

**BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO**  
**TRƯỜNG ĐẠI HỌC SƯ PHẠM KỸ THUẬT TP. HCM**

**DƯƠNG HIỀN THUẬN**

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

**Chuyên Ngành: KỸ THUẬT ĐIỆN TỬ**

**Mã số chuyên ngành: 9520203**

**TÓM TẮT LUẬN ÁN TIẾN SĨ**

**Tp. Hồ Chí Minh - Năm 2024**

## **NHỮNG ĐÓNG GÓP MỚI CỦA LUẬN ÁN**

Luận án đề xuất giao thức SCR nhằm tối ưu hóa việc truyền ảnh chất lượng cao qua mạng vô tuyến chuyển tiếp hợp tác, đảm bảo dữ liệu tin cậy và hiệu quả băng thông trong bối cảnh phát triển WiFi 6, 5G, và 6G.

SCR kết hợp mã hóa mạng tuyến tính ngẫu nhiên (RLNC) và kỹ thuật siêu phân giải ISR dựa trên học sâu. Ảnh chất lượng cao (HR) được giảm kích thành ảnh chất lượng thấp (LR), nhúng vào ảnh chuẩn và truyền qua kênh vô tuyến. Dữ liệu được xử lý tại trạm trung gian với các giao thức hợp tác và tái tạo ảnh HR tại trạm thu bằng kỹ thuật học sâu VDSR.

Giao thức được kiểm chứng thông qua mô phỏng trên Matlab với 20.000 ảnh chuẩn, sử dụng các kênh truyền AWGN và fading Rayleigh, đồng thời xem xét các yếu tố như suy hao kênh, vị trí trạm, và phân tập thu. Chất lượng ảnh được đánh giá dựa trên các chỉ số PSNR và SSIM. Kết quả cho thấy: trong vùng SNR thấp, giao thức SRT hoạt động hiệu quả hơn SDT, trong khi ở vùng SNR cao, SDT lại vượt trội hơn. Đặc biệt, giao thức SCR luôn đạt hiệu suất cao nhất trong mọi điều kiện, đồng thời khả năng bảo mật của SCR được khẳng định khi các trạm nghe lén không thể tái tạo được ảnh HR, đảm bảo an toàn dữ liệu khi truyền.

## **Chương 1. GIỚI THIỆU**

### **1.1. LÝ DO CHỌN ĐỀ TÀI**

Truyền thông trực quan (VC) đóng vai trò quan trọng trong trao đổi thông tin và được ứng dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực như quảng cáo, giáo dục, y khoa và thực tế ảo [1-4]. Đặc biệt, xử lý và bảo vệ hình ảnh trong kênh băng thông giới hạn là vấn đề thu hút sự quan tâm lớn. Gần đây, các kỹ thuật

tăng cường độ phân giải ISR [5] dựa trên học sâu và mã hóa mạng như RLNC [6, 7] đã cải thiện hiệu quả truyền dẫn và bảo mật dữ liệu. Mạng vô tuyến chuyển tiếp hợp tác (CWRN) [8] [9] cũng đang được nghiên cứu để nâng cao hiệu suất. Luận án sẽ đề xuất giao thức giải quyết các thách thức về băng thông và an toàn dữ liệu hình ảnh truyền qua mạng vô tuyến chuyển tiếp hợp tác.

## **1.2. MỤC TIÊU NGHIÊN CỨU**

### **1.2.1 Mục tiêu tổng quát**

Luận án này nghiên cứu giao thức truyền ảnh tin cậy trong mạng vô tuyến chuyển tiếp hợp tác (CWRN), nhằm đảm bảo chất lượng hình ảnh cao và độ tin cậy trên kênh băng thông hạn chế. Giao thức được thiết kế dựa trên các phương trình toán học và kiểm chứng qua mô phỏng Matlab, tích hợp mô hình học sâu (Deep Learning) để tối ưu quá trình truyền tải. Mạng nơ-ron nhân tạo (Neural Network) được sử dụng để nâng cao chất lượng ảnh và hiệu quả xử lý tín hiệu trong môi trường vô tuyến khắc nghiệt.

### **1.2.2 Mục tiêu cụ thể**

Luận án hướng đến ba mục tiêu chính: xây dựng giao thức truyền tải tin cậy với RLNC và ISR, phân tích tác động kênh fading và vị trí trạm trung gian, đánh giá chất lượng ảnh qua PSNR, SSIM, và cải thiện bằng Deep Learning, nhằm nâng cao chất lượng truyền ảnh trong môi trường vô tuyến hạn chế.

## **1.3. TỔNG QUAN TÌNH HÌNH NGHIÊN CỨU**

### **1.3.1 Truyền ảnh qua mạng vô tuyến**

Hiện nay, các nghiên cứu thường sử dụng kỹ thuật nén ảnh cảm biến kết

hợp mã hóa kênh JSCC [10], áp dụng trong các mô hình học sâu [11-15] để truyền ảnh qua kênh vô tuyến.

### **1.3.2 Truyền ảnh tin cậy**

Về bảo mật, các thuật toán mã hóa phổ biến như RSA [11-15], DES và AES [16-19] được triển khai để bảo vệ hình ảnh. Tuy nhiên, chúng yêu cầu tài nguyên tính toán cao và có thể không phù hợp với các thiết bị năng lượng thấp.

### **1.3.3 Kỹ thuật tăng cường độ phân giải ảnh bằng DL**

Kỹ thuật tăng cường độ phân giải ảnh ISR hiện đang được nghiên cứu với nhiều kiến trúc mạng học sâu khác nhau như SRCNN [20], VDSR [21], DRCN [22], MDSR [23], MenNet [24], FSRCNN [25], SRDenseNet [26], và RDN [27]. Trong đó, VDSR được đánh giá cao nhờ khả năng cải thiện chất lượng ảnh vượt trội.

### **1.3.4 RLNC nâng cao độ tin cậy truyền thông**

Kỹ thuật RLNC (Random Linear Network Coding) đã được ứng dụng hiệu quả trong các hệ thống phát trực tuyến video [28] và trong truyền thông multicast trong mạng không dây [29].

## **1.4. NỘI DUNG VÀ PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU**

### **1.4.1 Nội dung nghiên cứu**

Nghiên cứu tập trung phát triển giao thức truyền ảnh tin cậy qua mạng vô tuyến chuyển tiếp hợp tác, hoạt động trên kênh AWGN và kênh fading Rayleigh. Ảnh chất lượng cao (HR) được giảm kích thước, mã hóa RLNC, và truyền qua các khe thời gian để tăng độ tin cậy và bảo mật trước trạm

nghe lén. Kỹ thuật ISR khôi phục ảnh và hợp nhất từ các khe truyền, với các yếu tố như vị trí relay, kỹ thuật thu phân tập (MRC, EGC, SC), và ảnh hưởng của fading được phân tích. Kết quả đánh giá dựa trên PSNR, SSIM, triển khai qua Matlab, hướng đến tối ưu hóa truyền ảnh trong môi trường mạng thực tế.

### **1.4.2 Phương pháp nghiên cứu**

Luận án khảo sát và phân tích các nghiên cứu liên quan, tổng hợp ưu nhược điểm để đề xuất mô hình giao thức truyền thông và giải pháp kỹ thuật khắc phục hạn chế, phát huy ưu điểm. Giao thức được xây dựng dựa trên các mô hình toán học và kiểm chứng bằng mô phỏng trên Matlab để đánh giá hiệu quả thực tiễn. Kết quả được đo lường qua hai chỉ số PSNR và SSIM.

## **1.5. Ý NGHĨA KHOA HỌC VÀ THỰC TIỄN CỦA ĐỀ TÀI NGHIÊN CỨU**

Luận án đề xuất giao thức truyền tải hình ảnh chất lượng cao qua kênh vô tuyến hợp tác, kết hợp mã hóa RLNC và kỹ thuật ISR, đảm bảo độ tin cậy trong điều kiện băng thông hạn chế. Giao thức được kiểm nghiệm trên Matlab, đánh giá ảnh hưởng của các yếu tố kênh truyền và áp dụng các kỹ thuật thu phân tập như MRC, EGC, SC.

Kết quả nghiên cứu đã được công bố trên các tạp chí quốc tế uy tín (MDPI, EAI) và trình bày tại hội nghị ATC 2024, khẳng định giá trị khoa học và ứng dụng thực tiễn của giao thức.

### **1.6. BỐ CỤC LUẬN ÁN**

## **Chương 2. CƠ SỞ LÝ THUYẾT**

### **2.1. HỆ THỐNG VÔ TUYẾN CHUYỂN TIẾP HỢP TÁC**

Phần này tập trung tìm hiểu các loại hình truyền thông hợp tác trong mạng CWRN, đặc điểm nổi bật của chúng, cùng một số giải pháp kỹ thuật nền tảng được áp dụng để hỗ trợ và tối ưu hóa hiệu quả của CWRN.

### **2.1.1 Đặc điểm kênh truyền vô tuyến**

### **2.1.2 Kỹ thuật cân bằng**

### **2.1.3 Kỹ thuật mã hóa kênh**

### **2.1.4 Kỹ thuật phân tập**

### **2.1.5 Kỹ thuật điều chế số**

## **2.2. KỸ THUẬT XỬ LÝ ẢNH**

Phần này trình bày các kỹ thuật xử lý và phân tích ảnh có liên quan đến giao thức đề xuất trong luận án, bao gồm biểu diễn ảnh màu RGB, kỹ thuật giảm kích thước và tăng cường độ phân giải ảnh, bảo mật ảnh, xử lý khử nhiễu AWGN, và hợp nhất ảnh nhằm cải thiện hiệu năng và chất lượng xử lý trong các ứng dụng truyền thông.

### **2.2.1 Kỹ thuật nén ảnh (Image Compressor)**

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

### **2.2.3 Bảo vệ ảnh (an toàn ảnh)**

### **2.2.4 Kỹ thuật khử nhiễu (Denoise)**

### **2.2.5 Kỹ thuật hợp nhất ảnh**

## **2.3. MÃ MẠNG NC (NETWORK CODING)**

Phần này sẽ tóm tắt các biểu thức liên quan đến mã mạng [30], mã mạng

tuyến tính LNC [31, 32], và RLNC [7, 33], cùng với nguyên lý tổng quát của mã RLNC cho mạng P2P [34, 35].

### **2.3.1 Nguyên lý hoạt động của NC**

### **2.3.2 Biểu diễn đại số NC**

### **2.3.3 LNC và Ma trận chuyển đổi**

### **2.3.4 Mã mạng tuyến tính ngẫu nhiên RLNC**

## **2.4. KỸ THUẬT HỌC SÂU**

Phần này sẽ cung cấp tổng quan về các khái niệm cơ bản và quan trọng trong lĩnh vực trí tuệ nhân tạo (AI), học máy (ML), và học sâu (DL) [36-38]. Nội dung sẽ tập trung vào việc giải thích sự khác biệt và mối liên hệ giữa AI, ML, và DL, đồng thời làm rõ vai trò của mạng học sâu (DL) trong việc giải quyết các bài toán phức tạp. Ngoài ra, phần này cũng sẽ trình bày chi tiết về mạng học sâu theo cấu trúc CNN (Convolutional Neural Networks), một loại mạng phổ biến và hiệu quả trong xử lý dữ liệu hình ảnh và tín hiệu.

### **2.4.1 Giới thiệu AI, ML, DL**

### **2.4.2 Kiến trúc và nguyên lý hoạt động của DL**

### **2.4.3 Mạng nơ-ron tích chập CNN**

### **2.4.4 Các bước triển khai mô hình DL**

## **Chương 3. GIAO THỨC TRUYỀN ẢNH TIN CẬY TRONG MẠNG VÔ TUYẾN CHUYỂN TIẾP HỢP TÁC**

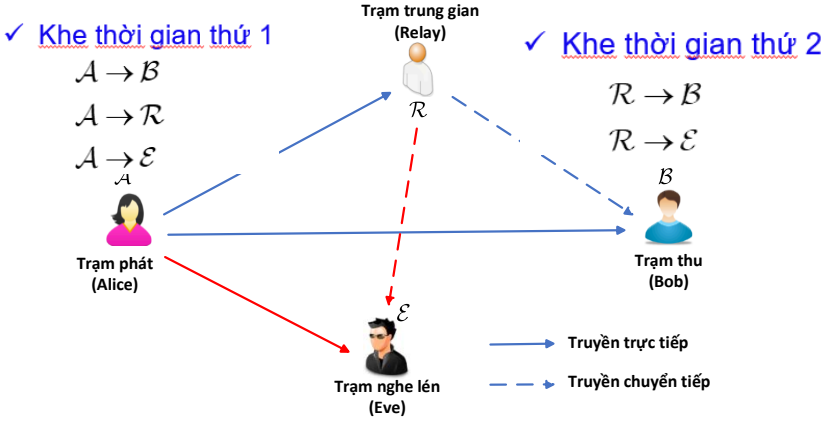
### **3.1. GIỚI THIỆU**

*Kết quả nghiên cứu trong chương này đã được công bố trong ấn phẩm*

số 1.

## 3.2. GIAO THỨC SCR QUA MẠNG CWRN VỚI KÊNH AWGN

### 3.2.1 Mô hình hệ thống CWRN với kênh AWGN (Hình 3.1)



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 (chi tiết xem trang sau)

## 3.3. ĐÁNH GIÁ GIAO THỨC QUA KÊNH AWGN

### 3.3.1 Phương pháp đánh giá

Trong nội dung luận án này, hai chỉ số PSNR và SSIM để đánh giá chất lượng hình ảnh sau xử lý.

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \frac{1}{\text{MSE}} \stackrel{(b)}{=} 10 \log_{10} \frac{3MN}{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \sum_{z=1}^3 \left( I_A(x, y, z) - \hat{I}_B(x, y, z) \right)^2}$$



$$SSIM = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [l_{A,B}(x, y)]^\alpha [c_{A,B}(x, y)]^\beta [s_{A,B}(x, y)]^\gamma$$

### 3.3.2 Thuật toán mô phỏng (Xem Hình 3.3, 3.4, 3.5)

### 3.3.3 Thông số mô phỏng (Bảng 3.1, Hình 3.6)

### 3.3.4 Kết quả mô phỏng giao thức qua kênh AWGN

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

$$\epsilon = 4$$

$$RLNC : [0.3, 0.5]$$

$$\sigma_{\mathcal{E},1}^2 = \sigma_{B,1}^2,$$

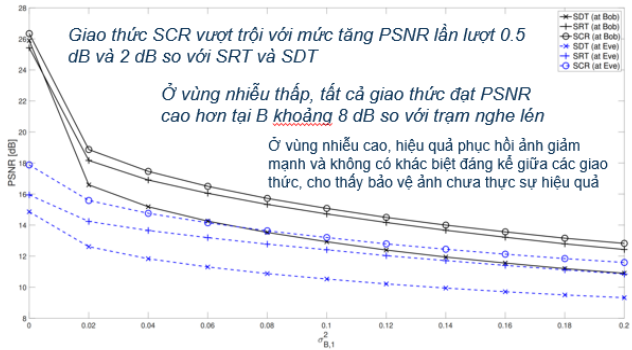
$$\sigma_{\mathcal{R},1}^2 = \sigma_{B,2}^2 = \sigma_{B,1}^2 / 2,$$

$$\sigma_{\mathcal{E},2}^2 = \sigma_{B,2}^2$$

Eve:

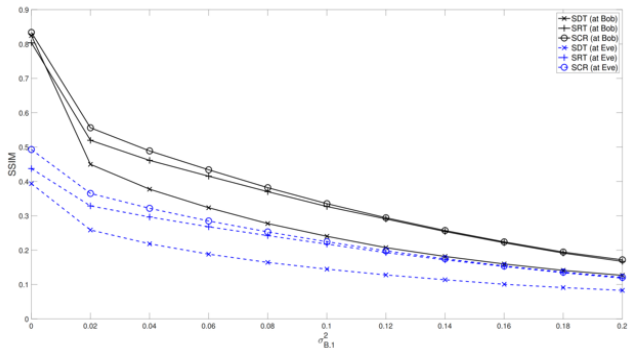
+ Cùng ảnh chuẩn 20

+ Không biết RLNC



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

Chỉ số SSIM phản ánh xu hướng tương đồng với PSNR, 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) SSIM versus noise variance of A-B link.

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

## b. Đánh giá mức bảo vệ ảnh qua giao thức

$\epsilon = 4$   
 $RLNC : [0.3, 0.5]$

$$\sigma_{\varepsilon,1}^2 = \sigma_{\varepsilon,1}^2,$$

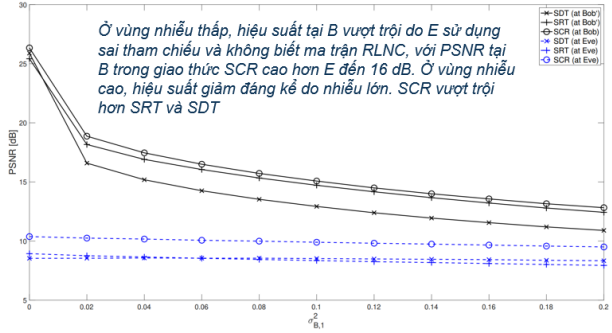
$$\sigma_{\varepsilon,1}^2 = \sigma_{\varepsilon,2}^2 = \sigma_{\varepsilon,1}^2 / 2,$$

$$\sigma_{\varepsilon,2}^2 = \sigma_{\varepsilon,2}^2$$

Eve :

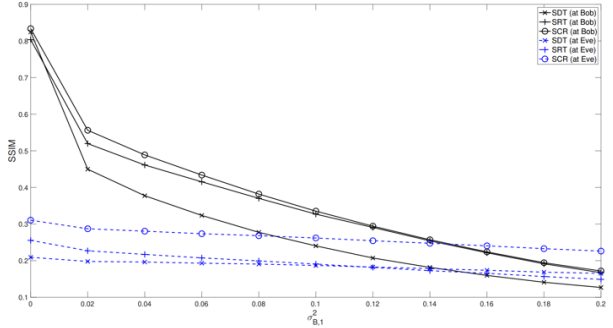
+ **Chuẩn 20,11**  
**chọn 9**

+ **Không biết**  
**RLNC**



(a) PSNR versus  $\sigma_{B,1}^2$  with incorrect  $\hat{I}_A^{(ref)}$  and  $\hat{I}_R^{(ref)}$ .

Ở vùng nhiễu cao, độ tương đồng giữa ảnh khôi phục và ảnh gốc giảm đáng kể, điều này cho thấy giao thức hoạt động kém hiệu quả trong điều kiện nhiễu lớn.



(b) SSIM versus  $\sigma_{B,1}^2$  with incorrect  $\hat{I}_A^{(ref)}$  and  $\hat{I}_R^{(ref)}$ .

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

## c. Đánh giá ảnh hưởng ảnh chuẩn

$\epsilon = 4$

$RLNC : [0.3, 0.5]$

$$\sigma_{\varepsilon,1}^2 = \sigma_{\varepsilon,1}^2,$$

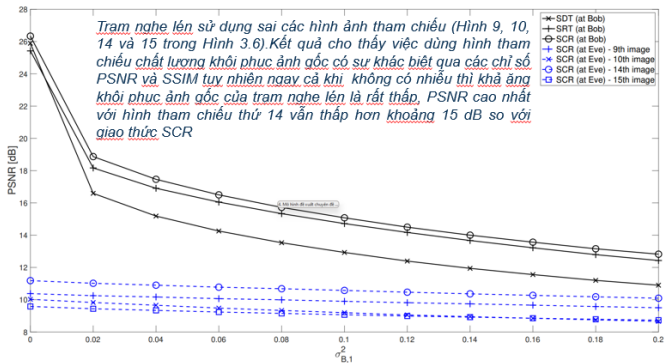
$$\sigma_{\varepsilon,1}^2 = \sigma_{\varepsilon,2}^2 = \sigma_{\varepsilon,1}^2 / 2,$$

$$\sigma_{\varepsilon,2}^2 = \sigma_{\varepsilon,2}^2$$

Eve :

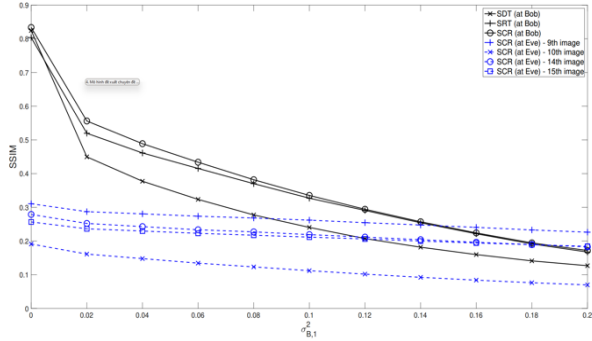
+ **Chuẩn 20**  
**chọn 9, 10, 14, 15**

+ **Không biết**  
**RLNC**



(a) PSNR versus  $\sigma_{B,1}^2$  with different  $\hat{I}_A^{(ref)}$  and  $\hat{I}_R^{(ref)}$ .

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, E đạt PSNR tốt hơn với hình 14, trong khi hình 9 lại cho chỉ số SSIM cao hơn.



(b) SSIM versus  $\sigma_{B,1}^2$  with different  $\hat{I}_A^{(ref)}$  and  $\hat{I}_R^{(ref)}$ .

**Hình 3.9** Chỉ số PSNR và SSIM theo nhiễu khi dùng sai ảnh chuẩn

#### d. Ảnh hưởng của hệ số giảm kích thước

$\epsilon = 4, 6, 8, 10$

$RLNC: [0.3, 0.5]$

$\sigma_{\mathcal{E},1}^2 = \sigma_{B,1}^2$ ,

$\sigma_{\mathcal{R},1}^2 = \sigma_{B,2}^2 = \sigma_{B,1}^2 / 2$ ,

$\sigma_{\mathcal{E},2}^2 = \sigma_{B,2}^2$

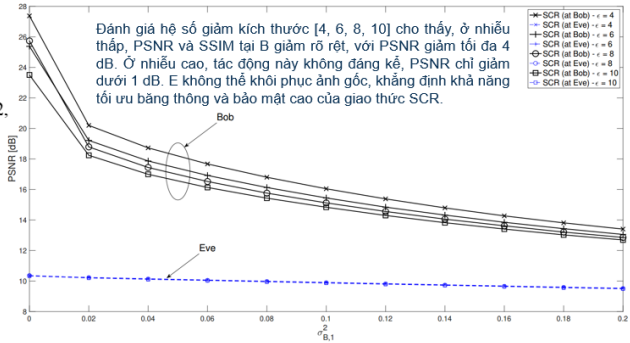
Eve:

+ Chuẩn 20,11

chọn 9

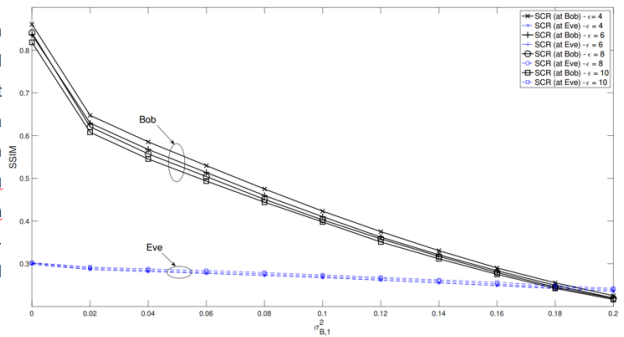
+ Không biết

RLNC



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

Tương tự phần trước, chỉ số SSIM đánh giá giao thức hoạt động kém hiệu quả trong điều kiện nhiễu lớn. Vùng nhiễu thấp khi giảm kích thước ảnh từ 4 đến 10 thì SSIM giảm khoảng 4%



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

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

### e. Ảnh hưởng của kênh trực tiếp

$$\epsilon = 4$$

$$RLNC : [0.3, 0.5]$$

$$\sigma_{s,1}^2 = 0.2$$

$$\sigma_{s,2}^2 = \sigma_{R,1}^2 = \sigma_{B,2}^2 = 0.1$$

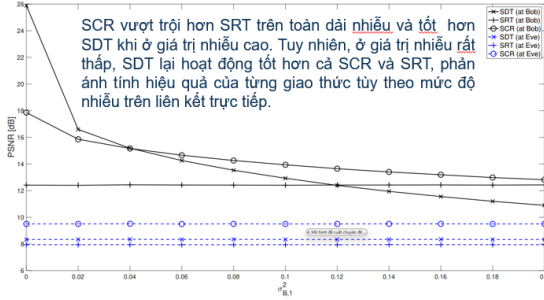
Eve:

+ Chuẩn 20, 11

E chọn 9

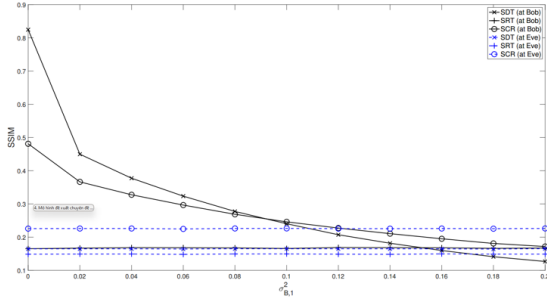
+ Không biết

RLNC



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

Chỉ số SSIM có xu hướng tương đồng với PSNR, Tuy nhiên chỉ số này không cho kết quả tốt khi ảnh bị ảnh hưởng nhiều bởi nhiễu làm phớt lờ tính tương đồng giữa ảnh khôi phụ và ảnh gốc.

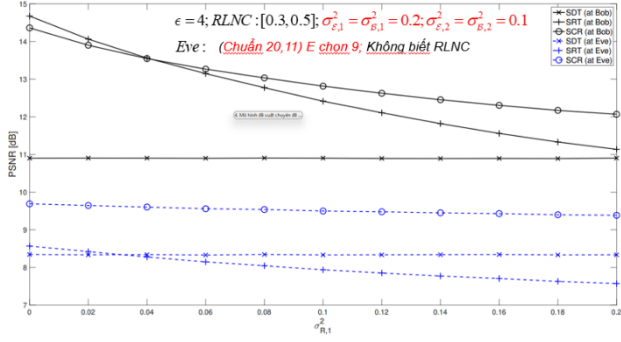


(b) SSIM versus  $\sigma_{B,1}^2$ .

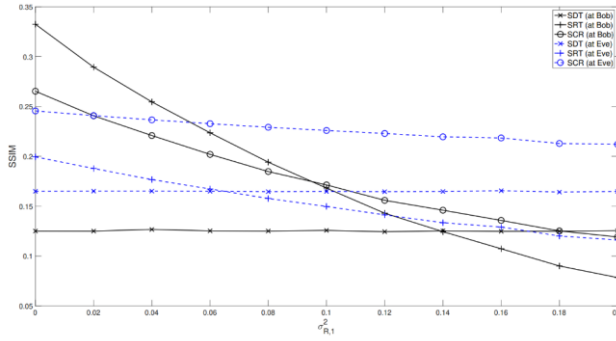
Hình 3.11 Chỉ số PSNR và SSIM theo nhiễu của tuyến  $\mathcal{A} - \mathcal{B}$

### f. ảnh hưởng của kênh chuyển tiếp (xem trang sau Hình 3.12, 3.13)

- **SDT:** Chỉ dùng kênh trực tiếp, không bị ảnh hưởng bởi nhiễu kênh chuyển tiếp, phù hợp khi kênh trực tiếp tốt và kênh chuyển tiếp kém tin cậy.
- **SCR:** Vượt trội ở mức nhiễu cao, cải thiện PSNR 1-2 dB nhờ kết hợp hiệu quả kênh trực tiếp và chuyển tiếp.
- **SRT:** Hiệu suất giảm mạnh khi nhiễu cao do phụ thuộc hoàn toàn vào kênh chuyển tiếp, nhấn mạnh lợi ích của sự kết hợp kênh như SCR.

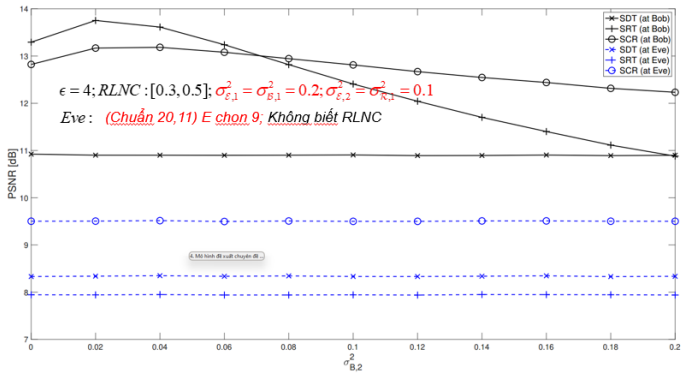


(a) PSNR versus  $\sigma^2_{R,1}$ .

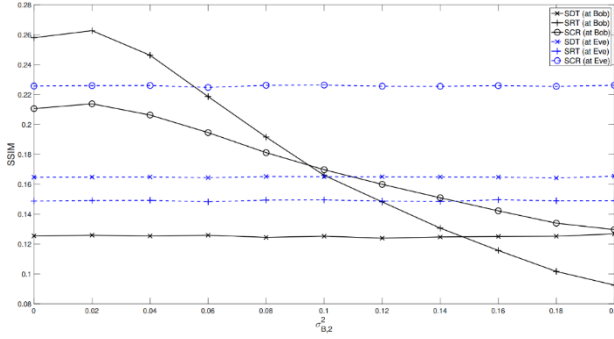


(b) SSIM versus  $\sigma^2_{R,1}$ .

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

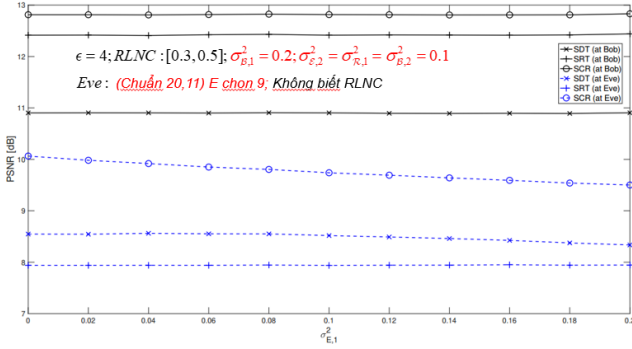


(a) PSNR versus  $\sigma^2_{B,2}$ .

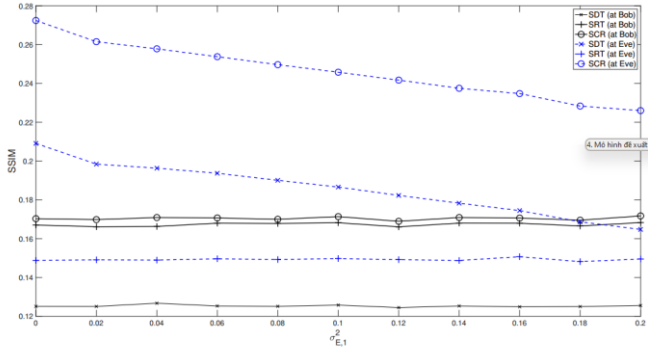


(b) SSIM versus  $\sigma_{B,2}^2$ .

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



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

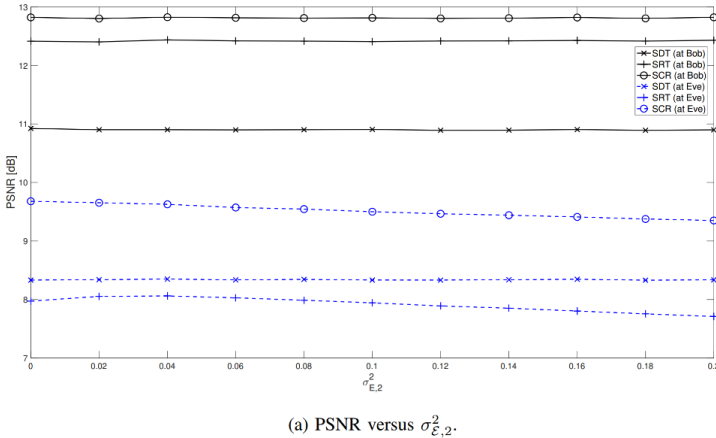
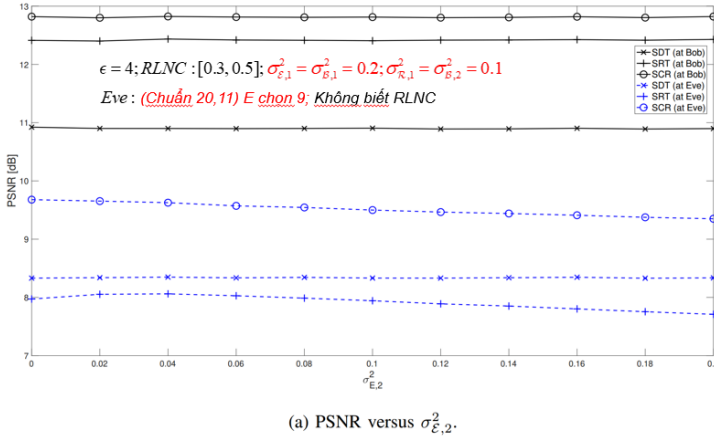


(b) SSIM versus  $\sigma_{E,1}^2$ .

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

**g. Ảnh hưởng kênh nghe lén (xem trang sau Hình 3.14, 3.15)**

Nhiều trên kênh nghe lén hầu như không ảnh hưởng đến hiệu suất của SCR, SDT, và SRT do kênh này thụ động, không tác động trực tiếp và không truy cập được dữ liệu quan trọng. Ngay cả khi nhiễu giảm, khả năng khôi phục hình ảnh vẫn không cải thiện. Kết quả khẳng định tính an toàn, tin cậy của các giao thức, đặc biệt SCR vượt trội nhờ mã hóa và chiến lược truyền tải hiệu quả, bảo vệ dữ liệu trước nguy cơ nghe lén.



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

### **3.4. KẾT LUẬN CHƯƠNG 3**

SCR là giao thức truyền hình ảnh an toàn qua mạng vô tuyến AWGN, kết hợp trạm trung gian hiệu quả. Nhờ hình ảnh chuẩn, mã RLNC và ISR, dữ liệu được truyền chính xác, trong khi trạm nghe lén không thể giải mã do thiếu thông tin. Giao thức giảm kích thước ảnh tại nguồn, tiết kiệm băng thông, và khôi phục ảnh chất lượng cao tại đích bằng kỹ thuật ISR dựa trên học sâu.

SCR thích ứng linh hoạt, kích hoạt kênh chuyển tiếp khi kênh trực tiếp suy giảm, đảm bảo hiệu năng cao trong môi trường phức tạp.

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

### **4.1. GIỚI THIỆU**

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

### **4.2. GIAO THỨC SCR QUA MẠNG CWRN VỚI KÊNH FADING**

#### **4.2.1 Mô hình hệ thống CWRN với kênh Fading**

Mô hình hệ thống CWRN được xây dựng dựa trên cấu trúc trong chương 3 nhưng được mở rộng để xét đến các yếu tố thực tế hơn. Cụ thể, mô hình bổ sung việc xem xét vị trí không gian của các trạm trong hệ thống, giúp mô phỏng chính xác hơn các kịch bản triển khai thực tế. Đồng thời, suy hao kênh truyền và hiện tượng fading Rayleigh cũng được đưa vào để phản ánh ảnh hưởng của môi trường truyền dẫn đến hiệu suất của hệ thống. Việc mở rộng này đảm bảo mô hình trở nên toàn diện và phù hợp hơn trong việc đánh giá hiệu năng hệ thống trong các điều kiện kênh truyền phức tạp. Giao thức



truyền ảnh tin cậy SCR qua kênh fading

Giao thức SCR truyền ảnh qua kênh fading tương tự như trình bày trong Chương 3, nhưng bổ sung thêm các phương pháp xử lý tín hiệu để phù hợp với kênh vô tuyến.

Tại phía phát, hình ảnh sau mã hóa được chuyển thành chuỗi bit nhị phân qua khối SP2Tx, chuẩn bị cho truyền qua kênh fading. Dữ liệu được mã hóa tích chập CC (tỷ lệ  $\frac{1}{2}$ , đa thức  $[111, 101]$ ) để tăng khả năng sửa lỗi, sau đó điều chế bằng BPSK, tạo tín hiệu sẵn sàng truyền tải.

Tại phía thu, quá trình xử lý tín hiệu diễn ra ngược lại (thông qua khối RxSP). Sau khi qua bộ cân bằng, nếu sử dụng giao thức kết hợp CC, bộ cân bằng ZF được áp dụng; với giao thức DF, các bộ thu phân tập MRC, EGC, hoặc SC được dùng cho khe thời gian thứ hai. Tiếp theo, tín hiệu được giải điều chế BPSK, giải mã tích chập bằng thuật toán Viterbi, và khôi phục lại hình ảnh như trước khi xử lý để truyền qua kênh vô tuyến.

Các bước xử lý tiếp theo được thực hiện tương tự như trong Chương 3.

### **4.3. ĐÁNH GIÁ GIAO THỨC QUA KÊNH FADING**

#### **4.3.1 Lưu đồ mô phỏng (xem hình 4.3 và 4.4)**

#### **4.3.2 Thông số mô phỏng giao thức SCR qua kênh fading**

Bên cạnh các thông số mô phỏng trong Chương 3, chương này bổ sung các thông số trong bảng 4.1

#### **4.3.3 Kết quả mô phỏng giao thức SCR qua kênh fading**

Như Chương 3, các kết quả mô phỏng được đánh giá dựa trên PSNR và SSIM, theo công thức (3.20) và (3.21), đảm bảo tính nhất quán và độ tin cậy.

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

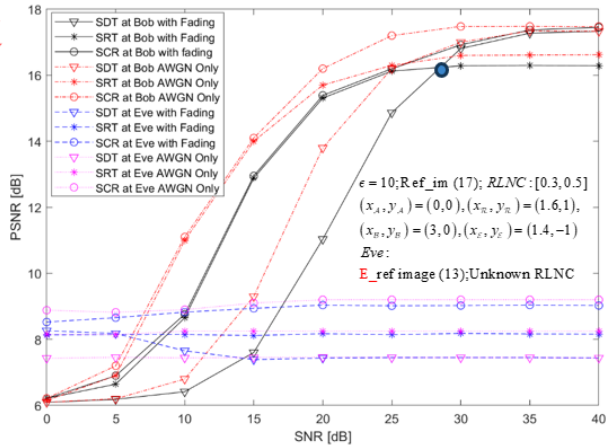
Lưu ý: Khi chỉ số SSIM mang giá trị âm, điều này thường phản ánh sự tác động mạnh mẽ của nhiễu ngẫu nhiên, gây ra mất mát đáng kể trong tương đồng cấu trúc giữa ảnh gốc và ảnh được khôi phục, dẫn đến giá trị SSIM bị âm.

Giao điểm SRT và SDT ở SNR khoảng 28 dB, chia thành vùng SNR thấp và cao.

- **SNR thấp:** SRT vượt SDT nhờ kênh trung gian và kết hợp tín hiệu, cải thiện khôi phục dữ liệu.
- **SNR cao:** SDT vượt SRT do nhiễu giảm và kênh trung gian kém hiệu quả, lợi thế nghiêng về kênh trực tiếp.

#### So sánh SCR với SRT và SDT:

- **SNR thấp:** SCR vượt SDT nhờ sử dụng tốt kênh trung gian và kỹ thuật khôi phục tín hiệu, nhưng chỉ nhỉnh hơn SRT.
- **SNR cao:** Lợi thế của SCR giảm nhưng vẫn duy trì hiệu suất cao hơn cả SRT và SDT.



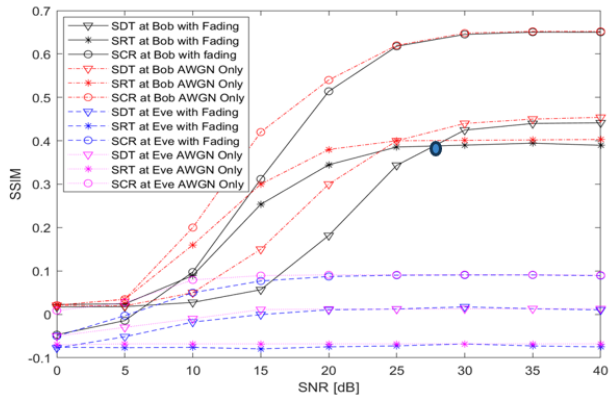
a) PSNR vs SNR

#### Tác động của kênh fading và AWGN:

- **SNR rất thấp:** Nhiều chỉ phối làm giảm hiệu suất của cả ba giao thức.
- **SNR rất cao:** Kênh fading và AWGN không còn ảnh hưởng, các giao thức hoạt động gần như tương đương.
- **SNR trung gian:** Sự khác biệt rõ rệt giữa các giao thức do ảnh hưởng mạnh từ đặc tính kênh fading và AWGN.

#### Độ tin cậy:

Khả năng khôi phục hình ảnh của trạm nghe lên kém xa trạm thu, với PSNR thấp hơn 9 dB và SSIM giảm 0.35–0.55 ở SNR cao, do thiếu ảnh chuẩn và ma trận RLNC. Điều này đảm bảo tính bảo mật cao của hệ thống, tuy nhiên các giao thức SCR, SRT, SDT chỉ hiệu quả khi SNR không quá thấp.



b) SSIM vs SNR

**Hình 4.2:** So sánh SCR, SDT và SRT qua kênh truyền fading

## b. Ảnh hưởng của kỹ thuật thu phân tập

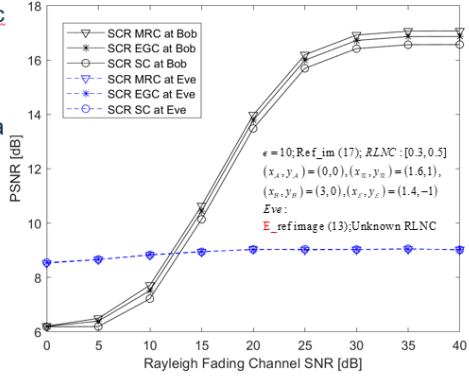
Kỹ thuật thu phân tập được áp dụng:

Tại trạm thu:

• **SNR thấp (< 28 dB):**

MRC vượt trội hơn EGC và SC, với PSNR tăng 0.2–0.4 dB nhờ tối ưu trọng số theo SNR, giảm tác động của nhiễu.

• **SNR cao:** MRC tiếp tục cho thấy ưu thế với SSIM cải thiện tới 25%, đảm bảo chất lượng ảnh khôi phục tốt hơn.



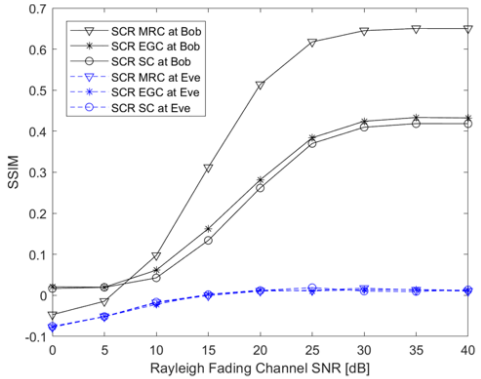
a) PSNR vs SNR

Tại trạm nghe lén:

• PSNR và SSIM thấp, khả năng khôi phục tín hiệu rất hạn chế.

• Không có khác biệt giữa MRC, EGC và SC do thiếu ảnh chuẩn và ma trận RLNC.

Kết quả khẳng định MRC vượt trội tại ở cả SNR thấp và cao, trong khi duy trì độ tin cậy cao, bất kể kỹ thuật thu nào.



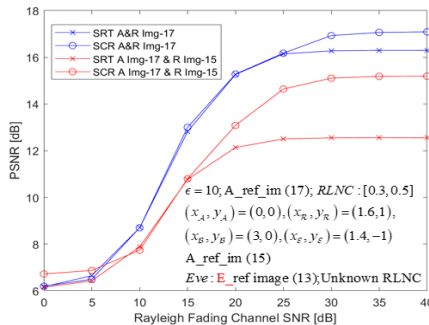
b) SSIM vs SNR

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

## c. Ảnh hưởng truyền thông hợp tác DF và CC

Hệ thống áp dụng giao thức truyền thông hợp tác DF và CC kết hợp kỹ thuật thu phân tập MRC để tối ưu tín hiệu.

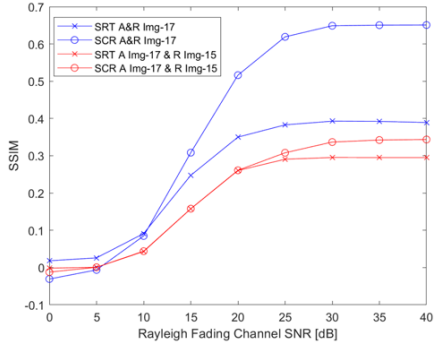
**DF với MRC:** Vượt trội hơn CC nhờ tận dụng khả năng giải mã và kết hợp tín hiệu từ nhiều kênh, đặc biệt hiệu quả ở vùng SNR cao.



a) PSNR vs SNR

•**CC**: Tái mã hóa tạo thêm nhiễu, làm giảm chất lượng khôi phục tín hiệu.

Kết quả nhấn mạnh vai trò của giao thức DF và kỹ thuật MRC trong việc đảm bảo hiệu suất truyền thông tối ưu.



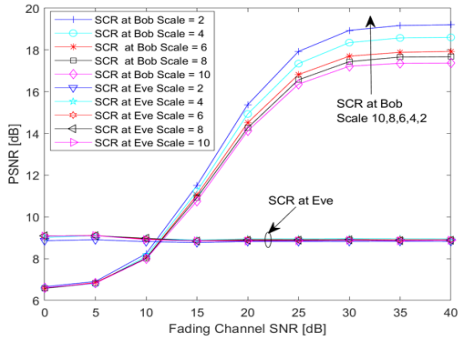
b) SSIM vs SNR

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

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

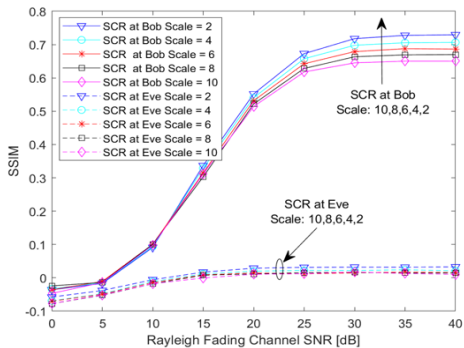
$\epsilon = 2, 4, 6, 8, 10$ ;  $\epsilon = 10$ ; A\_ref\_im (17);  
 $RLNC : [0.3, 0.5]$ ;  $(x_A, y_A) = (0, 0)$ ,  
 $(x_R, y_R) = (1, 6, 1)$ ,  $(x_B, y_B) = (3, 0)$ ,  
 $(x_E, y_E) = (1, 4, -1)$   
 $Eve : E\_ref\ image\ (13)$ ;  
 Unknown RLNC

•**Vùng SNR thấp:** PSNR và SSIM ít thay đổi do nhiễu lớn, khiến sự khác biệt giữa các hệ số giảm kích thước ảnh khá nhau không đáng kể.



a) PSNR vs SNR

•**Vùng SNR cao:** Khi hệ số giảm kích thước tăng từ 2 lên 10, PSNR giảm khoảng 2 dB và SSIM giảm khoảng 10%. Việc tăng hệ số giảm kích thước giúp tiết kiệm băng thông nhưng làm giảm chất lượng ảnh khôi phục.



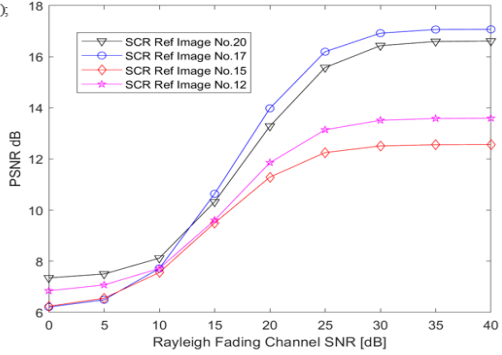
b) SSIM vs SNR

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

### e. Ảnh hưởng của ảnh chuẩn và ảnh ước lượng sai

$\epsilon = 10; \epsilon = 10; A_{\text{ref\_im}} (12, 15, 17, 20);$   
 $RLNC : [0.3, 0.5]; (x_A, y_A) = (0, 0),$   
 $(x_R, y_R) = (1.6, 1), (x_B, y_B) = (3, 0),$   
 $(x_E, y_E) = (1.4, -1)$   
 $Eve : E_{\text{ref image}} (13);$   
 Unknown RLNC

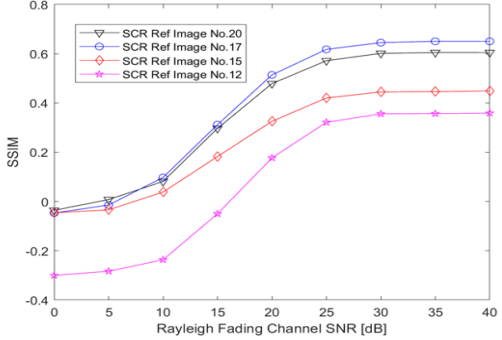
Hình ảnh kỹ thuật số có nhiều định dạng như JPEG, PNG, mỗi định dạng có đặc điểm nén và cấu trúc dữ liệu khác nhau, ảnh hưởng đến hiệu suất của giao thức SCR.



a) PSNR vs SNR

PSNR chênh lệch tới 4.3 dB (ảnh chuẩn 17 so với 15). Ảnh chuẩn 12 cho PSNR tốt hơn, nhưng ảnh chuẩn 15 lại vượt trội về SSIM.

**SSIM:** Đánh giá chất lượng dựa trên độ sáng, tương phản và cấu trúc, nhạy với chi tiết kết cấu, độ phân giải và quá trình giảm kích thước ảnh hưởng đến cấu trúc hình ảnh đáng kể. Kết quả này cho thấy việc lựa chọn ảnh chuẩn phù hợp với mục tiêu và tiêu chí đánh giá để tối ưu hiệu suất hệ thống.



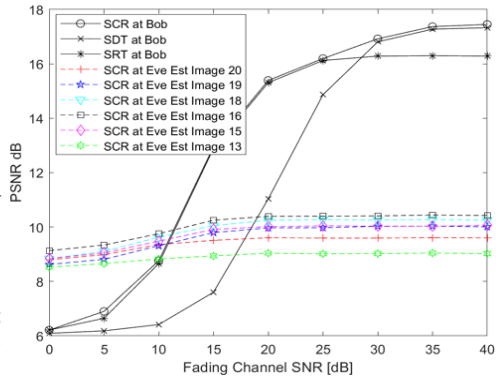
b) SSIM vs SNR

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

### f. Ảnh hưởng của ước lượng sai tại Eve

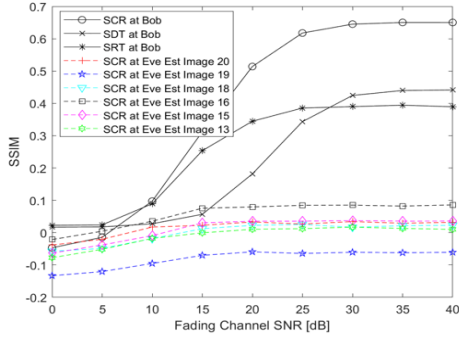
$\epsilon = 10; \epsilon = 10; A_{\text{ref\_im}} (17);$   
 $RLNC : [0.3, 0.5]; (x_A, y_A) = (0, 0),$   
 $(x_R, y_R) = (1.6, 1), (x_B, y_B) = (3, 0),$   
 $(x_E, y_E) = (1.4, -1)$   
 $Eve : E_{\text{ref image}} (13, 15, 16, 18, 19, 20);$   
 Unknown RLNC

Khả năng khôi phục tại E thay đổi đáng kể tùy vào ảnh ước lượng sai, với chênh lệch tối đa 1.7 dB (PSNR) và 0.7% (SSIM). Ngay cả trường hợp tốt nhất (ảnh số 16), PSNR vẫn thấp hơn khoảng 8 dB và SSIM khoảng 60% so với giao thức SCR tại B.



a) PSNR vs SNR

Nguyên nhân chính là  $E$  không truy cập được ảnh chuẩn và ước lượng sai ma trận RLNC được sử dụng tại  $A$  và  $R$ , dẫn đến sai lệch cấu trúc tín hiệu. Chỉ số PSNR và SSIM tại  $E$  thấp khẳng định khả năng đảm bảo độ tin cậy mạnh mẽ của giao thức SCR, đảm bảo tín hiệu chất lượng tại  $B$  và hạn chế khôi phục tại kênh nghe lén.



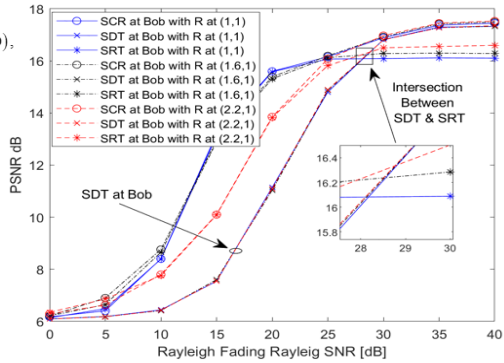
b) SSIM vs SNR

Hình 4.10: Eve khôi phục sai ảnh chuẩn

### g. Ảnh hưởng của vị trí trạm trung gian

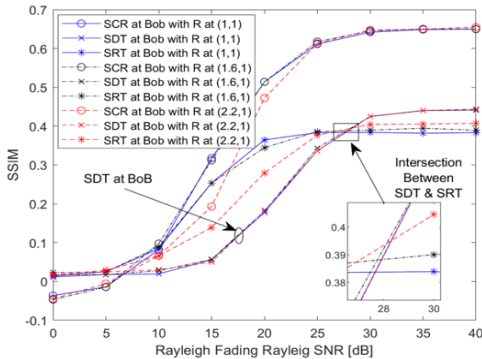
$\epsilon = 10$ ;  $\epsilon = 10$ ;  $A_{\text{ref\_im}}$  (17);  
 $RLNC : [0.3, 0.5]; (x_A, y_A) = (0, 0)$ ,  
 $(x_R, y_R) = (1.6, 1), (1, 1), (2.2, 1)$   
 $(x_B, y_B) = (3, 0)$ ,  
 $(x_E, y_E) = (1.4, -1)$   
 Eve:  $E_{\text{ref image}}$  (13);  
 Unknown RLNC

Tác động của vị trí trạm trung gian đến hiệu suất giao thức SRT, SDT và SCR, với ba vị trí khảo sát: (1,1), (1.6,1), và (2.2,1). SDT không bị ảnh hưởng bởi vị trí trạm trung gian do khoảng cách trực tiếp A-B không đổi. Ngược lại, hiệu suất SRT phụ thuộc đáng kể vào vị trí trạm trung gian.



a) PSNR vs SNR

- Gần A: SRT vượt trội ở vùng SNR thấp, tận dụng kênh trung gian để giảm nhiễu.
  - Gần B: SRT tốt hơn ở vùng SNR cao, khi đường truyền trực tiếp ít nhiễu.
- Kết quả tương tự cũng áp dụng cho SCR, nhấn mạnh vị trí trung gian ảnh hưởng mạnh đến hiệu suất và định hình vùng SNR thấp, cao. Điều này khẳng định tầm quan trọng của việc tối ưu hóa theo vị trí trạm trung gian trong hệ thống truyền thông.



b) SSIM vs SNR

Hình 4.11: Ảnh hưởng trạm trung gian lên giao thức SCR qua

## 4.4. KẾT LUẬN CHƯƠNG 4

Giao thức SCR đảm bảo truyền tải hình ảnh an toàn trong mạng vô tuyến hợp tác nhờ mã hóa dựa trên ảnh chuẩn và ma trận RLNC. Các mô phỏng cho thấy:

- **Vị trí trạm trung gian:** SRT hiệu quả hơn SDT ở SNR thấp nhờ giảm nhiễu, trong khi SDT tốt hơn ở SNR cao. SCR duy trì hiệu suất cao trong mọi điều kiện.
- **Kích thước ảnh:** Ở SNR thấp, chất lượng ít thay đổi. Ở SNR cao, tăng hệ số giảm kích thước làm giảm PSNR (2 dB) và SSIM (10%).
- **Ảnh chuẩn:** Ảnh chi tiết cải thiện hiệu suất, sai lệch ảnh chuẩn làm giảm khả năng nghe lén (PSNR thấp hơn 8 dB, SSIM thấp hơn 60%).

SCR nổi bật nhờ hiệu quả truyền dẫn, chống nghe lén mạnh mẽ và khả năng thích nghi tốt, đảm bảo chất lượng và an toàn dữ liệu.

## Chương 5. KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

### 5.1. KẾT LUẬN

Luận án nghiên cứu xu hướng phát triển của truyền thông thị giác, tập trung giải quyết hạn chế của mạng CWRN trong các ứng dụng thực tế. Giao thức SCR (Secure Cooperative Relay) được đề xuất với các đặc điểm nổi bật:

- **Truyền tải ảnh chất lượng cao:** Giảm kích thước ảnh tại nguồn để tiết kiệm băng thông và khôi phục ảnh bằng mạng CNN tại đích.
- **Hợp nhất kênh truyền:** Kết hợp SDT (truyền trực tiếp) và SRT (qua trạm trung gian) để tăng hiệu suất khôi phục.
- **Bảo mật cao:** Mã hóa ảnh bằng RLNC và ẩn trong ảnh chuẩn, ngăn

chặn trạm nghe lén khôi phục ảnh gốc.

- **Đánh giá chất lượng:** PSNR và SSIM đo hiệu suất khôi phục trên các kênh AWGN và Rayleigh.

SCR thể hiện ưu điểm vượt trội nhờ tối ưu vị trí trạm trung gian, tận dụng ảnh chuẩn và chống nghe lén hiệu quả.

## 5.2. HƯỚNG PHÁT TRIỂN

Dựa trên kết quả nghiên cứu về giao thức SCR, một số hướng phát triển tiềm năng được đề xuất nhằm nâng cao hiệu quả và mở rộng ứng dụng:

- **Cải tiến kỹ thuật ISR:** Thử nghiệm các phương pháp ISR tiên tiến như ESRGAN, SwinIR, hoặc Transformer-based ISR để tối ưu hóa băng thông và cải thiện chất lượng ảnh khôi phục.
- **Nâng cấp kỹ thuật hợp nhất ảnh:** Khám phá các phương pháp hợp nhất ảnh hiện đại như phân tích tần số, wavelet, hoặc Deep Learning để nâng cao chất lượng ảnh trong giao thức SCR.
- **Tích hợp học sâu vào mã RLNC:** Ứng dụng Deep Learning để tối ưu hóa ma trận mã hóa, cải thiện hiệu suất và bảo mật trong xử lý dữ liệu đa chiều.
- **Đánh giá tác động định dạng và kích thước ảnh:** Nghiên cứu tương tác giữa các định dạng nén và kỹ thuật thay đổi kích thước ảnh để hiểu rõ tác động đến các chỉ số PSNR, SSIM và kết quả khôi phục ảnh.

Những hướng nghiên cứu này không chỉ cải thiện hiệu quả giao thức SCR mà còn mở ra nhiều ứng dụng mới trong truyền thông thị giác, bảo mật thông tin, và xử lý dữ liệu trên mạng vô tuyến.



## DANH MỤC CÔNG TRÌNH KHOA HỌC ĐÃ CÔNG BỐ

### Tạp chí quốc tế

**#1. Hien-Thuan Duong**, Ca V. Phan, Quoc-Tuan Vien, and Tuan T. Nguyen, “*A Secure Cooperative Transmission of Image Super-Resolution in Wireless Relay Networks*” *Electronics* 12.18 (2023): 3764, doi: 10.3390/electronics12183764 (SCIE – Q2)

**#2. Hien-Thuan Duong**, Ca V. Phan, and Quoc-Tuan Vien, “*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* 11.4 (2024): 1-15, doi: 10.4108/eetinis.v11i4.6193 (ESCI – Q2)

### Kỷ yếu hội nghị quốc tế

**#3. Hien-Thuan Duong**, Ca V. Phan, and Quoc-Tuan Vien, “*Securing Image Super-Resolution Transmission with Relay Selection in Regenerative Relay Networks*” 2024 International Conference on Advanced Technologies for Communications (ATC)

### Công trình khoa học công bố có liên quan

**#4** Nhat-Tien Nguyen, **Duong Hien Thuan**, Hong-Nhu Nguyen and Miroslav Voznak, “*User Grouping and Relay Selection for Improving Outage Performance of Downlink Wireless Systems*” AETA 2022 The 7th International Conference on Advanced Engineering – Theory and Applications

**#5 Duong Hien Thuan**, Nhat-Tien Nguyen, Xuan Tien Nguyen, Nguyen Thi Hau, Bui Vu Minh and Tan N. Nguyen, “*Uplink and downlink of energy harvesting NOMA system: performance analysis*” *Journal of Information and Telecommunication* 8 no.1 (2024): 92-107., doi: 10.1080/24751839.2023.2260230 (Q2)

**#6 Duong Hien Thuan**, and Nguyen Xuan Tien, “Performance Analysis of

Energy Harvesting and Reconfigurable Intelligent Surface Aided Cooperative Communication Over Rayleigh Fading Channel”, HUIT Journal of Science (Tạp Chí Khoa Học Đại Học Công Thương)

<https://journal.huit.edu.vn/journal/journal/single/3705>

### TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Admin, "The Future of Visual Communication: Trends and Innovations to Watch," June 5, 2023 ed, 2023.
- [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] Admin, "Wireless Image Transmission System Market," November 11, 2024 ed, 2024.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] R. Sayyari, J. Pourroostam, 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.
- [10] 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.
- [11] 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.
  - [12] 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.
  - [13] 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.
  - [14] 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.
  - [15] 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.
  - [16] 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.
  - [17] 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.
  - [18] 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.
  - [19] 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.

- [20] 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.
- [21] 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.
- [22] 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.
- [23] 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.
- [24] Y. Tai, J. Yang, X. Liu, and C. Xu, "Memnet: A persistent memory network for image restoration," in *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, 2017, pp. 4539-4547, doi: 10.1109/ICCV.2017.486.
- [25] 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.
- [26] 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.
- [27] 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.
- [28] 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.
- [29] 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.
- [30] 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.
  - [31] 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.
  - [32] 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.
  - [33] 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.
  - [34] 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/>.
  - [35] 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.
  - [36] A. C. Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, *Deep learning*. MIT press, 2016.
  - [37] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep learning," *nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436-444, 2015, doi: 10.1038/nature14539.
  - [38] T. M. Mitchell and T. M. Mitchell, *Machine learning* (no. 9). McGraw-hill New York, 1997.