

## BỘ CÂN BẰNG GHEP LAI FFE-VNLE BẬC HAI CHO HỆ THỐNG THÔNG TIN QUANG CỤ LY NGẮN TỐC ĐỘ CAO SỬ DỤNG ĐIỀU CHẾ PAM-4

Vương Quang Phước\*, Nguyễn Văn Điền, Hoàng Đại Long

Khoa Điện, Điện tử và Công nghệ vật liệu, Trường Đại học Khoa học, Đại học Huế

\*Email: vqphuoc@husc.edu.vn

Ngày nhận bài: 30/6/2025; ngày hoàn thành phản biện: 8/7/2025; ngày duyệt đăng: 10/7/2025

### TÓM TẮT

Bài báo đề xuất bộ cân bằng ghép lai FFE-VNLE cho bài toán cân bằng tín hiệu ứng dụng vào hệ thống thông tin quang cụ ly ngắn tốc độ truyền dẫn 100 Gbps. Hiệu năng của bộ cân bằng ghép lai được đánh giá trong nhiều điều kiện truyền dẫn và thuật toán thích nghi khác nhau. Mục tiêu hướng đến là hạn chế các yếu tố gây méo tuyến tính lẫn phi tuyến từ các thiết bị thu phát và đặc tính kênh truyền, giúp giảm tỷ lệ lỗi Bit (BER) và cải thiện hiệu suất truyền dẫn. Bên cạnh đó, nghiên cứu đã tìm cách tối ưu các siêu tham số, phân tích tác động của chiều dài ngõ vào (taps) và tỉ lệ tập dữ liệu huấn luyện ảnh hưởng đến hiệu năng cân bằng thông qua ba kịch bản mô phỏng. Kết quả cho thấy các thuật toán thích nghi đều đạt được BER thấp hơn đáng kể so với bộ cân bằng FFE. Thuật toán RLS và Batch-LS cho thấy tốc độ hội tụ ổn định hơn, nhanh hơn và ít phụ thuộc vào lượng dữ liệu huấn luyện.

**Từ khóa:** Batch-LS, FFE, LMS, PAM-4, RLS.

### 1. MỞ ĐẦU

Nhu cầu về truyền dẫn thông tin với tốc độ cao là tiền đề thúc đẩy sự tiến bộ về các kỹ thuật điều chế và xử lý tín hiệu nhằm trong những năm gần đây. Trong xu hướng hiện tại, hệ thống thông tin quang cụ ly ngắn sử dụng kỹ thuật điều chế cường độ/tách sóng trực tiếp IM/DD (Intensity Modulation/Direct Detection) với định dạng PAM-4 (Pulse Amplitude Modulation 4-level) được xem là giải pháp tối ưu nhờ vào tính đơn giản và chi phí thấp [1], [2]. Tuy nhiên, hệ thống IM/DD chịu ảnh hưởng lớn từ méo phi tuyến do các thiết bị quang như bộ điều chế Mach-Zehnder Modulator (MZM), bộ phát Laser, bộ thu PIN và đặc tính kênh truyền. Các yếu tố trên tác động lên tín hiệu gây ra lệch pha, méo tín hiệu, từ đó dẫn đến tăng tỷ lệ lỗi bit BER (Bit Error Rate) [3], [4]. Đã có nhiều nghiên cứu để giúp hạn chế các yếu tố trên như bộ cân bằng truyền thống FFE hay bộ cân bằng phản hồi quyết định DFE. Nhưng do đặc tính tuyến tính, các bộ cân bằng

trên khó loại bỏ hoàn toàn các hiệu ứng gây méo này, do đó cần đến các kỹ thuật cân bằng phi tuyến cao cấp hơn hỗ trợ trong quá trình xử lý và cải thiện chất lượng tín hiệu ở phía thu.

Chuỗi Volterra là kỹ thuật mạnh để mô hình hóa các yếu tố méo phi tuyến bậc cao. Các nghiên cứu trước đây [5], [6] đã cho thấy tiềm năng của bộ cân bằng phi tuyến VNLE (Volterra Nonlinear Equalizer) trong việc xử lý méo tuyến tính lẫn phi tuyến. Tuy nhiên, các công trình chủ yếu hướng đến sử dụng VNLE bậc ba (3<sup>rd</sup> order) hoặc cao hơn, làm số lượng hệ số tính toán tăng mạnh và khó áp dụng VNLE vào thực tế. Cụ thể, VNLE bậc một (tuyến tính) chỉ có  $N$  hệ số; trong khi bậc hai có  $N + \frac{N(N+1)}{2}$  và bậc ba số lượng hệ số lên đến  $N + \frac{N(N+1)}{2} + \frac{N(N+1)(N+2)}{6}$ . Do đó, việc sử dụng mô hình VNLE bậc cao sẽ làm tăng nhanh khối lượng tính toán của hệ thống. Khiến cho việc triển khai trên phần cứng thực tế khó khăn hơn. Ngoài ra, trong hệ thống thông tin quang cự ly ngắn thì phần lớn méo phi tuyến xuất phát từ thành phần bậc hai, do đó việc sử dụng VNLE bậc hai hợp lý có khả năng đủ để xử lý tín hiệu trong khi vẫn giữ độ phức tạp hợp lý.

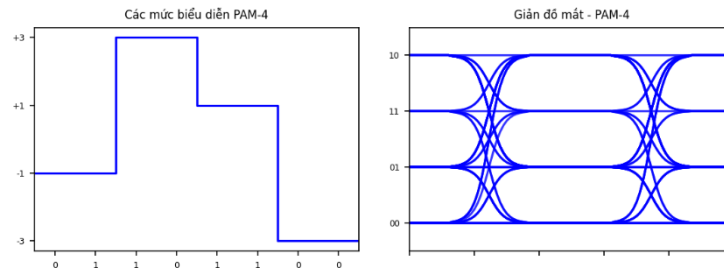
Trên cơ sở đó, chúng tôi đề xuất cấu trúc ghép lại kết hợp FFE và VNLE bậc hai. Với cơ sở, FFE xử lý thành phần méo tuyến tính còn VNLE sẽ góp phần loại bỏ méo phi tuyến còn lại. Cấu trúc này hướng đến giảm tải xử lý cho VNLE, cải thiện tốc độ hội tụ và nâng cao hiệu suất tổng thể. Bài báo cũng so sánh ba thuật toán thích nghi phổ biến cho VNLE là Least Mean Squares (LMS), Recursive Least Squares (RLS) và Batch Least Squares (Batch-LS). Các mô phỏng trên nhiều mức nhiễu (SNR) khác nhau được thực hiện để đánh giá BER, phân tích sự đánh đổi giữa hiệu suất cân bằng, tốc độ hội tụ và chi phí tính toán và khả năng tổng quát hoá từ đó đề xuất giải pháp phù hợp cho truyền thông quang cự ly ngắn.

## 2. CƠ SỞ LÝ THUYẾT

### 2.1. Hệ thống truyền dẫn IM/DD và tín hiệu PAM-4

Trong các hệ thống quang cự ly ngắn, kiến trúc IM/DD được ứng dụng rộng rãi nhờ phần cứng đơn giản, chi phí thấp và tiêu thụ năng lượng nhỏ, phù hợp với các bối cảnh yêu cầu băng thông lớn như trung tâm dữ liệu và mạng truy cập [1, 2]. Nguyên lý của IM/DD dựa trên việc điều biến công suất quang phát ra từ nguồn quang theo tín hiệu điện đầu vào; tại phía thu, photodetector chuyển đổi trực tiếp tín hiệu quang sang điện dựa trên hiệu ứng quang điện [3]. Bên cạnh các ưu điểm, IM/DD tồn tại một số nhược điểm cố hữu, vì đơn giản nên chịu ảnh hưởng lớn từ các biến dạng từ nhiều nguồn, cụ thể như giới hạn băng thông và nhiễu trên các thiết bị phát giá rẻ, tán sắc (CD) trên đường truyền, hay chính từ bản thân kỹ thuật tách sóng trực tiếp dựa trên luật bình phương cũng gây ra méo tín hiệu [2, 4, 7]. Để cải thiện hiệu năng của hệ thống, đặc biệt khi tốc độ truyền dẫn đạt ngưỡng 100 Gbps, việc áp dụng các kỹ thuật xử lý tín hiệu

số (DSP) nhằm bù tuyến tính và phi tuyến là một phương pháp cực kỳ cần thiết và tối ưu nhất cho hệ thống cự ly ngắn [5].



**Hình 1.** Minh hoạ về các mức tín hiệu PAM-4 và giản đồ mắt của nó.

Về lý thuyết, IM/DD có thể triển khai nhiều dạng điều chế như NRZ, QAM hay PAM... Nhưng nếu xét về độ phức tạp kỹ thuật hay tiêu thụ năng lượng, PAM-4 vẫn là một lựa chọn tối ưu hơn [2]. Hình 1 mô tả về các mức biểu diễn PAM-4 cũng như giản đồ mắt của nó.

## 2.2 Chuỗi Volterra và các thuật toán thích nghi

Chuỗi Volterra là một mô hình toán học, sử dụng các hàm tích chập bậc cao để biểu diễn các hệ thống phi tuyến. Trong bài báo này, chúng tôi sử dụng chuỗi Volterra bậc hai cho tín hiệu thực, được mô tả như sau:

$$y(n) = \sum_{k=0}^{N-1} h_1(k)x(n-k) + \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} h_2(k,l)x(n-k)x(n-l) \quad (1)$$

trong đó  $x(n)$  và  $y(n)$  là tín hiệu đầu vào và đầu ra;  $h_1(k)$  là hệ số tuyến tính bậc một;  $h_2(k,l)$  là hệ số phi tuyến bậc hai;  $N$  là độ dài bộ nhớ (số tap). Có thể thấy, các thành phần tuyến tính và các tích chập bậc hai của tín hiệu được tính toán và đưa vào ma trận đầu vào của bộ cân bằng Volterra. Các vector đặc trưng phi tuyến này giúp mô hình VNLE có thể học và khắc phục biến dạng phi tuyến hiệu quả hơn [2, 5].

### 2.2.1 Thuật toán Least Mean Squares (LMS)

Thuật toán LMS là một kỹ thuật hỗ trợ cập nhật hệ số cho bộ cân bằng đơn giản bằng cách sử dụng "gradient descent" để tối ưu hóa hệ số. Công thức cập nhật trọng số  $w$  tại thời điểm  $n$  được cho bởi:

$$w(n+1) = w(n) + \mu e(n)x(n) \quad (2)$$

trong đó:  $\mu$  là hệ số tốc độ học (learning rate),  $e(n) = d(n) - w^T(n)x(n)$  là sai số giữa tín hiệu mục tiêu  $d(n)$  và tín hiệu dự đoán,  $x(n)$  là vector đầu vào Volterra tại thời điểm  $n$ . LMS tuy nổi bật về đơn giản nhưng hạn chế là tốc độ hội tụ chậm và dễ bị ảnh hưởng bởi hệ số học  $\mu$  [9].

## 2.2.2 Thuật toán Recursive Least Squares (RLS)

Thuật toán RLS dựa trên nguyên lý tối ưu bình phương nhỏ nhất sử dụng đệ quy, từ đó cho phép nó cập nhật hệ số với độ hội tụ nhanh hơn LMS. RLS sử dụng ma trận nghịch đảo ước lượng tự động  $P(n)$  và hệ số quên (forgetting factor)  $\lambda$  để cập nhật:

$$\text{Bắt đầu với: } P(0) = \delta^{-1}I_M, \quad w(0) = 0 \quad (3)$$

Sau đó, đối với mỗi mẫu  $n$ :

$$k(n) = \frac{P(n-1)x(n)}{\lambda + x^T(n)P(n-1)x(n)} \quad (4)$$

$$e(n) = d(n) - w^T(n-1)x(n) \quad (5)$$

$$w(n) = w(n-1) + k(n)e(n) \quad (6)$$

$$P(n) = \frac{1}{\lambda} [P(n-1) - k(n)x^T(n)P(n-1)] \quad (7)$$

RLS có ưu điểm là tốc độ hội tụ nhanh và hiệu năng ổn định nhưng độ phức tạp tính toán cao hơn LMS [10].

## 2.2.3 Thuật toán Batch Least Squares (Batch LS)

Thuật toán Batch LS sử dụng phương pháp bình phương tối thiểu (Least Squares) toàn bộ dữ liệu huấn luyện một lần để tìm vector hệ số cân bằng tối ưu  $w$ :

$$w = (X^T X)^{-1} X^T d \quad (8)$$

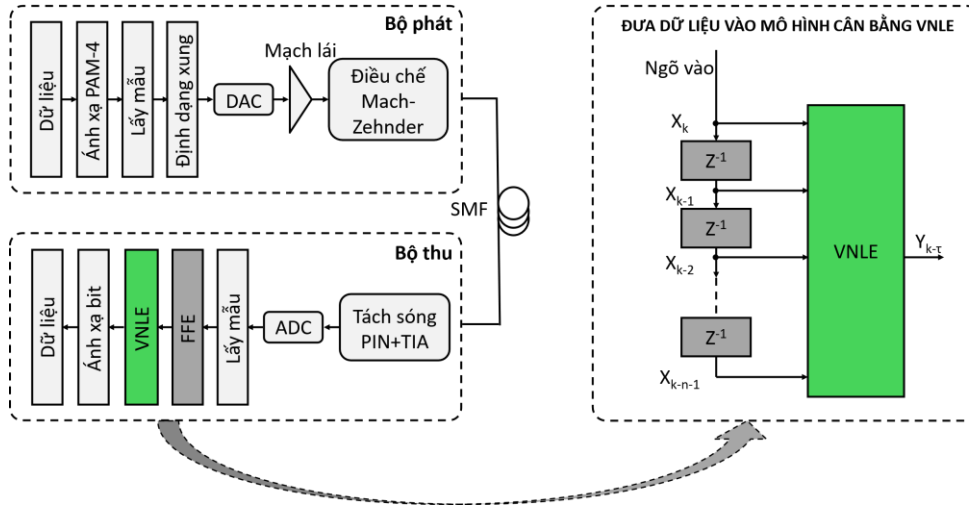
trong đó  $X$  là ma trận đầu vào Volterra của toàn bộ tập huấn luyện,  $d$  là vector tín hiệu mục tiêu. Phương pháp này đạt hiệu năng tối ưu trên tập huấn luyện nhưng tốn nhiều bộ nhớ và không phù hợp xử lý trong thời gian thực và chỉ sử dụng trong các khảo sát để đối chiếu thêm [11].

## 3. THIẾT LẬP MÔ PHỎNG

### 3.1 Mô hình hệ thống

Hình 2 mô tả cấu trúc mô phỏng của một hệ thống thông tin quang sử dụng IM/DD với định dạng điều chế PAM-4, đây là hệ thống được xây dựng nhằm đánh giá hiệu năng các bộ cân bằng ghép lại FFE-VNLE. Đầu tiên, ở Bộ phát, dữ liệu gốc được khởi tạo ngẫu nhiên gồm  $2^{19}$  bit nhị phân. Sau đó chuỗi bit này được ánh xạ thành  $2^{18}$  ký tự PAM-4 thông qua bộ Ánh xạ PAM-4, trong đó mỗi ký tự PAM-4 sẽ biểu diễn 2 bit (2 bit/ký tự). Và được xử lý lấy mẫu với 8 mẫu/ký tự trước khi được định dạng xung bằng bộ lọc Raised Cosine (có hệ số cuộn  $\beta = 0.1$ ) giúp cải thiện hiệu suất phổ và giảm nhiễu liên ký tự ISI. Tín hiệu điện này sau đó được điều chế lên sóng mang quang  $\lambda =$

1550 nm bằng bộ điều chế Mach-Zehnder (MZM), đây cũng là một nguồn chính gây méo phi tuyến cho tín hiệu.



Hình 2. Sơ đồ hệ thống IM/DD sử dụng PAM-4 và cấu trúc bộ cân bằng ghép lại FFE-VNLE.

Tín hiệu quang sau đó được ghép và truyền qua kênh truyền dùng sợi đơn mode (SMF) có tổng tán sắc xấp xỉ  $100 \text{ ps/nm}$ . Lưu ý rằng, ở các hệ thống cự ly ngắn, nguồn tán sắc bậc hai ( $\beta_2$ ) đóng vai trò chủ đạo và tán sắc bậc ba ( $\beta_3$ ) có thể bỏ qua do cự ly truyền dẫn bé. Ở Bộ thu, tín hiệu được tách sóng trực tiếp bằng bộ PIN+TIA, tại đây tín hiệu tiếp tục bị ảnh hưởng bởi méo phi tuyến do quá trình tách sóng trực tiếp và nhiễu điện tử (shot noise, thermal noise). Sau đó, tín hiệu được số hóa bởi ADC và đưa vào khối cân bằng để thực hiện bù tín hiệu. Cả bộ thu và bộ phát có băng thông 3-dB là 25 GHz.

Kế đến, chúng tôi đề xuất khối cân bằng gồm một cấu trúc ghép lại, trong đó: Bộ cân bằng truyền thống FFE (có chiều dài 15 tap) có vai trò bù cho các yếu tố méo tuyến tính như tán sắc hay giới hạn băng thông. Trong khi đó, bộ cân bằng VNLE bậc 2 sẽ nhận dữ liệu từ FFE thông qua các bộ trễ và xây dựng ma trận ngõ vào. Các thành phần méo phi tuyến mà FFE không thể xử lý được xử lý bằng khối VNLE kế cận. Cấu trúc kết hợp này cho phép khai thác ưu điểm của cả 2 kỹ thuật FFE và VNLE. Đồng thời hướng đến cải thiện BER mà không tăng độ phức tạp tính toán quá lớn như trong các trường hợp sử dụng bộ cân bằng VNLE bậc cao (Bậc 3, Bậc 4 và Bậc 5) đơn lẻ. Nhiễu AWGN được chèn trước bộ thu để khảo sát hiệu năng trên dải SNR 20–30 dB giúp tăng độ tổng quát hoá cho mô hình.

### 3.2 Các kịch bản khảo sát

Nhằm đánh giá toàn diện hiệu năng và các yếu tố ảnh hưởng đến bộ cân bằng Volterra phi tuyến (VNLE), chúng tôi thực hiện khảo sát theo ba kịch bản. Trong đó, tỷ lệ lỗi bit (BER) trên tập kiểm tra được sử dụng để xác định hiệu quả cân bằng:

$$BER = \frac{N_{error}}{N_{total}} \quad (9)$$

với  $N_{error}$  là số bit lỗi và  $N_{total}$  là tổng số bit đã truyền.

Cụ thể, kịch bản 1 thực hiện các khảo sát nhằm tìm các siêu tham số phù hợp cho từng thuật toán, đây là các tham số mà mô hình không thể học từ dữ liệu mà cần phải được thiết lập thủ công để điều khiển quá trình học được tối ưu. Cụ thể, khảo sát này giúp xác định giá trị tối ưu của tốc độ học  $\mu$  (cho thuật toán LMS) và hệ số quên  $\lambda$  (cho thuật toán RLS). Mô phỏng được thực hiện với SNR từ 20 dB đến 30 dB (bước 2 dB), giữ nguyên cấu hình chiều dài ngõ vào  $N_{Taps} = 8$  và kích thước huấn luyện  $S_T = 0.7$  (trùng với 70% dữ liệu được sử dụng cho huấn luyện và 30% còn lại cho kiểm tra. Với mỗi mức SNR, thực hiện quét dải giá trị  $\mu$  hoặc  $\lambda$  để tìm BER nhỏ nhất.

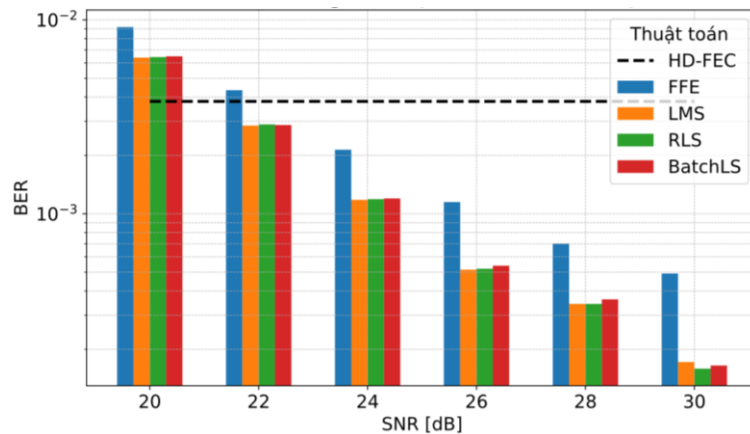
Ở kịch bản 2, sau khi xác định được các siêu tham số giúp tối ưu thuật toán của VNLE, thực hiện đánh giá tác động của số lượng dữ liệu ngõ vào bộ cân bằng  $N_{tap}$ . Đây là yếu tố quan trọng ảnh hưởng đến khả năng mô hình hoá cũng như chi phí tính toán của bộ cân bằng. Khảo sát được xét tại giá trị SNR 26 dB và kích thước dữ liệu huấn luyện  $S_T = 0.7$ . Chiều dài ngõ vào  $N_T = [1, 2, 4, 6, 8]$  sẽ được khảo sát lần lượt với cả ba thuật toán LMS, RLS và Batch LS.

Ngoài ra, kịch bản 3 cũng đưa ra phân tích tác động của kích thước dữ liệu huấn luyện  $S_T$  đến hiệu quả cân bằng và tốc độ hội tụ của mô hình. Với thiết lập các siêu tham số tối ưu từ các khảo sát trước, xét tại SNR 26 dB. Thay đổi kích thước huấn luyện  $S_T$  ở các mức 10%, 30%, 50%, 70%; phần dữ liệu còn lại dùng để kiểm tra trên tập chưa huấn luyện.

## 4. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

### 4.1. Phân tích hiệu năng cải thiện BER và tối ưu các siêu tham số huấn luyện

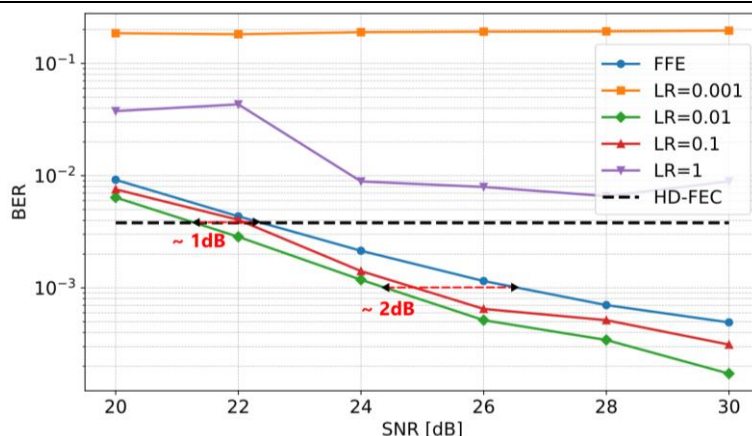
Trong kịch bản 1 này, chúng tôi thực hiện đánh giá hiệu suất của các thuật toán cân bằng tín hiệu dựa trên tỷ lệ BER và tìm cách tối ưu siêu tham số chính của chúng. Các khảo sát được thực hiện trong nhiều điều kiện nhiễu khác nhau (với SNR trong khoảng 20 – 30 dB).



Hình 3. Đánh giá độ cải thiện BER của bộ cân bằng ghép lai với các thuật toán khác nhau.

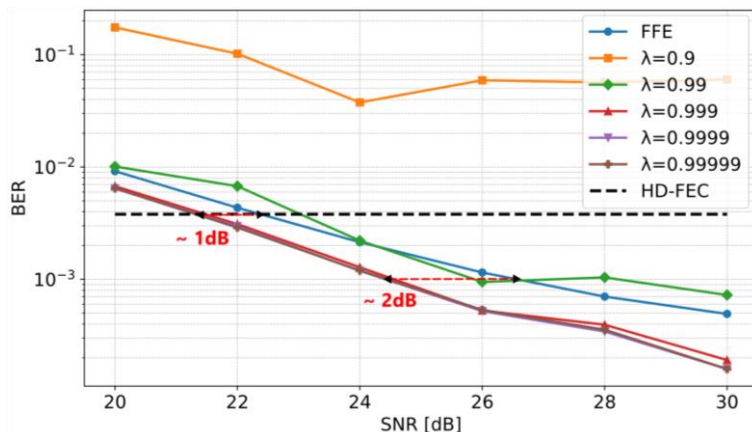
Kết quả Hình 3 cho thấy tất cả các phương pháp cân bằng có xu hướng giảm đáng kể BER khi SNR tăng lên. Điều này cho thấy rằng, khi công suất nhiễu thấp, khả năng khôi phục dữ liệu của bộ cân bằng với các thuật toán sẽ được cải thiện rõ rệt. Trong số các phương pháp trên, FFE được sử dụng để đối sánh với các kỹ thuật khác. Trên toàn bộ dải SNR xét, bộ ghép lai cho kết quả cải thiện BER tốt hơn so với phương pháp truyền thống với cả ba thuật toán LMS, RLS và Batch-LS. Đặc biệt, ở SNR = 22 dB, cả ba bộ ghép lai LMS, RLS và Batch-LS đều cho kết quả vượt qua ngưỡng sửa lỗi HD-FEC ( $3.80 \times 10^{-3}$ ), cải thiện được hạn chế của FFE. Ở các mức SNR cao (28–30 dB), các bộ cân bằng ghép lai với các thuật toán khác nhau (sau khi đã tối ưu) đều cho kết quả xấp xỉ nhau.

Đi vào chi tiết từng thuật toán, Hình 4 thể hiện khảo sát thuật toán LMS với các giá trị tốc độ học  $\mu$  khác nhau. Có thể thấy, tốc độ học ảnh hưởng lớn đến hiệu suất của bộ cân bằng sử dụng thuật toán thích nghi LMS. Cụ thể, với giá trị  $\mu$  nhỏ (0.001), thuật toán học chậm và không thể hội tụ, dẫn đến tăng BER cao. Ngược lại, khi  $\mu$  quá lớn (1), thuật toán có xu hướng không ổn định, BER dao động nhiều. Kết quả cũng chỉ ra, để VNLE với LMS đạt hiệu quả cân bằng tốt nhất thì giá trị  $\mu$  cần nằm trong khoảng 0.01 đến 0.1. Trong đó với  $\mu = 0.01$  thì mô hình cho kết quả BER tối ưu nhất trong toàn bộ các trường hợp xét. Việc lựa chọn đúng giá trị  $\mu$  có thể giúp giảm độ nhạy thu lên đến 1 dB ở ngưỡng HD-FEC và xấp xỉ 2 dB khi xét ở ngưỡng BER  $10^{-3}$ .



Hình 4. Đánh giá về siêu tham số tốc độ học  $\mu$  với thuật toán LMS.

Tương tự, khi xét thuật toán RLS, việc thiết lập hệ số quên  $\lambda$  cũng đóng một vai trò cực kỳ quan trọng để hệ thống hoạt động hiệu quả, thực tế thì giá trị này thường được thiết lập gần với 1. Các kết quả trong Hình 5 cho thấy, trường hợp sử dụng hệ số quên lớn  $\lambda = 0.9$ , hệ thống có BER cao trong toàn dải SNR xét do thuật toán loại bỏ dữ liệu học quá nhanh. Với thiết lập  $\lambda = 0.99$ , nhận thấy BER đã giảm đáng kể xuống (đạt đỉnh  $7.25 \times 10^{-4}$  tại SNR 30 dB) nhưng vẫn chưa tối ưu. Và RLS đạt hiệu suất tốt nhất khi các giá trị  $\lambda$  này đạt 0.999 và gần như bảo hoà ở các mức sau đó. Khảo sát cho thấy được để RLS ổn định và đạt hiệu suất tối cao thì cần phải duy trì thông tin quá khứ.

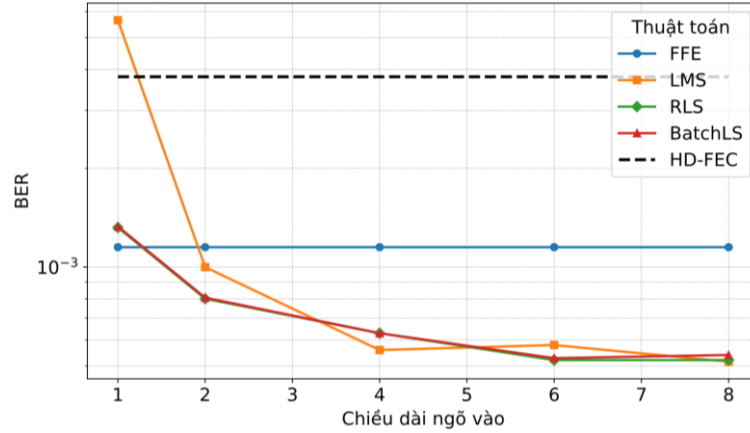


Hình 5. Tác động của tham số quên  $\lambda$  đến khả năng cân bằng tín hiệu của bộ ghép lại.

Như vậy, việc chọn các siêu tham số ( $\mu = 0.01$  cho LMS và  $\lambda = 0.9999$  cho RLS) cho các thuật toán học thích nghi có thể giúp mô hình cân bằng hoạt động tối ưu hơn. Và có thể cải thiện độ nhạy thu lên đến 1~2 dB, thậm chí cao hơn nữa trong các điều kiện truyền dẫn tốt.

## 4.2. Đánh giá hiệu năng và độ phức tạp theo chiều dài tap ngõ vào

Trong kịch bản này, hiệu suất của các thuật toán cân bằng được đánh giá khi thay đổi chiều dài ngõ vào  $N_{tap}$  từ 1 đến 8. Hệ thống thiết lập tại mức OSNR 26 dB, với tiêu tham số tối ưu trong kịch bản 1.



Hình 6. Khảo sát tác động của chiều dài ngõ vào đến hoạt động của bộ ghép lại.

Kết quả được thể hiện trong Hình 6 cho thấy, nếu chỉ sử dụng 1 ngõ vào,  $N_{tap} = 1$ , thì bộ ghép lại cho kết quả phân loại thấp hơn so với FFE đơn thuần. Số lượng tap quá ít làm cho mô hình không thể mô hình hoá hiệu quả, dẫn đến việc phân loại sai ở ngõ ra. Khi tăng số lượng tap lên 2, BER giảm mạnh xuống  $1.00 \times 10^{-3}$  và tiếp tục giảm về  $5.15 \times 10^{-4}$  khi sử dụng 8 tap đối với LMS, hiệu suất đạt gần ngang bằng với RLS và Batch-LS. RLS mặc dù thể hiện ưu thế so với LMS khi số tap thấp (1 tap), tuy nhiên vẫn chưa bằng FFE đơn thuần. Điều này cho thấy tầm quan trọng của việc ước lượng dữ liệu thông tin từ quá khứ đến hiệu suất cân bằng của mô hình. Khi tăng chiều dài ngõ vào lên 2, chất lượng tín hiệu được cải thiện rõ rệt. Khi số tap đạt từ 4 trở lên, LMS gần như bão hòa hiệu suất, trong khi RLS và Batch-LS có xu hướng tương tự ở 6 tap và bão hòa sau đó.

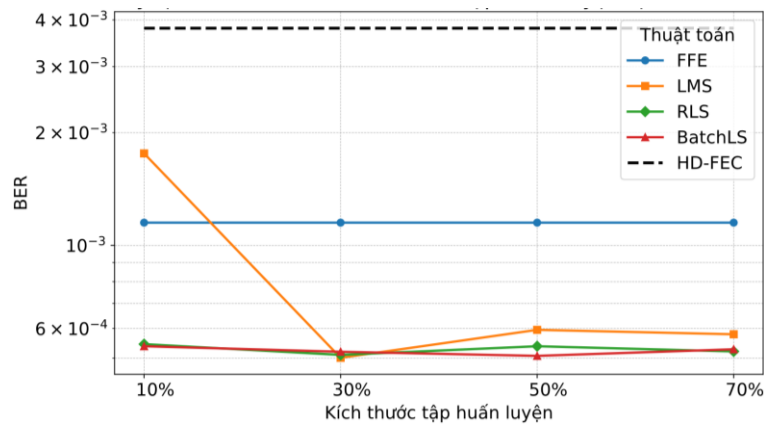
Qua kết quả này có thể thấy, trong trường hợp này  $N_{tap} = 6$  cho kết quả tối ưu hơn cả đối với cả 3 thuật toán. Cũng nhận thấy  $N_{tap}$  quyết định khả năng mô hình hóa toàn bộ đáp ứng kênh. Nếu quá ngắn, méo và nhiễu không được khử hết; nếu quá dài, BER bão hòa nhưng độ phức tạp tăng không cần thiết. Như vậy, việc tăng số lượng tap giúp có thể cải thiện khả năng mô hình hóa đáp ứng kênh và giảm nhiễu liên ký tự (ISI) đối với các thuật toán thích ứng, đặc biệt khi bắt đầu từ cấu hình tap thấp. Tuy nhiên, việc tăng số lượng tap sẽ làm chi phí tính toán và độ trễ, do đó trước khi triển khai thực tế cần cân nhắc trong việc lựa chọn cấu hình tối ưu.

## 4.3. Ảnh hưởng của tỉ lệ dữ liệu huấn luyện

Trong khảo sát này, chúng tôi thực hiện đánh giá hiệu suất của các thuật toán cân bằng dựa trên kích thước dữ liệu huấn luyện. Kích thước tập dữ liệu huấn luyện  $S_T$

được thay đổi với các mức lần lượt từ 10%, 30%, 50% đến 70% (tương ứng 25000, 75000, 125000 và 175000 mẫu), phần còn lại được dùng cho mục đích kiểm tra. Hệ thống được đánh giá với SNR cố 26 dB, với  $\mu$  (0.01),  $\lambda$  (0.9999) và  $N_{tap}$  (6) được đặt ở mức tối ưu trong các kịch bản khảo sát trước.

Hình 7 minh họa về kết quả khảo sát với các kích thước tập dữ liệu khác nhau. Trong khi đó, thuật toán LMS bị phụ thuộc khá nhiều vào kích thước dữ liệu huấn luyện, việc không cung cấp đủ dữ liệu huấn luyện có thể làm giảm hiệu năng của mô hình. Tuy nhiên, khi kích thước dữ liệu tăng lên 30% nó nhanh chóng đạt trạng thái ổn định. Trái lại, RLS và Batch-LS cho kết quả khá tốt ở tất cả các ngưỡng xét, ngay cả khi kích thước huấn luyện  $S_T$  thấp. Cụ thể, với 10% tập dữ liệu, BER đã mức  $5.45 \times 10^{-4}$ , thấp hơn nhiều so với LMS so với cùng điều kiện. Sự ổn định này có thể xuất phát từ việc khai thác tốt thông tin thống kê qua ma trận tương quan và vector chéo, giúp RLS và Batch-LS ước lượng hệ số chính xác và hội tụ nhanh hơn, ngay cả khi dữ liệu huấn luyện hạn chế.



Hình 7. Thay đổi kích thước tập dữ liệu huấn luyện.

Như vậy, tăng kích thước dữ liệu huấn luyện  $S_T$  có thể giúp LMS cải thiện hiệu suất đáng kể, nhưng tác động này không đáng kể đối với RLS và Batch-LS. Do đó, với các thuật toán như RLS và Batch-LS, có thể sử dụng tỉ lệ dữ liệu huấn luyện thấp để giảm khối lượng tính toán và thời gian xử lý nhưng vẫn đảm bảo hiệu năng cải thiện BER gần tối ưu.

## 5. KẾT LUẬN

Bài báo này đã khảo sát và đánh giá hiệu năng của bộ cân bằng ghép lại khi kết hợp bộ cân bằng tuyến tính FFE và mô hình Volterra bậc hai. Kết quả khảo sát trong hệ thống cự ly ngắn sử dụng IM/DD với điều chế PAM-4 đã cho thấy tiềm năng của cấu trúc ghép lại. Cấu trúc này cho phép tận dụng ưu điểm về khả năng hạn chế các yếu tố méo tuyến tính lẫn phi tuyến của cả hai bộ cân bằng, từ đó cải thiện chất lượng của toàn

hệ thống. Phân tích hiệu năng cho thấy: (1) Nếu được tối ưu tốt, bộ cân bằng cho mức độ cải thiện khá tốt khi so sánh với phương pháp cân bằng truyền thống; (2) Đối với LMS, tốc độ học  $\mu$  quyết định tốc độ hội tụ và độ ổn định;  $\mu$  quá nhỏ làm hội tụ chậm,  $\mu$  quá lớn gây dao động hệ số, với khoảng tối ưu 0.01 trong hệ thống được triển khai. (3) Với RLS, hệ số quên  $\lambda$  cần được chọn gần 1 ( $\approx 0.9999$ ) để duy trì thông tin quá khứ, giúp đạt BER thấp. (4) Số dữ liệu ngõ vào  $N_{\text{tap}}$  ảnh hưởng trực tiếp đến khả năng mô hình hóa đáp ứng kênh/hệ thống, BER đạt tối ưu khi sử dụng 6 tap, đây là điểm cân bằng giữa hiệu suất và độ phức tạp. (5) Thuật toán LMS khá phụ thuộc vào kích thước dữ liệu huấn luyện  $S_T$ , trong khi RLS và Batch-LS có thể duy trì sự ổn định ngay cả khi  $S_T$  nhỏ.

Từ các phát hiện trên, khi triển khai bộ cân bằng ghép lai có thể xem RLS là lựa chọn tối ưu cho VNLE nếu hệ thống yêu cầu hội tụ nhanh, dữ liệu huấn luyện ít; trong khi đó, thuật toán LMS sẽ phù hợp hơn cho các kịch bản cần phần cứng đơn giản và chi phí tính toán thấp. Trong tương lai, nhóm cũng hướng đến nghiên cứu mở rộng cấu trúc ghép lai sang các bộ cân bằng dựa trên học sâu (CNN/LSTM/GRU), nhằm tăng khả năng mô hình hóa phi tuyến và khai thác đặc trưng tín hiệu. Đồng thời, các phương pháp tối ưu hóa trọng số theo thời gian thực hoặc giảm độ phức tạp tính toán cũng sẽ được xem xét để phù hợp với điều kiện kênh truyền thay đổi liên tục trong thực tế.

## LỜI CẢM ƠN

Bài báo này được hỗ trợ từ đề tài Khoa Học và Công Nghệ cấp Đại Học Huế, mã số đề tài DHH2025-01-229.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Agrawal GP. *Fiber-optic communication systems*. 4th ed. Hoboken (NJ): Wiley; 2010.
- [2] Zhou H, Li Y, Liu Y, Yue L, Gao C, Li W, et al. Recent advances in equalization technologies for short-reach optical links based on PAM-4 modulation: a review. *Appl Sci (Basel)*. 2019;9(11):2342. doi:10.3390/app9112342.
- [3] Keiser G. *Optical fiber communications*. 5th ed. New York: McGraw-Hill; 2021.
- [4] Winzer PJ, Essiambre RJ. Advanced optical modulation formats. *Proc IEEE*. 2006;94(5):952-985. doi:10.1109/JPROC.2006.873438.
- [5] Cartledge JC, Kschischang FR, Pakravan MR, Napoli A. Volterra equalization for nonlinearities in optical fiber. In: Proceedings of the Optical Fiber Communication Conference (OFC); 2017 Mar 19-23; Los Angeles, CA. Washington (DC): Optical Society of America; 2017. p. W2A-34. doi:10.1364/OFC.2017.W2A.34.
- [6] Zhang K, Li Z, Pan Z, Yu J, Li X, Chen L, et al. Performance comparison of DML, EML and MZM in dispersion-limited IM/DD transmission. *Opt Express*. 2018;26(26):34288-34301. doi:10.1364/OE.26.034288.

- [7] Kikuchi K. Fundamentals of coherent optical fiber communications. *J Lightwave Technol.* 2016;34(1):157-179. doi:10.1109/JLT.2015.2463719.
- [8] Ozolins O, Pang X, Udalcovs A, Schatz R, Spolitis S, Bobrovs V, et al. 100 Gbaud on-off keying/PAM-4 links in C-band for short-reach optical interconnects. *Appl Sci (Basel)*. 2021;11(9):4284. doi:10.3390/app11094284.
- [9] Machado RG, Tomasi B, Hafermann H, Tomasin S. Design of MLSD-based receivers for short-range optical communications using the Volterra expansion. In: 2016 IEEE 17th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC); 2016 Jul 3-6; Edinburgh, UK. Piscataway (NJ): IEEE; 2016. p. 1-6. doi:10.1109/SPAWC.2016.7536759.
- [10] Haykin S. *Adaptive Filter Theory*. 5th ed. Upper Saddle River (NJ): Prentice Hall; 2013.
- [11] Diniz PSR. *Adaptive Filtering: Algorithms and Practical Implementation*. 4th ed. New York: Springer; 2013.

## **HYBRID FFE – SECOND-ORDER VNLE EQUALIZER FOR HIGH-SPEED SHORT-REACH OPTICAL COMMUNICATION SYSTEMS USING PAM-4 MODULATION**

**Vuong Quang Phuoc\*, Nguyen Van Dien, Hoang Dai Long**

Faculty of, Electronics, Electrical Engineering and Material Technology,  
University of Sciences, Hue University

\*Email: vqphuoc@husc.edu.vn

### **ABSTRACT**

The paper presents a hybrid equalizer, using FFE and VNLE, for signal equalization in 100 Gbps short-reach optical communication systems. The performance of the proposed equalizers is evaluated under various transmission scenarios and adaptive algorithms. Our goal is to reduce linear and nonlinear distortions caused by transceiver devices and transmission channel characteristics, thereby lowering the Bit Error Rate (BER) and improving transmission efficiency. Furthermore, the research also focuses on tuning the hyperparameters of the algorithms, the input length (taps), and the training dataset size across three simulation scenarios. The results show that all adaptive approaches have significantly lower BER than FFE equalization. The RLS and Batch-LS algorithms achieve faster, more reliable convergence with less reliance on the amount of training data.

**Keywords:** Batch-LS, FFE, LMS, PAM-4, RLS.