GIẢI PHÁP TRUYỀN THÔNG TIN ỨNG DỤNG BỘ MÃ HÓA TỰ ĐỘNG NÂNG CAO PHẨM CHẤT CHO MẠNG KHÔNG DÂY TRÊN CƠ THỂ SỐNG

Bùi Thị Thanh Tâm[1*], Trần Xuân Nam[2], Phan Huy Anh[1], Đoàn Đại Đình[3]

Tóm tắt: *Mạng không dây trên cơ thể sống WBAN (Wireless Body Area Netwok) được ứng dụng nhiều cho nhiều lĩnh vực trong cuộc sống, mạng yêu cầu về độ tin cậy truyền tin cao trong điều kiện các nút cảm biến có đặc tính di động, tín hiệu suy hao mạnh và truyền đa đường. Kỹ thuật Autoencoder (bộ mã hóa tự động) có khả năng tự động mã hóa tín hiệu phát và giải mã với độ chính xác cao do các tham số ở máy thu và máy phát được tối ưu đồng bộ thông qua huấn luyện. Trong bài báo này, chúng tôi đề xuất hai mô hình ứng dụng bộ mã hóa tự động nâng cao phẩm chất cho hệ thống truyền tin trong mạng WBAN.*

Từ khóa: WBAN; Deep Learning; Autoencoder.

1. GIỚI THIỆU

Mạng WBAN được ứng dụng trong hệ thống chăm sóc sức khỏe, thể thao, giải trí,… với các nút sen-sơ được đưa vào bên trong, gắn trên bề mặt cơ thể hoặc ở gần cơ thể. Các nút cảm biến của mạng WBAN được đặt trên cơ thể người, vì vậy, quá trình truyền tin từ các nút cảm biến đến nút trung tâm chịu ảnh hưởng bởi những cử động của con người trong sinh hoạt, suy hao tín hiệu vô tuyến khi truyền qua các mô, cơ trên cơ thể, truyền đa đường. WBAN truyền tin theo chuẩn IEEE 802.15.6 với 3 băng tần hẹp HBC, MICS, ISM, và băng tần rộng UWB [1]. Kênh truyền của WBAN được chia thành 4 kiểu kênh CM1, CM2, CM3, CM4 [2]. Các nghiên cứu thực nghiệm để xác định mô hình kênh truyền cơ thể người được thực hiện trong những điều kiện truyền cụ thể (môi trường trong nhà, ngoài trời; vị trí các nút cảm biến trên cơ thể, tốc độ di chuyển của cơ thể, băng tần sử dụng,...) [3, 4]. Một số mô hình kênh phù hợp được đề xuất sử dụng cho mô phỏng truyền dẫn băng hẹp trong WBAN, đó là Lognormal, Rice, Rayleigh, Nagakami-m [5]. Trong nghiên cứu này, chúng tôi sử dụng kênh pha-đinh có phân bố Rice cho mô phỏng các hệ thống thông tin mạng WBAN.

Mặt khác, WBAN đặt ra yêu cầu về độ trễ truyền dẫn thấp, giảm tiêu thụ năng lượng để kéo dài thời gian sống của mạng, đồng thời mạng còn bị hạn chế về công suất theo tiêu chuẩn y tế, các WBAN phải làm việc trong điều kiện tỷ số tín/tạp thấp [1]. Vấn đề nâng cao phẩm chất, độ tin cậy cho WBAN được quan tâm và công bố trong nhiều nghiên cứu. Nghiên cứu [6] đề xuất sử dụng sơ đồ truyền tin hợp tác để giảm tỷ số lỗi, và cải thiện hiệu quả năng lượng cho mạng WBAN. Giải pháp sử dụng các loại mã để giảm ảnh hưởng nhiễu từ các WBAN và tạp âm được trình bày trong các nghiên cứu [7, 8]. Nghiên cứu [6, 9] đề xuất sử dụng mã Alamouti STBC (S*pace-Time Block Code*) trên kênh pha-đinh Rayleigh cải thiện thông lượng và phẩm chất hệ thống.

Trong những năm gần đây, học máy (*Machine Learning* - ML), học sâu (*Deep Learning* - DL) là các kỹ thuật trí tuệ nhân tạo được ứng dụng trong nhiều lĩnh vực, trong đó có các hệ thống thông tin [10, 11]. Các kỹ thuật này cho phép hệ thống tự học thích nghi theo điều kiện truyền dẫn thực tế, có thể tách ra những đặc trưng và huấn luyện dữ liệu có sẵn để đưa ra mối quan hệ giữa đặc tính và nhãn. Từ đó, hệ thống xác định được nhãn cho các dữ liệu mới với độ chính xác cao mà giảm các tính toán phức tạp, giảm bớt thời gian xử lý, giảm độ trễ cho các hệ thống thông tin [12, 13]. Mô hình hóa hệ thống thông tin từ máy thu đến máy phát như một bộ mã hóa tự động (*Autoencoder* - AE) được đề xuất trong [14], cách biểu diễn này cho phép tối ưu hệ thống đồng bộ từ máy phát đến máy thu giúp cải thiện phẩm chất của hệ thống. Các nghiên cứu ứng dụng AE trong hệ thống đơn ăng-ten phát đơn ăng-ten thu SISO (*Single Input Single Output*) sử dụng cho kênh AWGN, và kênh pha-đinh chậm [14, 15], các bộ AE này được thiết kế với tỷ lệ mã hóa $R>1$, giải pháp này làm tăng độ chính xác truyền tin nhưng giảm hiệu quả sử

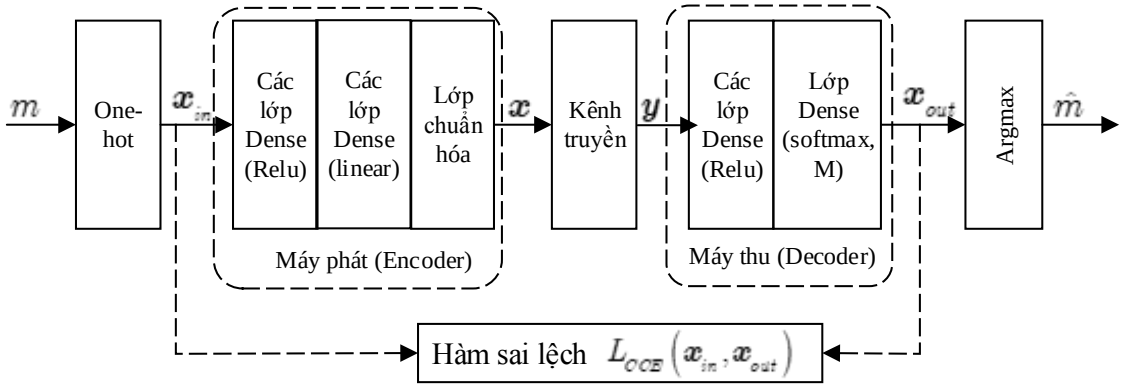
dụng phổ của hệ thống. Trong bài báo này, chúng tôi đề xuất 2 mô hình AE với tỷ lệ mã $R \le 1$ cho truyền tin một chặng SISO trong WBAN trên kênh pha-đinh chậm để cải thiện độ tin cậy truyền tin.

Bài báo được cấu trúc thành 4 phần: phần 2 trình bày hệ thống truyền tin trong WBAN ứng dụng AE; Phần 3 là các kết quả mô phỏng và phần 4 là kết luận.

2. HỆ THỐNG TRUYỀN TIN TRONG WBAN ỨNG DỤNG AUTOENCODER

2.1. Hệ thống truyền tin ứng dụng bộ mã hóa tự động

Hệ thống thông tin ứng dụng bộ mã hóa tự động AE được biểu diễn trên hình 1. Tập bản tin phát $\mathbf{M} = \{1, 2, \ldots, M\}$; bản tin $m \in \mathbf{M}$ được gắn nhãn bằng hàm one-hot thành một chuỗi bit có chiều dài $M = 2^k$, với k là số bit cần thiết để biểu diễn bản tin. Sau đó, véc-tơ one-hot được biến đổi thành véc-tơ $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^N$ (với $\mathbb{R}^N$ là tập véc-tơ số thực có kích thước $N \times 1$) nhờ các lớp Dense. Số nút đầu ra encoder $N = 2n$, n nút biểu diễn phần thực và n nút biểu diễn phần ảo, khi đó, tỷ lệ mã hóa của hệ thống $R = k/n$. Lớp chuẩn hóa của encoder có nhiệm vụ chuẩn hóa công suất véc-tơ tín hiệu phát $\mathbf{x}$.



Hình 1. *Mô hình hệ thống thông tin AE.*

Tín hiệu phát $\mathbf{x}$ được truyền qua kênh, tín hiệu thu được ở đầu vào decoder $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^N$ tuân theo phân bố xác suất có điều kiện $p(\mathbf{y}|\mathbf{x})$, bản tin $\hat{m}$ được tái tạo từ $\mathbf{y}$ nhờ decoder.

Trong quá trình huấn luyện, các tham số của các mạng nơ-ron được điều chỉnh để cực tiểu hàm sai lệch $L(\mathbf{x}_{in}, \mathbf{x}_{out})$, với $\mathbf{x}_{in}$ và $\mathbf{x}_{out}$ lần lượt là véc-tơ đầu vào và đầu ra của AE. Một số hàm sai lệch phổ biến được sử dụng là trung bình bình phương lỗi MSE (*Mean Square Error*), BCE (*Binary Cross Entropy*), CCE (*Categorical Cross Entropy*). Trong mô hình này, chúng tôi lựa chọn hàm sai lệch CCE:

$$L_{CCE,i}(\mathbf{x}_{in,i}, \mathbf{x}_{out,i}) = -\mathbf{x}_{in,i} \log(\mathbf{x}_{out,i}) - (1 - \mathbf{x}_{in,i}) \log(1 - \mathbf{x}_{out,i}) \quad (1)$$

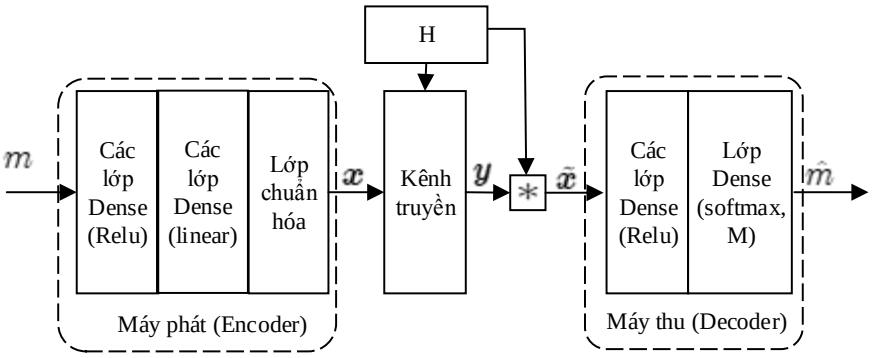
Trong đó, $\mathbf{x}_{in,i}, \mathbf{x}_{out,i}$ là véc-tơ đầu vào và đầu ra AE của mẫu dữ liệu thứ i, $\log \bullet$ là lấy lô-ga-rit cơ số tự nhiên của biến. Các mạng nơ-ron huấn luyện trên một tập dữ liệu lớn, thì hàm sai lệch của một vòng huấn luyện là giá trị trung bình của các hàm sai lệch trên từ mẫu dữ liệu:

$$L_{CCE}(\mathbf{x}_{in}, \mathbf{x}_{out}) = E\left[L_{CCE,i}(\mathbf{x}_{in,i}, \mathbf{x}_{out,i})\right] \quad (2)$$

Để tối ưu (2), chúng tôi sử dụng thuật toán Adam [16] và các tham số trong mạng được cập nhật bằng quá trình lan truyền ngược BP (*Backpropagation*). Kết thúc quá trình huấn luyện, hệ thống truyền tin được tối ưu đồng bộ từ máy phát đến máy thu.

2.2. Mô hình hệ thống truyền tin trong WBAN ứng dụng AE

Trong mạng WBAN, các nút cảm biến truyền thông tin đến nút trung tâm theo cấu hình sao (truyền một chặng) hoặc cấu hình hợp tác (truyền đa chặng) dựa trên đa truy cập TDMA hoặc CSMA-CA. Từ hệ thống thông tin ứng dụng AE trình bày trong mục 2.1, chúng tôi đề xuất sử dụng 2 mô hình AE với tỷ lệ mã $R \leq 1$ cho truyền tin một chặng SISO trong WBAN trên kênh pha-đinh chậm: mô hình AE vòng hở (*open-loop*) và mô hình AE vòng kín (*close-loop*) được biểu diễn đơn giản lần lượt như trên hình 2, hình 3.



Hình 2. *Mô hình hệ thống thông tin AE vòng hở.*

Máy thu của hệ thống AE vòng hở biết thông tin trạng thái kênh (*Channel State Information* – CSI). Encoder mã hóa bản tin m thành tín hiệu phát $\mathbf{x}$:

$$\mathbf{x} = f_{enc}\left(m;\theta_{enc}\right) \tag{3}$$

trong đó, $f_{enc}(\bullet)$, θ_{enc} lần lượt là các hàm biến đổi và các tham số của mạng encoder. Tín hiệu thu được $\mathbf{y}$ nhân với thông tin kênh truyền trước khi đưa vào decoder để giải mã và tái tạo lại bản tin $\hat{m}$:

$$\hat{m} = f_{dec}\left(\tilde{\mathbf{x}};\theta_{dec}\right) \tag{4}$$

Trong đó, $\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{h} * \mathbf{y}$ và $f_{dec}(\bullet)$, θ_{dec} lần lượt là các hàm biến đổi và các tham số của mạng decoder. Cấu trúc các lớp mạng nơ-ron, các hàm kích hoạt sử dụng trong hệ thống này được liệt kê trong bảng 1.

Bảng 1. *Cấu trúc các lớp mạng của AE vòng hở.*

Mạng NN	Tên lớp	Hàm kích hoạt	Kích thước đầu ra
Encoder	input	-	M
	Dense	relu	64
	Dense	relu	64
	Dense	linear	2
	Normalization	-	2
Kênh	Rice	-	2
Decoder	Dense	relu	64
	Dense	relu	64
	Dense	softmax	M

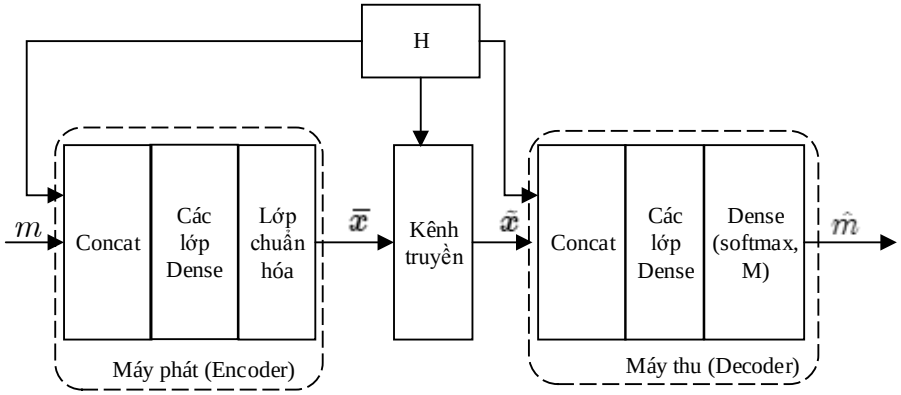
Trong hệ thống AE vòng kín, thông tin trạng thái kênh CSI được biết ở cả máy thu và máy phát như trên hình 3. Cấu trúc các lớp mạng của AE vòng kín tương tự AE vòng hở, với 2 lớp đầu vào encoder và decoder được thay thế bằng lớp Concat để đưa CSI vào hệ thống.

Encoder thực hiện mã hóa đồng thời cả bản tin m và h (với h là thông tin trạng thái kênh tại một thời điểm, $h \in \mathbf{H}$):

$$\bar{\mathbf{x}} = f_{enc}\left(m, h; \theta_{enc}\right) \tag{5}$$

Ở phía decoder, kênh truyền $\mathbf{H}$ cũng được đưa trực tiếp vào máy thu thông qua lớp Concat, bản tin tái tạo $\hat{m}$:

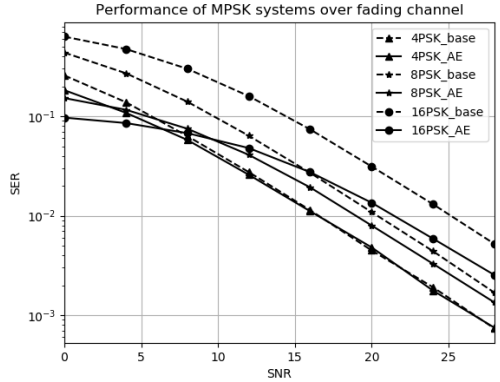
$$\hat{m} = f_{dec}\left(\tilde{\mathbf{x}}, h; \theta_{dec}\right) \tag{6}$$



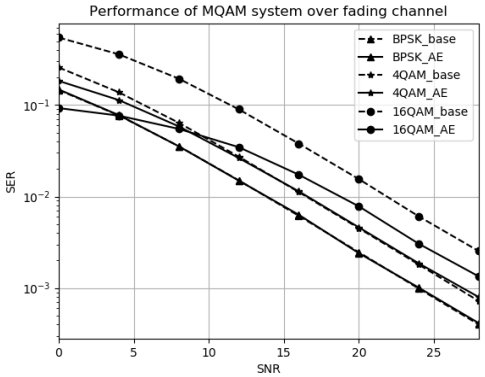
Hình 3. *Mô hình hệ thống truyền tin AE vòng kín.*

Như vậy, so với AE vòng hở, với cùng cấu trúc các lớp mạng thì hệ thống AE vòng kín giảm được độ phức tạp tính toán do không cần thực hiện phép toán nhân $\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{h} * \mathbf{y}$ ở đầu vào decoder. Các bước huấn luyện, cực tiểu hàm mất mát, tính tỷ số lỗi SER của AE vòng hở và vòng kín được thực hiện tương tự như với sơ đồ AE trong mục 2.1.

3. KẾT QUẢ MÔ PHỎNG



Hình 4. *Phẩm chất hệ thống MPSK trên kênh pha-đinh.*

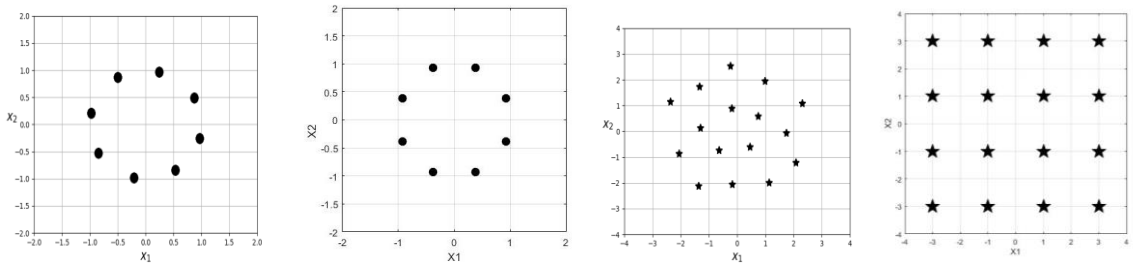


Hình 5. *Phẩm chất hệ thống MQAM trên kênh pha-đinh.*

Trong phần này, chúng tôi thực hiện mô phỏng, đánh giá phẩm chất hai hệ thống AE vòng kín và vòng hở, so sánh với hệ thống truyền tin SISO truyền thống trên kênh pha-đinh Rice với các tín hiệu điều chế đa mức MPSK, MQAM. Đường xác suất lỗi của các hệ thống SISO truyền thống được ký hiệu là các đường base. Các mô hình AE được huấn luyện 20.000 vòng với tốc độ học 0.001, số symbol phát là 1.000.000, $N = 2, M = 2^k$.

Hình 4, hình 5 lần lượt so sánh phẩm phất hệ thống thông tin truyền thống (base) và hệ thống AE vòng hở trên kênh pha-đinh với các mức điều chế M=2, 4, 8, 16. Khi mức điều chế thấp M=2, 4, phẩm chất hai hệ thống đạt được tương đương. Trong khi đó, với các hệ thống sử dụng mức điều chế 8 và 16, đường tỷ số lỗi SER của hệ thống AE thấp hơn đường phẩm chất base trên

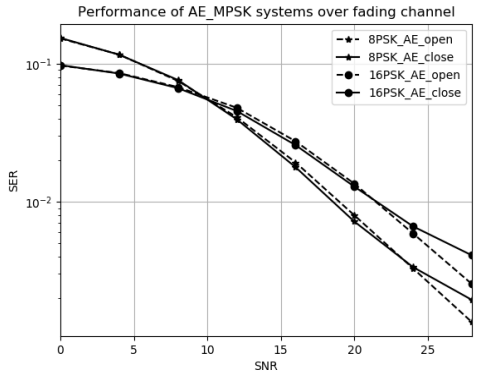
toàn dải SNR khảo sát. Cụ thể, tại SER = 10^{-2}, 8PSK_AE cho độ lợi 1dB so với 8PSK_base, 16PSK_AE và 16QAM_AE cho độ lợi 3÷4 dB so với 16PSK_base và 16QAM_base. Quá trình huấn luyện AE được thực hiện đồng thời cả máy phát và máy thu giúp cho hệ thống được tối ưu đồng bộ, trong khi các hệ thống truyền thống được thiết kế tối ưu từng phần. Thêm vào đó, việc lựa chọn hàm sai lệch và cấu trúc các lớp mạng phù hợp làm giảm tỷ lệ SER. Kết quả của quá trình huấn luyện là các symbol phát được tự động mã hóa với pha và biên độ tối ưu thể hiện ở việc sắp xếp vị trí các điểm trên chòm sao tín hiệu ở đầu ra encoder $\mathbf{x}$ của AE vòng hở và chòm sao tín hiệu phát của hệ thống truyền thống như trên hình 6.



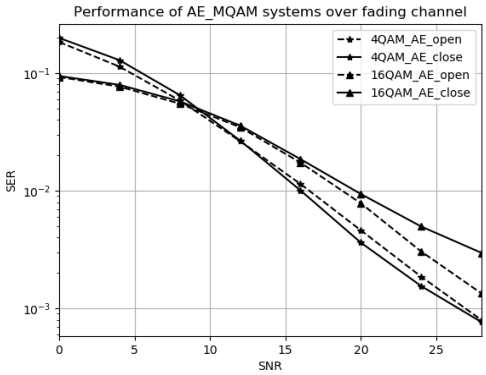
a) 8PSK _AE b) 8PSK_base c) 16QAM_AE d) 16QAM_base

Hình 6. *So sánh các chòm sao tín hiệu của hệ thống truyền thống và AE.*

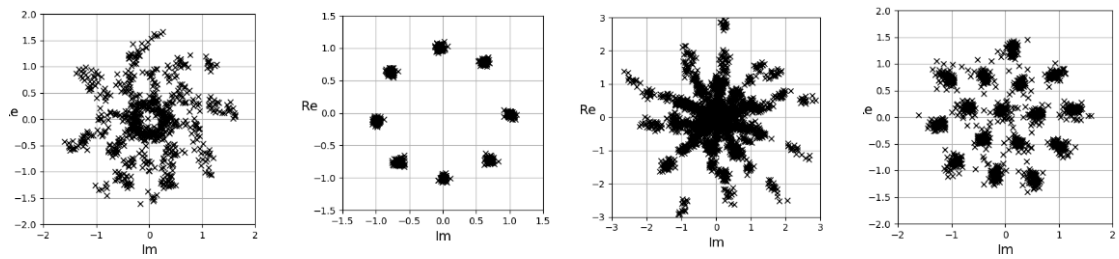
Vị trí các điểm trên chòm sao của hệ thống truyền thống (hình 6b và c) là cố định trong khi các điểm trên chòm sao của hệ thống AE có thể xoay, dịch chuyển nhưng vẫn đảm bảo cách đều nhau sau khi encoder và decoder được huấn luyện và tối ưu đồng bộ, nhờ đó tăng độ chính xác ước lượng các bản tin phát. Khi mức điều chế tăng, hệ thống AE tự động sắp xếp vị trí các điểm trên chòm sao, chòm sao càng tối ưu thì phẩm chất hệ thống càng tăng lên.



Hình 7. *Phẩm chất hệ thống AE_MPSK.*



Hình 8. *Phẩm chất hệ thống AE_MQAM.*



a) 8PSK _close *b) 8PSK_open* *c) 16QAM_close* *d) 16QAM_open*

Hình 9. *Chòm sao tín hiệu đầu vào decoder của AE vòng kín và vòng hở.*

Phẩm chất hai hệ thống AE vòng hở và AE vòng kín được so sánh trên hình 7, hình 8. Tỷ số lỗi BLER của hệ thống AE vòng kín đạt được phẩm chất xấp xỉ hệ thống AE vòng hở, tuy nhiên, ở mức SNR ≥ 23 dB đường BLER của hệ thống AE vòng kín kém hơn. Hệ thống AE vòng hở thực hiện mã hóa kênh trước, trong khi hệ thống AE vòng kín thực hiện bù ảnh hưởng kênh truyền bằng phép nhân liên hợp phức thông tin kênh truyền với tín hiệu thu $\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{h} * \mathbf{y}$, tương đương với quá trình tách tín hiệu kết hợp trong các hệ thống truyền thống. Để thấy rõ hơn về tác động của quá trình mã hóa trước và nhân liên hiệp phức của hai hệ thống AE, ta quan sát các chòm sao tín hiệu đầu vào decoder $\tilde{\mathbf{x}}$ của hai hệ thống AE vòng kín và AE vòng hở trên hình 9. Tín hiệu đầu vào decoder của hệ thống AE vòng kín (hình 9 a và c) mới chỉ được bù về pha, trong khi các tín hiệu của AE vòng hở (hình 9 b và d) được bù cả pha và biên độ. Nói cách khác, các chòm sao của hệ thống AE vòng hở có phân vùng rõ ràng hơn so với các chòm sao của hệ thống AE vòng kín với cả 2 kiểu điều chế MPSK và MQAM. SNR càng cao đường kính các điểm sao càng thu nhỏ lại vào điểm trung tâm, vì vậy xác suất giải điều chế sai là rất nhỏ. Trong khi đó AE vòng kín, các symbol cùng pha khác biên độ vẫn có thể bị giải điều chế nhầm ở các giá trị SNR lớn. Vì vậy phẩm chất của AE vòng hở có độ chính xác cao hơn phẩm chất AE vòng hở ở SNR cao, kết quả này thể hiện rõ hơn khi mức điều chế cao M=8, 16.

4. KẾT LUẬN

Như vậy, kỹ thuật AE cho phép tự động mã hóa các symbol đa mức đầu vào đối với AE vòng hở, mã hóa đồng thời symbol đa mức và kênh truyền với AE vòng kín. Hệ thống được huấn luyện và tối ưu đồng bộ từ máy phát đến máy thu giúp cải thiện độ tin cậy của hệ thống AE so với hệ thống SISO truyền thống ở các mức điều chế cao. Mô hình AE vòng kín có đường SER kém hơn AE vòng hở ở dải SNR cao, tuy nhiên, giảm được độ phức tạp tính toán cho hệ thống. Với những ưu điểm của kỹ thuật AE, chúng tôi sẽ tiếp tục nghiên cứu đề xuất áp dụng AE cho mô hình truyền hợp tác để tăng độ tin cậy truyền tin cho mạng và truyền thông tin khi có nhiễu đồng kênh giữa các WBAN.

Lời cảm ơn: *Tác giả Bùi Thị Thanh Tâm được tài trợ bởi Tập đoàn Vingroup – Công ty CP và hỗ trợ bởi Chương trình học bổng thạc sĩ, tiến sĩ trong nước của Quỹ Đổi mới sáng tạo Vingroup (VINIF), Viện Nghiên cứu Dữ liệu lớn, mã số VINIF.2021.TS.040.*

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1]. J. Wang *et al., "Body Area Communications: Channel modeling, Communication Systems, and EMC,"* John Wiley & Sons Singapore Pte. Ltd, 2013.

[2]. K. Y. Yazdandoost *et al., "Channel model for body area network (BAN),"* IEEE Standards Assoc., Piscataway, NJ, USA, Tech., 2010.

[3]. J. Zhang *et al., "Stability of Narrowband Dynamic Body Area Channel*," IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, **vol. 8** (2009), pp. 53-56,.

[4]. D. Miniutti *et al., "Narrowband channel characterization for body area network,"* IEEE P802 (2008), pp. 15-08.

[5]. D. B. Smith *et al., "Propagation Models for Body-Area Networks: A Survey and New Outlook,"* IEEE Antennas and Propagation Magazine, **vol. 55**, no. 5 (2013), pp. 97-117.

[6]. L. C. Tran *et al., "Comprehensive Performance Analysis of Fully Cooperative Communication in WBANs,"* IEEE Access, **vol. 4** (2016), pp. 8737-8756.

[7]. N. Dinh *et al., "Controlling sequence length of DS-IR-UWB to enhance performance of multi-WBAN systems,"* Journal of Electrical Engineering, **vol. 69** (2018), pp. 373-378.

[8]. D. Quan *et al., "Performance Analysis Method for IEEE 802.15.6 Based WBANs with Adaptive BCH Code Rates,"* Wireless Personal Communications, **vol. 94** (2017).

[9]. T. L. Chung *et al., "Exact error performance analysis of binary space-time block coded cooperative communications systems in Rayleigh fading channels,"* in 2015 International Conference on Advanced Technologies for Communications (ATC) (2015), pp. 567-571.

[10]. Bùi T. T. Tâm and T. X. Nam, "Học máy và khả năng ứng dụng trong các hệ thống thông tin vô tuyến," *Tạp chí Nghiên cứu KH&CN quân sự,* pp. pp. 11-23, 2020.

[11]. J. Jagannath *et al., "Machine learning for wireless communications in the Internet of Things: A comprehensive survey,"* Ad Hoc Networks, **vol. 93** (20119), p. 101913.

[12]. Y. B. Ian Goodfellow *et al., "Deep Learning,"* (2016).

[13]. F. Ullah *et al., "Future of Big Data and Deep Learning for Wireless Body Area Networks," in Deep Learning: Convergence to Big Data Analytics,"* Springer Singapore (2019), pp. 53-77.

[14]. T. O'Shea *et al., "An Introduction to Deep Learning for the Physical Layer,"* IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, **vol. 3**, no. 4 (2017), pp. 563-575.

[15]. Y. Lu *et al., "Deep Autoencoder Learning for Relay-Assisted Cooperative Communication Systems,"* IEEE Transactions on Communications, **vol. 68**, no. 9 (2020), pp. 5471-5488.

[16]. D. Kingma *et al., "Adam: A Method for Stochastic Optimization,"* International Conference on Learning Representations (2014).

ABSTRACT

AUTOENCODER BASED COMMUNICATION SOLUTION
ENHANCED PERFORMANCE OF BODY AREA NETWORKS

In recent times, the application of WBANs (Wireless Body Area Networks) has been growing significantly in many areas. However, such networks usually require high reliability of communication in the condition of highly mobile sensor nodes with strong signal attenuation under multipath transmission. Autoencoder technology has the ability to automatically encode and decode signals with high accuracy because the parameters at the receiver and transmitter are optimized synchronously through training. In this paper, we propose to use autoencoders for the transceivers in order to improve the performance of communication in WBANs.

Keywords: WBAN; Deep Learning; Autoencoder.

Nhận bài ngày 17 tháng 9 năm 2021
Hoàn thiện ngày 20 tháng 10 năm 2021
Chấp nhận đăng ngày 28 tháng 10 năm 2021

Địa chỉ: [1]Viện Điện tử, Viện Khoa học và Công nghệ quân sự;
[2]Học viện Kỹ thuật quân sự;
[3]Trường Cao đẳng Kỹ thuật thông tin.
[*]Email: thanhtambui85@gmail.com.