

MÔ HÌNH DỰ ĐOÁN CÁC THAM SỐ VÀ KỊCH BẢN RA QUYẾT ĐỊNH TRONG NGÔI NHÀ THÔNG MINH SỬ DỤNG MẠNG NƠ-RON KẾT HỢP THUẬT TOÁN ACTIVE LEZI

MODELING OF PREDICTION AND CONTEXT OF DECISION IN SMARTHOME USING NEURAL NETWORK COMBINED WITH ACTIVE LEZI ALGORITHM

Nguyễn Hữu Phát¹, Dương Văn Hoàn¹, Hà Khánh Hợp²

¹Trường Đại học Bách khoa Hà Nội; phat.nguyennhuu@hust.edu.vn, hoan.set.hut@gmail.com

²Sở Khoa học và Công nghệ Quảng Ninh; hakhanhhop311087@gmail.com

Tóm tắt - Trong các hệ thống nhà thông minh, nhu cầu tự động hóa cho người sử dụng ngày càng tăng. Bài báo thực hiện mô hình dự đoán các tham số cần giám sát từ ngôi nhà dựa trên cơ sở mạng nơ-ron nhân tạo trong cả ngắn hạn và dài hạn. Các mô hình này yêu cầu hỗ trợ việc đưa ra quyết định nhanh chóng cho người sử dụng thông qua các thuật toán huấn luyện mạng với tốc độ hội tụ cao và thời gian huấn luyện mạng nhỏ. Vì vậy, bài báo thực hiện khảo sát và lựa chọn hàm thực hiện huấn luyện dữ liệu dựa trên các tiêu chí về sai số phép dự đoán. Hơn nữa, bài báo cũng đưa ra một hướng mới cho vấn đề dự đoán và điều khiển hành vi cho ngôi nhà thông minh bằng việc kết hợp mô hình mạng nơ-ron và thuật toán Active Lezi. Các kết quả của bài báo chứng minh việc áp dụng thuật toán là khả thi và có tính ứng dụng cao trong tương lai.

Từ khóa - chuỗi thời gian; dự đoán; mạng truyền thẳng đa lớp; mô hình mạng tự động hồi quy phi tuyến; thuật toán Active Lezi.

Abstract - Automatic sensors/actuator systems are required more and more by users in smarthome applications. In the paper, we carry out a short-term and long-term prediction model based on artificial neural network for several parameters such as temperature, humidity, and light intensity. One of the most important problems of training the network is to give quick decisions. In order to implement a network which has a high convergence and a low training time, a survey of training functions for the neural network also is carried out. Furthermore, the combination of NARX network model and Active Lezi algorithm will bring about a new trend of forecasting and controlling behavior for smarthome applications. The results show that the application of the algorithm is feasible and will be more popular in the future.

Key words - time series; prediction; MLP network model; NARX network model; Active Lezi algorithm.

1. Đặt vấn đề

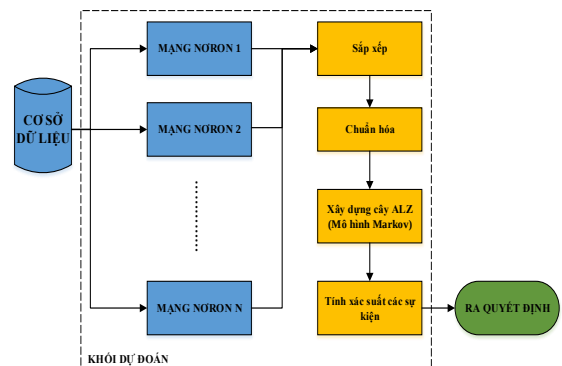
Mạng nơ-ron nhân tạo ra đời đã được ứng dụng rộng rãi trong xử lý các bài toán phức tạp trong thực tế, điển hình như trong các hệ thống dự báo như các mô hình dự báo thời tiết, mô hình dự báo các biến động thị trường [1]. Trong giới hạn không gian ngôi nhà, việc biết trước giá trị các thông số môi trường trong một khoảng thời gian nhất định giúp cho nó trở nên thật sự thông minh với khả năng tự động điều chỉnh các cơ chế chấp hành. Các nghiên cứu gần đây tập trung vào mô hình chuỗi thời gian, trong đó phổ biến nhất là sử dụng mạng nơ-ron truyền thẳng với cửa sổ trượt. Trong phạm vi bài báo này, chúng tôi giới thiệu mô hình dự đoán các tham số môi trường thu thập được từ mạng cảm biến trong nhà. Chúng tôi trình bày hai lựa chọn cho người sử dụng bao gồm (1) mạng nơ-ron truyền thẳng đa lớp MLP và (2) mô hình mạng nơ-ron tự động hồi quy phi tuyến NARX. Mô hình mạng thứ nhất này được biết đến như là một mạng học có giám sát vì nó đòi hỏi một đầu ra mong muốn để có thể thực hiện việc học. Mô hình mạng thứ hai cho việc đưa ra dự báo dài hạn theo bước nhảy theo chuỗi thời gian liên tục. Chúng tôi nhận thấy việc thực hiện nhiều lần thuật toán dự đoán với mạng nơ-ron gây tiêu tốn nhiều năng lượng và thời gian học. Mặt khác, với một số mẫu đã được tính toán qua một số lần học nhất định, ta có thể thực hiện bằng một số phương pháp học thống kê ít phức tạp hơn. Bởi vậy chúng tôi đề xuất một hướng mới cho việc dự đoán kết hợp mạng nơ-ron nhân tạo với thuật toán Active-Lezi. Như vậy, mô hình khối dự đoán đề xuất bao gồm 3 phần chính:

Phần 1: Dự đoán tham số trong ngôi nhà.

Phần 2: Xây dựng cây sự kiện ALZ theo mô hình

Markov bằng thuật toán Active-Lezi.

Phần 3: Tính toán xác suất các sự kiện theo thuật toán PPM.



Hình 1. Mô hình đề xuất toàn hệ thống

2. Mô hình mạng nơ-ron cho dự báo chuỗi thời gian

2.1. Mô hình chuỗi thời gian

Chuỗi thời gian là tập các vector tuần tự về mặt thời gian $x(t), t = 0, 1, \dots$, trong đó t là thời gian đã qua xét trong một khoảng thời gian nhất định. Khi đó, về mặt lý thuyết X là các giá trị được lấy mẫu một cách liên tục theo thời gian như nhiệt độ, độ ẩm hay cường độ sáng. Một cách tổng quát, mô hình đòi hỏi xác định ánh xạ $F: \mathbb{R}^N \rightarrow \mathbb{R}$ để tính toán một cách chính xác giá trị thông số X tại thời điểm $t+d$ từ các giá trị của N bước nhảy thời gian trước đó, như sau [2]:

$$x(t+d) = F(x(t), x(t-1), \dots, x(t-N+1)) \quad (1)$$

Khi $d=1$, giá trị quan sát ở thời điểm $t+1$ trong chuỗi thời gian này sẽ được đại diện bởi N giá trị của đối tượng trước đó, như sau:

$$x(t+1) = F(x(t), x(t+1), \dots, x(t-N+1)) \quad (2)$$

2.2. Mô hình mạng nơ-ron cho dự báo chuỗi thời gian

Mạng nơ-ron là mô hình xử lý dữ liệu hiệu quả với khả năng ghi nhận và xử lý các quan hệ dữ liệu vào/ra phức tạp. Mạng nơ-ron gồm ba phần, là lớp đầu vào, lớp ẩn và lớp đầu ra.

Tiền xử lý dữ liệu: Chuẩn hóa giúp giới hạn các giá trị đầu vào và giá trị mục tiêu sao cho chúng nằm trong khoảng $[0, 1]$ hoặc $[-1, 1]$.

Mô hình hóa mạng: Bao gồm khởi tạo các tham số, như số nơ-ron lớp đầu vào, lớp đầu ra, lớp ẩn.

Hàm kích hoạt của một nơ-ron, hay còn gọi là hàm chuyển, cho biết khả năng kích hoạt của nó và có tác động lớn đến kết quả của mạng. Hàm chuyển phi tuyến phổ biến trong mạng nơ-ron là hàm tangent và hàm sigmoid [3]. Các kỹ thuật huấn luyện thực hiện lặp đi lặp lại việc điều chỉnh trọng số, giá trị thiên lệch (bias) và xác định lại tổ hợp lỗi bình phương trung bình cho đến khi tối thiểu hóa tổ hợp lỗi này. Chúng ta chia các kỹ thuật này làm hai hướng chính: nhóm các kỹ thuật phỏng đoán và nhóm các kỹ thuật tối ưu hóa trị số [4].

Trong bài báo này chúng tôi khảo sát hai kiểu mô hình mạng đó là mạng đa lớp MLP (Multilayer Perceptron) và mô hình mạng tự động hồi quy phi tuyến với đầu vào ngoại sinh NARX (Nonlinear AutoRegressive model with eXogeneous inputs).

3. Kích bản dự đoán với mạng nơ-ron

3.1. Mạng truyền thẳng đa lớp MLP

Mô hình mạng MLP là mô hình mạng nơ-ron truyền thẳng được trình bày trong [5]. Mạng MLP với ba lớp: lớp đầu vào, một hoặc một vài lớp ẩn, và một lớp đầu ra. Mô hình này có hai đặc trưng [6] là: (1) mô hình xử lý sử dụng các phân tử phi tuyến, (2) phân lớn các kết nối nội xác định mối quan hệ chặt chẽ giữa các lớp.

Giả sử mô hình có m nơ-ron lớp ẩn và n nơ-ron lớp đầu vào. Hàm thể hiện mối quan hệ giữa đầu ra của mạng với đầu vào như sau [7]:

$$y = y(x, w) = \sum_{j=1}^m \left[w_j f \left(\sum_{i=1}^n w_{ij} x_i \right) \right] \quad (3)$$

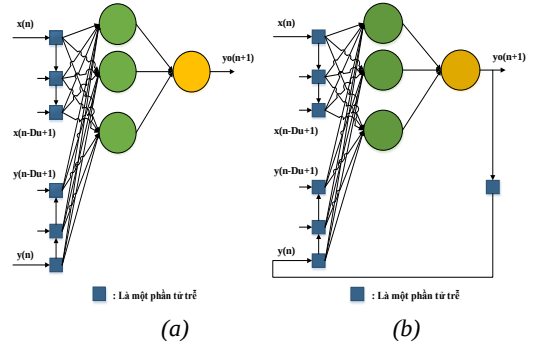
Trong đó, w_{ij} là các trọng số liên kết giữa các nơ-ron đầu vào với các nơ-ron lớp ẩn, w_j là trọng số liên kết các nơ-ron lớp ẩn với nơ-ron duy nhất ở lớp đầu ra. x_i là các giá trị đầu vào. Hàm f là hàm kích hoạt của các nơ-ron lớp ẩn, trong mô hình này chúng tôi sử dụng hàm **sigmoid**.

3.2. 3.2. Mô hình dự đoán dài hạn sử dụng mạng nơ-ron hồi quy tự động NARX

Mạng nơ-ron hồi quy được sử dụng để xây dựng mô hình dự đoán gồm có thêm các kết nối hồi tiếp từ các nơ-ron đầu ra tới lớp đầu vào mà đã ghi nhớ các giá trị dự đoán

trước đó. Trong trường hợp này, các tham số của mô hình dự đoán được xác định để tối thiểu hóa lỗi gây ra bởi khoảng $[t+1, t+h+1]$. Trong đó h là độ dài của phép dự đoán. Theo đó, mô hình tự động hồi quy phi tuyến với đầu vào ngoại sinh NARX được cho bởi [8]:

$$y(n) = f \begin{bmatrix} x(n-d_u), \dots, x(n-1) \\ y(n-d_y), \dots, y(n-1) \end{bmatrix} \quad (4)$$



Hình 2. Mô hình NARX sử dụng chế độ (a) chuỗi song song tuần tự (b) và song song

Trong đó $y(n)$ và $x(n)$ là đầu ra và đầu vào của mô hình mạng này, f là hàm phi tuyến cần được tính xấp xỉ.

Mạng NARX có thể được sử dụng trong hai chế độ cho bởi hình 2. Chế độ thứ nhất là chuỗi song song - tuần tự được mô tả bởi [8]:

$$\hat{y}(n+1) = \hat{f} \begin{bmatrix} x(n-d_u+1), \dots, x(n) \\ y(n-d_y+1), \dots, y(n) \end{bmatrix} \quad (5)$$

Trong đó $\hat{y}$ và $\hat{f}$ là đầu ra hàm được tính xấp xỉ.

Mô hình thứ hai là chế độ chuỗi song song. Trong chế độ này, chúng tôi sử dụng vòng lặp đóng để các đầu ra đã được dự đoán sẽ quay trở lại đầu vào của mạng để được huấn luyện lại. Mô hình loại này được mô tả bởi [8]:

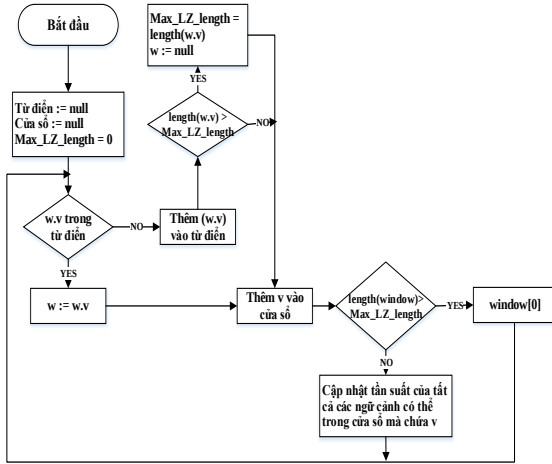
$$\hat{y}(n+1) = \hat{f} \begin{bmatrix} x(n-d_u+1), \dots, x(n-1), \\ \hat{y}(n-d_y+1), \dots, \hat{y}(n-1) \end{bmatrix} \quad (6)$$

Mô hình này phù hợp cho các mô hình biến đổi phi tuyến, đặc biệt là các hệ thống biến đổi theo chuỗi thời gian và điều khiển hệ thống.

4. Mô hình đề xuất

Họ thuật toán Lezi dựa trên cơ sở từ điển mà thực hiện việc phân tích chuỗi đầu vào " $x_1, x_2, \dots, x_i$ " thành các chuỗi con $c(i)$: " $w_1, w_2, \dots, w_{c(i)}$ " sao cho với mọi $j > 0$, tiền tố của chuỗi con w_j (tất cả các ký tự trừ ký tự cuối cùng) bằng chuỗi con w_i với $1 < i < j$. Thuật toán được đề xuất bởi Gopalratnam [11] quan tâm đến việc chia nhỏ luồng sự kiện trong một dãy đối tượng được quan sát bằng việc xây dựng cây ALZ. Do số lượng trạng thái đầu vào càng lớn, thông tin bị mất càng nhanh. Tác giả đã đưa ra giải pháp sử dụng cửa sổ trượt với một biến với chiều dài cửa sổ ở mỗi trạng thái bằng độ dài pha dài nhất k , được

xác định trong phân tích LZ78 [11] do cần thiết phải xây dựng cây theo mô hình Markov bậc k-1. Thuật toán xây dựng cây ALZ theo mô hình Markov được cho bởi hình 3. Để dự đoán sự kiện tiếp theo chúng ta thực hiện dựa trên cơ sở thuật toán dự đoán PPM (Prediction by Partial Match) [9]. Trong phương pháp này thu thập thông tin từ các mô hình bậc 1 đến bậc k để gán cho ký tự tiếp theo một giá trị xác suất. Cửa sổ ALZ đại diện cho tập các ngữ cảnh ALZ sử dụng để tính toán xác suất của ký tự tiếp theo. Trong mỗi pha, các ngữ cảnh được sử dụng tất cả các tiền tố của pha ngoại trừ chính cửa sổ đó.



Hình 3. Biểu đồ đề xuất thuật toán ALZ

5. Các kết quả đạt được

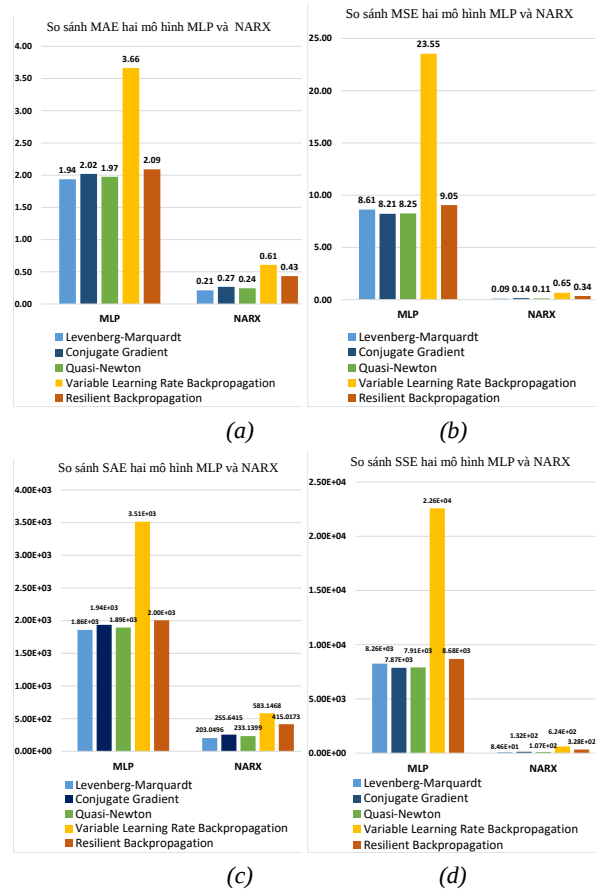
Nghiên cứu này mô tả sự so sánh giữa mô hình MLP và NARX, sử dụng MATLAB. Dữ liệu từ thu thập được bao gồm các tham số: nhiệt độ không khí, nhiệt độ nước, độ ẩm, và cường độ sáng. Giả sử, cứ 15 phút ta thu thập một mẫu giá trị cho mỗi tham số, như vậy trong 10 ngày, dữ liệu đầu vào gồm có 960 mẫu với mỗi đối tượng. Trong đó sử dụng 70% dữ liệu để huấn luyện 15% còn lại lấy làm dữ liệu thực tế để đánh giá và 15% để kiểm tra. Với mô hình NARX chúng tôi sử dụng đầu vào ngoại sinh, vì vậy chúng tôi lấy các mẫu ngoại sinh có tính chất theo mùa. Nếu sử dụng tập mẫu lấy từ 10 ngày thì phần tập mẫu trong 10 ngày tương ứng của năm trước được sử dụng như đầu vào ngoại sinh dùng để huấn luyện. Ngôi nhà thông minh dự đoán nơ-ron kết hợp sử dụng thuật toán chuỗi tuần tự được chia làm hai giai đoạn. Giai đoạn thứ nhất thực hiện dự đoán chuỗi thời gian sử dụng mạng nơ-ron cho một khoảng thời gian nhất định. Giai đoạn thứ hai, tập hợp các thông tin đã dự đoán được tại cùng một thời điểm trong ngày để thực hiện dự đoán sự kiện tiếp theo. Trong bài báo này, chúng tôi đưa ra một số tiêu chuẩn để quyết định lựa chọn phương pháp huấn luyện cũng như lựa chọn tham số khởi tạo cho các kịch bản huấn luyện. Trong đó, f_t , y_t lần lượt là kết quả dự đoán và giá trị thực tế đo được tại thời điểm t , $e_t = y_t - f_t$ là lỗi dự đoán tại thời điểm t , n là kích thước tập kiểm tra.

Lỗi tuyệt đối trung bình MAE:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |e_t|. \quad (7)$$

Sai số bình phương trung bình MSE:

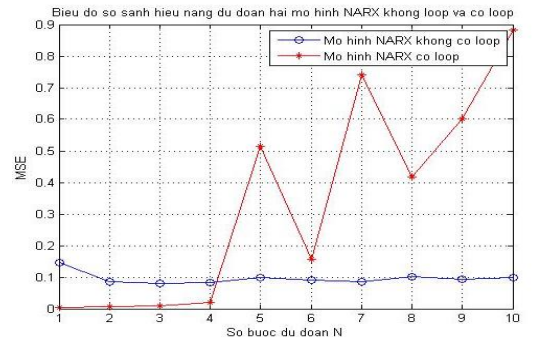
$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2. \quad (8)$$



Hình 4. Bảng so sánh các tham số đánh giá khi huấn luyện hai mô hình (a) MAE, (b) MSE, (c) SAE và (d) SSE

5.1. Kết quả huấn luyện sử dụng mạng MLP và NARX

Theo [15], nếu các tham số MAE và MSE dùng để đánh giá sai số trung bình của các kết quả đầu ra thì tổng sai số bình phương (SSE) và tổng sai số tuyệt đối (SAE) cho bởi (9) và (10) sẽ cho cái nhìn toàn cục về sai số của hệ thống:



Hình 5. So sánh sai số MSE trong hai mô hình NARX 10 bước thời gian

$$SSE = \sum_{t=1}^n e_t^2.$$
$$SAE = \sum_{t=1}^n |e_t|$$

(9)

(10)

Để đánh giá hai mô hình, chúng tôi thực hiện khảo sát việc huấn luyện cả hai mô hình này trên tập mẫu về nhiệt độ không khí. Các tham số đánh giá độ chính xác của phép dự đoán được cho bởi hình 4.

5.2. Kết quả dự đoán dài hạn với mạng NARX

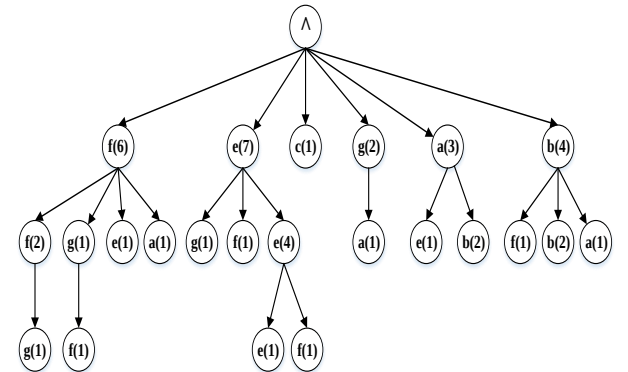
Mô hình NARX với thuật toán huấn luyện Levenberg-Marquardt. Kết quả thực hiện sử dụng mô hình NARX với 10 bước thời gian được cho bởi hình 5. Và kết quả các tham số lỗi trong trường hợp N bước thời gian cho bởi bảng 1. So sánh sự thay đổi của các tham số lỗi theo số bước thời gian dự đoán trong hai mô hình NARX có vòng lặp và không có vòng lặp. Mô hình NARX sử dụng vòng lặp luôn đem lại kết quả tốt hơn trong một số xác định bước thời gian, trước khi nó bắt đầu đem lại những kết quả kém chính xác hơn so với mô hình NARX không sử dụng vòng lặp khi dự đoán số bước thời gian lớn hơn. Kết quả trên cho thấy ngưỡng dự đoán phân biệt độ chính xác của hai mô hình tính từ lúc nó bắt đầu đảo chiều là N = 4.

Bảng 1. So sánh kết quả khi thực hiện dự đoán với mô hình NARX song song - nối tiếp

Số bước	MAE	MSE
N=2	0,2125	0,0882
N=4	0,2087	0,0917
N=6	0,2113	0,0958
N=8	0,2151	0,0915
N=10	0,2132	0,0966
N=15	0,2084	0,0837
N=30	0,2044	0,0868
N=45	0,2072	0,0878

5.3. Kết quả mô hình đề xuất

5.3.1. Chuẩn hóa các sự kiện



Hình 6. Cây Markov cho kịch bản 1

Chúng tôi thiết lập hai kịch bản dự đoán trong mô hình đề xuất như sau, các kết quả dự đoán đều được tính toán dựa trên mô hình NARX sử dụng thuật toán Levenberg-

Marquardt cho N = 3 bước thời gian và thời gian đảm bảo các cơ chế chấp hành thực hiện được nhiệm vụ của nó nhằm đáp ứng yêu cầu của người sử dụng. Giá trị các kết quả dự đoán đã được chuẩn hóa thành các ký tự theo các khoảng giá trị của mỗi đối tượng riêng biệt. Quy ước chuẩn hóa các giá trị của hai kịch bản được cho bởi bảng 2.

Bảng 2. Bảng chuẩn hóa sự kiện các khoảng nhiệt độ đo được

STT	Ngưỡng tham số		Ký tự
	Nhiệt độ phòng	Nhiệt độ nước	
1	20 < T ≤ 20,5	25 < T ≤ 30	a
2	20,5 < T ≤ 21	30 < T ≤ 35	b
3	21,5 < T ≤ 22	35 < T ≤ 40	c
4	22,5 < T ≤ 23	40 < T ≤ 45	d
5	23 < T ≤ 23,5	45 < T ≤ 50	e
6	24 < T ≤ 24,5	50 < T ≤ 55	f
7	24,5 < T ≤ 25	55 < T ≤ 60	g
8	25 < T ≤ 25,5	60 < T ≤ 65	h
9	25,5 < T ≤ 26	65 < T ≤ 70	i
10	26 < T ≤ 26,5	70 < T ≤ 75	j
11		75 < T ≤ 80	k
12		80 < T ≤ 85	l
13		85 < T ≤ 90	m
14		90 < T ≤ 95	n
15		95 < T ≤ 100	o

Kết quả vẽ cây sự kiện Markov cho hai kịch bản được cho bởi hình 6 và 7.

Kết quả gán xác suất sử dụng thuật toán PPM cho bởi bảng 3.

Bảng 3. Kết quả gán xác suất cho các sự kiện bằng thuật toán PPM

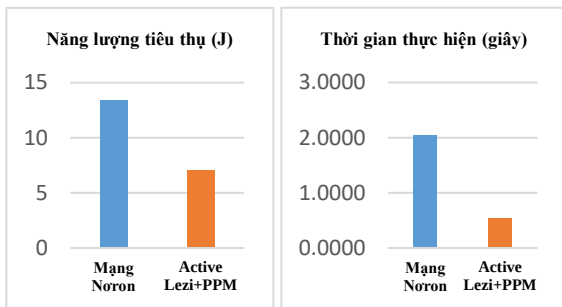
STT	Kịch bản 1		Kịch bản 2	
	Ký tự	Xác suất	Ký tự	Xác suất
1	g	0,5906	m	0,9236
2	f	0,1051	l	0,0208
3	e	0,1087	k	0,0278
4	c	0,0036	c	0,0069
5	a	0,0942	b	0,0069
6	b	0,0145	n	0,0139

Như vậy dựa vào bảng kết quả trên ta dễ dàng đưa ra dự đoán về sự kiện trong mẫu thời gian tiếp theo bằng cách quy đổi ký tự dự đoán được theo khoảng chuẩn hóa. Chúng tôi đã thực hiện đánh giá năng lượng thuật toán, sử dụng công cụ Joule meter, và thời gian thực hiện. Kết quả được

thể hiện như hình 8. Kết quả này có ý nghĩa quan trọng trong việc thực hiện lựa chọn mô hình thuật toán khi đưa lên các hệ thống thực tế.

5.4. Bàn luận

Trong ngữ cảnh thực hiện việc dự đoán các tham số trong phạm vi một ngôi nhà, các kết quả đạt được cho ta thấy mô hình NARX áp dụng trên lý thuyết chuỗi thời gian cho ta các kết quả chính xác một cách vượt trội so với mô hình mạng truyền thẳng truyền thống. Đặc biệt, với mô hình này, chúng ta có thể cải thiện độ chính xác của dự đoán bằng cách sử dụng nhóm các thuật toán huấn luyện tối ưu hóa trị số. Bên cạnh đó, việc lựa chọn chính xác thuật toán huấn luyện nào trong nhóm phụ thuộc vào các yếu tố như tính chất của tập mẫu, nhiều do các thông số biến đổi bất thường.



Hình 8. So sánh (a) năng lượng tiêu thụ và (b) thời gian thực hiện hai phương pháp

Mô hình NARX chúng tôi sử dụng cho ngôi nhà thông minh có một lợi thế là điều khiển chính xác số bước thời gian cần thiết phải dự đoán với các lựa chọn khác nhau của người dùng.

Với việc sử dụng thuật toán Active Lezi xây dựng cây sự kiện chuẩn hóa Markov, chúng ta tránh được việc xử lý một lượng cơ sở dữ liệu lớn trong ngôi nhà mà đã được thu thập từ mạng cảm biến không dây. Độ phức tạp của thuật toán này là nhỏ hơn nhiều so với việc xử lý trên mạng nơ-ron. Qua đó, thời gian xử lý cũng như năng lượng cần phải tiêu tốn cho việc thực hiện dự đoán cũng giảm một cách đáng kể so với mạng nơ-ron. Hơn nữa, việc sử dụng chuỗi sự kiện có điểm tương đồng về tính chất thời gian trong một số ngữ cảnh của ngôi nhà để học thói quen của con người đôi khi đem lại kết quả chính xác hơn.

Nhược điểm của phương pháp này khi thay thế việc xử

lý trong mạng nơ-ron, đó là tập các sự kiện bị giới hạn trong tập mẫu sự kiện đã diễn ra và đã được chuẩn hóa.

6. Kết luận và hướng phát triển

Bài báo lựa chọn sử dụng mạng nơ-ron với mô hình mạng NARX cho lý thuyết chuỗi thời gian cho ngôi nhà thông minh. Mô hình thuật toán chuỗi sự kiện sử dụng thuật toán Active Lezi đã được chúng tôi đề xuất như một hướng mới cho các bài toán dạng này. Trong bước tiếp theo chúng tôi sẽ cải tiến phương pháp cũng như khảo sát các ngữ cảnh phù hợp nhất cho ngôi nhà thông minh.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] P. Piccinini, S. Calderara, and R. Cucchiara, "Reliable smoke detection system in the domains of image energy and color", *15th International Conf. Image Processing*, 2008, pp.1376-1379.
- [2] M. D. Nemes, A. Butoi, "Data Mining on Romanian Stock Market Using Neural Networks for Price Prediction", *Infor. Econom.* 17(3), (2013) 125-136.
- [3] R. J. Frank, N. Davey, S. P. Hunt, "Time Series Prediction and Neural Networks", *J. Intelligent and Robotic Syst.*, 31(1-3), (2001) 99-103.
- [4] T. Chen, H. Chen, "Universal approximation to nonlinear operators by neural networks with arbitrary activation functions and its application to dynamical systems", *IEEE Trans. Neural Netw.*, 6(4), (1995) 911-917.
- [5] M. F. Moller, "A Scaled Conjugate Gradient Algorithm for Fast Supervised Learning", *Neural Netw.*, 6 (1993) 525-533.
- [6] A. K. Jain, J. Mao, K. M. Mohiuddin, "Artificial neural networks: A tutorial", *IEEE Comput.*, (1996) 31-44.
- [7] G. K. Erkam, "Using artificial neural network models in stock market index prediction", *Expert Syst. with Applications*, 38(8), (2011) 10389-10397.
- [8] A. Kémajou, L. Mba, P. Meukam, "Application of Artificial Neural Network for Predicting the Indoor Air Temperature in Modern Building in Humid Region", *British J. Applied Scie. & Technol.*, 2(1), (2012) 23-34.
- [9] J. M. P. Menezes, G. A. Barreto, "On recurrent neural networks for auto-similar traffic prediction: A performance evaluation", *2006 Interl' Telecom. Symp.*, (2006) 534-539.
- [10] M. Feder, N. Merhav, and M. Gutman, "Universal Prediction of Individual Sequences", *IEEE Trans. Infor. Theory*, 38(4), (1992) 1258-1270.
- [11] D. J. Cook, M. Huber, K. Gopalratnam, and E. Heierman, "Learning to Control a Smart Home Environment", *Innovative Applications of Artificial Intelligence*, (2003).
- [12] M. B. Ersin, "Improving forecasts of GARCH family models with the artificial neural networks: An application to the daily returns in Istanbul Stock Exchange", *Expert Syst. with Applications*, 36(4), (2009) 7355-7362.

(BBT nhận bài: 22/12/2016, hoàn tất thủ tục phản biện: 27/02/2017)