

## NHẬN DẠNG BIÊN ĐỘ VÀ GÓC PHA THÀNH PHẦN CƠ BẢN CỦA TÍN HIỆU ĐIỆN ÁP TRONG ĐO LƯỜNG HỆ THỐNG ĐIỆN

PHẠM QUỐC KHANH<sup>1</sup>, CHÂU MINH THUYỀN<sup>1</sup>, TRƯƠNG VIỆT ANH<sup>2</sup>, HỒ PHẠM HUY ÁNH<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Khoa Công Nghệ Điện, Đại học Công Nghiệp Tp Hồ Chí Minh.

<sup>2</sup>Khoa Điện Điện tử, Đại học Sư Phạm Kỹ Thuật Tp Hồ Chí Minh.

<sup>3</sup>Khoa Điện Điện tử, Đại học Bách Khoa Tp Hồ Chí Minh.

phamquockhanh@iuh.edu.vn

**Abstract.** Việc xác định biên độ và góc pha của điện áp và dòng điện là khâu quan trọng trong việc tính toán và điều khiển các thành phần hệ thống điện. Các phương pháp nhận dạng hàm phi tuyến thường được sử dụng trong trường hợp tần số hệ thống điện bị thay đổi. Nhằm nâng cao hơn nữa hiệu quả xác định biên độ và góc pha các tín hiệu đo lường được, bài báo đề xuất phương pháp nhận dạng các thông số này bằng thuật toán Gradient Descent thích nghi. Kết quả thu được có thời gian hội tụ và độ chính xác tốt hơn khi so sánh với phương pháp nhận dạng hàm phi tuyến bằng thuật toán Levenberg–Marquardt.

**Keywords.** Nhận dạng biên độ và góc pha, biến đổi Fourier, thuật toán Levenberg–Marquardt, thuật toán Gradient Descent

## IDENTIFICATION FOR AMPLITUDE AND ANGLE OF FUNDAMENTAL COMPONENTS OF POWER NETWORK VOLTAGE

**Abstract.** The determination of amplitude and angle fundamental components of power network voltage is key step in calculation and control electrical systems. Nonlinear function recognition methods are often used in case the power system frequency is changed. In order to further improve the efficiency of determining the amplitude and phase angle of the measured signals, the paper proposes a method to identify these parameters using an adaptive Gradient Descent algorithm. The obtained results have better convergence time and accuracy when compared with the nonlinear function recognition method by Levenberg – Marquardt algorithm.

**Keywords.** The determination of amplitude and angle, Fourier transform, Levenberg – Marquardt algorithm, Gradient Descent algorithm.

### 1 GIỚI THIỆU

Trong vấn đề giám sát và điều khiển hệ thống điện, nhằm đảm bảo cho hệ thống điện được ổn định và an toàn, việc xác định chính xác và nhanh chóng biên độ, tần số và góc pha tại các thanh cái là rất quan trọng. Đây là yêu cầu tiên quyết trong việc đóng điện hay kết nối các thành phần khác nhau trong hệ thống. Vì tầm quan trọng của nó, nhiều phương pháp xác định khác nhau được đề xuất và áp dụng trong thực tế vận hành.

Ban đầu, với các hệ thống điện nhỏ và đơn giản với điện áp được xem như hình sine chuẩn, việc xác định biên độ được thực hiện bằng việc chọn giá trị lớn nhất của hình sine và góc pha được xác định dựa trên thời điểm đi qua điểm không từ phía âm lên dương như định nghĩa của hàm sine. Tuy nhiên, nếu hệ thống xuất hiện các thành phần phi tuyến trong tải hay xuất hiện nhiễu thì phương pháp này trở nên không chính xác.

Nhằm nâng cao độ chính xác cho việc nhận dạng sóng sine tần số cơ bản này, các phương pháp lọc số và lọc tương tự được đề xuất. Các mạch lọc thông thấp kiểu tương tự LC, RC, LCL được áp dụng để loại bỏ thành phần hài bậc cao được đề xuất trong các mạch điện tử cơ bản. Tuy nhiên, khi sử dụng các mạch lọc tương tự do khó khăn trong xác định độ lệch pha tín hiệu sau lọc so với tín hiệu gốc đã làm giảm hiệu quả điều khiển của các mạch lọc này. Nhằm nâng cao khả năng đáp ứng của việc lọc nhiễu cao tần, các mạch lọc số được sử dụng trong điều khiển. Các bộ lọc sử dụng biến đổi Fourier [1], [2] và Fourier cải tiến [3] đã được áp dụng và loại bỏ triệt để hiện tượng trễ pha trong các bộ lọc tương tự. Tuy nhiên các bộ lọc này vẫn gặp phải vấn đề khó khăn đó là tần số tín hiệu thu được phụ thuộc vào tốc độ lấy mẫu. Nói cách khác, tần số tín hiệu thu được sau biến đổi là một dãy rời rạc các tần số được chọn sau thực hiện biến đổi

Fourier. Điều này gây nhiều khó khăn trong quá trình xác định chính xác chính xác tần số tín hiệu cần phân tích. Điều này dẫn đến việc không xác định chính xác biên độ tín hiệu thành phần tần số cơ bản.

Nhằm nâng cao hơn nữa độ chính xác trong nhận dạng biên độ, tần số và góc pha tín hiệu điện áp lưới, các phương pháp nhận dạng dựa trên bình phương cực tiểu được đề xuất và áp dụng [4]. Các phương pháp này mang lại hiệu quả cao hơn các phương pháp nhận dạng dựa trên Fourier do nó không bị giới hạn về dãy tần số điện áp. Các phương pháp nhận dạng dựa trên bình phương cực tiểu hàm phi tuyến Levenberg-Marquardt đã được viết thành code trong phần mềm Matlab [5] để hỗ trợ người dùng tốt hơn. Thuật toán Gradient Descent được ứng dụng để giải nhiều bài toán cực tiểu hàm phi tuyến khác nhau và được ứng dụng trong huấn luyện các mạng trí thông minh nhân tạo [6]–[10]. Ưu điểm của phương pháp này là cập nhật thường xuyên các kết quả thu được thông qua các kết quả thu được trước đó để nhanh chóng cho ra các kết quả chính xác mà không phải lam lại với các biến số khởi tạo ban đầu (quá trình tính toán thích nghi). Nhằm nâng cao hơn nữa độ chính xác và thời gian thực thi, bài báo đề xuất phương pháp nhận dạng thành phần tần số cơ bản dựa trên thuật toán Gradient Descent. Thuật toán này sẽ nhận dạng và cập nhật các thông số của thành phần cơ bản điện áp lưới qua mỗi vòng lặp. phương pháp được đề xuất sẽ nâng cao tính thích nghi của việc nhận dạng trước sự thay đổi nhanh tần số hệ thống điện. Các kết quả nhận được sau quá trình mô phỏng bằng phần mềm Matlab sẽ được phân tích và đánh giá trong cùng điều kiện mô phỏng với phương pháp bình phương cực tiểu hàm phi tuyến Levenberg-Marquardt để đánh giá giữa hai phương pháp trên.

## 2 NHẬN DẠNG THÔNG SỐ THÀNH PHẦN TẦN SỐ CƠ BẢN DỰA TRÊN PHƯƠNG PHÁP BÌNH PHƯƠNG CỰC TIỂU

### 2.1 Phương pháp bình phương cực tiểu

Trong toán học cũng như trong nhiều bài toán thực tế, ta thường gặp bài toán liên quan đến khảo sát các tính chất của hàm số hoặc tính giá trị của hàm số tại một giá trị cụ thể. Tuy nhiên, hàm số đang xét không phải lúc nào cũng được cho dưới dạng biểu thức giải tích mà có thể chỉ cho dưới dạng bảng thể hiện mối liên hệ giữa giá trị hàm số và giá trị đối số tại một số hữu hạn điểm. (Tức là cho biết là giá trị của hàm số ứng với đối số). Vấn đề là: Xác định biểu thức giải tích của hàm số từ bảng số liệu thu được từ thực tế hoặc thực nghiệm. Trong toán học thì có nhiều phương pháp giải quyết bài toán này như: Phương pháp nội suy, phương pháp bình phương bé nhất.

Giả sử hàm số được cho dưới dạng các cặp số và giả sử  $y = f(x)$  là biểu thức giải tích tương ứng cần tìm. Khi đó: Sai số giữa bảng số liệu và giá trị tính bằng biểu thức giải tích tại điểm  $x_i$  là:  $f(x_i) - y_i$

Trong phương pháp bình phương bé nhất, ta sẽ giả sử rằng đã biết dạng của biểu thức  $y = f(x)$ . Ta sẽ xác định các hệ số cụ thể của  $f(x)$  sao cho tổng bình phương các sai số tại  $x_i; i=1, \dots, n$  có kí hiệu là

$$S = \sum_{i=1}^n (f(x_i) - y_i)^2 \text{ đạt giá trị bé nhất.}$$

Ưu điểm của phương pháp bình phương bé nhất là khi cho biết càng nhiều cặp giá trị  $(x_i, y_i)$  thì độ chính xác của biểu thức  $y = f(x)$ . Nhược điểm của phương pháp này là phải biết trước dạng của biểu thức  $y = f(x)$ .

Tùy thuộc vào đặc tính của hàm  $y = f(x)$  mà người ta chia chúng thành hai dạng chính là hàm tuyến tính hay hàm phi tuyến. Trong luận văn, với mục đích đi tìm hàm sóng sine tại thành phần tần số danh định trên lưới để loại bỏ các thành phần hài bậc cao không cần thiết và sai số đo lường, phương pháp bình phương cực tiểu cho hàm phi tuyến được nghiên cứu sử dụng.

### 2.2 Phương pháp bình phương cực tiểu Levenberg-Marquardt

Gọi  $f$  là một hàm số có mối quan hệ với vector thông số  $p$  nhằm ước lượng một vector đo lường  $\hat{x} = f(p)$ . Một thông số dự đoán ban đầu  $p_0$  và một thông số đo lường  $x$  được cung cấp và nó mô tả cách tìm vector  $p^*$  thỏa mãn nhất mối liên hệ với hàm  $f$  như là tối thiểu hóa khoảng cách bình phương  $\varepsilon^T \varepsilon$  với  $\varepsilon = x - \hat{x}$ . Cốt lõi của thuật toán LM xấp xỉ tuyến tính đến hàm  $f$  trong mối quan hệ với  $p$ . Với

một giá trị đủ nhỏ  $\|\delta_p\|$ , xấp xỉ của chuỗi Taylor mở rộng được biểu diễn như sau:

$$f(p + \delta_p) \approx f(p) + J \cdot \delta_p \quad (1)$$

Với  $J$  là ma trận Jacobian  $\partial f(p) / \partial p$ . Giống như các phương pháp tối ưu khác, phương pháp LM là được lặp qua nhiều bước với điểm bắt đầu là  $p_0$ , phép lặp tạo ra một chuỗi các vector  $p_1, p_2, \dots$  hội tụ đến một cực tiểu địa phương  $p^+$  cho hàm  $f$ . Khi đó, tại mỗi bước lặp, yêu cầu phải tìm ra giá trị  $\delta_p$  nhằm tối thiểu hóa giá trị  $\|x - f(p + \delta_p)\| \approx \|x - f(p) - J \cdot \delta_p\| = \|\varepsilon - J \cdot \delta_p\|$ . Tìm kiếm  $\delta_p$  được dựa trên phương pháp bình phương cực tiểu tuyến tính. Cực tiểu đạt được khi  $J \cdot \delta_p - \varepsilon$  trực giao với ma trận  $J$ . Điều này dẫn đến  $J^T \cdot (J \cdot \delta_p - \varepsilon) = 0$ . Khai triển biểu thức này sẽ nhận được phương trình (2).

$$J^T \cdot J \cdot \delta_p = J^T \cdot \varepsilon \quad (2)$$

Ma trận  $J^T J$  trong phương trình (3) là xấp xỉ Hessian, một xấp xỉ của ma trận vi sai bậc hai. Phương pháp LM tính toán sự biến thiên nhỏ của phương trình (2) được xem như là phương trình chuẩn tắc gia tăng như thể hiện qua (3)

$$N \cdot \delta_p = J^T \cdot \varepsilon \quad (3)$$

Với các phần tử ngoài đường chéo của  $N$  phụ thuộc vào các phần tử của  $J^T J$  và các thành phần nằm trên đường chéo được tính bằng  $N_{ii} = \mu + [J^T J]_{ii}$  với  $\mu > 0$ . Chiến lược thay thế các thành phần đường chéo của  $J^T J$  được gọi là sự giảm và hệ số  $\mu$  được gọi là hệ số suy giảm. Nếu vector thông số được cập nhật  $p + \delta_p$  làm giảm sai số  $\varepsilon$ , việc cập nhật được chấp nhận và quy trình được lặp lại với việc giảm tiếp giá trị  $\mu$ . Ngược lại, hệ số  $\mu$  sẽ tăng lên, phương trình chuẩn tắc tăng được giải lại và quá trình lặp tiếp tục với một giá trị  $\delta_p$  giúp giảm sai số  $\varepsilon$  được tìm thấy. Phương trình (3) được giải lặp đi lặp lại nhiều lần với các giá trị khác nhau của  $\mu$  cho đến khi một cập nhật mới được chấp nhận và vector thông số đáp ứng được nguyên tắc của thuật toán LM.

Trong LM, hệ số suy giảm được điều chỉnh tại mỗi vòng lặp để đảm bảo giảm thiểu sai số  $\varepsilon$ . Nếu sai số được đặt tại giá trị khá lớn, ma trận  $N$  trong (3) gần như là một ma trận chéo và LM cập nhật các bước  $\delta_p$  gần như là hướng giảm nhiều nhất. Ngoài ra, biên độ của  $\delta_p$  cũng được giảm trong trường hợp này.

Thuật toán LM sẽ kết thúc khi có ít nhất một trong các điều kiện sau được thỏa mãn:

- Biên độ của  $\varepsilon^T \varepsilon$  trong phương trình (2) nhỏ hơn giá trị ngưỡng  $\varepsilon_1$  cho trước.
- Sự thay đổi của biên độ  $\delta_p$  nhỏ hơn giá trị  $\varepsilon_2$  cho trước.
- Số bước lặp lớn hơn số bước lặp nhiều nhất cho phép được đưa ra trước đó.

Vấn đề ứng dụng thuật toán LM trong lọc nhiễu, xác định biên độ và góc pha của tín hiệu đo lường đã được trình bày cụ thể trong [11]

### 3 NHẬN DẠNG THÔNG SỐ THÀNH PHẦN TẦN SỐ CƠ BẢN DỰA TRÊN THUẬT TOÁN GRADIENT DESCENT

Lọc nhiễu tín hiệu đo lường được hiểu là xác định chính xác các giá trị của thành phần một chiều và thành phần tần số danh định của tín hiệu. Nếu xem xét các thành phần hài bậc cao và sai số đo lường là nhiễu trong tín hiệu thì tín hiệu cần tìm sẽ được biểu diễn dưới dạng (4) và tín hiệu ghi nhận thực tế sẽ được biểu diễn như trong (5) với  $m$  là độ rộng biên độ nhiễu.

$$f(t) = U_0 + U_1 \cdot \sin(2\pi \cdot f_0 \cdot t + \varphi) \quad (4)$$

$$y(t) = U_0 + U_1 \cdot \sin(2\pi \cdot f_0 \cdot t + \varphi) + m \cdot \text{rand}[-1, 1] \quad (5)$$

Mục tiêu của lọc nhiễu là xác định các giá trị  $U_0; U_1; f_0; \varphi$  của hàm sóng sine  $f(t)$  sao cho chúng bám sát theo giá trị thực tế thu được. Gọi  $W = w_1, w_2, w_3, w_4$  là 4 trọng số cần phải tính toán để nhận dạng được sóng sine, phương trình (4) được viết lại dưới dạng (6) như sau :

$$f(t) = w_1 \cdot \sin(2\pi \cdot w_2 \cdot t + w_3) + w_4 \quad (6)$$

Mục tiêu là cực tiểu sai số giữa giá trị thực tế thu được và được biểu diễn theo (7) như sau:

$$F = \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} (y(t_i) - f(t_i))^2 \quad (7)$$

Theo thuật toán Gradient Descent, các trọng số được cập nhật qua mỗi vòng lặp dựa trên (8)

$$w_i^{k+1} = w_i^k - \eta \cdot \frac{\partial F}{\partial w_i} \quad (8)$$

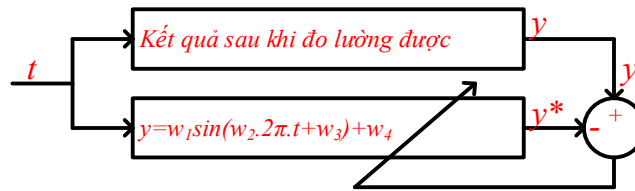
Với

$w_i^{k+1}$  là giá trị trọng số mới.

$w_i^k$  là giá trị trọng số trước đó.

$\eta$  là hệ số học.

$\frac{\partial F}{\partial w_i}$  là đạo hàm riêng của hàm mục tiêu theo từng trọng số.



Hình 1 Mô hình cập nhật thông số thích nghi theo Gradient Descent.

Khai triển (8) với từng trọng số, phương trình cập nhật các trọng số được thể hiện trong (9).

$$\begin{aligned} w_1^{k+1} &= w_1^k - \eta \cdot (y - y^*) \cdot \sin(w_2^k \cdot 2\pi \cdot t + w_3^k) \\ w_2^{k+1} &= w_2^k - \eta \cdot (y - y^*) \cdot \cos(w_2^k \cdot 2\pi \cdot t + w_3^k) \cdot t \\ w_3^{k+1} &= w_3^k - \eta \cdot (y - y^*) \cdot \cos(w_2^k \cdot 2\pi \cdot t + w_3^k) \\ w_4^{k+1} &= w_4^k - \eta \cdot (y - y^*) \end{aligned} \quad (9)$$

Như vậy, sau một số vòng lặp được thực thi, các giá trị trọng số được cập nhật để giá trị mô hình toán bám sát giá trị đầu ra của tín hiệu thực tế. Nếu có sự thay đổi của các giá trị hàm sine thì giá trị trọng số cũng được cập nhật nhanh chóng thông qua quá trình cập nhật trọng số liên tục theo mỗi vòng lặp.

Kết quả cuối cùng của thuật toán là các thông số của sóng sine (biểu thị qua các trọng số của mô hình thích nghi) được ghi nhận. Hay nói cách khác, các tín hiệu tức thời của các giá trị điện áp và dòng điện được lọc bỏ thành phần tần số cao và thể hiện dưới dạng hàm sine. Các giá trị sau chuyển đổi có thể được dùng trong tính toán số trong các biến đổi tiếp theo.

## 4 KẾT QUẢ MÔ PHỎNG

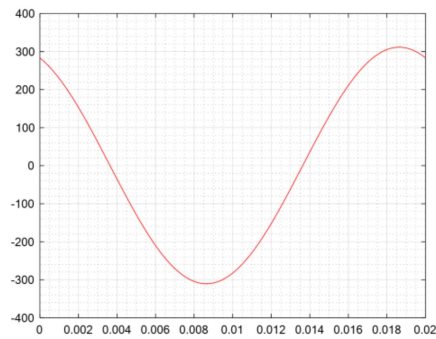
### 4.1 Kết quả xây dựng tín hiệu hình sine với các mức nhiễu khác nhau

Để đánh giá kết quả nhận dạng hàm sine dựa trên giải thuật Gradient Descent được đề xuất, một tín hiệu dạng sine có nhiễu được tạo ra để kiểm tra kết quả đạt được. Phương trình tín hiệu dạng sine được tạo ra theo phương trình (10) và việc thêm nhiễu được thực hiện như thể hiện trong phương trình (11) với A là tỉ lệ nhiễu biên độ được thêm vào. Sau quá trình mô phỏng các kết quả thu được thể hiện trong Hình 2 Các tín hiệu hình sine đi kèm nhiễu.

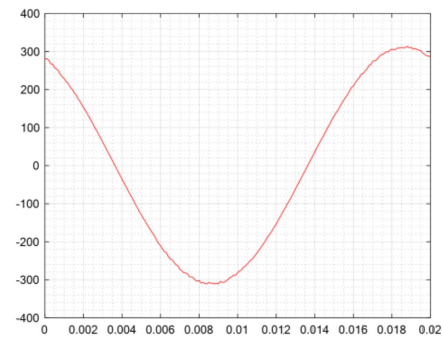
. Kết quả dạng sóng của tín hiệu hình sine được thêm vào được thể hiện như trong Hình 2 bên dưới.

$$y = 311 \cdot \sin(2\pi f \cdot t + 2) + 0.5 \quad (10)$$

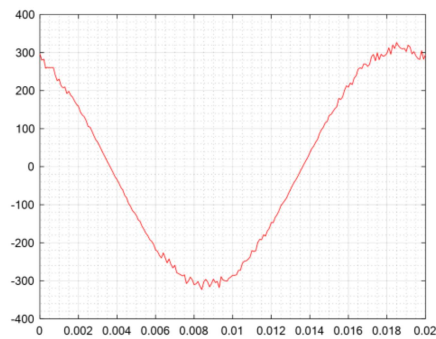
$$y = y \cdot (1 + A \cdot \text{rand} - 1) / 100 \quad (11)$$



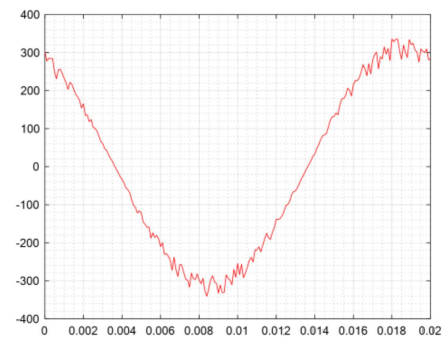
a. Tín hiệu không nhiễu



b. Tín hiệu nhiễu 1%



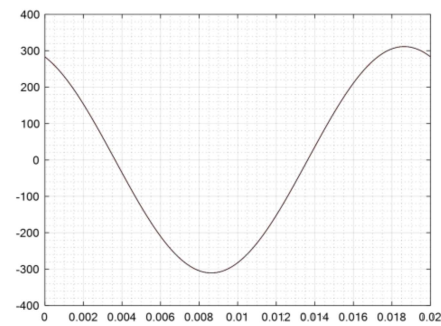
c. Tín hiệu nhiễu 5%



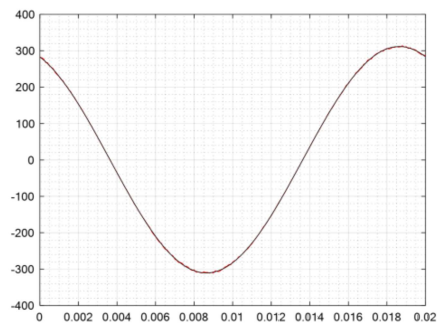
d. Tín hiệu nhiễu 10%

Hình 2 Các tín hiệu hình sine đi kèm nhiễu.

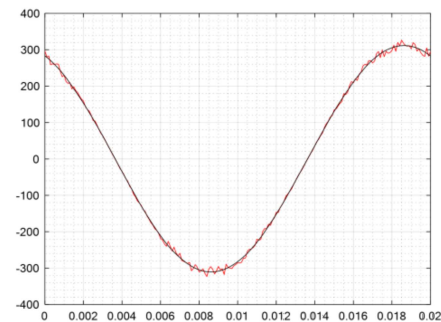
#### 4.2 Kết quả nhận dạng hình sine dựa trên thuật toán Gradient Descent.



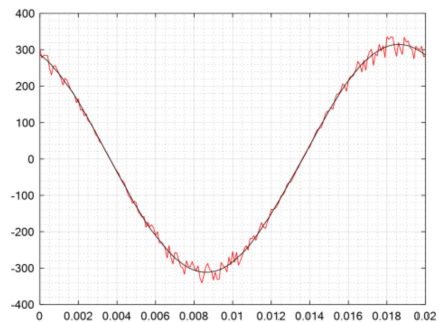
a. Tín hiệu không nhiễu



b. Tín hiệu nhiễu 1%



c. Tín hiệu nhiễu 5%



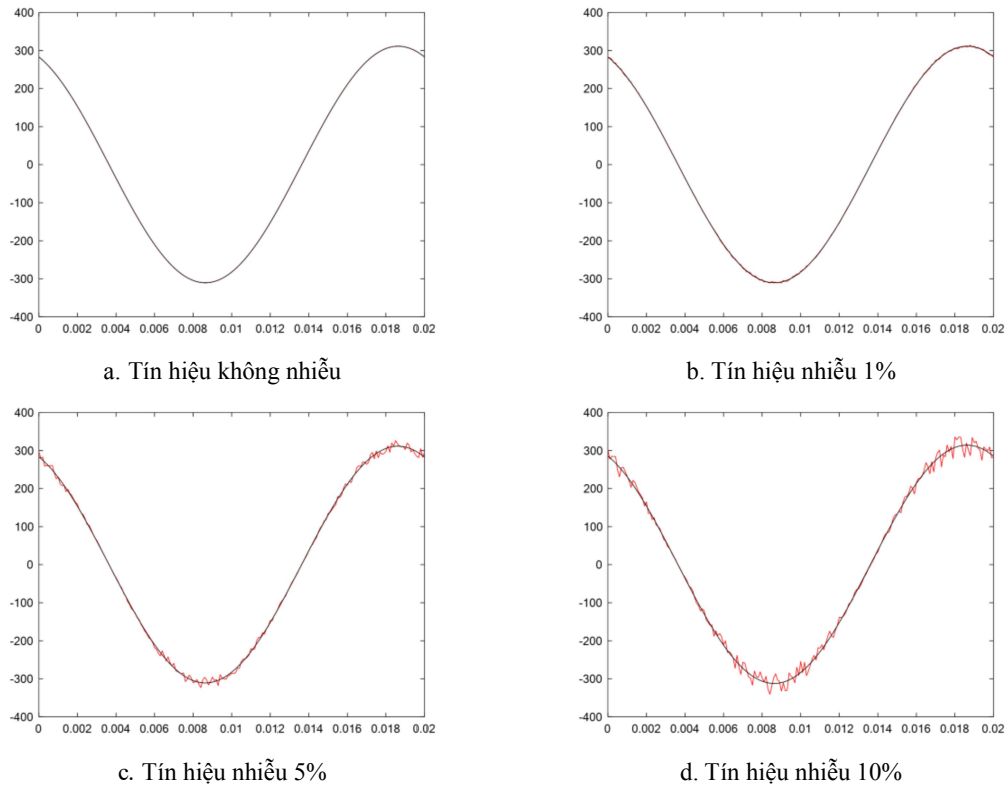
d. Tín hiệu nhiễu 10%

Hình 3 Kết quả nhận dạng sóng sine dựa trên Gradient Descent với các mức nhiễu khác nhau.

Kết quả nhận dạng hàm sine của các tín hiệu hình sine với mức độ nhiễu khác nhau trong một chu kỳ được thể hiện trong Hình 3. Qua kết quả thu được, một số nhận xét được đưa ra như sau:

- Khi không có sự tham gia của nhiễu trong đo lường thì kết quả nhận dạng và kết quả thực tế là hoàn toàn trùng khớp nhau. Điều này cho thấy hiệu quả nhận dạng rất tốt đối với các tín hiệu hình sine chuẩn.
- Khi có sự xuất hiện của nhiễu tín hiệu thì kết quả nhận dạng luôn bám sát tín hiệu có nhiễu khi nó luôn nằm trung tâm của tín hiệu có nhiễu. Điều này cho thấy hiệu quả lọc nhiễu của phương pháp được đề xuất là rất cao khi đã cực tiểu sai số giữa tín hiệu thực tế và tín hiệu nhận dạng được.

#### 4.3 Kết quả nhận dạng tín hiệu hình sine dựa trên thuật toán Levenberg-Marquardt.



Hình 4 Kết quả nhận dạng sóng sine dựa trên Levenberg-Marquardt với các mức nhiễu khác nhau

Qua kết quả nhận dạng cho thấy được phương pháp nhận dạng thành phần tần số cơ bản tín hiệu điện áp dựa trên thuật toán bình phương cực tiểu dựa trên Levenberg-Marquardt cũng cho ra kết quả tốt trong trường hợp có nhiễu và không có nhiễu. Tuy nhiên, để có thể nhận dạng chính xác hơn tần số thì thời gian lấy mẫu cần phải đủ dài. Điều này gây khó khăn cho công việc lấy mẫu số lượng lớn của các thiết bị đo và xử lý số liệu. Kết quả nhận dạng sóng sine dựa trên phương pháp Levenberg-Marquardt được thể hiện trong Hình 4.

Bảng số liệu tổng hợp các kết quả thu được thông qua hai giải thuật nhận dạng khác nhau được thể hiện trong Bảng 1 với GD là phương pháp Gradient Descent và LM là phương pháp Levenberg-Marquardt. Qua các kết quả nhận thấy rằng.

- Độ chính xác các thông số nhận dạng của phương pháp Gradient Descent cao hơn một chút so với phương pháp Levenberg-Marquardt. Dựa vào kết quả nhận dạng thu được, kết hợp với thông số chuẩn đã biết, các kết quả thu được về mặt số liệu dưới dạng đại số hay số liệu dưới dạng phần trăm (so với chuẩn) đều cho thấy rằng phương pháp Gradient Descent có độ chính xác cao hơn khi có sai số thấp hơn so với phương pháp Levenberg-Marquardt.
- Thời gian tính toán nhận dạng sóng sine dựa trên Gradient Descent nhanh hơn so với phương pháp Levenberg-Marquardt. Dựa trên thời gian tính toán cho cùng một số liệu, một hệ thống

máy tính và cùng một phần mềm thì cho thấy rằng phương pháp Gradient Descent tốn ít thời gian thực thi hơn phương pháp Levenberg-Marquardt. Các số liệu thời gian của mỗi phương pháp được thể hiện chi tiết trong từng trường hợp trong Bảng 1.

Bảng 1 Bảng số liệu kết quả nhận dạng sóng sine với giải thuật khác nhau.

Tín hiệu	Phương pháp thực hiện	Biên độ (V)	tần số (Hz)	góc pha (rad)	lệch DC (V)	thời gian tính toán (s)
không nhiễu	GD	311,005	49,999	2	0,504	0,301
	LM	310,977	49,995	2	0,511	0,557
	GD	0,002	0,002	0,004	0,814	
	LM	0,007	0,01	0,024	2,252	
nhiều 1%	GD	310,984	49,972	2,002	0,594	0,436
	LM	310,981	49,984	2,001	0,589	0,895
	GD	0,005	0,057	0,079	18,756	
	LM	0,006	0,031	0,038	17,769	
nhiều 5%	GD	311,076	50,011	2,001	0,475	0,43
	LM	311,182	50,04	1,999	0,359	0,8
	GD	0,024	0,022	0,04	4,979	
	LM	0,058	0,08	0,072	28,28	
nhiều 10%	GD	313,119	50,089	1,997	1,637	1,45
	LM	313,256	50,008	2,003	1	2,052
	GD	0,681	0,178	0,166	227,319	
	LM	0,725	0,016	0,127	100	

## 5 KẾT LUẬN

Bài báo đã đề xuất một phương pháp nhận dạng sóng sine mới cho điện áp hệ thống điện dựa trên nhận dạng thích nghi sử dụng thuật toán Gradient Descent. Các kết quả cho thấy phương pháp được đề xuất có thời gian thực thi nhanh và độ chính xác cao trong nhận dạng tín hiệu có nhiễu và không nhiễu khi so sánh với phương pháp nhận dạng dựa trên phương pháp Levenberg-Marquardt. Trong thời gian tới, nhóm nghiên cứu sẽ tiếp tục nghiên cứu sâu hơn về hệ số học và các giải pháp học khác để nâng cao hơn nữa hiệu quả của phương pháp nhận dạng được đề xuất.

## REFERENCES

- [1] L. N. Bhuyan and D. P. Agarval, "Performance Analysis of FFT Algorithms on Multiprocessor Systems," IEEE Trans. Softw. Eng., vol. SE-9, no. 4, pp. 512–521, Jul. 1983.
- [2] P. Duhamel and M. Vetterli, "Fast fourier transforms: A tutorial review and a state of the art," Signal Processing, vol. 19, no. 4, pp. 259–299, Apr. 1990.
- [3] G. Betta, M. D'Apuzzo, C. Liguori, and A. Pietrosanto, "An intelligent FFT-analyzer," IEEE Trans. Instrum. Meas., vol. 47, no. 5, pp. 1173–1179, 1998.
- [4] E. Engineering and E. Engineering, "Phase and frequency estimation for grid-connected inverters," J. Electr. Syst., vol. 14, no. 01, pp. 45–59, 2018.

- [5] “Solve nonlinear least-squares (nonlinear data-fitting) problems - MATLAB lsqnonlin.” [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/help/optim/ug/lsqnonlin.html;jsessionid=510732985b28fe6e076053792a4b>. [Accessed: 20-Jun-2019].
- [6] T. P. Lillicrap and A. Santoro, “Backpropagation through time and the brain,” *Curr. Opin. Neurobiol.*, vol. 55, pp. 82–89, Apr. 2019.
- [7] A. Sapkal and U. V. Kulkarni, “Modified Backpropagation with Added White Gaussian Noise in Weighted Sum for Convergence Improvement,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 143, pp. 309–316, 2018.
- [8] P. Baldi, “Gradient descent learning algorithm overview: a general dynamical systems perspective,” *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 6, no. 1, pp. 182–195, 1995.
- [9] H. Guo and S. B. Gelfand, “Analysis of gradient descent learning algorithms for multilayer feedforward neural networks,” *IEEE Trans. Circuits Syst.*, vol. 38, no. 8, pp. 883–894, 1991.
- [10] Hecht-Nielsen, “Theory of the backpropagation neural network,” in *International Joint Conference on Neural Networks*, 1989, pp. 593–605 vol.1.
- [11] Châu Vũ, “Định vị sự cố ngắn mạch trên đường dây truyền tải,” *ĐH SPKT TP HCM*, 2017.

*Ngày nhận bài: 12/09/2019*

*Ngày chấp nhận đăng: 17/02/2020*