

**BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO
TRƯỜNG ĐẠI HỌC SƯ PHẠM KỸ THUẬT
THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH**

**GIAO THỨC TRUYỀN ẢNH TIN CẬY TRONG MẠNG VÔ
TUYẾN CHUYỂN TIẾP HỢP TÁC**

LUẬN ÁN TIẾN SĨ

NGÀNH: KỸ THUẬT ĐIỆN TỬ - MÃ SỐ: 9520203

Tp. Hồ Chí Minh, tháng 07 năm 2025

**BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO
TRƯỜNG ĐẠI HỌC SƯ PHẠM KỸ THUẬT
THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH**

NCS: DƯƠNG HIỀN THUẬN

**GIAO THỨC TRUYỀN ẢNH TIN CẬY TRONG MẠNG VÔ
TUYẾN CHUYỂN TIẾP HỢP TÁC
NGÀNH: KỸ THUẬT ĐIỆN TỬ - MÃ SỐ: 9520203**

Họ và tên người hướng dẫn: PGS. TS. PHAN VĂN CA
TS. VIÊN QUỐC TUẤN

Tp. Hồ Chí Minh, tháng 07 năm 2025

Số: 201 /QĐ-ĐHSPKT

Tp. Hồ Chí Minh, ngày 15 tháng 7 năm 2023

QUYẾT ĐỊNH

Về việc đổi tên luận án tiến sĩ cho nghiên cứu sinh khóa 2019

HIỆU TRƯỞNG TRƯỜNG ĐẠI HỌC SƯ PHẠM KỸ THUẬT TP. HỒ CHÍ MINH

Căn cứ Luật Giáo dục đại học ngày 18/6/2012 và Luật sửa đổi, bổ sung một số điều của Luật Giáo dục đại học ngày 19/11/2018;

Căn cứ Nghị định 99/2019/NĐ-CP ngày 30/12/2019 của Chính phủ Quy định chi tiết và hướng dẫn thi hành một số điều của Luật sửa đổi, bổ sung một số điều của Luật giáo dục đại học;

Căn cứ Quyết định số 937/QĐ-TTg ngày 30/6/2017 của Thủ tướng Chính phủ về việc phê duyệt đề án thi điểm đổi mới cơ chế hoạt động của Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật TP. HCM;

Căn cứ Nghị quyết số 11/NQ-HĐT ngày 08/01/2021 của Hội đồng trường ban hành Quy chế tổ chức và hoạt động của Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật TP. HCM;

Căn cứ Nghị quyết số 99/NQ-HĐT ngày 21/10/2022 của Hội đồng trường về công tác cán bộ lãnh đạo trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật TP. HCM;

Căn cứ Nghị quyết số 118/NQ-HĐT ngày 27/01/2023 của Hội đồng trường sửa đổi, bổ sung Quy chế tổ chức và hoạt động của trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật TP. HCM;

Căn cứ Thông tư số 08/2017/TT-BGDĐT ngày 04/4/2017 của Bộ Giáo dục và Đào tạo về việc Ban hành Quy chế tuyển sinh và đào tạo trình độ tiến sĩ;

Căn cứ Quyết định số 1557/QĐ-ĐHSPKT ngày 30/8/2017 của Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật TP. Hồ Chí Minh về việc ban hành Quy định đào tạo tiến sĩ của trường đại học Sư phạm Kỹ thuật TP. HCM;

Theo đề nghị của NCS, Khoa quản ngành và Trường phòng Đào tạo.

QUYẾT ĐỊNH:

Điều 1. Đổi tên luận án tiến sĩ cho:

Nghiên cứu sinh : **Dương Hiền Thuận**

Ngành : Kỹ thuật điện tử

Khoá: 2019 – 2022

Tên luận án mới : **Giao thức truyền ảnh tin cậy trong mạng vô tuyến chuyên tiếp hợp tác (Secure Cooperative Transmission of Image Super-Resolution in Wireless Relay Networks)**

Người HD thứ nhất (HD chính): **PGS.TS. Phan Văn Ca**

Người HD thứ hai : **TS. Viên Quốc Tuấn**

Thời gian thực hiện : **01/10/2019 đến 01/10/2022**

Điều 2. Giao cho Phòng Đào tạo quản lý, thực hiện theo đúng Quy chế đào tạo trình độ tiến sĩ của Bộ Giáo dục & Đào tạo và Nhà trường đã ban hành.

Điều 3. Trưởng các đơn vị: Phòng Đào tạo, Khoa/Viện quản ngành, phòng KHTC và các Ông (Bà) có tên ở Điều 1 chịu trách nhiệm thi hành quyết định này.

Nơi nhận:

- BGH (để chỉ đạo);
- Như điều 3;
- Lưu: VT, ĐT (3b).

KT. HIỆU TRƯỞNG
PHÓ HIỆU TRƯỞNG
TRƯỜNG
ĐẠI HỌC SƯ PHẠM
KỸ THUẬT
TP. HỒ CHÍ MINH
PGS.TS. Lê Hiếu Giang

SƠ YẾU LÝ LỊCH

I. Thông tin cá nhân:

Họ và tên: DƯƠNG HIỀN THUẬN

Giới tính: Nam

Ngày sinh: 26/09/1975

Nơi sinh: Tp. HCM

II. Quá trình đào tạo:

Từ 1994 đến 1999: Sinh viên Khoa Điện – Điện tử, Trường Đại học Bách Khoa Tp. Hồ Chí Minh

Từ 2001 đến 2002: Sinh viên cao học tại khoa Viễn thông (Telecommunications) tại học viện công nghệ á châu (AIT) Thái lan.

Từ 2019 đến nay: Nghiên cứu sinh tại khoa Điện – Điện tử, Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật, Tp. Hồ Chí Minh

III. Quá trình công tác:

Từ 6/1999 đến 8/2009: Giảng viên tại Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông Cơ sở tại Tp. Hồ Chí Minh

Từ 9/2009 – 9/2012: Làm việc cho công ty tư nhân Vietcom.

Từ 10/2012 – nay: Giảng viên tại Khoa Điện tử - Viễn thông, Trường Đại học Sài gòn.

Tp. HCM, ngày 18 tháng 07 năm 2025

Dương Hiền Thuận

LỜI CAM ĐOAN

Tôi xin cam đoan nội dung luận án là công trình nghiên cứu của tôi.

Các số liệu và kết quả nêu trong luận án này là trung thực và chưa được công bố trong bất kỳ công trình nghiên cứu nào khác. Việc tham khảo các nguồn tài liệu (nếu có) đã được thực hiện trích dẫn và ghi nguồn tài liệu tham khảo đúng quy định

Tp. HCM, ngày 18 tháng 07 năm 2025

Dương Hiền Thuận

LỜI CẢM ƠN

Lời đầu tiên, Nghiên cứu sinh xin chân thành cảm ơn PGS. TS. Phan Văn Ca, TS. Viên Quốc Tuấn đã luôn kiên nhẫn, tận tình hướng dẫn, định hướng nghiên cứu và giúp đỡ Nghiên cứu sinh trong quá trình học tập và thực hiện luận án Tiến sĩ này.

Tiếp theo Nghiên cứu sinh xin bày tỏ lòng cảm ơn đến quý thầy cô khoa Điện - Điện tử và quý Phòng ban của Trường Đại học Sư Phạm Kỹ Thuật TP. Hồ Chí Minh về sự giúp đỡ và tạo điều kiện thuận lợi trong quá trình thực hiện nghiên cứu sinh tại trường. Nghiên cứu sinh xin cảm ơn và các Thầy Cô đã góp các ý kiến vô cùng quý báu qua từng chuyên đề để giúp nâng cao chất lượng và hàm lượng khoa học cho các công trình nghiên cứu và luận án của Nghiên cứu sinh.

Nghiên cứu sinh xin chân thành cảm ơn Ban giám hiệu và lãnh đạo Khoa Điện tử - Viễn thông của trường Đại học Sài Gòn cùng bạn bè, đồng nghiệp của tôi đã tạo điều kiện, hỗ trợ, giúp đỡ cho tôi thực hiện mong muốn tiếp tục học tập và nghiên cứu.

Cuối cùng, Nghiên cứu sinh xin chân thành cảm ơn đến các thành viên trong gia đình, bạn bè và đồng nghiệp đã luôn bên cạnh, cổ vũ, động viên, giúp đỡ, chia sẻ những khó khăn để Nghiên cứu sinh hoàn thành luận án này.

Tp. HCM, ngày 18 tháng 07 năm 2025

Dương Hiền Thuận

TÓM TẮT LUẬN ÁN

Ngày nay, truyền thông trực quan đã trở thành một xu hướng tất yếu, đóng vai trò quan trọng trong việc trao đổi thông tin ở nhiều lĩnh vực như hội nghị truyền hình, họp trực tuyến, tiếp thị số và truyền thông hình ảnh. Đặc biệt, truyền tải hình ảnh được ứng dụng rộng rãi trong y tế, quân sự, mạng xã hội, và kinh doanh. Cùng với sự phát triển của các thế hệ mạng không dây như WiFi 6, WiFi 7, 5G và sự xuất hiện trong tương lai của mạng 6G với cấu trúc đa dạng và phức tạp, việc truyền hình ảnh chất lượng cao (HR- High Resolution) qua kênh vô tuyến với băng thông hạn chế và độ an toàn thấp đặt ra những thách thức lớn. Trong bối cảnh đó, luận án này đề xuất giao thức truyền ảnh tin cậy SCR (Secure Cooperative Relay) nhằm tối ưu hóa việc truyền thông hình ảnh qua mạng chuyển tiếp không dây.

Giao thức SCR được thiết kế để đảm bảo an toàn và chất lượng ảnh truyền tải từ trạm phát (Alice - A) đến trạm thu (Bob - B), với sự hỗ trợ của trạm chuyển tiếp (Relay) và bảo vệ khỏi sự truy cập trái phép của trạm nghe lén (Eve). Ảnh chất lượng cao sẽ được giảm kích thước tại trạm phát để tiết kiệm băng thông và ẩn giấu trong một ảnh chuẩn từ cơ sở dữ liệu chung. Giao thức sử dụng mã mạng tuyến tính ngẫu nhiên RLNC (Random Linear Network Coding) để mã hóa và bảo vệ ảnh trong quá trình truyền, đồng thời đảm bảo tính toàn vẹn và độ tin cậy nhờ kỹ thuật siêu phân giải ISR (Image Super-Resolution) dựa trên máy học sâu.

Để tối ưu hóa băng thông trong truyền dẫn qua kênh vô tuyến, ảnh chất lượng cao (HR) từ trạm phát sẽ được giảm kích thước thành ảnh chất lượng thấp (LR – Low Resolution). Ảnh LR này sau đó được nhúng vào một ảnh chuẩn (có cùng kích thước), được chọn từ cơ sở dữ liệu ảnh đã được chia sẻ với các trạm thu hợp pháp. Quá trình nhúng sử dụng các hệ số ngẫu nhiên của ma trận RLNC, đảm bảo an toàn dữ liệu trong suốt quá trình truyền.

Tại trạm thu, ảnh LR được tái tạo bằng cách sử dụng ảnh chuẩn và ma trận ngẫu nhiên RLNC được truyền qua trường quản lý gói (package header). Tiếp theo, ảnh này được loại bỏ nhiễu bằng mạng nơ-ron DnCNN (Denoising Convolutional Neural

Networks), sau đó khôi phục lại thành ảnh HR bằng kỹ thuật học sâu VDSR (Very Deep Super Resolution).

Giao thức SCR được triển khai trong mạng chuyển tiếp hợp tác, áp dụng phương pháp giải mã và chuyển tiếp (Decode-and-Forward). Kết quả truyền ảnh HR từ kênh trực tiếp (SDT - Secure Direct Transmission) và kênh chuyển tiếp (SRT - Secure Relay Transmission) được hợp nhất, tạo ra ảnh chất lượng cao cuối cùng. Giao thức không chỉ tối ưu băng thông mà còn tăng cường độ tin cậy và đảm bảo chất lượng ảnh, đáp ứng yêu cầu truyền thông hình ảnh hiện đại.

Giao thức được đề xuất đã được kiểm chứng thông qua mô phỏng bằng Matlab, sử dụng bộ dữ liệu chuẩn gồm 20.000 ảnh để huấn luyện và kiểm tra. Chất lượng ảnh khôi phục được đánh giá bằng hai chỉ số quan trọng: PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) và SSIM (Structural SIMilarity Index). Quá trình mô phỏng được thực hiện trên hai loại kênh truyền: AWGN (Additive White Gaussian Noise) và fading Rayleigh. Các yếu tố như suy hao kênh truyền, vị trí của các trạm trong mạng, và tác động của phân tập thu đều được xem xét kỹ lưỡng.

Kết quả cho thấy giao thức SRT và SDT phân định hai vùng hoạt động rõ rệt:

- Trong vùng SNR thấp, giao thức SRT hoạt động hiệu quả hơn SDT.
- Ngược lại, ở vùng SNR cao, giao thức SDT vượt trội hơn.

Giao thức SCR, so với cả SRT và SDT, luôn đạt hiệu suất cao nhất trong mọi điều kiện thử nghiệm. Đặc biệt, khả năng an toàn dữ liệu của giao thức cũng được chứng minh khi các trạm nghe lén hầu như không thể khôi phục ảnh HR truyền qua mạng, đảm bảo dữ liệu được truyền dẫn một cách đáng tin cậy.

Ngoài ra, nghiên cứu cho thấy sự đánh đổi giữa băng thông và chất lượng khôi phục ảnh: khi hệ số giảm kích thước ảnh tăng lên (để tiết kiệm băng thông), chất lượng ảnh khôi phục sẽ giảm đi, và ngược lại. Điều này cho phép cân bằng giữa việc tiết kiệm băng thông kênh truyền và đảm bảo chất lượng dịch vụ mong muốn, được đánh giá qua các chỉ số PSNR và SSIM.

ABSTRACT

Nowadays, visual communication has become an inevitable trend, playing a crucial role in information exchange across various fields, such as video conferencing, online meetings, digital marketing, and image communication. Image transmission is particularly prevalent in medicine, military, social networks, and business. With advancements in wireless technologies like WiFi 6, WiFi 7, 5G, and the upcoming 6G networks with complex structures, transmitting high-resolution (HR) images over wireless channels with limited bandwidth and low security poses significant challenges. Addressing these challenges, this dissertation proposes the Secure Cooperative Relay (SCR) protocol to optimize image transmission in wireless relay networks.

The SCR protocol is designed to ensure the reliability and quality of image transmission from the sender (Alice - $\mathcal{A}$) to the receiver (Bob - $\mathcal{B}$), with assistance from a relay station and protection against eavesdropping (Eve). High-resolution images are downsampled at the sender to save bandwidth and embedded within a reference image from a shared datastore. The protocol employs Random Linear Network Coding (RLNC) for encoding and security, while image integrity and reliability are maintained using deep-learning-based Image Super-Resolution (IRS).

To optimize bandwidth in wireless transmission, high-resolution (HR) images from the transmitter are downsampled to low-resolution (LR) images. These LR images are then embedded into a standard image of the same size, selected from a shared datastore accessible to authorized receivers. The embedding process uses random coefficients from the RLNC matrix, ensuring data reliability during transmission.

At the receiver, the LR image is reconstructed using the standard image and RLNC matrix transmitted via the package header. The image is denoised with a DnCNN (Denoising Convolutional Neural Network) and then upsampled to HR quality using deep learning-based VDSR (Very Deep Super Resolution).

The SCR (Secure Cooperative Relay) protocol operates in cooperative relay

networks using the Decode-and-Forward method. It combines HR images received from both direct transmission (SDT) and relay transmission (SRT) to produce a final high-quality image. This protocol optimizes bandwidth, enhances reliability, and ensures image quality, meeting modern visual communication demands.

The proposed protocol was validated through simulations conducted on Matlab, using a benchmark dataset of 20,000 images for training and testing. The quality of the restored images was assessed using two key metrics: PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) and SSIM (Structural SIMilarity Index). The simulations were performed over two types of transmission channels: AWGN (Additive White Gaussian Noise) and Rayleigh fading. Critical factors such as channel attenuation, the positions of network nodes, and the effects of receive diversity were meticulously considered.

The results revealed a clear distinction between the operating regions of the SRT and SDT protocols:

- In low- Signal to Noise Ratio (SNR) regions, the SRT protocol demonstrated superior performance compared to SDT.
- Conversely, in high-SNR regions, SDT outperformed SRT.

The SCR protocol consistently outperformed both SRT and SDT under all test conditions. Moreover, the data security of the protocol was confirmed, as eavesdropping stations were almost entirely unable to recover the transmitted HR images, ensuring reliable data transmission.

Additionally, the study highlighted a trade-off between bandwidth efficiency and image recovery quality: increasing the image size reduction factor (to save bandwidth) led to a decrease in recovery quality, and vice versa. This trade-off allows for a balance between saving channel bandwidth and achieving the desired quality of service, as measured by PSNR and SSIM metrics.

MỤC LỤC

QUYẾT ĐỊNH GIAO ĐỀ TÀI.....	I
SƠ YẾU LÝ LỊCH	II
LỜI CAM ĐOAN	III
LỜI CẢM ƠN	IV
TÓM TẮT LUẬN ÁN.....	V
ABSTRACT	VII
DANH MỤC CÁC HÌNH ẢNH	XII
DANH MỤC BẢNG.....	XIV
DANH MỤC CÁC KÝ HIỆU TOÁN HỌC.....	XV
DANH MỤC CÁC TỪ VIẾT TẮT.....	XVI
CHƯƠNG 1. GIỚI THIỆU	1
1.1. LÝ DO CHỌN ĐỀ TÀI	1
1.2. MỤC TIÊU NGHIÊN CỨU	2
1.3. NHIỆM VỤ NGHIÊN CỨU.....	2
1.4. ĐỐI TƯỢNG VÀ PHẠM VI NGHIÊN CỨU	3
<i>1.4.1 Đối tượng nghiên cứu.....</i>	<i>3</i>
<i>1.4.2 Phạm vi nghiên cứu</i>	<i>4</i>
1.5. TỔNG QUAN TÌNH HÌNH NGHIÊN CỨU	4
<i>1.5.1 Truyền ảnh qua mạng vô tuyến</i>	<i>5</i>
<i>1.5.2 Truyền ảnh an toàn.....</i>	<i>6</i>
<i>1.5.3 Kỹ thuật tăng cường độ phân giải ảnh bằng học sâu.....</i>	<i>6</i>
<i>1.5.4 Mã mạng tuyến tính ngẫu nhiên nâng cao độ tin cậy truyền thông.....</i>	<i>7</i>
1.6. HƯỚNG TIẾP CẬN VÀ PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU	8
<i>1.6.1 Hướng tiếp cận</i>	<i>8</i>

1.6.2 Phương pháp nghiên cứu.....	9
1.7. Ý NGHĨA KHOA HỌC VÀ THỰC TIỄN CỦA ĐỀ TÀI NGHIÊN CỨU	9
1.8. BỐ CỤC LUẬN ÁN	10
CHƯƠNG 2. CƠ SỞ LÝ THUYẾT.....	11
2.1. HỆ THỐNG VÔ TUYẾN CHUYỂN TIẾP HỢP TÁC.....	11
2.1.1 Đặc điểm kênh truyền vô tuyến	13
2.1.2 Kỹ thuật cân bằng.....	14
2.1.3 Kỹ thuật phân tập	15
2.2. KỸ THUẬT XỬ LÝ ẢNH.....	17
2.2.1 Kỹ thuật nén ảnh (Image Compressor)	19
2.2.2 Kỹ thuật thay đổi kích thước ảnh (Image Resizing)	19
2.2.3 Bảo vệ ảnh (an toàn ảnh)	24
2.2.4 Kỹ thuật khử nhiễu (Denoise).....	27
2.2.5 Kỹ thuật hợp nhất ảnh	28
2.3. MÃ MẠNG (NETWORK CODING).....	29
2.3.1 Nguyên lý hoạt động của NC.....	29
2.3.2 Biểu diễn đại số NC.....	30
2.3.3 LNC và Ma trận chuyển đổi	32
2.3.4 Mã mạng tuyến tính ngẫu nhiên	36
2.4. KỸ THUẬT HỌC SÂU	38
2.4.1 Kiến trúc và nguyên lý hoạt động của học sâu.....	39
2.4.2 Mạng nơ-ron tích chập CNN.....	39
2.4.3 Các bước triển khai mô hình học sâu.....	41
CHƯƠNG 3. GIAO THỨC TRUYỀN ẢNH TIN CẬY TRONG MẠNG VÔ TUYẾN CHUYỂN TIẾP HỢP TÁC	43
3.1. GIỚI HIỆU.....	43
3.2. GIAO THỨC SCR QUA MẠNG CWRN VỚI KÊNH AWGN	45
3.2.1 Mô hình hệ thống CWRN với kênh AWGN.....	45

3.2.2	<i>Giao thức truyền ảnh tin cậy SCR qua kênh AWGN</i>	47
3.3.	ĐÁNH GIÁ GIAO THỨC QUA KÊNH AWGN	56
3.3.1	<i>Phương pháp đánh giá</i>	56
3.3.2	<i>Thuật toán mô phỏng</i>	59
3.3.3	<i>Thông số mô phỏng</i>	67
3.3.4	<i>Kết quả mô phỏng giao thức qua kênh AWGN</i>	68
3.4.	KẾT LUẬN CHƯƠNG 3	82
CHƯƠNG 4. PHÂN TÍCH VÀ ĐÁNH GIÁ HIỆU NĂNG GIAO THỨC TRUYỀN ẢNH TIN CẬY QUA KÊNH TRUYỀN FADING		84
4.1.	GIỚI THIỆU	84
4.2.	GIAO THỨC SCR QUA MẠNG CWRN VỚI KÊNH FADING	85
4.2.1	<i>Mô hình hệ thống CWRN với kênh Fading</i>	85
4.2.2	<i>Giao thức truyền ảnh tin cậy SCR qua kênh fading</i>	88
4.3.	ĐÁNH GIÁ GIAO THỨC QUA KÊNH FADING	98
4.3.1	<i>Lưu đồ mô phỏng</i>	98
4.3.2	<i>Thông số mô phỏng giao thức SCR qua kênh fading</i>	103
4.3.3	<i>Kết quả mô phỏng giao thức SCR qua kênh fading</i>	105
4.4.	KẾT LUẬN CHƯƠNG 4	122
CHƯƠNG 5. KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN		125
5.1.	KẾT LUẬN	125
5.2.	HƯỚNG PHÁT TRIỂN	127
DANH MỤC CÔNG TRÌNH KHOA HỌC ĐÃ CÔNG BỐ		130
TÀI LIỆU THAM KHẢO		132

DANH MỤC CÁC HÌNH ẢNH

Hình 1.1: Mức tăng trưởng kép hàng năm CAGR của truyền ảnh vô tuyến [4] .1	
Hình 2.1: Phân loại các giao thức CWRN.....11	11
Hình 2.2: Sơ đồ nguyên lý bộ cân bằng.....14	14
Hình 2.3: Sơ đồ bộ thu phân tập16	16
Hình 2.4: Mô hình ảnh màu RGB.....18	18
Hình 2.5: Ví dụ giảm kích thước ảnh thước hệ số 220	20
Hình 2.6: Ví dụ tăng kích thước ảnh dùng nội suy tuyến tính bậc 221	21
Hình 2.7: Kiến trúc mô hình VDSR23	23
Hình 2.8: Ví dụ thủy ảnh nhìn thấy25	25
Hình 2.9: Nguyên lý ẩn thông tin hình ảnh26	26
Hình 2.10: Mô hình khử nhiễu (cộng) vào ảnh27	27
Hình 2.11: Kiến trúc khử nhiễu DnCNN.....28	28
Hình 2.12: Ví dụ NC cho mạng cánh bướm.....30	30
Hình 2.13: Ví dụ về mã hóa mạng LNC.....34	34
Hình 2.14: Mô hình mã hóa mạng LNC Tổng quát.....35	35
Hình 2.15: Cấu trúc truyền gói tin sau mã hóa RLNC38	38
Hình 2.16: Cấu trúc mạng CNN40	40
Hình 2.17: Mô hình một phần tử Nơ Ron.....40	40
Hình 2.18: Nguyên lý chung mô hình DL42	42
Hình 3.1: Mô hình truyền thông vô tuyến chuyển tiếp hợp tác CWRN.....47	47
Hình 3.2: Giao thức SCR qua CWRN với kênh AWGN50	50
Hình 3.3: Giải thuật mô phỏng giao thức SCR qua kênh AWGN.....60	60
Hình 3.4: Lưu đồ huấn luyện VDSR61	61
Hình 3.5: 20 ảnh dùng để mô phỏng64	64
Hình 3.6: Lưu đồ mã hóa và giải mã RLNC65	65
Hình 3.7: Đánh giá PSNR và SSIM theo nhiễu với SCR, SDT, SRT69	69
Hình 3.8: Đánh giá PSNR và SSIM khi ước lượng sai ảnh chuẩn71	71

Hình 3.9: Chỉ số PSNR và SSIM theo nhiễu khi E dùng sai nhiễu ảnh chuẩn..	73
Hình 3.10: Chỉ số PSNR và SSIM theo nhiễu và hệ số giảm kích thước.....	74
Hình 3.11: Chỉ số PSNR và SSIM theo nhiễu của tuyến $\mathcal{A} - \mathcal{B}$	76
Hình 3.12: Chỉ số PSNR và SSIM theo nhiễu của tuyến $\mathcal{A} - \mathcal{R}$	78
Hình 3.13: Chỉ số PSNR và SSIM theo nhiễu của tuyến $\mathcal{R} - \mathcal{B}$	79
Hình 3.14: Chỉ số PSNR và SSIM theo nhiễu của tuyến $\mathcal{A} - \mathcal{E}$	80
Hình 3.15: Chỉ số PSNR và SSIM theo nhiễu của tuyến $\mathcal{R} - \mathcal{E}$	81
Hình 4.1: Mô hình truyền thông CWRN với tọa độ các trạm	85
Hình 4.2: Giao thức SCR qua CWRN với kênh truyền fading	91
Hình 4.3: Lưu đồ mô phỏng giao thức qua kênh fading.....	99
Hình 4.4: Lưu đồ quá trình xử lý tín hiệu thu RxSP	101
Hình 4.5: So sánh SCR, SDT và SRT qua kênh truyền fading	106
Hình 4.6: So sánh giao thức SCR với các kỹ thuật thu phân tập.....	110
Hình 4.7: So sánh giao thức truyền thông kết hợp DF và CC	112
Hình 4.8: Giao thức SCR qua kênh fading với hệ số giảm kích thước ảnh	113
Hình 4.9: Ảnh hưởng của nhiễu ảnh lên giao thức SCR qua kênh fading.....	115
Hình 4.10: Trạm nghe lén khôi phục sai nhiễu ảnh chuẩn	117
Hình 4.11: Ảnh hưởng trạm chuyển tiếp lên giao thức SCR qua kênh fading .	119
Hình 4.12: Ảnh hưởng chọn lựa trạm chuyển tiếp lên giao thức SCR.....	121

DANH MỤC BẢNG

Bảng 3.1 Bảng các thông số huấn luyện VDSR	62
Bảng 3.2: Thông số 20 ảnh dùng trong mô phỏng.....	62
Bảng 3.3: Thông số mô phỏng kênh truyền AWGN	68
Bảng 4.1: Thông số mô phỏng giao thức SCR qua kênh fading	103

DANH MỤC CÁC KÝ HIỆU TOÁN HỌC

STT	Ký hiệu	Mô tả
1	$\lceil \bullet \rceil$	Hàm lấy phần nguyên lớn hơn của $\bullet$
2	$(\circ)$	Phép nhân phần tử với phần tử giữa hai ma trận (còn gọi là Tích Hadamard)
3	$(\oslash)$	Phép chia phần tử bởi phần tử giữa hai ma trận (còn gọi là phép chia Hadamard)
4	$DnCNN(\bullet)$	Khử nhiễu bằng học sâu DnCNN của ảnh $\bullet$
5	$VDSR(\mathbf{I}^{LR}, k)$	Tăng cường độ phân giải ảnh từ ảnh có độ phân giải thấp $\mathbf{I}^{LR}$ và hệ số tăng kích thước k
6	$\mathbb{E}[\bullet]$	Hàm lấy trung bình thống kê
7	$\mathcal{Q}(\bullet)$	Hàm của tín hiệu từ trạm chuyển tiếp, mô tả giao tiếp truyền thông hợp tác
8	$\mathbf{I}_{SI} = Stegano(\mathbf{I}_{CI}, \mathbf{IS}, K_{Stegano})$	Hàm mô tả thuật toán ẩn ảnh $\mathbf{IS}$ vào ảnh $\mathbf{I}_{CI}$ với tham số $K_{Stegano}$
9	$\mathbf{a}$	Biến vô hướng (Scalar)
10	$\mathbf{a}$	Véc-tơ (chữ thường đậm)
11	a_i	Phần tử thứ i của véc-tơ $\mathbf{a}$
12	$\mathbf{A}$	Ma trận (Chữ hoa đậm)
13	A_{ij}	Phần tử dòng i , cột j của ma trận $\mathbf{A}$

DANH MỤC CÁC TỪ VIẾT TẮT

5G	The Fifth Generation	Thông tin di động thế hệ 5
6G	The Sixth Generation	Thông tin di động thế hệ 6
AES	Advanced Encryption Standard	Thuật toán mã hóa dữ liệu tiêu chuẩn nâng cao AES
AF	Amplify and Forward	Khuếch đại và chuyển tiếp
AI	Artificial Intelligence	Trí tuệ nhân tạo
ASK	Amplitude Shift-Keying	Kỹ thuật điều biên số
AWGN	Additive White Gaussian Noise	Nhiều trắng cộng Gauss
BN	Batch Normalization	Chuẩn cụm
BPSK	Binary Phase Shift Keying	Điều chế pha nhị phân
CAGR	Compound Annual Growth Rate	Tỷ lệ tăng trưởng kép mỗi năm
CC	Coded Cooperation	Hợp tác mã hóa
CDMA	Code Division Multiple Access	Kỹ thuật đa truy cập phân chia mã
CF	Compress and Forward	Nén và chuyển tiếp
CI	Cover Image	Ảnh bìa (Ảnh dùng để ẩn các thông tin vào)
CNN	Convolutional Neural Network	Mạng nơ ron tích chập
CRN	Cognitive Radio Network	Mạng vô tuyến nhận thức
CS	Compressed Sensing	Nén ảnh cảm biến
CT	Computed Tomography	Ảnh chụp cắt lớp
CWRN	Cooperative Wireless Relay Network	Mạng chuyển tiếp vô tuyến hợp tác

DCT	Discrete Cosine Transform	Phép biến đổi Cosin rời rạc
DenseNet	Dense connected convolutional Networks	Mạng tích chập mật độ cao
DES	Data Encryption Standard	Thuật toán mã hóa dữ liệu tiêu chuẩn DES
DF	Decode and Forward	Giải mã và chuyển tiếp
DFE	Decision Feedback Equalize	Bộ cân bằng hồi tiếp quyết định
DFT	Discrete Fourier Transform,	Phép biến đổi Fourier rời rạc
DL	Deep Learning	Kỹ thuật học sâu
DNN	Deep Neural Network	Mạng Nơ-ron Sâu
DoS	Denial of Service	Tấn công từ chối dịch vụ
DR	Diversity Receiver	Thu phân tập
DRCN	Deeply-Recursive Convolutional Network	Phương pháp tăng cường độ phân giải ảnh bằng đệ quy
DWT	Discrete Wavelet Transform	Phép biến đổi Wavelet rời rạc
EEC	Elliptic Curve Cryptography	Thuật toán Mã hóa đường cong ellip
EGC	Equal Gain Combining	Kỹ thuật thu kết hợp độ lợi bằng nhau
FDMA	Frequency Division Multiple Access	Kỹ thuật đa truy nhập phân chia theo tần số
FSK	Frequency Shift-Keying	Kỹ thuật điều tần số
FSRCNN	Super-Resolution Convolutional Neural Network	Phương pháp tăng cường độ phân giải ảnh bằng mạng CNN
GEM	Global Encoding Matrix	Ma trận mã hóa toàn cục
GPS	Global Positioning System	Hệ thống định vị toàn cầu

HetNet	Heterogeneous Network	Mạng đa cấp
HR	High Resolution	Độ phân giải cao
HP	Hyper-Parameters	Siêu tham số
HVS	Human Visual System	Hệ thống thị giác con người
ISI	Inter-Symbol Interference	Nhiều xuyên ký tự
IoT	Internet of Thing	Mạng Internet kết nối vạn vật
ISR	Image Super Resolution	Tăng cường độ phân giải ảnh
JSCC	Joint Source and Channel Coding	Mã hóa nguồn và kênh kết hợp
LMS	Least Mean Squares	Phương pháp bình phương tối thiểu
LNC	Linear Network Coding	Mã hóa mạng tuyến tính
LoRa	Long Range	Truyền thông cự ly xa
LoS	Line of Sight	Truyền thông nhìn thấy
LR	Low Resolution	Độ phân giải thấp
LSB	least signification bit	Bit có trọng số bé nhất
LTE	Long Term Evolution	Mạng chuẩn 4G
LZW	Lempel-Ziv-Welch	Mã nguồn LZW
MANET	Mobile Ad-hoc Network	Mạng ngang hàng di động
MenNet	Very deep persistent Memory Network	Phương pháp tăng cường độ phân giải ảnh bằng mạng có nhớ
MDSR	Multi-scale Deep Super-Resolution system	Phương pháp tăng cường độ phân giải ảnh bằng học sâu nhiều mức
ML	Machine Learning	Học máy
MMSE	Minimum Mean Square Error	Tối thiểu trung bình bình

		phương sai số
MPSK	M-Level Phase Shift-Keying	Điều chế pha nhiều mức
MRA	Magnetic Resonance Angiography	Ảnh chụp mạch cộng hưởng từ
MRC	Maximum Ratio Combining	Kỹ thuật thu kết hợp cực đại tỷ số SNR
MRI	Magnetic Resonance Imaging	Ảnh chụp cộng hưởng từ
MSE	Mean Squared Error	Trung bình bình phương sai số
NC	Network Coding	Mã mạng
NLoS	Non Line of Sight	Truyền thông đa đường
NN	Neural Network	Mạng nơ ron
NOMA	Non Orthogonal Multiple Access	Kỹ thuật đa truy nhập không trực giao
OFDM	Orthogonal Frequency Division Multiplexing	Ghép kênh phân chia theo tần số trực giao
P2P	Peer to Peer	Mạng ngang hàng
PSK	Phase Shift-Keying	Kỹ thuật điều pha số
PSNR	Peak Signal to Noise Ratio	Tỷ số SNR đỉnh
QAM	Quadrature Amplitude Modulation	Kỹ thuật điều chế pha và biên độ số
RDN	Residual Dense Network for Image Super-Resolution	Phương pháp tăng cường độ phân giải ảnh bằng mạng phần dư
ReLU	Rectified Linear Units	Hàm kích ứng ReLu
RGB	Red Green Blue	Ba màu cơ bản Đỏ, Xanh da trời và xanh đậm
RL	Residual Learning	Học dựa theo phần dư

RLC	Rateless Code	Mã không tỷ lệ
RLE	Run-Length Encoding	Mã hóa độ dài chuỗi
RLS	Recursive Least Squares	Phương pháp bình phương tối thiểu đệ quy
RLNC	Random Linear Network Coding	Mã hóa mạng tuyến tính ngẫu nhiên
RNN	Recurrent Neural Network	Mạng nơ ron hồi quy
RSA	Rivest, Shamir và Adleman	Thuật toán mã hóa dữ liệu RSA
RxSP	Received Signal Processing	Khối xử lý tín hiệu thu
SC	Selection Combining	Kỹ thuật thu chọn lựa
SCR	Secure Cooperative Transmission	Giao thức chuyển tiếp hợp tác tin cậy
SDT	Secure Direct Transmission	Giao thức truyền ảnh tin cậy trực tiếp
SI	Setego-Image	Ảnh Stego (Ảnh đã được ẩn thông tin vào)
SNR	Signal to Noise Ratio	Tỷ số tín hiệu trên nhiễu
SR	Supper Resolution	Ảnh chất lượng siêu cao
SRCNN	Super-Resolution Convolutional Neural Network	Phương pháp tăng cường độ phân giải ảnh bằng mạng nơ ron tích chập
SRDenseNet	Super-Resolution in DenseNet	Phương pháp tăng cường độ phân giải ảnh bằng mạng mật độ cao
SRT	Secure Relaying Transmission	Giao thức truyền ảnh tin cậy chuyển tiếp
SP2Tx	Signal Processing to Transmit	Khối xử lý tín hiệu phát
SSIM	Structural SIMilarity index	Chỉ số tương đồng

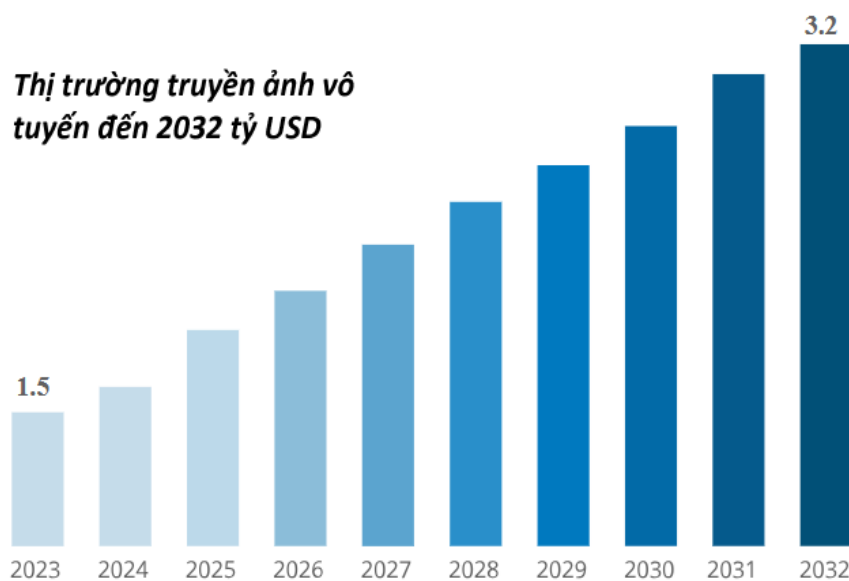
TCM	Trellis Coded Modulation	Kỹ thuật điều chế và mã TCM
TDMA	Time Division Multiple Access	Đa truy nhập phân chia theo thời gian
VANET	Vehicular Ad hoc Network	Mạng ngang hàng giữa các xe
VC	Visual Communication	Truyền thông trực quan
VDSR	Very Deep Super Resolution	Phương pháp tăng cường độ phân giải ảnh bằng học sâu
VGG	Visual Geometry Group	Nhóm nghiên cứu nhận dạng hình ảnh
VR	Visual Reality	Thực tế ảo
WHT	Walsh-Hadamard Transform	Phép biến đổi WHT
WSN	Wireless Sensor Network	Mạng cảm biến vô tuyến
ZF	Zero Forcing	Bộ cân bằng lý tưởng

CHƯƠNG 1. GIỚI THIỆU

Trong chương này, luận án trình bày tổng quan về đề tài nghiên cứu, bao gồm lý do chọn đề tài, mục tiêu và nhiệm vụ nghiên cứu, đối tượng và phạm vi nghiên cứu. Ngoài ra, chương cũng điểm qua tình hình nghiên cứu liên quan như truyền ảnh qua mạng vô tuyến, truyền ảnh an toàn, kỹ thuật tăng cường độ phân giải ảnh bằng học sâu và mã mạng tuyến tính ngẫu nhiên nhằm nâng cao độ tin cậy. Cuối chương, tác giả trình bày hướng tiếp cận, phương pháp nghiên cứu cũng như ý nghĩa khoa học và thực tiễn của đề tài.

1.1. LÝ DO CHỌN ĐỀ TÀI

Hiện nay, truyền thông trực quan VC (Virtual Communications) giữ vai trò then chốt trong trao đổi thông tin, đặc biệt sau đại dịch COVID-19 [1-4]. VC được ứng dụng rộng rãi trong quảng cáo, giáo dục, y tế, quân sự và thực tế ảo (VR). Trong kỷ nguyên số, VC xuất hiện dưới nhiều dạng như ký hiệu, hình ảnh, đồ thị và video, trong đó hình ảnh là phổ biến nhất. Do đó, các vấn đề xử lý, phân tích, khôi phục và bảo vệ hình ảnh thu hút sự quan tâm nghiên cứu [5, 6]. Hình 1.1 cho thấy dự báo chi phí truyền ảnh qua mạng vô tuyến giai đoạn 2023-2032 với mức tăng trưởng kép hàng năm CAGR (Compound Annual Growth Rate) trung bình 11,2%/năm. Việc truyền



Hình 1.1: Mức tăng trưởng kép hàng năm CAGR của truyền ảnh vô tuyến [4]

ảnh chất lượng cao, độ tin cậy lớn luôn là yêu cầu cấp thiết trong nghiên cứu hiện nay.

Mạng truyền thông vô tuyến chuyển tiếp hợp tác CWRN (Cooperative Wireless Relay Network) [7] là một kiến trúc mạng hiệu quả, giúp tăng cường độ tin cậy, hiệu suất truyền dữ liệu, mở rộng vùng phủ sóng và giảm công suất tiêu thụ nhờ sự hợp tác giữa các trạm chuyển tiếp [8]. CWRN được áp dụng trong nhiều loại mạng [9], như mạng vô tuyến nhận thức CRN (Cognitive Radio Network), mạng cảm biến WSN (Wireless Sensor Network) và IoT (Internet of Things), đáp ứng yêu cầu kết nối trong môi trường động. Tuy nhiên, mạng này đối mặt với các thách thức về bảo mật, khi thông tin dễ bị nghe lén, và giới hạn băng thông, suy hao tín hiệu và yếu tố môi trường. Hiện nay, CWRN được nghiên cứu cho các ứng dụng trong 5G và phát triển cho mạng thế hệ thứ sáu 6G, tối ưu hóa băng thông, giảm độ trễ và cải thiện hiệu quả trong khu vực mật độ thiết bị cao [10, 11].

Từ những thách thức đã nêu, việc truyền ảnh chất lượng cao qua mạng CWRN là yêu cầu cấp thiết, đòi hỏi vừa đảm bảo độ tin cậy, chất lượng, vừa tối ưu băng thông trong điều kiện tài nguyên hạn chế. Do đó, thiết kế giao thức hiệu quả, cân bằng giữa các yếu tố này và thích ứng linh hoạt với môi trường mạng, là mục tiêu trọng tâm của luận án, hướng tới giải pháp cho các hệ thống truyền thông thế hệ mới.

1.2. MỤC TIÊU NGHIÊN CỨU

Mục tiêu nghiên cứu của luận án này là đề xuất, xây dựng và đánh giá một giao thức truyền tải hình ảnh có độ tin cậy cao được thiết kế đặc biệt cho môi trường mạng vô tuyến chuyển tiếp hợp tác CWRN với những ràng buộc về băng thông. Nghiên cứu này hướng đến việc kiến tạo một giải pháp hiệu quả, đảm bảo khả năng truyền dẫn hình ảnh chất lượng cao một cách tin cậy thông qua kênh truyền vô tuyến, đáp ứng nhu cầu ngày càng cao về chất lượng dịch vụ trong các ứng dụng truyền thông hình ảnh.

1.3. NHIỆM VỤ NGHIÊN CỨU

Để hiện thực hóa mục tiêu nghiên cứu đã đề ra, nghiên cứu sinh sẽ triển khai các

nhiệm vụ trọng tâm như sau:

Tiến hành tổng hợp và hệ thống hóa các cơ sở lý thuyết liên quan đến truyền thông vô tuyến hợp tác, các kỹ thuật xử lý ảnh nhằm giảm kích thước và nâng cao độ phân giải, các phương pháp bảo vệ ảnh an toàn, tiêu chí đánh giá chất lượng ảnh, kỹ thuật mã mạng ngẫu nhiên tuyến tính RLNC (Random Linear Network Coding), cùng với các phương pháp học sâu hiện đại.

Đề xuất và phát triển một giao thức truyền ảnh chất lượng cao với độ tin cậy lớn trên nền tảng mạng truyền thông vô tuyến hợp tác CWRN trong điều kiện kênh truyền AWGN. Đồng thời, đánh giá hiệu năng của giao thức đề xuất thông qua mô phỏng trên các mô hình kênh fading sử dụng phần mềm chuyên dụng MATLAB, kết hợp các kỹ thuật thu phân tập và phân tích toàn diện các yếu tố ảnh hưởng đến hiệu quả truyền ảnh của hệ thống.

1.4. ĐỐI TƯỢNG VÀ PHẠM VI NGHIÊN CỨU

1.4.1 Đối tượng nghiên cứu

Đối tượng nghiên cứu của luận án là giao thức truyền ảnh chất lượng cao có độ tin cậy cao trong môi trường mạng truyền thông vô tuyến hợp tác CWRN.

Trong đó, trọng tâm được đặt vào việc tích hợp các kỹ thuật tiên tiến như:

- **Xử lý ảnh:** Các phương pháp giảm kích thước dữ liệu (giảm kích thước ảnh), tăng cường độ phân giải ảnh, và bảo vệ tính toàn vẹn/bảo mật của dữ liệu ảnh trong quá trình truyền dẫn.
- **Mã mạng tuyến tính ngẫu nhiên RLNC:** Ứng dụng RLNC như một kỹ thuật cốt lõi để cải thiện hiệu quả sử dụng băng thông, tăng cường độ tin cậy và tiềm năng bảo mật trong môi trường truyền thông hợp tác.
- **Học sâu DL:** Khai thác các mô hình học sâu, đặc biệt là các kiến trúc mạng nơ-ron tích chập CNN (Convolutional Neural Networks), cho các tác vụ liên quan đến phục hồi và nâng cao chất lượng ảnh sau khi truyền qua các kênh truyền bị suy hao.

- **Mạng truyền thông vô tuyến hợp tác CWRN.**

1.4.2 Phạm vi nghiên cứu

Để đảm bảo tính tập trung, tính khả thi và chiều sâu của nghiên cứu, phạm vi của luận án được giới hạn một cách cụ thể như sau:

Về nội dung kỹ thuật: Luận án tập trung vào nghiên cứu, phát triển và đánh giá một giao thức truyền tải ảnh tích hợp kỹ thuật mã mạng RLNC, các phương pháp xử lý ảnh (thay đổi kích thước ảnh, tăng cường độ phân giải ảnh, bảo vệ ảnh), cùng các mô hình học sâu được thiết kế cho mục đích phục hồi và nâng cao chất lượng ảnh sau quá trình truyền dẫn.

Về kênh truyền và mô hình mạng: Luận án sẽ tiến hành mô hình hóa và đánh giá hiệu suất của hệ thống truyền dẫn trong môi trường kênh AWGN và các mô hình kênh fading tiêu biểu thường gặp trong truyền thông vô tuyến là kênh Rayleigh. Kiến trúc mạng truyền thông vô tuyến hợp tác CWRN được giới hạn ở các cấu trúc hợp tác gồm bốn nút tham gia vào quá trình truyền nhận dữ liệu (nguồn, đích, chuyển tiếp và nghe lén). Các kiến trúc CWRN phức tạp hơn với số lượng lớn nút hoặc tính di động cao không thuộc phạm vi nghiên cứu hiện tại.

Về công cụ và phương pháp đánh giá: Các thuật toán và giao thức được đề xuất sẽ được mô phỏng và đánh giá hiệu suất thông qua việc sử dụng phần mềm mô phỏng chuyên dụng MATLAB. Các kết quả đánh giá sẽ dựa trên các chỉ tiêu đánh giá (metric) định lượng về chất lượng hình ảnh (ví dụ: PSNR, SSIM).

Về dữ liệu: Nghiên cứu sẽ áp dụng và đánh giá giao thức trên các bộ dữ liệu ảnh tĩnh tiêu chuẩn RGB (ảnh màu) IAPR TC-12 [12] được công khai thường được sử dụng trong lĩnh vực xử lý ảnh và học sâu.

Luận án không xem xét đến việc truyền tải dữ liệu video hoặc các loại ảnh chuyên biệt có đặc thù riêng như ảnh y tế hoặc ảnh viễn thám.

1.5. TỔNG QUAN TÌNH HÌNH NGHIÊN CỨU

Để truyền ảnh chất lượng cao qua mạng vô tuyến có băng thông hạn chế và độ an

toàn thấp, cần giải quyết các yêu cầu kỹ thuật sau:

- **Giảm dung lượng ảnh:** giảm kích thước hoặc nén ảnh để tiết kiệm băng thông.
- **Bảo vệ dữ liệu:** mã hóa ảnh để chống nghe lén và tăng độ tin cậy.
- **Khôi phục ảnh:** xử lý tín hiệu suy hao và nhiễu để cải thiện chất lượng ảnh nhận.
- **Cân bằng hiệu suất:** tối ưu hóa giữa chất lượng ảnh và băng thông sử dụng.

Sau đây sẽ trình bày một số nghiên cứu liên quan đến nội dung của luận án.

1.5.1 Truyền ảnh qua mạng vô tuyến

Trong bối cảnh mạng truyền thông không dây có băng thông hạn chế và đặc tính kênh truyền không ổn định, nhiều nghiên cứu đã đề xuất các giải pháp tối ưu hóa truyền tải ảnh nhằm nâng cao hiệu suất và chất lượng tái tạo. Các hướng tiếp cận bao gồm nén ảnh theo khối và chỉ truyền các phần có thay đổi [13, 14], áp dụng kỹ thuật nén cảm biến kết hợp mã hóa kênh JSCC (Joint Source–Channel Coding) để giảm dữ liệu và tăng độ tin cậy truyền dẫn [15, 16] để truyền ảnh qua mạng LoRa (Long Range) và LPWAN (Low Power Wide Area Network). Đáng chú ý, các mô hình học sâu tích hợp đã được phát triển [17-21], cho phép thực hiện đồng thời mã hóa nguồn và kênh mà không cần thông tin chi tiết về đặc tính kênh, đồng thời có thể tận dụng phản hồi từ phía thu để nâng cao chất lượng ảnh trong điều kiện kênh truyền thay đổi động. Bên cạnh đó, các nghiên cứu [22, 23] khai thác hiệu quả các kỹ thuật tiên tiến như MC-CDMA (Multi-Carrier Code Division Multiple Access), OFDMA (Orthogonal Frequency Division Multiplexing) cùng với các phép biến đổi DFT (Discrete Fourier Transform), DCT (Discrete Cosine Transform), DST (Discrete Sine Transform) để giảm nhiễu, tối ưu băng thông và cải thiện khả năng chống lại fading và giao thoa trong môi trường truyền đa đường. Những hướng tiếp cận này góp phần quan trọng vào việc xây dựng hệ thống truyền ảnh thông minh, thích ứng và hiệu quả cho các ứng dụng giám sát và IoT hiện đại. Các giải pháp này chủ yếu ứng dụng trong giám sát nông nghiệp, môi trường và IoT, nơi cần truyền ảnh dung lượng thấp qua mạng không dây tiết kiệm năng lượng.

1.5.2 Truyền ảnh an toàn

Nhằm đảm bảo an toàn cho hình ảnh và dữ liệu truyền qua mạng, nhiều kỹ thuật đã được nghiên cứu và phát triển để đáp ứng các yêu cầu về tính xác thực, bảo mật và toàn vẹn thông tin [24, 25]. Các giải pháp phổ biến bao gồm mã hóa, thủy ấn và kỹ thuật giấu thông tin, nhằm đối phó với các nguy cơ như truy cập trái phép, tấn công từ chối dịch vụ (DoS), hoặc can thiệp bất hợp pháp vào dữ liệu. Các thuật toán như RSA (Rivest–Shamir–Adleman) [26, 27], bản đồ hỗn loạn Henon (Henon Map) [36], mã hóa ảnh dựa trên công thức "Brahmagupta Bhaskara" [28], DES (Data Encryption Standard) và AES (Advanced Encryption Standard) [29-32] đã được áp dụng hiệu quả trong các hệ thống mạng cảm biến không dây (WSN), LTE và ứng dụng IoT, đặc biệt trong lĩnh vực y tế và quốc phòng. Ngoài ra, các nghiên cứu còn đề xuất kỹ thuật thủy ấn để nhúng mã xác thực hoặc thông tin bệnh nhân vào ảnh y khoa như CT (Computed Tomography), MRI (Magnetic Resonance Imaging) và MRA (Magnetic Resonance Angiography), giúp tăng độ tin cậy và duy trì liên kết dữ liệu [33, 34]. Với dữ liệu sinh trắc, phương pháp steganography được sử dụng để ẩn thông tin vào ảnh bình thường, nâng cao tính bảo mật và hiệu quả truyền dữ liệu trong các mạng WSN có tài nguyên hạn chế [35, 36]. Mã hóa bảo vệ thông tin một cách hiệu quả, nhưng đòi hỏi các thuật toán phức tạp và quy trình quản lý khóa chặt chẽ. Thủy ấn chủ yếu được sử dụng để xác minh nguồn gốc và bảo vệ bản quyền, trong khi phương pháp ẩn thông tin (steganography) có giới hạn về lượng dữ liệu có thể giấu. Mỗi phương pháp đều có những ưu điểm và hạn chế riêng, phù hợp với từng yêu cầu bảo mật khác nhau.

1.5.3 Kỹ thuật tăng cường độ phân giải ảnh bằng học sâu

Kỹ thuật tăng cường độ phân giải ảnh ISR (Image Super-Resolution) nhằm tái tạo ảnh độ phân giải cao từ ảnh đầu vào độ phân giải thấp, với ứng dụng rộng rãi trong y tế, giám sát, ảnh vệ tinh và thị giác máy tính. Các phương pháp truyền thống như nội suy tuyến tính, nội suy bậc ba và nội suy gần nhất có ưu điểm đơn giản, nhanh nhưng thường không bảo toàn chi tiết ảnh. Gần đây, các mô hình ISR học sâu dựa trên ba

kiến trúc: CNN, Mạng Đối Kháng Tạo Sinh GAN (Generative Adversarial Network) và mạng Transformer. ISR dùng kiến trúc CNN có ưu điểm nhanh, dễ huấn luyện, phù hợp với ứng dụng thời gian thực gồm các hệ thống như SRCNN (Super-Resolution Convolutional Neural Network) [37], FSRCNN (Super-Resolution Convolutional Neural Network) [38], DRCN (Deeply-Recursive Convolutional Network) [39], VDSR (Very Deep Super Resolution) [40], MDSR (Multi-scale Deep Super-Resolution system) [41], SRDenseNet (Super-Resolution in DenseNet) [42], và RDN (Residual Dense Network for Image Super-Resolution) [43]. ISR sử dụng kiến trúc GAN cho phép tái tạo chi tiết ảnh sắc nét, phù hợp các ảnh tự nhiên ứng dụng trong việc chỉnh sửa và nâng cấp ảnh gồm các hệ thống như SRGAN (Super-Resolution Generative Adversarial Network) [44], ESRGAN (Enhanced Super-Resolution Generative Adversarial Networks) [45]. ISR với kiến trúc mạng Transformer có nhiều ưu điểm trong mô hình hóa mối quan hệ toàn cục, giữ được chi tiết và cấu trúc ảnh phức tạp nhưng thường nặng và cần nhiều tài nguyên và gồm một số hệ thống tiêu biểu như SwinIR (Image Restoration Using Swin Transformer) [46], TTSR (Texture Transformer Network for Image Super-Resolution) [47]. Trong các mô hình ISR học sâu, VDSR thường được chọn do sử dụng mạng nơ-ron tích chập sâu với 20 lớp trọng số, học phần dư và tốc độ học cao để tăng chất lượng ảnh và tốc độ hội tụ. Các kết quả thực nghiệm cho thấy mô hình này vượt trội so với phương pháp truyền thống, đặc biệt về độ chính xác và chi tiết ảnh phục hồi và không yêu cầu kiến trúc phức tạp như GAN hay Transformer, dễ cài đặt và huấn luyện.

1.5.4 Mã mạng tuyến tính ngẫu nhiên nâng cao độ tin cậy truyền thông

RLNC [48] là phương pháp mã hóa mạng kết hợp tuyến tính ngẫu nhiên các gói dữ liệu tại các trạm mạng trước khi truyền đến đích. Kỹ thuật này cải thiện hiệu suất truyền tải, tối ưu băng thông và tăng độ tin cậy. Đồng thời, RLNC mã hóa ngẫu nhiên giúp bảo mật dữ liệu, chỉ cho phép trạm thu hợp lệ giải mã và tái tạo dữ liệu gốc.

RLNC đã được nghiên cứu trong [49] được coi như một cơ chế mã hóa tự nhiên, nơi mà quá trình trộn dữ liệu ngẫu nhiên trên các trạm phát làm tăng cường tính bảo

mật của hệ thống hạn chế khả năng trích xuất thông tin của các trạm nghe lén khi thông tin thu được hạn chế. RLNC trong [50] được tích hợp trong các hệ thống phát trực tuyến video nhằm tối ưu hóa việc mã hóa và bảo toàn chất lượng nội dung. Nó đặc biệt hữu ích trong các mạng LTE/4G và các hệ thống truyền phát video di động, nơi có sự hạn chế về băng thông và sự cố trễ mạng. Độ tin cậy của RLNC trong truyền thông đa hướng (multicast) trong mạng không dây thông qua việc xây dựng các ma trận mã hóa với tính chất tuyến tính ngẫu nhiên được nghiên cứu trong [51]. Việc áp dụng và triển khai mã mạng RLNC được trình bày cả lý thuyết cơ bản và ứng dụng thực tế [52], như việc sử dụng RLNC cho truyền tải dữ liệu hiệu quả và đáng tin cậy qua các mạng truyền thông không dây, lưu trữ phân tán và truyền tải đa phương tiện. Nghiên cứu cũng chỉ ra rằng RLNC có thể tăng cường độ tin cậy của dữ liệu, giảm việc truyền lại và tối ưu hóa băng thông, đặc biệt trong giao tiếp đa điểm.

1.6. HƯỚNG TIẾP CẬN VÀ PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

Trong phần này, nghiên cứu sinh trình bày cụ thể về hướng tiếp cận và phương pháp nghiên cứu của luận án cụ thể như sau:

1.6.1 Hướng tiếp cận

Luận án này triển khai hướng tiếp cận nghiên cứu đa ngành, kết hợp kiến thức từ các lĩnh vực truyền thông vô tuyến hợp tác, xử lý ảnh số, mã hóa mạng tuyến tính ngẫu nhiên RLNC và kỹ thuật học sâu DL. Hướng tiếp cận này giúp tối ưu hóa toàn diện quá trình truyền ảnh qua môi trường mạng không dây có đặc tính thay đổi, không ổn định và nhiễu đa dạng. Trong đó, ảnh đầu vào được xử lý nhằm giảm kích thước trước khi truyền, góp phần tối ưu hóa băng thông và giảm dung lượng dữ liệu cần truyền tải. Kỹ thuật mã mạng tuyến tính ngẫu nhiên RLNC được áp dụng để tăng cường độ tin cậy của quá trình truyền và giảm thiểu tổn thất dữ liệu do ảnh hưởng của môi trường kênh. Tại phía thu, mô hình học sâu được sử dụng để phục hồi ảnh và nâng cao chất lượng hình ảnh đã bị suy giảm trong quá trình truyền dẫn qua kênh vô tuyến nhiễu loạn và biến thiên.

1.6.2 Phương pháp nghiên cứu

Luận án sử dụng một tổ hợp các phương pháp nghiên cứu khoa học, bao gồm:

Nghiên cứu lý thuyết: Tổng hợp, phân tích và hệ thống hóa tài liệu khoa học về xử lý ảnh, RLNC, mạng vô tuyến và học sâu để xây dựng cơ sở lý thuyết.

Mô hình hóa và thiết kế hệ thống: Xây dựng mô hình toán học mô tả quá trình truyền ảnh và thiết kế kiến trúc giao thức tích hợp cho mạng CWRN.

Mô phỏng thực nghiệm số: Triển khai mô hình và giao thức trên MATLAB, thực hiện mô phỏng với bộ dữ liệu ảnh chuẩn IAPR TC-12 [12] và các mô hình kênh truyền thực tế (AWGN, Rayleigh) để đánh giá hiệu năng.

Đánh giá và phân tích kết quả: Sử dụng các chỉ số định lượng khách quan PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity Index Measure) và phương pháp thống kê để phân tích hiệu quả giao thức đề xuất.

1.7. Ý NGHĨA KHOA HỌC VÀ THỰC TIỄN CỦA ĐỀ TÀI NGHIÊN CỨU

Luận án góp phần mở rộng cơ sở lý thuyết về truyền thông vô tuyến hợp tác CWRN thông qua việc đề xuất một giao thức truyền ảnh mới, kết hợp hiệu quả các lĩnh vực: xử lý ảnh số, mã hóa mạng tuyến tính ngẫu nhiên (RLNC) và tăng cường độ phân giải bằng học sâu ISR. Việc tích hợp các kỹ thuật này không chỉ tạo nên một mô hình truyền ảnh có khả năng thích ứng với điều kiện kênh truyền biến động mà còn làm rõ vai trò của các thành phần trong việc đảm bảo chất lượng và độ tin cậy truyền dữ liệu ảnh. Các mô hình toán học, biểu thức lý thuyết và kết quả mô phỏng trong luận án giúp củng cố lý luận về hiệu suất truyền ảnh qua kênh AWGN và fading, từ đó đóng góp vào kho tàng tri thức khoa học trong các lĩnh vực truyền thông không dây và học máy ứng dụng.

Kết quả nghiên cứu có thể áp dụng trực tiếp vào các hệ thống truyền ảnh trong môi trường không dây có tính chất bất ổn định như: truyền ảnh từ UAV (Unmanned Aerial Vehicle), camera giám sát từ xa, mạng cảm biến ảnh không dây WISN (Wireless Image Sensor Network), hệ thống cảnh báo sớm trong nông nghiệp thông

minh hoặc các ứng dụng IoT (Internet of Things) yêu cầu truyền tải hình ảnh chất lượng cao với băng thông giới hạn cũng như các ứng dụng trong y tế và quân sự.

Công bố khoa học từ nghiên cứu: Kết quả nghiên cứu của luận án đã được công bố trên các tạp chí quốc tế uy tín:

- **Journal of Electronics (MDPI):** Một tạp chí thuộc danh mục SCIE (Q2).
- **EAI Endorsed Transactions on Industrial Networks and Intelligent Systems:** Thuộc danh mục SCOPUS (Q3).

Ngoài ra, nghiên cứu cũng được trình bày tại hội nghị quốc tế **2024 International Conference on Advanced Technologies for Communications (ATC)**, góp phần khẳng định chất lượng và tính ứng dụng của giao thức đề xuất trong cộng đồng khoa học quốc tế.

1.8. BỐ CỤC LUẬN ÁN

Luận án gồm 5 chương, trình bày về giao thức truyền ảnh tin cậy trong mạng vô tuyến chuyển tiếp hợp tác.

Chương 1: Mở đầu, nêu lý do chọn đề tài, tính cấp thiết, vấn đề cần giải quyết, mục tiêu, nhiệm vụ, đối tượng và phương pháp nghiên cứu.

Chương 2: Cơ sở lý thuyết về mạng CWRN, xử lý ảnh, mã mạng và học sâu.

Chương 3: Đề xuất giao thức truyền ảnh tin cậy (SCR) cho mô hình CWRN có nghe lén, mô phỏng và đánh giá độ tin cậy trong kênh AWGN, phân tích ảnh hưởng của các kênh.

Chương 4: Mở rộng đánh giá hiệu năng SCR trong kênh fading Rayleigh, xét ảnh hưởng của vị trí trạm chuyển tiếp, tổn hao kênh và kỹ thuật thu phân tập.

Chương 5: Kết luận, tổng hợp kết quả, khẳng định giá trị khoa học và ứng dụng, đồng thời đề xuất hướng phát triển tiếp theo.

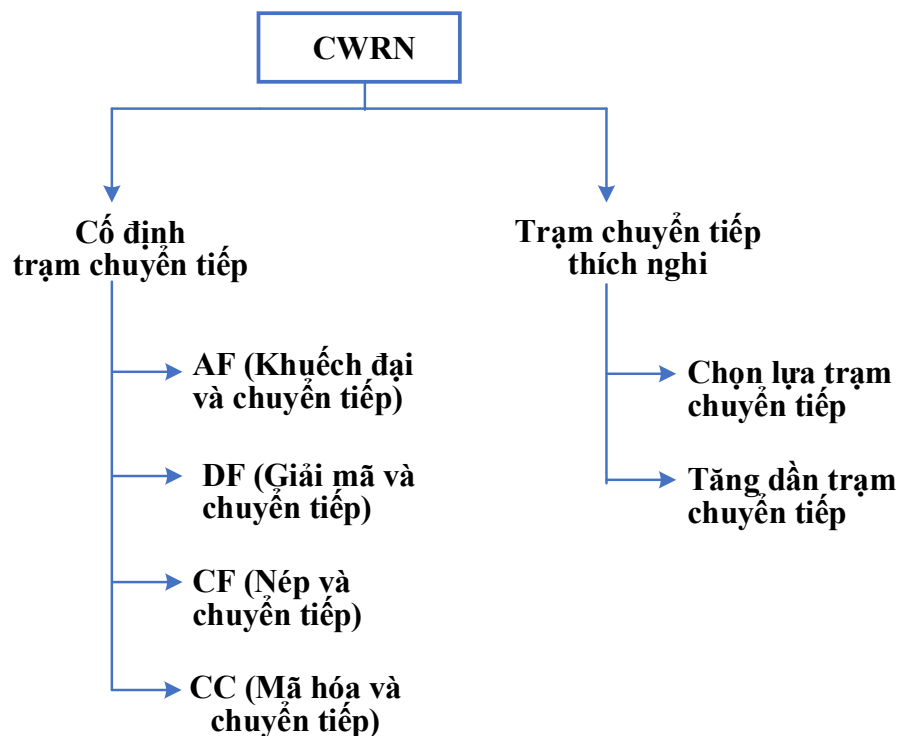
Nội dung luận án được thiết kế logic, liên kết chặt chẽ và đảm bảo tính khoa học, hệ thống.

CHƯƠNG 2. CƠ SỞ LÝ THUYẾT

Chương này tóm tắt nền tảng lý thuyết cho đề tài. Trước hết là các kiến thức về hệ thống truyền thông vô tuyến chuyển tiếp hợp tác, đặc điểm kênh truyền, kỹ thuật cân bằng và phân tập. Tiếp theo là các kỹ thuật xử lý ảnh như nén ảnh, thay đổi kích thước, khử nhiễu, hợp nhất ảnh và bảo vệ ảnh. Phần tiếp theo trình bày tổng quan về mã mạng, đặc biệt là mã mạng tuyến tính ngẫu nhiên (RLNC) và biểu diễn đại số của mã mạng tuyến tính. Cuối cùng, chương giới thiệu các kỹ thuật học sâu, tập trung vào mạng nơ-ron tích chập (CNN) và quy trình triển khai mô hình học sâu trong xử lý ảnh.

2.1. HỆ THỐNG VÔ TUYẾN CHUYỂN TIẾP HỢP TÁC

Kỹ thuật truyền thông vô tuyến hợp tác CWRN được quan tâm nhờ khả năng nâng cao hiệu suất, giảm công suất phát, mở rộng phạm vi và tăng cường bảo mật lớp vật lý bằng cách hạn chế nghe lén qua các trạm chuyển tiếp [9, 53]. Dựa vào cách xử lý tín hiệu tại trạm chuyển tiếp, các giao thức hợp tác được phân thành cơ chế chuyển tiếp cố định và thích nghi như Hình 2.1 [9, 53].



Hình 2.1: Phân loại các giao thức CWRN

Giao thức trạm chuyển tiếp cố định hoạt động liên tục, trong khi giao thức chuyển tiếp thích nghi điều chỉnh, chọn lựa trạm chuyển tiếp theo tình trạng kênh, SNR hay xác suất dừng để tối ưu hiệu suất. Việc phân loại này giúp chọn giao thức phù hợp, cân bằng giữa hiệu năng và chi phí. Các phương pháp hợp tác như khuếch đại và truyền tiếp AF (Amplify and Forward), giải mã và truyền tiếp DF (Decode and Forward), Nén và chuyển tiếp CF (Compress and Forward) và Mã hóa và hợp tác CC (Coded Cooperation) thường dùng hai pha trực giao, tổ chức theo phân chia thời gian TDMA (Time Division Multiple Access) hoặc phân chia tần số FDMA (Frequency Division Multiple Access) để tránh giao thoa và nhiễu.

Truyền thông vô tuyến hợp tác CWRN được thực hiện qua hai pha:

Pha 1: Nguồn phát tín hiệu đến đích và trạm chuyển tiếp, nơi tín hiệu được xử lý theo các phương pháp: AF, DF, CF, hoặc CC. Quá trình này chuẩn bị cho pha sau, giúp nâng cao hiệu suất và duy trì chất lượng tín hiệu.

$$r_{SD} = \sqrt{P}h_{SD}s + n_{SD} \quad (2.1)$$

$$r_{SR} = \sqrt{P}h_{SR}s + n_{SR} \quad (2.2)$$

trong đó s tín hiệu được phát từ trạm nguồn với công suất phát P , truyền đồng thời đến trạm đích và trạm chuyển tiếp; r_{SD} , r_{SR} là tín hiệu nhận tại trạm đích và trạm chuyển tiếp; h_{SD} , h_{SR} là hệ số fading giữa trạm nguồn – trạm đích và trạm nguồn - trạm chuyển tiếp; n_{SD} , n_{SR} là nhiễu AWGN tại trạm đích và trạm chuyển tiếp.

Pha 2: Trạm chuyển tiếp xử lý tín hiệu nhận từ nguồn và truyền đến đích. Cách xử lý phụ thuộc giao thức (AF, DF, CF, CC), giúp tối ưu hiệu suất và chống fading, nhiễu.

$$r_{RD} = h_{RD}Q(r_{SR}) + n_{RD} \quad (2.3)$$

Trong đó, $Q(r_{SR})$ hàm xử lý tùy theo giao thức, h_{RD} , n_{RD} là hệ số kênh và nhiễu tại đích được xác định theo giao thức. Ví dụ, với AF, tín hiệu được khuếch đại theo hệ số khuếch đại công suất δ . Công thức (2.3) trở thành

$$r_{RD} = h_{RD} \sqrt{\delta} r_{SR} + n_{RD} \quad (2.4)$$

Tóm tắt đặc điểm các giao thức:

- AF: Đơn giản, tiết kiệm băng thông nhưng dễ nhiễu.
- DF: Giảm nhiễu, tin cậy hơn nhưng tính toán nặng.
- CF: Tối ưu băng thông, giảm nhiễu nhưng phức tạp và trễ.
- CC: Nâng cao độ tin cậy, tối ưu băng thông nhưng yêu cầu đồng bộ cao..

Khi trạm chuyển tiếp cố định, môi trường có thể gây gián đoạn kết nối và giảm chất lượng tín hiệu, làm giảm hiệu quả phân tập. Giải pháp chọn trạm chuyển tiếp thích nghi (adaptive relaying) giúp cải thiện tình hình. Tiêu chí chọn trạm chuyển tiếp có thể dựa trên tỷ số SNR tức thời, như trong các nghiên cứu [54, 55], hoặc yêu cầu SNR vượt qua ngưỡng nhất định [56]. Trạm chuyển tiếp cũng có thể được chọn dựa trên yêu cầu phục vụ khi kênh trực tiếp từ trạm nguồn đến trạm đích kém chất lượng. Nếu tín hiệu pha 1 đã được khôi phục tốt, trạm chuyển tiếp sẽ không tham gia pha 2.

2.1.1 Đặc điểm kênh truyền vô tuyến

Kênh truyền vô tuyến đóng vai trò quan trọng trong các hệ thống thông tin không dây và có nhiều đặc điểm kỹ thuật cần được hiểu rõ để thiết kế các hệ thống hiệu quả. Dưới đây là tóm tắt chi tiết các đặc điểm chính của kênh truyền vô tuyến:

- **Fading đa đường khi kể đến tổn hao:** Xảy ra khi tín hiệu đến máy thu qua nhiều đường (N đường) khác nhau biểu thức tín hiệu nhận tại trạm thu được mô tả như sau [57, 58]:

$$r(t) = \sum_{i=1}^N h_i(t) \sqrt{PL(d_i)} s(t - \tau_i) + n(t) \quad (2.5)$$

trong đó: $r(t)$ là tín hiệu nhận được, $h_i(t) = h_i e^{j\phi_i}$ là đáp ứng kênh truyền của đường thứ i^{th} với h_i là biên độ tín hiệu và ϕ_i là pha tín hiệu, $\sqrt{PL(d_i)}$ thể hiện sự suy giảm biên độ của tín hiệu do khoảng cách giữa bộ phát và bộ thu của đường

d_i , $PL(d_i) = 10^{-PL_{dB}(d_i)/10}$ là suy hao được mô hình hóa sử dụng mô hình tổn hao trong không gian tự do (Free-Space) [58, 59] với sự ảnh hưởng của địa hình, tần số và môi trường xung quanh, τ_i là trễ thời gian trên đường thứ i^{th} , $n(t)$ là nhiễu cộng AWGN. Khi tín hiệu truyền trong môi trường phức tạp, truyền đa đường NLOS (Non-Line-of-Sight) thì h_i có phân bố Rayleigh và được gọi là fading Rayleigh [58].

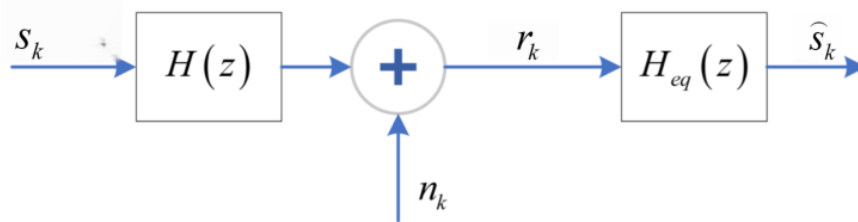
- **Fading phẳng:** Kênh truyền giữa trạm phát và trạm thu chỉ bao gồm một tia duy nhất không còn hiện tượng trễ tín hiệu do đó phép tích chập giữa tín hiệu phát và đáp ứng kênh truyền fading được đơn giản hóa thành phép nhân. Biểu thức (2.5) được viết thành:

$$r(t) = h(t)\sqrt{PL(d)}s(t) + n(t) \quad (2.6)$$

2.1.2 Kỹ thuật cân bằng

Kênh vô tuyến được mô hình hóa như bộ lọc tuyến tính với băng thông giới hạn, đặc trưng bởi đáp ứng xung $h(t)$ và đáp ứng tần số $H(f) = |H(f)|e^{j\angle H(f)}$. Để đảm bảo tín hiệu truyền qua kênh không bị méo, các điều kiện lý tưởng cần thỏa mã yêu cầu đáp ứng biên độ hằng số và pha tuyến tính để tránh méo tín hiệu. Trong thực tế, không đạt được hai điều kiện này gây ra méo biên độ, méo pha và nhiễu xuyên ký tự ISI (Inter-Symbol Interference), làm giảm khả năng giải mã. Bộ cân bằng, như cân bằng tuyến tính lý tưởng ZF (Zero Forcing) như công thức (2.7), được dùng để giảm ISI và cải thiện chất lượng tín hiệu.

$$H_{eq}(f) = \frac{1}{H(f)} \quad \forall f \in \text{dải thông của tín hiệu} \quad (2.7)$$



Hình 2.2: Sơ đồ nguyên lý bộ cân bằng

Với tín hiệu dưới dạng chuỗi rời rạc, biến đổi Z được dùng để phân tích. Bộ cân bằng tuyến tính lý tưởng trong không gian Z được xác định qua đáp ứng tần số của hệ thống và được biểu diễn như sau:

$$H_{eq}(Z) = \frac{1}{H(Z)} \quad (2.8)$$

Bộ cân bằng tuyến tính lý tưởng loại bỏ hoàn toàn ISI trong điều kiện lý tưởng, nhưng không giảm được nhiễu AWGN. Kỹ thuật MMSE (Minimum Mean Square Error) [57, 58] khắc phục nhược điểm này bằng cách tối ưu hóa để triệt tiêu ISI và giảm thiểu nhiễu AWGN, cải thiện hiệu suất hệ thống trong điều kiện thực tế. Nguyên tắc cơ bản của kỹ thuật này là tìm các hệ số của bộ cân bằng sao cho giá trị trung bình của bình phương sai biệt giữa tín hiệu nhận được và tín hiệu mong muốn tại đầu ra được tối thiểu hóa.

$$\min_{\mathbf{h}_{\text{MMSE}}} (MSE) = \min_{\mathbf{h}_{\text{MMSE}}} \mathbb{E}(\varepsilon_k^2) = \min_{\mathbf{h}_{\text{MMSE}}} \mathbb{E}((s_k - \hat{s}_k)^2) \quad (2.9)$$

Ngoài các phương pháp cân bằng tuyến tính truyền thống, các kỹ thuật như cân bằng hồi tiếp DFE (Decision Feedback Equalizer) [58] và cân bằng thích nghi [60] giúp cải thiện chất lượng hệ thống vô tuyến trong kênh truyền phức tạp. DFE dùng bộ lọc tuyến tính và hồi tiếp để triệt tiêu ISI, trong khi cân bằng thích nghi [60] tự điều chỉnh tham số dựa trên kênh truyền bằng thuật toán LMS (Least Mean Square) hoặc RLS (Recursive Least Squares).

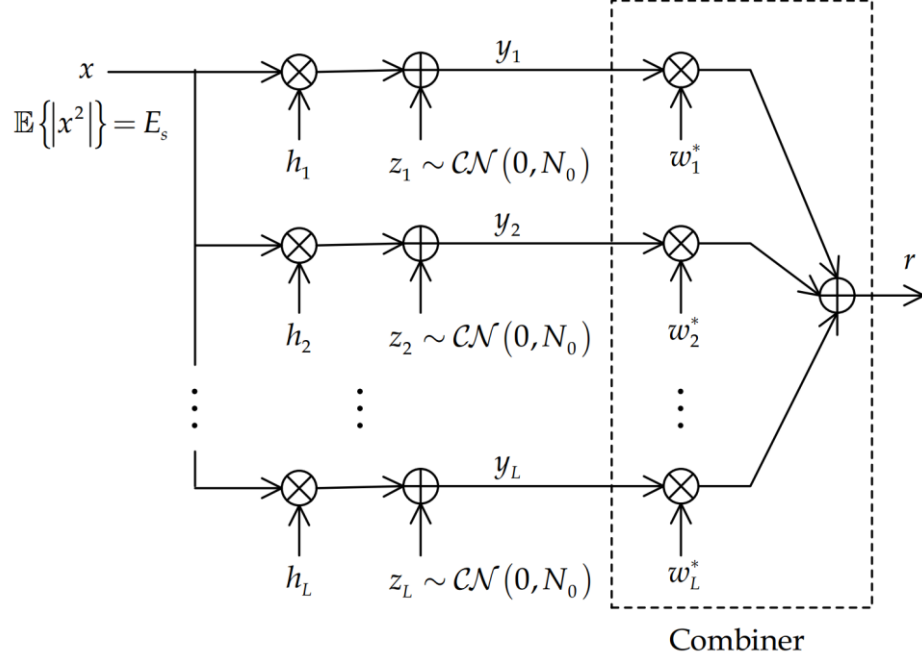
2.1.3 Kỹ thuật phân tập

Phân tập trong truyền thông vô tuyến [57-59] giúp cải thiện hiệu suất trong kênh suy hao hoặc fading bằng cách truyền tín hiệu qua nhiều đường độc lập, tăng khả năng khôi phục tín hiệu. Có nhiều phương pháp phân tập khác nhau như: phân tập tần số, thời gian, phân cực mỗi loại có ưu điểm riêng, trong đó phổ biến nhất là phân tập không gian.

- **Phân tập không gian:** Phát tín hiệu qua nhiều anten phát/thu, giảm fading và

nâng cao độ tin cậy, được ứng dụng rộng rãi nhờ hiệu quả cao.

- **Thu phân tập:** Kết hợp tín hiệu từ nhiều anten bằng kỹ thuật như chọn nhánh SC (selection combining) hoặc kết hợp tỷ lệ (ratio combining), tối ưu hóa tín hiệu thu và giảm nhiễu.



Hình 2.3: Sơ đồ bộ thu phân tập

Mô hình bộ thu phân tập bao gồm L nhánh tín hiệu, như được minh họa trong Hình 2.3. Tín hiệu thu được sau khi kết hợp từ các nhánh tín hiệu này có thể được biểu diễn theo công thức tổng quát sau:

$$r = \left(\sum_{l=1}^L w_l^* h_l \right) x + \sum_{l=1}^L w_l^* z_l \quad (2.10)$$

Tỷ số SNR ở ngõ ra của bộ kết hợp là

$$\gamma = \frac{\left| \sum_{l=1}^L w_l^* h_l \right|^2}{\sum_{l=1}^L |w_l|^2} \frac{E_s}{N_0} \quad (2.11)$$

Các tín hiệu từ các nhánh sẽ được kết hợp theo các phương pháp như chọn nhánh SC, kết hợp đồng pha EGC (Equal Gain Combining), hoặc kết hợp cực đại tỷ số SNR

MRC (Maximum Ratio Combining), tùy thuộc vào phương pháp cụ thể được sử dụng trong hệ thống.

Với kỹ thuật thu kết hợp cực đại tỷ số SNR, MRC, máy thu muốn cực đại tỷ số SNR. Ta có theo bất đẳng thức Cauchy-Schwarz,

$$\gamma = \frac{\left| \sum_{l=1}^L w_l^* h_l \right|^2}{\sum_{l=1}^L |w_l|^2} \frac{E_s}{N_0} \leq \frac{\sum_{l=1}^L |w_l|^2 \sum_{l=1}^L |w_l|^2}{\sum_{l=1}^L |w_l|^2} \frac{E_s}{N_0} \text{ dấu bằng xảy ra khi và chỉ khi thỏa công}$$

thức (2.12), trong đó C là hằng số. Để tối đa hóa tỷ số tín hiệu trên nhiễu SNR trong kỹ thuật thu phân tập MRC. Các hệ số của bộ kết hợp này có thể được xác định theo công thức (2.12).

$$w_l = ch_l, \quad l = 1, 2, \dots, L \quad (2.12)$$

Trong kỹ thuật thu EGC, máy thu kết hợp các tín hiệu với hệ số đồng đều, không phân biệt trọng số giữa các nhánh, theo công thức (2.13).

$$\begin{aligned} w_l &= \angle h_l, \quad l = 1, 2, \dots, L \\ w_l^* h_l &= |h_l| \end{aligned} \quad (2.13)$$

Trong kỹ thuật thu SC, máy thu chọn nhánh có SNR lớn nhất để phục hồi tín hiệu, các nhánh khác không tham gia xử lý. Hệ số kết hợp của nhánh được chọn là 1, các nhánh còn lại bằng 0, theo công thức (2.14).

$$w_l = \begin{cases} 1 & \gamma_k = \max \{ \gamma_l \} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.14)$$

Thông qua việc áp dụng các kỹ thuật phân tập, các hệ thống vô tuyến có thể giảm thiểu hiệu quả các hiện tượng suy hao và fading, giúp duy trì chất lượng tín hiệu ổn định trong môi trường truyền thông phức tạp.

2.2. KỸ THUẬT XỬ LÝ ẢNH

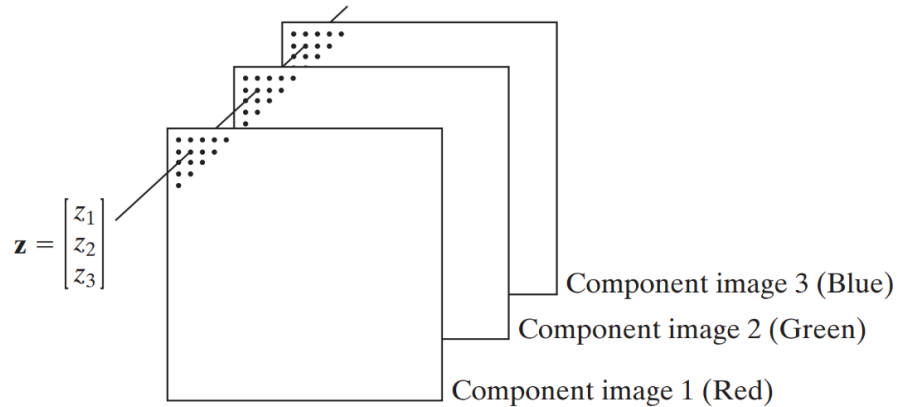
Ảnh màu số ngày càng phổ biến và quan trọng trong các lĩnh vực như y khoa, quân sự, công nghệ robot, ảnh vệ tinh và truyền thông mạng xã hội [6, 61, 62]. Các

ứng dụng này đòi hỏi hình ảnh chất lượng cao, nén dữ liệu hiệu quả và bảo mật tốt để đảm bảo lưu trữ, truyền tải nhanh chóng và bảo vệ thông tin nhạy cảm.

Ảnh số được biểu diễn như một hàm hai chiều $f(x, y)$, trong đó mỗi điểm ảnh (pixel) xác định bằng cặp chỉ số hàng x và chỉ số cột y , mang giá trị cường độ hoặc thành phần màu, thể hiện qua ma trận như công thức (2.15).

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \cdots & f(0, N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \cdots & f(1, N-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \cdots & f(M-1, N-1) \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

Ảnh số được chia thành các điểm ảnh, biểu diễn bằng ma trận $M \times N$ chứa giá trị cường độ hoặc độ sáng tại từng vị trí. Độ phân giải càng cao, số điểm ảnh càng lớn, tái tạo ảnh chi tiết hơn.



Hình 2.4: Mô hình ảnh màu RGB

Với ảnh màu, mỗi điểm ảnh gồm ba giá trị cường độ của ba màu cơ bản: đỏ (Red), xanh lá (Green) và xanh dương (Blue) theo mô hình RGB. Mỗi giá trị từ 0 đến 255, tạo hơn 16 triệu màu sắc cho ảnh kiểu Uint8 hoặc có giá trị trong khoảng $[0,1]$ cho ảnh kiểu thực (double). Ảnh màu được biểu diễn dưới dạng ma trận ba chiều (công thức (2.16)), mỗi chiều tương ứng với một thành phần màu. Mọi màu sắc có thể được tạo ra từ ba màu cơ bản (đỏ, xanh lá, xanh dương) với các tỷ lệ phù hợp, và nhờ vào sự kết hợp này, ảnh màu có thể được biểu diễn dưới dạng ma trận ba chiều, trong đó

mỗi chiều tương ứng với một thành phần màu.

$$z = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ z_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_1(x, y) \\ f_2(x, y) \\ f_3(x, y) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_R(x, y) \\ f_G(x, y) \\ f_B(x, y) \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

2.2.1 Kỹ thuật nén ảnh (Image Compressor)

Nén ảnh là quá trình giảm kích thước tệp ảnh để tiết kiệm không gian lưu trữ và băng thông mà vẫn duy trì chất lượng chấp nhận được. Có hai loại chính:

- **Nén không mất dữ liệu (lossless):** Khôi phục hoàn toàn dữ liệu ban đầu sau giải nén, sử dụng các phương pháp như RLE (Run-Length Encoding), Huffman Coding và LZW (Lempel-Ziv-Welch).
- **Nén mất dữ liệu (lossy):** Loại bỏ các bit ít thông tin, giảm kích thước tệp nhưng có thể ảnh hưởng đến chất lượng ảnh, với các kỹ thuật nổi bật như JPEG và mã chuyển dạng (Transform Coding).

Các định dạng ảnh phổ biến như GIF, PNG, BMP, JBIG2 và JPEG được phát triển dựa trên các kỹ thuật nén này. Nén ảnh có ứng dụng rộng rãi trong truyền tải, lưu trữ dữ liệu và xử lý hình ảnh, với mỗi phương pháp phù hợp tùy theo yêu cầu về chất lượng và dung lượng.

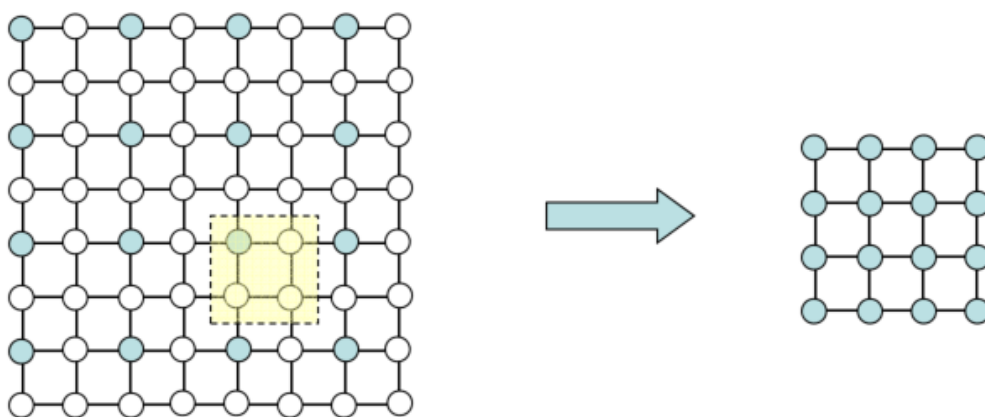
2.2.2 Kỹ thuật thay đổi kích thước ảnh (Image Resizing)

Hình ảnh ngày nay được hiển thị trên nhiều thiết bị với kích thước và độ phân giải đa dạng như máy tính, điện thoại, hay máy chiếu. Điều chỉnh độ phân giải phù hợp không chỉ đảm bảo chất lượng hiển thị tối ưu mà còn nâng cao trải nghiệm người dùng trên mọi nền tảng.

a. Giảm kích thước ảnh (Downscale Image)

Kỹ thuật giảm kích thước ảnh [6, 63] giúp thu nhỏ độ phân giải và kích thước tệp ảnh trong khi vẫn duy trì thông tin thị giác quan trọng. Quá trình này có ứng dụng rộng rãi trong nén ảnh, truyền tải dữ liệu, và tối ưu hóa hiển thị. Một số phương pháp phổ biến bao gồm:

- **Lấy mẫu trực tiếp (Decimation):** Chọn các điểm ảnh cách đều để giảm kích thước, nhưng dễ gây hiện tượng aliasing. Bộ lọc thông thấp thường được dùng trước khi lấy mẫu để giảm méo tín hiệu.
- **Trung bình khối (Pixel Averaging):** Chia ảnh thành các khối nhỏ và tính giá trị trung bình, giúp giảm nhiễu và hiện tượng metricmetric (aliasing) nhưng có thể làm mờ chi tiết ảnh.
- **Nội suy tuyến tính (Bilinear Interpolation):** Dùng giá trị trung bình trọng số của 4 điểm lân cận để ước lượng điểm ảnh mới, tạo ảnh mượt nhưng dễ mất chi tiết ở các cạnh sắc nét.



Hình 2.5: Ví dụ giảm kích ảnh thước hệ số 2

- **Nội suy bậc ba (Bicubic Interpolation):** Tính toán giá trị điểm ảnh mới từ ma trận 4x4 lân cận, bảo toàn chi tiết tốt hơn nội suy tuyến tính nhưng phức tạp hơn.
- **Giảm kích thước trong miền tần số:** Sử dụng các phép biến đổi như DCT, DFT hoặc Wavelet để giữ lại các thành phần tần số thấp và loại bỏ tần số cao, tối ưu chất lượng ảnh sau khi giảm kích thước.

Mỗi phương pháp phù hợp với yêu cầu cụ thể về chất lượng và hiệu quả tính toán trong các ứng dụng lưu trữ, truyền tải, và xử lý hình ảnh.

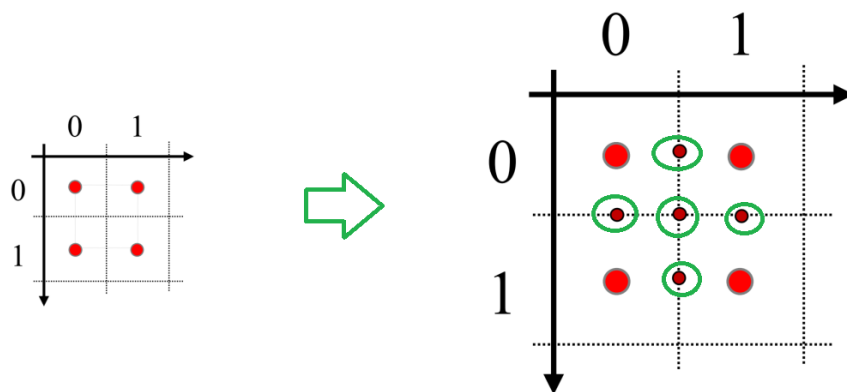
b. Tăng kích thước ảnh

Tăng kích thước ảnh [6, 63] (image upscaling) là một tác vụ quan trọng trong xử

lý ảnh số, giúp cải thiện độ phân giải và chất lượng hình ảnh cho các ứng dụng như phục hồi ảnh, thị giác máy tính, và đồ họa. Quá trình này cải thiện trải nghiệm hình ảnh trên màn hình lớn hoặc nâng cao chất lượng dữ liệu đầu vào.

➤ **Nội suy tuyến tính (Bilinear Interpolation):**

- Ước lượng giá trị điểm ảnh mới dựa trên trung bình trọng số của bốn điểm lân cận trong ảnh gốc.
- Tạo ảnh phóng to mượt hơn, hạn chế hiệu ứng răng cưa so với phương pháp lấy mẫu gần nhất.
- Hạn chế: Có thể làm mất chi tiết tại các vùng biên rõ nét hoặc kết cấu phức tạp, khiến ảnh trông mờ hơn.
- Thường được dùng trong xử lý đồ họa và hiển thị hình ảnh trên màn hình có độ phân giải khác nhau.



Hình 2.6: Ví dụ tăng kích thước ảnh dùng nội suy tuyến tính bậc 2

Nội suy tuyến tính bậc hai dựa trên mối quan hệ giữa bốn điểm ảnh lân cận để ước tính điểm ảnh mới.

$$f(x, y) = \sum_{j=0}^1 \sum_{i=0}^1 a_{ij} x^i y^j \quad (2.17)$$

Giả sử qua bốn điểm $f(0,0)$, $f(1,0)$, $f(0,1)$, $f(1,1)$ sẽ tìm được các hệ số a_{ij} và sau đó thế vào các tọa độ cần nội suy để có được các giá trị tương ứng. Hình (2.6) mô tả kỹ thuật nội suy tuyến tính bậc hai.

Tăng kích thước ảnh bằng các phương pháp nội suy này giúp nâng cao chất lượng hiển thị nhưng cần cân nhắc để tối ưu giữa độ chi tiết và hiệu quả tính toán.

➤ Nội suy bậc ba (Bicubic Interpolation)

Nội suy bậc ba (Bicubic Interpolation) là kỹ thuật xử lý ảnh tiên tiến, sử dụng thông tin từ 16 điểm ảnh xung quanh để tính giá trị điểm ảnh mới, dựa trên các hàm bậc ba. Phương pháp này tạo hình ảnh mượt mà, rõ nét hơn so với nội suy tuyến tính, giảm hiện tượng mờ nhòe và bảo toàn chi tiết, đặc biệt tại các vùng biên và đường nét phức tạp. Tuy nhiên, việc xử lý phức tạp hơn khiến nó tiêu tốn nhiều tài nguyên tính toán.

$$f(x, y) = \sum_{j=0}^3 \sum_{i=0}^3 a_{ij} x^i y^j \quad (2.18)$$

Bằng cách thay thế 16 điểm ảnh đã biết vào phương trình (2.18), ta xác định được các hệ số liên quan. Sau đó, sử dụng các hệ số này cùng tọa độ điểm cần nội suy để tính giá trị điểm ảnh mới, giúp nâng cao độ chính xác và chất lượng nội suy.

$$\begin{aligned} f'_x(x, y) &= \frac{\partial f(x, y)}{\partial x} \\ f'_y(x, y) &= \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} \\ f'_{xy}(x, y) &= \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x \partial y} \end{aligned} \quad (2.19)$$

Một cải tiến nội suy Splise bậc ba (**Bicubic Spline Interpolation**) bổ sung thông tin đạo hàm riêng để đánh giá sự thay đổi giữa các điểm ảnh (công thức (2.19)). Kỹ thuật này mang lại kết quả mượt mà hơn, phù hợp với các ứng dụng đòi hỏi độ chính xác cao như xử lý ảnh y khoa, đồ họa và phóng to ảnh.

c. Kỹ thuật tăng độ phân giải ảnh bằng học sâu

Hiện nay, học sâu DL là công nghệ hiệu quả để nâng cao độ phân giải ảnh ISR bằng cách dùng mạng nơ-ron sâu phục hồi ảnh độ phân giải cao HR từ ảnh có độ phân giải thấp LR, vốn bị suy giảm do nhiễu hay môi trường. Quá trình này dựa vào

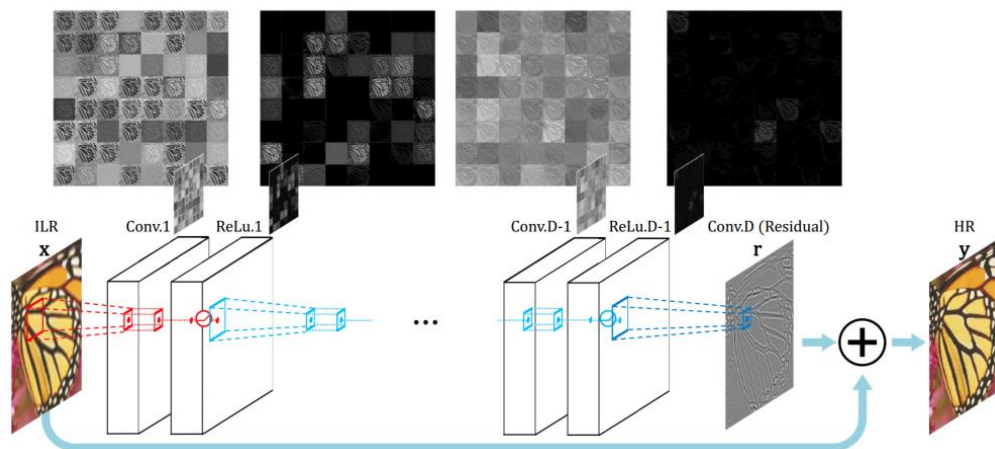
hàm chuyển đổi $HR = F(LR, \gamma)$, trong đó F là hàm chuyển đổi và γ là tham số điều chỉnh. Vì hàm F không rõ ràng, DL được ứng dụng để học và khôi phục chi tiết ảnh, nâng cao chất lượng cho nhiều lĩnh vực như y học, truyền thông, và giải trí. Theo [64] ISR bằng học sâu theo cấu trúc mạng CNN có một số phương pháp sau:

Phương pháp 1: Tăng kích thước ảnh LR ngay từ đầu rồi dùng CNN học đặc trưng để tạo ảnh SR sắc nét.

Phương pháp 2: CNN học đặc trưng từ ảnh LR gốc, sau đó mới tăng độ phân giải, giúp tái tạo chi tiết tốt hơn.

Phương pháp 3: Lặp nhiều lần quá trình học và nâng cấp độ phân giải, giúp ảnh SR dần đạt chất lượng cao.

Phương pháp 4: Kết hợp tăng/giảm kích thước ảnh trong quá trình học, khai thác mối liên hệ LR-SR để cải thiện độ chính xác.



Hình 2.7: Kiến trúc mô hình VDSR

Để nâng cao chất lượng ảnh SR sau khôi phục, Tác giả trong [40] đề xuất mô hình VDSR (Very Deep Super Resolution) như trong Hình 2.7 là một giải pháp hiệu quả nhằm nâng cao chất lượng ảnh SR. Mô hình này sử dụng kiến trúc mạng nơ-ron tích chập sâu gồm khoảng 20 tầng, trong đó mỗi tầng tích chập bao gồm 64 bộ lọc kích thước 3x3 kết hợp với hàm kích hoạt ReLU, giúp mạng học được các đặc trưng đa cấp độ và phi tuyến mạnh mẽ. Đặc biệt, VDSR áp dụng chiến lược học phần dư

(residual learning), trong đó mạng không học trực tiếp ảnh độ phân giải cao (HR) mà học phần chênh lệch (residual) giữa ảnh HR và ảnh độ phân giải thấp (LR) đã được nội suy. Cách tiếp cận này không những giúp tăng tốc độ hội tụ mà còn cải thiện độ chính xác của mô hình. Bên cạnh đó, kỹ thuật cắt ngưỡng gradient (gradient clipping) được sử dụng trong quá trình huấn luyện để ổn định độ dốc, giúp tránh hiện tượng độ dốc bùng nổ, từ đó nâng cao độ ổn định và hiệu suất huấn luyện. Quy trình xử lý của VDSR gồm ba bước chính: nội suy ảnh LR, dự đoán phần dư thông qua mạng CNN sâu, và cộng phần dư này với ảnh nội suy để tái tạo ảnh SR. Nhờ các cải tiến trên, VDSR đạt hiệu suất cao, có khả năng phục hồi chi tiết tinh vi và cải thiện đáng kể chất lượng ảnh SR so với các phương pháp truyền thống.

2.2.3 Bảo vệ ảnh (an toàn ảnh)

Bảo vệ thông tin, bao gồm hình ảnh, là vấn đề quan trọng trong thời đại Internet phát triển. Nhiều kỹ thuật đã được đề xuất, chia thành ba nhóm chính [65, 66]:

a. Mã hóa ảnh (Cryptography)

Phương pháp mã hóa hình ảnh sử dụng khóa ngẫu nhiên là kỹ thuật bảo mật hiệu quả, đảm bảo dữ liệu an toàn bằng cách chuyển đổi hình ảnh thành dạng ngẫu nhiên. Khóa có thể là khóa riêng tư (private key) hoặc khóa công khai (public key), với bên phát và nhận chia sẻ khóa phù hợp để mã hóa và giải mã. Dù đòi hỏi tính toán phức tạp, phương pháp này cung cấp mức bảo mật cao, ngăn chặn truy cập trái phép.

Các thuật toán phổ biến gồm DES (Data Encryption Standard), AES (Advanced Encryption Standard), RSA (Rivest, Shamir và Adleman), ECC (Elliptic Curve Cryptography) và tạo khóa ngẫu nhiên. Tuy nhiên, thách thức chính nằm ở độ phức tạp, thời gian xử lý và việc quản lý khóa, vì bất kỳ sai sót nào cũng có thể làm suy giảm tính bảo mật hệ thống.

b. Kỹ thuật thủy ấn ảnh (Image Watermarking)

Khi ảnh được truyền qua mạng, nguy cơ sao chép và phát tán trái phép có thể xâm phạm bản quyền. Để bảo vệ quyền tác giả, kỹ thuật thủy ấn ảnh (Image

Watermarking) [67] được áp dụng bằng cách chèn thông tin bản quyền, phát hiện sửa đổi trái phép và gắn thông tin giám sát. Thông tin này có thể là chữ ký ảnh thấy được hoặc ẩn, giúp nhận diện và bảo vệ quyền sở hữu hiệu quả. Hình 2.8 minh họa việc



Hình 2.8: Ví dụ thủy ấn ảnh nhìn thấy

chèn chữ ký ảnh rõ ràng, cho phép người xem nhận biết trực tiếp trên ảnh.

Phương pháp này được mô tả trong miền không gian như biểu thức sau:

$$I_w(x, y) = I(x, y) + \zeta IW(x, y) \quad (2.20)$$

Trong đó: $IW(x, y)$ chữ ký ảnh, $I(x, y)$ là ảnh gốc, hệ số ζ điều chỉnh cường độ (độ mạnh của chữ ký ảnh) có giá trị từ 0 đến 1. Khi hệ số ζ bằng 0, chữ ký ảnh không thấy được; khi ζ bằng 1, chữ ký hiện rõ hoàn toàn, $I_w(x, y)$ là ảnh đã nhúng chữ ký ảnh. Điều chỉnh hệ số giúp bảo vệ bản quyền mà không ảnh hưởng nhiều đến chất lượng ảnh.

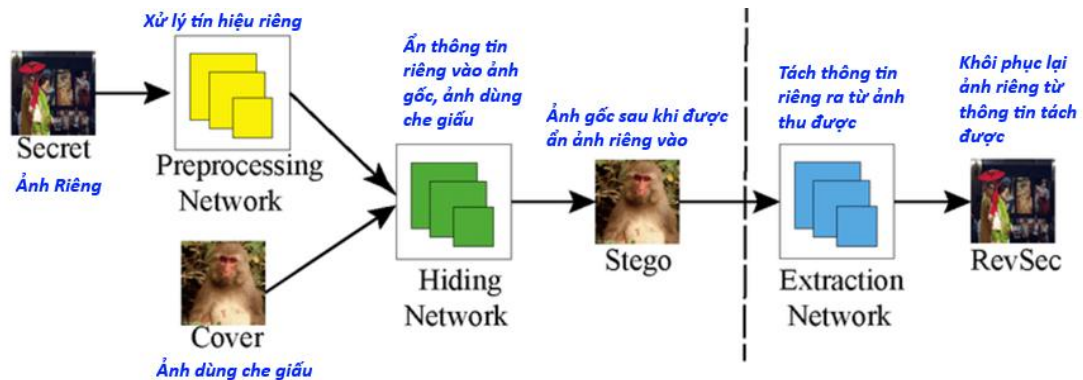
c. Kỹ thuật “ẩn thông tin” (Steganography)

Kỹ thuật ẩn thông tin [68, 69] được ứng dụng rộng rãi, đặc biệt trong xử lý hình ảnh. Phương pháp này giấu dữ liệu vào ảnh bìa CI (Cover Image) để truyền tải mà khó bị phát hiện, và chỉ có thể giải mã khi có thuật toán khôi phục. Ảnh sau khi nhúng gọi là ảnh nhúng SI (Stego Image), từ đó thông tin ẩn được trích xuất qua quá trình

giải mã. Nguyên lý được minh họa tại Hình 2.9.

Kỹ thuật "ẩn thông tin" trong hình ảnh gồm hai loại chính:

Ẩn trong miền không gian: Nhúng thông tin vào các bit của điểm ảnh bìa CI, phổ biến nhất là sử dụng bit trọng số nhỏ nhất LSB (Least Signification Bit). Phương pháp này đơn giản nhưng dễ bị phát hiện và ảnh hưởng bởi nén hoặc xử lý ảnh, làm giảm tính bảo mật.



Hình 2.9: Nguyên lý ẩn thông tin hình ảnh

Biểu thức mô tả kỹ thuật ẩn thông tin LSB được thể hiện như sau:

$$I_{SI}(x, y) = I_{CI}(x, y) - (I_{CI}(x, y) - \text{mod } 2^b) + IS(x, y) \quad (2.21)$$

Trong đó: $I_{CI}(x, y)$ giá trị pixel của ảnh gốc, b số bit được sử dụng để nhúng, $IS(x, y)$ bit của thông điệp bí mật, $I_{SI}(x, y)$ giá trị pixel của ảnh sau khi nhúng thông điệp (stego-image).

Với thuật toán ẩn theo tham số $K_{Stegano}$ ta có thể biểu diễn kỹ thuật ẩn thông tin tổng quát như sau:

$$I_{SI}(x, y) = Stegano(I_{CI}(x, y), IS(x, y), K_{Stegano}) \quad (2.22)$$

- **Ẩn trong miền tần số:** Sử dụng các phép biến đổi như DCT hoặc DWT để nhúng thông tin vào vùng tần số thấp hoặc trung bình, giúp tăng độ bền vững trước nén và xử lý ảnh. Tuy nhiên, cần điều chỉnh để không vượt dung lượng ảnh gốc.

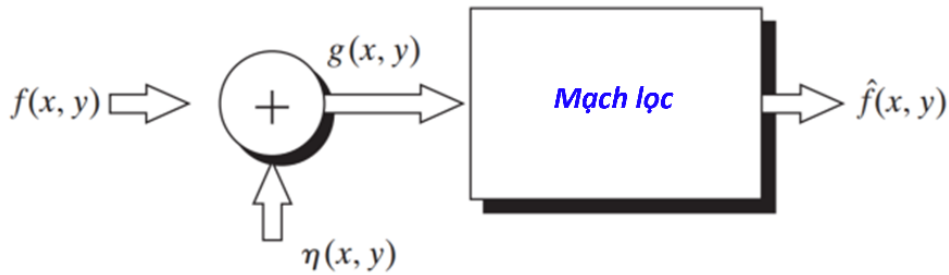
2.2.4 Kỹ thuật khử nhiễu (Denoise)

Khi truyền ảnh qua môi trường nhiễu, chất lượng và khả năng khôi phục ảnh bị suy giảm. Kỹ thuật khử nhiễu giúp giảm tác động của các loại nhiễu phổ biến [6] như Gauss, Rayleigh, Gamma và nhiễu xung, trong đó nhiễu Gauss là thường gặp nhất. Ảnh nhiễu được mô hình hóa là ảnh gốc cộng với nhiễu ngẫu nhiên. Áp dụng các phương pháp khử nhiễu hiệu quả giúp phục hồi ảnh gần với bản gốc, nâng cao chất lượng rõ rệt. Mô hình tác động của nhiễu [6] được minh họa tại Hình 2.10.

$$g(x, y) = f(x, y) + \eta(x, y) \quad (2.23)$$

Trong miền tần số

$$G(u, v) = F(u, v) + N(u, v) \quad (2.24)$$



Hình 2.10: Mô hình khử nhiễu (cộng) vào ảnh

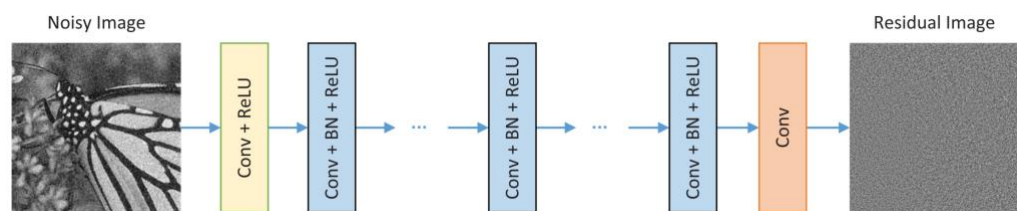
Kỹ thuật khử nhiễu cơ bản thường dùng các phương pháp lọc trong miền không gian và tần số, trong đó phổ biến là lọc tuyến tính trên các vùng nhỏ của ảnh. Giả sử vùng ảnh có kích thước $m \times n$, giả thiết $m = 2a + 1$, $n = 2b + 1$ tín hiệu đầu ra sau khi lọc được tính theo công thức:

$$\hat{f}(x, y) = \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b w(s, t) g(x+s, y+t) \quad (2.25)$$

trong đó $w(s, t)$ là các trọng số của bộ lọc

Trong xử lý ảnh, kỹ thuật học sâu dựa trên mạng nơ-ron tích chập (CNN) ngày càng trở nên phổ biến, đặc biệt là trong khử nhiễu ảnh. Tác giả trong [70] đã đề xuất mô hình DnCNN (Denoising Convolutional Neural Network) Hình 2.11, sử dụng kiến

trúc mạng CNN để loại bỏ nhiễu ảnh, đặc biệt hiệu quả với nhiễu Gauss. Mô hình này áp dụng phương pháp học phần dư, giúp mạng học sự chênh lệch giữa ảnh bị nhiễu và ảnh sạch, cải thiện khả năng khôi phục ảnh và tăng tốc độ hội tụ. DnCNN không cần tinh chỉnh cho từng loại nhiễu và có thể tự động học các đặc trưng nhiễu, giảm thiểu các bước tiền xử lý phức tạp. Kỹ thuật này mang lại chất lượng ảnh phục hồi vượt trội, giữ lại các chi tiết quan trọng và có thể áp dụng linh hoạt cho nhiều bài toán xử lý ảnh. Mô hình này được huấn luyện sẵn và có khả năng khử nhiễu Gauss một cách nhanh chóng và hiệu quả.



Hình 2.11: Kiến trúc khử nhiễu DnCNN

2.2.5 Kỹ thuật hợp nhất ảnh

Hợp nhất ảnh [71, 72] là kỹ thuật kết hợp thông tin từ nhiều hình ảnh để tạo ra một ảnh duy nhất có chất lượng và độ chi tiết cao hơn, được ứng dụng rộng rãi trong y tế, quân sự, giám sát và ảnh vệ tinh. Mục tiêu của kỹ thuật này là tích hợp dữ liệu từ nhiều nguồn, giúp tăng cường chi tiết và cải thiện khả năng phân tích. Quá trình hợp nhất có thể thực hiện ở ba cấp độ: (i) miền không gian, bằng các phép toán trực tiếp trên điểm ảnh như lấy trung bình hoặc giá trị cực đại; (ii) miền tần số, sử dụng các biến đổi như DWT hoặc DCT để giữ chất lượng trong các thao tác nén và xử lý; (iii) miền đặc trưng, bằng cách trích xuất và kết hợp các đặc trưng như biên hoặc kết cấu từ các ảnh đầu vào.

Kênh Alpha, được giới thiệu trong [73], bổ sung thêm một kênh vào ảnh bên cạnh các kênh RGB, cho phép kiểm soát độ trong suốt và hiệu ứng chồng lớp. Bằng cách điều chỉnh hệ số alpha (từ 0 - hoàn toàn trong suốt đến 1 - hoàn toàn mờ đục), kỹ thuật này hỗ trợ kết hợp ảnh mượt mà thông qua các phép toán như chồng lớp, làm sáng hoặc loại bỏ vùng lặp. Đây là cơ sở cho nhiều ứng dụng hiện đại trong đồ họa,

hiệu ứng hình ảnh và xử lý ảnh số. Quá trình hợp nhất hai ảnh theo [73] được thực hiện trong miền không gian, trên từng điểm ảnh, và được mô tả bằng công thức sau:

$$Im_{result} = v_1 Im_1 + v_2 Im_2 \quad (2.26)$$

Trong đó v_1, v_2 là hệ số trộn giữa hai ảnh (còn gọi là hệ số trộn alpha), thông thường $v_2 = 1 - v_1$, Im_1, Im_2 là hai hình ảnh được hợp nhất thành ảnh Im_{result} . Hệ số trộn sẽ xác định tỷ lệ tham gia của hai ảnh vào tác động vào ảnh ra. Hệ số này thường được tính toán dựa trên cường độ của điểm ảnh, độ tương phản (mức độ lệch khỏi cường độ trung bình của điểm ảnh) và lượng thông tin (entropy) của hai ảnh vào để xác định hệ số trộn.

2.3. MÃ MẠNG (NETWORK CODING)

Mã hóa mạng NC (Network Coding) ra đời từ nghiên cứu [74] vượt qua giới hạn nguyên lý luồng cực đại – lát cắt cực tiểu (Max-flow Min-cut) bằng cách mã hóa dữ liệu tại cả nguồn và trạm chuyển tiếp, tối ưu dung lượng mạng, băng thông, và bảo mật. NC nâng cao hiệu quả truyền dẫn trong các kênh phức tạp (quảng bá, đa điểm, chuyển tiếp), trở thành công cụ quan trọng cho hệ thống mạng hiện đại. hiệu suất và an toàn cho các hệ thống mạng hiện đại.

2.3.1 Nguyên lý hoạt động của NC

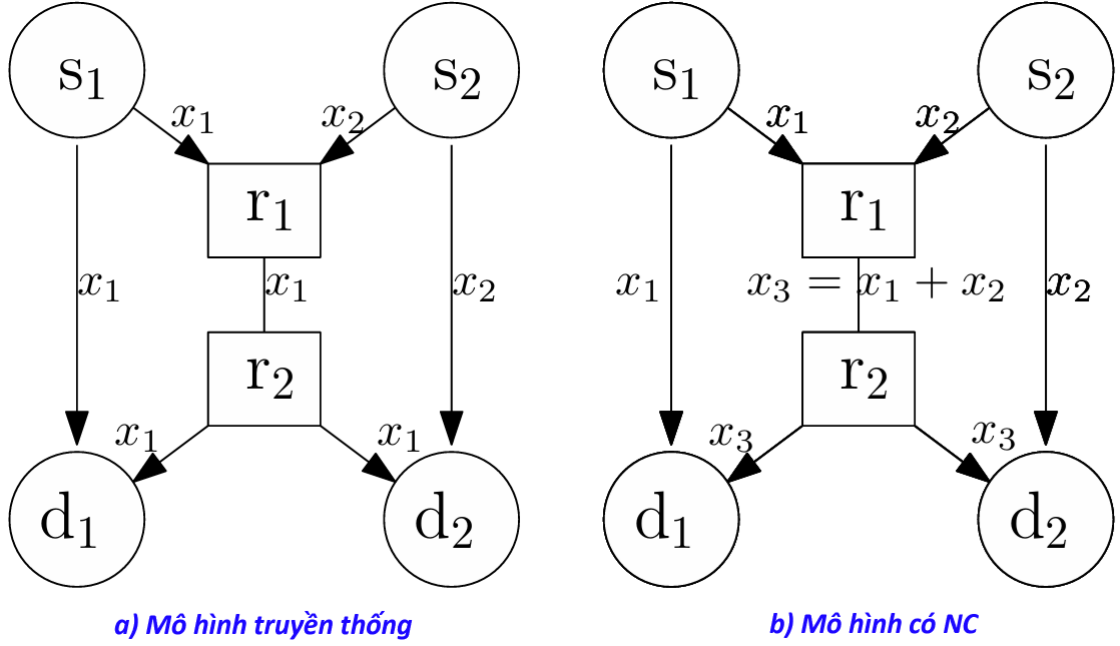
NC tối ưu hóa truyền dữ liệu bằng cách cho phép các trạm mạng mã hóa và kết hợp dữ liệu từ nhiều nguồn, thay vì chỉ chuyển tiếp, tạo gói tin hiệu quả hơn.

Ví dụ mã hóa mạng trong mạng cánh bướm (Hình 2.12) minh họa cách cải thiện truyền dữ liệu:

- **Không sử dụng mã hóa mạng (Hình 2.12a):** Liên kết giữa các trạm r_1 và r_2 là điểm nghẽn, chỉ truyền một gói x_1 hoặc x_2 tại một thời điểm. Kết quả, không thể đồng thời gửi cả hai gói đến các trạm đích.
- **Sử dụng mã hóa mạng (Hình 2.1b):** Tại trạm chuyển tiếp r_1 và r_2 , các gói x_1 và x_2 được mã hóa thành $x_3 = x_1 + x_2$. Gói tin này sau đó được truyền đến

cả hai trạm đích. Trạm d_1 khôi phục x_2 bằng cách trừ x_1 khỏi x_3 , và trạm d_2 khôi phục x_1 bằng cách trừ x_2 khỏi x_3 .

Nhờ đó, dung lượng mạng tăng từ 1 lên 2, tối ưu hóa tài nguyên và cải thiện hiệu quả truyền tải. NC tuy hiệu quả nhưng tăng độ phức tạp do yêu cầu tính toán mã hóa/giải mã. Hiệu suất phụ thuộc vào thiết kế thuật toán tối ưu.



Hình 2.12: Ví dụ NC cho mạng cánh bướm

2.3.2 Biểu diễn đại số NC

Mô hình mã hóa mạng (NC) có thể được mô tả một cách chi tiết bằng cách sử dụng lý thuyết đồ thị có hướng [74-76]. Trong mô hình này:

- **Tập điểm (nodes):** Ký hiệu là V , đại diện cho các nút trong mạng.
- **Tập cạnh (edges):** Ký hiệu là E , $E \subset V \times V \times \mathbf{Z}_+$ đại diện cho các kết nối giữa các nút, Giá trị trên mỗi cạnh được xem là dung lượng của cạnh và mặc định bằng 1, nên $e = (v, u) \in E \subset V \times V$.

Dựa trên đó, tập các cạnh có thể được chia thành:

- **Cạnh đi vào nút v :** Ký hiệu là $\Gamma_i(v)$, bao gồm tất cả các cạnh có v là điểm

đầu $v = head(e)$, $\{v_1, v_2, \dots, v_N\} \subseteq V$.

$$\Gamma_I(v) = \{e \in E : head(e) = v\} \quad (2.27)$$

- **Cạnh đi ra nút v :** Ký hiệu là $\Gamma_O(v)$, bao gồm tất cả các cạnh có v là điểm cuối (đuôi) $v = tail(e)$, $\{v_1, v_2, \dots, v_N\} \subseteq V$.

$$\Gamma_O(v) = \{e \in E : tail(e) = v\} \quad (2.28)$$

Một mạng NC được gọi là có chu kỳ nếu tồn tại một chuỗi các cạnh sao cho điểm đầu của cạnh này là điểm đuôi của cạnh tiếp theo, và cạnh cuối cùng nối lại điểm đuôi đầu tiên $(v_0, v_1), (v_1, v_2), \dots, (v_n, v_0)$. Nếu không tồn tại chuỗi này, mạng được gọi là không chu kỳ (acyclic).

➤ Quá trình ngẫu nhiên rời rạc ngã vào $\mu(v)$ tại điểm v .

Đặt $\mathcal{X}(v)$ là tập của quá trình ngẫu nhiên rời rạc tại điểm v . Lúc này c là đường kết nối giữa điểm nguồn v (source) và điểm đích v' (sink) ta ký hiệu

$c = (v, v', X(v, v')) \subseteq V \times V \times \mathcal{P}_{\mathcal{X}(v)}$ trong đó $X(v, v') \subseteq \mathcal{X}(v)$ và $\mathcal{P}_{\mathcal{X}(v)}$ là tập lũy thừa (power set) của $\mathcal{X}(v)$, luôn giả thiết là $source(c) \neq sink(c)$

$$\mathcal{X}(v) = \{X(v, 1), X(v, 2), \dots, X(v, \mu(v))\} \quad (2.29)$$

➤ Quá trình ngẫu nhiên trên cạnh.

Tại điểm v có thể truyền tín hiệu qua cạnh $e = (v, u)$, quá trình truyền ngẫu nhiên qua cạnh e được gọi là quá trình ngẫu nhiên trên cạnh e và ký hiệu là $\mathcal{Y}(e)$. Cùng với quá trình ngẫu nhiên tại ngõ vào tại v là $\mathcal{X}(v)$ nên điểm v có thể quan sát quá trình ngẫu nhiên trên cạnh $\mathcal{Y}(e')$ với $e' \in \Gamma_I(v)$. Do đó quá trình ngẫu nhiên trên cạnh $\mathcal{Y}(e)$ với $e = (v, u) \in \Gamma_O(v)$ là hàm của $\mathcal{X}(v)$ và $\mathcal{Y}(e')$ với $e' \in \Gamma_I(v)$.

$$\mathcal{Y}(e) = \sum_{l=1}^{\mu(v)} \kappa_{l,e} X(v, l) + \sum_{e': head(e')=tail(e)} \lambda_{e',e} \mathcal{Y}(e') \quad (2.30)$$

Trong đó hệ số $\kappa_{l,e}$, $\lambda_{e',e}$ là hệ số thuộc trường $\mathbb{F}_{2^m}$.

➤ Quá trình ngẫu nhiên ngõ ra.

Nếu v là điểm đích thì tập hợp tất cả *quá trình ngẫu nhiên rời rạc ngõ ra* $\eta(v)$ tại v ký hiệu là $\mathcal{Z}(v)$ được gọi quá trình ngẫu nhiên ngõ ra tại v . Như vậy đường kết nối $c = (v, v', \mathcal{Z}(v, v'))$ hoàn thành thì $\mathcal{Z}(v, v') \subseteq \mathcal{Z}(v')$.

$$\mathcal{Z}(v) = \{Z(v, 1), Z(v, 2), \dots, Z(v, \eta(v))\} \quad (2.31)$$

Các giả thiết cơ bản trong mô hình mã hóa mạng:

- Dung lượng cố định: Mỗi liên kết có dung lượng 1, đơn vị bit/s.
- Thời gian trễ không đáng kể: Các liên kết giả định có trễ bằng 0.
- Độc lập quá trình ngẫu nhiên: Quá trình ngẫu nhiên tại mỗi nút độc lập với các nút khác.

Các quá trình ngẫu nhiên $X(v, v'), \mathcal{Y}(e), \mathcal{Z}(v, v')$ sẽ là quá trình ngẫu nhiên rời rạc trong trường hữu hạn $\mathbb{F}_{2^m}$ có 2^m phần tử. Và các hoạt động mã hóa tại các điểm là tuyến tính.

Kết quả tại ngõ ra $Z(v, l)$ tại điểm v chính là hàm của quá trình ngẫu nhiên trên cạnh $\mathcal{Y}(e)$ trong đó $e \in \Gamma_l(v)$ là sự kết hợp tuyến tính của quá trình ngẫu nhiên trên cạnh $\mathcal{Y}(e)$ được biểu diễn như sau:

$$Z(v, l) = \sum_{e': \text{head}(e')=v} \chi_{e', l} \mathcal{Y}(e') \quad (2.32)$$

Trong đó $\chi_{e', l}$ là hệ số thuộc trường $\mathbb{F}_{2^m}$. Công thức này mô tả sự kết hợp các tín hiệu từ các cạnh đi vào điểm v , tạo thành tín hiệu đầu ra dựa trên trọng số tương ứng của từng cạnh.

2.3.3 LNC và Ma trận chuyển đổi

Mã mạng tuyến tính LNC (Linear Network Coding) [77, 78] là kỹ thuật mã hóa

mạng tiên tiến, kết hợp dữ liệu tuyến tính tại nút phát bằng hệ số từ trường hữu hạn để tạo gói tin tổng hợp, tối ưu hóa truyền tải. Dữ liệu gốc được khôi phục tại đích bằng cách giải hệ phương trình tuyến tính từ các gói mã hóa.

Quan hệ giữa đầu vào và đầu ra qua mạng được biểu diễn bởi ma trận chuyển đổi $\mathbf{M}$ với kích thước $m \times n$, với:

- m : Số lượng luồng dữ liệu đầu ra từ mạng (số liên kết tại các nút đích).
- n : Số lượng luồng dữ liệu đầu vào vào mạng (số liên kết tại các nguồn).
- $\mathbf{z}$: Vectơ dữ liệu tại các đầu ra (nút đích), có kích thước $m \times 1$.
- $\mathbf{x}$: Vectơ dữ liệu tại các đầu vào (nút nguồn), có kích thước $n \times 1$.

$$\mathbf{z} = \mathbf{M}\mathbf{x} \quad (2.33)$$

$\mathbf{M}_{ij}$ biểu diễn hệ số kết hợp tuyến tính giữa luồng dữ liệu $\mathbf{x}_j$ tại nguồn và luồng $\mathbf{z}_i$ tại đích.

Ví dụ: LNC và ma trận chuyển đổi. Cho mạng như hình bên dưới

Theo công thức (2.30), quá trình xử lý trên cạnh sẽ là:

$$\begin{aligned} \mathcal{Y}(e_1) &= \kappa_{1,e_1} X_1 + \kappa_{2,e_1} X_2 \\ \mathcal{Y}(e_2) &= \kappa_{1,e_2} X_1 + \kappa_{2,e_2} X_2 \\ \mathcal{Y}(e_3) &= \lambda_{e_1,e_3} \mathcal{Y}(e_1) \\ \mathcal{Y}(e_4) &= \lambda_{e_1,e_4} \mathcal{Y}(e_1) \\ \mathcal{Y}(e_5) &= \lambda_{e_2,e_5} \mathcal{Y}(e_2) + \lambda_{e_3,e_5} \mathcal{Y}(e_3) \end{aligned} \quad (2.34)$$

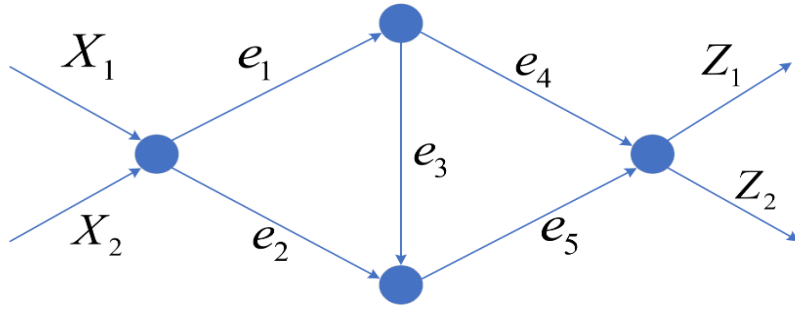
Quá trình ngõ ra theo công thức (2.32) sẽ là:

$$\begin{aligned} Z_1 &= \chi_{e_4,1} \mathcal{Y}(e_4) + \chi_{e_5,1} \mathcal{Y}(e_5) \\ Z_2 &= \chi_{e_4,2} \mathcal{Y}(e_4) + \chi_{e_5,2} \mathcal{Y}(e_5) \end{aligned} \quad (2.35)$$

Nếu biểu diễn ở dạng ma trận ta có:

$$\begin{bmatrix} Z_1 \\ Z_2 \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} \chi_{e_4,1} & \chi_{e_5,1} \\ \chi_{e_4,2} & \chi_{e_5,2} \end{bmatrix}}_{\mathbf{B}} \underbrace{\begin{bmatrix} \lambda_{e_1,e_4} & 0 \\ \lambda_{e_1,e_3} & \lambda_{e_3,e_5} & \lambda_{e_2,e_5} \end{bmatrix}}_{\mathbf{G}} \underbrace{\begin{bmatrix} \kappa_{1,e_1} & \kappa_{1,e_2} \\ \kappa_{2,e_1} & \kappa_{2,e_2} \end{bmatrix}}_{\mathbf{A}} \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \end{bmatrix} \quad (2.36)$$

Đặt ma trận $\mathbf{M} = \mathbf{BGA}$, và theo công thức (2.33) $\mathbf{M}$ được gọi là ma trận chuyển đổi (Transfer matrix).



Hình 2.13: Ví dụ về mã hóa mạng LNC

Mã hóa mạng tuyến tính tổng quát được minh họa như trên Hình 2.14. Trong đó, $\mathbf{x}$ là véc-tơ tín hiệu đầu vào (Công thức (2.37)) với kích thước $\mu \times 1$, với $\mu = \sum_i \mu(v_i)$ và $\mathbf{z}$ là véc-tơ tín hiệu đầu ra (Công thức (2.38)) được xử lý, có kích thước $\eta \times 1$, với $\eta = \sum_i \eta(v_i)$.

$$\mathbf{x} = [X_1, X_2, \dots, X_\mu]^T = \begin{bmatrix} X(v_1, 1), X(v_1, 2), \dots, X(v_1, \mu(v_1)), \\ X(v_2, 1), \dots, X(v_{|V|}, \mu(v_{|V|})) \end{bmatrix}^T \quad (2.37)$$

$$\mathbf{z} = [Z_1, Z_2, \dots, Z_\eta]^T = \begin{bmatrix} Z(v_1, 1), Z(v_1, 2), \dots, Z(v_1, \eta(v_1)), \\ Z(v_2, 1), \dots, Z(v_{|V|}, \eta(v_{|V|})) \end{bmatrix}^T \quad (2.38)$$

Để mô tả mối quan hệ giữa đầu vào và đầu ra, ta định nghĩa các ma trận sau:

$$\mathbf{A} \in \mu \times |E|, \mu = \sum_i \mu(v_i) \text{ với } A_{ij} = \begin{cases} \kappa_{l,e_j}, & x_i = X(\text{tail}(e_j), l) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.39)$$

$$\mathbf{B} \in \eta \times |E|, \eta = \sum_i \eta(v_i) \text{ với } B_{ij} = \begin{cases} \chi_{e_j, l}, & z_i = Z(\text{head}(e_j), l) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.40)$$

$$\mathbf{F} \subset |E| \times |E| \text{ với } F_{ij} = \begin{cases} \lambda_{e_i, e_j}, & \text{head}(e_j) = \text{tail}(e_i) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.41)$$



Hình 2.14: Mô hình mã hóa mạng LNC Tổng quát

Ma trận $\mathbf{A}$ và $\mathbf{B}$ biểu thị các quá trình kết hợp tuyến tính tại đầu vào và đầu ra, không trực tiếp ảnh hưởng đến ma trận chuyển đổi $\mathbf{M}$. Thay vào đó, sự thay đổi của $\mathbf{M}$ phụ thuộc vào ma trận $\mathbf{G}$, đại diện cho quá trình truyền tín hiệu qua các cạnh mạng.

Cấu trúc ma trận $\mathbf{M}$ được quyết định bởi tổng hợp các cạnh từ đầu vào đến đầu ra, như mô tả trong công thức (2.43). Mỗi phần tử trong ma trận đại diện cho một mối quan hệ tuyến tính giữa các yếu tố đầu vào và đầu ra. Cách tổng hợp các cạnh và định nghĩa cấu trúc phụ thuộc trực tiếp vào mô hình toán học hoặc ứng dụng thực tế mà ma trận được sử dụng.

$$\mathbf{G} = \mathbf{I} + \mathbf{F} + \mathbf{F}^2 + \mathbf{F}^3 + \dots = (\mathbf{I} - \mathbf{F})^{-1} \quad (2.42)$$

Như ví dụ bên trên ta có:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \lambda_{e_1, e_3} & \lambda_{e_1, e_4} & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & \lambda_{e_2, e_5} \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \lambda_{e_3, e_5} \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.43)$$

Do đó ma trận chuyển đổi $\mathbf{M}$ có thể được viết lại dưới dạng tổng quát như sau:

$$\mathbf{M} = \mathbf{BGA} = \mathbf{B}(\mathbf{I} - \mathbf{F})^{-1} \mathbf{A} \quad (2.44)$$

Như vậy véc tơ tín hiệu ngõ ra nhận được $\mathbf{z}$ có thể biểu diễn thông qua ma trận chuyển đổi $\mathbf{M}$ và véc tơ tín hiệu vào $\mathbf{x}$ với mối quan hệ sau:

$$\mathbf{z} = \mathbf{Mx} \quad (2.45)$$

2.3.4 Mã mạng tuyến tính ngẫu nhiên

Mã mạng tuyến tính ngẫu nhiên [48, 79] RLNC (Random Linear Network Coding) là biến thể của mã hóa mạng tuyến tính, sử dụng hệ số kết hợp tuyến tính chọn ngẫu nhiên từ trường hữu hạn để tăng hiệu quả truyền dữ liệu. Khi RLNC được ứng dụng trong hệ thống truyền dữ liệu ngang hàng (P2P) [80, 81], dữ liệu nguồn được chia thành nhiều gói tin hoặc mẫu tin, là các phần tử thuộc một trường hữu hạn $GF(2^q)$.

Quá trình mã hóa RLNC: RLNC tạo ra các gói tin mã hóa bằng cách kết hợp tuyến tính ngẫu nhiên các gói tin nguồn. Sự kết hợp này sử dụng các vector hệ số ngẫu nhiên $\mathbf{m}_i = [m_{i,1}, m_{i,2}, \dots, m_{i,n}]$, với mỗi phần tử $m_{i,j}$ được chọn ngẫu nhiên từ trường hữu hạn $GF(2^q)$. Kết quả là gói tin sau mã hóa thứ i^{th} được mô tả trong công thức (2.46), thể hiện mối quan hệ giữa dữ liệu gốc và các tham số mã hóa. Tổng quát hóa cho toàn bộ quá trình mã hóa, véc tơ chứa các gói tin sau mã hóa được biểu diễn trong công thức (2.48):

$$\mathbf{z}_i = \begin{bmatrix} m_{i,1}, m_{i,2}, \dots, m_{i,n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{x}_n \end{bmatrix} \quad (2.46)$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{z}_1 \\ \mathbf{z}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{z}_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{1,1} & m_{1,2} & \dots & m_{1,n} \\ m_{2,1} & m_{2,2} & \dots & m_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ m_{m,1} & m_{m,2} & \dots & m_{m,n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{x}_n \end{bmatrix} \quad (2.47)$$

RLNC có thể tạo số lượng gói tin mã hóa m lớn hơn số gói tin nguồn n , giúp linh hoạt đáp ứng nhu cầu mạng, nên được xem như một dạng mã hóa vô cấp RLC (Rateless Coding). Ma trận $\mathbf{M}$ trong công thức (2.47) là ma trận mã hóa toàn cục GEM (Global Encoding Matrix), với các véc-tơ dòng là các véc-tơ mã hóa toàn cục GEV (Global Encoding Vector). Kỹ thuật này tăng cường chống mất mát gói tin, tối ưu hóa băng thông và nâng cao độ tin cậy trong truyền thông hiện đại.

Quá trình giải mã RLNC: Quá trình này gồm các bước sau:

Bước 1: Kiểm tra hạng của ma trận mã hóa $\mathbf{M}$: Tính hạng của ma trận $\mathbf{M}$ nếu $\text{rank}(\mathbf{M}) = n$, tiếp tục, nếu không yêu cầu thêm gói tin mới.

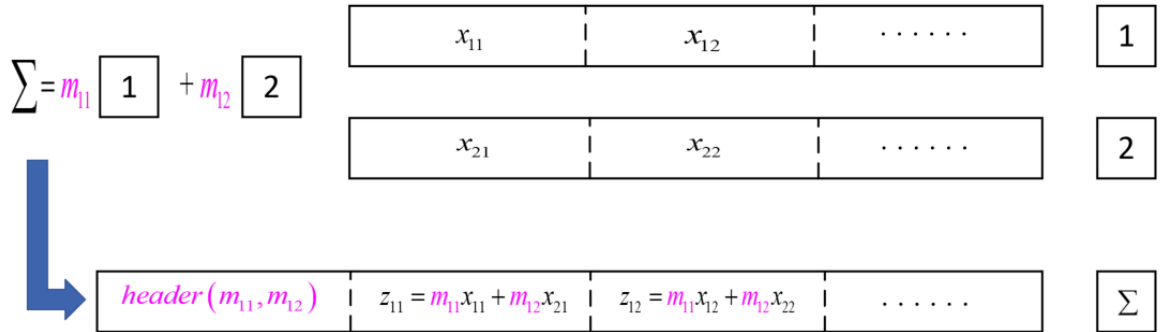
Bước 2: Biến đổi ma trận: Đưa ma trận $\mathbf{M}$ về dạng bậc thang hàng (row-echelon form) bằng cách thực hiện khử Gauss trên trường hữu hạn $GF(2^q)$. Quá trình này bảo toàn tính chất tuyến tính và không làm mất thông tin.

Bước 3: Giải hệ phương trình: Sử dụng phương pháp thế ngược để giải tìm $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n$, từ $\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_m$.

- Trường hợp $m = n$ lúc này.

$$\begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{x}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{1,1} & m_{1,2} & \dots & m_{1,n} \\ m_{2,1} & m_{2,2} & \dots & m_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ m_{m,1} & m_{m,2} & \dots & m_{m,n} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \mathbf{z}_1 \\ \mathbf{z}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{z}_m \end{bmatrix} \quad (2.48)$$

Trong thực tế, véc-tơ mã hóa toàn cục GEV thường được chèn vào phần thông tin quản lý [52, 82-84] (header) của gói tin, đảm bảo thông tin cần thiết để giải mã được truyền kèm theo. Điều này giúp hệ thống tái tạo dữ liệu nguồn chính xác, ngay cả khi gói tin qua nhiều nút chuyển tiếp. Hình 2.15 minh họa cấu trúc gói tin sau khi mã hóa RLNC, thể hiện cách tổ chức và truyền dữ liệu trong mạng.



Hình 2.15: Cấu trúc truyền gói tin sau mã hóa RLNC

Khi sử dụng mã hóa mạng tuyến tính ngẫu nhiên RLNC trên trường số thực, một số lợi thế nổi bật bao gồm khả năng biểu diễn dữ liệu liên tục, độ chính xác cao, và tính thực tiễn vượt trội [85]. Điều này xuất phát từ việc kích thước trường mã hóa lớn giúp tăng xác suất tạo ra các gói tin mã hóa độc lập, từ đó cải thiện hiệu quả mã hóa và giảm thiểu nguy cơ phụ thuộc tuyến tính giữa các gói tin truyền trong mạng. Tuy nhiên, việc áp dụng RLNC trên trường số thực cũng đặt ra một số thách thức. Các ma trận được tạo ra trong quá trình mã hóa có thể chứa các giá trị rất lớn, dẫn đến các vấn đề mất ổn định số học [86]. Điều này chủ yếu do lỗi làm tròn trong các phép toán như nhân, trừ, và tính nghịch đảo, đặc biệt khi hoạt động trên các trường kích thước lớn, làm tăng độ phức tạp của quá trình tính toán. Đây là vấn đề đang được quan tâm nghiên cứu hiện tại và sẽ tiếp tục là quan tâm trong tương lai.

2.4. KỸ THUẬT HỌC SÂU

Học sâu DL [87-89] là một nhánh của trí tuệ nhân tạo AI (Artificial Intelligence) và học máy ML (Machine Learning), sử dụng các mạng nơ-ron nhân tạo NN (Neural Networks) có nhiều lớp ẩn để tự động học đặc trưng và thực hiện các tác vụ ứng dụng khác nhau như phân loại, nhận dạng, dự đoán.

2.4.1 Kiến trúc và nguyên lý hoạt động của học sâu

DL sử dụng các mạng nơ-ron nhân tạo nhiều lớp (Deep Neural Networks - DNNs) để học và xử lý dữ liệu phức tạp. Kiến trúc mạng nơ-ron sâu gồm nhiều lớp, bao gồm:

- **Lớp đầu vào (Input Layer):** nhận dữ liệu đầu vào (pixel hình ảnh, giá trị âm thanh, từ trong văn bản) và không thực hiện tính toán.
- **Lớp ẩn (Hidden Layers):** thực hiện phép tính trên dữ liệu bằng trọng số và hàm kích hoạt để trích xuất đặc trưng, với các lớp sau xử lý mẫu phức tạp hơn. Số lượng lớp tùy vào bài toán.
- **Lớp đầu ra (Output Layer):** đưa ra kết quả dự đoán hoặc phân loại, số nơ-ron tương ứng với mục tiêu bài toán, như hồi quy hoặc phân loại nhiều nhãn.

Các mạng DL có thể sử dụng nhiều loại kiến trúc khác nhau [87], một số kiến trúc phổ biến như sau:

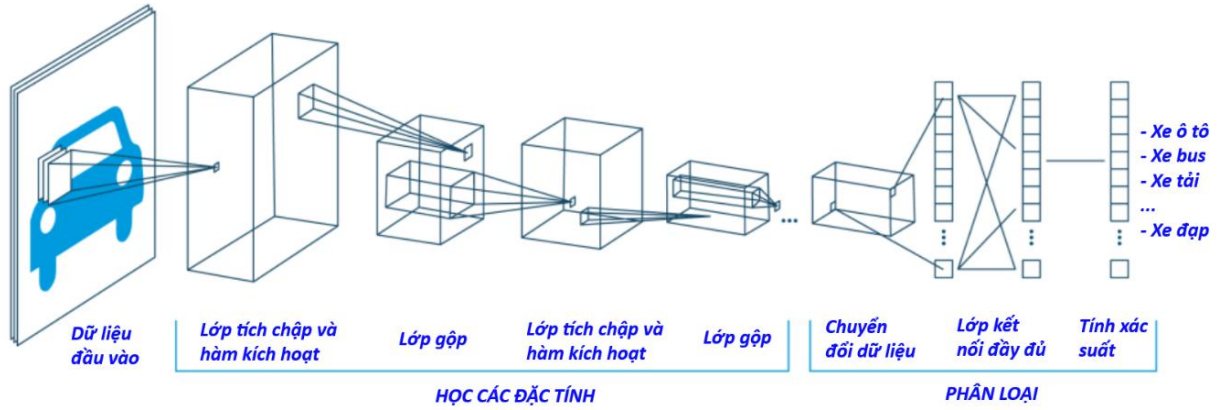
- **Mạng nơ-ron tích chập (Convolutional Neural Networks - CNNs):** Chuyên dùng cho nhận dạng hình ảnh, video [90].
- **Mạng nơ-ron hồi tiếp (Recurrent Neural Networks - RNNs):** Phù hợp với dữ liệu tuần tự như văn bản, âm thanh.
- **Mạng nơ-ron biến áp (Transformer Networks):** Được sử dụng rộng rãi trong xử lý ngôn ngữ tự nhiên, thị giác máy tính.

2.4.2 Mạng nơ-ron tích chập CNN

Mạng nơ-ron tích chập [90] (CNN) là một loại mạng nơ-ron nhân tạo chuyên xử lý dữ liệu có cấu trúc lưới, như hình ảnh hoặc chuỗi dữ liệu. CNN tự động trích xuất đặc trưng mà không cần thiết kế thủ công, đặc biệt hiệu quả trong các bài toán thị giác máy tính. Cấu trúc của CNN gồm các thành phần chính được minh họa chi tiết trong Hình 2.16. CNN thường bao gồm các lớp sau:

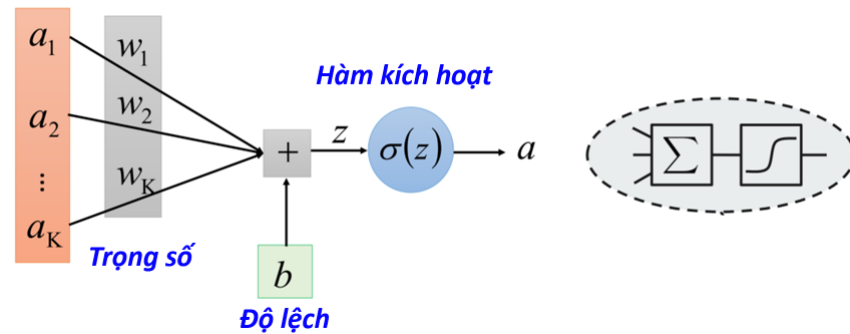
- **Lớp tích chập (Convolutional Layer):** Lớp tích chập (Convolutional Layer): Trích xuất đặc trưng không gian như cạnh, góc, và hình dạng từ dữ liệu đầu vào

bằng cách sử dụng các bộ lọc (kernel). Bộ lọc quét qua dữ liệu, thực hiện phép tích chập để tạo ra các bản đồ đặc trưng (feature map), cung cấp thông tin cho các lớp tiếp theo.



Hình 2.16: Cấu trúc mạng CNN

- **Hàm kích hoạt (Activation Function):** Hàm kích hoạt tạo sự không tuyến tính trong mạng, cho phép học các mối quan hệ phức tạp từ dữ liệu. Tín hiệu đầu vào được xử lý thông qua phép ánh xạ tuyến tính $f: \mathbb{R}^K \rightarrow \mathbb{R}$ và hàm kích hoạt $\sigma(\bullet)$, từ đó xác định mức độ ảnh hưởng của mỗi tế bào nơ-ron lên các lớp tiếp theo. Hình 2.17 minh họa cách hoạt động của một tế bào nơ-ron trong mạng.



Hình 2.17: Mô hình một phần tử Nơ Ron

$$z = a_1w_1 + a_2w_2 + \dots + a_Kw_K + b \quad (2.49)$$

trong đó w_i là trọng số dùng để điều chỉnh mức độ ảnh hưởng của từng đặc trưng đầu vào lên đầu ra, nhất trong quá trình huấn luyện để mô hình nhận biết các mẫu dữ liệu. Độ lệch b là giá trị giúp điều chỉnh ngưỡng kích hoạt của nơ-ron, cũng được tối ưu

cùng trọng số nhằm giảm hàm mất mát (loss function). Một số hàm kích hoạt phổ biến gồm: tuyến tính, Sigmoid $\sigma(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}$, Tanh $\sigma(z) = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}}$, ReLU (Rectified Linear Unit) $\sigma(z) = \max(0, z)$, Leaky ReLU, Softmax $\sigma(z_i) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^N e^{z_j}}$.

- **Lớp gộp (Pooling Layer):** Lớp gộp trong CNN giảm kích thước đầu ra từ lớp tích chập, giữ thông tin quan trọng, giảm tham số, tăng hiệu quả tính toán và hạn chế **răng cưa** (Overfitting). Các phương pháp phổ biến gồm: giá trị lớn nhất (Max Pooling), giá trị trung bình (Average Pooling), trên toàn bộ bản đồ đặc trưng (Global Pooling), và tổng bình phương các giá trị (L2-Norm Pooling).
- **Lớp chuyển đổi dữ liệu (Flatten):** Lớp chuyển đổi dữ liệu ở cuối khối trích xuất đặc trưng trong CNN chuyển dữ liệu từ dạng không gian nhiều chiều sang vector một chiều trước khi vào tầng kết nối đầy đủ. Lớp này đơn giản, không tham số và phù hợp với hầu hết các bài toán CNN.
- **Lớp kết nối đầy đủ (Fully Connected Layer - FC):** Lớp kết nối đầy đủ nằm cuối mạng CNN, kết hợp các đặc trưng trích xuất từ lớp trước để thực hiện nhiệm vụ như phân loại, hồi quy hoặc dự đoán. Mỗi nơ-ron trong lớp này kết nối với tất cả nơ-ron của lớp trước, giúp xử lý và tổng hợp toàn bộ thông tin đặc trưng.

2.4.3 Các bước triển khai mô hình học sâu

Quá trình xây dựng một mô hình học sâu (DL) thường gồm năm bước cơ bản [87, 91], được trình bày chi tiết và minh họa qua sơ đồ trong Hình 2.18.

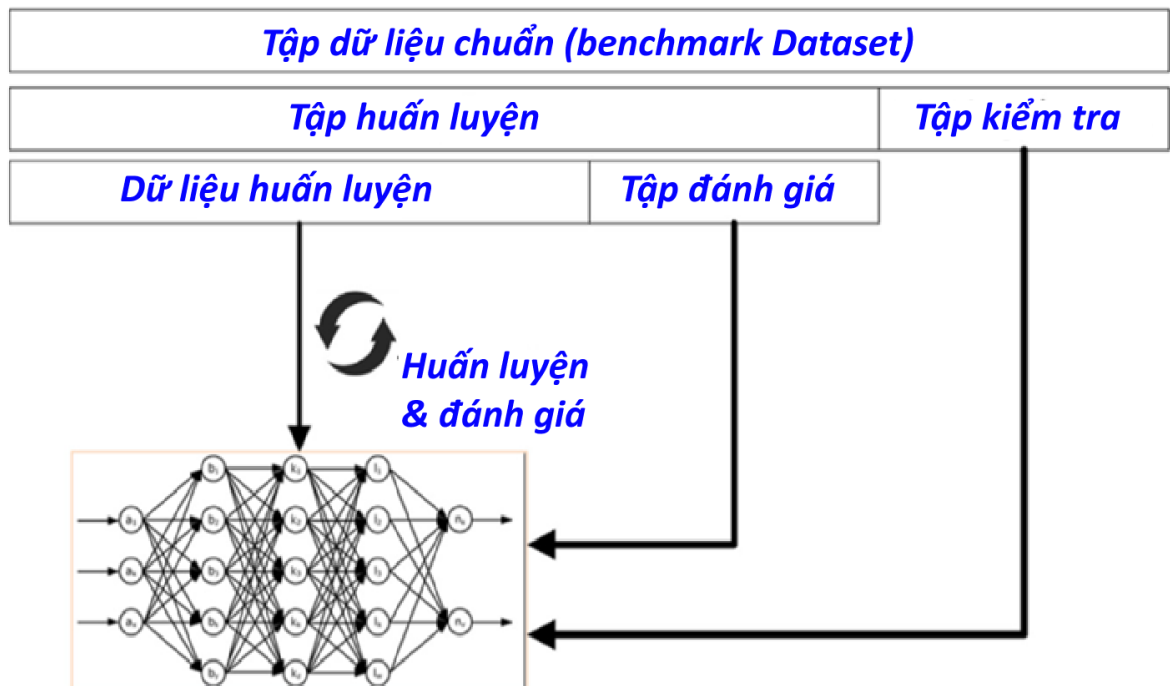
Bước 1: Xác định và thu thập dữ liệu

- Chọn nguồn dữ liệu chất lượng, ưu tiên tập dữ liệu chuẩn hoặc tự thu thập đảm bảo tính đa dạng, đầy đủ.

Bước 2: Tiền xử lý dữ liệu

- Chia dữ liệu thành tập huấn luyện, kiểm tra, và đánh giá (tỷ lệ khoảng 70-80%, 10-15%, 10-15%).

Thực hiện các bước chuẩn hóa như định dạng lại, bổ sung thông tin thiếu, giảm kích thước, hoặc chuẩn hóa dữ liệu.



Hình 2.18: Nguyên lý chung mô hình DL

Bước 3: Xây dựng mô hình học sâu (Deep Learning Model Design)

- Chọn kiến trúc phù hợp như CNN cho ảnh, RNN hoặc Transformer cho chuỗi dữ liệu.
- Thiết lập số lớp, nơ-ron, và hàm kích hoạt như ReLU, Sigmoid.

Bước 4: Huấn luyện và kiểm tra mô hình

- Huấn luyện dữ liệu bằng các thuật toán tối ưu (SGD, Adam).
- Điều chỉnh siêu tham số (learning rate, epochs, batch size) và kiểm tra hiệu suất qua từng vòng lặp.

Bước 5: Kiểm tra và đánh giá mô hình sau huấn luyện

- Sử dụng tập kiểm tra độc lập để đánh giá hiệu suất, đảm bảo khả năng dự đoán và triển khai thực tế.

CHƯƠNG 3. GIAO THỨC TRUYỀN ẢNH TIN CÂY TRONG MẠNG VÔ TUYẾN CHUYỂN TIẾP HỢP TÁC

Chương này đề xuất giao thức truyền ảnh tin cây SCR trong mạng vô tuyến chuyển tiếp hợp tác (CWRN) với kênh AWGN. Mô hình hệ thống được xây dựng với bốn thực thể: nguồn, đích, chuyển tiếp và nghe lén thụ động. Giao thức đề xuất tích hợp mã mạng tuyến tính ngẫu nhiên (RLNC) và mô hình học sâu nhằm giảm thiểu nhu cầu băng thông truyền dẫn, nâng cao chất lượng ảnh tái dựng và tăng cường độ tin cậy trong môi trường truyền không dây. Phần cuối chương tập trung đánh giá giao thức thông qua mô phỏng, với các chỉ số định lượng khách quan như PSNR và SSIM, đồng thời phân tích kết quả để chứng minh hiệu quả của phương pháp trong điều kiện kênh AWGN.

Kết quả nghiên cứu trong chương này đã được công bố trong ấn phẩm số #1. Các kết quả nghiên cứu được trình bày trong các công bố #4, #5 và #6 là sản phẩm của quá trình thực hiện nhiệm vụ nghiên cứu khoa học tại đơn vị công tác, có nội dung liên quan chặt chẽ đến đề tài luận án. Cụ thể, các công bố này tập trung vào các khía cạnh của mô hình truyền thông vô tuyến chuyển tiếp hợp tác và đặc tính của kênh truyền fading Rayleigh – những nội dung nền tảng trong nghiên cứu được trình bày trong luận án.

3.1. GIỚI HIỆU

Như đã trình bày trong Mục 1.5.1, hình ảnh khi được truyền qua kênh vô tuyến thường áp dụng kết hợp hai lớp mã hóa: mã hóa nguồn (chẳng hạn như JPEG, BPG) nhằm giảm dung lượng ảnh, và mã hóa kênh (ví dụ LDPC, Polar Code) để bảo vệ dữ liệu khỏi sai lỗi do nhiễu kênh. Gần đây, phương pháp mã hóa kết hợp nguồn và kênh (JSCC) tích hợp với kỹ thuật học sâu đang được nghiên cứu để truyền ảnh qua mạng vô tuyến chuyển tiếp hợp tác, như được đề cập trong [20, 92, 93]. Tuy nhiên, các nghiên cứu này chưa quan tâm đầy đủ đến vấn đề bảo mật thông tin và hiệu quả sử dụng băng thông.

Để bảo vệ hình ảnh khỏi các nguy cơ rò rỉ trong môi trường vô tuyến mở, một số

thuật toán mã hóa truyền thống như RSA, DES, AES... đã được giới thiệu trong Mục 1.5.2. Một số nghiên cứu gần đây kết hợp mã hóa ảnh bằng học sâu và bản đồ hỗn loạn [94, 95], tuy mang lại độ an toàn cao, nhưng lại yêu cầu tính toán lớn và thời gian xử lý dài, đặc biệt khi truyền ảnh có kích thước lớn.

Trong khi đó, kỹ thuật mã mạng tuyến tính ngẫu nhiên (RLNC) đã được áp dụng nhằm nâng cao độ tin cậy trong truyền thông đa chặng, với độ phức tạp tính toán ở mức vừa phải [50, 96]. Tuy nhiên, các nghiên cứu này chưa xử lý vấn đề nén dữ liệu nên chưa hiệu quả về mặt băng thông. Mặt khác, các kỹ thuật tăng cường độ phân giải ảnh dựa trên mạng nơ-ron tích chập (CNN), GAN, hoặc Transformer như đã trình bày trong Mục 1.5.3 hiện chủ yếu được nghiên cứu độc lập, chưa kết hợp hiệu quả với các giao thức truyền thông vô tuyến.

Thực tế, truyền tải hình ảnh qua mạng vô tuyến đối mặt với nhiều thách thức: ảnh hưởng của môi trường gây suy giảm chất lượng và mất mát dữ liệu, đồng thời tiềm ẩn nguy cơ bị tấn công và đánh cắp thông tin từ các đối tượng nghe lén [97]. Điều này đặt ra yêu cầu cấp thiết về bảo mật thông tin, trở thành một chủ đề được quan tâm trong nhiều nghiên cứu gần đây [98]. Một số giải pháp bảo vệ truyền ảnh đã được đề cập trong Mục 2.2.3 [65, 66]. Bên cạnh đó, truyền thông vô tuyến hợp tác đã được chứng minh là giải pháp hiệu quả giúp cải thiện độ tin cậy trong truyền dữ liệu [9, 53]. Trong mô hình này, dữ liệu không chỉ truyền qua tuyến chính giữa nguồn và đích, mà còn thông qua các trạm chuyển tiếp (relay) – đóng vai trò mở rộng vùng phủ sóng, cải thiện dung lượng hệ thống và tăng chất lượng tín hiệu thông qua phân tập không gian. Ngoài chức năng chuyển tiếp đơn thuần, các trạm này còn có thể thực hiện các tác vụ xử lý tín hiệu trung gian nhằm tối ưu hóa quá trình truyền tải. Một trong những kỹ thuật quan trọng được ứng dụng tại trạm chuyển tiếp là mã mạng (Network Coding) [74], giúp nâng cao hiệu suất hệ thống. Đặc biệt, biến thể mã mạng tuyến tính ngẫu nhiên (RLNC) [48] đã chứng minh hiệu quả vượt trội trong nhiều mô hình kênh như kênh song công, kênh quảng bá, và kênh phát đa hướng, giúp tối ưu hóa hiệu quả truyền dữ liệu.

Trong bối cảnh nhu cầu truyền tải hình ảnh ngày càng cao, Chương này đề xuất một giao thức truyền ảnh tin cậy qua mạng vô tuyến chuyển tiếp hợp tác, tích hợp kỹ thuật RLNC và mô hình tăng cường độ phân giải ảnh bằng học sâu (CNN). Giao thức nhằm giảm dung lượng truyền tải, tăng độ tin cậy, và thích ứng hiệu quả với môi trường vô tuyến mở. Giao thức được đề xuất trong nghiên cứu này được thiết kế và đánh giá dựa trên mô hình kênh AWGN, vốn đơn giản, phổ biến và cung cấp cơ sở tham chiếu phù hợp để đánh giá hiệu suất ban đầu của hệ thống. Sau khi kiểm chứng hiệu quả trong môi trường nhiễu cơ bản, mô hình có thể được mở rộng sang các điều kiện kênh phức tạp hơn.

3.2. GIAO THỨC SCR QUA MẠNG CWRN VỚI KÊNH AWGN

3.2.1 Mô hình hệ thống CWRN với kênh AWGN

Mô hình hệ thống mạng truyền thông vô tuyến hợp tác CWRN với kênh AWGN được minh họa trong Hình 3.1. Đây là mô hình truyền thông đơn chặng gồm trạm phát (ký hiệu là $\mathcal{A}$ -Alice), trạm thu (ký hiệu là $\mathcal{B}$ -Bob), trạm chuyển tiếp (ký hiệu là $\mathcal{R}$ - Relay) và trạm nghe lén (ký hiệu là $\mathcal{E}$ - Eve). Mô hình này được lựa chọn để áp dụng cho giao thức đề xuất vì có cấu trúc đơn giản nhưng vẫn thể hiện đầy đủ các yếu tố then chốt của một hệ thống truyền thông vô tuyến hợp tác có yếu tố bảo mật (rò rỉ thông tin). Đồng thời, mô hình cũng đạt được sự cân bằng giữa mức độ chi tiết và khả năng kiểm soát độ phức tạp, tạo thuận lợi cho việc phân tích, đánh giá và xây dựng cơ sở lý thuyết vững chắc. Ngoài ra, mô hình này có thể dễ dàng mở rộng để áp dụng trong nhiều kịch bản thực tế, chẳng hạn như mô hình mạng nhiều trạm chuyển tiếp (multi-relay) hoặc mạng nhiều chặng (multi-hop).

Trong mô hình này, $\mathcal{A}$ mong muốn truyền một hình ảnh riêng tư (yêu cầu độ tin cậy cao và chất lượng tốt) đến $\mathcal{B}$, với sự hỗ trợ từ một trạm chuyển tiếp $\mathcal{R}$ và có sự hiện diện của trạm nghe lén $\mathcal{E}$ muốn đánh cắp hình ảnh riêng tư của $\mathcal{A}$.

Hệ thống bao gồm các kênh truyền:

- Kênh truyền trực tiếp từ $\mathcal{A}$ đến $\mathcal{B}$.

- Kênh truyền gián tiếp từ $\mathcal{A}$ đến $\mathcal{B}$, được hỗ trợ bởi $\mathcal{R}$.

Trạm nghe lén $\mathcal{E}$ là một trong những mối đe dọa bảo mật phổ biến nhất do đặc tính phát sóng vô tuyến dễ bị thu nhận ngoài ý muốn. Các trạm nghe lén có thể được phân loại thành hai loại chính: thụ động (passive) và chủ động (active), với hành vi và mức độ nguy hiểm khác nhau.

- Trạm nghe lén thụ động:

Là thực thể chỉ nghe tín hiệu truyền giữa các nút trong hệ thống mà không gây bất kỳ sự can thiệp nào. Trạm này không phát sóng, không gửi gói tin giả và hoạt động ẩn danh hoàn toàn. Mục tiêu chính là thu thập thông tin bí mật mà không để lộ sự hiện diện. Đây là kiểu tấn công phổ biến nhất trong thực tế do tính khó phát hiện và dễ thực hiện, đặc biệt trong môi trường không dây mở [99].

- Trạm nghe lén chủ động:

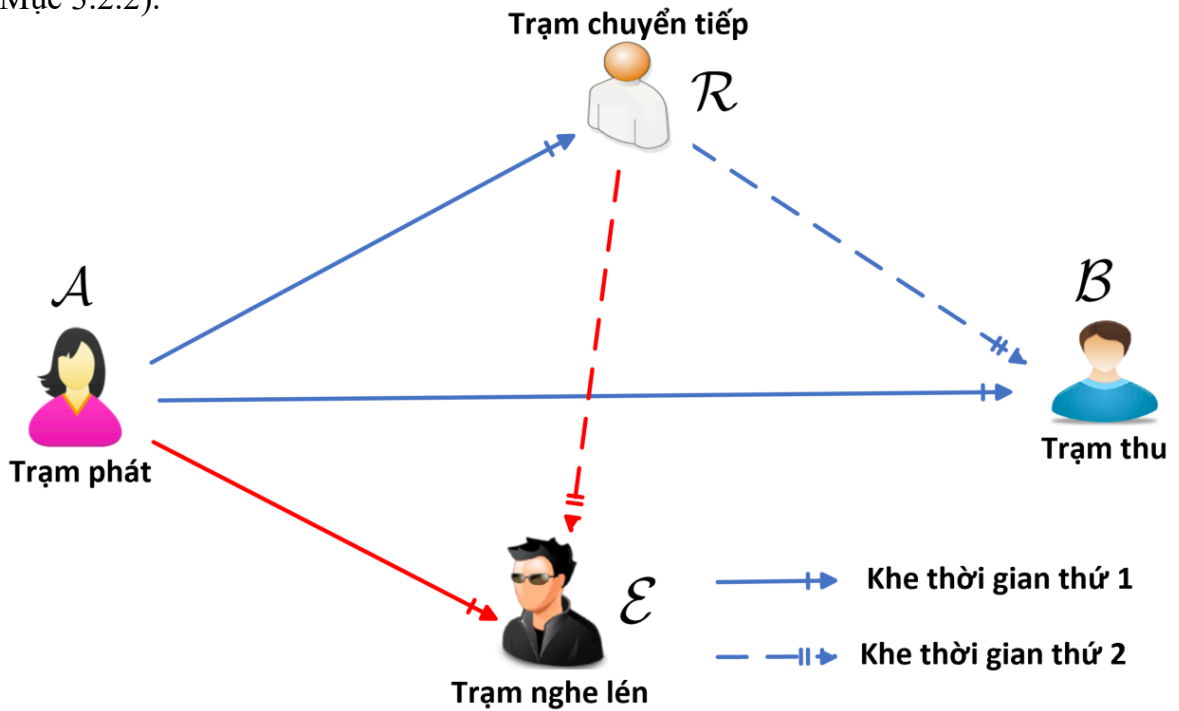
Là thực thể không chỉ nghe mà còn tham gia phát sóng hoặc can thiệp vào luồng truyền thông, ví dụ như chèn nhiễu, giả mạo gói tin, phản hồi sai lệch để gây nhiễu loạn hoặc làm suy yếu quá trình truyền dữ liệu. Mặc dù nguy hiểm hơn, các trạm chủ động lại dễ bị phát hiện hơn vì tạo ra tín hiệu can thiệp và cần năng lượng phát sóng cao hơn [100].

Trong nghiên cứu này, trạm nghe lén thụ động được lựa chọn vì phù hợp với thực tế triển khai và thuận lợi cho phân tích lý thuyết. Cụ thể, đây là mô hình phản ánh sát thực tế phổ biến hiện nay, khi phần lớn các cuộc tấn công trong mạng không dây đều mang tính thụ động do khả năng ẩn danh cao và khó bị phát hiện. Bên cạnh đó, việc sử dụng trạm nghe lén thụ động rất phù hợp với hướng tiếp cận an toàn dữ liệu lớp vật lý, trong đó giả định rằng kẻ tấn công chỉ quan sát các tín hiệu truyền mà không có hành vi can thiệp chủ động. Điều này tạo điều kiện thuận lợi để xây dựng và phân tích các kỹ thuật mã hóa, thu phân tập. Ngoài ra, mô hình thụ động giúp đơn giản hóa hệ thống toán học khi không cần mô phỏng các hành vi như chèn nhiễu, giả mạo hoặc phản hồi sai lệch, từ đó giảm số lượng tham số và biến trạng thái cần xét đến trong

phân tích. Mô hình này cũng đóng vai trò như một bước khởi đầu hợp lý để phát triển các nghiên cứu mở rộng trong tương lai, bao gồm các kịch bản có trạm nghe lén chủ động, trạm chuyển tiếp độc hại (malicious relay) hoặc hình thức tấn công kết hợp (hybrid attack).

Trạm nghe lén $\mathcal{E}$ có khả năng nghe lén cả hai kênh: kênh từ $\mathcal{A}$ truyền đến $\mathcal{B}$ và kênh từ $\mathcal{R}$ truyền đến $\mathcal{B}$. Trạm nghe lén $\mathcal{E}$ trong mô hình này được chọn là một trạm nghe lén cục bộ và thụ động nghĩa là $\mathcal{E}$ nằm trong phạm vi truyền dẫn trực tiếp của các thiết bị đang liên lạc và chỉ theo dõi các kênh truyền để cố gắng thu thập thông tin được truyền, mà không can thiệp vào hệ thống như chen các gói tin gây nhiễu hoặc thay đổi nội dung gói tin.

Chi tiết quá trình hoạt động của giao thức được trình bày trong nội dung tiếp theo (Mục 3.2.2).



Hình 3.1: Mô hình truyền thông vô tuyến chuyển tiếp hợp tác CWRN

3.2.2 Giao thức truyền ảnh tin cậy SCR qua kênh AWGN

Giao thức truyền ảnh tin cậy qua mạng vô tuyến chuyển tiếp hợp tác SCR được minh họa trong Hình 3.2, là một giải pháp tăng độ tin cậy và hiệu quả cho việc truyền hình ảnh qua mạng vô tuyến hợp tác. Giao thức hoạt động trong hai khe thời gian (hai

pha) cụ thể như sau:

- **Khe thời gian thứ nhất:** Tín hiệu hình ảnh từ trạm phát $\mathcal{A}$ được xử lý và truyền đến cả trạm chuyển tiếp $\mathcal{R}$ và trạm thu $\mathcal{B}$.
- **Khe thời gian thứ hai:** Trạm chuyển tiếp $\mathcal{R}$ xử lý tín hiệu thu được từ trạm phát $\mathcal{A}$ trong pha thứ nhất và tiếp tục truyền đến trạm thu $\mathcal{B}$.

Quy trình hoạt động chi tiết như sau:

- **Xử lý tín hiệu tại trạm phát (Trạm gửi):**

- **Giảm độ phân giải:**

Đặt $\mathbf{I}_A^{(HR)}$ là ảnh riêng tư RGB của trạm phát $\mathcal{A}$ có độ phân giải cao HR với kích thước $M \times N \times 3$. Ảnh này được giảm kích thước bằng phương pháp nội suy bậc ba (bicubic interpolation trình bày trong mục 2.2.2) với hệ số giảm kích thước ϵ , tạo ra ảnh có độ phân giải thấp LR được ký hiệu là $\mathbf{I}_A^{(LR)}$, kích thước $M' \times N' \times 3$, trong đó:

$$M' = \left\lceil \frac{M}{\epsilon} \right\rceil, \quad N' = \left\lceil \frac{N}{\epsilon} \right\rceil. \quad \epsilon > 1 \quad (3.1)$$

Với $\lceil \bullet \rceil$ là hàm lấy phần nguyên lớn hơn của $\bullet$.

Đây là một biện pháp nhằm giảm yêu cầu băng thông trên kênh truyền.

Chú ý: Nếu hệ số giảm kích thước là ϵ thì số lượng bit của ảnh cần truyền sẽ giảm ϵ^2 điều này có nghĩa yêu cầu băng thông của kênh truyền sẽ giảm tương ứng ϵ^2 so với yêu cầu băng thông để truyền ảnh không giảm kích thước. Đây là hệ số dùng để đánh giá mức độ hiệu quả băng thông của kênh truyền.

- **Ấn dữ liệu ảnh bằng RLNC:**

Hình ảnh LR $\mathbf{I}_A^{(LR)}$ sẽ được trộn (ẩn) với một hình ảnh chuẩn $\mathbf{I}_A^{(ref)}$ được chọn ngẫu nhiên từ kho lưu trữ dữ liệu hình ảnh chung và chuyển đổi kích thước đúng bằng kích thước của ảnh $\mathbf{I}_A^{(LR)}$. Kho dữ liệu này được chia sẻ và truy cập bởi tất cả trạm thu hợp pháp thông qua cơ chế kiểm soát bảo mật được quản lý chia sẻ bởi hệ thống quản lý

uy tín và tin cậy TRM (Trust and Reputation Management) [101].

Quá trình trộn thực hiện theo phương pháp mã mạng ngẫu nhiên tuyến tính RLNC với công thức (công thức (3.2) được xem như trường hợp riêng của (2.22)):

$$\mathbf{I}_{\mathcal{A}}^{(enc)} = \mathbf{M}_{\mathcal{A},1} \circ \mathbf{I}_{\mathcal{A}}^{(LR)} + \mathbf{M}_{\mathcal{A},2} \circ \mathbf{I}_{\mathcal{A}}^{(ref)} \quad (3.2)$$

trong đó:

$\mathbf{I}_{\mathcal{A}}^{(enc)}$: Ảnh sau khi mã hóa RLNC, kích thước $M' \times N' \times 3$.

$(\circ)$: Phép nhân từng phần tử (Hadamard product).

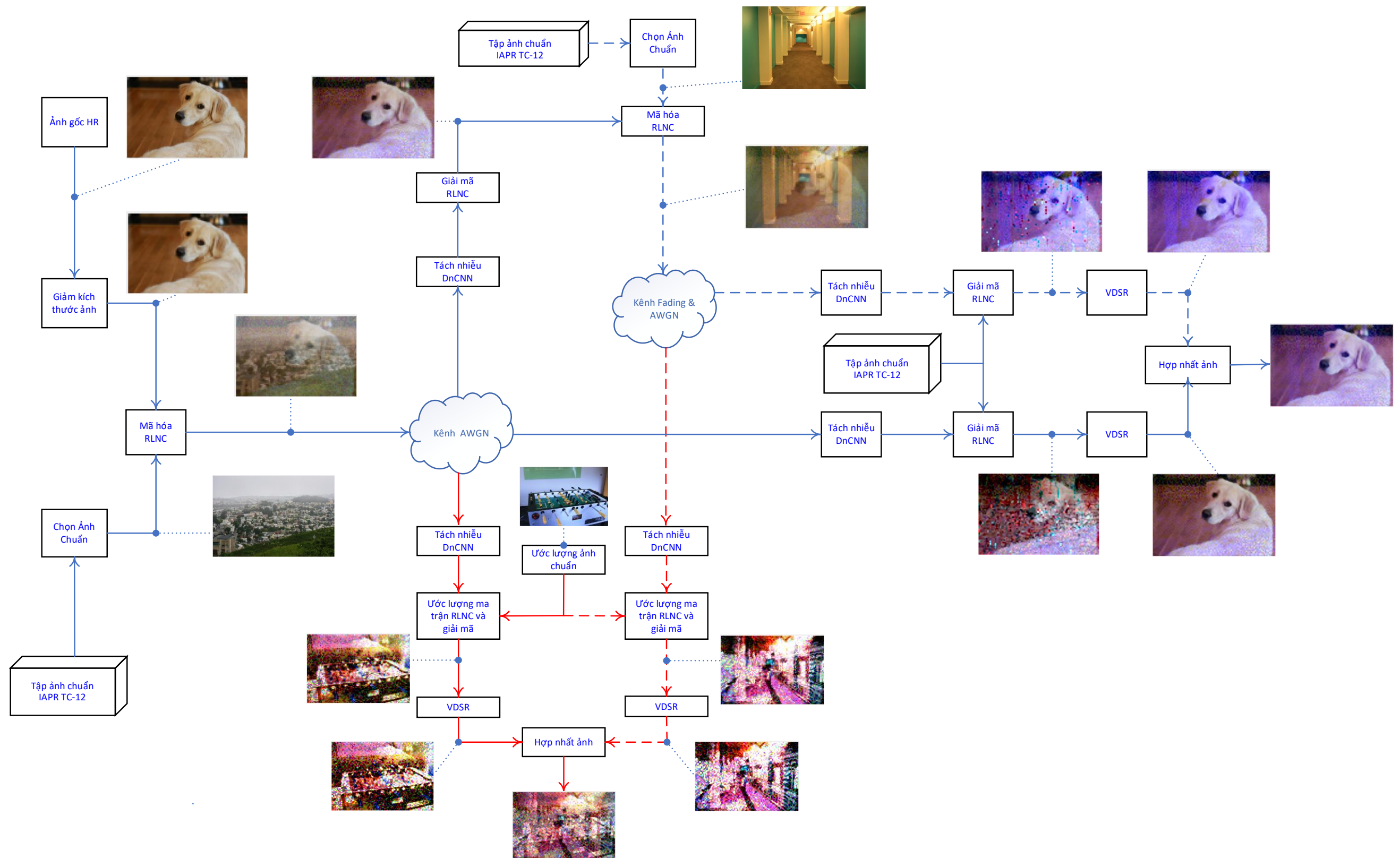
$\mathbf{M}_{\mathcal{A},k}, k \in \{1, 2\}$: Ma trận hệ số mã hóa RLNC, kích thước $M' \times N' \times 3$. Các hệ số ngẫu nhiên trong ma trận $\mathbf{M}_{\mathcal{A},k}, k \in \{1, 2\}$ được ký hiệu là $\alpha_{\mathcal{A},m,n,p}^{(k)}$, với $m \in \{1, 2, \dots, M'\}$, $n \in \{1, 2, \dots, N'\}$, $p \in \{1, 2, 3\}$.

Để đảm bảo các giá trị của các điểm ảnh không vượt quá giới hạn, các hệ số $\alpha_{\mathcal{A},m,n,p}^{(k)} \in [0, 1]$ và $\alpha_{\mathcal{A},m,n,p}^{(1)} + \alpha_{\mathcal{A},m,n,p}^{(2)} = 1$. Hệ số ma trận ngẫu nhiên $\mathbf{M}_{\mathcal{A},k}, k \in \{1, 2\}$ sẽ được truyền trong phần thông tin quản lý gói (package header) đến các trạm thu hợp pháp như được trình bày trong Hình 2.15.

Quá trình này giúp bảo vệ hình ảnh riêng tư trước trạm nghe lén $\mathcal{E}$ bằng cách làm cho nội dung hình ảnh muốn truyền được ẩn vào trong ảnh nhúng SI (Stego Image).

- **Truyền tín hiệu:**

Ảnh $\mathbf{I}_{\mathcal{A}}^{(enc)}$ sau khi được mã hóa RLNC sẽ được chuyển đổi thành dạng tín hiệu thích hợp (ở đây Ảnh $\mathbf{I}_{\mathcal{A}}^{(enc)} \rightarrow \mathbf{x}_{\mathcal{A}}$ chuyển đổi thành dạng ảnh thực – double) để truyền qua kênh vô tuyến có nhiễu AWGN đến trạm thu $\mathcal{B}$ và trạm chuyển tiếp $\mathcal{R}$. Trong quá trình truyền, ảnh này cũng có thể bị nghe lén bởi trạm nghe lén $\mathcal{E}$. Tuy nhiên, do ảnh $\mathbf{I}_{\mathcal{A}}^{(enc)}$ đã được trộn ngẫu nhiên với ảnh chuẩn $\mathbf{I}_{\mathcal{A}}^{(ref)}$ thông qua RLNC, thông tin thực sự của ảnh $\mathbf{I}_{\mathcal{A}}^{(LR)}$ được ẩn đi một cách hiệu quả, đảm bảo tính an toàn, tin cậy trong hệ thống.



Hình 3.2: Giao thức SCR qua CWRN với kênh AWGN

➤ **Xử lý tín hiệu tại trạm chuyển tiếp và trạm thu trong khe thời gian thứ 1:**

Trong pha truyền đầu tiên, tín hiệu nhận được tại trạm chuyển tiếp $\mathcal{R}$ và trạm thu $\mathcal{B}$ được mô tả theo phương trình:

$$\mathbf{r}_{\mathcal{X}}^{(1)} = \mathbf{x}_{\mathcal{A}} + \mathbf{n}_{\mathcal{X}}^{(1)} \quad (3.3)$$

trong đó $\mathbf{x}_{\mathcal{A}}$: Tín hiệu ảnh truyền đi từ trạm phát $\mathcal{A}$, $\mathcal{X} \in \{\mathcal{R}, \mathcal{B}\}$, $\mathbf{n}_{\mathcal{X}}^{(1)}$ là véc tơ nhiễu trắng cộng Gauss (AWGN) tại $\mathcal{X}$ với kỳ vọng bằng không và phương sai $\sigma_{\mathcal{X},1}^2$.

Tín hiệu nhận được từ $\mathcal{A}$ sẽ trải qua các bước sau:

- **Khử nhiễu (denoise):**

Tại $\mathcal{X}$, $\mathcal{X} \in \{\mathcal{R}, \mathcal{B}\}$, tín hiệu nhận được $\mathbf{r}_{\mathcal{X}}^{(1)}$ được đưa qua mạng học sâu DnCNN [70] để loại bỏ nhiễu. DnCNN là mạng nơ-ron được huấn luyện đặc biệt để khử nhiễu trong các tín hiệu ảnh. Kỹ thuật khử nhiễu bằng học sâu DnCNN được huấn luyện sẵn nên không cần huấn luyện lại. Tín hiệu sau khi khử nhiễu được ký hiệu là:

$$\tilde{\mathbf{I}}_{\mathcal{X}}^{(1)} = DnCNN(\mathbf{r}_{\mathcal{X}}^{(1)}) \quad (3.4)$$

- **Giải mã RLNC:**

Sau khi loại bỏ nhiễu, trạm chuyển tiếp $\mathcal{R}$ và trạm thu $\mathcal{B}$ sử dụng ảnh chuẩn $\mathbf{I}_{\mathcal{A}}^{(ref)}$ được chia sẻ bởi $\mathcal{A}$, cùng với ma trận hệ số mã hóa RLNC $\mathbf{M}_{\mathcal{A},k}$, $k \in \{1, 2\}$, để giải mã RLNC và khôi phục ảnh LR ban đầu. Quá trình giải mã thực hiện như sau:

$$\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{R}}^{(1)} = \left(\tilde{\mathbf{I}}_{\mathcal{R}}^{(1)} - \mathbf{M}_{\mathcal{A},2} \circ \mathbf{I}_{\mathcal{A}}^{(ref)} \right) \oslash \mathbf{M}_{\mathcal{A},1} \quad (3.5)$$

$$\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{B}}^{(1)} = \left(\tilde{\mathbf{I}}_{\mathcal{B}}^{(1)} - \mathbf{M}_{\mathcal{A},2} \circ \mathbf{I}_{\mathcal{A}}^{(ref)} \right) \oslash \mathbf{M}_{\mathcal{A},1} \quad (3.6)$$

trong đó: $\oslash$ là phép chia phần tử bởi phần tử giữa hai ma trận còn gọi là phép chia Hadamard. $\mathbf{M}_{\mathcal{A},k}$, $k \in \{1, 2\}$ ma trận ngẫu nhiên RLNC được truyền đến các trạm hợp pháp trong thông tin quản lý (Package Header) và $\mathbf{I}_{\mathcal{A}}^{(ref)}$ được chia sẻ từ kho lưu trữ thông qua hệ thống TRM [101].

- **Tăng cường độ phân giải ảnh tại trạm thu:**

Ảnh LR khôi phục tại trạm thu $\mathcal{B}$ được đưa qua mạng học sâu VDSR [40] để tăng cường độ phân giải ảnh ISR bằng học sâu, tạo thành ảnh $\hat{\mathbf{I}}_B^{(HR,1)}$:

$$\hat{\mathbf{I}}_B^{(HR,1)} = VDSR(\hat{\mathbf{I}}_B^{(1)}, \epsilon) \quad (3.7)$$

trong đó $VDSR(\mathbf{I}^{LR}, k)$ là quá trình tăng cường độ phân giải bằng mạng học sâu (Mục 2.2.2) để khôi phục ảnh gốc có độ phân giải cao được thực hiện với thông số đầu vào là ảnh LR $\mathbf{I}^{LR}$ và hệ số tăng kích thước k phía thu (hệ số này bằng hệ số giảm kích thước phía phát, $k = \epsilon$).

Ảnh HR được tái tạo từ tín hiệu trực tiếp nhận tại $\mathcal{B}$ được gọi là *giao thức truyền ảnh tin cậy trực tiếp SDT (Secure Direct Transmission Protocol)*.

➤ **Xử lý tín hiệu tại trạm chuyển tiếp và trạm thu trong khe thời gian thứ 2:**

- **Tại trạm chuyển tiếp**

Trong pha đầu tiên, trạm chuyển tiếp $\mathcal{R}$ nhận ảnh được truyền từ $\mathcal{A}$. Sau khi giải mã RLNC $\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{R}}^{(1)}$, ảnh này được trộn với một ảnh chuẩn $\mathbf{I}_{\mathcal{R}}^{(ref)}$ được chọn ngẫu nhiên từ kho lưu trữ ảnh tại $\mathcal{R}$. Ảnh chuẩn $\mathbf{I}_{\mathcal{R}}^{(ref)}$ có thể được chọn trùng với ảnh chuẩn $\mathbf{I}_{\mathcal{A}}^{(ref)}$ tại $\mathcal{A}$. Ảnh chuẩn này cũng được quản lý và chia sẻ cho trạm thu hợp pháp qua giao thức quản lý cấp cao TRM [101]. Quá trình trộn và mã hóa được thực hiện bằng mã hóa mạng tuyến tính ngẫu nhiên (RLNC), với kết quả được biểu diễn như sau:

$$\mathbf{I}_{\mathcal{R}}^{(enc)} = \mathbf{M}_{\mathcal{R},1} \circ \hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{R}}^{(1)} + \mathbf{M}_{\mathcal{R},2} \circ \mathbf{I}_{\mathcal{R}}^{(ref)} \quad (3.8)$$

trong đó: $\mathbf{M}_{\mathcal{R},k}$, $k \in \{1,2\}$ là ma trận hệ số mã hóa RLNC tại trạm chuyển tiếp, kích thước $M' \times N' \times 3$. Các hệ số ngẫu nhiên trong ma trận $\mathbf{M}_{\mathcal{R},k}$ được ký hiệu là $\alpha_{\mathcal{R},m,n,p}^{(k)}$, với $m \in \{1,2,\dots,M'\}$, $n \in \{1,2,\dots,N'\}$, $p \in \{1,2,3\}$. Để đảm bảo các giá trị của các điểm ảnh không vượt quá giới hạn, các hệ số $0 \leq \alpha_{\mathcal{R},m,n,p}^{(k)} \leq 1$ và $\alpha_{\mathcal{R},m,n,p}^{(1)} + \alpha_{\mathcal{R},m,n,p}^{(2)} = 1$. Ma trận $\mathbf{M}_{\mathcal{R},k}$, $k \in \{1,2\}$ này cũng được truyền trong phần thông tin quản lý gói (package

header) đến các trạm thu $\mathcal{B}$ như được trình bày như trong Hình 2.15.

Ảnh được mã hóa $\mathbf{I}_{\mathcal{R}}^{(enc)}$ sau đó được chuyển đổi thành dạng tín hiệu thích hợp (ở đây Ảnh $\mathbf{I}_{\mathcal{R}}^{(enc)} \rightarrow \mathbf{x}_{\mathcal{R}}$ chuyển đổi thành dạng ảnh thực – double) để truyền đến $\mathcal{B}$, ký hiệu là $\mathbf{x}_{\mathcal{R}}$.

Chú ý: Ảnh chuẩn $\mathbf{I}_{\mathcal{R}}^{(ref)}$ tại $\mathcal{R}$ chọn trùng với ảnh chuẩn $\mathbf{I}_{\mathcal{A}}^{(ref)}$ tại $\mathcal{A}$, Ma trận mã hóa RLNC $\mathbf{M}_{\mathcal{R},k}$ tại $\mathcal{R}$ cũng là ma trận RLNC tại $\mathcal{A}$ thì mô hình truyền thông hợp tác DF, và ngược lại là mô hình truyền thông hợp tác CC.

- **Tại trạm thu**

Trong khe thời gian thứ hai, $\mathcal{B}$ nhận tín hiệu từ trạm chuyển tiếp $\mathcal{R}$, biểu diễn như:

$$\mathbf{r}_{\mathcal{B}}^{(2)} = \mathbf{x}_{\mathcal{R}} + \mathbf{n}_{\mathcal{B}}^{(2)} \quad (3.9)$$

trong đó: $\mathbf{n}_{\mathcal{B}}^{(2)}$ là nhiễu AWGN tại $\mathcal{B}$ với kỳ vọng bằng không và phương sai $\sigma_{\mathcal{B},2}^2$.

Tương tự quá trình xử lý tín hiệu trong khe thời gian thứ nhất, $\mathcal{B}$ khử nhiễu tín hiệu nhận được $\mathbf{r}_{\mathcal{B}}^{(2)}$ bằng mạng nơ-ron DnCNN [70] để thu được tín hiệu đã khử nhiễu $\bar{\mathbf{I}}_{\mathcal{B}}^{(2)} = DnCNN(\mathbf{r}_{\mathcal{B}}^{(2)})$. Sau đó, $\mathcal{B}$ sử dụng ảnh chuẩn $\mathbf{I}_{\mathcal{R}}^{(ref)}$ và ma trận hệ số mã hóa RLNC $\mathbf{M}_{\mathcal{R},k}$ để giải mã RLNC, khôi phục ảnh LR $\bar{\mathbf{I}}_{\mathcal{B}}^{(2)}$ như sau:

$$\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{B}}^{(2)} = \left(\bar{\mathbf{I}}_{\mathcal{B}}^{(2)} - \mathbf{M}_{\mathcal{R},2} \circ \mathbf{I}_{\mathcal{R}}^{(ref)} \right) \oslash \mathbf{M}_{\mathcal{R},1} \quad (3.10)$$

Ảnh LR khôi phục từ tín hiệu truyền qua trạm chuyển tiếp được tăng cường độ phân giải bằng mạng VDSR [40], tạo thành ảnh HR $\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{B}}^{(HR,2)}$ (tương tự như trong khe thời gian thứ nhất)

$$\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{B}}^{(HR,2)} = VDSR(\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{B}}^{(2)}, \epsilon) \quad (3.11)$$

Ảnh HR này được gọi là ảnh tái tạo thông qua *giao thức truyền ảnh tin cậy qua trạm chuyển tiếp SRT (Secure Relay Transmission)*.

Trạm thu $\mathcal{B}$ sẽ thực hiện hợp nhất hai ảnh HR nhận được từ hai giao thức để tái tạo ảnh HR gốc. Cụ thể, ảnh HR $\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{B}}^{(HR,1)}$ được nhận từ $\mathcal{A}$ qua giao thức SDT trong khe thời gian thứ nhất và ảnh HR $\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{B}}^{(HR,2)}$ được nhận từ trạm chuyển tiếp qua giao thức SRT trong khe thời gian thứ hai sẽ được kết hợp theo công thức:

$$\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{B}}^{(HR)} = \nu_1 \hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{B}}^{(HR,1)} + \nu_2 \hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{B}}^{(HR,2)} \quad (3.12)$$

trong đó $\nu_i, i \in \{1, 2\}$ là hệ số trộn (tỷ lệ), thể hiện mức độ đóng góp của mỗi kênh truyền vào việc tái tạo ảnh HR cuối cùng. Hệ số này, còn được gọi là hệ số trộn Alpha (Alpha Blending) trong kỹ thuật hợp nhất ảnh [73] (trình bày trong Mục 2.2.5), đóng vai trò quan trọng trong việc kết hợp các tín hiệu ảnh. Trong giao thức này ta dùng hàm hợp nhất ảnh được viết sẵn trong Matlab với hệ số trộn là $\nu_i = 0,5 \quad i \in \{1, 2\}$, tức là mức độ đóng góp của hai ảnh vào ảnh khôi phục là ngang nhau, mỗi ảnh chiếm 50%, hệ số này được thay đổi tự động trên từng điểm ảnh tùy theo cường độ điểm ảnh, độ tương phản và lượng tin của hai ảnh vào.

Kết quả khôi phục từ công thức (3.12) chính là sự hiện thực hóa của *giao thức truyền ảnh tin cậy hợp tác SCR (Secure Cooperative Transmission)*.

➤ Xử lý tín hiệu tại trạm nghe lén:

Trong quá trình truyền trên kênh vô tuyến, tín hiệu hình ảnh có thể bị nghe lén bởi các tác nhân không mong muốn. Trạm nghe lén $\mathcal{E}$ sẽ cố gắng ước lượng và khôi phục hình ảnh từ tín hiệu nhận được trong cả hai khe thời gian: khe thời gian thứ nhất nhận tín hiệu từ $\mathcal{A}$, và khe thời gian thứ hai nhận tín hiệu từ trạm chuyển tiếp $\mathcal{R}$. Tín hiệu nhận được tại $\mathcal{E}$ trong từng khe thời gian được biểu diễn như sau:

$$\mathbf{r}_{\mathcal{E}}^{(1)} = \mathbf{x}_{\mathcal{A}} + \mathbf{n}_{\mathcal{E}}^{(1)} \quad (3.13)$$

$$\mathbf{r}_{\mathcal{E}}^{(2)} = \mathbf{x}_{\mathcal{R}} + \mathbf{n}_{\mathcal{E}}^{(2)} \quad (3.14)$$

trong đó: $\mathbf{n}_{\mathcal{E}}^{(i)}, i \in \{1, 2\}$ nhiễu AWGN tại trạm nghe lén $\mathcal{E}$ trong khe thời gian thứ nhất và thứ hai, có trung bình bằng không và phương sai $\sigma_{\mathcal{E},i}^2$.

Trạm nghe lén $\mathcal{E}$ thực hiện quá trình trích xuất dữ liệu từ tín hiệu mà trạm thu được $\mathbf{r}_{\mathcal{E}}^{(1)}$ và $\mathbf{r}_{\mathcal{E}}^{(2)}$ bằng cách áp dụng các phương pháp tương tự như được sử dụng tại trạm thu hợp pháp (trạm thu $\mathcal{B}$). Cụ thể, $\mathcal{E}$ cố gắng khử nhiễu DnCNN [70], giải mã tín hiệu RLNC và phục hồi dữ liệu gốc bằng ISR VDSR [40]. Tuy nhiên, trạm nghe lén không có quyền truy cập vào các thông tin quan trọng như ma trận mã hóa RLNC và ảnh chuẩn (các thông số chính xác mã hóa và ảnh chuẩn được sử dụng trong hệ thống).

Việc thiếu các thông tin quan trọng này gây ra nhiều khó khăn cho trạm nghe lén trong quá trình tái tạo dữ liệu. $\mathcal{E}$ phải dựa vào các ước lượng hoặc giả định, dẫn đến khả năng sai lệch trong việc khôi phục tín hiệu gốc. Do đó, ngay cả khi sử dụng các công cụ và kỹ thuật hiện đại, dữ liệu mà họ thu được thường không đảm bảo tính chính xác và đầy đủ so với thông tin gốc được truyền giữa các thiết bị hợp pháp.

Ký hiệu $\tilde{\mathbf{I}}_{\mathcal{E}}^{(1)} = \text{DnCNN}(\mathbf{r}_{\mathcal{E}}^{(1)})$ và $\tilde{\mathbf{I}}_{\mathcal{E}}^{(2)} = \text{DnCNN}(\mathbf{r}_{\mathcal{E}}^{(2)})$ biểu thị các hình ảnh được tái tạo bởi trạm nghe lén sau khi áp dụng mạng nơ-ron DnCNN [70] để khử nhiễu. Các hình ảnh tham chiếu $\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{A}}^{(ref)}$ và $\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{R}}^{(ref)}$ được chọn ngẫu nhiên từ cơ sở dữ liệu lưu trữ, đóng vai trò làm hình ảnh chuẩn cho quá trình trích dữ liệu. Trong khi đó, $\{\mathbf{M}_{\mathcal{A},1}, \mathbf{M}_{\mathcal{A},2}\}$ và $\{\mathbf{M}_{\mathcal{R},1}, \mathbf{M}_{\mathcal{R},2}\}$ là các ma trận do trạm nghe lén ước lượng trong quá trình giải mã thông tin với giả thiết các hệ số của ma trận là:

$$\hat{\alpha}_{\mathcal{X},m,n,p}^{(1)} = \alpha_{\mathcal{X},m,n,p}^{(1)} \pm \varepsilon_{\mathcal{X},m,n,p} \quad (3.15)$$

$$\hat{\alpha}_{\mathcal{X},m,n,p}^{(2)} = 1 - \hat{\alpha}_{\mathcal{X},m,n,p}^{(1)} \quad (3.16)$$

trong đó: $\mathcal{X} \in \{\mathcal{A}, \mathcal{R}\}$, $m \in \{1, 2, \dots, M'\}$, $n \in \{1, 2, \dots, N'\}$, $p \in \{1, 2, 3\}$ và $\varepsilon_{\mathcal{X},m,n,p}$ là sai số ước lượng của $\hat{\alpha}_{\mathcal{X},m,n,p}^{(1)}$ tại trạm nghe lén $\mathcal{E}$.

Quá trình tách tín hiệu hình ảnh được truyền từ nguồn phát trong khe thời gian thứ nhất và từ trạm chuyển tiếp trong khe thời gian thứ hai được mô tả như sau.

$$\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{E}}^{(1)} = \left(\tilde{\mathbf{I}}_{\mathcal{E}}^{(1)} - \mathbf{M}_{\mathcal{A},2} \circ \hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{A}}^{(ref)} \right) \oslash \mathbf{M}_{\mathcal{A},1} \quad (3.17)$$

$$\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{E}}^{(2)} = \left(\tilde{\mathbf{I}}_{\mathcal{E}}^{(2)} - \mathbf{M}_{\mathcal{R},2} \circ \hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{R}}^{(ref)} \right) \oslash \mathbf{M}_{\mathcal{R},1} \quad (3.18)$$

Tiếp đó, trạm nghe lén cũng áp dụng kỹ thuật tăng cường độ phân giải ISR VDSR [40] để tái tạo lại hình ảnh gốc tương ứng với khe thời gian thứ i^{th} , $i \in \{1, 2\}$.

$$\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{E}}^{(HR,i)} = VDSR(\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{B}}^{(i)}, \epsilon) \quad (3.19)$$

Tương tự quy trình tại $\mathcal{B}$, hình ảnh phục hồi cuối cùng được tạo ra bằng cách hợp nhất ảnh [73] các kết quả tái tạo ảnh từ cả hai khe thời gian.

$$\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{E}}^{(HR)} = \hat{\nu}_1 \hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{E}}^{(HR,1)} + \hat{\nu}_2 \hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{E}}^{(HR,2)} \quad (3.19)$$

trong đó: $\hat{\nu}_i, i \in \{1, 2\}$ là hệ số trộn được ước lượng, biểu thị mối quan hệ giữa hai hình ảnh tương ứng với hai khe thời gian.

3.3. ĐÁNH GIÁ GIAO THỨC QUA KÊNH AWGN

3.3.1 Phương pháp đánh giá

Trong lĩnh vực phân tích và xử lý ảnh, chất lượng hình ảnh thường được đánh giá theo hai phương pháp chính: đánh giá cảm quan [102] (HVS - Human Visual System) và đánh giá khách quan [103].

➤ Đánh giá cảm quan

Phương pháp này dựa trên cảm nhận trực tiếp của con người, phản ánh trải nghiệm thị giác và sự nhận thức chủ quan của người quan về chất lượng hình ảnh. Mặc dù đánh giá cảm quan mang lại cái nhìn thực tế về cách người dùng cảm nhận, nhưng nó tồn tại những hạn chế lớn:

- **Tính chủ quan:** Cảm nhận khác nhau giữa các cá nhân dẫn đến kết quả không đồng nhất.
- **Yêu cầu nguồn lực lớn:** Cần khảo sát nhiều người và thực hiện phân tích thống kê để đạt được kết quả đáng tin cậy.
- **Chi phí và thời gian:** Quá trình thu thập dữ liệu và xử lý đòi hỏi nhiều

thời gian và chi phí.

➤ **Đánh giá khách quan**

Đánh giá khách quan dựa trên các chỉ số toán học và thuật toán để đo lường chất lượng hình ảnh, đảm bảo tính chính xác, khách quan và khả năng lặp lại cao. Điều này giúp khắc phục những hạn chế của đánh giá cảm quan, đồng thời phù hợp với các ứng dụng tự động hóa và phân tích quy mô lớn.

Các tiêu chí phổ biến trong đánh giá khách quan:

- **MSE (Mean Squared Error):** Chỉ số đo lường sai số trung bình bình phương giữa các điểm ảnh của hai hình ảnh (trước và sau khi xử lý).
- **PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio):** Đo lường tỷ số giữa tín hiệu tối đa (peak signal) và nhiễu (noise) gây ra bởi sự khác biệt giữa ảnh gốc và ảnh sau xử lý. PSNR cao cho thấy chất lượng hình ảnh tốt hơn
- **SSIM (Structural Similarity Index):** Đo lường mức độ giống nhau giữa cấu trúc và đặc tính của ảnh gốc và ảnh sau xử lý. SSIM giúp đánh giá sự tương đồng về cấu trúc, độ sáng và độ tương phản.
- **FSIM (Feature Similarity Indexing Method):** Đo lường sự tương đồng giữa các đặc tính (features) và cấu trúc (structural) của hai ảnh. Đây là chỉ số phức tạp hơn SSIM và PSNR, giúp đánh giá chi tiết hơn các đặc tính hình ảnh.
- **VIF (Visual Information Fidelity):** Đo lường độ trung thực của thông tin thị giác khi ảnh bị nén hoặc thay đổi.

Trong các nghiên cứu hiện đại, đánh giá khách quan ngày càng được ưa chuộng nhờ tính chính xác và hiệu quả cao. Trong nội dung luận án này, hai chỉ số PSNR và SSIM sẽ được trình bày chi tiết để minh họa quá trình đánh giá chất lượng hình ảnh sau xử lý, từ đó cung cấp cái nhìn tổng quan và sâu sắc về hiệu quả của các phương pháp xử lý hình ảnh được áp dụng.

➤ **Tỷ số tín hiệu trên nhiễu đỉnh PSNR**

PSNR [64, 104] là một thước đo phổ biến trong lĩnh vực xử lý ảnh và nén dữ liệu, được sử dụng để đánh giá chất lượng của hình ảnh sau khi xử lý, so với hình ảnh gốc (ảnh tham chiếu). Chỉ số này thể hiện tỷ lệ giữa giá trị cường độ tín hiệu tối đa của ảnh và nhiễu ảnh, được biểu diễn trên thang đo logarit với đơn vị là decibel (dB). Ví dụ PSNR của ảnh khôi phục tại $\mathcal{B}$ là $\hat{\mathbf{I}}_B^{(HR)}$ và ảnh HR tại $\mathcal{A}$ là $\mathbf{I}_A^{(HR)}$ là ảnh màu RGB với kích thước $M \times N \times 3$. Theo thang đo dB sẽ được tính như sau:

$$\text{MSE} = \frac{1}{3MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \sum_{z=1}^3 \left(I_A(x, y, z) - \hat{I}_B(x, y, z) \right)^2 \quad (3.20)$$

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \left(\frac{MAX_I^2}{\text{MSE}} \right) = 20 \log_{10} \left(\frac{MAX_I}{\sqrt{\text{MSE}}} \right) \quad (3.21)$$

trong đó MAX_I là giá trị độ sáng tối đa có thể của điểm ảnh (pixel) trong ảnh gốc, giá trị này phụ thuộc vào số bit biểu diễn mỗi điểm ảnh, đối với ảnh 8-bit (giá trị pixel từ 0 đến 255), $MAX_I = 255$, MSE (Mean Squared Error) là sai số trung bình bình phương giữa ảnh $\hat{\mathbf{I}}_B^{(HR)}$ và $\mathbf{I}_A^{(HR)}$, MSE được tính riêng cho từng kênh màu (R, G, B) và sau đó trung bình cộng. MSE càng nhỏ (sự sai biệt giữa ảnh sau xử lý và ảnh chuẩn càng ít) thì PSNR càng lớn, cho thấy chất lượng ảnh khôi phục càng cao. PSNR nhạy cảm với sai số tuyệt đối trên các điểm ảnh nhiễu sai số nhỏ có thể dẫn đến chỉ số PSNR thấp và không thích hợp cho các ảnh có đặc trưng phức tạp.

➤ Chỉ số tương đồng cấu trúc SSIM

Chỉ số SSIM [104, 105] được sử dụng để đánh giá mức độ tương đồng giữa hai hình ảnh, tập trung vào ba khía cạnh chính: độ chói (luminance), tương phản (contrast) và cấu trúc (structure). Đây là một tiêu chí quan trọng trong đánh giá chất lượng hình ảnh, đặc biệt trong các ứng dụng xử lý ảnh và nén dữ liệu.

SSIM giữa ảnh khôi phục tại $\mathcal{B}$ là $\hat{\mathbf{I}}_B^{(HR)}$ và ảnh HR tại $\mathcal{A}$ là $\mathbf{I}_A^{(HR)}$ sẽ là

$$SSIM = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [L_{A,B}(x,y)]^l [C_{A,B}(x,y)]^c [S_{A,B}(x,y)]^s \quad (3.22)$$

trong đó: $L_{A,B}(x,y)$ là độ chói được tính thông qua mức độ tương đồng của độ chói trung bình của cửa sổ (x,y) (Có thể là điểm ảnh) của hai ảnh (hàm của tích của hai trung bình độ chói), $C_{A,B}(x,y)$ độ tương phản được tính thông qua mức độ tương đồng của độ lệch chuẩn của cửa sổ (x,y) của hai ảnh (hàm của tích của hai độ lệch chuẩn), $S_{A,B}(x,y)$ đo tính tương quan về cấu trúc của cửa (x,y) giữa ảnh $\mathbf{I}_A^{(HR)}$ và $\hat{\mathbf{I}}_B^{(HR)}$ (hàm của hàm hiệp phương sai) hệ số này có thể mang giá trị âm nếu cấu trúc làm cho hàm tương quan có giá trị âm. Hệ số l, c, s là các hệ số mũ điều chỉnh tầm quan trọng tương đối của từng thành phần thường được chọn là $l = c = s = 1$ để đơn giản hóa tính toán.

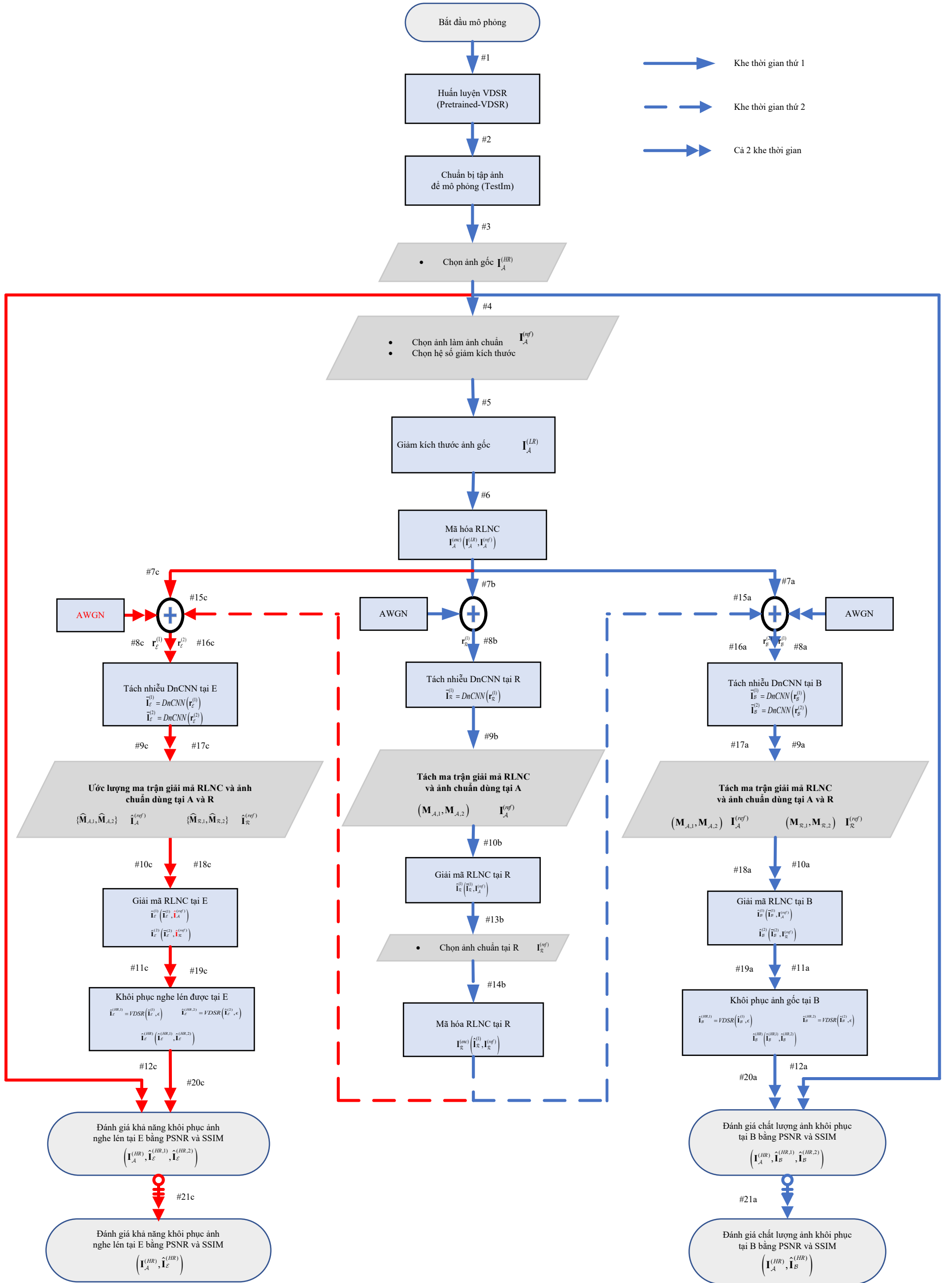
Chỉ số này rất nhạy khi cấu trúc của ảnh bị thay đổi như ảnh bị thay đổi kích thước, xoay, hoặc biến dạng. Chỉ số đánh giá này cũng không hoàn toàn tốt vì đôi khi ảnh sau xử lý có một sai biệt nhỏ so với ảnh gốc thì hai ảnh gần như hoàn toàn giống nhau nhưng chỉ số SSIM thì rất bé. Do đó việc đưa ra chỉ tiêu đánh giá hình ảnh một cách chính xác và hiệu quả vẫn là một vấn đề mở cho các nhà nghiên cứu.

3.3.2 Thuật toán mô phỏng

Hình 3.3 trong phần này cung cấp một lưu đồ chi tiết, minh họa toàn bộ quy trình giải thuật mô phỏng dựa trên mô hình được giới thiệu ở Hình 3.1, đồng thời làm rõ các bước triển khai giao thức đề xuất được mô tả trong Hình 3.2. Sau đây là các bước trọng tâm, được trình bày chi tiết, trong quy trình thực hiện thuật toán mô phỏng.

Bước 1: Huấn luyện mô hình tăng cường độ phân giải ảnh VDSR [40] bằng phương pháp học sâu DL, sử dụng tập dữ liệu ảnh chuẩn IAPR TC-12 [12]. Quy trình huấn luyện, được minh họa trong Hình 3.4, bao gồm các bước cụ thể sau:

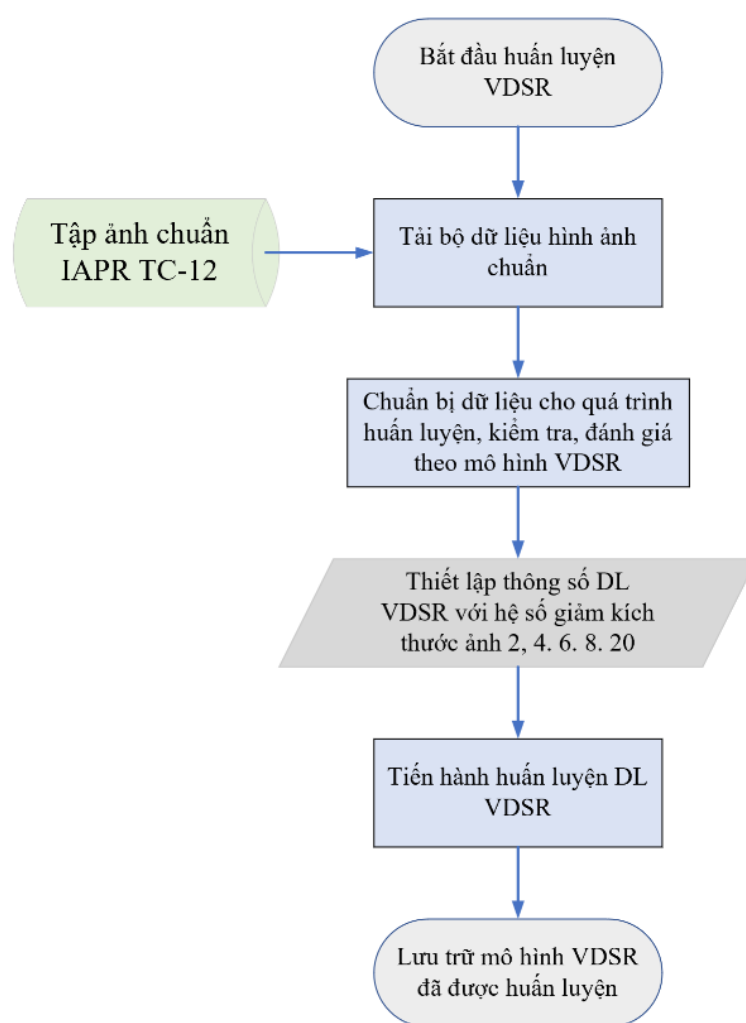
- **Tải dữ liệu:** Thu thập tập ảnh chuẩn IAPR TC-12 [12] từ Internet bao gồm 20.000 hình ảnh, đảm bảo dữ liệu đầu vào đáp ứng yêu cầu của mô hình.



Hình 3.3: Giải thuật mô phỏng giao thức SCR qua kênh AWGN

- **Xử lý và chuẩn bị dữ liệu:** Phân chia dữ liệu thành các tập phục vụ mục đích huấn luyện, kiểm tra và đánh giá, đồng thời thực hiện tiền xử lý để phù hợp với mô hình VDSR.
- **Cấu hình tham số mô hình (như bảng 3.1):** Cấu hình mô hình CNN VDSR với kiến trúc mạng, các siêu tham số như số lớp, số lần học (epochs), tốc độ học (learning rate), kích thước nhóm dữ liệu (batch size), thuật toán tối ưu,... và hệ số giảm kích thước ảnh để đảm bảo hiệu quả huấn luyện.
- **Huấn luyện mô hình:** Tiến hành quá trình huấn luyện, tối ưu hóa các tham số mạng để đạt kết quả tốt nhất.

Lưu trữ mô hình: Lưu lại mô hình VDSR đã được huấn luyện để sử dụng trong các bước tiếp theo hoặc triển khai ứng dụng.



Hình 3.4: Lưu đồ huấn luyện VDSR

Bảng 3.1 Bảng các thông số huấn luyện VDSR

Mô Tả Thông Số Huấn Luyện	Giá Trị
Tập ảnh chuẩn dùng huấn luyện và kiểm tra	20.000 ảnh chuẩn IAPR TC-12
Kiến trúc mạng NN	CNN
Hàm kích hoạt	ReLU
Số lớp	20
Kích thước bộ lọc (kernel) / channel	3 x 3
Kích thước mỗi nhóm dữ liệu (Batch Size)	64
Kích thước miếng ảnh đầu vào (Patch Size)	41 x 41
Hệ số học (Learning Rate) ban đầu	0.1
Giảm hệ số học sau mỗi 20 vòng lặp	1/10
Số vòng lặp (Epoches)	100
Hàm mất (loss function)	MSE (Mean Squared Error)
Bộ tối ưu	SGD (Stochastic Gradient Descent)
“Đà” trong học sâu (Momentum)	0.9
Chính quy hóa (Regularization)	L2 regularization: 0.0001
Hệ số giảm kích thước ảnh	2,4,6,8,10

Bước 2: Chuẩn bị dữ liệu để mô phỏng. Tập ảnh sử dụng trong mô phỏng bao gồm 20 hình ảnh được lấy từ công cụ xử lý ảnh của Matlab. Các hình ảnh này, được trình bày trong Hình 3.5 và Bảng 3.2, đóng vai trò như sau:

- Ảnh riêng tư tại trạm phát cần bảo vệ.
- Ảnh chuẩn dùng tại trạm phát và trạm chuyên tiếp.
- Ảnh ước lượng sai tại trạm nghe lén.

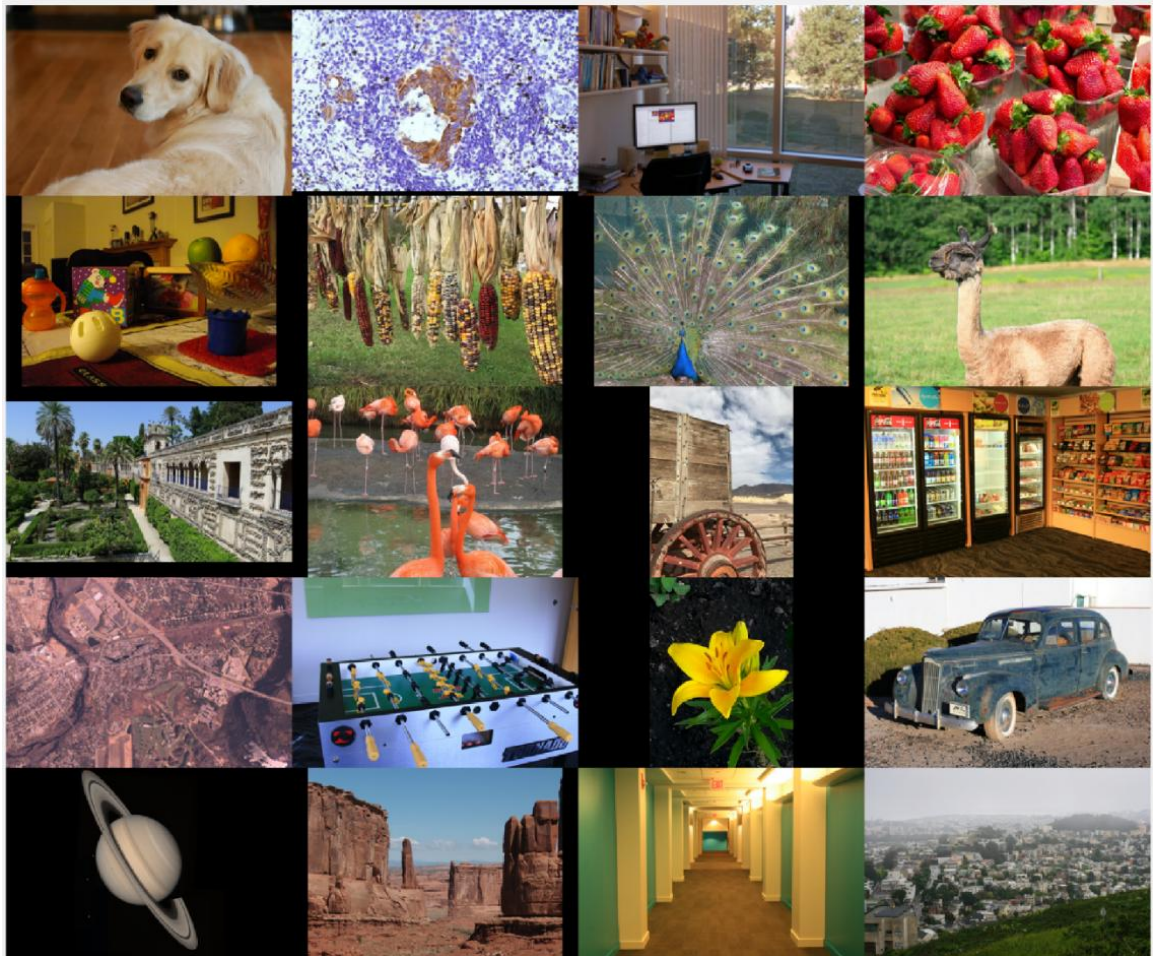
Bảng 3.2: Thông số 20 ảnh dùng trong mô phỏng

STT	Tên File	Định dạng	Kích thước		
1	sherlock.jpg	JPG	640	960	3
2	tissue.png	PNG	506	800	3
3	office_4.jpg	JPG	600	903	3
4	strawberries.jpg	JPG	683	1024	3

5	toysnoflash.png	PNG	684	912	3
6	indiancorn.jpg	JPG	768	1024	3
7	peacock.jpg	JPG	792	1056	3
8	llama.jpg	JPG	876	1314	3
9	sevilla.jpg	JPG	900	1600	3
10	flamingos.jpg	JPG	972	1296	3
11	wagon.jpg	JPG	1024	768	3
12	micromarket.jpg	JPG	2236	3504	3
13	concordaerial.png	PNG	2036	3060	3
14	foosball.jpg	JPG	2236	3504	3
15	yellowlily.jpg	JPG	1632	1224	3
16	car1.jpg	JPG	2336	3504	3
17	saturn.png	PNG	1500	1200	3
18	parkavenue.jpg	JPG	1536	2048	3
19	hallway.jpg	JPG	2336	3504	3
20	foggysfl.jpg	JPG	2336	3504	3

Bước 3: Chọn ngẫu nhiên một ảnh gốc từ tập ảnh chuẩn đã chuẩn bị ở Bước 2 để phát tại trạm phát. Ảnh này được lưu lại và sử dụng để so sánh, đánh giá với ảnh khôi phục được thông qua giao thức mô phỏng.

Bước 4: Chọn ảnh chuẩn để chia sẻ cho trạm thu hợp pháp. Ảnh chuẩn này được chọn ngẫu nhiên từ tập ảnh đã chuẩn bị ở Bước 2, đảm bảo không trùng với ảnh gốc đã chọn ở Bước 3. Ảnh chuẩn được sử dụng để hỗ trợ trạm thu hợp pháp trong việc khôi phục ảnh theo giao thức. Đồng thời, trong bước này, hệ số giảm kích thước ảnh cũng được thiết lập để phục vụ quá trình xử lý và đánh giá.



Hình 3.5: 20 ảnh dùng để mô phỏng

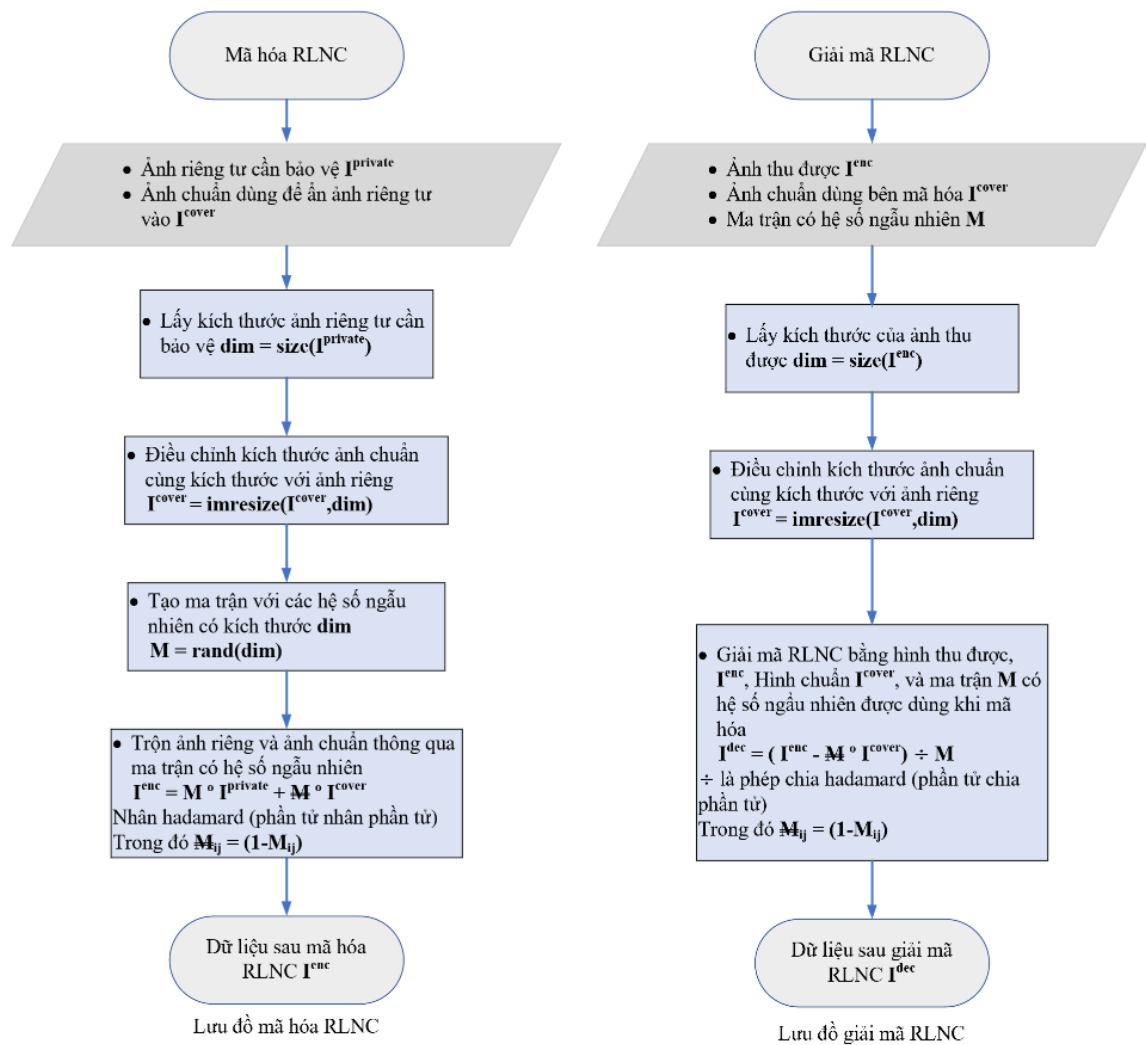
Bước 5: Ảnh gốc sẽ được giảm kích thước theo một hệ số giảm kích thước ϵ , trong đó $M' \times N' \times 3$ và đó $M' = \lceil M / \epsilon \rceil$, $N' = \lceil N / \epsilon \rceil$, với $\lceil \bullet \rceil$ là phần nguyên lớn nhất của kích thước ($\bullet$). Hệ số giảm kích thước ϵ được xác định trước và áp dụng để điều chỉnh kích thước ảnh.

Bước 6: Ảnh sau khi giảm kích thước kết hợp với ảnh chuẩn đã chọn từ Bước 4 sẽ được mã hóa sử dụng phương pháp RLNC. Quá trình mã hóa RLNC được mô tả chi tiết trong Hình 3.6 và bao gồm các bước chính như sau:

Dữ liệu đầu vào của bộ mã hóa RLNC bao gồm ảnh riêng cần mã hóa và ảnh chuẩn, nhằm kết hợp thông tin từ ảnh riêng vào quá trình mã hóa.

- Xác định kích thước của ảnh riêng sau khi đã giảm kích thước.
- Điều chỉnh kích thước của ảnh chuẩn để đồng bộ với kích thước của ảnh riêng đã giảm.
- Tạo ma trận mã hóa RLNC với các hệ số ngẫu nhiên nằm trong khoảng $[0.3, 0.5]$, có kích thước phù hợp với ảnh chuẩn. Ma trận này sẽ được quản lý và chia sẻ với trạm thu hợp pháp để giải mã. Hệ số được chọn trong khoảng $[0.3, 0.5]$ đảm bảo ảnh thông tin sẽ được ẩn vào trong ảnh chuẩn để truyền đi.

Trộn ảnh riêng với ảnh chuẩn thông qua ma trận mã hóa RLNC, nhằm tạo ra ảnh nhúng SI (Stego Image).



Hình 3.6: Lưu đồ mã hóa và giải mã RLNC

Bước 7: Ảnh sau khi được mã hóa RLNC sẽ được truyền qua kênh truyền có nhiễu AWGN, nhằm mô phỏng các yếu tố nhiễu trong quá trình truyền tải dữ liệu.

Bước 8: Ảnh nhận được tại các trạm thu $\{\mathcal{B}, \mathcal{R}, \mathcal{E}\}$ sẽ được khử nhiễu bằng phương pháp DnCNN [70], một mô hình khử nhiễu AWGN đã được huấn luyện sẵn trên nền tảng Matlab, giúp cải thiện chất lượng tín hiệu.

Bước 9: Các trạm thu hợp pháp $\{\mathcal{B}, \mathcal{R}\}$ sử dụng giao thức quản lý lớp cao TRM [101] kết hợp với việc tổ chức gửi kèm các vectơ mã hóa RLNC trong trường thông tin quản lý [52, 82-84] để trích xuất ma trận mã hóa RLNC và ảnh chuẩn (#8a, b). Các thông tin này sẽ được sử dụng ở bước tiếp theo nhằm phục vụ quá trình giải mã RLNC. Đối với trạm nghe lén $\mathcal{E}$, các thông số trên không được cung cấp trực tiếp mà phải dựa vào các kỹ thuật ước lượng (#8c).

Bước 10: Giải mã RLNC. Sau khi thu thập đầy đủ ma trận mã hóa RLNC, ảnh nhận được và ảnh chuẩn, các trạm sẽ thực hiện giải mã RLNC để khôi phục lại ảnh riêng đã được ẩn và truyền qua kênh. Quá trình giải mã RLNC, như minh họa trong Hình 3.6, bao gồm các bước chính sau:

- Xác định kích thước của ảnh riêng nhận được từ đầu vào bộ giải mã.
- Điều chỉnh kích thước của ảnh chuẩn để đồng bộ với kích thước của ảnh riêng đã giảm.
- Giải mã RLNC bằng cách giải phương trình tuyến tính sử dụng dữ liệu thu được, ma trận mã hóa RLNC và ảnh chuẩn để khôi phục ảnh riêng.

Sau khi giải mã RLNC, ảnh thu được sẽ được xử lý qua bộ tăng cường độ phân giải nhằm khôi phục lại ảnh gốc. Tuy nhiên, tại các trạm chuyển tiếp, ảnh này sẽ tiếp tục được xử lý và truyền đến trạm thu cuối cùng trong khe thời gian thứ hai.

Bước 11: Sau khi hoàn tất giải mã RLNC, ảnh thu được sẽ được xử lý qua mô hình học sâu VDSR để tăng cường độ phân giải, tái tạo ảnh gốc với chất lượng cao nhất có thể.

Bước 12: Ảnh gốc đã được tái tạo sẽ được đối chiếu với ảnh gốc tham chiếu từ

bước 3. Chất lượng ảnh được đánh giá dựa trên các chỉ số PSNR và SSIM, nhằm đo lường mức độ tái tạo chính xác và sự tương đồng với ảnh gốc ban đầu.

Bước 13, 14, 15: Đây là quá trình xử lý tín hiệu tại trạm chuyển tiếp để tiếp nhận dữ liệu hình ảnh trong khe thời gian thứ nhất và chuyển tiếp đến trạm thu trong khe thời gian thứ hai. Các bước này được thực hiện tương tự như các bước 4, 6 và 7 đã trình bày ở phần trước.

Bước 16, 17, 18, 19, 20: Đây là quá trình xử lý tín hiệu tại trạm thu và trạm nghe lén khi nhận được tín hiệu từ trạm chuyển tiếp trong khe thời gian thứ hai. Các bước xử lý này tuân theo quy trình tương tự các bước 8, 9, 10, 11, và 12 đã mô tả ở phần trước, khi tín hiệu được xử lý tại các trạm $\{\mathcal{B}, \mathcal{E}\}$ trong khe thời gian thứ nhất.

Bước 21: Thực hiện hợp nhất các ảnh chất lượng cao được tái tạo từ cả kênh truyền trực tiếp và kênh truyền gián tiếp trong khe thời gian thứ nhất và thứ hai. Quá trình này nhằm tối ưu hóa chất lượng ảnh tái tạo, đảm bảo sự chính xác và nhất quán của kết quả cuối cùng. Hàm hợp nhất được dùng là hàm có sẵn trong Matlab với hệ số trộn Alpha là 0.5 đảm bảo mức độ đóng góp của ảnh vào là ngang nhau. Quá trình trộn các hệ số sẽ được tính toán tùy theo ảnh vào và được mô tả trong phần hợp nhất ảnh của mục 3.2.2.

3.3.3 Thông số mô phỏng

Toàn bộ quá trình mô phỏng trong nghiên cứu này được triển khai trên nền tảng phần mềm Matlab phiên bản R2022b. Việc lựa chọn Matlab giúp đảm bảo tính linh hoạt trong việc thiết lập mô hình, cũng như khả năng xử lý các phép tính toán ma trận và mô phỏng tín hiệu một cách hiệu quả. Các thông số kỹ thuật chi tiết phục vụ cho quá trình mô phỏng được trình bày cụ thể trong Bảng 3.3 dưới đây. Để phục vụ quá trình đánh giá và so sánh hiệu quả của giao thức truyền ảnh được đề xuất, nghiên cứu đã lựa chọn một tập gồm hai mươi (20) hình ảnh tiêu biểu, đại diện cho các đặc trưng khác nhau về nội dung, độ phức tạp và cấu trúc. Việc chọn lọc này được thực hiện thông qua các công cụ xử lý ảnh tích hợp trong phần mềm Matlab, giúp đảm bảo tính khách quan và đa dạng của dữ liệu đầu vào. Tập hợp hình ảnh đã chọn được minh

họa trong Hình 3.5, đóng vai trò làm cơ sở để tiến hành các phép phân tích, đánh giá định lượng và định tính trong các bước tiếp theo của nghiên cứu.

Bảng 3.3: Thông số mô phỏng kênh truyền AWGN

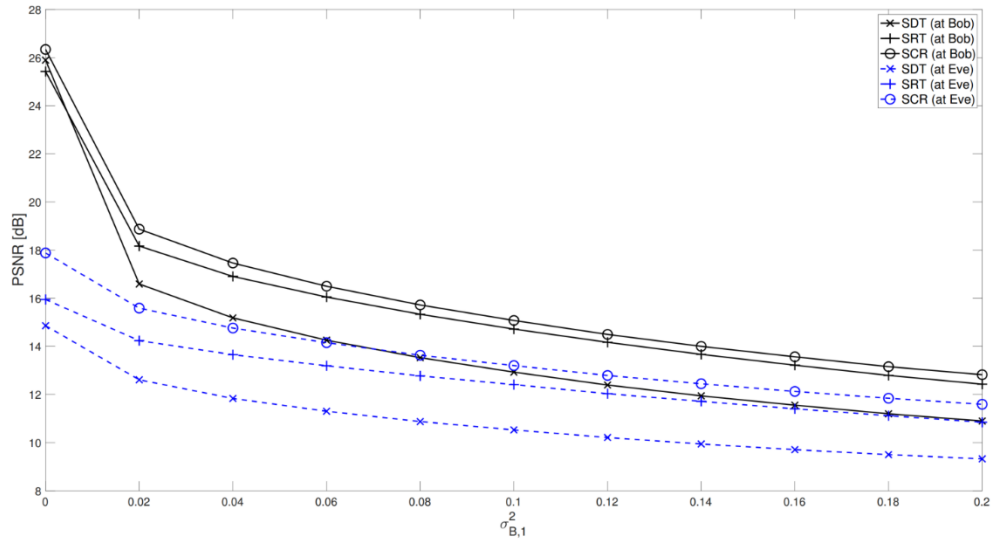
Mô Tả Thông Số Mô Phỏng	Giá Trị
Tập ảnh trong Hình 3.5 và Bảng 3.2	20 ảnh
Ảnh chất lượng cao phải phát (HR Image)	Ảnh 1-10 trong Hình 3.5
Trung bình trong mô phỏng	8 ảnh và 10 vòng lặp
Ảnh chuẩn tại nguồn phát ($\mathcal{A}$)	Ảnh trong 10-20 trong Hình 3.5
Ảnh chuẩn tại trạm chuyển tiếp ($\mathcal{R}$)	Ảnh trong 10-20 trong Hình 3.5
Ảnh chuẩn ước lượng tại trạm nghe lén	Ảnh trong 1-20 trong Hình 3.5 khác ảnh chuẩn tại $\mathcal{A}$ và $\mathcal{R}$
Kênh truyền	AWGN
Hệ số giảm kích thước ảnh	$\epsilon = 2,4,6,8,10$
Hệ số ngẫu nhiên của ma trận RLNC	[0.3,0.5]
Kỹ thuật khử nhiễu ảnh	DnCNN [70]
Kỹ thuật tăng cường độ phân giải ảnh ISR	VDSR [40]

3.3.4 Kết quả mô phỏng giao thức qua kênh AWGN

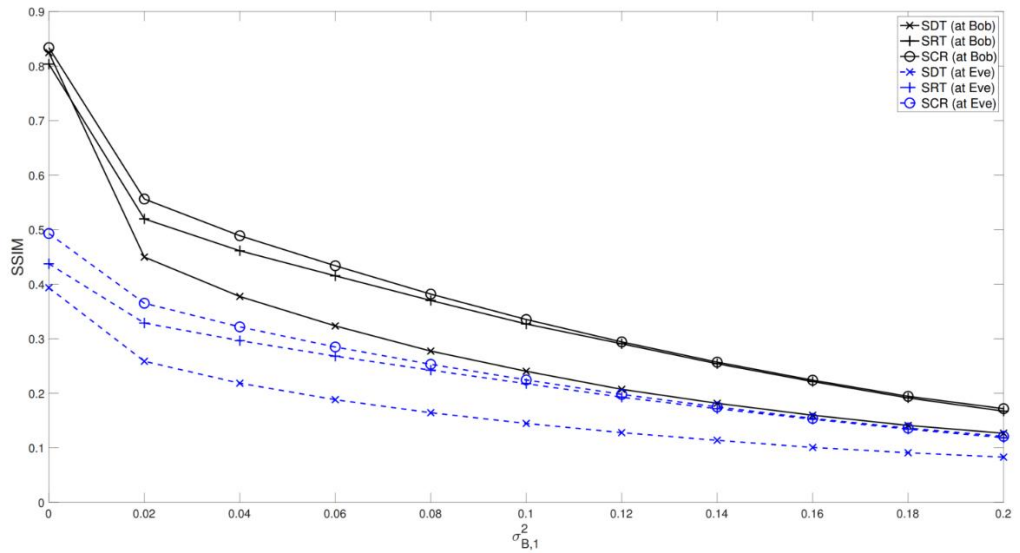
Trong mô phỏng này, để đánh giá tác động của nhiễu AWGN lên giao thức truyền ảnh, nghiên cứu sử dụng phương sai nhiễu làm tham số điều khiển mức độ nhiễu thay vì chuẩn hóa theo tỷ số tín hiệu trên nhiễu (SNR). Lý do của sự lựa chọn này là vì các ảnh khác nhau thường có công suất tín hiệu trung bình khác nhau, nên nếu sử dụng cùng một giá trị SNR cho các ảnh này, mức độ nhiễu thực tế tác động lên từng ảnh sẽ khác nhau. Điều đó dẫn đến việc so sánh kết quả mô phỏng trở nên không nhất quán và thiếu khách quan. Do vậy, việc phân tích dựa vào phương sai nhiễu trong các kịch bản mô phỏng giúp đảm bảo mức độ ảnh hưởng của nhiễu là tương đồng đối với tất cả các ảnh, từ đó nâng cao độ tin cậy và tính chặt chẽ trong phân tích đánh giá hiệu năng tác động của nhiễu AWGN lên giao thức.

a. So sánh giữa ba giao thức SCR, SDT và SRT

Để đánh giá hiệu quả của giao thức truyền ảnh tin cậy được đề xuất trong mục 3.2.2, Hình 3.7 trình bày mối quan hệ giữa các chỉ số PSNR và SSIM với phương sai nhiễu trên đường truyền trực tiếp giữa $\mathcal{A}$ và $\mathcal{B}$ trong khe thời gian đầu tiên, ký hiệu là $\sigma_{B,1}^2$. Ba giao thức truyền ảnh an toàn được đưa vào so sánh gồm SDT, SRT và SCR.



(a) PSNR versus noise variance of A-B link.



(b) SSIM versus noise variance of A-B link.

Hình 3.7: Đánh giá PSNR và SSIM theo nhiễu với SCR, SDT, SRT

Giả thiết rằng $\mathcal{R}$ nằm giữa $\mathcal{A}$ và $\mathcal{B}$, trong đó các tuyến truyền từ $\mathcal{A}$ đến $\mathcal{R}$ và từ $\mathcal{R}$ đến $\mathcal{B}$ chịu cùng mức nhiễu, bằng một nửa phương sai nhiễu của đường truyền trực tiếp $\mathcal{A}-\mathcal{B}$, cụ thể là $\sigma_{\mathcal{R},1}^2 = \sigma_{\mathcal{B},2}^2 = \sigma_{\mathcal{B},1}^2 / 2$. Đồng thời, phương sai nhiễu của các tuyến nghe lén $\mathcal{A}-\mathcal{E}$ và $\mathcal{R}-\mathcal{E}$ được giả định bằng với phương sai nhiễu của các tuyến $\mathcal{A}-\mathcal{B}$ và $\mathcal{R}-\mathcal{B}$, lần lượt là $\sigma_{\mathcal{E},1}^2 = \sigma_{\mathcal{B},1}^2$ và $\sigma_{\mathcal{E},2}^2 = \sigma_{\mathcal{B},2}^2$. Giả thiết nhiễu tác động các tuyến gián tiếp bằng một nửa (nhiều tác động hai lần vào quá trình truyền ảnh) nhiễu tác động vào tuyến trực tiếp. Các ảnh dùng mô phỏng có kích thước như trong Bảng 3.2 và có trung bình cường độ sáng khác nhau tùy theo màu sắc của ảnh. Khi biểu diễn ảnh kiểu thực (double), nếu ảnh có màu tối thì có trung bình công suất điểm ảnh trong khoảng (0,1;0,3), ảnh màu sắc bình thường có trung bình công suất điểm ảnh trong khoảng (0,4;0,6) và đối với ảnh có màu sắc sáng thì có trung bình công suất điểm ảnh trong khoảng (0,7;0,9). Trung bình công suất điểm ảnh trong khoảng của các ảnh khác nhau là khác nhau nên mô phỏng đánh giá theo phương sai nhiễu.

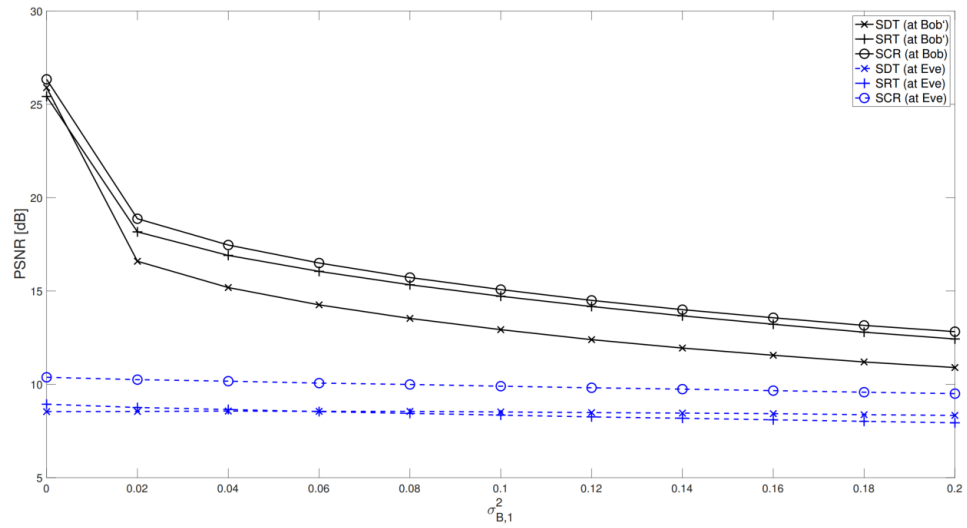
Hình ảnh gốc có độ phân giải cao (HR) tại $\mathcal{A}$ được giảm kích thước xuống 4 lần (tức là $\epsilon = 4$) trước khi truyền. Các thông số khác được mô tả trong Bảng 3.3. Để so sánh hiệu quả giữa các giao thức truyền ảnh an toàn, trong phần này giả định rằng $\mathcal{E}$ biết trước các hình ảnh tham chiếu được sử dụng trong mã hóa RLNC.

Như thể hiện trong Hình 3.7a và 3.7b, ở vùng nhiễu bé tất cả các giao thức đều đạt được hiệu suất PSNR cao hơn tại $\mathcal{B}$, với mức tăng lên đến 8 dB so với PSNR tại $\mathcal{E}$, do $\mathcal{E}$ không biết ma trận hệ số RLNC được sử dụng tại $\mathcal{A}$ và $\mathcal{B}$. Đặc biệt, giao thức SCR vượt trội hơn so với các giao thức SRT và SDT, với mức tăng lần lượt là 0.5 dB và 2 dB. Điều này được giải thích bởi vì trong giao thức SCR, $\mathcal{R}$ hỗ trợ truyền ảnh thông qua các tuyến truyền gián tiếp bên cạnh đường truyền trực tiếp giữa $\mathcal{A}$ và $\mathcal{B}$. Trong khi đó, giao thức SDT chỉ sử dụng đường truyền trực tiếp $\mathcal{A}-\mathcal{B}$, và giao thức SRT chỉ sử dụng các tuyến truyền gián tiếp $\mathcal{A}-\mathcal{R}$ và $\mathcal{R}-\mathcal{B}$. Khi nằm trong vùng có mức nhiễu cao, chất lượng khôi phục hình ảnh của các giao thức tại $\mathcal{B}$ trở nên kém hiệu quả và không có sự khác biệt đáng kể so với khả năng khôi phục của trạm nghe lén. Điều này cho thấy mức độ bảo vệ ảnh không thực sự hiệu quả khi $\mathcal{E}$

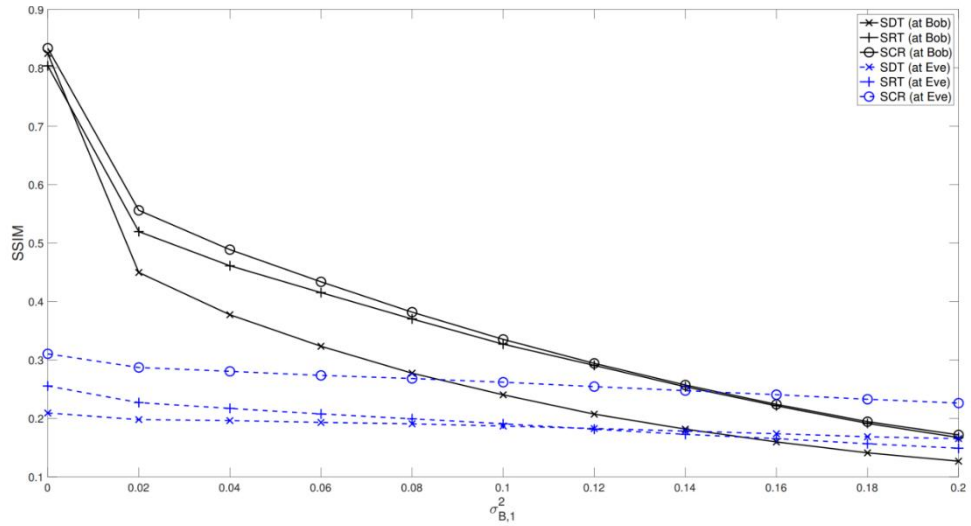
không có thông tin về ma trận RLNC nhưng biết hình ảnh chuẩn.

Chỉ số SSIM phản ánh xu hướng tương đồng với PSNR, thể hiện kết quả nhất quán giữa hai thước đo. Tuy nhiên ở vùng nhiễu cao ảnh hưởng lớn đến tính tương quan giữa ảnh gốc và ảnh khôi phục nên chỉ số SSIM có khuynh hướng giảm nhanh hơn.

b. Đánh giá mức bảo vệ ảnh qua giao thức



(a) PSNR versus $\sigma_{B,1}^2$ with incorrect $\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{A}}^{(ref)}$ and $\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{R}}^{(ref)}$.



(b) SSIM versus $\sigma_{B,1}^2$ with incorrect $\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{A}}^{(ref)}$ and $\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{R}}^{(ref)}$.

Hình 3.8: Đánh giá PSNR và SSIM khi ước lượng sai ảnh chuẩn

Hiệu quả của giao thức SCR được đề xuất được minh họa rõ hơn trong Hình 3.8, nơi các chỉ số PSNR và SSIM của các giao thức truyền ảnh an toàn khác nhau được biểu diễn theo phương sai nhiễu $\sigma_{B,1}^2$ trên đường truyền trực tiếp $\mathcal{A}-\mathcal{B}$, trong trường hợp $\mathcal{E}$ ước lượng sai hình ảnh tham chiếu, tức là $\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{A}}^{(ref)}$ và $\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{R}}^{(ref)}$. Cụ thể, $\mathcal{E}$ sử dụng hình ảnh tham chiếu thứ 9 trong Hình 3.5 và Bảng 3.2 để giải mã dữ liệu nhận được trong cả hai khe thời gian, trong khi các hình ảnh tham chiếu chính xác tại $\mathcal{A}$ và $\mathcal{R}$ lần lượt là hình thứ 20 và thứ 11. Các thông số khác được thiết lập tương tự như các thông số được dùng mô phỏng trong Hình 3.7.

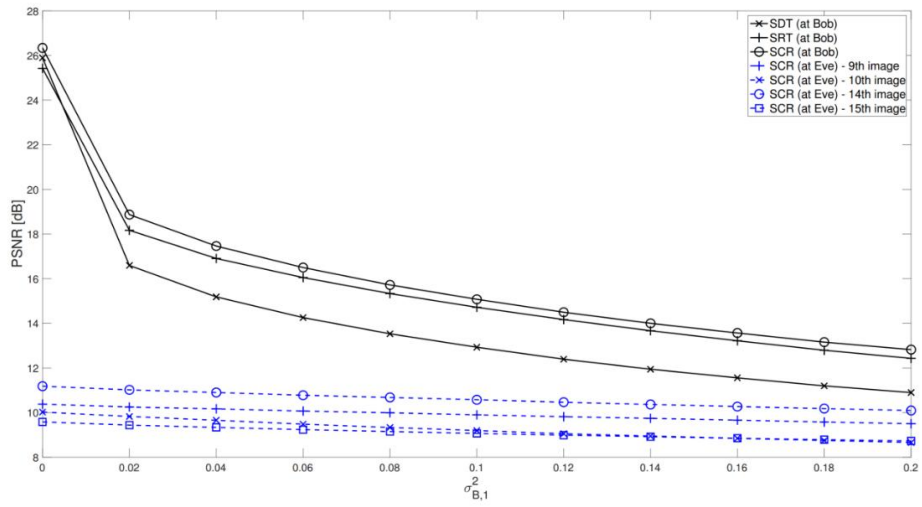
Kết quả từ Hình 3.8a và Hình 3.8b cho thấy ở vùng nhiễu thấp hiệu suất tại $\mathcal{B}$ vượt trội hơn đáng kể so với tại $\mathcal{E}$ do $\mathcal{E}$ sử dụng sai hình ảnh tham chiếu và không biết ma trận mã hóa RLNC. Đáng chú ý, chỉ số PSNR tại $\mathcal{B}$ trong giao thức SCR cao hơn tới 16 dB so với tại $\mathcal{E}$. Trong vùng nhiễu cao, ảnh hưởng của nhiễu trở nên quá lớn, khiến hình ảnh bị sai lệch nghiêm trọng và làm giảm đáng kể hiệu quả hoạt động của các giao thức. Chỉ số SSIM thể hiện sự suy giảm nhanh hơn so với PSNR trong vùng này.

Ngoài ra, giao thức SCR với sự hỗ trợ từ trạm chuyển tiếp $\mathcal{R}$ đã chứng minh khả năng vượt trội hơn so với cả hai giao thức SRT và SDT. Điều này khẳng định rằng giao thức SCR không chỉ cải thiện hiệu suất truyền thông mà còn đảm bảo mức độ an toàn cao hơn trong quá trình truyền ảnh giữa $\mathcal{A}$ và $\mathcal{B}$ trong mạng không dây CWRN.

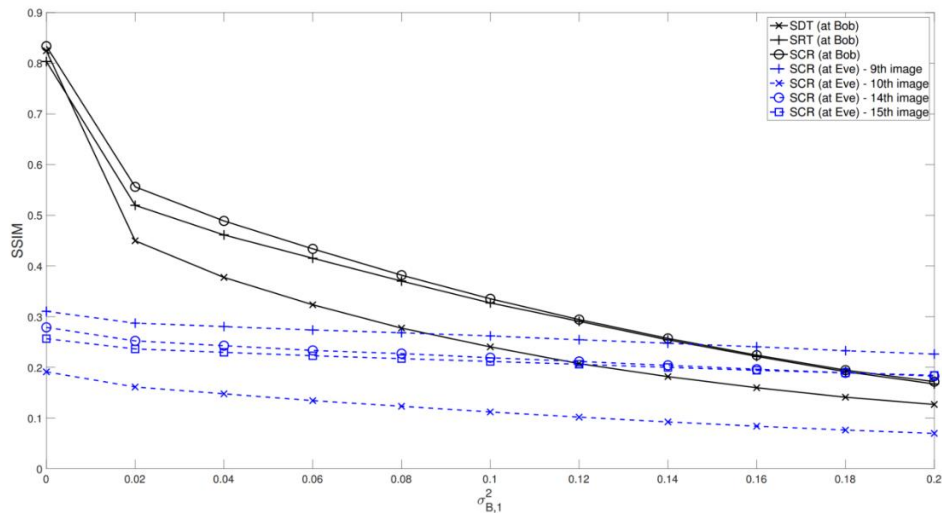
c. Đánh giá ảnh hưởng của kho ảnh chuẩn

Các thông số đánh giá và mô phỏng trong trường hợp này tương tự như ở phần trước, nhưng với điểm khác biệt là $\mathcal{E}$ sử dụng sai một số hình ảnh tham chiếu để khôi phục dữ liệu. Cụ thể, $\mathcal{E}$ thay thế các hình ảnh tham chiếu chính xác bằng các hình thứ 9, 10, 14 và 15 trong Hình 3.5. Việc lựa chọn các hình tham chiếu sai này dẫn đến sự khác biệt nhất định trong kết quả khôi phục của $\mathcal{E}$, nhưng chất lượng hình ảnh mà $\mathcal{E}$ tái tạo được luôn thấp hơn rất nhiều so với $\mathcal{B}$.

Kết quả trong Hình 3.9a và Hình 3.9b cho thấy rằng việc sử dụng hình tham chiếu không chính xác gây ra tác động tiêu cực nghiêm trọng đến hiệu suất của $\mathcal{E}$. Ví dụ, ngay cả trong điều kiện kênh truyền không nhiễu, PSNR cao nhất mà $\mathcal{E}$ đạt được với hình tham chiếu thứ 14 vẫn thấp hơn tới 15 dB so với β . Khi sử dụng các hình tham chiếu sai khác, hiệu suất của $\mathcal{E}$ còn giảm sút hơn nữa. Tương tự phần trước, giao thức hoạt động kém hiệu quả trong điều kiện nhiễu lớn. Ngoài ra, chỉ số PSNR và SSIM phụ thuộc vào hình ảnh được chọn. Cụ thể, $\mathcal{E}$ đạt PSNR tốt hơn với hình 14, trong khi hình 9 lại cho chỉ số SSIM cao hơn.



(a) PSNR versus $\sigma_{B,1}^2$ with different $\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{A}}^{(ref)}$ and $\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{R}}^{(ref)}$.

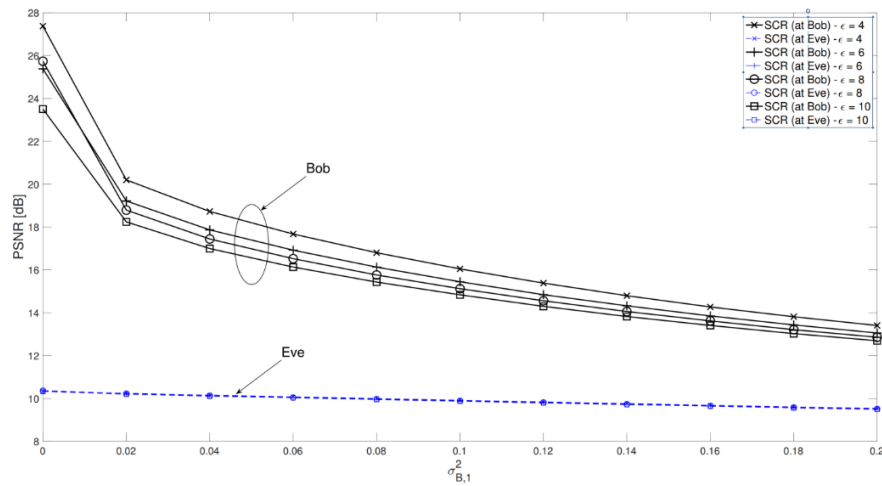


(b) SSIM versus $\sigma_{B,1}^2$ with different $\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{A}}^{(ref)}$ and $\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{R}}^{(ref)}$.

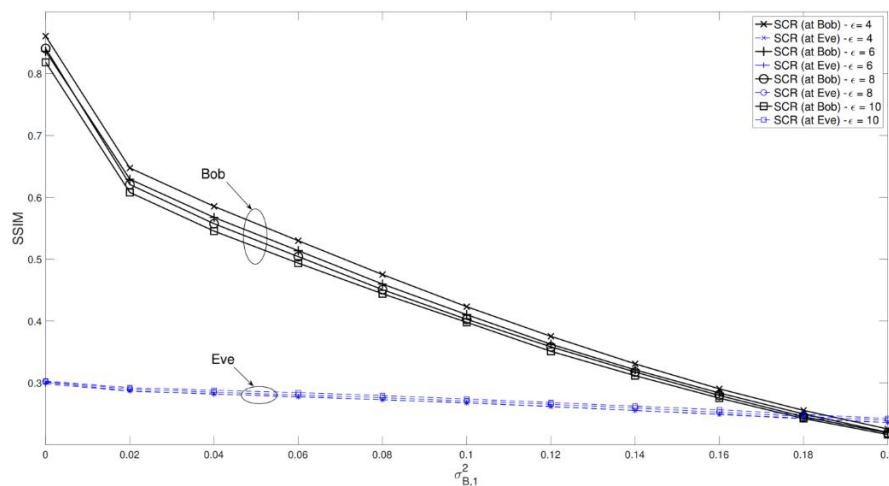
Hình 3.9: Chỉ số PSNR và SSIM theo nhiễu khi E dùng sai nhiều ảnh chuẩn

Một nguyên nhân khác làm suy giảm hiệu suất của $\mathcal{E}$ là do $\mathcal{E}$ không có thông tin về các ma trận hệ số RLNC được sử dụng tại $\mathcal{A}$ và $\mathcal{R}$. Những kết quả này một lần nữa khẳng định tính hiệu quả vượt trội của giao thức SCR được đề xuất trong việc tăng cường độ tin cậy truyền thông ảnh trong mạng không dây CWRN. Giao thức này đảm bảo rằng các trạm nghe lén, dù cố gắng khôi phục hình ảnh, chỉ có thể tái tạo được những phiên bản với chất lượng thấp kém, không đáp ứng yêu cầu. Nhờ đó, giao thức SCR đóng vai trò quan trọng trong việc đảm bảo độ tin cậy cho quá trình truyền thông ảnh giữa các thực thể hợp pháp.

d. Ảnh hưởng của hệ số giảm kích thước



(a) PSNR versus $\sigma_{B,1}^2$ with different ϵ .



(b) SSIM versus $\sigma_{B,1}^2$ with different ϵ .

Hình 3.10: Chỉ số PSNR và SSIM theo nhiễu và hệ số giảm kích thước

Để đánh giá tác động của các hệ số giảm kích thước lên hiệu suất truyền thông ảnh tin cậy trong mạng vô tuyến CWRNs, Hình 3.10 trình bày sự biến đổi của các chỉ số PSNR và SSIM trong giao thức SCR đề xuất, dựa trên phương sai nhiễu $\sigma_{B,1}^2$ của tuyến trực tiếp giữa $\mathcal{A}$ và $\mathcal{B}$. Các hệ số giảm kích thước được xem xét bao gồm [4, 6, 8, 10]. Trong khi đó, $\mathcal{E}$ sử dụng một ảnh tham chiếu sai để giải mã, và các tham số mô phỏng được giữ nguyên giống như mô phỏng trong Hình 3.8.

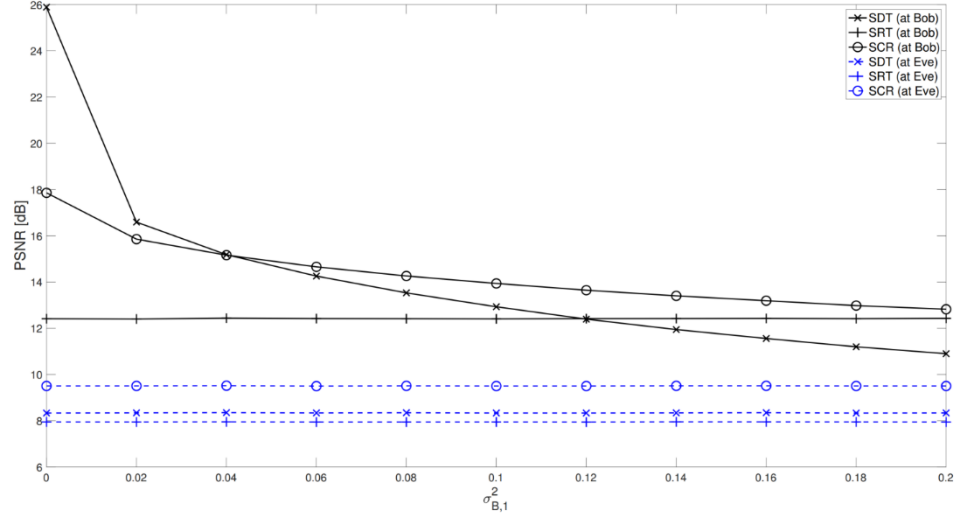
Kết quả minh họa trong Hình 3.10a và Hình 3.10b cho thấy, trong môi trường nhiễu thấp, khi hệ số giảm kích thước tăng, cả PSNR và SSIM tại $\mathcal{B}$ đều suy giảm rõ rệt. Tuy nhiên, ở môi trường nhiễu cao, tác động của việc tăng hệ số giảm kích thước lên chất lượng ảnh hầu như không đáng kể. Cụ thể, khi hệ số giảm kích thước tăng từ 4 lên 10, PSNR tại $\mathcal{B}$ giảm tối đa khoảng 4 dB khi $\sigma_{B,1}^2 < 0.04$, nhưng chỉ giảm dưới 1 dB khi $\sigma_{B,1}^2 > 0.14$. Điều này chứng tỏ rằng, giao thức SCR có khả năng tối ưu hóa băng thông truyền dẫn thông qua việc tăng hệ số giảm kích thước, đồng thời giữ mức ảnh hưởng tối thiểu đến chất lượng ảnh phục hồi, đặc biệt trong các môi trường nhiễu cao.

Thêm vào đó, việc tăng hệ số giảm kích thước hầu như không ảnh hưởng đến hiệu suất của $\mathcal{E}$. Lý do là dù hệ số giảm kích thước thay đổi, $\mathcal{E}$ vẫn không thể giải mã ảnh nếu không có thông tin về các ma trận hệ số RLNC và ảnh tham chiếu được sử dụng tại $\mathcal{A}$ và trạm chuyển tiếp $\mathcal{R}$ để mã hóa. Điều này khẳng định độ tin cậy của giao thức SCR trước các cuộc tấn công nghe lén từ $\mathcal{E}$.

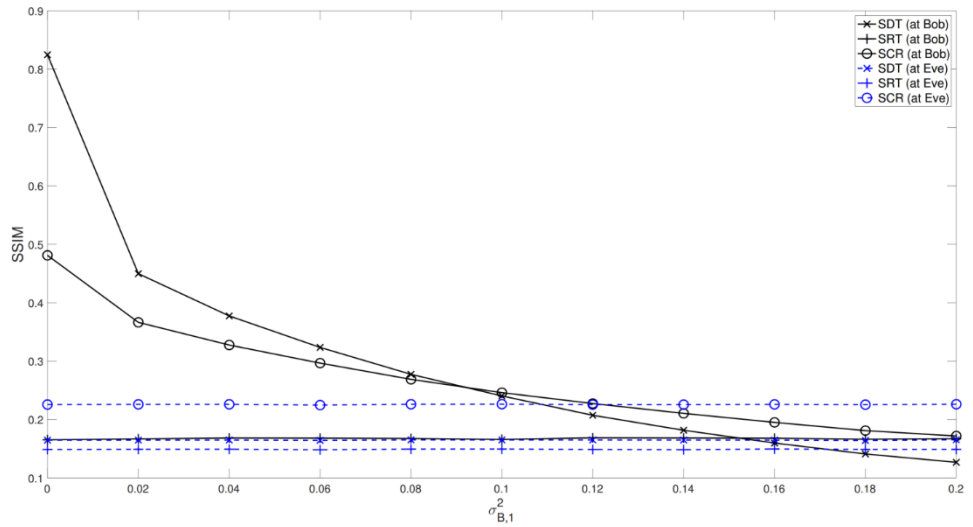
e. Ảnh hưởng của kênh trực tiếp

Trong các phần trước, các mô phỏng được thực hiện dựa trên giả định rằng công suất nhiễu của tất cả các tuyến thay đổi đồng thời theo một mức cố định. Tuy nhiên, trong phần này, chỉ số PSNR và SSIM được đánh giá riêng biệt dựa trên sự thay đổi công suất nhiễu của tuyến trực tiếp $\mathcal{A} - \mathcal{B}$, trong khi các thông số của các tuyến khác được giữ cố định. Cụ thể, hệ số giảm kích thước ảnh được cố định tại giá trị $\epsilon = 4$. Các giá trị nhiễu trên các tuyến còn lại được giả định như sau: nhiễu trên tuyến $\mathcal{A} - \mathcal{R}$

bằng với nhiễu trên tuyến $\mathcal{R}-\mathcal{B}$ là $\sigma_{\mathcal{R},1}^2 = \sigma_{\mathcal{B},2}^2 = 0.1$, nhiễu trên tuyến $\mathcal{A}-\mathcal{E}$ là $\sigma_{\mathcal{R},1}^2 = \sigma_{\mathcal{B},2}^2 = 0.1$, và nhiễu trên tuyến $\mathcal{R}-\mathcal{E}$ là $\sigma_{\mathcal{E},2}^2 = 0.1$. Các thông số còn lại được chọn tương tự như trong trong Bảng 3.3.



(a) PSNR versus $\sigma_{B,1}^2$.



(b) SSIM versus $\sigma_{B,1}^2$.

Hình 3.11: Chỉ số PSNR và SSIM theo nhiễu của tuyến $\mathcal{A}-\mathcal{B}$

Hình 3.11 minh họa mối quan hệ giữa chỉ số PSNR, SSIM và công suất nhiễu $\sigma_{B,1}^2$ của tuyến trực tiếp $\mathcal{A}-\mathcal{B}$. Các kết quả được so sánh giữa ba giao thức khác nhau là

SCR, SDT, và SRT. Qua đó, sự khác biệt trong hiệu năng của từng giao thức trong điều kiện nhiễu thay đổi được thể hiện rõ ràng, cung cấp thông tin quan trọng để đánh giá và lựa chọn giao thức tối ưu.

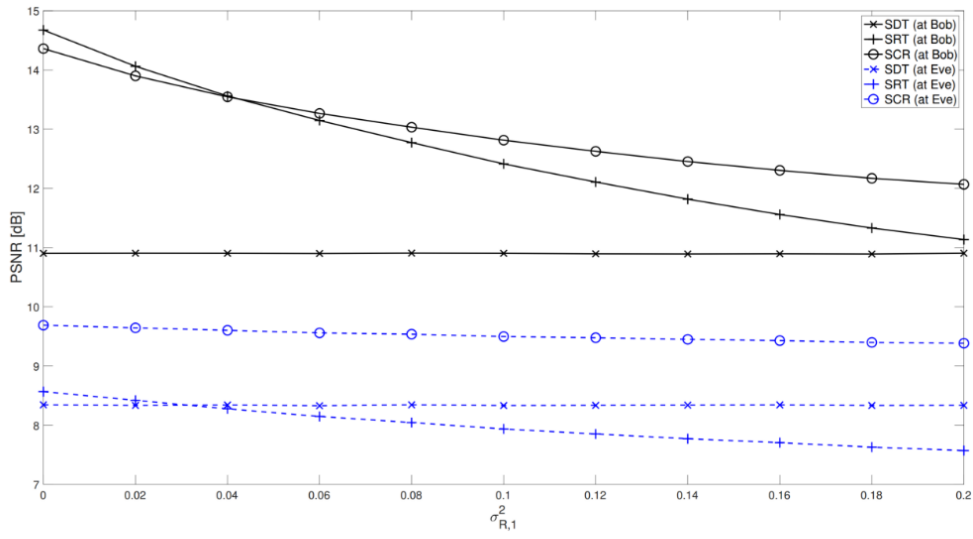
Kết quả thử Hình 3.11 cho thấy rằng giao thức SCR đề xuất đạt hiệu suất tốt hơn so với giao thức SRT trên toàn bộ dải phương sai nhiễu $\sigma_{B,1}^2$. Ngoài ra, SCR cũng thể hiện hiệu suất vượt trội hơn so với SDT khi $\sigma_{B,1}^2$ ở vùng giá trị cao. Tuy nhiên, ở các giá trị $\sigma_{B,1}^2$ thấp, SDT lại hoạt động tốt hơn cả SCR và SRT. Điều này phản ánh một kịch bản thực tế, trong đó trạm $\mathcal{R}$ trở nên hiệu quả khi tuyến trực tiếp $\mathcal{A} - \mathcal{B}$ chịu ảnh hưởng của nhiễu lớn. Ngược lại, việc sử dụng trạm $\mathcal{R}$ không luôn cần thiết, đặc biệt khi tuyến trực tiếp $\mathcal{A} - \mathcal{B}$ đã có chất lượng tốt.

f. ảnh hưởng của kênh chuyển tiếp

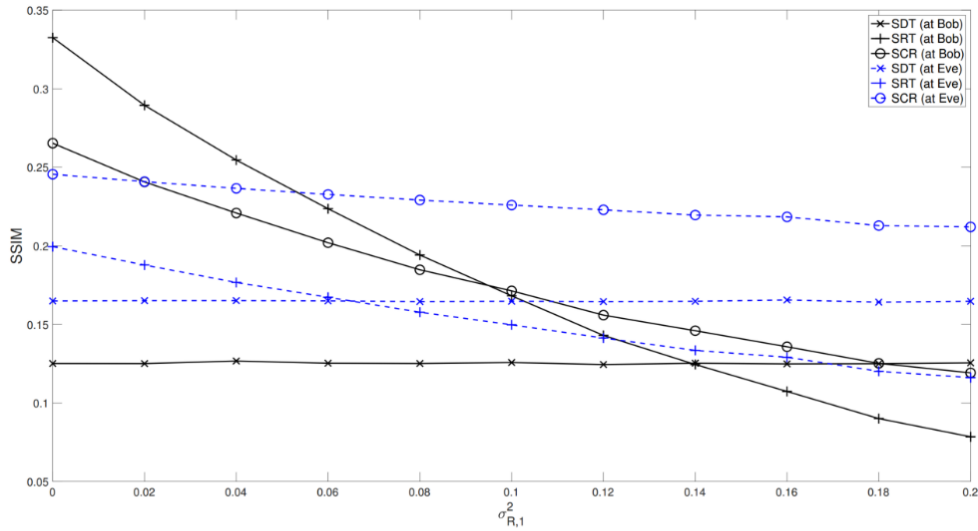
Trong phần này, tương tự các thông số được sử dụng trong phần trước, chúng ta tiếp tục phân tích các chỉ số PSNR và SSIM để đánh giá hiệu năng của các giao thức truyền thông ảnh tin cậy khi mức độ nhiễu trên các kênh truyền $\mathcal{A} - \mathcal{R}$ và $\mathcal{R} - \mathcal{B}$ thay đổi, trong khi các tuyến khác được giả định có nhiễu cố định với các giá trị như sau: $\sigma_{B,1}^2 = 0.2$, $\sigma_{E,1}^2 = 0.2$, $\sigma_{E,2}^2 = 0.1$.

Khi xem xét tác động của nhiễu trên kênh $\mathcal{A} - \mathcal{R}$, giả thiết rằng mức nhiễu trên kênh $\mathcal{R} - \mathcal{B}$ được giữ cố định tại $\sigma_{B,2}^2 = 0.1$. Trong trường hợp này, các chỉ số PSNR và SSIM được tính toán và trình bày trên biểu đồ trong Hình 3.12. Kết quả cho thấy tác động của nhiễu trên kênh $\mathcal{A} - \mathcal{R}$ chủ yếu ảnh hưởng đến hiệu suất của các giao thức sử dụng truyền chuyển tiếp, trong khi giao thức SDT hoàn toàn không bị ảnh hưởng vì chỉ dựa vào kênh trực tiếp $\mathcal{A} - \mathcal{B}$.

Tương tự, khi phân tích tác động của nhiễu trên kênh $\mathcal{R} - \mathcal{B}$, giả thiết mức nhiễu trên kênh $\mathcal{A} - \mathcal{R}$ được giữ cố định tại $\sigma_{R,1}^2 = 0.1$. Các chỉ số PSNR và SSIM được tính toán và biểu diễn trên biểu đồ trong Hình 3.13 tiếp theo. Kết quả minh họa rằng mức nhiễu trên kênh $\mathcal{R} - \mathcal{B}$ ảnh hưởng mạnh đến giao thức SRT do giao thức này phụ thuộc hoàn toàn vào hiệu quả của kênh truyền chuyển tiếp.



(a) PSNR versus $\sigma_{\mathcal{R},1}^2$.



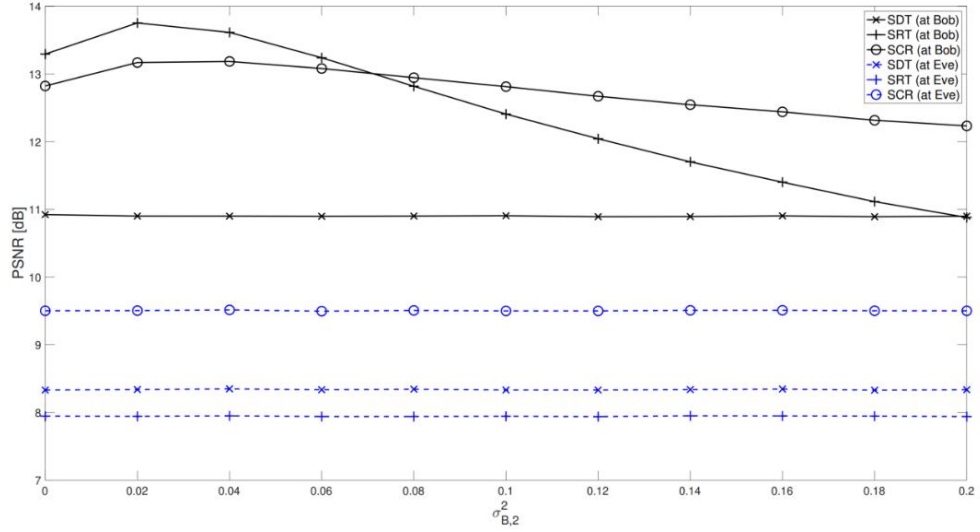
(b) SSIM versus $\sigma_{\mathcal{R},1}^2$.

Hình 3.12: Chỉ số PSNR và SSIM theo nhiễu của tuyến $\mathcal{A}-\mathcal{R}$

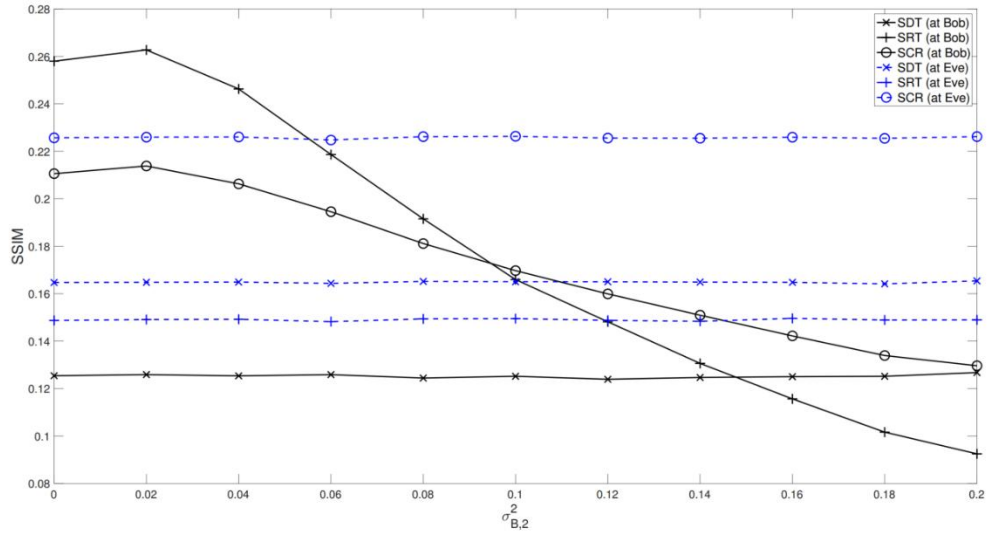
Từ hai trường hợp trên, chúng ta có thể rút ra những kết luận như sau:

- **Giao thức SDT không phụ thuộc vào kênh chuyển tiếp:** Do đặc điểm chỉ sử dụng kênh trực tiếp $\mathcal{A}-\mathcal{B}$, giao thức SDT không bị ảnh hưởng bởi sự thay đổi nhiễu trên các kênh truyền chuyển tiếp ($\mathcal{A}-\mathcal{R}$ hoặc $\mathcal{R}-\mathcal{B}$). Điều này làm cho SDT trở thành một lựa chọn tối ưu trong các trường hợp kênh trực tiếp có chất lượng tốt và các kênh chuyển tiếp không đáng tin cậy.

- **Giao thức SCR vượt trội ở môi trường nhiễu cao:** Ở các mức nhiễu lớn, giao thức SCR thể hiện hiệu suất tốt hơn giao thức SRT, với mức cải thiện từ 1 dB đến 2 dB trong chỉ số PSNR. Điều này phản ánh khả năng vượt trội của SCR trong việc khai thác sự hợp tác hiệu quả giữa kênh trực tiếp và kênh chuyển tiếp, đặc biệt khi kênh trực tiếp vẫn duy trì một mức hỗ trợ đáng kể.



(a) PSNR versus $\sigma_{B,2}^2$.



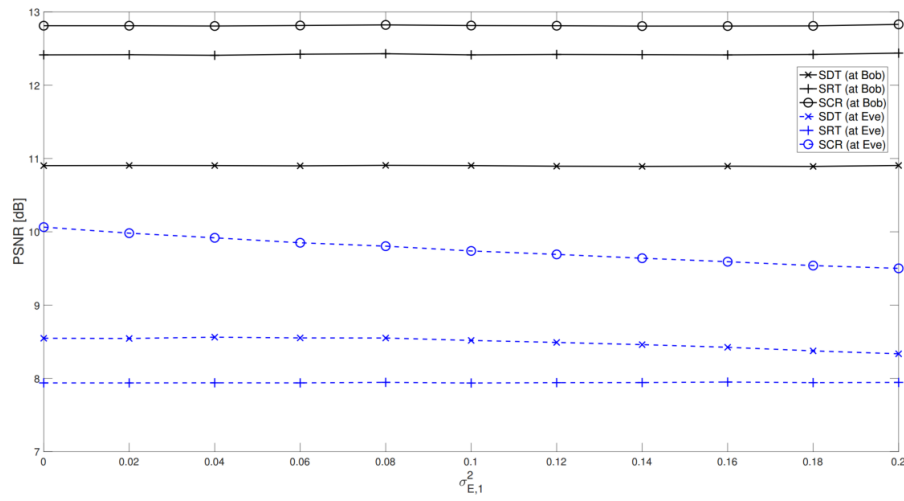
(b) SSIM versus $\sigma_{B,2}^2$.

Hình 3.13: Chỉ số PSNR và SSIM theo nhiễu của tuyến $\mathcal{R} - \mathcal{B}$

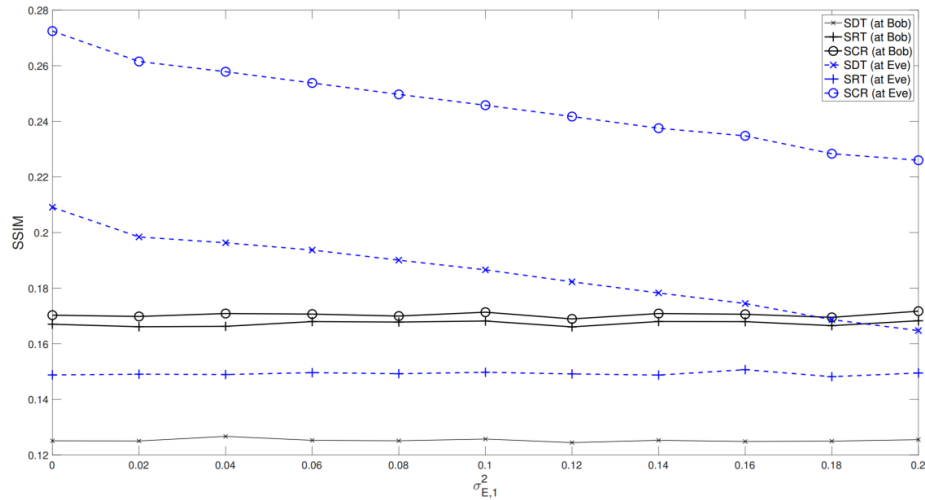
- **SRT không tối ưu trong môi trường nhiễu cao:** Trong môi trường nhiễu lớn, hiệu suất của SRT giảm rõ rệt do sự phụ thuộc hoàn toàn vào kênh chuyển tiếp. Điều này cho thấy vai trò quan trọng của việc kết hợp cả hai kênh, như được thực hiện trong SCR, để cải thiện hiệu năng truyền thông trong các điều kiện phức tạp.

Nhìn chung, kết quả trên không chỉ nhấn mạnh vai trò của kênh trực tiếp trong việc hỗ trợ giao thức hợp tác mà còn khẳng định rằng việc sử dụng trạm chuyển tiếp $\mathcal{R}$ không luôn cần thiết, đặc biệt khi tuyến trực tiếp $\mathcal{A} - \mathcal{B}$ đã có chất lượng đủ tốt.

g. Ảnh hưởng kênh nghe lén



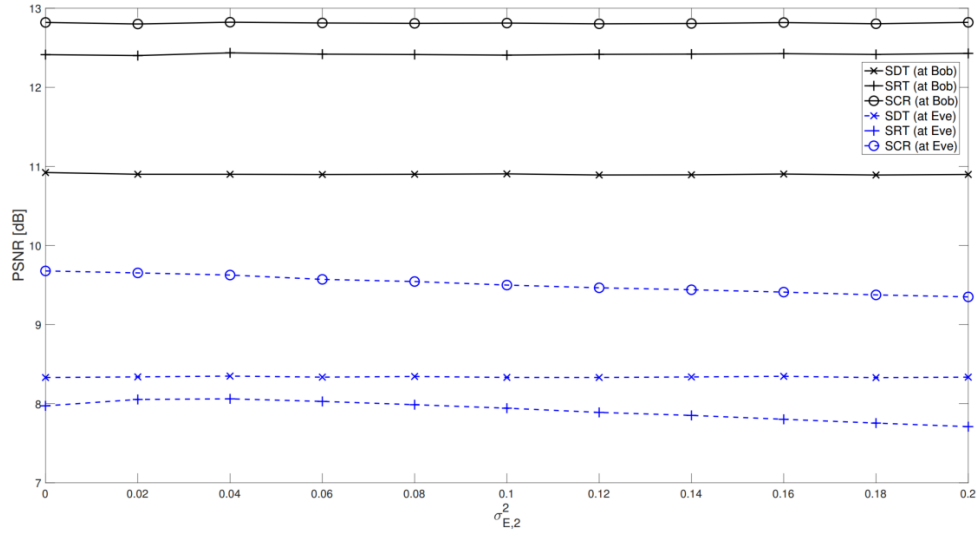
(a) PSNR versus $\sigma_{\mathcal{E},1}^2$.



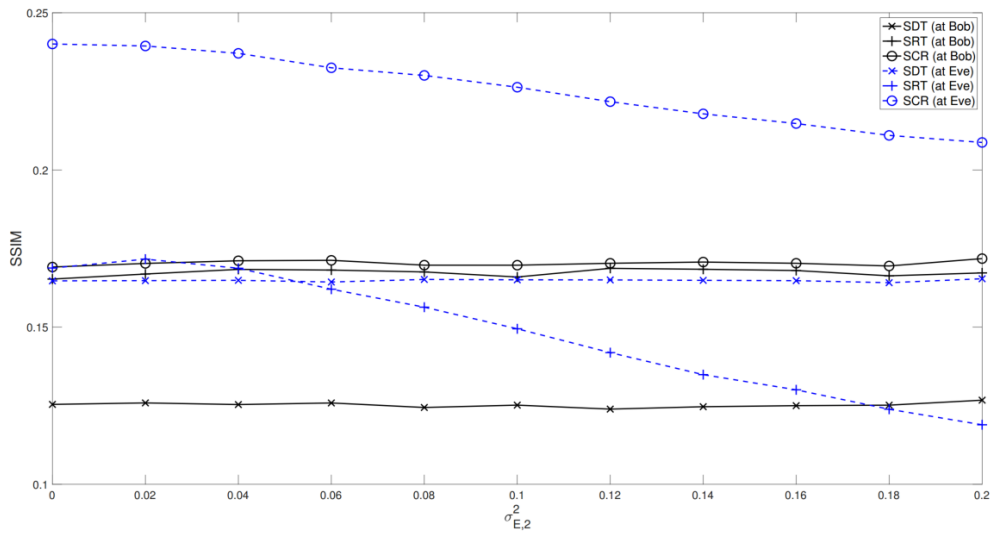
(b) SSIM versus $\sigma_{\mathcal{E},1}^2$.

Hình 3.14: Chỉ số PSNR và SSIM theo nhiễu của tuyến $\mathcal{A} - \mathcal{E}$

Giống như hai phần trước, phần này tiếp tục khảo sát ảnh hưởng của nhiễu kênh nghe lén $\mathcal{A}-\mathcal{E}$ và $\mathcal{R}-\mathcal{E}$ đến các chỉ số PSNR và SSIM. Các phương sai nhiễu của các kênh còn lại được cố định lần lượt ở các giá trị $\sigma_{B,1}^2 = 0.2$, $\sigma_{R,1}^2 = 0.1$, $\sigma_{B,2}^2 = 0.1$. Các tham số liên quan đến hệ số mã RLNC và hệ số giảm kích thước ảnh được giữ nguyên như đã thiết lập trong các phần trước để đảm bảo tính nhất quán của các kết quả.



(a) PSNR versus $\sigma_{\mathcal{E},2}^2$.



(b) SSIM versus $\sigma_{\mathcal{E},2}^2$.

Hình 3.15: Chỉ số PSNR và SSIM theo nhiễu của tuyến $\mathcal{R}-\mathcal{E}$

- **Khi xét kênh $\mathcal{A} - \mathcal{E}$** : Giả thiết phương sai nhiễu của kênh $\mathcal{R} - \mathcal{E}$ là $\sigma_{\mathcal{E},2}^2 = 0.1$. Các chỉ số PSNR và SSIM được biểu diễn trong Hình 3.14.
- **Khi xét kênh $\mathcal{R} - \mathcal{E}$** : Giả thiết phương sai nhiễu của kênh $\mathcal{A} - \mathcal{E}$ là $\sigma_{\mathcal{E},1}^2 = 0.2$. Kết quả tương ứng được minh họa trong Hình 3.15.

Hình 3.14 và Hình 3.15 cho thấy rằng sự thay đổi mức nhiễu trên các kênh nghe lén hầu như không ảnh hưởng đáng kể đến hiệu suất của các giao thức SCR, SDT, và SRT. Điều này có thể được lý giải bởi thực tế rằng $\mathcal{E}$ là kênh nghe lén thụ động, mọi sự thay đổi của kênh này không ảnh hưởng đến các kênh thuộc các giao thức. Bên cạnh đó $\mathcal{E}$ không thể biết trước các yếu tố quan trọng như hình ảnh chuẩn và các ma trận hệ số mã RLNC được sử dụng tại $\mathcal{A}$ và trạm chuyển tiếp $\mathcal{R}$. Do đó, ngay cả khi chất lượng của kênh nghe lén được cải thiện (tức là mức nhiễu giảm), điều này vẫn không hỗ trợ đáng kể cho $\mathcal{E}$ trong việc khôi phục hình ảnh. Kết quả này tiếp tục khẳng định tính an toàn và độ tin cậy mạnh mẽ của các giao thức trong việc ngăn chặn sự xâm phạm từ các bên thứ ba không được ủy quyền.

Đặc biệt, giao thức SCR vẫn duy trì tính an toàn, tin cậy vượt trội nhờ sự phối hợp giữa các thành phần mã hóa RLNC và chiến lược truyền tải dữ liệu. Điều này nhấn mạnh vai trò của thiết kế giao thức trong việc bảo vệ dữ liệu trước các cuộc tấn công nghe lén, ngay cả khi kẻ tấn công cải thiện điều kiện của các kênh nghe lén.

3.4. KẾT LUẬN CHƯƠNG 3

Giao thức SCR được thiết kế để cung cấp một giải pháp truyền tải hình ảnh an toàn và tin cậy qua mạng vô tuyến chuyển tiếp hợp tác với kênh AWGN. Với sự hỗ trợ từ hình ảnh chuẩn trong kho dữ liệu và mã RLNC, trạm phát (trạm nguồn) $\mathcal{A}$ có thể truyền hình ảnh đến trạm thu (trạm đích) $\mathcal{B}$ với mức độ an toàn, tin cậy và chính xác cao, nhờ sự hợp tác hiệu quả từ trạm chuyển tiếp $\mathcal{R}$. Đặc biệt, các trạm nghe lén $\mathcal{E}$ không thể giải mã hoặc khôi phục hình ảnh đã truyền, do không nắm được thông tin về hình ảnh chuẩn và các ma trận mã RLNC, ngay cả khi kênh nghe lén có chất lượng tốt và ít bị ảnh hưởng bởi nhiễu.

Một điểm nổi bật của giao thức SCR là khả năng giảm kích thước hình ảnh gốc có độ phân giải cao (HR) tại nguồn phát, giúp tối ưu hóa băng thông truyền tải tùy theo hệ số giảm kích thước ảnh thì băng thông kênh truyền yêu cầu sẽ giảm theo tỷ lệ bình phương của hệ số này. Tại phía đích nhận, các kỹ thuật tăng cường độ phân giải ảnh (ISR) dựa trên mô hình học sâu được áp dụng để khôi phục hình ảnh với chất lượng gần như tương đương ảnh gốc ban đầu, được đánh giá thông qua các chỉ số PSNR và SSIM. Điều này không chỉ đảm bảo chất lượng ảnh được khôi phục mà còn tiết kiệm đáng kể băng thông truyền tải, tối ưu hóa hiệu quả sử dụng tài nguyên mạng (ảnh giảm kích thước ϵ lần thì băng thông tiết kiệm ϵ^2 lần).

Ngoài ra, giao thức SCR cũng thể hiện khả năng thích ứng linh hoạt với các điều kiện kênh truyền khác nhau. Kênh chuyển tiếp $\mathcal{R}$ chỉ thực sự phát huy vai trò khi kênh trực tiếp $\mathcal{A} - \mathcal{B}$ bị suy giảm chất lượng nghiêm trọng do nhiễu. Trong những trường hợp này, $\mathcal{R}$ sẽ phối hợp với kênh trực tiếp để cải thiện hiệu suất truyền tải tổng thể. Nhờ cơ chế hợp tác giữa các kênh, SCR đảm bảo hiệu năng vượt trội ngay cả trong những môi trường truyền thông phức tạp, củng cố vai trò của nó như một giải pháp hàng đầu trong truyền thông hình ảnh an toàn, tin cậy.

CHƯƠNG 4. PHÂN TÍCH VÀ ĐÁNH GIÁ HIỆU NĂNG GIAO THỨC TRUYỀN ẢNH TIN CẬY QUA KÊNH TRUYỀN FADING

Chương này tập trung mở rộng quá trình đánh giá hiệu năng của giao thức SCR trong môi trường truyền dẫn thực tế hơn, cụ thể là kênh fading như Rayleigh. Mô hình hệ thống được hiệu chỉnh để phản ánh chính xác các đặc điểm của kênh fading, bảo đảm tính thực tiễn trong mô phỏng. Tương tự như chương trước, giao thức SCR được mô phỏng và phân tích dựa trên các chỉ số đánh giá chất lượng ảnh (như PSNR, SSIM), qua đó phản ánh hiệu quả khôi phục và an toàn dữ liệu của hệ thống. Ngoài ra, Chương cũng xem xét ảnh hưởng của các yếu tố hệ thống quan trọng như vị trí tương đối của trạm chuyển tiếp, mức độ suy hao của kênh truyền và hành vi của trạm nghe lén thụ động. Các kết quả thu được cho thấy giao thức SCR có khả năng thích nghi tốt và duy trì hiệu năng ổn định ngay cả trong các điều kiện kênh truyền không lý tưởng, qua đó khẳng định tính khả thi của giao thức trong các ứng dụng thực tế.

Kết quả nghiên cứu trong chương này đã được công bố trong ấn phẩm số 2,3.

4.1. GIỚI THIỆU

Trong Chương 3, NCS đã xây dựng mô hình truyền ảnh tin cậy qua mạng vô tuyến chuyển tiếp hợp tác CWRN với cấu trúc bốn điểm, trong đó sử dụng kỹ thuật mã mạng ngẫu nhiên tuyến tính RLNC tại trạm nguồn $\mathcal{A}$ và trạm chuyển tiếp $\mathcal{R}$ để tăng cường độ bảo mật cho hệ thống. Tuy nhiên, nghiên cứu này chỉ giới hạn trong môi trường kênh truyền AWGN.

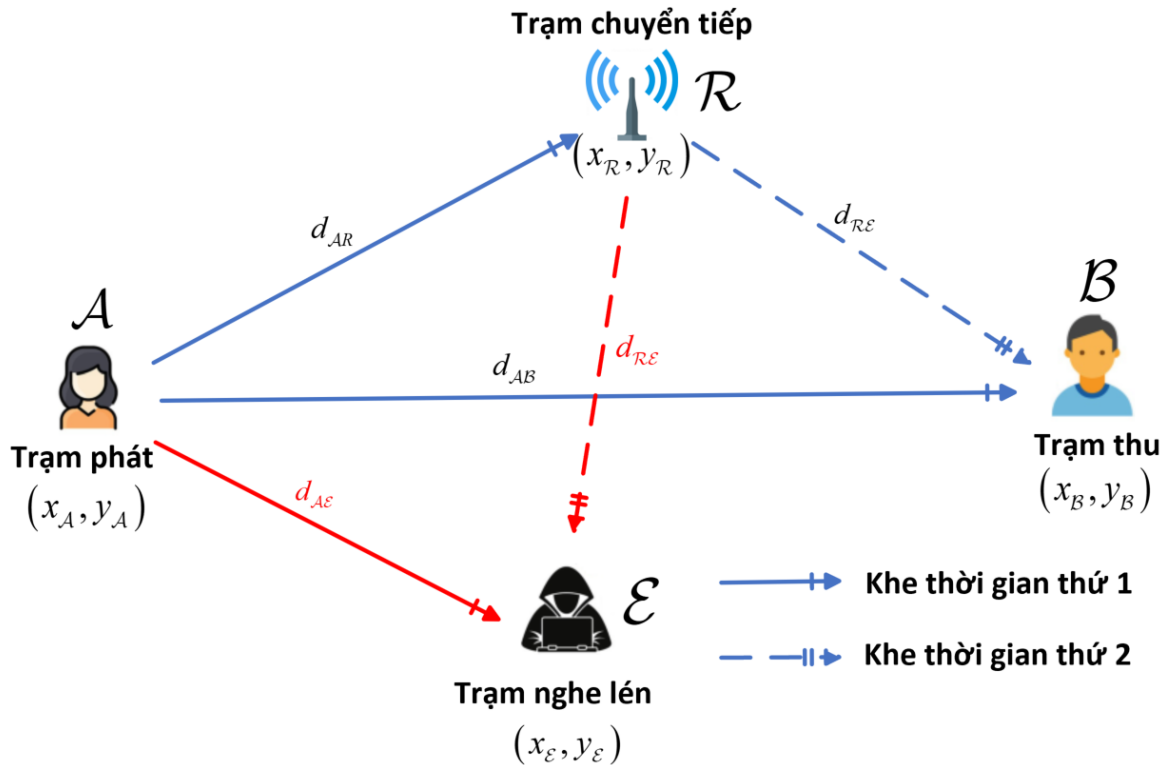
Chương 4 mở rộng nghiên cứu với một cách tiếp cận toàn diện hơn, đưa yếu tố khoảng cách giữa các điểm, bao gồm trạm phát $\mathcal{A}$, trạm thu $\mathcal{B}$ (đích nhận), và trạm chuyển tiếp $\mathcal{R}$ vào mô hình phân tích. Môi trường truyền dẫn được mô phỏng với kênh fading nhằm phản ánh chính xác sự biến đổi tín hiệu do ảnh hưởng của môi trường thực tế, kết hợp với tổn hao kênh do khoảng cách và nhiễu AWGN để đánh giá toàn diện tác động của suy giảm tín hiệu và nhiễu nền đến hiệu suất hệ thống. Việc tích hợp mô hình kênh truyền phức tạp này [106, 107] cho phép phân tích chính xác hơn các yếu tố tiềm ẩn thực tế, từ đó nâng cao độ tin cậy của kết quả nghiên cứu.

Hơn nữa, chương này tận dụng lợi thế của sự phối hợp giữa kênh truyền trực tiếp $\mathcal{A} - \mathcal{B}$ và kênh chuyển tiếp $\mathcal{A} - \mathcal{R} - \mathcal{B}$ để khai thác tối đa tính phân tập không gian. Các kỹ thuật thu kết hợp [57-59] hiện đại như kết hợp cực đại tỷ số SNR (MRC), kết hợp độ lợi đồng đều (EGC), và bộ thu lựa chọn tốt nhất (SC) được áp dụng, từ đó phân tích sâu sắc vai trò của chúng trong việc cải thiện chất lượng tín hiệu nhận và hiệu suất hoạt động của giao thức truyền ảnh tin cậy SCR.

Những bổ sung này không chỉ làm sáng tỏ tác động của khoảng cách và mô hình kênh truyền đến hiệu quả hệ thống, mà còn khẳng định khả năng của giao thức SCR trong việc thích ứng với các môi trường truyền dẫn thực tế đầy biến động. Nghiên cứu trong chương này mang đến một góc nhìn toàn diện và chuyên sâu, góp phần nâng cao tính ứng dụng của SCR trong các hệ thống thông tin hiện đại và phức tạp.

4.2. GIAO THỨC SCR QUA MẠNG CWRN VỚI KÊNH FADING

4.2.1 Mô hình hệ thống CWRN với kênh Fading



Hình 4.1: Mô hình truyền thông CWRN với tọa độ các trạm

Mô hình mở rộng được đề xuất trong Chương 3 được trình bày chi tiết trong Hình

4.1, mô tả toàn bộ hệ thống và các đặc điểm chính của nó. Trong mô hình này, vị trí của các điểm được xác định thông qua các tọa độ không gian (x, y) cụ thể, đảm bảo tính chính xác trong việc tính toán khoảng cách và mô phỏng hệ thống.

Khoảng cách giữa hai điểm $\mathcal{U}, \mathcal{V}$ bất kỳ, ký hiệu là $d_{uv} = \sqrt{(x_v - x_u)^2 + (y_v - y_u)^2}$, được tính toán từ tọa độ của chúng bằng công thức Ô-clít (Euclid). Tổn hao tín hiệu do khoảng cách được mô tả [58, 59] thông qua hàm suy hao $PL(d_{uv}) = Kd_{uv}^{-\beta}$, trong đó K là hệ số suy hao cố định phụ thuộc vào môi trường (đơn giản chọn $K = 1$), và β là hệ số suy hao kênh truyền thường được xác định dựa trên đặc tính vật lý của môi trường truyền dẫn (ví dụ: không gian tự do, môi trường đô thị, hoặc trong nhà). Công thức này phản ánh sự suy giảm cường độ tín hiệu theo khoảng cách, một yếu tố quan trọng ảnh hưởng đến chất lượng liên lạc.

Mô hình kênh truyền giữa hai điểm được giả định là kênh fading Rayleigh phẳng, ký hiệu là h_{uv} . Giả định này nghĩa là kênh truyền chỉ bao gồm một tia duy nhất (single tap), tức là không có hiện tượng trễ tín hiệu đáng kể trong môi trường truyền dẫn. Trong trường hợp này, phép toán tích chập tín hiệu truyền với đáp ứng kênh fading (công thức (2.5) mục 2.1.1) được đơn giản hóa thành phép nhân. Tham số h_{uv} là một số phức, trong đó phần thực và phần ảo đều tuân theo phân phối Gaussian với trung bình bằng 0. Phương sai của phần thực và phần ảo được giả định bằng $\sigma_{re\{h_{uv}\}}^2 = \sigma_{im\{h_{uv}\}}^2 = \frac{1}{2}$, đảm bảo rằng tổng công suất trung bình của kênh là 1. Điều này phù hợp với mô hình kênh fading Rayleigh phổ biến trong các hệ thống truyền thông không dây.

Tại các điểm thu, tín hiệu thu nhận được là kết quả của nhiều yếu tố ảnh hưởng đồng thời. Thứ nhất, tín hiệu chịu sự suy giảm do khoảng cách truyền dẫn, mô tả bởi hàm tổn hao $PL(d_{uv}) = d_{uv}^{-\beta}$. Thứ hai, kênh truyền bị ảnh hưởng bởi fading Rayleigh, gây ra các biến đổi ngẫu nhiên về biên độ và pha của tín hiệu. Thứ ba, tín hiệu thu còn chịu tác động của nhiễu trắng cộng Gaussian (AWGN), được mô hình hóa như

một quá trình ngẫu nhiên với mật độ phổ công suất không đổi trên toàn bộ băng thông hệ thống. Nhiễu này có đặc tính Gaussian với trung bình bằng 0 và phương sai σ_{AWGN}^2 , đại diện cho mức độ nhiễu trong hệ thống.

Tổng hợp các yếu tố trên, theo công thức (2.6) mục 2.1.1 tín hiệu thu tại ν có thể được biểu diễn dưới dạng:

$$r_\nu = h_{uv} \cdot \sqrt{PL(d_{uv})} \cdot s_u + n_\nu \quad (4.1)$$

trong đó:

- s_u : tín hiệu truyền từ nguồn $\mathcal{U}$,
- h_{uv} : hệ số fading Rayleigh giữa hai điểm $\mathcal{U}, \nu$,
- $PL(d_{uv})$: tổn hao công suất do khoảng cách giữa hai điểm $\mathcal{U}, \nu$
- n_ν : nhiễu trắng cộng Gauss (AWGN) tại điểm thu ν .

Mô hình này không chỉ cung cấp một cái nhìn tổng quan chi tiết về các yếu tố ảnh hưởng đến tín hiệu thu mà còn làm nền tảng cho việc phân tích và tối ưu hóa hiệu suất hệ thống truyền thông không dây.

Trong mô hình này, quá trình truyền ảnh riêng tư từ nguồn $\mathcal{A}$ đến đích $\mathcal{B}$ được thực hiện tương tự như đã trình bày trong mô hình đã đề cập trong Chương 3. Quá trình truyền diễn ra theo hai cách: trực tiếp trong khe thời gian thứ nhất hoặc thông qua trạm chuyển tiếp $\mathcal{R}$. Trong trường hợp thứ hai, $\mathcal{R}$ sẽ thu và xử lý tín hiệu trong khe thời gian thứ nhất, sau đó phát chuyển tiếp đến $\mathcal{B}$ trong khe thời gian thứ hai.

Tại đích $\mathcal{B}$, tín hiệu nhận được trực tiếp từ nguồn $\mathcal{A}$ trong khe thời gian thứ nhất sẽ được xử lý để tái tạo ảnh gốc. Ngoài ra, nếu sử dụng hai khe thời gian, $\mathcal{B}$ có thể áp dụng các kỹ thuật thu kết hợp để tận dụng lợi thế phân tập tín hiệu. Điều này cho phép $\mathcal{B}$ đồng thời xử lý tín hiệu nhận được trực tiếp trong khe thời gian thứ nhất và tín hiệu được chuyển tiếp từ $\mathcal{R}$ trong khe thời gian thứ hai, từ đó nâng cao độ chính xác trong việc khôi phục ảnh gốc từ $\mathcal{A}$.

Trạm nghe lén $\mathcal{E}$, hoạt động dưới dạng thụ động, sẽ cố gắng nghe lén tín hiệu ở cả hai khe thời gian. Trong khe thời gian thứ nhất, $\mathcal{E}$ thu tín hiệu truyền trực tiếp từ $\mathcal{A}$. Trong khe thời gian thứ hai, $\mathcal{E}$ tiếp tục thu tín hiệu phát từ trạm chuyển tiếp $\mathcal{R}$. Mục tiêu của $\mathcal{E}$ là tận dụng tất cả các tín hiệu thu được để tái tạo hình ảnh riêng tư, tạo ra thách thức đáng kể về bảo mật cho hệ thống.

4.2.2 Giao thức truyền ảnh tin cậy SCR qua kênh fading

Giao thức truyền ảnh tin cậy SCR qua mạng vô tuyến chuyển tiếp hợp tác (CWRN) trong điều kiện kênh fading được mô tả chi tiết trong Hình 4.2. Tương tự như giao thức SCR được trình bày ở Chương 3, ảnh riêng tư có độ phân giải cao (HR) từ nguồn $\mathcal{A}$ sẽ được xử lý để giảm kích thước thành ảnh có độ phân giải thấp (LR). Việc giảm độ phân giải này nhằm giảm yêu cầu băng thông truyền dẫn, từ đó tối ưu hóa hiệu quả truyền thông trong môi trường vô tuyến. Ảnh LR sau đó được trộn với một ảnh chuẩn được chọn từ kho lưu trữ thông qua kỹ thuật mã mạng ngẫu nhiên tuyến tính RLNC. Phương pháp này không chỉ giúp nén dữ liệu mà còn đóng vai trò quan trọng trong việc che giấu ảnh riêng tư của nguồn $\mathcal{A}$ khỏi sự giám sát của trạm nghe lén $\mathcal{E}$. Cụ thể, quy trình xử lý ảnh này, được mô tả chi tiết trong Mục 3.2.2, bao gồm việc mã hóa ảnh LR bằng RLNC thông qua ma trận hệ số mã hóa $\mathbf{M}_{\mathcal{A},k}, k \in \{1, 2\}$, theo công thức (3.2).

Để đảm bảo độ tin cậy cao trong truyền thông qua kênh vô tuyến, hình ảnh sau mã hóa $\mathbf{I}_{\mathcal{A}}^{(enc)}$ được đưa vào khối xử lý tín hiệu phát (SP2Tx - Signal Processing to Transmit). Tại đây, hình ảnh được chuyển đổi thành chuỗi bit nhị phân, chuẩn bị cho các bước xử lý tín hiệu tiếp theo trước khi truyền qua kênh vô tuyến có fading. Chuỗi bit nhị phân này được mã hóa kênh bằng kỹ thuật mã hóa tích chập với tỷ lệ mã $\frac{1}{2}$ và đa thức tạo mã [111, 101]. Kỹ thuật mã hóa tích chập tăng cường khả năng sửa lỗi trong môi trường nhiễu, cải thiện đáng kể hiệu quả truyền thông. Sau khi mã hóa, chuỗi bit được điều chế bằng kỹ thuật BPSK, một phương pháp đơn giản nhưng hiệu quả trong kênh vô tuyến. *Kỹ thuật mã hóa kênh và điều chế là hai thành phần cơ bản, không thể thiếu trong các hệ thống truyền thông vô tuyến, và đã được nghiên cứu*

rộng rãi trong nhiều năm. Trong phạm vi luận án này, hai kỹ thuật trên không phải là trọng tâm đánh giá ảnh hưởng đến giao thức đề xuất. Tuy nhiên, chúng vẫn được áp dụng ở dạng đơn giản nhất để xây dựng mô hình hệ thống hoàn chỉnh, phục vụ kiểm nghiệm giao thức và thuận tiện cho mô phỏng với công suất tín hiệu được chuẩn hóa bằng một. Tín hiệu sau điều chế ký hiệu s_A (công suất được chuẩn hóa bằng một) sẽ truyền tải qua kênh vô tuyến fading.

Trong khe thời gian thứ nhất, tín hiệu s_A được nguồn $\mathcal{A}$ truyền đến trạm chuyển tiếp $\mathcal{R}$ và đích $\mathcal{B}$. Đồng thời, trạm nghe lén $\mathcal{E}$ hoạt động ở chế độ thụ động, sẽ cố gắng thu thập tín hiệu truyền trực tiếp này.

a. Xử lý tín hiệu trong khe thời gian thứ nhất.

Trong khe thời gian thứ nhất, tín hiệu thu được tại $\mathcal{B}$ và $\mathcal{R}$ và $\mathcal{E}$ theo mô tả trong công thức (4.1) được biểu diễn cụ thể như sau:

$$r_B^{(1)} = \frac{h_{AB}s_A}{d_{AB}^{\beta/2}} + n_B^{(1)} \quad (4.2)$$

$$r_R^{(1)} = \frac{h_{AR}s_A}{d_{AR}^{\beta/2}} + n_R^{(1)} \quad (4.3)$$

$$r_E^{(1)} = \frac{h_{AE}s_A}{d_{AE}^{\beta/2}} + n_E^{(1)} \quad (4.4)$$

trong đó h_{uv} là hệ số kênh fading phẳng Rayleigh giữa hai điểm $\{U, V\}$ với $U = \{\mathcal{A}\}$ và $V \in \{\mathcal{R}, \mathcal{B}, \mathcal{E}\}$, $PL(d_{uv}) = d_{uv}^{-\beta}$ là suy hao kênh truyền giữa hai điểm $\{U, V\}$ có khoảng cách d_{uv} và hệ số suy hao β , $n_v^{(1)}$ là nhiễu AWGN tại $\{V\}$ trong khe thời gian thứ nhất với công suất nhiễu $\sigma_{v,1}^2$.

- **Tại trạm thu $\mathcal{B}$**

Tín hiệu thu được (công thức 4.2) sẽ được chuyển vào khối xử lý tín hiệu thu RxSP (Received Signal Processing). Tại đây, tín hiệu sẽ được xử lý thông qua bộ cân

bằng ZF (Zero Forcing Equalizer), cho ra tín hiệu đã được hiệu chỉnh.

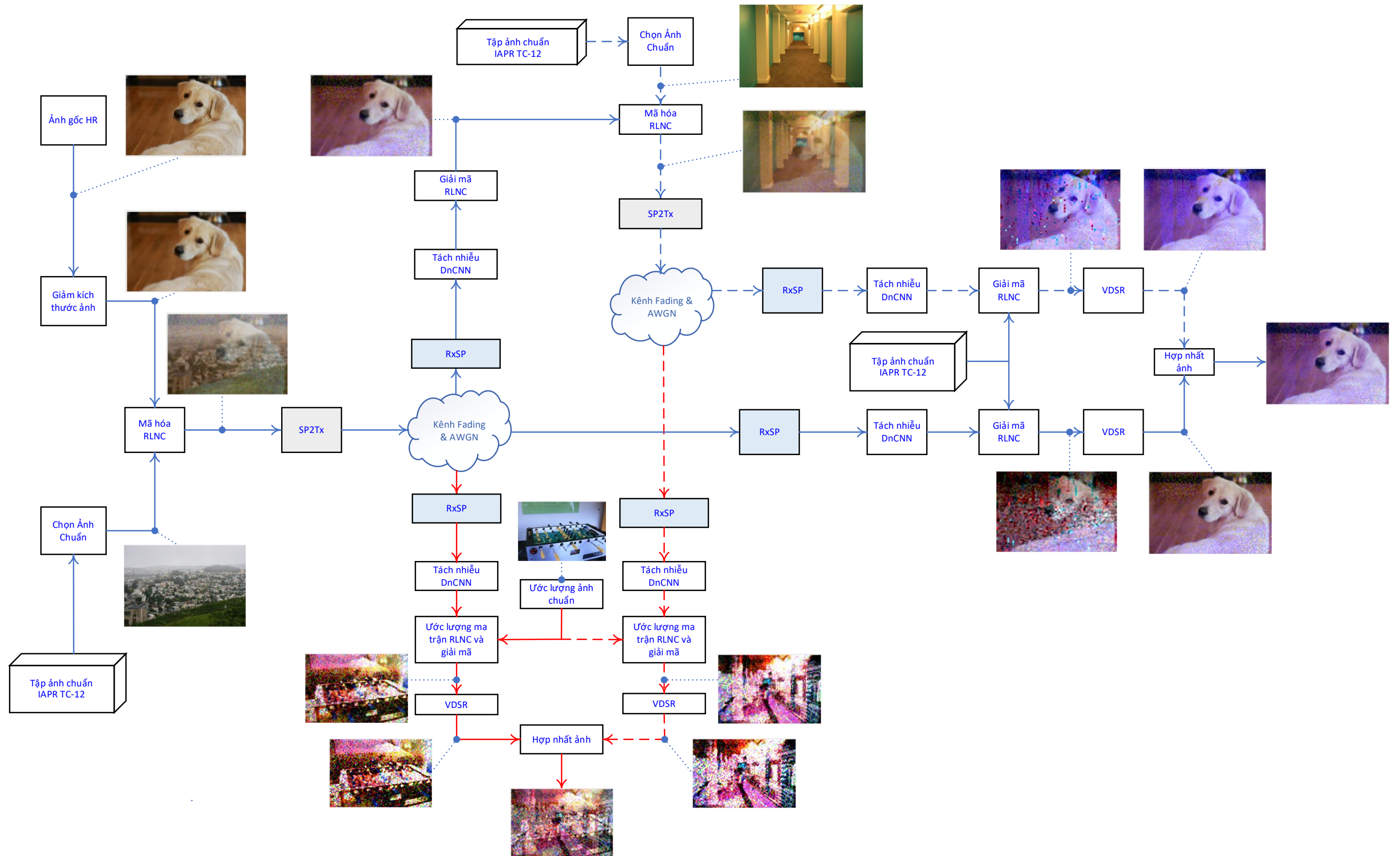
$$\hat{r}_B^{(1)} = h_{AB}^{-1} r_B^{(1)} \quad (4.5)$$

Như đã trình bày trong Mục 2.1.2, bộ cân bằng được sử dụng để đảo ngược tác động của kênh truyền fading, qua đó loại bỏ hiện tượng nhiễu xuyên ký tự ISI (Inter-Symbol Interference) gây ra bởi hiệu ứng đa đường. Đối với trường hợp fading phẳng, bộ cân bằng ZF thực hiện bằng cách lấy nghịch đảo đáp ứng kênh truyền (xem công thức (4.5)), với giả thiết là thông tin trạng thái kênh CSI (Channel State Information) được biết chính xác. Trong điều kiện này, ZF có thể triệt tiêu ảnh hưởng của fading, tuy nhiên lại không xét đến nhiễu ngẫu nhiên. Do đó, ZF chỉ hoạt động hiệu quả khi độ lợi kênh đủ lớn và nhiễu thấp, tức là trong môi trường có tỷ số tín hiệu trên nhiễu SNR (Signal to Noise Ratio) cao. SNR được định nghĩa là tỷ số giữa công suất của tín hiệu chia cho công suất nhiễu và không xét đến tổn hao kênh truyền. Theo công thức (4.2) bỏ qua ảnh hưởng của suy hao kênh truyền ta có biểu thức SNR được biểu diễn như sau:

$$\gamma \triangleq SNR = \frac{\mathbb{E}[|h_{AB}s_A|^2]}{\mathbb{E}[|n_B^{(1)}|^2]} = \frac{\mathbb{E}[|h_{AB}|^2]P_s}{\sigma_{B,1}^2} \quad (4.6)$$

Trong đó $\mathbb{E}[\bullet]$ là hàm tính giá trị trung bình, $P_s = \mathbb{E}[|s_A|^2]$ là công suất tín hiệu (điều chế BPSK có công suất bằng một $P_s = 1$), $\sigma_{B,1}^2$ là công suất nhiễu AWGN (phương sai nhiễu) tại B trong khe thời gian thứ nhất, $\mathbb{E}[|h_{AB}|^2]$ là độ lợi kênh truyền, với fading Rayleigh ta có $\mathbb{E}[|h_{AB}|^2] = 1$. Ta có $SNR = \frac{1}{\sigma_{B,1}^2}$ khi sử dụng điều chế BPSK và kênh truyền fading phẳng Rayleigh. Trong mô phỏng khi cho SNR ta có thể tạo nguồn nhiễu tương ứng là $\sigma_{B,1}^2 = 10^{-\frac{SNR_{dB}}{10}}$.

Khi xảy ra fading sâu, việc đảo kênh làm khuếch đại nhiễu, dẫn đến suy giảm đáng kể SNR tại đầu thu. Vì vậy, ZF là lựa chọn phù hợp khi kênh có chất lượng tốt, nhưng không lý tưởng trong môi trường nhiễu mạnh hoặc fading nghiêm trọng.



Hình 4.2: Giao thức SCR qua CWRN với kênh truyền fading

Tín hiệu nhận được sẽ được xử lý qua bước giải điều chế sử dụng phương pháp BPSK, tiếp đó là giải mã kênh bằng thuật toán Viterbi để khôi phục chuỗi nhị phân đầu ra từ bộ RxSP. Chuỗi nhị phân này được chuyển đổi thành một ảnh tương ứng, ký hiệu $\mathbf{I}_B^{(dec,1)}$ (ngõ ra của bộ RxSP), ảnh này được xử lý qua mạng nơ-ron học sâu DnCNN [70] để khử nhiễu, loại bỏ các nhiễu không mong muốn. Kết quả thu được là ảnh đã khử nhiễu, ký hiệu là $\bar{\mathbf{I}}_{B,fad}^{(1)} = DnCNN(\mathbf{I}_B^{(dec,1)})$.

Ảnh $\bar{\mathbf{I}}_{B,fad}^{(1)}$ này sẽ được kết hợp với ảnh tham chiếu $\mathbf{I}_A^{(ref)}$, được chia sẻ trước đó từ trạm phát $\mathcal{A}$, cùng với ma trận hệ số mã hóa RLNC $\mathbf{M}_{\mathcal{A},1}$ và $\mathbf{M}_{\mathcal{A},2}$. Kết hợp những thông tin có được này, trạm thu $\mathcal{B}$ sẽ tiến hành giải mã để tái tạo lại ảnh gốc có độ phân giải thấp, ký hiệu là $\hat{\mathbf{I}}_{B,fad}^{(1)}$, được trình bày trong công thức (4.7).

$$\hat{\mathbf{I}}_{B,fad}^{(1)} = \left(\bar{\mathbf{I}}_{B,fad}^{(1)} - \mathbf{M}_{\mathcal{A},2} \circ \mathbf{I}_A^{(ref)} \right) \oslash \mathbf{M}_{\mathcal{A},1} \quad (4.7)$$

Ảnh gốc có độ phân giải thấp $\hat{\mathbf{I}}_{B,fad}^{(1)}$, được ước lượng tại $\mathcal{B}$ trong khe thời gian đầu tiên, sẽ được tăng cường độ phân giải ảnh ISR dựa trên phương pháp VDSR [40]. Ảnh gốc có độ phân giải cao $\hat{\mathbf{I}}_{B,fad}^{(HR,1)}$, được tăng cường độ phân giải bằng kỹ thuật VDSR tại $\mathcal{B}$ trong khe thời gian đầu tiên, sẽ trở thành:

$$\hat{\mathbf{I}}_{B,fad}^{(HR,1)} = VDSR(\hat{\mathbf{I}}_{B,fad}^{(1)}, \epsilon) \quad (4.8)$$

Kết quả thu được từ quá trình khôi phục theo công thức (4.7) chính là giao thức SDT.

- **Tại trạm chuyển tiếp $\mathcal{R}$**

Tín hiệu nhận được, được mô tả bởi công thức (4.3), sẽ được đưa vào bộ xử lý tín hiệu thu RxSP. Tại đây, tín hiệu trải qua bước xử lý là cân bằng ZF, nhằm loại bỏ ảnh hưởng của kênh truyền fading, tạo ra tín hiệu được biểu diễn bằng:

$$\hat{r}_{\mathcal{R}}^{(1)} = h_{\mathcal{AR}}^{-1} r_{\mathcal{R}}^{(1)} \quad (4.9)$$

Tín hiệu này sau đó được giải điều chế BPSK, tiếp tục được giải mã kênh thông

qua thuật toán Viterbi để tái tạo chuỗi nhị phân. Chuỗi nhị phân này được chuyển đổi thành ảnh tương ứng, ký hiệu $\mathbf{I}_{\mathcal{R}}^{(dec,1)}$ đầu ra của bộ RxSP. Ảnh này sau đó được xử lý qua mạng nơ-ron học sâu DnCNN để khử nhiễu, loại bỏ các nhiễu không mong muốn. Kết quả thu được là ảnh đã khử nhiễu, ký hiệu $\bar{\mathbf{I}}_{\mathcal{R}.fad}^{(1)} = DnCNN(\mathbf{I}_{\mathcal{R}}^{(dec,1)})$.

Tiếp theo, ảnh $\bar{\mathbf{I}}_{\mathcal{R}.fad}^{(1)}$ được kết hợp với ảnh chuẩn $\mathbf{I}_{\mathcal{A}}^{(ref)}$, ảnh này đã được chia sẻ từ trạm phát $\mathcal{A}$, cùng với các ma trận mã hóa RLNC $\mathbf{M}_{\mathcal{A},1}$ và $\mathbf{M}_{\mathcal{A},2}$ $\mathcal{R}$ sẽ thực hiện giải mã để tái tạo ảnh gốc có độ phân giải thấp $\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{R}.fad}^{(1)}$, được biểu diễn như sau:

$$\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{R}.fad}^{(1)} = \left(\bar{\mathbf{I}}_{\mathcal{R}.fad}^{(1)} - \mathbf{M}_{\mathcal{A},2} \circ \mathbf{I}_{\mathcal{A}}^{(ref)} \right) \oslash \mathbf{M}_{\mathcal{A},1} \quad (4.10)$$

Ảnh $\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{R}.fad}^{(1)}$ sau khi giải mã RLNC sẽ được trộn với ảnh chuẩn lưu trữ trong kho chia sẻ của hệ thống. Nếu ảnh chuẩn tại trạm chuyển tiếp $\mathcal{R}$ trùng với ảnh chuẩn chia sẻ từ trạm phát, và sử dụng cùng một ma trận mã hóa RLNC, tại $\mathcal{B}$ có thể áp dụng các kỹ thuật thu kết hợp như: bộ thu MRC, bộ thu EGC, hoặc bộ thu SC trong khe thời gian thứ hai (trình bày trong Mục 2.1.3). Đây chính hoạt động của bộ thu phân tập trong hệ thống vô tuyến hợp tác theo giao thức DF. Nếu ảnh chuẩn $\mathbf{I}_{\mathcal{R}}^{(ref)}$ tại trạm chuyển tiếp $\mathcal{R}$ khác biệt với ảnh chuẩn chia sẻ từ trạm phát, và sử dụng khác ma trận mã hóa RLNC $\mathbf{M}_{\mathcal{R},k}$, $k \in \{1, 2\}$ thì mô hình truyền thông này là hệ thống vô tuyến hợp tác theo giao thức CC (mã hóa và kết hợp).

Ảnh sau khi được mã hóa RLNC tại trạm chuyển tiếp được biểu diễn khác nhau tùy thuộc vào phương thức truyền thông. Đối với truyền thông hợp tác DF (Decode-and-Forward), ảnh này được mô tả bởi công thức (4.11). Trong khi đó, đối với truyền thông hợp tác CC (Coded Cooperation), ảnh được mô tả bởi công thức (4.12):

$$\mathbf{I}_{\mathcal{R}.DR}^{(enc)} = \mathbf{M}_{\mathcal{A},1} \hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{R}.fad}^{(1)} + \mathbf{M}_{\mathcal{A},2} \circ \mathbf{I}_{\mathcal{A}}^{(ref)} \quad (4.11)$$

$$\mathbf{I}_{\mathcal{R}.fad}^{(enc)} = \mathbf{M}_{\mathcal{R},1} \hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{R}.fad}^{(1)} + \mathbf{M}_{\mathcal{R},2} \circ \mathbf{I}_{\mathcal{R}}^{(ref)} \quad (4.12)$$

trong đó, $\mathbf{M}_{\mathcal{R},k}$, $k \in \{1,2\}$ là các ma trận hệ số mã hóa RLNC tại trạm chuyển tiếp, với kích thước phù hợp với cấu hình hệ thống.

Ảnh đã qua mã hóa RLNC từ $\mathcal{R}$ là $\mathbf{I}_{\mathcal{R}.DR}^{(enc)}$ và $\mathbf{I}_{\mathcal{R}.fad}^{(enc)}$ sẽ được chuyển đổi thành chuỗi nhị phân. Chuỗi nhị phân này sau đó được đưa vào khối xử lý tín hiệu phát SP2Tx để thực hiện các bước mã hóa kênh tích chập và điều chế BPSK. Kết quả xử lý tín hiệu cuối cùng sẽ được phát đến $\mathcal{B}$ trong khi bị $\mathcal{E}$ nghe lén trong khe thời gian thứ hai. Tín hiệu đã điều chế ở bước này sẽ được truyền qua kênh truyền vô tuyến và được ký hiệu là $s_{\mathcal{R}}$.

b. Xử lý tín hiệu trong khe thời gian thứ hai.

Tín hiệu phát tại trạm chuyển tiếp $\mathcal{R}$ sẽ thu được tại $\mathcal{B}$ và $\mathcal{E}$ trong khe thời gian thứ hai lần lượt được biểu diễn bởi các công thức:

$$r_{\mathcal{B}}^{(2)} = \frac{h_{\mathcal{R}\mathcal{B}}s_{\mathcal{R}}}{d_{\mathcal{R}\mathcal{B}}^{\beta/2}} + n_{\mathcal{B}}^{(2)} \quad (4.13)$$

$$r_{\mathcal{E}}^{(2)} = \frac{h_{\mathcal{R}\mathcal{E}}s_{\mathcal{R}}}{d_{\mathcal{R}\mathcal{E}}^{\beta/2}} + n_{\mathcal{E}}^{(2)} \quad (4.14)$$

Trong đó h_{uv} là hệ số kênh fading phẳng Rayleigh giữa hai điểm $\{U,V\}$ với $U = \{\mathcal{R}\}$ và $V \in \{\mathcal{B}, \mathcal{E}\}$, $PL(d_{uv}) = d_{uv}^{-\beta}$ là suy hao kênh truyền giữa hai điểm $\{U,V\}$ với hệ số suy hao β , $n_v^{(2)}$ là nhiễu AWGN tại điểm V trong khe thời gian thứ hai với công suất nhiễu $\sigma_{v,2}^2$.

• **Tại trạm thu $\mathcal{B}$**

Nếu trạm chuyển tiếp hoạt động theo giao thức truyền thông hợp tác DF tức là trạm chuyển tiếp dùng chung ảnh chuẩn và bộ mã hóa RLNC với trạm phát, thì tại trạm thu sẽ áp dụng các kỹ thuật thu phân tập như MRC, EGC và SC. Tín hiệu sau khi qua bộ thu phân tập được biểu diễn như sau:

$$\hat{r}_{B,\mathcal{MRC}}^{(2)} = h_{AB}^* r_B^{(1)} + h_{RB}^* r_B^{(2)} \quad (4.15)$$

$$\hat{r}_{B,\mathcal{EGC}}^{(2)} = e^{-j\angle h_{AB}} r_B^{(1)} + e^{-j\angle h_{RB}} r_B^{(2)} \quad (4.16)$$

$$\hat{r}_{B,\mathcal{SC}}^{(2)} = \begin{cases} h_{AB}^{-1} r_B^{(1)} & \text{if } \gamma_B^{(1)} > \gamma_B^{(2)} \\ h_{RB}^{-1} r_B^{(2)} & \text{if } \gamma_B^{(2)} > \gamma_B^{(1)} \end{cases} \quad (4.17)$$

trong đó $\gamma_B^{(1)}$, $\gamma_B^{(2)}$ là tỷ số SNR của tín hiệu tương ứng với hai kênh $\mathcal{A} - \mathcal{B}$ và $\mathcal{R} - \mathcal{B}$ được xác định theo công thức (4.6). Các tín hiệu thu được từ các bộ thu phân tập sẽ được xử lý qua bước giải điều chế BPSK, tiếp đó là giải mã kênh sử dụng thuật toán Viterbi để khôi phục chuỗi bit nhị phân. Chuỗi bit này sau đó được chuyển đổi thành ảnh $\mathbf{I}_{B,\mathcal{DR}}^{(dec.2)}$ với $\mathcal{DR} \in \{\mathcal{MRC}, \mathcal{EGC}, \mathcal{SC}\}$.

Nếu trạm chuyển tiếp $\mathcal{R}$ hoạt động theo giao thức truyền thông hợp tác CC, tức là trạm chuyển tiếp dùng khác ảnh chuẩn và bộ mã hóa RLNC với trạm phát $\mathcal{A}$, thì tại trạm thu $\mathcal{B}$ sẽ áp dụng các kỹ thuật thu với bộ cân bằng ZF. Tín hiệu sau khi qua bộ thu được biểu diễn như sau:

$$\hat{r}_B^{(2)} = h_{RB}^{-1} r_B^{(2)} \quad (4.18)$$

Tín hiệu từ bộ thu này sẽ được giải điều chế BPSK và giải mã kênh với thuật giải Viterbi. Chuỗi bit này sau đó được chuyển đổi thành ảnh $\mathbf{I}_{B,\mathcal{DR}}^{(dec.2)}$, $\mathbf{I}_{B,\mathcal{WoDR}}^{(dec.2)}$ (ngõ ra của RxSP) tùy theo giao thức DF hay CC sử dụng.

Các ảnh ước lượng $\mathbf{I}_{B,\mathcal{DR}}^{(dec.2)}$, $\mathbf{I}_{B,\mathcal{WoDR}}^{(dec.2)}$ thu được sau khi qua xử lý RxSP, sẽ được khử nhiễu bằng DnCNN [70], kết quả là các ảnh sau khử nhiễu, ký hiệu lần lượt là $\bar{\mathbf{I}}_{B,\mathcal{DR}}^{(2)} = \text{DnCNN}(\mathbf{I}_{B,\mathcal{DR}}^{(dec.2)})$, $\bar{\mathbf{I}}_{B,\mathcal{WoDR}}^{(2)} = \text{DnCNN}(\mathbf{I}_{B,\mathcal{WoDR}}^{(dec.2)})$. Các ảnh này sau đó được giải mã RLNC bằng ma trận hệ số mã RLNC tại trạm chuyển tiếp $\mathcal{R}$, $\mathbf{M}_{\mathcal{R},k}$, hoặc trạm phát $\mathcal{A}$, $\mathbf{M}_{\mathcal{A},k}$, $k \in \{1, 2\}$ tùy thuộc vào giao thức truyền thông hợp tác được sử dụng.

Kết quả ảnh LR với độ phân giải thấp, tái tạo sau khi giải mã RLNC tại trạm thu trong khe thời gian thứ hai, được biểu diễn như sau:

$$\hat{\mathbf{I}}_{B.DR}^{(2)} = \left(\bar{\mathbf{I}}_{B.DR}^{(2)} - \mathbf{M}_{A,2} \circ \mathbf{I}_A^{(ref)} \right) \oslash \mathbf{M}_{A,1} \quad (4.19)$$

$$\hat{\mathbf{I}}_{B.WoDR}^{(2)} = \left(\bar{\mathbf{I}}_{B.WoDR}^{(2)} - \mathbf{M}_{R,2} \circ \mathbf{I}_R^{(ref)} \right) \oslash \mathbf{M}_{R,1} \quad (4.20)$$

Sau khi tái tạo thành công ảnh gốc LR được truyền từ trạm chuyên tiếp theo công thức (4.19) và (4.20), ảnh gốc có độ phân giải cao HR tại B sẽ được tăng cường độ phân giải thông qua kỹ thuật VDSR [40] trong khe thời gian thứ hai, được biểu diễn như sau:

$$\hat{\mathbf{I}}_{B.DR}^{(HR,2)} = VDSR(\hat{\mathbf{I}}_{B.DR}^{(2)}, \epsilon) \quad (4.21)$$

$$\hat{\mathbf{I}}_{B.WoDR}^{(HR,2)} = VDSR(\hat{\mathbf{I}}_{B.WoDR}^{(2)}, \epsilon) \quad (4.22)$$

Kết quả thu được từ quá trình khôi phục theo công thức (4.21) hoặc (4.22) chính là giao thức SRT cho truyền thông hợp tác DF hoặc CC.

Tại B quá trình hợp nhất được thực hiện bằng cách kết hợp ảnh HR nhận được từ A trong khe thời gian đầu tiên, ký hiệu là $\hat{\mathbf{I}}_{B.fad}^{(HR,1)}$ với ảnh HR nhận được từ trạm chuyên tiếp trong khe thời gian thứ hai, ký hiệu là $\hat{\mathbf{I}}_{B.DR}^{(HR,2)}$, $\hat{\mathbf{I}}_{B.WoDR}^{(HR,2)}$ để tái tạo ảnh HR gốc. Quá trình này được biểu diễn như sau:

$$\hat{\mathbf{I}}_{B.DR}^{(HR)} = \nu_1 \hat{\mathbf{I}}_{B.fad}^{(HR,1)} + \nu_2 \hat{\mathbf{I}}_{B.DR}^{(HR,2)} \quad (4.23)$$

$$\hat{\mathbf{I}}_{B.WoDR}^{(HR)} = \nu_1 \hat{\mathbf{I}}_{B.fad}^{(HR,1)} + \nu_2 \hat{\mathbf{I}}_{B.WoDR}^{(HR,2)} \quad (4.24)$$

trong đó $\nu_i, i \in \{1, 2\}$ là hệ số tỷ lệ của ảnh HR nhận được từ A và trạm chuyên tiếp, còn được gọi là hệ số trộn Alpha (Alpha Blending) trong kỹ thuật hợp nhất ảnh [73]. Hệ số này được trình bày trong Mục 2.2.5 và phần hợp nhất ảnh trong Mục 3.2.2. Kết quả khôi phục dựa trên công thức (4.23) và (4.24) chính là giao thức SCR.

b. Xử lý tín hiệu tại trạm nghe lén.

Tín hiệu mà trạm thu $\mathcal{E}$ nhận được trong khe thời gian thứ nhất và thứ hai được biểu diễn lần lượt qua các công thức (4.4) và (4.14). Quá trình xử lý tín hiệu tại $\mathcal{E}$

tương tự như tại $\mathcal{R}$ và $\mathcal{B}$. Cụ thể, tín hiệu thu được sẽ được đưa vào khối xử lý tín hiệu thu RxSP, nơi tín hiệu được cân bằng (equalizer), giải điều chế BPSK, và giải mã kênh bằng thuật toán Viterbi. Luồng tín hiệu nhị phân sau khi giải mã sẽ được chuyển đổi thành ảnh $\mathbf{I}_{\mathcal{E}}^{(dec,1)}$, $\mathbf{I}_{\mathcal{E},DR}^{(dec,2)}$, $\mathbf{I}_{\mathcal{E},WoDR}^{(dec,2)}$. Ảnh này tiếp tục được khử nhiễu bằng mạng nơ-ron DnCNN [70], tạo ra các ảnh sau khử nhiễu cho khe thời gian thứ nhất và thứ hai, ký hiệu lần lượt là $\bar{\mathbf{I}}_{\mathcal{E},fad}^{(1)} = DnCNN(\mathbf{I}_{\mathcal{E}}^{(dec,1)})$, $\bar{\mathbf{I}}_{\mathcal{E},DR}^{(2)} = DnCNN(\mathbf{I}_{\mathcal{E},DR}^{(dec,2)})$ và $\bar{\mathbf{I}}_{\mathcal{E},WoDR}^{(2)} = DnCNN(\mathbf{I}_{\mathcal{E},WoDR}^{(dec,2)})$. Tiếp đó, $\mathcal{E}$ cố gắng khôi phục ảnh bằng cách giải mã RLNC.

Tuy nhiên, trạm nghe lén $\mathcal{E}$ không biết được ảnh chuẩn $\mathbf{I}_{\mathcal{A}}^{(ref)}$ và $\mathbf{I}_{\mathcal{R}}^{(ref)}$ trong kho lưu trữ được chọn tại $\mathcal{A}$ và trạm chuyển tiếp $\mathcal{R}$, cũng như các ma trận hệ số mã RLNC $\{\mathbf{M}_{\mathcal{A},1}, \mathbf{M}_{\mathcal{A},2}\}$ tại $\mathcal{A}$ và $\{\mathbf{M}_{\mathcal{R},1}, \mathbf{M}_{\mathcal{R},2}\}$ tại $\mathcal{R}$. Do đó, $\mathcal{E}$ sẽ phải ước lượng các ma trận hệ số mã RLNC này, với ma trận ước lượng tại $\mathcal{A}$ là $\{\mathbf{M}_{\mathcal{A},1}, \mathbf{M}_{\mathcal{A},2}\}$ và tại $\mathcal{R}$ là $\{\mathbf{M}_{\mathcal{R},1}, \mathbf{M}_{\mathcal{R},2}\}$. Các hệ số trong ma trận ước lượng được xác định như sau:

$$\hat{\alpha}_{\mathcal{X},m,n,p}^{(1)} = \alpha_{\mathcal{X},m,n,p}^{(1)} \pm \varepsilon_{\mathcal{X},m,n,p} \quad (4.25)$$

$$\hat{\alpha}_{\mathcal{X},m,n,p}^{(2)} = 1 - \hat{\alpha}_{\mathcal{X},m,n,p}^{(1)} \quad (4.26)$$

Trong đó $\mathcal{X} \in \{\mathcal{A}, \mathcal{R}\}$, $m \in \{1, 2, \dots, M'\}$, $n \in \{1, 2, \dots, N'\}$, $p \in \{1, 2, 3\}$ và $\varepsilon_{\mathcal{X},m,n,p}$ là sai số ước lượng của $\hat{\alpha}_{\mathcal{X},m,n,p}^{(1)}$ tại trạm nghe lén $\mathcal{E}$. Và trạm nghe lén cũng tìm trong kho lưu trữ và ước lượng hai ảnh chuẩn được dùng tại $\mathcal{A}$ và $\mathcal{R}$ là $\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{A}}^{(ref)}$, $\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{R}}^{(ref)}$. Quá trình cố gắng tách ảnh được truyền từ trạm phát $\mathcal{A}$ trong khe thời gian thứ nhất và truyền từ trạm chuyển tiếp $\mathcal{R}$ trong khe thời gian thứ hai được thực hiện như sau:

$$\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{E},fad}^{(1)} = \left(\bar{\mathbf{I}}_{\mathcal{E},fad}^{(1)} - \mathbf{M}_{\mathcal{A},2} \circ \hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{A}}^{(ref)} \right) \oslash \mathbf{M}_{\mathcal{A},1} \quad (4.27)$$

$$\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{E},DR}^{(2)} = \left(\bar{\mathbf{I}}_{\mathcal{E},DR}^{(2)} - \mathbf{M}_{\mathcal{R},2} \circ \hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{R}}^{(ref)} \right) \oslash \mathbf{M}_{\mathcal{R},1} \quad (4.28)$$

$$\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{E}. \mathcal{W}o\mathcal{DR}}^{(2)} = \left(\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{E}. \mathcal{W}o\mathcal{DR}}^{(2)} - \mathbf{M}_{\mathcal{R},2} \circ \hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{R}}^{(ref)} \right) \oslash \mathbf{M}_{\mathcal{R},1} \quad (4.29)$$

Tiếp theo, trạm nghe lén cũng áp dụng kỹ thuật tăng cường độ phân giải ISR để cố gắng khôi phục ảnh gốc ban đầu của $\mathcal{A}$ cho khe thời gian thứ nhất và thứ hai được mô tả như sau:

$$\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{E}.fad}^{(HR,1)} = VDSR(\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{B}.fad}^{(1)}, \epsilon) \quad (4.30)$$

$$\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{E}. \mathcal{DR}}^{(HR,2)} = VDSR(\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{E}. \mathcal{DR}}^{(2)}, \epsilon) \quad (4.31)$$

$$\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{E}. \mathcal{W}o\mathcal{DR}}^{(HR,2)} = VDSR(\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{E}. \mathcal{W}o\mathcal{DR}}^{(2)}, \epsilon) \quad (4.32)$$

Tương tự như quá trình tại $\mathcal{B}$, ảnh cuối cùng được khôi phục bởi trạm nghe lén sau khi hợp nhất các ảnh từ cả hai khe thời gian sẽ được biểu diễn như:

$$\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{E}. \mathcal{DR}}^{(HR)} = \hat{v}_1 \hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{E}.fad}^{(HR,1)} + \hat{v}_2 \hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{E}. \mathcal{DR}}^{(HR,2)} \quad (4.33)$$

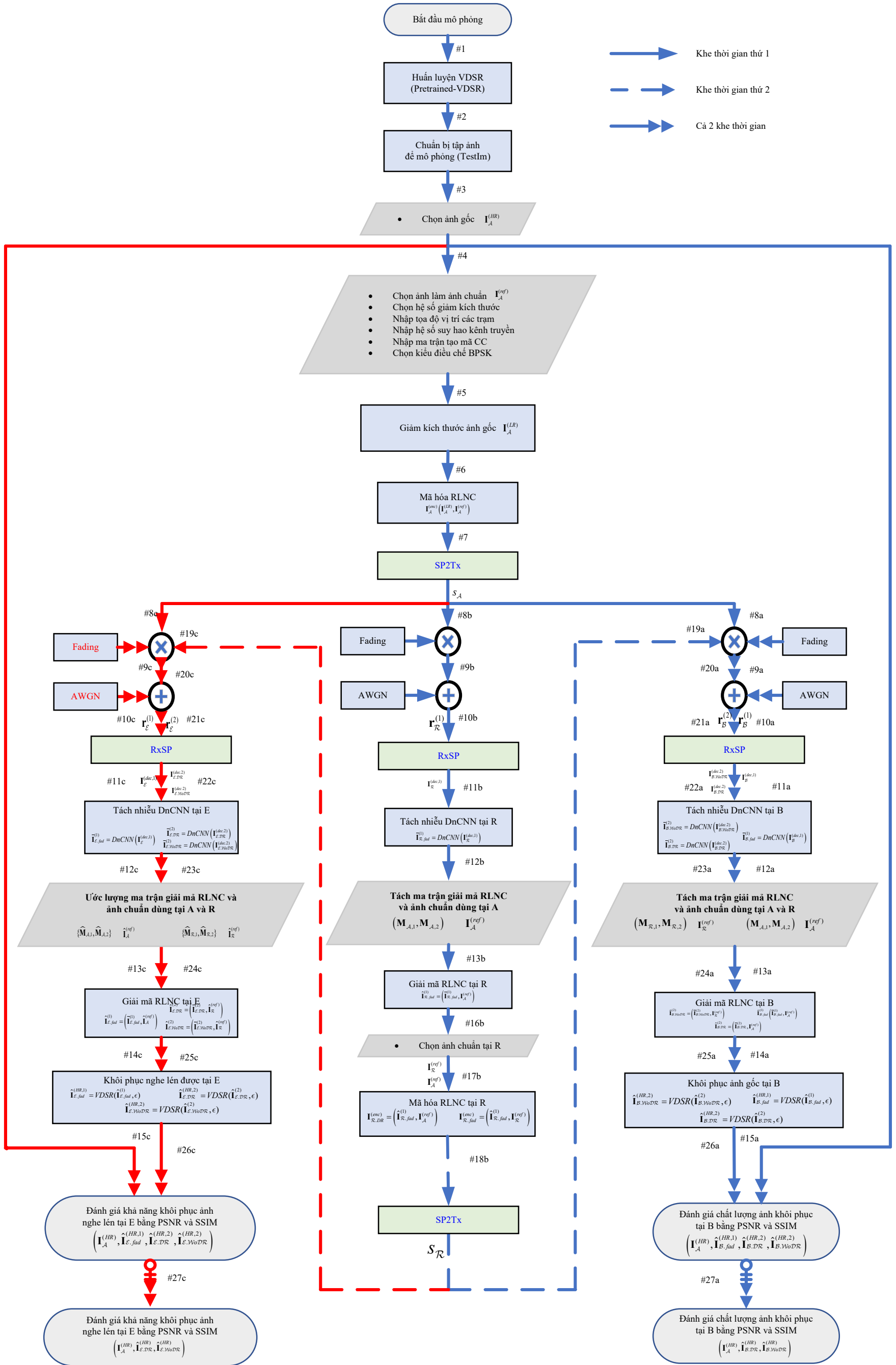
$$\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{E}. \mathcal{W}o\mathcal{DR}}^{(HR)} = \hat{v}_1 \hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{E}.fad}^{(HR,1)} + \hat{v}_2 \hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{E}. \mathcal{W}o\mathcal{DR}}^{(HR,2)} \quad (4.34)$$

Trong giao thức đề xuất trạm nghe lén $\mathcal{E}$ là trạm cục bộ và thụ động, các quá trình cố gắng khôi phục ảnh nghe lén của trạm $\mathcal{E}$ giống với quá trình giải tín hiệu của trạm thu chỉ khác trạm $\mathcal{E}$ không khôi phục được thông của ma trận ngẫu nhiên RLNC được truyền trong thông tin quản lý gói cũng như chia sẻ ảnh chuẩn cho các trạm được quản lý bởi hệ thống quản lý TRM.

4.3. ĐÁNH GIÁ GIAO THỨC QUA KÊNH FADING

4.3.1 Lưu đồ mô phỏng

Hình 4.3 minh họa lưu đồ chi tiết quy trình thực hiện thuật toán mô phỏng, được xây dựng dựa trên mô hình tổng quát đã giới thiệu ở Hình 4.1. Đồng thời, hình này làm rõ các bước triển khai giao thức truyền ảnh tin cậy, vốn được mô tả khái quát trong Hình 4.2. Dưới đây là các bước trọng tâm trong quy trình, được trình bày rõ ràng và lô-gic (logic) để dễ theo dõi và áp dụng.



Hình 4.3: Lưu đồ mô phỏng giao thức qua kênh fading

Các bước 1, 2 và 3: trong lưu đồ này được thực hiện hoàn toàn tương tự như các bước 1, 2 và 3 đã được mô tả trong Hình 3.3 mục 3.3.2.

Bước 4: Ngoài việc nhập các thông tin tương tự như bước 4 được mô tả trong Mục 3.3.2, bước 4 trong lưu đồ này còn bổ sung thêm các thông tin hệ thống quan trọng, bao gồm vị trí của các trạm, hệ số suy hao kênh truyền, kỹ thuật mã hóa kênh, cũng như phương pháp điều chế được sử dụng.

Bước 5, 6: trong lưu đồ này được thực hiện hoàn toàn tương tự như các bước 1, 2 và 3 đã được mô tả trong Hình 3.3 mục 3.3.2.

Bước 7: Xử lý tín hiệu để truyền qua kênh vô tuyến

Quy trình chi tiết của bước này bao gồm các giai đoạn sau:

➤ **Chuyển đổi thành chuỗi bit nhị phân:**

- Ảnh đầu vào sau khi mã hóa RLNC được xử lý để chuyển đổi thành chuỗi bit nhị phân. Việc này giúp biểu diễn dữ liệu ảnh dưới dạng dòng bit phù hợp cho các bước xử lý tín hiệu tiếp theo.

➤ **Mã hóa kênh bằng kỹ thuật mã tích chập:**

- Chuỗi bit nhị phân được mã hóa bằng mã tích chập CC, một kỹ thuật mã hóa kênh tiên tiến nhằm tăng độ bền vững của dữ liệu trước tác động của nhiễu và mất mát thông tin trên kênh truyền.

➤ **Điều chế tín hiệu bằng phương pháp BPSK:**

- Chuỗi bit đã qua mã hóa kênh được điều chế bằng kỹ thuật BPSK tạo thành chuỗi ký hiệu (symbol) đảm bảo tín hiệu truyền đạt qua kênh vô tuyến có khả năng chống lại nhiễu cơ bản.

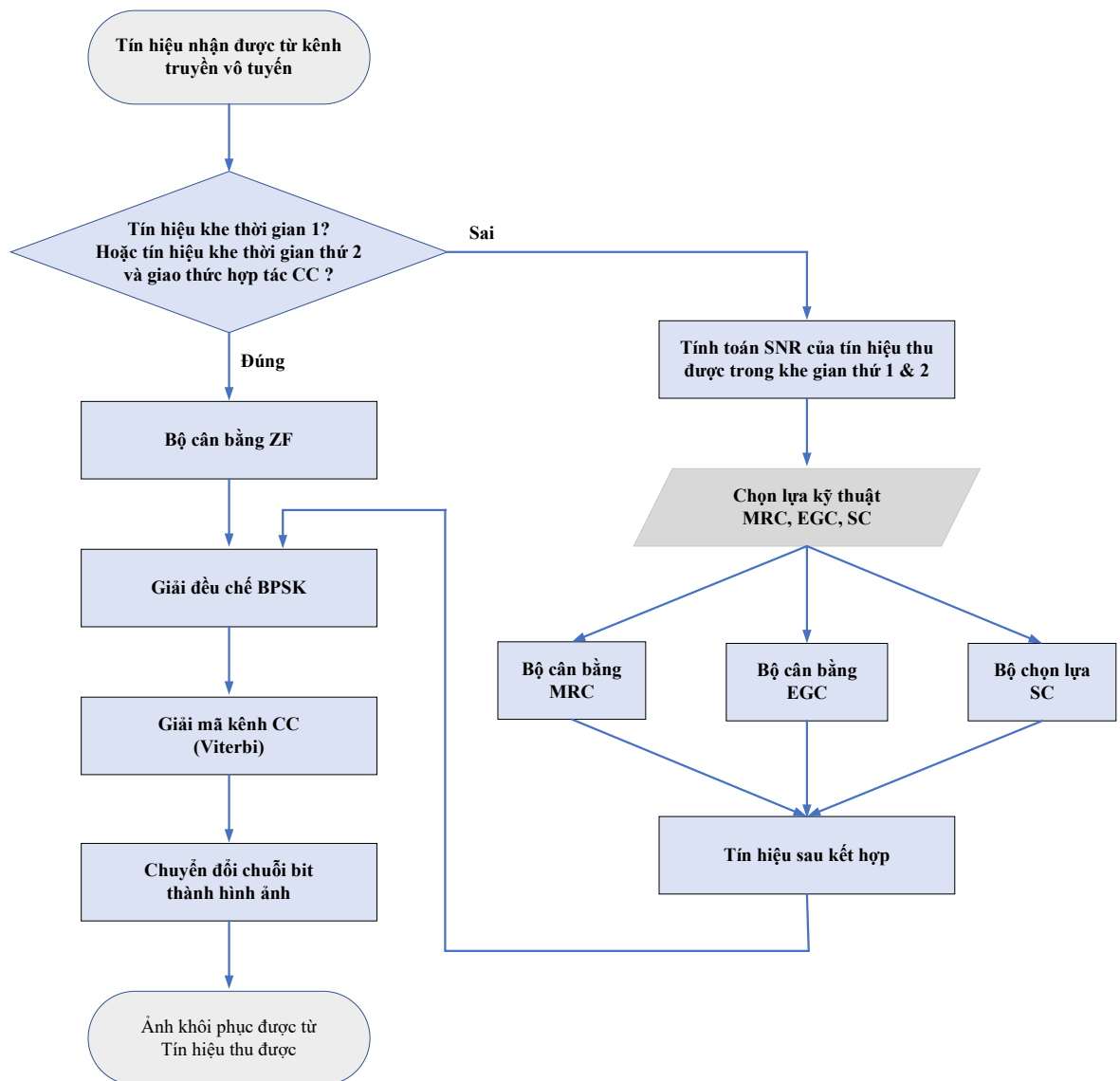
Kết quả của bước này là tín hiệu đã điều chế sẽ truyền qua kênh vô tuyến đến các trạm thu, chuẩn bị cho quá trình xử lý tín hiệu ở phía nhận.

Bước 8, 9: Truyền qua kênh vô tuyến: Tín hiệu đã điều chế được định dạng thành sóng điện từ và phát qua kênh vô tuyến. Kênh vô tuyến trong mô hình này là kênh

fading Rayleigh và có suy hao đường truyền và nhiễu AWGN.

Bước 10: Xử lý tín hiệu thu RxSP (Received Signal Processing)

Tín hiệu nhận được từ kênh vô tuyến sẽ được xử lý qua các bước cụ thể để khôi phục lại ảnh đã được truyền đi. Quá trình xử lý này phụ thuộc vào tín hiệu nhận được và giao thức truyền thông hợp tác (Cooperative Communication) được sử dụng. Bước 10 được minh họa chi tiết trong Hình 4.4



Hình 4.4: Lưu đồ quá trình xử lý tín hiệu thu RxSP

Chi tiết các bước thực hiện:

➤ Trường hợp giao thức hợp tác CC (Cooperative Communication):

Nếu tín hiệu thu được trong khe thời gian thứ nhất hoặc khe thời gian thứ hai thuộc giao thức CC, quá trình xử lý bao gồm:

- **Cân bằng ZF:** Loại bỏ các ảnh hưởng của kênh truyền để tái tạo tín hiệu gốc.
- **Giải điều chế BPSK:** Chuyển đổi tín hiệu điều chế về dạng nhị phân.
- **Giải mã kênh tích chập:** Phục hồi chuỗi bit từ tín hiệu đã mã hóa kênh.
- **Chuyển đổi chuỗi bit nhị phân thành hình ảnh:** Sử dụng chuỗi bit thu được để tái tạo lại ảnh ban đầu.

➤ **Trường hợp giao thức hợp tác DF (Decode-and-Forward):**

Nếu tín hiệu thu được trong khe thời gian thứ hai là tín hiệu thuộc giao thức DF, quá trình xử lý kết hợp tín hiệu thu được trong khe thời gian thứ hai với tín hiệu từ khe thời gian thứ nhất bằng các kỹ thuật thu kết hợp như:

- **MRC:** Tăng cường chất lượng tín hiệu bằng cách kết hợp các tín hiệu thu được theo trọng số tối ưu / cực đại tỷ số SNR.
- **EGC:** Kết hợp tín hiệu thu với cùng mức độ lợi.
- **SC:** Chọn tín hiệu tốt nhất từ các nguồn khác nhau để xử lý.

Sau khi kết hợp, tín hiệu sẽ được xử lý qua các bước:

- **Giải điều chế BPSK:** Chuyển đổi tín hiệu về dạng nhị phân.
- **Giải mã kênh tích chập:** Phục hồi chuỗi bit nhị phân từ tín hiệu đã mã hóa.
- **Chuyển đổi chuỗi bit nhị phân thành hình ảnh:** Tái tạo ảnh từ chuỗi bit đã giải mã.

Kết quả của bước này là ảnh đã được tái tạo, tương ứng với tín hiệu được truyền đi từ các khe thời gian trong hệ thống truyền thông hợp tác.

Bước 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17 và 18: trong lưu đồ này được thực hiện hoàn toàn

tương tự như các bước 8, 9, 10, 11, 13, 14 và 15 đã được mô tả trong Hình 3.3 mục 3.3.2.

Bước 19, 20 và 21: Thực hiện truyền tín hiệu qua kênh vô tuyến trong khe thời gian thứ hai và xử lý tín hiệu thu. Quy trình này được thực hiện tương tự như các bước 8, 9 và 10 trong lưu đồ này.

Bước 22, 23, 24, 25, 26, và 27: trong lưu đồ này được thực hiện hoàn toàn tương tự như các bước 16, 17, 18, 19, 20, và 21 đã được mô tả trong Hình 3.3 mục 3.3.2.

4.3.2 Thông số mô phỏng giao thức SCR qua kênh fading

Quá trình mô phỏng được thực hiện bằng phần mềm Matlab, tương tự như trong Chương 3, nhằm đảm bảo tính nhất quán và khả năng so sánh kết quả. Các thông số mô phỏng được thiết lập cụ thể như trong Bảng 4.1, bao gồm ảnh chuẩn, ảnh dùng mô phỏng, vị trí các trạm, mô hình kênh truyền, tỷ lệ mã hóa, mức độ nhiễu, kỹ thuật thu phân tập, phương pháp tăng cường độ phân giải ảnh và các tham số xử lý tín hiệu. Kết quả mô phỏng sẽ được phân tích để đánh giá hiệu quả và tối ưu hóa các phương pháp được đề xuất trong điều kiện tiệm cận thực tế.

Hai mươi (20) hình ảnh tiêu biểu, được trình bày trong Hình 3.5 và chọn lọc bằng công cụ xử lý ảnh của Matlab, đã được sử dụng trong Chương 3 để đánh giá và so sánh hiệu quả của giao thức đề xuất. Trong chương này, tập ảnh nói trên tiếp tục được sử dụng nhằm đảm bảo tính nhất quán trong việc phân tích và so sánh kết quả mô phỏng.

Bảng 4.1: Thông số mô phỏng giao thức SCR qua kênh fading

Mô Tả Thông Số Mô Phỏng	Giá Trị
Tập ảnh trong Hình 3.5 và Bảng 3.2	20 ảnh
Ảnh chất lượng cao phát (HR Image)	Ảnh 1-10 trong hình 3.5, Bảng 3.2
Trung bình trong mô phỏng	3 ảnh và 3 vòng lặp
Ảnh chuẩn tại nguồn phát ($\mathcal{A}$)	Ảnh trong 10-20 trong hình 3.5
Ảnh chuẩn tại trạm chuyển tiếp ($\mathcal{R}$)	Ảnh trong 10-20 trong hình 3.5
Ảnh chuẩn ước lượng tại trạm nghe lén ($\mathcal{E}$)	Ảnh trong 1-20 trong hình 3.5

	khác ảnh chuẩn tại $\mathcal{A}$ và $\mathcal{R}$
Vị trí trạm phát	(0,0)
Vị trí trạm thu	(3,0)
Vị trí trạm chuyển tiếp	(1.6,1)
Vị trí trạm nghe lén	(1.4,-1)
Kênh truyền	AWGN & Rayleigh Fading
Hệ số suy hao kênh truyền	$\beta = 2$
Hệ số giảm kích thước ảnh	$\epsilon = 2,4,6,8,10$
Hệ số ngẫu nhiên của ma trận RLNC	[0.3,0.5]
Kỹ thuật điều chế	BPSK
Kỹ thuật mã hóa kênh	Mã tích chập 1/2
Kỹ thuật thu phân tập	MRC, EGC, SC
Bộ cân bằng	ZF
Kỹ thuật khử nhiễu ảnh	DnCNN [70]
Kỹ thuật tăng cường ảnh ISR	VDSR [40]

Dựa trên mô hình hệ thống được xây dựng, tín hiệu thu tại đầu thu chịu ảnh hưởng đồng thời bởi ba yếu tố chính: hiện tượng fading, nhiễu nền (chủ yếu được mô hình hóa dưới dạng AWGN), và tổn hao công suất do khoảng cách truyền dẫn giữa các nút. Sự kết hợp của các yếu tố này tạo nên môi trường truyền dẫn thực tế và được biểu diễn thông qua biểu thức (4.1). Trong đó, thành phần tổn hao theo khoảng cách được mô hình hóa bằng một hàm nghịch đảo của khoảng cách với hệ số β phản ánh mức độ suy hao của môi trường truyền.

Trong thực tế triển khai, để bù đắp cho tổn hao công suất do khoảng cách gây ra, người ta thường sử dụng các biện pháp như tăng công suất phát tại nguồn, điều chỉnh độ nhạy thu tại đầu thu, hoặc tích hợp các anten có độ lợi cao nhằm cải thiện khả năng thu nhận tín hiệu. Tuy nhiên, trong bối cảnh của các mạng cảm biến không dây (Wireless Sensor Networks – WSN), do giới hạn nghiêm ngặt về năng lượng và kích thước thiết bị, việc tăng công suất phát không phải lúc nào cũng khả thi. Theo các nghiên cứu đã được công bố trong [108, 109], khoảng cách trung bình giữa các nút cảm biến trong WSN thường dao động trong khoảng từ 10 đến 30 mét, nhằm đạt được

sự cân bằng giữa hiệu quả truyền thông và tiêu thụ năng lượng. Để phục vụ cho việc mô phỏng và đánh giá ảnh hưởng của tổn hao khoảng cách đến hiệu quả của giao thức truyền ảnh được đề xuất, nghiên cứu này lựa chọn cách tiếp cận đơn giản hóa mô hình không gian: các khoảng cách giữa các nút được thu nhỏ xuống còn 1/10 so với giá trị thực tế. Cụ thể, vị trí các nút được bố trí như mô tả trong Bảng 4.1, nhằm duy trì tính đại diện về mặt mô hình nhưng vẫn đảm bảo thuận lợi cho việc mô phỏng trên nền tảng Matlab. Mặc dù đã rút ngắn khoảng cách, các giá trị này vẫn được giữ lớn hơn một đơn vị để đảm bảo rằng ảnh hưởng của tổn hao công suất theo khoảng cách vẫn còn rõ rệt trong quá trình phân tích. Đáng lưu ý, trong quá trình mô phỏng này, không áp dụng thêm các kỹ thuật bù công suất, nhằm mục tiêu đánh giá trực tiếp mức độ ảnh hưởng của tổn hao kênh truyền đến giao thức truyền ảnh.

4.3.3 Kết quả mô phỏng giao thức SCR qua kênh fading

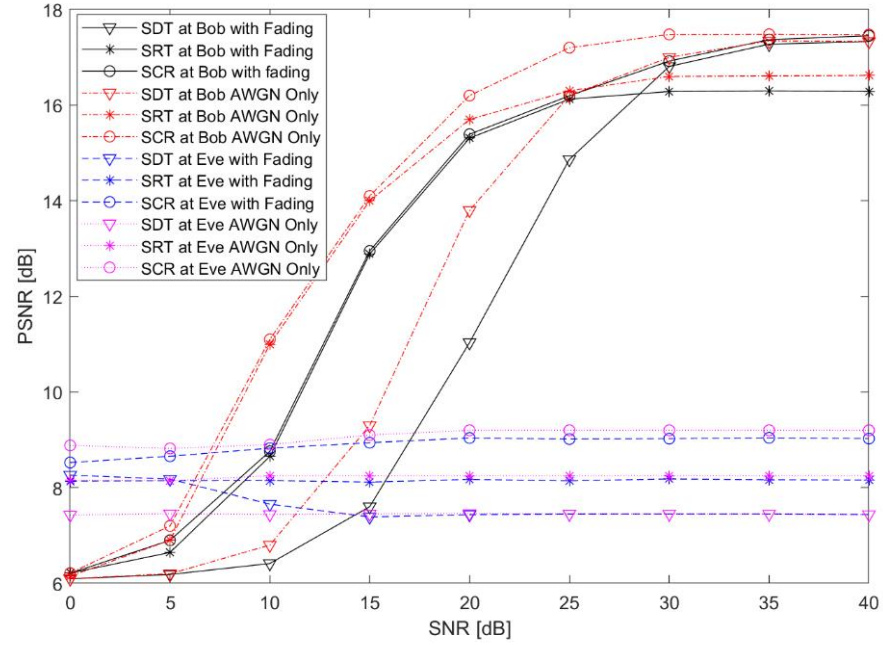
Như đã thực hiện trong chương 3, các kết quả mô phỏng trong chương này được đánh giá dựa trên hai tiêu chí khách quan phổ dụng trong phân tích và xử lý hình ảnh là tỷ số PSNR và chỉ số SSIM được trình bày trong Mục 3.3.1. Hai tiêu chí này, vốn đã được trình bày chi tiết thông qua công thức (3.20) và (3.21) trong chương 3, tiếp tục được áp dụng để đảm bảo tính nhất quán và độ tin cậy trong quá trình đánh giá.

a. So sánh giữa ba giao thức SCR, SDT và SRT qua kênh truyền fading

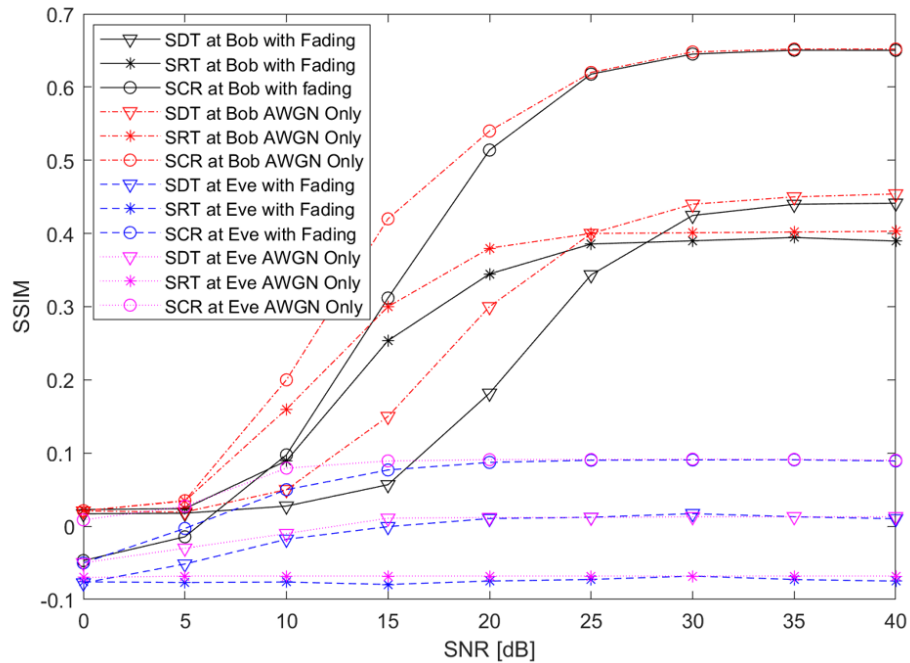
Trong phần này, hiệu suất của các giao thức SCR, SDT, và SRT được giới thiệu tại Mục 4.2 sẽ được đánh giá dựa trên hai tiêu chí chính: PSNR và SSIM theo các mức SNR khác nhau (SNR là tỷ số tín hiệu trên nhiễu bỏ qua tổn hao theo khoảng cách được trình bày trong công thức (4.6)). Vị trí của các điểm $\mathcal{A}, \mathcal{R}, \mathcal{B}, \mathcal{E}$ như trong Bảng 4.3. Ảnh chuẩn được chia sẻ tại $\mathcal{A}$ và $\mathcal{R}$ là $\mathbf{I}_{\mathcal{A}}^{(ref)}$ (xét truyền thông hợp tác DF), được chọn từ ảnh thứ 17 trong Hình 3.5, trong khi ảnh ước lượng sai tại $\mathcal{E}$ là $\hat{\mathbf{I}}_{\mathcal{A}}^{(ref)}$, được lấy từ ảnh thứ 13 trong Hình 3.5. Hệ số giảm kích thước ảnh là bằng mười (10).

Để đánh giá hiệu quả của giao thức, các kết quả mô phỏng của SRT và SCR được thực hiện với kỹ thuật thu kết hợp MRC, đảm bảo tối ưu hóa hiệu suất thu tín hiệu.

Hiệu suất được tính trung bình trên 3 hình ảnh (ảnh 1,2,3) và qua 3 vòng lặp, nhằm đảm bảo độ chính xác và tính khách quan trong kết quả phân tích.



a) PSNR vs SNR



b) SSIM vs SNR

Hình 4.5: So sánh SCR, SDT và SRT qua kênh truyền fading

Hình 4.5 cung cấp một cái nhìn toàn diện về hiệu suất của các giao thức SRT, SDT, và SCR khi đối mặt với các điều kiện kênh truyền khác nhau, được phân tích dựa trên tỷ số tín hiệu trên nhiễu (SNR). Giao điểm giữa hai giao thức SRT và SDT xuất hiện ở mức SNR khoảng 28 dB, chia thành hai vùng hoạt động chính: vùng SNR thấp và vùng SNR cao.

➤ **Phân tích theo từng vùng SNR:**

- **Vùng SNR thấp:** Trong vùng này, giao thức SRT thể hiện ưu thế rõ rệt so với SDT. Điều này xuất phát từ việc vùng SNR thấp bị ảnh hưởng nghiêm trọng bởi nhiễu, khiến chất lượng tín hiệu truyền trực tiếp qua kênh chính giảm đáng kể. Giao thức SRT, nhờ tận dụng kênh chuyển tiếp, có khả năng cải thiện chất lượng tín hiệu thông qua kỹ thuật kết hợp tín hiệu, giúp khôi phục thông tin hiệu quả hơn.
- **Vùng SNR cao:** Khi SNR tăng cao, SDT lại vượt trội hơn SRT. Lý do là trong điều kiện SNR cao, nhiễu không còn là yếu tố chính chi phối chất lượng tín hiệu trên kênh truyền trực tiếp. Do đó, lợi thế của việc sử dụng kênh chuyển tiếp trong giao thức SRT trở nên kém hiệu quả hơn, và SDT với đường truyền trực tiếp không qua chuyển tiếp trở thành lựa chọn tối ưu hơn.

➤ **Hiệu suất của SCR so với SRT và SDT:**

Giao thức SCR, trong cả hai vùng SNR, đều cho thấy hiệu suất tốt hơn so với SRT và SDT.

- **Vùng SNR thấp:** SCR vượt trội hơn SDT đáng kể, nhờ khả năng tận dụng tốt cả kênh chuyển tiếp và các kỹ thuật khôi phục tín hiệu tiên tiến. Tuy nhiên, SCR chỉ vượt SRT một chút trong vùng này, do cả hai giao thức đều sử dụng kênh chuyển tiếp để cải thiện hiệu suất.
- **Vùng SNR cao:** Khi SNR tăng, lợi thế của SCR so với SRT và SDT giảm dần, nhưng SCR vẫn duy trì hiệu suất nhỉnh hơn. Điều này chứng minh rằng giao

thức SCR có tính linh hoạt và khả năng hoạt động ổn định hơn trong các điều kiện kênh truyền khác nhau.

➤ **Tác động của kênh fading và AWGN:**

Trong các vùng SNR cực đoan (rất thấp hoặc rất cao), tác động của kênh fading và kênh AWGN lên các giao thức là tương đồng:

- **Vùng SNR thấp:** Nhiều chi phối làm giảm đáng kể khả năng khôi phục tín hiệu, khiến các giao thức hoạt động ở mức hiệu suất thấp, bất kể loại kênh truyền.
- **Vùng SNR cao:** Tác động của kênh fading trở nên không đáng kể, và các giao thức đều có khả năng khôi phục tín hiệu gần như tương tự nhau, bất kể kênh truyền có fading hay không.
- **Vùng SNR chuyển tiếp:** Sự khác biệt rõ rệt giữa các giao thức chỉ xuất hiện trong vùng SNR chuyển tiếp. Đây là vùng mà các đặc tính của kênh fading và kênh AWGN ảnh hưởng mạnh mẽ đến hiệu suất khôi phục tín hiệu, tạo ra sự chênh lệch đáng kể giữa các giao thức như SDT, SRT và SCR.

Tóm lại, Hình 4.5 không chỉ minh họa sự giao thoa giữa các giao thức mà còn cung cấp một cái nhìn sâu sắc về hiệu suất hoạt động của chúng trong các điều kiện kênh truyền khác nhau. Giao thức SCR chứng tỏ tính ưu việt nhờ khả năng kết hợp hiệu quả giữa kỹ thuật thu phân tập và khôi phục tín hiệu, vượt trội hơn cả SRT và SDT ở mọi vùng SNR.

Khi đánh giá khả năng khôi phục của $\mathcal{E}$ đối với các giao thức SCR, SRT và SDT, có thể thấy rõ rằng hiệu suất tại $\mathcal{E}$ kém xa so với tại $\mathcal{B}$. Cụ thể, chỉ số PSNR tại $\mathcal{E}$ thấp hơn khoảng 9 dB, trong khi chỉ số SSIM giảm từ 0.35 đến 0.55 so với $\mathcal{B}$.

Kết quả này nhấn mạnh rằng việc $\mathcal{E}$ tái tạo hình ảnh nghe lén từ hệ thống là vô cùng hạn chế. Điều này chủ yếu do $\mathcal{E}$ không được cung cấp ảnh chuẩn cũng như ma trận RLNC, dẫn đến việc khôi phục gần như không hiệu quả ở mọi mức SNR. Bất kể

giao thức nào được sử dụng, khả năng khôi phục của $\mathcal{E}$ đều duy trì ở mức thấp, khẳng định tính bảo mật cao của hệ thống trước nguy cơ nghe lén.

Lưu ý: Khi chỉ số SSIM mang giá trị âm, điều này thường phản ánh sự tác động mạnh mẽ của nhiễu ngẫu nhiên, gây ra mất mát đáng kể trong tương đồng cấu trúc giữa ảnh gốc và ảnh được khôi phục. Sự khác biệt lớn này làm giảm khả năng tái hiện các đặc điểm cấu trúc chung, dẫn đến giá trị SSIM bị âm.

b. Ảnh hưởng của kỹ thuật thu phân tập

Khi $\mathcal{A}$ và trạm chuyển tiếp sử dụng chung ảnh chuẩn cũng như ma trận mã hóa RLNC (mô hình 4 điểm sử dụng giao thức truyền thông hợp tác DF), việc áp dụng các kỹ thuật thu phân tập như MRC, EGC và SC tại $\mathcal{B}$ trong khe thời gian thứ hai giúp cải thiện hiệu quả truyền thông. Hình 4.6 trình bày so sánh chi tiết tác động của ba kỹ thuật này với các thông số mô phỏng được giữ nguyên như trong Hình 4.5.

Hiệu quả của các kỹ thuật thu phân tập tại $\mathcal{B}$:

➤ Với chỉ số PSNR:

- Kỹ thuật MRC mang lại hiệu quả vượt trội hơn so với EGC và SC. Sự cải thiện này được thể hiện qua mức tăng PSNR từ 0.2 đến 0.4 dB.
- MRC tận dụng tối đa các tín hiệu thu được từ nhiều kênh bằng cách tối ưu hóa trọng số theo tỉ lệ tín hiệu trên nhiễu (SNR), từ đó giảm thiểu tác động của nhiễu lớn trong môi trường truyền thông bị suy hao.

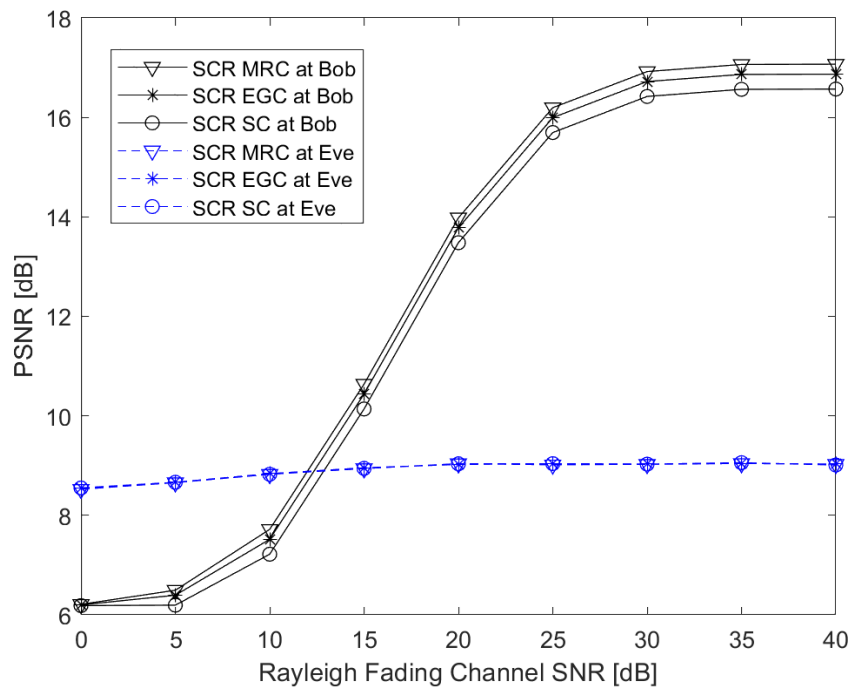
➤ Với chỉ số SSIM:

- Đối với vùng SNR cao, MRC tiếp tục thể hiện ưu thế rõ rệt, với mức cải thiện lên đến 25% so với hai kỹ thuật EGC và SC. Điều này cho thấy MRC không chỉ cải thiện chất lượng ảnh tái tạo mà còn duy trì được sự tương đồng cấu trúc giữa ảnh khôi phục và ảnh gốc tốt hơn.

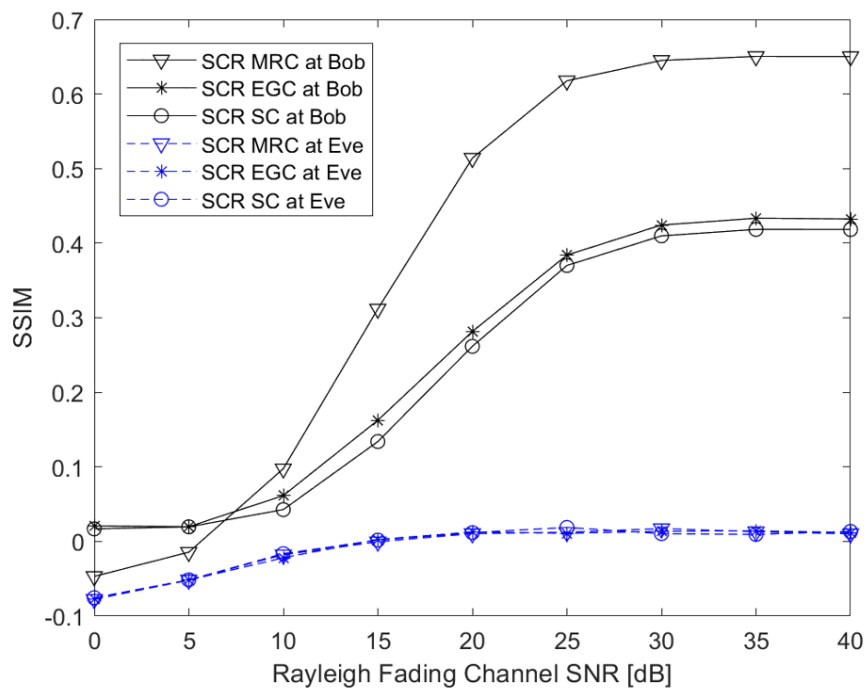
Hiệu quả tại $\mathcal{E}$:

- $\mathcal{E}$ chỉ đạt được các giá trị PSNR và SSIM tương đối thấp, cho thấy khả năng

khôi phục tín hiệu của trạm nghe lén là rất hạn chế.



a) PSNR vs SNR



b) SSIM vs SNR

Hình 4.6: So sánh giao thức SCR với các kỹ thuật thu phân tập

- Đáng chú ý, không có sự khác biệt đáng kể giữa các kỹ thuật thu phân tập (MRC, EGC, và SC) khi áp dụng tại $\mathcal{E}$. Điều này xuất phát từ việc $\mathcal{E}$ không được chia sẻ ảnh chuẩn và ma trận mã hóa RLNC, dẫn đến tín hiệu thu được mang tính ngẫu nhiên cao và khó khôi phục.

Như vậy, kỹ thuật MRC chứng minh sự vượt trội ở cả vùng SNR thấp và cao khi áp dụng tại $\mathcal{B}$, trong khi khả năng nghe lén của $\mathcal{E}$ bị hạn chế đáng kể, bất kể sử dụng kỹ thuật thu nào. Điều này khẳng định hiệu quả bảo mật và cải thiện chất lượng của giao thức SCR.

c. Ảnh hưởng truyền thông hợp tác DF và CC

Khi trạm chuyển tiếp $\mathcal{R}$ sử dụng ảnh chuẩn và ma trận mã hóa RLNC giống với trạm phát $\mathcal{A}$, hệ thống áp dụng giao thức truyền thông hợp tác DF, kết hợp với kỹ thuật thu phân tập MRC để tối ưu hóa chất lượng tín hiệu. Ngược lại, nếu $\mathcal{R}$ và $\mathcal{A}$ sử dụng các ảnh chuẩn và ma trận mã hóa RLNC khác nhau, giao thức truyền thông hợp tác được áp dụng là CC. Trong giao thức CC, trạm chuyển tiếp giải mã tín hiệu thu được, tái mã hóa với một cấu trúc mã hóa mới, và áp dụng kỹ thuật cân bằng ZF để xử lý tín hiệu.

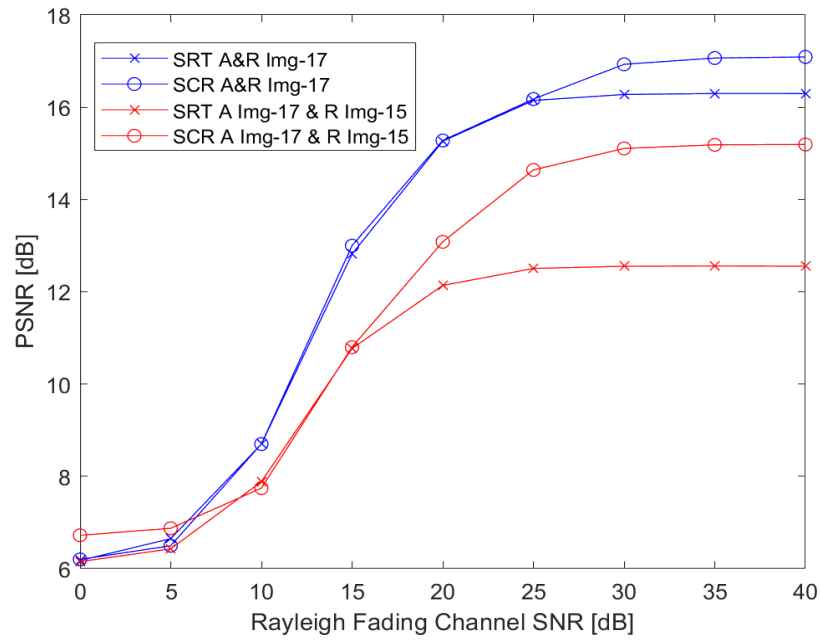
Hình 4.7 trình bày kết quả mô phỏng cho hai trường hợp:

- **Sử dụng chung ảnh chuẩn:** $\mathcal{A}$ và $\mathcal{R}$ cùng sử dụng ảnh chuẩn thứ 17 từ Hình 3.5.
- **Sử dụng ảnh chuẩn khác nhau:** $\mathcal{A}$ sử dụng ảnh chuẩn thứ 17, trong khi $\mathcal{R}$ sử dụng ảnh chuẩn thứ 15 từ Hình 3.5.

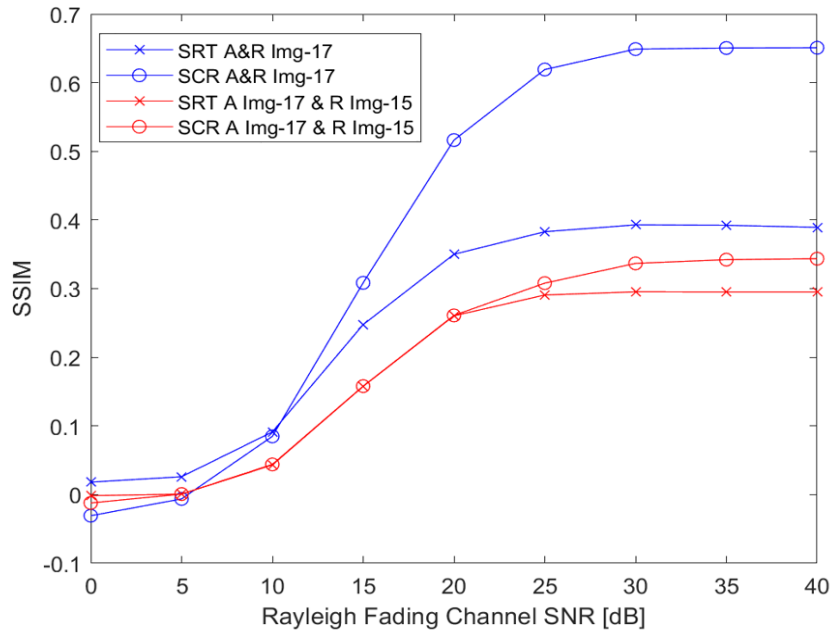
Kết quả so sánh cho thấy:

- Giao thức DF với kỹ thuật thu phân tập MRC vượt trội so với CC. Lý do là giao thức DF tận dụng khả năng giải mã tại trạm chuyển tiếp, cho phép kết hợp tín hiệu từ nhiều kênh truyền để tăng cường chất lượng và độ tin cậy của quá trình truyền dẫn.
- Ngược lại, trong giao thức CC, sự tái mã hóa tại $\mathcal{R}$ tạo thêm nguồn nhiễu và

làm giảm hiệu quả khôi phục tín hiệu.



a) PSNR vs SNR



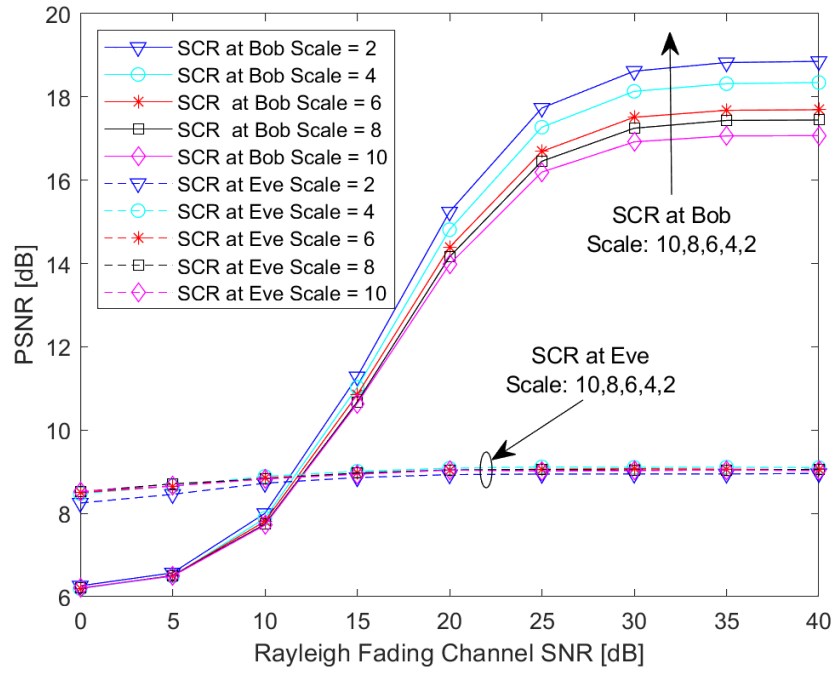
b) SSIM vs SNR

Hình 4.7: So sánh giao thức truyền thông kết hợp DF và CC

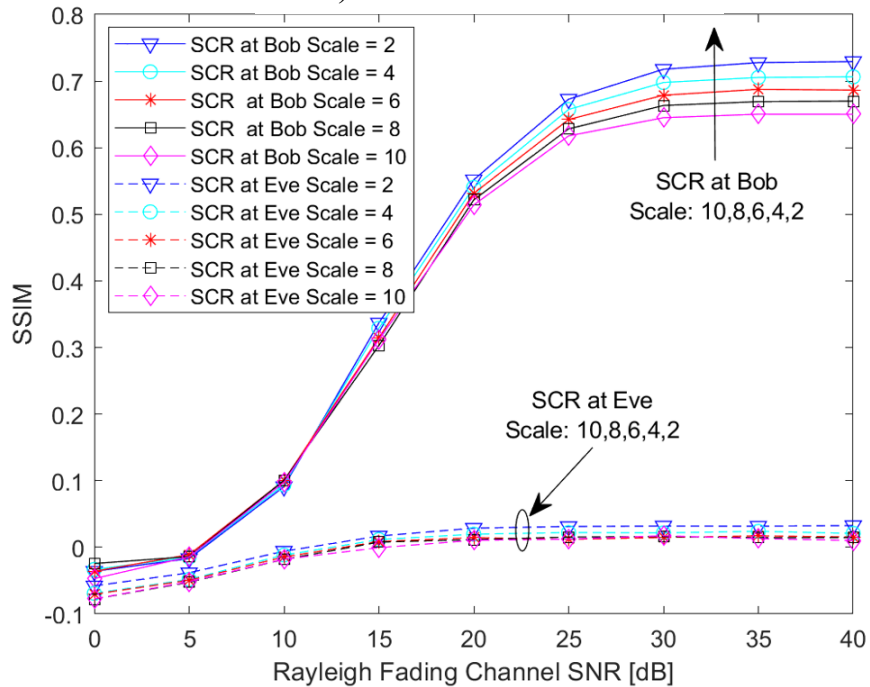
Hiệu quả của giao thức DF với kỹ thuật MRC đặc biệt rõ rệt ở vùng tỷ số SNR

cao. Điều này nhấn mạnh vai trò của việc lựa chọn giao thức và kỹ thuật xử lý tín hiệu phù hợp để đảm bảo hiệu suất tối ưu trong hệ thống truyền thông hợp tác.

d. Ảnh hưởng của hệ số giảm kích thước ảnh qua kênh fading



a) PSNR vs SNR



b) SSIM vs SNR

Hình 4.8: Giao thức SCR qua kênh fading với hệ số giảm kích thước ảnh

Hình 4.8 minh họa tác động của hệ số giảm kích thước ảnh ϵ đến hiệu suất của hệ thống, đồng thời phân tích mối quan hệ giữa tiết kiệm băng thông và chất lượng khôi phục hình ảnh. Hệ số ϵ ảnh hưởng trực tiếp đến băng thông, với mức tiết kiệm băng thông tỷ lệ thuận với ϵ^2 . Các mô phỏng được thực hiện với các giá trị khác nhau, sử dụng các thông số tương tự như trong Hình 4.5.

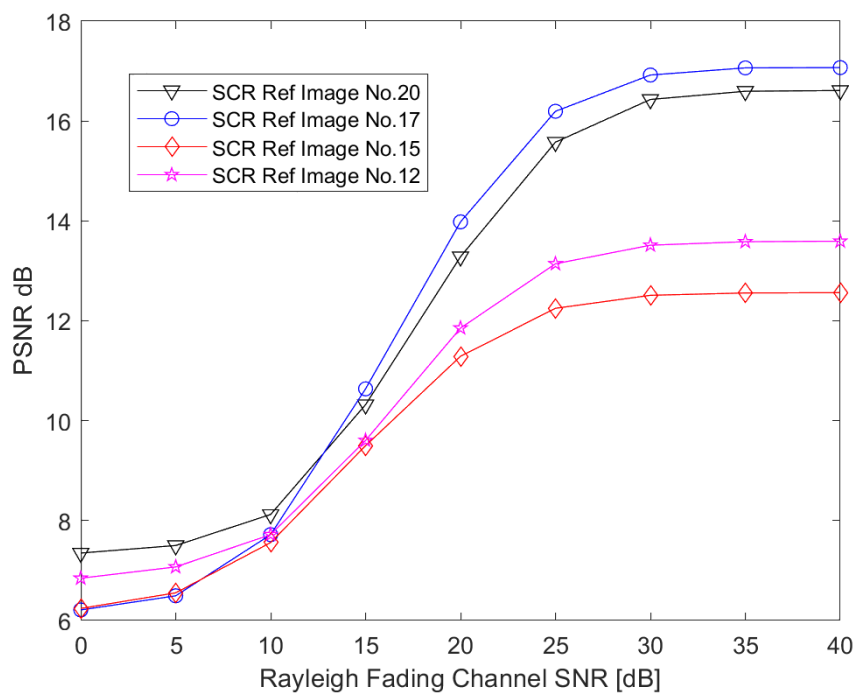
- **Vùng SNR thấp:** Ở vùng này, các chỉ số PSNR và SSIM ít thay đổi bất kể giá trị của τ . Điều này là do tác động của nhiễu lớn trong vùng SNR thấp, làm giảm khả năng khôi phục hình ảnh của hệ thống, khiến sự khác biệt giữa các hệ số giảm kích thước không đáng kể.
- **Vùng SNR cao:** Khi SNR tăng, sự khác biệt giữa các giá trị hệ số giảm kích thước ảnh ϵ trở nên rõ rệt hơn. Chỉ số PSNR giảm khoảng 2 dB (từ 19 dB xuống 17 dB), và chỉ số SSIM giảm khoảng 10% (từ 0.74 xuống 0.63) khi hệ số giảm kích thước tăng từ 2 lên 10. Đây là kết quả của sự đánh đổi: việc tăng hệ số ϵ giúp tiết kiệm băng thông nhưng làm giảm chất lượng khôi phục ảnh.

e. Ảnh hưởng của ảnh chuẩn

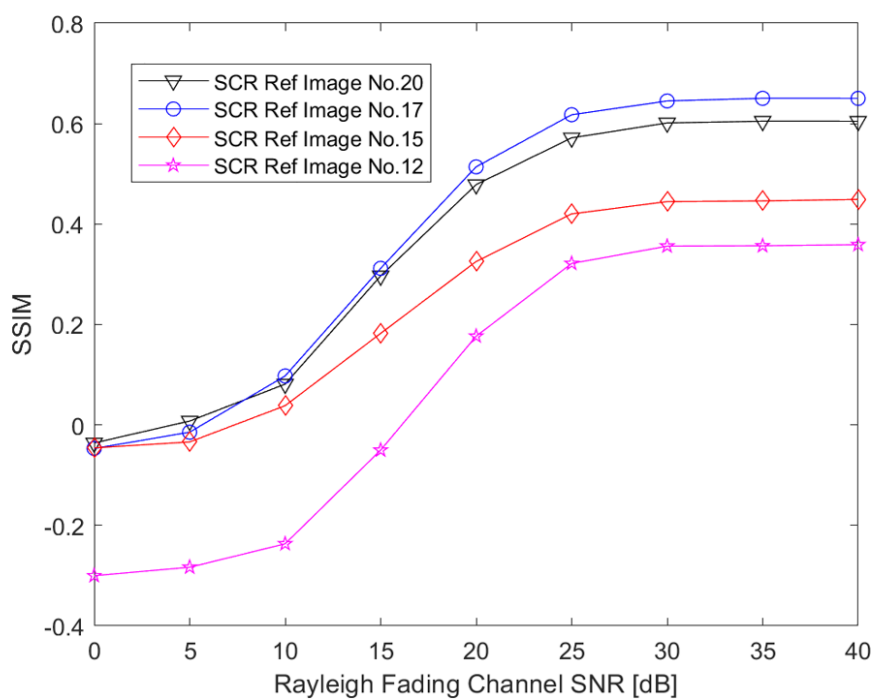
Hình ảnh kỹ thuật số thường được lưu trữ ở nhiều định dạng khác nhau như JPEG, PNG, BMP, v.v., mỗi định dạng mang các đặc điểm riêng biệt về cấu trúc dữ liệu và phương pháp nén. Điều này dẫn đến việc lựa chọn ảnh chuẩn trở thành yếu tố quan trọng, tác động lớn đến hiệu suất của các giao thức, bao gồm giao thức SCR.

Hình 4.9 minh họa kết quả mô phỏng khi sử dụng các ảnh chuẩn khác nhau với các thông số mô phỏng Bảng 4.1. Kết quả chỉ ra sự khác biệt đáng kể giữa các ảnh chuẩn, với độ chênh lệch lên tới 4.3 dB về chỉ số PSNR giữa ảnh chuẩn thứ 17 và thứ 15 trong tập ảnh Hình 3.5 và Bảng 3.2. Điều này chứng tỏ nội dung của ảnh chuẩn có vai trò quyết định đến khả năng khôi phục tín hiệu.

Cụ thể, đối với PSNR, ảnh chuẩn thứ 12 mang lại hiệu suất tốt hơn ảnh chuẩn thứ 15. Tuy nhiên, với SSIM, ảnh chuẩn thứ 15 lại vượt trội hơn ảnh thứ 12. Sự khác biệt này phản ánh cách đo lường của từng chỉ số:



a) PSNR vs SNR



b) SSIM vs SNR

Hình 4.9: Ảnh hưởng của ảnh chuẩn lên giao thứ SCR qua kênh fading

- **PSNR** đo độ trung thực của tín hiệu, nhạy cảm với nhiễu ở cấp điểm ảnh nhưng không phản ánh đầy đủ chất lượng cảm nhận.
- **SSIM** đánh giá chất lượng cảm nhận dựa trên độ sáng, độ tương phản, và cấu trúc, nhạy cảm hơn với những thay đổi ở cạnh và kết cấu.

Ngoài nội dung ảnh, định dạng và kích thước ảnh cũng ảnh hưởng đáng kể đến PSNR và SSIM:

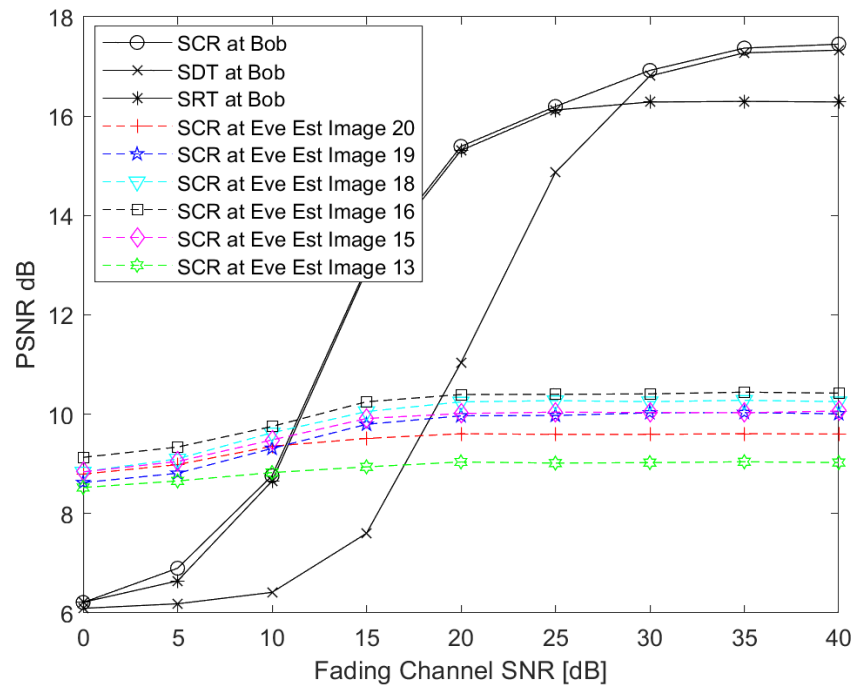
- **Định dạng ảnh:** Các định dạng như JPEG (nén mất dữ liệu), PNG hoặc BMP (nén không mất dữ liệu) làm thay đổi giá trị PSNR và SSIM.
- **Kích thước ảnh:** Việc giảm kích thước (downscaling) có thể làm thay đổi mối quan hệ giữa các điểm ảnh, dẫn đến giảm PSNR và SSIM, đặc biệt khi các chi tiết cấu trúc bị mất.

Kết quả cho thấy định dạng và kích thước ảnh chuẩn ảnh hưởng đáng kể đến hiệu suất giao thức. Sự tương thích giữa ảnh chuẩn và ảnh gốc cùng hệ số giảm kích thước tác động trực tiếp đến chất lượng ảnh khôi phục. Mối quan hệ này cần được phân tích sâu hơn trong các nghiên cứu tiếp theo.

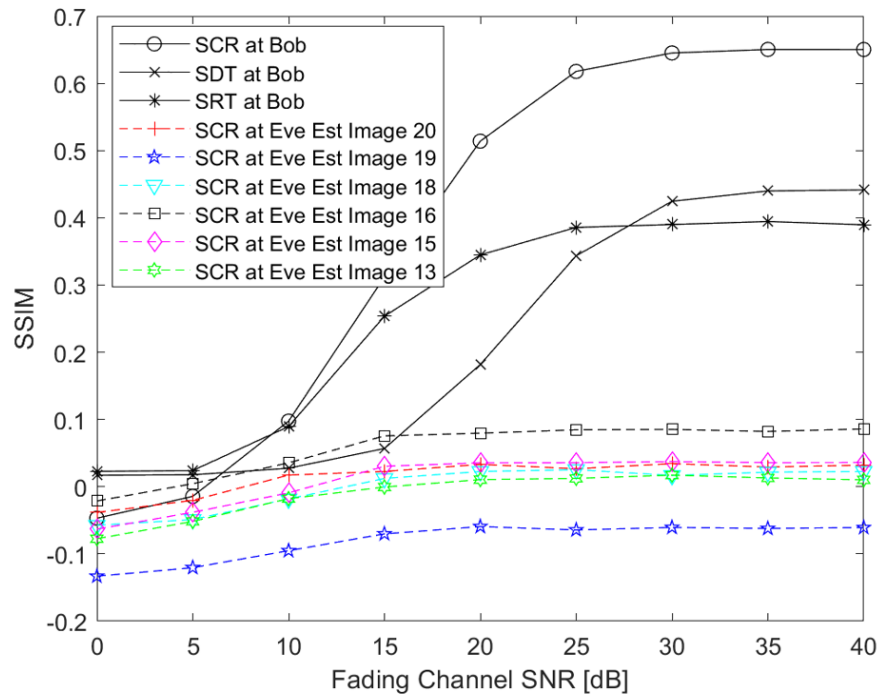
f. Ảnh hưởng của ước lượng sai ảnh chuẩn tại trạm nghe lén

Hình 4.10 trình bày chi tiết kết quả mô phỏng đánh giá khả năng khôi phục ảnh nghe lén tại $\mathcal{E}$ trong trường hợp ảnh chuẩn được ước lượng sai. Các thông số mô phỏng khác được giữ cố định, tương tự như các thông số đã sử dụng trong Hình 3.5. Cụ thể, $\mathcal{E}$ sử dụng các ảnh chuẩn ước lượng sai bao gồm ảnh số 13, 15, 16, 18, 19, và 20, trong khi $\mathcal{A}$ và $\mathcal{R}$ sử dụng ảnh chuẩn là ảnh số 17 từ tập ảnh trong Hình 3.5.

Kết quả phân tích chỉ ra rằng, khả năng khôi phục ảnh tại $\mathcal{E}$ thay đổi đáng kể tùy thuộc vào ảnh chuẩn ước lượng sai, với sự khác biệt tối đa lên đến 1.7 dB về chỉ số PSNR và 0.7% về chỉ số SSIM giữa các trường hợp. Đặc biệt, ảnh ước lượng sai mang lại kết quả tốt nhất tại $\mathcal{E}$ (ảnh số 16) vẫn không thể đạt được hiệu suất tương đương với giao thức SCR, với mức chênh lệch lớn, khoảng 8 dB đối với chỉ số PSNR và 60% về chỉ số SSIM.



a) PSNR vs SNR



b) SSIM vs SNR

Hình 4.10: Trạng nghe lén khôi phục sai ảnh chuẩn

Điều này cho thấy, sự không khớp về ảnh chuẩn giữa các thành phần trong hệ thống, đặc biệt là tại $\mathcal{E}$, làm giảm mạnh khả năng khôi phục tín hiệu và chất lượng ảnh nghe lén. Nguyên nhân chính là $\mathcal{E}$ không có quyền truy cập vào ảnh chuẩn thực tế và ma trận RLNC được sử dụng bởi $\mathcal{A}$ và $\mathcal{R}$, dẫn đến sai lệch cấu trúc và thông tin trong quá trình khôi phục tín hiệu.

Hơn nữa, các chỉ số PSNR và SSIM cho thấy mức độ tin cậy mạnh mẽ của giao thức SCR trước các cuộc tấn công nghe lén. Chỉ số PSNR thấp cho thấy nhiều lớn trong tín hiệu khôi phục, trong khi chỉ số SSIM thấp nhấn mạnh sự khác biệt rõ rệt về cấu trúc và nội dung giữa ảnh khôi phục tại $\mathcal{E}$ và ảnh gốc.

Kết quả này nhấn mạnh rằng giao thức SCR không chỉ đảm bảo chất lượng tín hiệu tại $\mathcal{A}$ mà còn giảm thiểu khả năng khôi phục tín hiệu tại các kênh nghe lén như $\mathcal{E}$, qua đó tăng cường hiệu quả bảo mật của hệ thống.

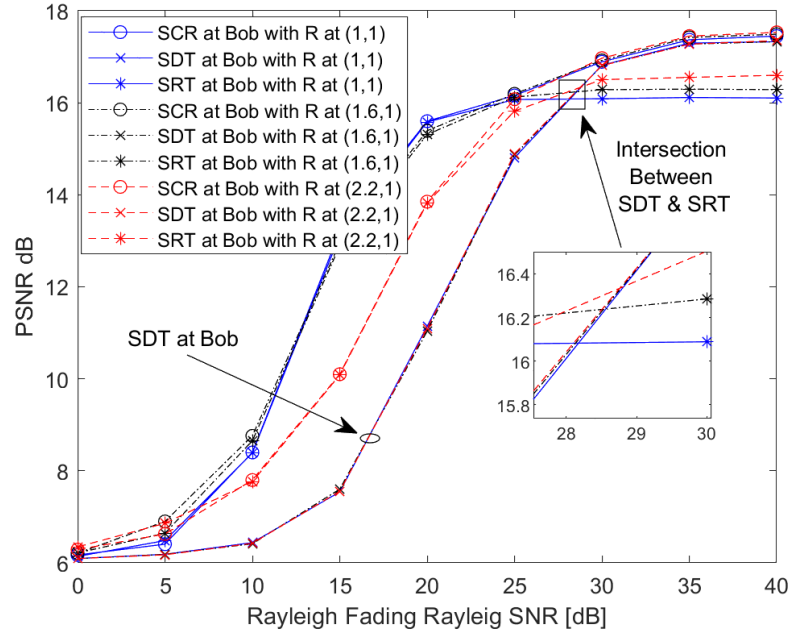
g. Ảnh hưởng của vị trí trạm chuyển tiếp

Hình 4.11 trình bày tác động của vị trí trạm chuyển tiếp $\mathcal{R}$ đến hiệu quả hoạt động của các giao thức SRT, SDT, và SCR, trong đó trục SNR được chia thành hai vùng chính: vùng SNR thấp và vùng SNR cao, giống như nhận xét đã nêu trong Hình 4.5. Ba vị trí của trạm $\mathcal{R}$ được khảo sát lần lượt là (1,1), (1.6,1), và (2.2,1). Các thông số mô phỏng khác được giữ nguyên như trong Hình 4.6.

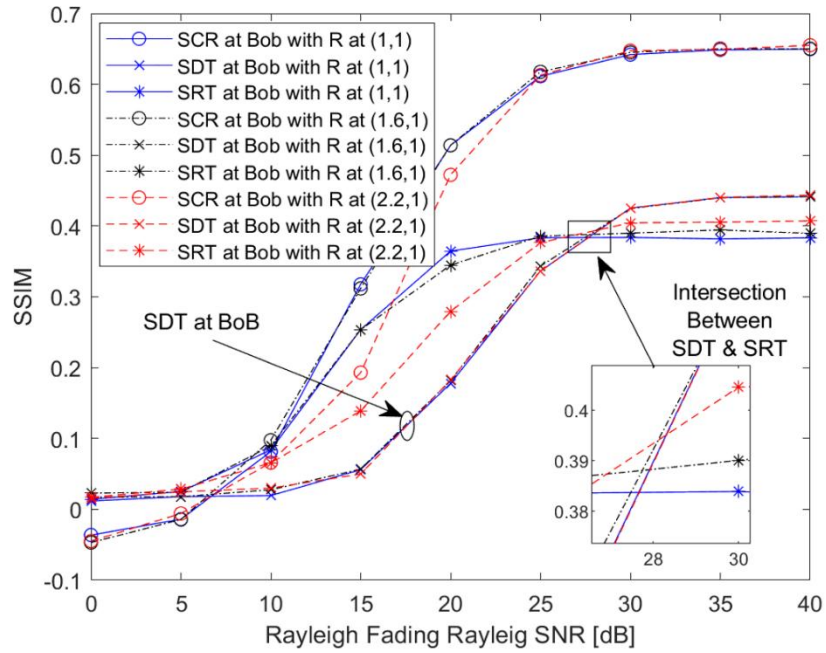
Kết quả mô phỏng cho thấy hiệu suất của giao thức SDT không bị ảnh hưởng bởi vị trí của trạm $\mathcal{R}$, vì khoảng cách trực tiếp giữa $\mathcal{A}$ và $\mathcal{B}$ không thay đổi. Tuy nhiên, hiệu suất của giao thức SRT thay đổi đáng kể, phản ánh sự phụ thuộc vào vị trí của trạm chuyển tiếp. Sự thay đổi này dẫn đến sự phân chia trục SNR thành hai vùng rõ rệt, tùy thuộc vào cách bố trí vị trí $\mathcal{R}$.

Cụ thể, khi trạm chuyển tiếp gần $\mathcal{A}$ hơn, giao thức SRT hoạt động vượt trội trong vùng SNR thấp do khả năng tận dụng kênh chuyển tiếp để giảm thiểu tác động của nhiễu. Ngược lại, nếu trạm chuyển tiếp gần $\mathcal{B}$, giao thức SRT đạt hiệu suất tốt hơn ở vùng SNR cao, nơi đường truyền trực tiếp chịu ít nhiễu hơn. Kết quả tương tự cũng

được quan sát đối với giao thức SCR, nhấn mạnh rằng việc bố trí trạm $\mathcal{R}$ không chỉ ảnh hưởng đến hiệu suất tổng thể mà còn điều chỉnh cách các vùng SNR thấp và cao được định hình.



a) PSNR vs SNR



b) SSIM vs SNR

Hình 4.11: Ảnh hưởng trạm chuyển tiếp lên giao thức SCR qua kênh fading

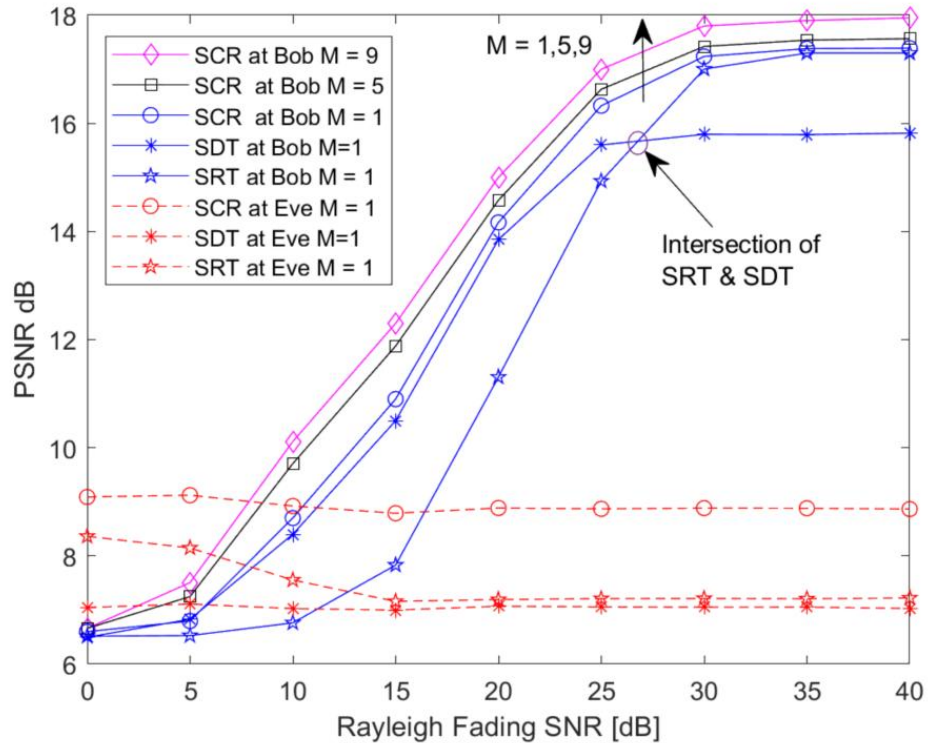
Những kết quả này cho thấy tầm quan trọng của việc tối ưu theo vị trí của trạm chuyển tiếp trong hệ thống truyền thông. Không chỉ ảnh hưởng đến hiệu suất, vị trí $\mathcal{R}$ còn giúp khai thác hiệu quả các đặc tính của từng vùng SNR, đảm bảo giao thức phù hợp với các điều kiện truyền thông thực tế.

h. Ảnh hưởng của chọn lựa trạm chuyển tiếp

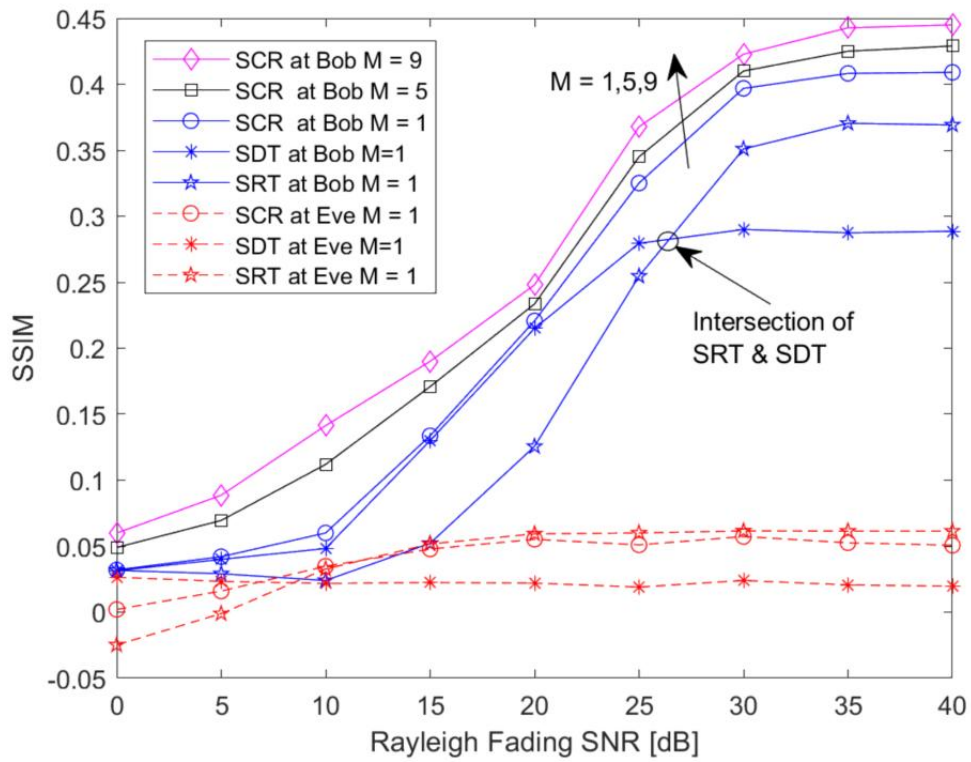
Để cải thiện hiệu suất truyền thông trong hệ thống, một chiến lược lựa chọn trạm chuyển tiếp tối ưu được áp dụng, nhằm đảm bảo rằng trạm được chọn sẽ mang lại hiệu năng tổng thể cao nhất cho giao thức đề xuất. Trong phần này, các tham số mô phỏng được giữ tương tự như tham số mô phỏng trong Hình 4.5. Tuy nhiên, kết quả được trình bày là trung bình của quá trình mô phỏng với hai ảnh đầu vào và thực hiện qua hai vòng lặp độc lập, giúp phản ánh rõ ràng hơn xu hướng hiệu năng tổng thể.

Các trạm chuyển tiếp được giả định là bố trí gần nhau và tạo thành một cụm tối ưu như mô hình trong nghiên cứu [110], với giả thiết rằng sự khác biệt về khoảng cách giữa các trạm chuyển tiếp đến nguồn và đích là không đáng kể, từ đó giảm thiểu sai lệch về ảnh hưởng tổn hao do khoảng cách. Thông tin kênh truyền tức thời CSI (Channel State Information) được giả thiết là hoàn toàn khả dụng tại bộ điều khiển trung tâm hoặc tại các nút liên quan. Việc lựa chọn trạm chuyển tiếp tuân theo tiêu chí tối đa hóa chất lượng đường truyền toàn tuyến, $\mathcal{R}_b = \arg \max_{\mathcal{R}_m} \left\{ \min \left(\gamma_{\mathcal{A}\mathcal{R}_m}, \gamma_{\mathcal{R}_m\mathcal{B}} \right) \right\}$ tức là chọn trạm sao cho hiệu quả truyền dẫn từ nguồn đến đích qua trạm đó là tốt nhất [54, 55].

Hình 4.12 minh họa sự phụ thuộc của hiệu năng giao thức vào chiến lược lựa chọn trạm chuyển tiếp trong số M trạm tiềm năng. Khi số lượng trạm tăng, cơ hội chọn được một trạm có điều kiện kênh truyền thuận lợi cũng tăng theo, từ đó nâng cao hiệu suất hệ thống. Cụ thể, khi số lượng trạm chuyển tiếp được tăng từ 1 lên 5 và sau đó lên 9, chỉ số PSNR tăng lần lượt khoảng 0,2 dB và 0,4 dB, trong khi chỉ số SSIM cũng cải thiện đáng kể, tương ứng khoảng 2,5% và 5%. Điều này khẳng định vai trò tích cực của lựa chọn trạm chuyển tiếp trong việc nâng cao hiệu năng giao thức.



a) PSNR vs SNR



b) SSIM vs SNR

Hình 4.12: Ảnh hưởng chọn lựa trạm chuyển tiếp lên giao thức SCR

Mặt khác, cần lưu ý rằng việc lựa chọn trạm chuyển tiếp tối ưu không làm ảnh hưởng đến khả năng khôi phục tín hiệu tại phía nghe lén. Điều này cho thấy chiến lược lựa chọn trạm chuyển tiếp chỉ tác động đến đường truyền chính, không làm thay đổi điều kiện bất lợi mà kênh nghe lén phải đối mặt, từ đó đảm bảo tính bảo mật được duy trì ổn định.

4.4. KẾT LUẬN CHƯƠNG 4

Giao thức SCR được phát triển nhằm đảm bảo truyền tải hình ảnh an toàn trong mạng vô tuyến hợp tác, với khả năng chống lại các trạm nghe lén nhờ việc mã hóa ảnh gốc dựa trên ảnh chuẩn và ma trận mã hóa RLNC. Giao thức này đã được đánh giá chi tiết thông qua các mô phỏng trên kênh truyền fading, với ảnh hưởng của vị trí trạm chuyển tiếp và các biến đổi về kích thước ảnh, định dạng ảnh chuẩn.

➤ Ảnh hưởng của vị trí trạm chuyển tiếp

Khi trạm chuyển tiếp thay đổi vị trí giữa $\mathcal{A}$ và $\mathcal{B}$, các giao thức SRT và SDT cho thấy hiệu suất khác biệt.

- **Vùng SNR thấp:** Ở vùng này, tác động của nhiễu lớn làm giảm hiệu quả truyền trực tiếp của SDT, nhưng giao thức SRT tận dụng trạm chuyển tiếp để cải thiện chất lượng, cho thấy hiệu suất vượt trội hơn SDT.
- **Vùng SNR cao:** Khi nhiễu giảm, đường truyền trực tiếp của SDT ít bị suy giảm, dẫn đến hiệu quả cao hơn so với SRT.
- **Giao thức SCR:** Với việc kết hợp các tín hiệu nhận được từ hai kênh truyền, SCR không chỉ đạt hiệu quả cao trong cả hai vùng SNR mà còn khắc phục được các điểm yếu của SRT và SDT, đặc biệt khi trạm chuyển tiếp gần nguồn hoặc đích.

➤ Ảnh hưởng của giảm kích thước ảnh gốc

Việc giảm kích thước ảnh gốc giúp tiết kiệm băng thông truyền tải, nhưng đồng thời ảnh hưởng đến chất lượng khôi phục ảnh:

- **Vùng SNR thấp:** Dù giảm kích thước, chất lượng khôi phục ảnh tương đối không đổi vì giao thức SCR vẫn chịu ảnh hưởng chính từ nhiễu lớn.
- **Vùng SNR cao:** Ảnh hưởng của hệ số giảm kích thước trở nên rõ ràng hơn, với sự giảm chất lượng khôi phục (giảm PSNR khoảng 2 dB và giảm SSIM khoảng 10% khi hệ số giảm kích thước tăng từ 2 lên 10). Điều này minh họa sự đánh đổi giữa tiết kiệm băng thông và chất lượng ảnh gốc.

➤ Ảnh hưởng của ảnh chuẩn

Ảnh chuẩn được sử dụng tại $\mathcal{A}$ và trạm chuyển tiếp đóng vai trò quyết định trong hiệu suất của giao thức SCR. Các yếu tố quan trọng bao gồm:

- **Nội dung và định dạng ảnh:** Ảnh chuẩn có chi tiết cấu trúc phức tạp giúp tăng cường hiệu quả mã hóa và khôi phục tín hiệu. Ngược lại, ảnh có ít chi tiết hoặc bị nén mất dữ liệu có thể làm giảm chỉ số PSNR và SSIM.
- **Ảnh hưởng từ sai lệch ảnh chuẩn:** Khi $\mathcal{E}$ ước lượng sai ảnh chuẩn (ví dụ: ảnh thứ 13, 15, 16 trong mô phỏng), kết quả khôi phục ảnh nghe lén khác biệt không đáng kể (chênh lệch PSNR chỉ khoảng 1.7 dB và SSIM khoảng 0.7%). Tuy nhiên, ngay cả khi ảnh ước lượng tốt nhất, khả năng khôi phục của $\mathcal{E}$ vẫn thấp hơn đáng kể so với giao thức SCR (PSNR thấp hơn khoảng 8 dB và SSIM thấp hơn 60%).

➤ Tầm quan trọng của giao thức SCR

Giao thức SCR không chỉ đảm bảo an toàn cho nội dung truyền tải mà còn cung cấp hiệu suất cao nhờ:

- **Khai thác hiệu quả các kênh truyền hợp tác:** SCR sử dụng cả đường truyền trực tiếp và qua trạm chuyển tiếp, đồng thời tối ưu hóa thông qua kỹ thuật hợp nhất tín hiệu.
- **Khả năng chống nghe lén mạnh mẽ:** Kết hợp ảnh chuẩn và mã RLNC khiến trạm nghe lén không thể khôi phục ảnh được truyền.
- **Thích nghi tốt với các biến đổi về nội dung ảnh và vị trí trạm chuyển tiếp,**

tạo điều kiện linh hoạt trong các ứng dụng thực tế.

Kết luận, giao thức SCR thể hiện ưu thế vượt trội trong việc bảo vệ an toàn dữ liệu và duy trì chất lượng khôi phục cao ngay cả trong các điều kiện truyền dẫn bất lợi.

CHƯƠNG 5. KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

Chương này tóm tắt các kết quả chính đạt được trong quá trình nghiên cứu, qua đó làm nổi bật các đóng góp có ý nghĩa về cả mặt lý thuyết lẫn thực tiễn trong lĩnh vực truyền thông vô tuyến hợp tác. Chương 5 cũng trình bày các định hướng nghiên cứu tương lai, nhằm mở rộng phạm vi ứng dụng và nâng cao hiệu quả giao thức trong các bối cảnh phức tạp hơn.

5.1. KẾT LUẬN

Luận án đã nghiên cứu về xu hướng phát triển của truyền thông thị giác, đặc biệt là các hạn chế của mạng vô tuyến chuyển tiếp hợp tác (CWRN), nhằm đáp ứng yêu cầu ngày càng cao về chất lượng và độ tin cậy trong các ứng dụng thực tế như tiếp thị số, mạng xã hội, y tế trực tuyến, quân sự và giáo dục. Nghiên cứu đã đề xuất giao thức SCR (Secure Cooperative Relay), một giải pháp tiên tiến cho phép truyền ảnh tin cậy chất lượng cao qua mạng CWRN với các đặc điểm nổi bật như sau:

Giao thức SCR (Secure and Cooperative Reconstruction) được thiết kế nhằm đảm bảo truyền ảnh chất lượng cao qua kênh vô tuyến có băng thông giới hạn, đồng thời tăng cường độ tin cậy dữ liệu hình ảnh. Một trong những đặc điểm nổi bật của giao thức là khả năng truyền tải ảnh hiệu quả: tại trạm phát, ảnh gốc có độ phân giải cao (HR) được giảm kích thước bằng hệ số ϵ , giúp tiết kiệm đến lên đến ϵ^2 lần so với băng thông yêu cầu khi truyền mà không giảm kích thước. Sau khi truyền đến trạm đích, ảnh được khôi phục bằng mô hình học sâu sử dụng mạng nơ-ron tích chập (CNN), giúp cải thiện độ phân giải và chất lượng hình ảnh tái tạo (ISR).

Giao thức SCR còn kết hợp hai con đường truyền ảnh: kênh trực tiếp giữa nguồn phát và trạm thu (SDT), và kênh gián tiếp thông qua trạm chuyển tiếp (SRT), khai thác lợi ích của kỹ thuật phân tập tín hiệu. Ảnh thu được từ cả hai kênh sau đó được hợp nhất nhằm nâng cao độ chính xác và độ tin cậy của ảnh phục hồi, vượt trội hơn so với khi sử dụng từng kênh riêng lẻ. Ngoài ra, giao thức còn tích hợp cơ chế bảo mật chống nghe lén thông qua kỹ thuật ẩn thông tin. Ảnh gốc sau khi giảm kích thước được mã hóa bằng mã mạng tuyến tính ngẫu nhiên (RLNC) và được giấu trong một

ảnh chuẩn trước khi truyền. Do không biết ảnh chuẩn cũng như ma trận hệ số RLNC, trạm nghe lén không thể tái dựng ảnh gốc hoặc chỉ thu được ảnh có chất lượng rất thấp, từ đó đảm bảo tính riêng tư và an toàn của dữ liệu truyền.

Chất lượng ảnh tái dựng tại trạm đích được đánh giá thông qua các chỉ số định lượng khách quan PSNR và SSIM, phản ánh khả năng bảo toàn chi tiết và cấu trúc ảnh gốc. Tính hiệu quả của giao thức được kiểm chứng bằng mô phỏng trên hai loại kênh truyền thực tế là AWGN (Additive White Gaussian Noise) và kênh fading Rayleigh, sử dụng phần mềm MATLAB.

Hiệu năng của giao thức SCR còn chịu ảnh hưởng bởi một số yếu tố quan trọng. Vị trí của trạm chuyển tiếp đóng vai trò quyết định đến chất lượng truyền: khi trạm này gần nguồn phát, kênh SRT cho hiệu quả cao hơn trong điều kiện SNR thấp do khai thác được kỹ thuật phân tập như MRC, EGC hay SC. Ngược lại, khi trạm chuyển tiếp gần trạm đích, kênh SDT hoạt động hiệu quả hơn trong vùng SNR cao. Nhờ cơ chế kết hợp cả hai kênh, giao thức SCR có thể thích ứng tốt với nhiều điều kiện kênh khác nhau. Bên cạnh đó, ảnh chuẩn tại trạm phát là thành phần quan trọng ảnh hưởng đến hiệu suất khôi phục ảnh. Nếu ảnh chuẩn bị sai lệch hoặc bị trạm nghe lén ước lượng không chính xác, chất lượng ảnh thu được sẽ suy giảm nghiêm trọng, từ đó tăng cường khả năng bảo vệ dữ liệu, đảm bảo tính riêng tư và an toàn thông tin trong quá trình truyền dẫn.

Trong bối cảnh các công nghệ mạng vô tuyến đang phát triển nhanh chóng như 5G, 6G, WiFi, mạng cảm biến không dây (WSN), mạng vô tuyến nhận thức (CRN), cùng với sự xuất hiện của các kiến trúc mạng tiên tiến như mạng đa cấp (HetNet), mạng di động ngang hàng (MANET) và mạng thông tin giữa các phương tiện giao thông (VANET), truyền thông qua trạm chuyển tiếp ngày càng trở thành một giải pháp then chốt để cải thiện độ phủ sóng, độ tin cậy và hiệu suất truyền dẫn. Trong xu thế đó, giao thức SCR được đề xuất trong luận án cho thấy tiềm năng lớn trong việc nâng cao hiệu quả truyền tải hình ảnh chất lượng cao cũng như đảm bảo an toàn thông tin trong các môi trường mạng không dây phức tạp và dễ bị tổn thương.

Về mặt học thuật và thực tiễn, luận án không chỉ đề xuất một giao thức hiệu quả trong truyền ảnh mà còn góp phần vào việc nâng cao độ tin cậy của hệ thống truyền thông vô tuyến. Giao thức SCR là minh chứng cho sự tích hợp thành công giữa các công nghệ hiện đại như học sâu (Deep Learning), mã mạng tuyến tính ngẫu nhiên (RLNC) và kỹ thuật phân tập tín hiệu, từ đó mở ra nhiều hướng nghiên cứu và ứng dụng mới trong lĩnh vực truyền thông thị giác, bảo mật dữ liệu, và thiết kế các hệ thống truyền thông thông minh thế hệ mới.

5.2. HƯỚNG PHÁT TRIỂN

Dựa trên kết quả nghiên cứu về giao thức SCR trong chương 3 và chương 4 của luận án, các kết quả đạt được phụ thuộc vào nhiều kỹ thuật công nghệ trong xử lý và phân tích ảnh. Một số hướng nghiên cứu tiềm năng trong tương lai nhằm mở rộng và nâng cao hiệu quả của giao thức bao gồm:

➤ Nghiên cứu và đánh giá các phương pháp ISR

Kỹ thuật tăng cường độ phân giải ảnh ISR có vai trò quan trọng trong việc tối ưu hóa băng thông truyền dẫn và nâng cao chất lượng hình ảnh khôi phục. Trong nghiên cứu hiện tại, luận án đã sử dụng phương pháp VDSR [40] dựa trên mạng CNN và học sâu. Tuy nhiên, đây chỉ là một trong nhiều phương pháp ISR khả dụng. Hướng phát triển tiếp theo là thử nghiệm và so sánh các kỹ thuật ISR tiên tiến khác như: Theo kiến trúc mạng GAN là SRGAN (Super-Resolution GAN) [44], ESRGAN (Enhanced SRGAN) [45] hoặc Real-ESRGAN [111]. Theo kiến trúc mạng “transformer” có các phương pháp SwinIR (Swin Transformer for Image Restoration) [46], TTSR (Texture Transformer Super-Resolution) [112], IPT (Image Processing Transformer) [113]. Việc áp dụng đa dạng các phương pháp này vào giao thức SCR sẽ giúp đánh giá toàn diện hơn về hiệu quả của giao thức

➤ Nghiên cứu kỹ thuật hợp nhất ảnh:

Giao thức SCR dựa trên việc hợp nhất ảnh từ hai giao thức SRT và SDT, do đó,

kỹ thuật hợp nhất ảnh quyết định chất lượng hình ảnh khôi phục. Trong luận án, kỹ thuật hợp nhất đơn giản [73]. dựa trên phương pháp chồng và trộn được sử dụng. Tuy nhiên, có nhiều phương pháp hợp nhất ảnh khác đã được nghiên cứu, như các kỹ thuật dựa trên phân tích tần số, wavelet, hoặc Deep Learning, được giới thiệu trong [114-116]. Việc nghiên cứu và thử nghiệm các kỹ thuật hợp nhất tiên tiến này trong giao thức SCR sẽ mở ra cơ hội cải thiện đáng kể chất lượng ảnh khôi phục.

➤ **Ứng dụng học sâu (DL) vào mã mạng ngẫu nhiên tuyến tính (RLNC):**

Học sâu (DL) đã được ứng dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực như xử lý ngôn ngữ tự nhiên, thị giác máy tính, y khoa, và các hệ thống thông minh khác. Trong bối cảnh mã RLNC, việc tích hợp DL có thể cải thiện hiệu quả mã hóa và bảo mật, đặc biệt khi xử lý các dữ liệu đa chiều hoặc phức tạp. DL có thể được sử dụng để tối ưu hóa ma trận mã hóa hoặc phát triển các chiến lược mã hóa thích ứng dựa trên đặc tính kênh truyền. Việc kết hợp RLNC và DL trong giao thức SCR là một hướng nghiên cứu đầy triển vọng, giúp cải thiện cả hiệu suất khôi phục ảnh và bảo mật dữ liệu trên mạng vô tuyến.

➤ **Định dạng và kích thước ảnh tác động lên giao thức**

Ảnh hưởng của định dạng ảnh và kích thước ảnh đến các chỉ số đánh giá chất lượng như PSNR và SSIM là một hướng nghiên cứu quan trọng trong lĩnh vực truyền thông thị giác và xử lý ảnh. Tương tác giữa định dạng và kích thước ảnh khi ảnh bị nén trước hoặc sau khi thay đổi kích thước, PSNR và SSIM có thể thay đổi khác biệt. Các nghiên cứu về đánh giá sự kết hợp giữa các định dạng nén và các kỹ thuật giảm kích thước ảnh. Nghiên cứu phân tích cách các định dạng nén ảnh hưởng đến kết quả của các thuật toán khôi phục (restoration) như tăng cường độ phân giải (Super-Resolution).

Ảnh hưởng của định dạng và kích thước ảnh đến các chỉ số đánh giá chất lượng như PSNR và SSIM là một chủ đề nghiên cứu quan trọng trong lĩnh vực truyền thông thị giác và xử lý ảnh. Khi kết hợp định dạng nén và kỹ thuật thay đổi kích thước ảnh PSNR và SSIM có thể biến đổi đáng kể. Việc nén ảnh trước hoặc sau khi thay đổi

kích thước tạo ra sự khác biệt lớn trong kết quả khôi phục hình ảnh. Điều này làm nổi bật tầm quan trọng của các nghiên cứu đánh giá sự kết hợp giữa các định dạng nén và các phương pháp xử lý kích thước ảnh. Hoặc **phân tích ảnh hưởng của định dạng nén đối với các thuật toán khôi phục** như tăng cường độ phân giải (SR). Các định dạng khác nhau có thể tác động đến khả năng tái tạo chi tiết và độ trung thực của hình ảnh, từ đó ảnh hưởng đến chất lượng tổng thể được đo bằng PSNR và SSIM. Những nghiên cứu này không chỉ giúp cải thiện hiệu suất của các giao thức truyền thông thị giác mà còn hỗ trợ phát triển các thuật toán tối ưu hóa để ứng dụng trong nhiều lĩnh vực, từ y khoa đến giám sát an ninh và giải trí.

➤ **Mức độ phức tạp của giao thức**

Đánh giá độ phức tạp của giao thức cùng với hiệu suất truyền các thông tin điều khiển, bao gồm ma trận/véc-tơ mã hóa toàn cục và thông tin quản lý chia sẻ ảnh chuẩn giữa các trạm hợp pháp, là một hướng nghiên cứu mở rộng tiềm năng trong tương lai.

Những hướng nghiên cứu trên không chỉ góp phần nâng cao hiệu quả của giao thức SCR mà còn mở ra nhiều cơ hội ứng dụng trong các lĩnh vực khác như truyền thông thị giác, bảo mật thông tin và xử lý dữ liệu trên các mạng vô tuyến phức tạp.

DANH MỤC CÔNG TRÌNH KHOA HỌC ĐÃ CÔNG BỐ

Tạp chí quốc tế

#1. “*A Secure Cooperative Transmission of Image Super-Resolution in Wireless Relay Networks*” Electronics 12.18 (2023): 3764, e-ISSN 2079-9292, doi: 10.3390/electronics12183764 (SCIE – Q2)

#2. “*A secure cooperative image super-resolution transmission with decode-and-forward relaying over Rayleigh fading channels.*” EAI Endorsed Transactions on Industrial Networks and Intelligent Systems Vol 11 No.4 (2024): pp 1-15, e-ISSN 2410-0218, doi: 10.4108/eetinis.v11i4.6193 (SCOPUS – Q3)

Kỷ yếu hội nghị quốc tế

#3. “*Securing Image Super-Resolution Transmission with Relay Selection in Regenerative Relay Networks*” International Conference on Advanced Technologies for Communications (ATC) 17-19 October 2024, pp. 130-134, e-ISBN 979-8-3503-5398-3, doi: 10.1109/ATC63255.2024.10908253

Công trình khoa học công bố có liên quan

(Các công bố này là kết quả của nhiệm vụ nghiên cứu khoa học tại đơn vị công tác, có nội dung liên quan trực tiếp đến đề tài luận án, đặc biệt về mô hình truyền thông vô tuyến chuyển tiếp hợp tác và kênh fading Rayleigh được trình bày trong luận án)

#4 “*User Grouping and Relay Selection for Improving Outage Performance of Downlink Wireless Systems*” AETA Dec 8, 2022, The 7th International Conference on Advanced Engineering – Theory and Applications, p-ISBN 978-981-99-8702-3, e-ISBN 978-981-99-8703-0, pp 131–142, doi: 10.1007/978-981-99-8703-0_11

#5 “*Uplink and downlink of energy harvesting NOMA system: performance analysis*” Journal of Information and Telecommunication 8 no.1 (2024): pp. 92-107, p-ISSN 2475-1839, e-ISSN 2475-1847, doi: 10.1080/24751839.2023.2260230 (ESCI – Q2)

#6 “Performance Analysis of Energy Harvesting and Reconfigurable Intelligent Surface Aided Cooperative Communication Over Rayleigh Fading Channel”, HUIT Journal of Science, p-ISSN 3030-4113, e-ISSN 3030-413X, Vol. 24 No. 5 (2024), pp. 148-160, doi: 10.62985/j.huit_ojs.vol24.no5.141

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] V. Patel, "The Future of Visual Communication: Trends and Innovations to Watch," Jun 19, 2023 ed, pp. <https://www.itm.edu/blog/idm-the-future-of-visual-communication-trends-and-innovations-to-watch>.
- [2] C. Caballini, M. Agostino, and B. Dalla Chiara, "Physical mobility and virtual communication in Italy: Trends, analytical relationships and policies for the post COVID-19," *Transport Policy*, vol. 110, pp. 314-334, 2021, doi: 10.1016/j.tranpol.2021.06.007.
- [3] M. W. Barbosa and L. Ferreira-Lopes, "Emerging trends in telecollaboration and virtual exchange: A bibliometric study," *Educational Review*, vol. 75, no. 3, pp. 558-586, 2023, doi: 10.1080/00131911.2021.1907314.
- [4] R. S. V. C. S. Bhat, "Wireless Image Transmission System Market," April 24, 2024 ed, pp. https://dataintelo.com/report/global-wireless-image-transmission-system-market?utm_source=chatgpt.com.
- [5] L. Jiao and J. Zhao, "A survey on the new generation of deep learning in image processing," *Ieee Access*, vol. 7, pp. 172231-172263, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2956508.
- [6] R. C. Gonzalez, *Digital image processing*. Pearson education india, 2009.
- [7] A. Sendonaris, E. Erkip, and B. Aazhang, "User cooperation diversity. Part I. System description," *IEEE transactions on communications*, vol. 51, no. 11, pp. 1927-1938, 2003, doi: 10.1109/TCOMM.2003.818096.
- [8] A. Nosratinia, T. E. Hunter, and A. Hedayat, "Cooperative communication in wireless networks," *IEEE communications Magazine*, vol. 42, no. 10, pp. 74-80, 2004, doi: 10.1109/MCOM.2004.1341264.
- [9] V. M. Rohokale, N. R. Prasad, and R. Prasad, "Cooperative wireless communications and physical layer security: State-of-the-art," *Journal of Cyber Security and Mobility*, pp. 226-249, 2012, doi: 10.13052/jcsm2245-1439.1235.
- [10] R. Sayyari, J. Pourrostan, and M. J. M. Niya, "Cell-free massive MIMO system with an adaptive switching algorithm between cooperative NOMA, non-cooperative NOMA, and OMA modes," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 149227-149239, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3124816.
- [11] W. Guo, N. M. F. Qureshi, I. F. Siddiqui, and D. R. Shin, "Cooperative communication resource allocation strategies for 5G and beyond networks: A review of architecture, challenges and opportunities," *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, vol. 34, no. 10, pp. 8054-8078, 2022, doi: 10.1016/j.jksuci.2022.07.019.
- [12] M. Grubinger, P. Clough, H. Müller, and T. Deselaers, "The iapr tc-12

- benchmark: A new evaluation resource for visual information systems," in *International workshop ontoImage*, 2006, vol. 2. [Online]. Available: <https://www.imageclef.org/photodata>. [Online].
- [13] C. Pham, "Low-cost, low-power and long-range image sensor for visual surveillance," in *Proceedings of the 2nd Workshop on Experiences in the Design and Implementation of Smart Objects*, 2016, pp. 35-40, doi: 10.1145/2980147.2980156.
 - [14] M. Ji, J. Yoon, J. Choo, M. Jang, and A. Smith, "Lora-based visual monitoring scheme for agriculture iot," in *2019 IEEE sensors applications symposium (SAS)*, 2019: IEEE, pp. 1-6, doi: 10.1109/SAS.2019.8706100.
 - [15] F. Chaparro B, M. Pérez, and D. Mendez, "A Communication Framework for Image Transmission through LPWAN Technology," *Electronics*, vol. 11, no. 11, p. 1764, 2022, doi: 10.3390/electronics11111764.
 - [16] L. Zheng, T. Zhu, and X. Ma, "Block compressed sensing-based joint source-channel coding for wireless image transmission," in *2020 International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP)*, 2020: IEEE, pp. 13-18, doi: 10.1109/WCSP49889.2020.9299877.
 - [17] H. Yuan, W. Xu, Y. Wang, and X. Wang, "Channel-Blind Joint Source-Channel Coding for Wireless Image Transmission," *Sensors*, vol. 24, no. 12, p. 4005, 2024, doi: 10.3390/s24124005.
 - [18] D. B. Kurka and D. Gündüz, "DeepJSCC-f: Deep joint source-channel coding of images with feedback," *IEEE Journal on Selected Areas in Information Theory*, vol. 1, no. 1, pp. 178-193, 2020, doi: 10.1109/JSAIT.2020.2987203.
 - [19] J. Xu, B. Ai, W. Chen, A. Yang, P. Sun, and M. Rodrigues, "Wireless image transmission using deep source channel coding with attention modules," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 32, no. 4, pp. 2315-2328, 2021, doi: 10.1109/TCSVT.2021.3082521.
 - [20] E. Bourtsoulatzé, D. B. Kurka, and D. Gündüz, "Deep joint source-channel coding for wireless image transmission," *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, vol. 5, no. 3, pp. 567-579, 2019, doi: 10.1109/ICASSP.2019.8683463.
 - [21] X. Huang, X. Chen, L. Chen, H. Yin, and W. Wang, "A novel convolutional neural network architecture of deep joint source-channel coding for wireless image transmission," in *2021 13th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP)*, 2021: IEEE, pp. 1-5, doi: 10.1109/WCSP52459.2021.9613517.
 - [22] F. Al-Kamali, A. Al-Junaid, and M. Y. H. Al-Shamri, "New image transmission schemes for DST-based MC-CDMA system," *Arabian Journal for Science and Engineering*, vol. 46, no. 2, pp. 1465-1479, 2021, doi: 10.1007/s13369-

020-05173-3.

- [23] F. S. Al-kamali, F. A. Al-Fuhaidy, and K. A. Al-soufy, "Wireless image transmissions over frequency selective channel using recent OFDMA systems," *Am. J. Comput. Commun. Control*, vol. 5, no. 1, pp. 30-38, 2018.
- [24] W. Stallings, *Cryptography and network security, 4/E*. Pearson Education India, 2006.
- [25] D. D. O. Gonçalves and D. G. Costa, "A survey of image security in wireless sensor networks," *Journal of Imaging*, vol. 1, no. 1, pp. 4-30, 2015, doi: 10.3390/jimaging1010004.
- [26] F. A. K. Al-Fahaidy, R. AL-Bouthigy, M. Y. H. Al-Shamri, and S. Abdulkareem, "Secure image transmission through LTE wireless communications systems," *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, vol. 2024, no. 1, p. 3, 2024, doi: 10.1186/s13640-024-00619-2.
- [27] G. Zhao, X. Yang, B. Zhou, and W. Wei, "RSA-based digital image encryption algorithm in wireless sensor networks," in *2010 2nd International conference on signal processing systems*, 2010, vol. 2: IEEE, pp. V2-640-V2-643, doi: 10.1109/ICSPS.2010.5555601.
- [28] M. Padmaja and S. Shameem, "Secure image transmission over wireless channels," in *International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications (ICCIMA 2007)*, 2007, vol. 4: IEEE, pp. 44-48, doi: 10.1109/ICCIMA.2007.38.
- [29] A. Msolli, A. Helali, and H. Maaref, "Image encryption with the AES algorithm in wireless sensor network," in *2016 2nd International Conference on Advanced Technologies for Signal and Image Processing (ATSIP)*, 2016: IEEE, pp. 41-45, doi: 10.1109/ATSIP.2016.7523055.
- [30] S. Aarthi, K. Geetha, J. Premaladha, and V. Nirmala, "Medical color image encryption using chaotic framework and AES through Poisson regression model," in *2022 International Conference on Wireless Communications Signal Processing and Networking (WiSPNET)*, 2022: IEEE, pp. 316-321, doi: 10.1109/WiSPNET54241.2022.9767183.
- [31] S. Sakthipriya and R. Naresh, "Image Security Using Triple DES and DES Algorithms," in *2023 3rd Asian Conference on Innovation in Technology (ASIANCON)*, 2023: IEEE, pp. 1-4, doi: 10.1109/ASIANCON58793.2023.10270801.
- [32] A. Bastanta, R. Nuryansyah, C. A. Nugroho, and W. Budiharto, "Image data encryption using DES method," in *2021 1st International Conference on Computer Science and Artificial Intelligence (ICCSAI)*, 2021, vol. 1: IEEE, pp. 130-135, doi: 10.1109/ICCSAI53272.2021.9609738.
- [33] A. Giakoumaki, K. Perakis, K. Banitsas, K. Giokas, S. Tachakra, and D.

- Koutsouris, "Using digital watermarking to enhance security in wireless medical image transmission," *Telemedicine and e-Health*, vol. 16, no. 3, pp. 306-313, 2010, doi: 10.1089/tmj.2009.0054.
- [34] P. Korrai, M. Swamy, and K. D. Rao, "Robust transmission of watermarked medical images over wireless channels," in *2012 IEEE Global Humanitarian Technology Conference*, 2012: IEEE, pp. 242-246, doi: 10.1109/GHTC.2012.76.
 - [35] P. Karthika, R. G. Babu, and K. Jayaram, "Biometric based on steganography image security in wireless sensor networks," *Procedia Computer Science*, vol. 167, pp. 1291-1299, 2020, doi: 10.1016/j.procs.2020.03.445.
 - [36] A. Jilnaraj, P. Geetharanjin, and B. Lethakumary, "A Novel Technique for Biometric Data Protection in Remote Authentication System," in *2019 2nd International Conference on Intelligent Computing, Instrumentation and Control Technologies (ICICICT)*, 2019, vol. 1: IEEE, pp. 681-686, doi: 10.1109/ICICICT46008.2019.8993412.
 - [37] C. Dong, C. C. Loy, K. He, and X. Tang, "Learning a deep convolutional network for image super-resolution," in *Computer Vision—ECCV 2014: 13th European Conference, Zurich, Switzerland, September 6-12, 2014, Proceedings, Part IV 13*, 2014: Springer, pp. 184-199, doi: 10.1007/978-3-319-10593-2_13.
 - [38] C. Dong, C. C. Loy, and X. Tang, "Accelerating the super-resolution convolutional neural network," in *Computer Vision—ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, The Netherlands, October 11-14, 2016, Proceedings, Part II 14*, 2016: Springer, pp. 391-407, doi: 10.1007/978-3-319-46475-6_25.
 - [39] J. Kim, J. K. Lee, and K. M. Lee, "Deeply-recursive convolutional network for image super-resolution," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2016, pp. 1637-1645, doi: 10.1109/CVPR.2016.181.
 - [40] J. Kim, J. K. Lee, and K. M. Lee, "Accurate image super-resolution using very deep convolutional networks," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2016, pp. 1646-1654, doi: 10.1109/CVPR.2016.182.
 - [41] B. Lim, S. Son, H. Kim, S. Nah, and K. Mu Lee, "Enhanced deep residual networks for single image super-resolution," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition workshops*, 2017, pp. 136-144, doi: 10.1109/CVPRW.2017.151.
 - [42] T. Tong, G. Li, X. Liu, and Q. Gao, "Image super-resolution using dense skip connections," in *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, 2017, pp. 4799-4807, doi: 10.1109/ICCV.2017.514.

- [43] Y. T. Y. Zhang, Y. Kong, B. Zhong and Y. Fu, "Residual Dense Network for Image Restoration," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 43, no. 7, pp. 2480-2495, 1 July 2021, doi: 10.1109/TPAMI.2020.2968521.
- [44] C. Ledig *et al.*, "Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2017, pp. 4681-4690, doi: 10.1109/CVPR.2017.19.
- [45] X. Wang *et al.*, "Esrgan: Enhanced super-resolution generative adversarial networks," in *Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV) workshops*, 2018, pp. 0-0, doi: 10.1007/978-3-030-11021-5_5.
- [46] J. Liang, J. Cao, G. Sun, K. Zhang, L. Van Gool, and R. Timofte, "Swinir: Image restoration using swin transformer," in *Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision*, 2021, pp. 1833-1844, doi: 10.1109/ICCVW54120.2021.00210.
- [47] F. Yang, H. Yang, J. Fu, H. Lu, and B. Guo, "Learning texture transformer network for image super-resolution," in *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, 2020, pp. 5791-5800, doi: 10.1109/CVPR42600.2020.00583.
- [48] T. Ho, M. Médard, R. Koetter, D. R. Karger, M. Effros, J. Shi, and B. Leong, "A random linear network coding approach to multicast," *IEEE Transactions on information theory*, vol. 52, no. 10, pp. 4413-4430, 2006, doi: 10.1109/TIT.2006.881746.
- [49] L. Lima, M. Médard, and J. Barros, "Random linear network coding: A free cipher?," in *2007 IEEE international symposium on information theory*, 2007: IEEE, pp. 546-550, doi: 10.1109/ISIT.2007.4557282.
- [50] D. Vukobratovic, A. Tassi, S. Delic, and C. Khirallah, "Random linear network coding for 5G mobile video delivery," *Information*, vol. 9, no. 4, p. 72, 2018, doi: 10.3390/info9040072.
- [51] E. Tsimbalo, A. Tassi, and R. J. Piechocki, "Reliability of multicast under random linear network coding," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 66, no. 6, pp. 2547-2559, 2018, doi: 10.1109/TCOMM.2018.2801791.
- [52] F. Zhu, C. Zhang, Z. Zheng, and A. Farouk, "Practical network coding technologies and softwarization in wireless networks," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 8, no. 7, pp. 5211-5218, 2021, doi: 10.1109/IIOT.2021.3056580.
- [53] K. R. Liu, *Cooperative communications and networking*. Cambridge university press, 2009.
- [54] A. Bletsas, A. Khisti, D. P. Reed, and A. Lippman, "A simple cooperative

- diversity method based on network path selection," *IEEE Journal on selected areas in communications*, vol. 24, no. 3, pp. 659-672, 2006, doi: 10.1109/JSAC.2005.862417.
- [55] M. M. Fareed and M. Uysal, "On relay selection for decode-and-forward relaying," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 8, no. 7, pp. 3341-3346, 2009, doi: 10.1109/TWC.2009.071306.
 - [56] Z. Zhou, S. Zhou, J.-H. Cui, and S. Cui, "Energy-efficient cooperative communication based on power control and selective single-relay in wireless sensor networks," *IEEE transactions on wireless communications*, vol. 7, no. 8, pp. 3066-3078, 2008, doi: 10.1109/TWC.2008.061097.
 - [57] D. Tse and P. Viswanath, *Fundamentals of wireless communication*. Cambridge university press, 2005.
 - [58] A. Goldsmith, *Wireless communications*. Cambridge university press, 2005.
 - [59] T. S. Rappaport, *Wireless communications: principles and practice*. Cambridge University Press, 2024.
 - [60] S. S. Haykin, *Adaptive filter theory*. Pearson Education India, 2002.
 - [61] R. E. W. Rafael C. Gonzalez, Steven L. Eddins *Digital Image Processing Using MATLAB*. Gatesmark Publishing, 2021.
 - [62] R. Szeliski, *Computer vision: algorithms and applications*. Springer Nature, 2022.
 - [63] S. Smith, *Digital signal processing: a practical guide for engineers and scientists*. Newnes, 2003.
 - [64] Z. Wang, J. Chen, and S. C. Hoi, "Deep learning for image super-resolution: A survey," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 43, no. 10, pp. 3365-3387, 2020, doi: 10.1109/TPAMI.2020.2982166.
 - [65] M. A. Razzaq, R. A. Shaikh, M. A. Baig, and A. A. Memon, "Digital image security: Fusion of encryption, steganography and watermarking," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 8, no. 5, 2017, doi: 10.14569/IJACSA.2017.080528.
 - [66] F. E. Abd El-Samie, H. E. H. Ahmed, I. F. Elashry, M. H. Shahieen, O. S. Faragallah, E.-S. M. El-Rabaie, and S. A. Alshebeili, *Image encryption: a communication perspective*. Crc Press, 2013.
 - [67] S. Borra, R. Thanki, and N. Dey, *Digital image watermarking: theoretical and computational advances*. CRC Press, 2018.
 - [68] M. Hussain and M. Hussain, "A survey of image steganography techniques," *International Journal of Advanced Science and Technology*, vol. 54, pp. 113-124, 2013.

- [69] J. Fridrich, *Steganography in digital media: principles, algorithms, and applications*. Cambridge university press, 2009.
- [70] K. Zhang, W. Zuo, Y. Chen, D. Meng, and L. Zhang, "Beyond a gaussian denoiser: Residual learning of deep cnn for image denoising," *IEEE transactions on image processing*, vol. 26, no. 7, pp. 3142-3155, 2017, doi: 10.1109/TIP.2017.2662206.
- [71] H. Kaur, D. Koundal, and V. Kadyan, "Image fusion techniques: a survey," *Archives of computational methods in Engineering*, vol. 28, no. 7, pp. 4425-4447, 2021, doi: 10.1007/s11831-021-09540-7.
- [72] T. Stathaki, *Image fusion: algorithms and applications*. Elsevier, 2011.
- [73] T. Porter and T. Duff, "Compositing digital images," in *Proceedings of the 11th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, 1984, pp. 253-259, doi: 10.1145/964965.808606.
- [74] R. Ahlswede, N. Cai, S.-Y. Li, and R. W. Yeung, "Network information flow," *IEEE Transactions on information theory*, vol. 46, no. 4, pp. 1204-1216, 2000, doi: 10.1109/18.850663.
- [75] R. Koetter and M. Médard, "An algebraic approach to network coding," *IEEE/ACM transactions on networking*, vol. 11, no. 5, pp. 782-795, 2003, doi: 10.1109/TNET.2003.818197.
- [76] R. Koetter and M. Médard, "Beyond routing: An algebraic approach to network coding," in *Proceedings. Twenty-First Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies*, 2002, vol. 1: IEEE, pp. 122-130, doi: 10.1109/INFCOM.2002.1019253.
- [77] S.-Y. R. Li, Q. T. Sun, and Z. Shao, "Linear network coding: Theory and algorithms," *Proceedings of the IEEE*, vol. 99, no. 3, pp. 372-387, 2011, doi: 10.1109/JPROC.2010.2093851.
- [78] S.-Y. Li, R. W. Yeung, and N. Cai, "Linear network coding," *IEEE transactions on information theory*, vol. 49, no. 2, pp. 371-381, 2003, doi: 10.1109/TIT.2002.807285.
- [79] C. Fragouli, J.-Y. Le Boudec, and J. Widmer, "Network coding: an instant primer," *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, vol. 36, no. 1, pp. 63-68, 2006, doi: 10.1145/1111322.1111337.
- [80] C. Gkantsidis and M. Goldberg, "Avalanche: File swarming with network coding," *Microsoft Research*, 2005. [Online]. Available: <https://www.microsoft.com/en-us/research/project/avalanche-file-swarming-with-network-coding/>.
- [81] C. Gkantsidis and P. R. Rodriguez, "Network coding for large scale content distribution," in *Proceedings IEEE 24th Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies.*, 2005, vol. 4: IEEE, pp. 2235-2245,

doi: 10.1109/INFCOM.2005.1498511.

- [82] P. A. Chou, "Practical network coding," in *Proc. 41st Allerton Conf. Commun.*, 2003.
- [83] M. Wang and B. Li, "How practical is network coding?," in *2006 14th IEEE International Workshop on Quality of Service*, 2006: IEEE, pp. 274-278, doi: 10.1109/IWQOS.2006.250480.
- [84] J. Heide, M. V. Pedersen, F. H. Fitzek, and M. Médard, "On code parameters and coding vector representation for practical RLNC," in *2011 IEEE international conference on communications (ICC)*, 2011: IEEE, pp. 1-5, doi: 10.1109/icc.2011.5963013.
- [85] B. Fan, B. Tang, Z. Qu, and B. Ye, "Network Coding Approaches for Distributed Computation over Lossy Wireless Networks," *Entropy*, vol. 25, no. 3, p. 428, 2023, doi: 10.3390/e25030428.
- [86] S. Kafaie, Y. P. Chen, O. A. Dobre, and M. H. Ahmed, "Network coding implementation details: A guidance document," *arXiv preprint arXiv:1801.02120*, 2018, doi: 10.48550/arXiv.1801.02120.
- [87] A. C. Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, *Deep learning*. MIT press, 2016.
- [88] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep learning," *nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436-444, 2015, doi: 10.1038/nature14539.
- [89] T. M. Mitchell and T. M. Mitchell, *Machine learning* (no. 9). McGraw-hill New York, 1997.
- [90] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," *Advances in neural information processing systems*, vol. 25, 2012, doi: 10.1145/3065386.
- [91] Q.-T. Vien, T. T. Nguyen, and H. X. Nguyen, "Deep-NC: A secure image transmission using deep learning and network coding," *Signal Processing: Image Communication*, vol. 99, p. 116490, 2021, doi: 10.1016/j.image.2021.116490.
- [92] M. Yang, B. Liu, B. Wang, and H.-S. Kim, "Diffusion-aided joint source channel coding for high realism wireless image transmission," *arXiv preprint arXiv:2404.17736*, 2024, doi: 10.48550/arXiv.2404.17736.
- [93] C. Bian, Y. Shao, H. Wu, E. Ozfatura, and D. Gündüz, "Process-and-forward: Deep joint source-channel coding over cooperative relay networks," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2025, doi: 10.1109/JSAC.2025.3531579.
- [94] B. V. Nair, S. S. Muni, and A. Durdu, "Deep learning and chaos: a combined approach to image encryption and decryption," *arXiv preprint arXiv:2406.16792*, 2024, doi: 10.48550/arXiv.2406.16792.

- [95] S. Bhattacharjee, M. Gupta, and B. Chatterjee, "Time efficient image encryption-decryption for visible and COVID-19 X-ray images using modified chaos-based logistic map," *Applied Biochemistry and Biotechnology*, vol. 195, no. 4, pp. 2395-2413, 2023, doi: 10.1007/s12010-022-04161-7.
- [96] L. Wang, Y. Li, B. Pan, Q. Wu, J. Yin, and L. Xu, "Network coding for efficient video multicast in device-to-device communications," *Sensors*, vol. 20, no. 8, p. 2254, 2020, doi: 10.3390/s20082254.
- [97] A. d. J. R. Torres, "Challenges in security and privacy in wireless communications," *Revista de Jóvenes Investigadores Ad Valorem*, vol. 4, no. 2, pp. 74-81, 2021.
- [98] K. Shankar and M. Elhoseny, *Secure image transmission in wireless sensor network (WSN) applications*. Springer, 2019.
- [99] Y. Zou, J. Zhu, X. Wang, and L. Hanzo, "A survey on wireless security: Technical challenges, recent advances, and future trends," *Proceedings of the IEEE*, vol. 104, no. 9, pp. 1727-1765, 2016, doi: 10.1109/JPROC.2016.2558521.
- [100] A. Mukherjee, S. A. A. Fakoorian, J. Huang, and A. L. Swindlehurst, "Principles of physical layer security in multiuser wireless networks: A survey," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 16, no. 3, pp. 1550-1573, 2014, doi: 10.1109/SURV.2014.012314.00178.
- [101] H. Yu, Z. Shen, C. Miao, C. Leung, and D. Niyato, "A survey of trust and reputation management systems in wireless communications," *Proceedings of the IEEE*, vol. 98, no. 10, pp. 1755-1772, 2010, doi: 10.1109/JPROC.2010.2059690.
- [102] J. Lubin, "A human vision system model for objective picture quality measurements," in *1997 International Broadcasting Convention IBS 97*, 1997: IET, pp. 498-503, doi: 10.1049/cp:19971319.
- [103] M. F. Deering, "The limits of human vision," in *2nd international immersive projection technology workshop*, 1998, vol. 2, no. 1.
- [104] U. Sara, M. Akter, and M. S. Uddin, "Image quality assessment through FSIM, SSIM, MSE and PSNR—a comparative study," *Journal of Computer and Communications*, vol. 7, no. 3, pp. 8-18, 2019, doi: 10.4236/jcc.2019.73002.
- [105] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity," *IEEE transactions on image processing*, vol. 13, no. 4, pp. 600-612, 2004, doi: 10.1109/TIP.2003.819861.
- [106] B. Sklar, "Rayleigh fading channels in mobile digital communication systems. I. Characterization," *IEEE Communications magazine*, vol. 35, no. 7, pp. 90-100, 1997, doi: 10.1109/35.620535.

- [107] J. Cavers, *Mobile channel characteristics*. Springer Science & Business Media, 2000.
- [108] J. Yick, B. Mukherjee, and D. Ghosal, "Wireless sensor network survey," *Computer networks*, vol. 52, no. 12, pp. 2292-2330, 2008, doi: 10.1016/S1389-1286(01)00302-4.
- [109] U. Dampage, L. Bandaranayake, R. Wanasinghe, K. Kottahachchi, and B. Jayasanka, "Forest fire detection system using wireless sensor networks and machine learning," *Scientific reports*, vol. 12, no. 1, p. 46, 2022, doi: 10.1038/s41598-021-03882-9.
- [110] J. Ghaderi, L.-L. Xie, and X. Shen, "Hierarchical cooperation in ad hoc networks: Optimal clustering and achievable throughput," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 55, no. 8, pp. 3425-3436, 2009, doi: 10.1109/TIT.2009.2023681.
- [111] X. Wang, L. Xie, C. Dong, and Y. Shan, "Real-esrgan: Training real-world blind super-resolution with pure synthetic data," in *Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision*, 2021, pp. 1905-1914, doi: 10.1109/ICCVW54120.2021.00217.
- [112] A. Zhang, R. McAllister, R. Calandra, Y. Gal, and S. Levine, "Learning invariant representations for reinforcement learning without reconstruction," *arXiv preprint arXiv:2006.10742*, 2020, doi: 10.48550/arXiv.2006.10742.
- [113] J. Kasai *et al.*, "Finetuning pretrained transformers into rnns," *arXiv preprint arXiv:2103.13076*, 2021, doi: 10.18653/v1/2021.emnlp-main.830.
- [114] D. K. Sahu and M. Parsai, "Different image fusion techniques—a critical review," *International Journal of Modern Engineering Research (IJMER)*, vol. 2, no. 5, pp. 4298-4301, 2012.
- [115] Y. Zhang, "Understanding image fusion," *Photogramm. Eng. Remote Sens.*, vol. 70, no. 6, pp. 657-661, 2004.
- [116] A. Ardeshir Goshtasby and S. Nikolov, "Guest editorial: Image fusion: Advances in the state of the art," *Information fusion*, vol. 8, no. 2, pp. 114-118, 2007, doi: 10.1016/j.inffus.2006.04.001.