước đo để đánh giá lượng thông tin biên được truyền từ hình ảnh đầu vào vào hình ảnh hợp nhất. Toán tử biên Sobel được áp dụng để lấy cường độ cạnh của ảnh đầu vào $A(i,j)$ là $g_A(i,j)$ và hướng $\alpha_A(i,j)$:

$$g_A(i,j) = \sqrt{s_A^x(i,j)^2 + s_A^y(i,j)^2}; \quad \alpha_A(i,j) = tan^{-1}\left(\frac{s_A^x(i,j)}{s_A^y(i,j)}\right)$$

Trong đó $s_A^x(i,j)$ và $s_A^y(i,j)$ là kết quả tích chập theo chiều ngang và chiều dọc với toán tử Sobel. Cường độ tương đối (G^{AF}) và giá trị định hướng (Δ^{AF}) giữa hình ảnh A và ảnh tổng hợp F là:

$$G^{AF}(i,j) = \begin{cases} \frac{g_F(i,j)}{g_A(i,j)}, & g_A(i,j) > g_F(i,j) \\ \frac{g_A(i,j)}{g_F(i,j)}, & ngược\ lại \end{cases}$$

$$\Delta^{AF}(i,j) = 1 - \frac{|\alpha_A(i,j) - \alpha_F(i,j)|}{\pi/2}$$

Các giá trị bảo toàn cường độ và hướng của cạnh có thể được xác định như sau:

$$Q_g^{AF}(i,j) = \frac{\Gamma_g}{1 + e^{\kappa_g(G^{AF}(i,j) - \sigma_g)}}$$

$$Q_\alpha^{AF}(i,j) = \frac{\Gamma_\alpha}{1 + e^{\kappa_\alpha(\Delta^{AF}(i,j) - \sigma_\alpha)}}$$

Các hằng số $\Gamma_g, \kappa_g, \sigma_g$ và $\Gamma_\alpha, \kappa_\alpha, \sigma_\alpha$ xác định hàm sigmoid được sử dụng để hình thành cường độ cạnh và giá trị bảo toàn định hướng. Khi đó, giá trị bảo toàn thông tin cạnh được định nghĩa:

$$Q^{AF}(i,j) = Q_g^{AF}(i,j)\, Q_\alpha^{AF}(i,j)$$

Đánh giá cuối cùng $\boldsymbol{Q_{AB/F}}$ được lấy từ giá trị trung bình có trọng số của các giá trị bảo tồn thông tin cạnh:

$$Q_{AB/F} = \frac{\sum_{n=1}^{N}\sum_{m=1}^{M}[Q^{AF}(i,j)\omega^A(i,j) + Q^{BF}(i,j)\omega^B(i,j)]}{\sum_{n=1}^{N}\sum_{m=1}^{M}(\omega^A(i,j) + \omega^B(i,j))}$$

Với trọng số $\omega^A(i,j) = [g_A(i,j)]^L$ và $\omega^B(i,j) = [g_B(i,j)]^L$, L là một hằng số.

Giá trị $\boldsymbol{Q_{AB/F}}$ càng lớn thì thông tin cạnh của ảnh nguồn được giữ lại trong ảnh hợp nhất càng nhiều và hiệu ứng hợp nhất càng tốt.

4.2.3. Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR)

PSNR [ ] biểu thị tỷ lệ công suất đỉnh và công suất nhiễu trong hình ảnh hợp nhất. Nó có thể đo mức độ biến dạng trong quá trình tổng hợp hình ảnh. PSNR được xác định theo công thức

$$PSNR = 10\log_{10}\frac{r^2}{MSE}$$

Trong đó r là giá trị cực đại của ảnh hợp nhất và MSE là lỗi bình phương trung bình tổng hợp giữa hai ảnh nguồn và ảnh hợp nhất. PSNR càng lớn thì ảnh hợp nhất càng gần ảnh nguồn, độ méo càng nhỏ và hiệu ứng hợp nhất càng tốt.

4.2.4. Entropy (EN)

Entropy [ ] tính toán lượng thông tin có trong hình ảnh, được định nghĩa theo công thức sau:

$$EN = -\sum_{l=0}^{L-1} pl \log_2 pl$$

Trong đó L biểu thị số mức độ xám và pl biểu thị histogram chuẩn hóa của các mức độ xám tương ứng trong ảnh hợp nhất. Giá trị EN dao động trong khoảng từ 0 đến 8, giá trị càng lớn thì lượng thông tin của ảnh càng nhiều, hiệu ứng hợp nhất càng tốt.

4.2.5. Standard Deviation (SD)

SD [ ] phản ánh sự phân bố và độ tương phản của hình ảnh tổng hợp. SD được định nghĩa theo công thức:

$$SD = \sqrt{\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}(F(i,j) - \mu)^2}$$

Giá trị SD càng lớn, độ tương phản của hình ảnh hợp nhất càng cao và hiệu ứng hình ảnh của hình ảnh hợp nhất càng tốt.

4.2.6. Average Light Intensity (ALI)

ALI [ ] đo cường độ sáng trung bình của hình ảnh tổng hợp. ALI càng cao thể hiện hình ảnh có mức sáng càng tốt và được định nghĩa theo công thức:

$$ALI = \frac{1}{MN}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N} F(i,j)$$

4.2.7. Visual Information Fidelity (VIF)

Độ trung thực thông tin hình ảnh [ ] (VIF) đánh giá mức độ mà hình ảnh được hợp nhất giữ lại thông tin hình ảnh từ hình ảnh gốc. VIF trong lĩnh vực hợp nhất hình ảnh được biểu thị dưới dạng tỷ số giữa lượng thông tin hình ảnh có trong hình ảnh hợp nhất và lượng thông tin trong hình ảnh tham chiếu (reference image). Công thức tính VIF như sau:

$$VIF = \frac{\sum_k \left(\sum_b \log_2\left(1 + \frac{g_{k,b}^2 s_{k,b}^2 CU}{r_{Vk,b}^2 + r_N^2}\right)\right)}{\sum_k \left(\sum_b \log_2\left(1 + \frac{s_{k,b}^2 CU}{r_N^2}\right)\right)}$$

Trong đó:

- $g_{k,b}$ là hệ số khuếch đại (hoặc hệ số suy giảm) được áp dụng cho dải tần con k trong khối b đối với hình ảnh bị méo.
- $s_{k,b}$ biểu thị độ lệch chuẩn cục bộ của hình ảnh gốc/tham chiếu trong dải tần con k và khối b.
- CU là một hằng số liên quan đến mật độ phổ công suất của hình ảnh tham chiếu.
- $r_{Vk,b}$ là phương sai của nhiễu biến dạng trong dải tần con k và khối b.
- r_N^2 là phương sai của nhiễu hình ảnh được mô hình hóa dưới dạng nhiễu Gaussian cộng, được giả định là không đổi trên toàn hệ thống.

4.3. Thiết lập thực nghiệm

Một số thí nghiệm khác nhau đã được tiến hành để đánh giá hiệu quả của phương pháp đề xuất. Thí nghiệm thứ nhất đánh giá hiệu quả của phương pháp đề xuất (LP – NestFuse) với các nghiên cứu được công bố gần đây. Các phương pháp so sánh bao gồm BTSFusion [ ](2024), MPCFusion [ ](2024), CrossFuse [ ](2024), PSLPT [ ](2024) và mô hình mà chúng tôi làm nền tảng là NestFuse [ ] (2020). Trong đó, BTSFusion sử dụng mạng trích xuất đặc trưng và tái cấu trúc đặc trưng đều dựa trên mạng CNN với cấu trúc RepVGG. MPCFusion trích xuất đặc trưng kết hợp giữa Convolution và Vision Transformer, module chú ý chéo song song và chú ý liên miền tổng hợp đặc trưng và cuối cùng sử dụng mạng kết nối lồng ghép để tái cấu trúc đặc trưng. CrossFuse sử dụng Encoder là các khối DenseBlock, cơ chế chú ý chéo để tổng hợp đặc trưng và Decoder là các khối Convolution. PSLPT phân rã hình ảnh với Laplacian Pyramid dựa trên Transformer và tổng hợp các thành phần bằng khối Frequency Adaptive Fusion với lõi là Transformer dựa trên các quy tắc tổng hợp.

Thí nghiệm thứ hai đánh giá hiệu quả của việc tổng hợp thành phần cơ sở dựa năng lượng vùng cực đại bằng cách thay đổi thuật toán tổng hợp thành phần cơ sở và cố định các phần còn lại. Các kỹ thuật tổng hợp thành phần cơ sở khác được so sánh gồm dựa trên độ lệch chuẩn kết hợp entropy (PP1) [ ], dựa trên năng lượng vùng cục bộ thay đổi bộ trọng số [ ], dựa trên bản đồ trọng số tổng hợp (PP3) [ ], dựa trên năng lượng Laplacian cục bộ (PP4) [ ], dựa trên bộ lọc hướng dẫn kết hợp Laplacian sửa đổi (PP5) [ ] và dựa trên mô hình VGG19 đã pretrain (PP6) [ ]. Trong đó, kỹ thuật dựa trên năng lược vùng cục bộ thí nghiệm với ba bộ trọng số: bộ trọng số 1 (PP2.1), bộ trọng số Gauss (PP2.2) và bộ trọng số Binomial (LP-NestFuse).

Thí nghiệm thứ ba đánh giá hiệu quả của việc tổng hợp thành phần chi tiết dựa trên mô hình NestFuse cải tiến bằng cách thay đổi thuật toán tổng hợp thành phần chi tiết và cố định các phần còn lại. Các kỹ thuật tổng hợp thành phần chi tiết bao gồm dựa trên năng lượng vùng cục bộ (PP1) [ ], dựa trên bản đồ trọng số tổng hợp qua entropy - contrast – visibility (PP2) [ ], dựa trên mô hình VGG19 đã pretrain (PP3) [ ], dựa trên năng lượng Laplacian cục bộ (PP4) [ ] và dựa trên trọng số thông qua gradient trung bình (PP5) [ ].

Thí nghiệm thứ tư đánh giá hiệu quả của riêng việc thay đổi chiến lược tổng hợp trong mô hình NestFuse tức là thực hiện so sánh giữa việc áp dụng chiến lược tổng hợp cũ và chiến lược tổng hợp mới. Thí nghiệm thực hiện với phương pháp đề xuất LP-NestFuse, phương pháp đề xuất nhưng sử dụng chiến lược tổng hợp cũ (LP-NestFuse_Old), phương pháp NestFuse [ ] và phương pháp NestFuse kết hợp chiến lược tổng hợp mới (NestFuse_New).

4.4. Cấu hình thực nghiệm

Các thí nghiệm được thực hiện trên hệ điều hành Windows 11, tận dụng nền tảng mạnh mẽ và hỗ trợ cho tất cả các công cụ và thư viện được sử dụng. Về phần mềm, cấu hình bao gồm Anaconda phiên bản 24.5.0, đóng vai trò là hệ thống quản lý môi trường và gói, giúp cài đặt chính xác các thư viện cần thiết. Python phiên bản 3.10.14 được sử dụng, được chọn vì tính tương thích với các thư viện xử lý dữ liệu và học máy tiên tiến. Khung học sâu PyTorch phiên bản 2.3.1 đã được áp dụng nhờ tính linh hoạt và hiệu quả trong các thao tác tensor và mô hình hóa mạng nơ-ron. Ngoài ra, NumPy phiên bản 1.24.3 cũng được tích hợp nhờ khả năng tính toán số vượt trội, rất quan trọng trong việc quản lý tập dữ liệu lớn và các phép toán ma trận phức tạp đặc trưng trong các nhiệm vụ xử lý hình ảnh.

Về cấu hình phần cứng, bộ xử lý Intel Core i5-1335U với tốc độ xung nhịp cơ bản 1.3 GHz được sử dụng để đảm bảo hiệu suất chung mạnh mẽ. Việc huấn luyện mô hình học sâu NestFuse được thực hiện trên môi trường Google Colab.

4.5. Kết quả thực nghiệm

Kết quả của các thực nghiệm lần lượt được thể hiện trong bảng **[ ], [ ], [ ] và [ ]** kèm theo biểu đồ so sánh trong các hình **[ ], [ ], [ ] và [ ].** Trong các bảng **[ ], [ ] và [ ],** ô màu xanh lá thể hiện giá trị tốt nhất, ô màu xanh lam thể hiện giá trị tốt thứ hai, ô màu nâu là thứ ba và ô màu hồng là thứ tư. Trong bảng **[ ]** màu sắc thể hiện giá trị nhiệt theo cột chỉ số, màu sắc càng đậm thể hiện giá trị càng tốt.

	MI	QG	PSNR	EN	SD	ALI	VIF
LP-NestFuse	2.8512	0.5427	7.1866	7.2536	0.1829	0.5183	0.9214
BTSFusion	1.6411	0.4903	7.0667	6.6975	0.1240	0.4530	0.6385
CrossFuse	2.8767	0.4490	7.1442	6.9289	0.1556	0.4012	0.8752
MPCFusion	1.8472	0.4908	7.0263	6.9064	0.1429	0.4610	0.6545
NestFuse	2.4761	0.3587	7.1825	6.9247	0.1758	0.4586	0.9167
PSLPT	1.4314	0.2917	6.4793	6.5320	0.1100	0.4128	0.4628

Bảng 1. So sánh giữa phương pháp đề xuất và các phương pháp khác

Kết quả bảng 1, các chỉ số đánh giá chất lượng ảnh như PSNR, EN, SD, ALI tốt nhất so với các phương pháp khác, trong đó kết quả EN và ALI có sự vượt trội hẳn thể hiện LP-NestFuse đưa ra hình ảnh tổng hợp chứa nhiều thông tin quan trọng và cường độ sáng, độ tương phản hình ảnh rất tốt. Chỉ số QG cao, tốt hơn gần 11% so với phương pháp tốt thứ 2 là MPCFusion khẳng định khả năng bảo toàn các thông tin về cạnh của phương pháp đề xuất.

	MI	QG	PSNR	EN	SD	ALI	VIF
PP1	2.8428	0.4929	7.1866	7.2405	0.1820	0.5182	0.9119
PP2.1	2.8507	0.5445	7.1866	7.2527	0.1829	0.5183	0.9199
PP2.2	2.8513	0.5437	7.1866	7.2533	0.1829	0.5183	0.9209
LP-NestFuse	2.8512	0.5427	7.1866	7.2536	0.1829	0.5183	0.9214
PP3	2.8555	0.5388	7.1866	7.2460	0.1825	0.5182	0.9145
PP4	2.8319	0.5239	7.1866	7.2457	0.1826	0.5181	0.9098
PP5	2.8254	0.5306	7.1866	7.2510	0.1828	0.5182	0.9089
PP6	2.7899	0.4409	7.1865	7.2320	0.1814	0.5181	0.9028

Bảng 2. So sánh giữa các phương pháp tổng hợp thành phần cơ sở

	MI	QG	PSNR	EN	SD	ALI	VIF
LP-NestFuse	2.8512	0.5427	7.1866	7.2536	0.1829	0.5183	0.9214
PP1	2.9589	0.5385	7.1851	7.1745	0.1757	0.5021	0.9022
PP2	1.7531	0.5531	7.1761	7.1700	0.1579	0.4380	0.5975
PP3	1.9208	0.5315	7.1414	6.9589	0.1426	0.4593	0.7532
PP4	1.8366	0.5611	7.1694	7.1041	0.1524	0.4364	0.6076
PP5	2.1726	0.5612	7.1509	7.1010	0.1603	0.4292	0.7876

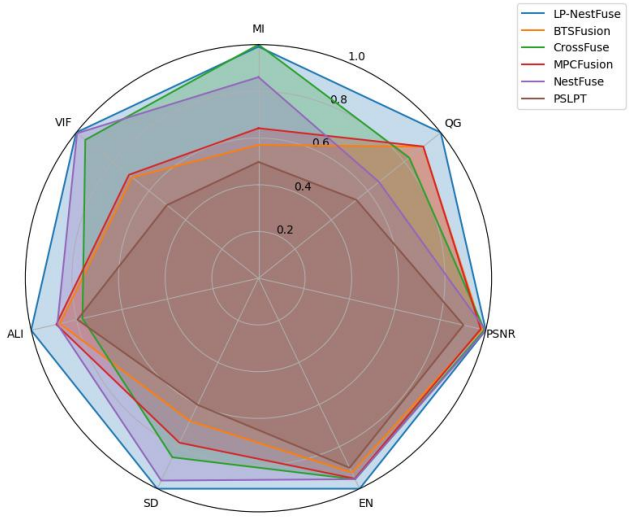
Bảng 3. So sánh giữa các phương pháp tổng hợp thành phần chi tiết

	MI	QG	PSNR	EN	SD	ALI	VIF
LP-NestFuse_Old	2.4483	0.5460	7.1849	7.1773	0.1702	0.4958	0.8651
LP-NestFuse	2.8512	0.5427	7.1866	7.2536	0.1829	0.5183	0.9214
NestFuse	2.4761	0.3587	7.1825	6.9247	0.1758	0.4586	0.9167
NestFuse_New	2.5743	0.3718	7.1828	6.9122	0.1685	0.4650	0.9060

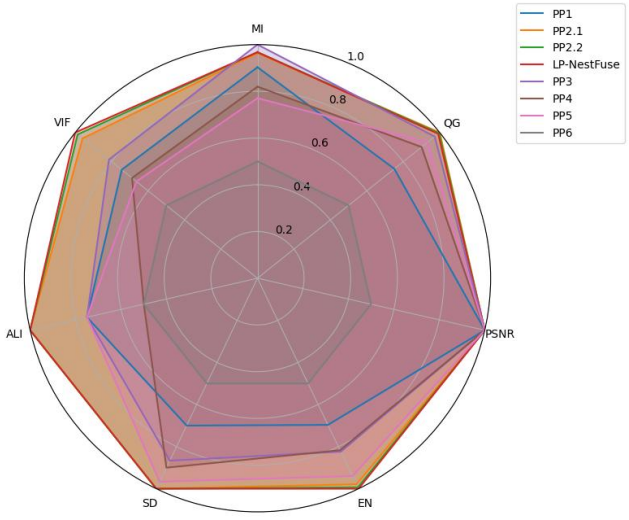
Bảng 4. So sánh tác động của LP và chiến lược tổng hợp mới so với mô hình NestFuse gốc

Trong bảng 2, các phương pháp dựa trên năng lượng vùng cực đại (MRE) tốt nhất hầu hết trên tất cả các chỉ số. Và trong các bộ trọng số cho MRE được thực nghiệm gồm bộ trọng số 1, bộ trọng số Gauss và bộ trọng số Binomial thì bộ trọng số Binomial mà nghiên cứu sử dụng mang lại kết quả tốt nhất. Bảng 3, so sánh các phương pháp tổng hợp thành phần chi tiết, LP-NestFuse vẫn đảm bảo tính toàn diện trên hầu hết các bộ chỉ số. Hai bảng kết quả này chứng minh tính định lượng cho việc lựa chọn hàm năng lượng vùng cực đại cho tổng hợp thành phần cơ sở và NestFuse cải tiến cho tổng hợp thành phần chi tiết.

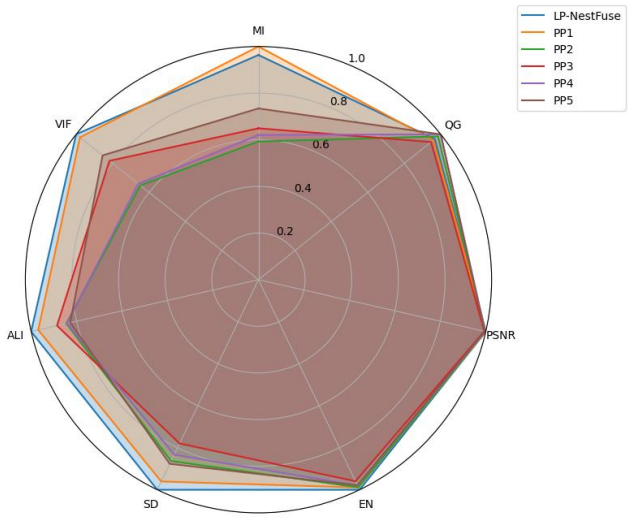
Kết quả thực nghiệm từ bảng 4 cho thấy, việc kết hợp đồng thời phương pháp phân rã LP biến đổi và chiến lược tổng hợp mới mang lại sự vượt trội so với việc không sử dụng hoặc sử dụng chỉ một thành phần, đặc biệt tốt trong vấn đề bảo toàn thông tin cạnh được truyền đi (QG) và độ tương phản, cường độ sáng của hình ảnh tổng hợp. Khi kết hợp với phương pháp tổng hợp dựa trên phân rã Laplacian Pyramid, bảo toàn thông tin cạnh và cường độ sáng hình ảnh thực sự được cải thiện hơn nhiều. Có thể thấy, giá trị chỉ số QG khi dùng Laplacian Pyramid tốt hơn 50% so với việc không sử dụng, ALI tốt hơn 10%. Các chỉ số như PSNR hay EN cũng được cải thiện.



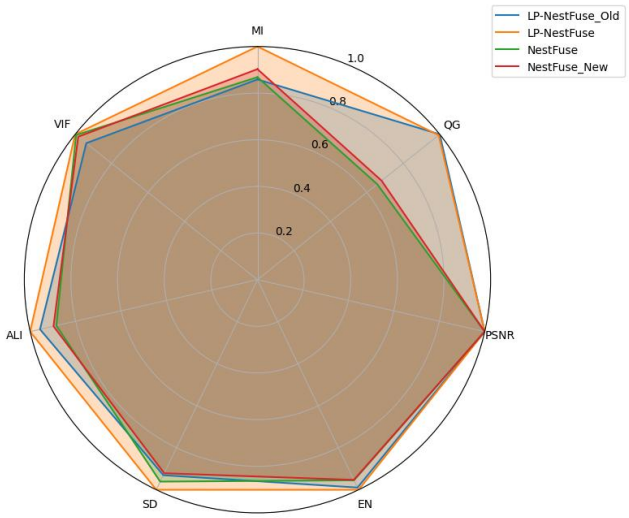
Hình [ ]. Biểu đồ radar so sánh giữa phương pháp đề xuất và các phương pháp khác



Hình [ ]. Biểu đồ radar so sánh giữa các phương pháp tổng hợp thành phần cơ sở



Hình [ ]. Biểu đồ radar so sánh giữa các phương pháp tổng hợp thành phần chi tiết



Hình [ ]. . Biểu đồ radar so sánh tác động của Laplacian Pyramid và chiến lược tổng hợp mới so với mô hình NestFuse gốc

5. Conclusion

Nghiên cứu đã đề xuất một mô hình mới LP-NestFuse tổng hợp hình ảnh hồng ngoại (IR) và hình ảnh khả kiến (VI) dựa trên lai kết hợp giữa phương pháp truyền thống và phương pháp tổng hợp bằng mô hình học sâu. Trong đó, nghiên cứu đã đề xuất một phương pháp phân rã kim tự tháp Laplacian mới như đã trình bày trong thuật toán 3 ở phần 3 giúp giảm sự phức tạp tính toán, bảo toàn các thông tin chi tiết và tăng cường tính toàn vẹn của thành phần cơ sở. Thành phần cơ sở được tổng hợp bằng phương pháp năng lượng vùng cục bộ cực đại có trọng số nhằm tăng cường thông tin vùng quan trọng từ hai hình ảnh cho thành phần cơ sở. Các thành phần chi tiết được tổng hợp dựa trên mô hình học sâu NestFuse có sự thay đổi trong chiến lược tổng hợp. Tổng thể, mô hình đề xuất đưa ra một khung tổng hợp hình ảnh hiệu quả.

LP-NestFuse thể hiện hiệu suất mạnh mẽ trên nhiều tiêu chí khác nhau. Kết quả vượt trội của nó trong các tiêu chí QG, PSNR, EN, SD, ALI và VIF cho thấy mô hình này đặc biệt hiệu quả trong việc bảo toàn thông tin cạnh, hình ảnh tổng hợp chứa nhiều thông tin hơn, độ tương phản và cường độ sáng cao, đồng thời đảm bảo tính trung thực thị giác tốt. Những đặc điểm này khiến LP-NestFuse trở thành lựa chọn tốt cho các ứng dụng yêu cầu độ trung thực cao và bảo toàn chi tiết, chẳng hạn như trong viễn thám và giám sát.

Trong tương lai, chúng tôi dự định sẽ giải quyết một số vấn đề để cải tiến hiệu suất của mô hình hiện tại. Vấn đề đầu tiên về lượng thông tin tương hỗ được truyền từ hình ảnh nguồn tới hình ảnh tổng hợp thể hiện qua chỉ số MI chưa cạnh tranh với các phương pháp khác, tuy nhiên vẫn phải đảm bảo tính bảo toàn cạnh và chất lượng hình ảnh tổng hợp. Ví dụ như việc tổng hợp thành phần cơ sở dựa trên các thuật toán tối ưu hóa như các thuật toán metaheuristic, các thuật toán dựa theo bầy đàn có thể mang lại sự đảm bảo về chất lượng hình ảnh đầu ra. Vấn đề thứ hai về tăng khả năng thích ứng của mô hình và tăng chất lượng kết cấu của hình ảnh tổng hợp, có thể sử dụng các mô hình học sâu tiên tiến chẳng hạn như học chuyển giao (transfer learning) hoặc các mô hình dựa trên Transformer.

Declarations

Xung đột lợi ích: Các tác giả tuyên bố rằng họ không có lợi ích cạnh tranh.

References