

ĐẠI HỌC QUỐC GIA HÀ NỘI
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ

TRƯƠNG MINH CHÍNH

MỘT SỐ PHƯƠNG PHÁP
XỬ LÝ TÍN HIỆU TIỀN TIẾN HỖ TRỢ XỬ LÝ
TÍN HIỆU Y-SINH ĐƯỢC THU THẬP KHÔNG ĐẦY ĐỦ

Chuyên ngành: Kỹ thuật Viễn thông

Mã số: 9510302.02

TÓM TẮT LUẬN ÁN TIẾN SĨ CÔNG NGHỆ ĐIỆN TỬ -
VIỄN THÔNG

Hà Nội - 2018

MỞ ĐẦU

1. Bối cảnh nghiên cứu

Trong thời gian gần đây, xử lý tín hiệu thu thập không đầy đủ (như lấy mẫu nén và các ứng dụng, khôi phục vùng ảnh bị mất hoặc bị hư hại, khôi phục ma trận, ước lượng không gian con, v.v.) là vấn đề được quan tâm nghiên cứu nhiều bởi các nhà khoa học trên thế giới.

Vấn đề xử lý tín hiệu không đầy đủ xuất hiện khi 1) hoặc là chúng ta chủ động xử lý trên một khối lượng dữ liệu nhỏ hơn các phương pháp xử lý tiêu chuẩn; 2) hoặc là chúng ta không có được dữ liệu đầy đủ do lỗi của hệ thống thu tín hiệu hoặc lỗi kênh truyền.

Trong lĩnh vực xử lý tín hiệu y-sinh, vấn đề xử lý tín hiệu thu thập không đầy đủ đang được quan tâm nghiên cứu và có ứng dụng cho các kỹ thuật hỗ trợ chẩn đoán lâm sàng phổ biến như kỹ thuật tạo ảnh cộng hưởng từ (MRI) hay điện não đồ (EEG).

MRI là kỹ thuật tạo ảnh không can thiệp trực tiếp vào đối tượng được chụp. Trong những năm qua, kỹ thuật MRI đã có nhiều cải tiến nhằm nâng cao tốc độ tạo ảnh. Về mặt xử lý tín hiệu, có thể nâng cao tốc độ tạo ảnh MRI bằng cách áp dụng phương pháp lấy mẫu mới, ví dụ như phương pháp lấy mẫu nén (Compressed Sensing - CS), với số mẫu ít hơn so với các phương pháp lấy mẫu theo chuẩn Nyquist.

Tín hiệu điện não đồ bề mặt (*scalp EEG*, luận án chỉ quan tâm nghiên cứu tín hiệu EEG được thu bởi hệ thống điện cực trên bề mặt da đầu người được đo, gọi là EEG) là tín hiệu phản ánh hoạt động của não. Kỹ thuật thu EEG là kỹ thuật an toàn cho người được đo. Do nhu cầu xử lý tín hiệu EEG trong các miền khác nhau, hoặc khai thác thông tin từ các cơ sở dữ liệu khác nhau nên cấu trúc ten-xơ đã được sử dụng để lưu trữ và xử lý tín hiệu EEG.

Ten-xơ và các phép phân tích ten-xơ đã được phát triển và ứng dụng trong nhiều lĩnh vực. Phân tích phần tử song song (Canonical Polyadic - CP) là công cụ hữu ích cho tính toán với cấu trúc ten-xơ. Các nghiên cứu phân tích CP cho EEG nhằm mục đích xây dựng công cụ tính toán cho dữ liệu EEG, trích xuất thông tin từ dữ liệu EEG và khôi phục dữ liệu EEG. Khôi phục dữ liệu EEG là nghiên cứu trên đối tượng dữ liệu EEG không đầy đủ.

Từ những thực tế đó, luận án quan tâm nghiên cứu các giải thuật xử lý tín hiệu thu thập không đầy đủ, theo hướng như sau:

1. Nghiên cứu các giải thuật CS cho MRI;

2. Nghiên cứu các giải thuật CP cho EEG.

2. Tổng quan về các vấn đề nghiên cứu

Các phương pháp nâng cao tốc độ tạo ảnh MRI tập trung vào các hướng chủ yếu sau:

1. Cải tiến phương pháp kích thích và thu nhận tín hiệu.
2. Thay đổi phương pháp lấy mẫu nhằm hạn chế số lượng các chu kỳ thực hiện kích thích, thu tín hiệu so với các phương pháp truyền thống.

Những cải tiến về mặt vật lý bị hạn chế bởi các ràng buộc vật lý của khối vật liệu được chụp ảnh hoặc những ràng buộc vật lý trong máy MRI.

Trong MRI, tín hiệu thu được là tín hiệu trong không gian k , bản chất chính là biến đổi Fourier của tín hiệu ảnh, thường được lấy mẫu với tốc độ Nyquist, sau đó thực hiện biến đổi Fourier ngược để có được ảnh. Candes và các cộng sự đã xây dựng ảnh MRI có độ trung thực cao từ dữ liệu lấy mẫu không đầy đủ (*under sampling*) không gian k . Tiếp theo đó, Lustig và các cộng sự đã đề xuất và xây dựng phương pháp áp dụng CS cho MRI, gọi là CS-MRI. Trong CS-MRI, tín hiệu thu được là một phần của không gian k (có được từ quá trình lấy mẫu không đầy đủ không gian k một cách ngẫu nhiên). Quá trình khôi phục ảnh MRI là giải bài toán phi tuyến tính, với các ràng buộc liên quan đến bản chất của ảnh MRI, như tính chất thưa trong miền sóng con.

Phương pháp CS-MRI được xây dựng khá hoàn thiện về mặt cơ sở phương pháp luận, cơ sở toán học. Một nhược điểm của CS-MRI là quá trình lấy mẫu được xây dựng trên cơ sở ngẫu nhiên. CS trên cơ sở lấy mẫu ngẫu nhiên có lợi thế về chứng minh toán học, tuy nhiên lại khó thực hiện trong thực tế. Ngược lại, CS trên cơ sở lấy mẫu tất định có một số ưu điểm so với lấy mẫu nén ngẫu nhiên, như thời gian thực hiện, cấu trúc rõ ràng, tiết kiệm bộ nhớ, v.v.

Phát triển CS-MRI theo hướng xây dựng cơ sở lấy mẫu tất định, các công trình của nhóm nghiên cứu ở Trường Đại học Công nghệ, Đại học Quốc gia Hà Nội đã xây dựng phương pháp CCS-MRI, là phương pháp CS tất định trên cơ sở hệ hỗn loạn cho các kỹ thuật MRI khác nhau, bao gồm MRI truyền thống, MRI trải phổ và MRI song song.

Phương pháp CCS-MRI kế thừa về mặt phương pháp luận phương pháp CS-MRI, có kết quả tốt và dễ thực thi vì cơ sở lấy mẫu là tất định. Tuy nhiên, việc lấy mẫu dựa trên hệ hỗn loạn có tính chất thống kê như biến ngẫu nhiên Gauss dẫn đến sự linh hoạt trong việc lấy mẫu phù hợp với mật độ năng lượng không gian k bị hạn chế.

Các phương pháp CS-MRI và CCS-MRI đã giải quyết vấn đề lấy mẫu không liên kết. Tuy nhiên, các phương pháp này chưa kết hợp CS với một kỹ thuật MRI có tốc độ tạo ảnh cao, nhằm phát huy lợi thế giữa tăng tốc độ về vật

lý và tăng tốc độ về xử lý tín hiệu.

Từ thực tế như đã trình bày ở trên, việc tiếp tục nghiên cứu phát triển các giải thuật CS cho MRI là vấn đề cần thiết.

Đối với xử lý tín hiệu EEG, các nghiên cứu gần đây quan tâm nghiên cứu xử lý tín hiệu EEG nhiều chiều, dưới cấu trúc ten-xơ.

Phân tích CP được sử dụng để hỗ trợ tính toán, xử lý tín hiệu EEG dưới cấu trúc ten-xơ. Cho đến nay, các thuật toán phân tích CP cho EEG là các thuật toán xử lý chế độ khối với ưu điểm là độ chính xác cao, tuy nhiên thời gian xử lý của các thuật toán này là lớn và phụ thuộc vào kích thước của khối dữ liệu.

Việc xử lý tín hiệu EEG còn đối mặt với việc mất mát dữ liệu:

- Trong xử lý tín hiệu, tín hiệu từ kênh (hoặc khoảng thời gian) nào đó không được tin cậy và bị loại bỏ;
- Khi có một vài điện cực tiếp xúc không ổn định hoặc hỏng hóc kỹ thuật, dẫn đến không thu được tín hiệu từ các điện cực này;
- Do lỗi truyền tín hiệu trong hệ thống điều khiển dựa trên EEG.

Vì vậy, xử lý tín hiệu EEG không đầy đủ là cần thiết. Cho đến nay, chỉ có thuật toán phân tích CP tối ưu trọng số (CP-WOPT) thực hiện phân tích CP của tín hiệu EEG không đầy đủ. CP-WOPT cũng là thuật toán xử lý chế độ khối.

Các thuật toán phân tích CP mà luận án đề xuất được phát triển trên các thuật toán ước lượng không gian con trong trường hợp dữ liệu không đầy đủ. Thuật toán ước lượng song song sử dụng đệ quy bình phương tối thiểu (Parallel Estimation and Tracking by REcursive LEast Squares - PETRELS) là thuật toán ước lượng không gian con cho dữ liệu không đầy đủ có hiệu suất cao, luận án thực hiện các phát triển trên thuật toán này.

3. Vấn đề nghiên cứu

Những vấn đề nghiên cứu của luận án là:

- **Vấn đề #1:** Phát triển các giải thuật CS tất định trên cơ sở các hệ hỗn loạn để tăng tốc độ tạo ảnh MRI. Khi phát triển giải thuật CS tất định cho MRI, luận án quan tâm và giải quyết vấn đề 1) lấy mẫu linh hoạt với phân bố năng lượng không gian k và 2) kết hợp được những cải tiến trong lĩnh vực vật lý.
- **Vấn đề #2:** Phát triển các thuật toán ước lượng không gian con cho dữ liệu không đầy đủ, từ đó xây dựng giải thuật phân tích CP thích nghi cho ten-xơ, áp dụng cho xử lý EEG. Phân tích CP thích nghi sẽ đảm bảo thời gian thực hiện nhanh, thỏa mãn ràng buộc thời gian cho các ứng dụng trực tuyến. Mặt khác, phân tích CP cho dữ liệu không đầy đủ giải quyết vấn đề mất mát dữ liệu trong xử lý EEG.

4. Mục tiêu nghiên cứu

- **Mục tiêu chung:** Nghiên cứu phát triển các giải thuật xử lý tín hiệu hiện đại, giới hạn quan tâm đến CS và CP, để hỗ trợ xử lý tín hiệu y-sinh với tốc độ nhanh trong trường hợp tín hiệu được thu thập không đầy đủ.
- **Mục tiêu cụ thể:**
 1. Nghiên cứu phát triển giải thuật CS tất định cho MRI;
 2. Áp dụng CS tất định cho thu thập ảnh MRI nhanh;
 3. Nghiên cứu phát triển công cụ phân tích CP thích nghi cho dữ liệu không đầy đủ;
 4. Áp dụng phân tích CP thích nghi cho dữ liệu EEG không đầy đủ;

5. Hướng tiếp cận và phương pháp

1. Đối với vấn đề phát triển các giải thuật CS tất định trên cơ sở các hệ hỗn loạn để tăng tốc độ tạo ảnh MRI
Luận án tiếp cận hướng nghiên cứu CS dựa trên cơ sở các hệ hỗn loạn, áp dụng cho MRI. Mặt khác, luận án nghiên cứu giải thuật CS tất định trên cơ sở các hệ hỗn loạn cho phương pháp tạo ảnh cộng hưởng nhanh, đó là phương pháp tạo ảnh cộng hưởng từ tĩnh nhanh với biến đổi Fourier (SWEEP IMAGING WITH FOURIER TRANSFORMATION - SWIFT).
2. Đối với vấn đề phát triển các thuật toán ước lượng không gian con cho dữ liệu không đầy đủ, từ đó xây dựng phương pháp phân tích CP thích nghi cho ten-xơ, áp dụng đối với xử lý tín hiệu EEG
 - Luận án tập trung nghiên cứu nhằm phát triển thuật toán ước lượng không gian con từ thuật toán PETRELS;
 - Phát triển thuật toán phân tích CP thích nghi cho ten-xơ bậc 3 đối với dữ liệu không đầy đủ từ thuật toán phân tích CP thích nghi của Nion và các cộng sự.
 - Luận án tìm hiểu mô hình dữ liệu và áp dụng phù hợp cho các thuật toán phân tích CP thích nghi đề xuất.

6. Nội dung nghiên cứu

Luận án tập trung nghiên cứu phát triển những nội dung sau:

1. Phát triển giải thuật CS tất định trên cơ sở các hệ hỗn loạn cho MRI;
2. Đề xuất kết hợp CS tất định với phương pháp MRI hiện đại, nhằm phát huy lợi thế về mặt vật lý và về mặt xử lý tín hiệu;
3. Phát triển các thuật toán ước lượng không gian con cho dữ liệu không đầy đủ;

4. Xây dựng thuật toán phân tích CP thích nghi cho ten-xơ bậc 3 có hai chiều cố định và một chiều tăng theo thời gian;
5. Áp dụng phân tích CP thích nghi cho dữ liệu EEG không đầy đủ.

7. Phạm vi và giới hạn nghiên cứu

Luận án tập trung nghiên cứu các vấn đề trong giới hạn sau:

- Đối với CS tất định: Phát triển CS tất định trên các hệ hỗn loạn;
- Đối với MRI: Xử lý đối với ảnh MRI 2 chiều;
- Đối với phân tích CP thích nghi và ước lượng không gian con: Giới hạn nghiên cứu không gian con có số chiều thấp và thay đổi chậm;
- Đối với mô hình mất mát dữ liệu: Ngẫu nhiên.

8. Đóng góp chính của luận án

Các đóng góp chính của luận án là:

1. Phát triển các giải thuật CS tất định cho MRI và xây dựng mô hình kết hợp CS cho phương pháp cải tiến trong MRI;
2. Phát triển phương pháp ước lượng không gian con cho dữ liệu không đầy đủ; trên cơ sở đó, xây dựng thuật toán phân tích CP thích nghi cho ten-xơ bậc 3 và áp dụng cho xử lý dữ liệu EEG không đầy đủ.

9. Bố cục luận án

Cấu trúc và nội dung của luận án như sau:

- Phần mở đầu: Trình bày tổng quan về vấn đề nghiên cứu, những hạn chế của các công trình nghiên cứu trước và hướng nghiên cứu của luận án;
- Chương 1 [Cơ sở]: Chương này trình bày các cơ sở cho 2 vấn đề nghiên cứu của luận án, bao gồm 1) cơ sở về phương pháp CS, kỹ thuật MRI và các phương pháp áp dụng CS cho MRI; 2) cơ sở về ước lượng không gian con cho dữ liệu không đầy đủ, thuật toán phân tích CP thích nghi và biểu diễn tín hiệu EEG dưới cấu trúc ten-xơ bậc 3;
- Chương 2 [CS tất định cho MRI]: Chương này trình bày những đề xuất của luận án về các giải thuật CS tất định áp dụng cho MRI;
- Chương 3 [Phân tích CP thích nghi cho EEG]: Chương này trình bày những đề xuất của luận án về các thuật toán mới cho ước lượng không gian con đối với dữ liệu không đầy đủ và thuật toán phân tích CP thích nghi cho ten-xơ bậc 3, áp dụng vào xử lý tín hiệu EEG;
- Chương kết luận: Chương này trình bày các kết luận của luận án và hướng phát triển tiếp theo.

CHƯƠNG 1.

CƠ SỞ VỀ ỨNG DỤNG PHƯƠNG PHÁP LẤY MẪU NÉN CHO TẠO ẢNH CỘNG HƯỞNG TỪ NHANH VÀ PHÂN TÍCH PHẦN TỬ SONG SONG CHO TÍN HIỆU ĐIỆN NÃO ĐỒ

1.1. Giới thiệu

Chương này trình bày những vấn đề cơ sở của phương pháp CS tắt định áp dụng cho MRI và phương pháp phân tích CP thích nghi trên cơ sở ước lượng không gian con. Mục 1.2 trình bày những nội dung cơ bản của CS; mục 1.3 trình bày nội dung cơ bản của kỹ thuật MRI và phương pháp tạo ảnh cộng hưởng từ tính nhanh, SWIFT; mục 1.4 trình bày một số tính chất của hệ hỗn loạn mà luận án sẽ sử dụng; mục 1.5 trình bày về các phương pháp CS cho MRI, bao gồm phương pháp CS-MRI và phương pháp CCS-MRI; mục 1.6 trình bày về phương pháp phân tích CP thích nghi cho ten-xơ bậc 3 và thuật toán ước lượng không gian con cho dữ liệu không đầy đủ, PETRELS; mục 1.7 trình bày về việc xử lý tín hiệu EEG với cấu trúc ten-xơ bậc 3.

1.2. Phương pháp lấy mẫu nén

CS là phương pháp lấy mẫu mới, cho phép tái tạo tín hiệu từ số lượng các mẫu ít hơn so với số lượng mẫu theo tốc độ Nyquist. Phương pháp CS dựa trên hai nguyên tắc, đó là tính thưa thớt (*sparsity*) và tính không liên kết (*incoherence*). CS bao gồm hai quá trình: Quá trình lấy mẫu không đầy đủ và quá trình khôi phục tín hiệu bằng cách giải bài toán tối ưu. CS có thể áp dụng thành công với tín hiệu thưa hoặc tín hiệu có thể nén.

1.2.1. Tín hiệu thưa và tín hiệu có thể nén

1.2.1.1. Biểu diễn tín hiệu

1.2.1.2. Tín hiệu thưa

1.2.1.3. Tín hiệu có thể nén

1.2.2. Mô hình lấy mẫu tín hiệu trong phương pháp lấy mẫu nén

Mô hình lấy mẫu tín hiệu $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^N$ như sau: $\mathbf{y} = \Phi\mathbf{x}$, trong đó Φ , kích thước $M \times N$, là ma trận lấy mẫu. \mathbf{y} được gọi là độ đo.

Nếu \mathbf{x} có biểu diễn thưa qua cơ sở Ψ , ta có $\mathbf{y} = \Phi\mathbf{x} = \Phi\Psi\mathbf{c} = \Theta\mathbf{c}$, trong đó Ψ , kích thước $N \times N$, được gọi là ma trận làm thưa.

Ma trận Φ được thiết kế để có thể giảm số chiều của \mathbf{y} (tức là giá trị M) càng nhỏ càng tốt sao cho từ véc-tơ độ đo \mathbf{y} , ta có thể khôi phục tín hiệu \mathbf{x} .

1.2.2.1. Tính chất đẳng cự giới hạn

1.2.2.2. Sự không liên kết

Để có thể khôi phục thành công tín hiệu, người ta thường thiết kế Φ sao cho độ liên kết nhỏ hoặc là Θ thỏa mãn tính chất đẳng cự giới hạn.

1.2.3. Khôi phục tín hiệu trong phương pháp lấy mẫu nén

Bài toán khôi phục tín hiệu trong CS được tóm tắt là: Từ độ đo y và các ma trận Φ , Ψ , ta phải khôi phục c một cách chính xác hoặc xấp xỉ.

1.3. Kỹ thuật tạo ảnh cộng hưởng từ

1.3.1. Nguyên lý thu tín hiệu cộng hưởng từ

1.3.2. Nguyên lý và phương trình tạo ảnh

Gọi \mathbf{m} là véc-tơ ảnh MRI, ν là véc-tơ chứa các giá trị $\nu(k_x, k_y)$ thuộc không gian k , \mathcal{F} là toán tử biến đổi Fourier, phương trình tạo ảnh là $\nu = \mathcal{F}(\mathbf{m})$.

1.3.3. Phương pháp tạo ảnh cộng hưởng từ tĩnh nhanh

Phương pháp SWIFT có phương trình tạo ảnh như là áp dụng một điều chế bởi xung hyper secant (HSn) lên ảnh trước khi biến đổi Fourier, $\nu = \mathcal{F}(\mathbf{Hm})$, trong đó \mathbf{H} là ma trận đường chéo, thực hiện điều chế ảnh bởi xung HSn.

1.4. Một số tính chất của hệ hỗn loạn

1.4.1. Hệ logistic

1.4.2. Tạo dãy tất định có tính chất của phân bố Gauss

1.4.3. Tạo dãy tất định có tính chất của phân bố Bernoulli hoặc phân bố đều

Từ chuỗi logistic, chúng ta có thể tạo ra dãy có phân bố Gauss, phân bố Bernoulli hoặc phân bố đều.

1.5. Áp dụng phương pháp lấy mẫu nén cho tạo ảnh cộng hưởng từ nhanh

1.5.1. Cơ sở của việc áp dụng CS cho MRI

1.5.1.1. Cơ sở phương pháp luận

1.5.1.2. Cơ sở thực nghiệm

1.5.1.3. Cơ sở khoa học

1.5.2. Áp dụng CS cho MRI: Phương pháp lấy mẫu nén ngẫu nhiên

1.5.2.1. Quá trình lấy mẫu

Mẫu thu được là $\nu = \mathcal{F}_u(\mathbf{m})$, trong đó \mathcal{F}_u là toán tử lấy mẫu không đầy đủ không gian k . Quá trình lấy mẫu được thực hiện ngẫu nhiên, kết hợp với phân bố năng lượng không gian k hoặc kết hợp với hàm trải điểm chuyển đổi.

1.5.2.2. Quá trình khôi phục ảnh

CS-MRI khôi phục ảnh bằng phương pháp gradien liên hợp phi tuyến (NCG).

1.5.3. Áp dụng CS cho MRI: Phương pháp lấy mẫu nén hỗn loạn

Các phương pháp CCS-MRI sử dụng cơ sở lấy mẫu tắt định, áp dụng cho các kỹ thuật MRI khác nhau. Thuật toán 1.1 trình bày phương pháp CS tắt định cho MRI, phương pháp này còn có thể sử dụng cho MRI trải phổ.

Thuật toán 1.1: CS tắt định cho MRI

Bước 1: Tạo các giá trị k_x (hoặc k_y) theo chuỗi tắt định có phân bố Gauss, số lượng các giá trị k_x và k_y tùy thuộc vào tỷ số nén;

Bước 2: Xác định tọa độ trong không gian k bởi các giá trị k_x và k_y được chọn và lưu giữ như là “mặt nạ”;

Bước 3: Thu dữ liệu không gian k dựa vào “mặt nạ” đã được thiết lập trong bước 2, tạo nên độ đo ν ;

Bước 4: Khôi phục ảnh sử dụng thuật toán NCG.

1.6. Bài toán phân tích CP thích nghi cho ten-xơ bậc 3

1.6.1. Phân tích CP cho ten-xơ bậc 3

- Ten-xơ hạng 1 (*rank-one tensor*): $\mathcal{X} \in \mathbb{R}^{I \times J \times K}$ được gọi là ten-xơ hạng 1 nếu \mathcal{X} có thể được viết dưới dạng tích ngoài của 3 véc-tơ, $\mathcal{X} = \mathbf{a} \circ \mathbf{b} \circ \mathbf{c}$, trong đó $\mathbf{a} \in \mathbb{R}^{I \times 1}$, $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^{J \times 1}$, $\mathbf{c} \in \mathbb{R}^{K \times 1}$; có nghĩa là $x_{ijk} = a_i b_j c_k$.
- Luận án sử dụng cách biểu diễn ten-xơ $\mathcal{X} \in \mathbb{R}^{I \times J \times K}$ theo 3 ma trận $\mathbf{X}^{(1)} \in \mathbb{R}^{I \times K \times J}$, $\mathbf{X}^{(2)} \in \mathbb{R}^{J \times I \times K}$, $\mathbf{X}^{(3)} \in \mathbb{R}^{K \times J \times I}$ như sau: $\mathbf{X}_{(i-1)K+k,j}^{(1)} = x_{ijk}$, $\mathbf{X}_{(j-1)I+i,k}^{(2)} = x_{ijk}$, $\mathbf{X}_{(k-1)J+j,i}^{(3)} = x_{ijk}$.

Định nghĩa 1.1. Phân tích phân tử song song của ten-xơ $\mathcal{X} \in \mathbb{R}^{I \times J \times K}$ là phân tích ten-xơ \mathcal{X} dưới dạng tổng của số lượng ít nhất các ten-xơ hạng 1, như sau: $\mathcal{X} = \sum_{r=1}^R \mathbf{a}_r \circ \mathbf{b}_r \circ \mathbf{c}_r$, trong đó \mathbf{a}_r , \mathbf{b}_r , \mathbf{c}_r lần lượt là cột thứ r của các ma trận thành phần $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{I \times R}$, $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{J \times R}$, $\mathbf{C} \in \mathbb{R}^{K \times R}$; R được gọi là hạng của ten-xơ.

Với cách biểu diễn ma trận $\mathbf{X}_{(i-1)K+k,j}^{(1)} = x_{ijk}$ như trên, ta có quan hệ $\mathbf{X}^{(1)} = (\mathbf{A} \odot \mathbf{C}) \mathbf{B}^T$, trong đó \odot là tích Khatri-Rao.

1.6.2. Thuật toán phân tích CP thích nghi cho ten-xơ bậc 3

Ten-xơ bậc 3 có hai chiều I và K cố định và chiều $J(t)$ tăng theo thời gian. Tại các điểm thời gian, các slice mới được thêm vào ten-xơ ($J(t) = J(t-1) + 1$). Yêu cầu đặt ra là phân tích CP cho ten-xơ.

Nion và các cộng sự đã đề xuất thuật toán phân tích CP thích nghi cho ten-xơ bậc 3, $\mathcal{X}(t) \in \mathbb{R}^{I \times J(t) \times K}$ được tóm tắt trong thuật toán 1.3.

Thuật toán 1.3: Thuật toán phân tích CP thích nghi

Đầu vào:

$\mathbf{A}(t-1), \mathbf{B}(t-1), \mathbf{C}(t-1)$ \triangleright Các ma trận thành phần tại thời điểm $(t-1)$

$\mathbf{x}(t)$ \triangleright Dữ liệu tại thời điểm t

Đầu ra:

$\mathbf{A}(t), \mathbf{B}(t), \mathbf{C}(t)$ \triangleright Các ma trận thành phần tại thời điểm t

Bước 1: Giả thiết $\mathbf{W}(t) \approx \mathbf{W}(t-1)$, ước lượng $\mathbf{b}^T(t)$ lần đầu

$$\mathbf{b}^T(t) = \mathbf{W}^\dagger(t-1)\mathbf{x}(t)$$

Bước 2: Ước lượng $\mathbf{W}(t)$

Bước 3: Ước lượng $\mathbf{A}(t)$ và $\mathbf{C}(t)$ từ $\mathbf{W}(t)$

Bước 4: Cập nhật lại $\mathbf{b}^T(t)$ và $\mathbf{B}(t)$

$$\mathbf{b}^T(t) = \mathbf{W}^\dagger(t)\mathbf{x}(t) \quad \triangleright (\cdot)^\dagger \text{ là giả nghịch đảo của } (\cdot)$$

$$\mathbf{B}^T(t) = [\mathbf{B}^T(t-1) \quad \mathbf{b}^T(t)]$$

Nếu $\mathbf{x}(t)$ thuộc một không gian con, bước 1 và bước 2 trong thuật toán 1.3 chính là ước lượng không gian con. Bước 3 thực hiện ước lượng $\mathbf{A}(t)$ và $\mathbf{C}(t)$ từ $\mathbf{W}(t)$, thỏa mãn $\mathbf{A}(t) \odot \mathbf{C}(t) = \mathbf{W}(t)$.

1.6.3. Ước lượng không gian con cho các quan sát không đầy đủ

1.6.3.1. Bài toán ước lượng không gian con cho dữ liệu không đầy đủ

Giả sử rằng, tại thời điểm τ , dữ liệu $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^M$ được tạo thành theo mô hình $\mathbf{x}(\tau) = \mathbf{U}(\tau)\mathbf{a}(\tau) + \mathbf{n}(\tau)$, trong đó các cột của ma trận $\mathbf{U}(\tau) \in \mathbb{R}^{M \times r(\tau)}$ sinh ra không gian con với số chiều thấp, $\mathbf{n}(\tau)$ là nhiễu Gauss. Giá trị $r(\tau)$ được giả thiết là không biết chính xác tại thời điểm τ , thay đổi chậm theo thời gian và luôn nhỏ hơn một giá trị r .

Với dãy dữ liệu không đầy đủ trong thời gian t , $\{(\mathbf{y}(\tau), \mathbf{p}(\tau))\}_{\tau=1}^t$, trong đó $\mathbf{p}(\tau) = [p_1(\tau), p_2(\tau), \dots, p_M(\tau)]^T$ là véc-tơ quan sát, $\mathbf{y}(\tau) = \mathbf{p}(\tau) * \mathbf{x}(\tau) = \mathbf{P}(\tau)\mathbf{x}(\tau)$, thuật toán ước lượng không gian con cho đầu ra tại thời điểm t : Thứ nhất là ma trận $\mathbf{W}(t)$ có số chiều là $M \times r$; thứ hai là hệ số tại thời điểm t tương ứng $\mathbf{a}(t)$, từ đó ước lượng của $\mathbf{x}(t)$ được xác định là $\hat{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{W}(t)\mathbf{a}(t)$.

1.6.3.2. Thuật toán PETRELS

Thuật toán PETRELS là thuật toán ước lượng song song sử dụng đệ quy bình phương tối thiểu, chi tiết trong thuật toán 1.4.

Thuật toán 1.4: Thuật toán PETRELS

Đầu vào:

$\{(\mathbf{y}(\tau), \mathbf{P}_\tau)\}_{\tau=1}^t, \mathbf{y}_\tau \in \mathbb{R}^M, \mathbf{P}_\tau \in \mathbb{R}^{M \times M} \quad \triangleright$ Dữ liệu và ma trận quan sát

Đầu ra:

$\mathbf{H}(t), \mathbf{a}(t) \quad \triangleright$ Ước lượng không gian con và hệ số

Khởi tạo: $\mathbf{H}(0)$ ngẫu nhiên; $\mathbf{R}_m^\dagger(0) = \delta \mathbf{I}_r$

for $\tau = 1, 2, \dots$ **do**

$$\mathbf{a}(\tau) = [\mathbf{W}^T(\tau - 1)\mathbf{P}(\tau)\mathbf{W}(\tau - 1)]^\dagger \mathbf{W}^T(\tau - 1)\mathbf{y}(\tau)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(\tau) = \mathbf{W}(\tau - 1)\mathbf{a}(\tau)$$

for $m = 1, 2, \dots, M$ **do**

$$\gamma_m(\tau) = 1 + \lambda^{-1}\mathbf{a}^T(\tau)\mathbf{R}_m^\dagger(\tau - 1)\mathbf{a}(\tau)$$

$$\mathbf{v}_m(\tau) = \lambda^{-1}\mathbf{R}_m^\dagger(\tau - 1)\mathbf{a}(\tau)$$

$$\mathbf{R}_m^\dagger(\tau) = \lambda^{-1}\mathbf{R}_m^\dagger(\tau - 1) - p_m(\tau)\gamma_m^{-1}(\tau)\mathbf{v}_m(\tau)\mathbf{v}_m^T(\tau)$$

$$\mathbf{w}_m(\tau) = \mathbf{w}_m(\tau - 1) + p_m(\tau)(x_m(\tau) - \mathbf{a}^T(\tau)\mathbf{w}_m(\tau - 1))\mathbf{R}_m^\dagger(\tau)\mathbf{a}(\tau)$$

end for

end for

1.6.3.3. Thuật toán PETRELS đơn giản

Thuật toán PETRELS đơn giản (S-PETRELS) là một phiên bản của thuật toán PETRELS, sử dụng công thức cập nhật $\mathbf{W}(\tau)$ đơn giản hơn.

1.7. Xử lý tín hiệu EEG với cấu trúc ten-xơ

1.7.1. Giới thiệu về EEG

1.7.2. Hệ thống điện cực

1.7.3. Dữ liệu EEG với cấu trúc ten-xơ bậc 3

1.7.4. Xử lý dữ liệu EEG dạng ten-xơ bậc 3

1.7.4.1. CP làm công cụ tính toán

1.7.4.2. CP làm công cụ trích xuất thông tin

1.8. Kết luận

Chương này đã trình bày 1) các cơ sở về bài toán áp dụng CS cho MRI và 2) các cơ sở về phân tích CP thích nghi cho ten-xơ bậc 3. Đây là những cơ sở cho những đề xuất sẽ được trình bày trong chương 2 và chương 3 của luận án. Những đề xuất trong luận án được thực hiện trên cơ sở hạn chế những nhược điểm của các phương pháp hiện tại, tuy nhiên, chương này không phân tích các hạn chế đó. Việc đánh giá và phân tích các thuật toán đã có sẽ được thực hiện trong các chương sau, cùng với các đề xuất cụ thể để đảm bảo tính hệ thống của vấn đề trình bày và không bị trùng lặp.

CHƯƠNG 2.

ÁP DỤNG LẤY MẪU NÉN TẮT ĐỊNH TRÊN CƠ SỞ CÁC HỆ HỖN LOẠN CHO TẠO ẢNH CỘNG HƯỞNG TỪ NHANH

2.1. Giới thiệu

Chương này trình bày những phát triển của luận án trong việc đề xuất các giải thuật CS tắt định trên cơ sở các hệ hỗn loạn cho tạo ảnh MRI nhanh. Mục 2.2 trình bày chi tiết cơ sở của việc áp dụng CS cho MRI bao gồm mô hình bài toán áp dụng CS cho MRI và đánh giá các nghiên cứu của những tác giả trước; mục 2.3 trình bày mô hình toán và các giải thuật đề xuất; mục 2.4 trình bày những kết quả mô phỏng của các giải thuật đề xuất, các kết quả này đã công bố trong các công trình [1], [2] và [4] của tác giả luận án; mục 2.5 trình bày những kết luận của chương này.

2.2. Một số vấn đề chi tiết về áp dụng lấy mẫu nén cho tạo ảnh cộng hưởng từ nhanh

2.2.1. Mô hình bài toán áp dụng CS cho MRI

2.2.1.1. Mô hình tổng quát

2.2.1.2. Mô hình toán

2.2.2. Các phương pháp áp dụng CS cho MRI và những hạn chế

Phương pháp CS-MRI đã xây dựng cơ sở đầy đủ về lý luận, giải pháp để giải quyết bài toán CS cho MRI. Một nhược điểm của CS-MRI là lấy mẫu ngẫu nhiên. Lấy mẫu ngẫu nhiên có lợi thế về việc sử dụng công cụ toán học để chứng minh, tuy nhiên lấy mẫu ngẫu nhiên lại khó thực hiện trong thực tế.

Ngược lại với lấy mẫu ngẫu nhiên, lấy mẫu bởi các hệ tắt định sẽ đơn giản hơn về mặt tính toán và thực thi. Phương pháp CCS-MRI khắc phục nhược điểm của phương pháp CS-MRI theo hướng sử dụng lấy mẫu nén tắt định cho MRI. Tuy nhiên, một hạn chế của cả CS-MRI và CCS-MRI là chưa kết hợp CS với một cải tiến về mặt vật lý cho MRI.

Từ thực tế đó, luận án nghiên cứu các giải thuật CS tắt định cho MRI theo hướng: 1) Xây dựng cơ sở lấy mẫu dựa vào dãy hỗn loạn, có tính chất của biến ngẫu nhiên phân bố đều: sẽ có thuận lợi trong việc thay đổi phù hợp với các mật độ năng lượng không gian k khác nhau; 2) Kết hợp CS tắt định với SWIFT: phát huy lợi thế thời gian về mặt xử lý tín hiệu và về mặt vật lý và 3) Mở rộng CS tắt định cho SWIFT sang trường hợp MRI song song.

2.2.3. Tiêu chí xây dựng cơ sở lấy mẫu tắt định

1. Cơ sở tắt định xây dựng có tính chất của biến ngẫu nhiên, tiêu chí này sẽ đảm bảo tính chất không liên kết.
2. Lấy mẫu phù hợp với phân bố năng lượng của không gian k .

2.2.4. Đánh giá chất lượng ảnh khôi phục

Gọi \mathbf{I} là ảnh gốc (biểu diễn ma trận của \mathbf{m}), $\hat{\mathbf{I}}$ là ảnh khôi phục, các ảnh đều có cùng kích thước $N_x \times N_y$. Hai tham số đánh giá chất lượng ảnh là sai số tuyệt đối trung bình (MAE), ký hiệu ϵ_{MAE} và sai số trung bình bình phương chuẩn hóa (NRMSE), ký hiệu ϵ_{NRMSE} : $\epsilon_{\text{MAE}} = \frac{\|\mathbf{I} - \hat{\mathbf{I}}\|_1}{N_x \times N_y}$, $\epsilon_{\text{NRMSE}} = \frac{\|\mathbf{I} - \hat{\mathbf{I}}\|_2}{\|\mathbf{I}\|_2}$.

2.3. Các phương pháp đề xuất áp dụng CS tắt định cho MRI

2.3.1. Phương pháp 1: CS tắt định cho MRI

Phương pháp NewCCS-MRI được tóm tắt trong thuật toán 2.1.

Thuật toán 2.1: CS tắt định cho MRI: NewCCS-MRI

- Bước 1:** Tạo các giá trị k_x (hoặc k_y) theo chuỗi có phân bố đều phát sinh từ chuỗi hỗn loạn kết hợp với quy luật phân bố năng lượng của không gian k ;
- Bước 2:** Xác định các giá trị k_x (hoặc k_y) được chọn và lưu giữ như là “mặt nạ”. Số lượng giá trị k_x (hoặc k_y) được chọn tùy thuộc vào tỷ số nén;
- Bước 3:** Thu dữ liệu không gian k dựa vào “mặt nạ” đã được thiết lập trong bước 2, lưu giữ vào độ đo ν ;
- Bước 4:** Khôi phục ảnh sử dụng thuật toán NCG.
-

2.3.2. Phương pháp 2: CS tắt định cho SWIFT

Phương pháp CCS-SWIFT được mô tả trong thuật toán 2.2.

2.3.3. Phương pháp CCS-SWIFT cho MRI song song

Đây không phải là nội dung chính của luận án, vì vậy phương pháp này không được trình bày chi tiết và mô phỏng.

2.4. Mô phỏng và đánh giá

2.4.1. Dữ liệu mô phỏng

Dữ liệu cho mô phỏng các phương pháp được sử dụng là ảnh trong kèm phần mềm SparseMRI và từ trang web cho mô phỏng ảnh MRI.

Thuật toán 2.2: CS tắt định cho SWIFT: CCS-SWIFT

Bước 1: Điều chế ảnh bởi xung HS n ;

Bước 2: Tạo các giá trị k_x (hoặc k_y) theo chuỗi có phân bố Gauss;

Bước 3: Xác định các giá trị k_x (hoặc k_y) được chọn và lưu giữ như là “mặt nạ”. Số lượng giá trị k_x (hoặc k_y) được chọn tùy thuộc vào tỷ số nén;

Bước 4: Thu giữ liệu không gian k dựa vào “mặt nạ” đã được thiết lập trong bước 3, lưu giữ vào độ đo ν ;

Bước 5: Khôi phục ảnh sử dụng thuật toán NCG;

Bước 6: Thực hiện giải điều chế.

2.4.2. Kịch bản mô phỏng

2.4.2.1. Kiểm chứng tính thừa của ảnh MRI

2.4.2.2. Kịch bản so sánh các phương pháp CS cho MRI

1. Từ ảnh mẫu (ảnh gốc), biến đổi Fourier để có dữ liệu trong không gian k ;
2. Thực hiện lấy mẫu không gian k theo các phương pháp lấy mẫu khác nhau, tại các tỷ số nén khác nhau;
3. Khôi phục ảnh bằng phương pháp NCG với số lần lặp là 50.
4. Sử dụng các độ đo để đánh giá chất lượng ảnh và nhìn bằng mắt.

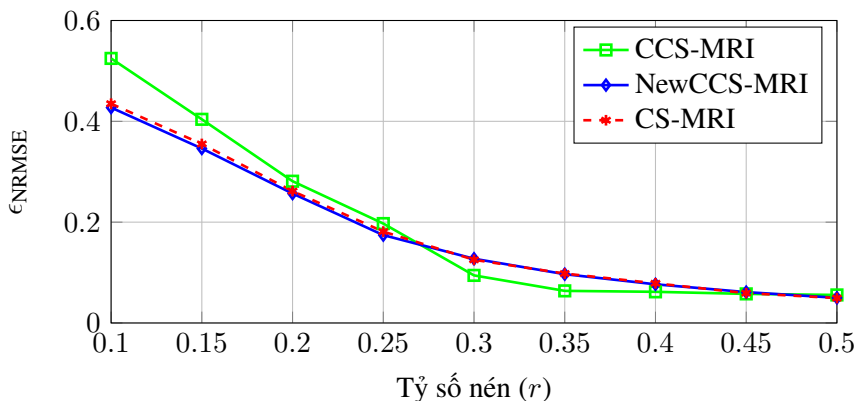
2.4.3. Phương pháp 1: CS tắt định cho MRI

Luận án thực hiện mô phỏng NewCCS-MRI và so sánh với CS-MRI, CCS-MRI. Để thực hiện lấy mẫu kết hợp với phân bố năng lượng không gian k trong phương pháp NewCCS-MRI và CS-MRI, tức là ưu tiên lấy mẫu vùng tâm của không gian k , các giá trị của dãy ngẫu nhiên hoặc tắt định (k_x, k_y)

được nhân với hệ số $\left(\frac{\sqrt{k_x^2 + k_y^2}}{\sqrt{k_{x \max}^2 + k_{y \max}^2}}\right)^\kappa$, với $k_{x \max}$ và $k_{y \max}$ lần lượt là các giá trị lớn nhất theo chiều x và y . Kết quả trong hình 2.5 ứng với $\kappa = 3$.

Hình 2.5 thể hiện giá trị ϵ_{NRMSSE} trung bình trong 500 lần thực hiện mô phỏng các phương pháp, tại các tỷ số nén từ 0.1 đến 0.5. Chúng ta thấy rằng, các đường thể hiện hai phương pháp CS-MRI và NewCCS-MRI là tương đương với nhau, đó là vì CS-MRI và NewCCS-MRI xây dựng cơ sở lấy mẫu trên phân bố đều kết hợp với phân bố năng lượng không gian k . Trong lúc đó CCS-MRI xây dựng trên cơ sở phân bố Gauss, có ưu thế hơn hai phương pháp còn lại tại các tỷ số nén $r = 0.3 \div 0.45$; Tại các các tỷ số khác, CCS-MRI không tốt bằng CS-MRI và NewCCS-MRI.

Phương pháp NewCCS-MRI dễ dàng kết hợp với quy luật phân bố năng lượng không gian k để có kết quả tốt hơn. Chẳng hạn, với $\kappa = 4.78$ và tỷ số



Hình 2.5. Hình so sánh giá trị ϵ_{NRMSE} (trung bình) của các phương pháp CS-MRI, CCS-MRI và NewCCS-MRI.

nén 0.4, giá trị ϵ_{NRMSE} (trung bình) của phương pháp NewCCS-MRI là 0.0615, tương đương phương pháp CCS-MRI.

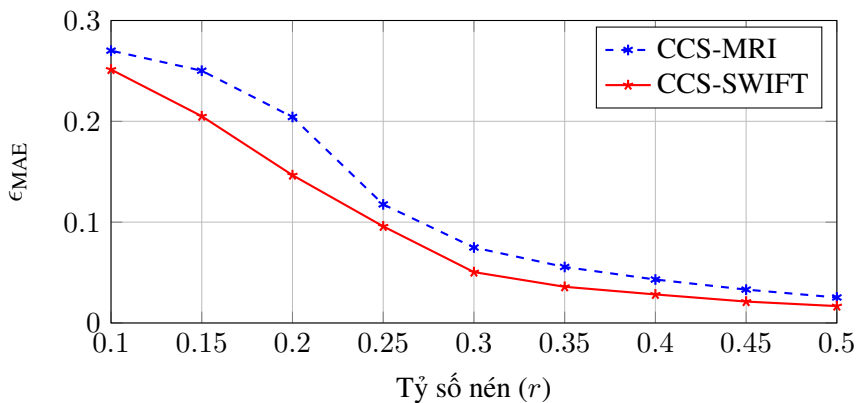
2.4.4. Phương pháp 2: CS tắt định cho SWIFT

Để đánh giá phương pháp đề xuất CCS-SWIFT, luận án thực hiện so sánh CCS-MRI và CCS-SWIFT: tại mỗi tỷ số nén, thực hiện 500 lần và tính giá trị ϵ_{MAE} (trung bình). Kết quả trong hình 2.7 cho chúng ta thấy rằng phương pháp CCS-SWIFT có hiệu quả cao hơn phương pháp CCS-MRI, theo nghĩa là tại cùng một tỷ số nén như nhau, phương pháp CCS-SWIFT cho giá trị ϵ_{MAE} (trung bình) nhỏ hơn so với phương pháp CCS-MRI.

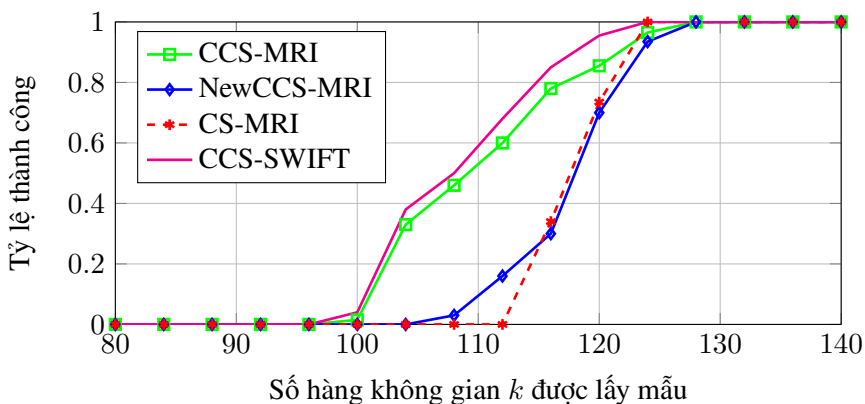
2.4.5. Xác suất thành công và tỷ lệ lấy mẫu nén

Đối với phương pháp CS nói chung, xác suất khôi phục thành công tín hiệu đã được chứng minh về mặt lý thuyết. Tuy nhiên, về mặt thực nghiệm và mô phỏng phương pháp CS cho MRI, chúng ta cũng cần xác định cơ sở cho việc áp dụng phương pháp.

Trước hết là xây dựng cơ sở cho việc xác định thành công hoặc không thành công trong khôi phục tín hiệu. Có thể căn cứ trên một hoặc nhiều độ đo để xác định thành công của phương pháp khôi phục ảnh. Căn cứ trên một độ đo, chẳng hạn ϵ_{NRMSE} , chúng ta có thể xác định sự thành công của phương pháp áp dụng CS cho MRI khi so sánh với ảnh khôi phục từ một độ thưa nào đó. Chẳng hạn, đối với ảnh MRI là ảnh thưa trong miền sóng con, ảnh khôi phục từ 10% các hệ số sóng con có tỷ lệ lỗi ϵ_{NRMSE} là 0.0582. Trong những lần



Hình 2.7. So sánh CCS-MRI và CCS-SWIFT đối với tham số ϵ_{MAE} (trung bình).



Hình 2.9. Tỷ lệ khôi phục ảnh thành công của các phương pháp CS-MRI, CCS-MRI, NewCCS-MRI và CCS-SWIFT.

mô phỏng khôi phục ảnh từ các phương pháp khác nhau, ảnh khôi phục thành công là ảnh có ϵ_{NMSE} không lớn hơn 0.0582. Hình 2.9 thể hiện tỷ lệ khôi phục thành công của các phương pháp với các tỷ lệ nén khác nhau. Chúng ta thấy rằng, khi tỷ số nén nhỏ, $r < 0.375$, các phương pháp đều khôi phục không thành công. Khi tỷ số nén lớn, tương ứng $r = 0.5$, các phương pháp khôi phục ảnh thành công với tỷ lệ thành công bằng 1. Khi $0.375 \leq r < 0.5$, phương

pháp CCS-SWIFT có tỷ lệ thành công hơn các phương pháp còn lại. Giá trị để xác định khôi phục thành công ảnh là chủ quan, do thực nghiệm đặt ra, vì vậy, có thể các đường biểu diễn “khôi phục thành công” là khác nhau. Tuy nhiên, các đường thể hiện xác suất thành công là một đường vẽ tham chiếu, xác định ra hai khu vực “thành công” và “không thành công”, từ đó có thể điều chỉnh điều kiện thành công theo mục đích thiết kế.

Tỷ lệ thành công của phương pháp NewCCS-MRI có thể được cải thiện tốt hơn nếu chọn hệ số κ phù hợp tại các tỷ số nén khác nhau. Khi số hàng được lấy mẫu là 108 và giá trị $\kappa = 4.78$, phương pháp NewCCS-MRI có tỷ lệ thành công xấp xỉ 100%.

Với độ thưa 10%, các phương pháp có thể đạt giá trị lỗi qua tham số ϵ_{NRMSE} tương đương tại các tỷ số nén 0.4 đến 0.5 (“thành công” với tỷ lệ 100%). Kết quả mô phỏng tỷ lệ thành công một lần nữa khẳng định CS áp dụng thành công cho MRI tại tỷ số nén gấp 2 đến 5 lần độ thưa.

2.5. Kết luận

Chương này trình bày 2 giải thuật đề xuất của luận án về việc thực hiện áp dụng CS cho MRI.

Với phương pháp NewCCS-MRI, chúng ta có thể kết luận rằng: Trong thực thi CS cho MRI, có thể thay thế quá trình lấy mẫu ngẫu nhiên bằng quá trình tất định trên cơ sở hệ hỗn loạn để dễ dàng hơn về mặt thực thi. Phần mô phỏng thể hiện việc ưu tiên lấy mẫu theo phân bố năng lượng, với số mũ là $\kappa = 3$, trong phần biện luận đã đưa ra một số kết quả với $\kappa = 4.78$. Khi thực thi với các hệ thống ứng dụng, có thể lựa chọn số mũ để phù hợp hơn với quy luật phân bố năng lượng không gian k của ảnh và tỷ số nén để thuật toán có hiệu suất cao hơn. Đây chính là ưu điểm của phương pháp NewCCS-MRI.

Với phương pháp CCS-SWIFT, có thể đưa ra hai kết luận sau:

1. Phương pháp CS tất định trên cơ sở hệ hỗn loạn có thể áp dụng thành công cho SWIFT nhằm kết hợp hai phương pháp thu nhận ảnh MRI nhanh để có được một phương pháp kết hợp, nhằm đẩy nhanh hơn nữa tốc độ thu nhận ảnh MRI cho các ứng dụng cần thu thập ảnh MRI nhanh;
2. Về mặt phương pháp, CCS-SWIFT có ý nghĩa lớn hơn: Chúng ta có thể thực hiện “điều chế” ảnh MRI bằng cách thực hiện một phép biến đổi nào đó đối với tín hiệu thu được trước khi biến đổi Fourier nhằm đạt chất lượng tốt hơn cho quá trình áp dụng CS cho MRI.

Với mô phỏng tỷ lệ thành công của các phương pháp, luận án củng cố kết luận về sự liên quan giữa độ thưa và tỷ lệ thành công, làm cơ sở cho việc thực thi các phương pháp CS cho MRI. Các kết quả trong chương này đã được công bố trong các công trình [1], [2] và [4], danh mục công trình khoa học của tác giả liên quan đến luận án.

CHƯƠNG 3.

PHÂN TÍCH PHẦN TỬ SONG SONG THÍCH NGHI CHO TEN-XƠ BẬC 3 VÀ ÁP DỤNG XỬ LÝ TÍN HIỆU EEG KHÔNG ĐẦY ĐỦ

3.1. Giới thiệu

Chương này trình bày những phát triển của luận án trong việc đề xuất các giải thuật CP cho EEG, Mục 3.2 trình bày cơ sở của việc đề xuất thuật toán; mục 3.3 trình bày các thuật toán ước lượng không gian con đề xuất cho dữ liệu không đầy đủ, mục 3.4 trình bày các thuật toán phân tích CP thích nghi đề xuất cho ten-xơ bậc 3, dữ liệu không đầy đủ, mục 3.5 trình bày về việc áp dụng thuật toán phân tích CP thích nghi cho phân tích dữ liệu EEG không đầy đủ, mục 3.6 là những kết luận của chương. Các đề xuất trong chương này đã được công bố trong các công trình [3], [5] và [6] của tác giả luận án.

3.2. Cơ sở của các thuật toán đề xuất

3.2.1. Bài toán ước lượng không gian con và phân tích CP thích nghi cho dữ liệu không đầy đủ

3.2.2. Cơ sở đề xuất thuật toán

Đối với các thuật toán ước lượng không gian con:

1. Đề xuất hàm chi phí cho ước lượng không gian con trong trường hợp dữ liệu không đầy đủ. Trên cơ sở hàm chi phí đề xuất, luận án đề xuất phương pháp ước lượng không gian con cửa sổ trượt, gọi là SW-PETRELS (*Sliding Window PETRELS*);
2. Đề xuất ước lượng không gian con phi tuyến tính, gọi là thuật toán NL-PETRELS (*Non-Linear PETRELS*), để cải thiện hiệu suất của thuật toán PETRELS trong môi trường nhiễu và tỷ lệ quan sát thấp;
3. Thuật toán S-PETRELS có ưu điểm là đơn giản về mặt thực thi và tiết kiệm bộ nhớ, tuy nhiên thuật toán S-PETRELS không ổn định. Trên cơ sở tìm hiểu thuật toán PAST, luận án đề xuất thuật toán mới, gọi là MS-PETRELS (*Modified S-PETRELS*) để hạn chế nhược điểm của thuật toán S-PETRELS.

Đối với các thuật toán phân tích CP thích nghi: Luận án phát triển mô hình của thuật toán 1.3 cho dữ liệu không đầy đủ, bằng cách sử dụng các thuật toán

ước lượng không gian con đã đề xuất để tạo nên các thuật toán mới, phân tích CP thích nghi cho ten-xơ bậc 3 dữ liệu không đầy đủ.

3.2.3. Đề xuất hàm chi phí

Bổ đề 3.1. Khi $\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t)$, với $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n \times p}$ là ma trận hạng đầy đủ theo cột, biểu thức tối thiểu hóa như công thức

$$\min_{\mathbf{W} \in \mathbb{C}^{n \times p}} \mathbb{E} \left[\|\mathbf{P}(t)[\mathbf{y}(t) - \mathbf{W}(\mathbf{P}(t)\mathbf{W})^\dagger \mathbf{y}(t)]\|^2 \right], \quad (3.3)$$

cho nghiệm mong muốn $\mathbf{W} = \mathbf{A}\mathbf{Q}$, trong đó \mathbf{Q} là ma trận không suy biến, kích thước $p \times p$.

3.3. Đề xuất thuật toán ước lượng không gian con cho dữ liệu không đầy đủ

3.3.1. Thuật toán 1: SW-PETRELS

Thuật toán SW-PETRELS dựa trên cơ sở tối ưu hàm chi phí như sau

$$F_{\text{SW}}(\mathbf{W}) = \sum_{i=t-L+1}^t \lambda^{t-i} \|\mathbf{P}(i)[\mathbf{y}(i) - \mathbf{W}(\mathbf{P}(i)\mathbf{W})^\dagger \mathbf{y}(i)]\|^2, \quad (3.9)$$

Công thức cập nhật của thuật toán SW-PETRELS là

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_m(t) &= \mathbf{w}_m(t-1) \\ &+ p_m(t)[y_m(t) - \mathbf{w}_m^T(t-1)\mathbf{a}(t)]\mathbf{R}_m^{-1}(t)\mathbf{a}(t) \\ &- p_m(t-L)[y_m(t-L) - \mathbf{w}_m^T(t-1)\mathbf{a}(t-L)]\mathbf{R}_m^{-1}(t)\mathbf{a}(t-L) \end{aligned} \quad (3.23)$$

Quan hệ của $\mathbf{R}_m(t)$ và $\mathbf{R}_m(t-1)$ qua công thức Sherman-Morrison

$$(\mathbf{R} + \mathbf{u}\mathbf{v}^T)^{-1} = \mathbf{R}^{-1} - \frac{\mathbf{R}^{-1}\mathbf{u}\mathbf{v}^T\mathbf{R}^{-1}}{1 + \mathbf{v}^T\mathbf{R}^{-1}\mathbf{u}}. \quad (3.25)$$

Thuật toán SW-PETRELS được trình bày trong thuật toán 3.1.

Thuật toán 3.1: Thuật toán SW-PETRELS

Đầu vào:

$\{(\mathbf{y}_\tau, \mathbf{P}_\tau)\}_{\tau=1}^t$, $\mathbf{y}_\tau \in \mathbb{R}^M$, $\mathbf{P}_\tau \in \mathbb{R}^{M \times M}$ \triangleright Dữ liệu và véc-tơ quan sát

Đầu ra: $\mathbf{W}(t)$, $\mathbf{a}(t)$ \triangleright Ước lượng không gian con và hệ số

Khởi tạo: $\mathbf{W}(0) \in \mathbb{R}^{M \times r}$ ngẫu nhiên; $\mathbf{R}_m^\dagger(0) = \delta \mathbf{I}_r$;

$\mathbf{A}_{\text{win}} = [\mathbf{0}]$, kích thước $r \times L$; $\mathbf{P}_{\text{win}} = [\mathbf{0}]$, $\mathbf{Y}_{\text{win}} = [\mathbf{0}]$ kích thước $M \times L$

for $\tau = 1, 2, \dots$ **do**

Bước 1: Cập nhật hệ số và ước lượng $\mathbf{a}(\tau)$

$\mathbf{a}(\tau - L) = \mathbf{A}_{\text{win}}(:, L)$; $\mathbf{p}(\tau - L) = \mathbf{P}_{\text{win}}(:, L)$

$\mathbf{a}(\tau) = [\mathbf{W}^T(\tau - 1)\mathbf{P}(\tau)\mathbf{W}(\tau - 1)]^\dagger \mathbf{W}^T(\tau - 1)\mathbf{y}(\tau)$

Bước 2: Ước lượng không gian con theo hàng

for $m = 1, 2, \dots, M$ **do**

Cập nhật $\mathbf{R}_m^\dagger(\tau)$ \triangleright Công thức Sherman-Morrison (3.25)

Cập nhật các hàng của không gian con \triangleright Công thức (3.23)

end for

Bước 3: Cập nhật \mathbf{A}_{win} , cập nhật \mathbf{P}_{win} , cập nhật \mathbf{Y}_{win} và $\mathbf{a}(\tau)$.

end for

3.3.2. Thuật toán 2: NL-PETRELS

Thuật toán NL-PETRELS dựa trên cơ sở tối ưu hàm chi phí như sau

$$F_{\text{NL}}(\mathbf{W}) = \sum_{i=1}^t \lambda^{t-i} \|\mathbf{P}(i)[\mathbf{y}(i) - \mathbf{W}g((\mathbf{P}(i)\mathbf{W})^\dagger \mathbf{y}(i))]\|^2. \quad (3.26)$$

Hàm $g(x)$ là hàm thể hiện tính chất phi tuyến, $g(x) = \tanh(x)$. Thuật toán NL-PETRELS chính là sự cải tiến của thuật toán PETRELS, chỉ khác thuật toán PETRELS ở bước đầu tiên:

$$\mathbf{a}(\tau) = \tanh\left((\mathbf{P}(\tau)\mathbf{W}(\tau - 1))^\dagger \mathbf{y}(\tau)\right). \quad (3.28)$$

3.3.3. Thuật toán 3: MS-PETRELS

Thuật toán MS-PETRELS là một cải tiến của thuật toán S-PETRELS. Tại bước 2 của thuật toán S-PETRELS, việc cập nhật $\mathbf{W}(\tau)$ và $\mathbf{R}^\dagger(\tau)$ được thực hiện đơn giản, tuy nhiên có một nhược điểm là khi thực hiện số lần ước lượng lớn, thuật toán không ổn định. Luận án đề xuất cải tiến thuật toán S-PETRELS bằng cách chuẩn hóa ma trận $\mathbf{R}^\dagger(\tau)$ để đảm bảo tính đối xứng: Chỉ tính tam

giác trên hoặc tam giác dưới của ma trận $\mathbf{R}^\dagger(\tau)$, sau đó cập nhật đối xứng cho nửa ma trận còn lại.

3.3.4. Độ phức tạp của thuật toán

3.3.5. Mô phỏng thuật toán

3.3.5.1. Mô phỏng 1: Chứng minh hiệu suất cao của thuật toán MS-PETRELS

3.3.5.2. Mô phỏng 2: So sánh với thuật toán PETRELS

Luận án thực hiện mô phỏng các thuật toán đề xuất và so sánh với thuật toán PETRELS, S-PETRELS trên tham số hiệu suất ước lượng không gian con (SEP) và $\epsilon_{\text{NRE}} = \frac{\|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\|_2}{\|\mathbf{x}\|_2}$ để chứng minh các thuật toán đề xuất có những ưu thế nhất định so với thuật toán PETRELS.

Tại các tỷ lệ quan sát thấp (nhỏ hơn 25%), thuật toán NL-PETRELS có ưu thế hơn các thuật toán khác về tốc độ hội tụ.

Thuật toán MS-PETRELS, ngược lại, có tốc độ hội tụ thấp, tuy nhiên, khi thời gian ước lượng lớn, thuật toán MS-PETRELS có độ chính xác tương đối tốt (không bằng thuật toán SW-PETRELS và hơn các thuật toán còn lại).

Thuật toán đề xuất SW-PETRELS tốt hơn tất cả các thuật toán còn lại: Tốc độ hội tụ tương đương thuật toán PETRELS và đạt đến độ chính xác tốt nhất, trên cả hai tham số đánh giá là SEP và ϵ_{NRE} .

3.4. Phát triển thuật toán phân tích CP thích nghi cho ten-xơ bậc 3, dữ liệu không đầy đủ

Thuật toán đề xuất được trình bày trong thuật toán 3.4.

Thuật toán 3.4: Thuật toán phân tích CP thích nghi cho dữ liệu không đầy đủ

Đầu vào:

$\mathbf{A}(t-1), \mathbf{B}(t-1), \mathbf{C}(t-1)$ ▷ Các ma trận thành phần tại thời điểm $(t-1)$

Ma trận quan sát $\mathbf{P}(t)$ và dữ liệu (không đầy đủ) $\mathbf{x}(t)$

Đầu ra: Các ma trận thành phần tại thời điểm t : $\mathbf{A}(t), \mathbf{B}(t), \mathbf{C}(t)$

Bước 1: Ước lượng $\mathbf{W}(t)$ ▷ Sử dụng các thuật toán PETRELS, SW-PETRELS, MS-PETRELS, NL-PETRELS

Bước 2: Ước lượng $\mathbf{A}(t)$ và $\mathbf{C}(t)$ từ $\mathbf{W}(t)$

Bước 3: Cập nhật lại $\mathbf{b}^T(t)$ và $\mathbf{B}(t)$

$$\mathbf{b}^T(t) = \mathbf{W}^\dagger(t)\mathbf{x}(t)$$

$$\mathbf{B}^T(t) = [\mathbf{B}^T(t-1) \quad \mathbf{b}^T(t)]$$

Với việc sử dụng 4 thuật toán ước lượng không gian con khác nhau, có 4 thuật toán phân tích CP thích nghi tạo nên, gọi tên là CP-PETRELS, CP-SW, CP-MS và CP-NL cho các thuật toán phân tích CP thích nghi sử dụng lần lượt các thuật toán PETRELS, SW-PETRELS, MS-PETRELS và NL-PETRELS.

3.4.1. Mô phỏng thuật toán và đánh giá

3.4.1.1. Mô hình không gian con thay đổi chậm

3.4.1.2. Mô hình không gian con không thay đổi

Luận án thực hiện mô phỏng với mô hình không gian con thay đổi chậm và mô hình không gian con không thay đổi, từ đó có được các nhận xét sau.

Các thuật toán phân tích CP thích nghi đề xuất có thời gian thực hiện nhỏ hơn rất nhiều so với thuật toán CP-WOPT, là thuật toán hoạt động chế độ khối, đã được thực thi trong Tensor Toolbox. Về hiệu suất thực hiện, các thuật toán phân tích CP thích nghi không cao bằng thuật toán CP-WOPT.

Khi so sánh các thuật toán CP-PETRELS, CP-NL và CP-MS với nhau:

- Khi tỷ lệ quan sát nhỏ, (10%, 15% và 20%): Các thuật toán CP-MS và CP-NL có thể khôi phục được tín hiệu, các thuật toán CP-SW và CP-PETRELS không khôi phục được tín hiệu;
- Thuật toán CP-NL và thuật toán CP-MS có hiệu suất cao hơn thuật toán CP-PETRELS trong trường hợp tỷ lệ quan sát nhỏ và có nhiễu lớn.
- Khi tỷ lệ quan sát lớn hơn 25%, thuật toán CP-PETRELS và CP-MS tốt hơn các thuật toán còn lại.
- Thuật toán CP-SW có hiệu suất thấp nhất, mặc dù thuật toán SW-PETRELS có hiệu suất cao nhất so với các thuật toán còn lại.

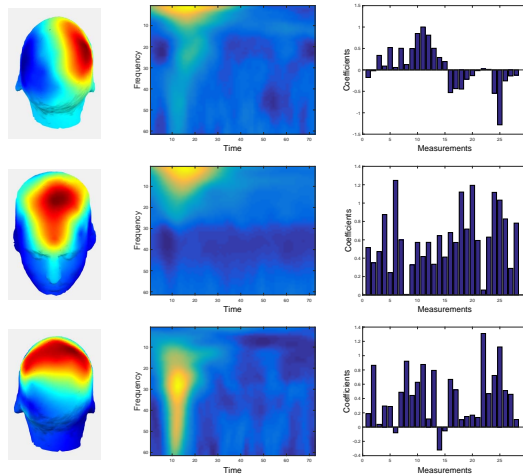
3.5. Áp dụng phân tích CP thích nghi cho dữ liệu EEG không đầy đủ

3.5.1. Áp dụng 1: Trích xuất thông tin

Mô phỏng trên dữ liệu thật chứng minh các thuật toán phân tích CP thích nghi có thể ước lượng chính xác các ma trận thành phần của ten-xơ bậc 3, qua đó trích xuất được thông tin từ dữ liệu cấu trúc ten-xơ. Chẳng hạn như minh họa trong hình 3.12, thuật toán đề xuất CP-NL ước lượng và trích xuất được thông tin về vùng tác động (hình đầu người 3D - các cột của ma trận **A**), các hệ số của sóng con (các hình giữa - các cột của ma trận **B** xếp lại thành dạng ma trận) và hệ số tương ứng (các hình bên phải - các cột của ma trận **C**).

3.5.2. Áp dụng 2: Khôi phục dữ liệu

Các mô phỏng minh họa về phương pháp áp dụng phân tích CP thích nghi cho ten-xơ EEG bậc 3 cho kết quả tương tự như mô phỏng trên dữ liệu phân tích: Các thuật toán phân tích CP thích nghi, bao gồm CP-PETRELS, CP-MS,



Hình 3.12. Ước lượng các ma trận thành phần **A**, **B**, **C** sử dụng thuật toán đề xuất CP-NL, phần hiển thị sử dụng EEGLAB.

CP-NL có thể ước lượng các ma trận thành phần, từ đó trích xuất được thông tin EEG. Tuy hiệu suất của các thuật toán phân tích CP thích nghi không cao bằng thuật toán CP-WOPT, nhưng thời gian thực hiện của các thuật toán phân tích CP thích nghi là nhỏ hơn rất nhiều so với thời gian của thuật toán CP-WOPT.

Từ việc ước lượng chính xác các ma trận thành phần, các thuật toán phân tích CP thích nghi có thể được ứng dụng cho việc khôi phục dữ liệu. Những mô phỏng trên dữ liệu EEG thật cho khôi phục dữ liệu của các thuật toán đề xuất cho kết quả tốt trên một số tham số đánh giá, như chỉ số khôi phục ten-xơ.

3.6. Kết luận

Chương này đã trình bày 1) những phát triển của luận án đối với các thuật toán ước lượng không gian con, trên cơ sở đó đề xuất thuật toán phân tích CP thích nghi cho ten-xơ bậc 3, dữ liệu không đầy đủ và 2) áp dụng thuật toán phân tích CP thích nghi cho xử lý tín hiệu EEG. Việc đề xuất các thuật toán phân tích CP thích nghi mang lại ưu thế về thời gian xử lý, tạo ra cơ hội cho các cấu trúc xử lý thời gian thực trên dữ liệu EEG. Về mặt tổng quát, các thuật toán phân tích CP thích nghi có thể thực hiện tất cả các ứng dụng phân tích CP cho EEG, dữ liệu không đầy đủ. Luận án đã minh họa hai ứng dụng cụ thể, gắn với các mô hình dữ liệu cụ thể, như là minh chứng cho việc áp dụng thành công của các thuật toán phân tích CP thích nghi đối với dữ liệu EEG.

Những kết quả của chương này đã được công bố trong [3], [5] và [6], danh mục công trình khoa học của tác giả liên quan đến luận án.

KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

1. Kết luận của luận án

Luận án đặt ra vấn đề nghiên cứu là các phương pháp xử lý tín hiệu tiên tiến hỗ trợ xử lý tín hiệu y-sinh được thu thập không đầy đủ. Luận án đã giải quyết và thu được một số kết quả như sau:

- 1. Đối với vấn đề phát triển các giải thuật CS tắt định trên cơ sở các hệ hỗn loạn để tăng tốc độ tạo ảnh MRI:** Luận án đã trình bày cơ sở toán của phương pháp CS cho MRI nói chung và cơ sở toán về việc xây dựng các hệ tắt định, từ đó xây dựng các cơ sở lấy mẫu tắt định, có tính chất của dãy ngẫu nhiên, điều này đảm bảo cơ chế lấy mẫu không liên kết trong CS, áp dụng thành công cho MRI. Mặt khác, luận án cũng đã đề xuất phương pháp CS cho kỹ thuật MRI nhanh, tương đương với việc sử dụng các xung thuộc họ HS_n để điều chế ảnh MRI trước khi thực hiện áp dụng CS cho MRI. Kết quả này có ý nghĩa quan trọng trong việc áp dụng CS cho MRI: Thứ nhất là cải tiến về mặt xử lý tín hiệu có thể kết hợp với những cải tiến về mặt vật lý, từ đó có thể tạo nên phương pháp thu nhận ảnh MRI với tốc độ cao hơn; thứ hai là có thể áp dụng một biến đổi toán học đối với ảnh MRI trước khi thực hiện áp dụng CS cho MRI để có được kết quả tốt hơn. Bản chất của bài toán CS cho MRI là xử lý tín hiệu không đầy đủ trong không gian biến đổi Fourier của ảnh MRI;
- 2. Đối với vấn đề phát triển các thuật toán ước lượng không gian con cho dữ liệu không đầy đủ, từ đó xây dựng giải thuật phân tích CP thích nghi cho ten-xơ, áp dụng cho xử lý EEG, dữ liệu không đầy đủ:** Luận án đã có những phát triển và đề xuất các thuật toán ước lượng không gian con cho dữ liệu không đầy đủ mới, các thuật toán này có những ưu thế nhất định khi so sánh với thuật toán PETRELS, là thuật toán có hiệu suất cao. Từ các thuật toán ước lượng không gian con đề xuất, luận án đề xuất thuật toán phân tích CP thích nghi cho ten-xơ bậc 3 trong trường hợp dữ liệu không đầy đủ. Các thuật toán phân tích CP cho dữ liệu không đầy đủ có kết quả mô phỏng tốt trên dữ liệu phân tích, tạo cơ sở cho việc áp dụng các thuật toán này để xử lý dữ liệu EEG không đầy đủ, minh họa trên hai bài toán cụ thể: trích xuất thông tin và khôi phục dữ liệu.

Các kết quả của luận án có thể đặt trong bối cảnh lớn hơn, dữ liệu lớn (*big*

data), khi mà quá trình xử lý dữ liệu đối mặt với khối lượng dữ liệu lớn, cấu trúc nhiều chiều và mất mát dữ liệu.

2. Hướng nghiên cứu tiếp theo

Xử lý tín hiệu y-sinh đối với dữ liệu không đầy đủ và nhiều chiều là vấn đề nghiên cứu hấp dẫn, vì vậy, vấn đề nghiên cứu của luận án cần được phát triển tiếp, theo các hướng sau:

1. Cụ thể hóa áp dụng: Các thuật toán đề xuất có thể kiểm chứng trên các ứng dụng cụ thể, với dữ liệu và hệ thống cụ thể để có được ứng dụng thiết thực hơn.
2. Phát triển các thuật toán:
 - (a) Đối với bài toán áp dụng CS cho MRI: Cần thiết phải phát triển các phương pháp toán về CS tất định, nhằm khai thác nhiều hơn tính chất của dãy hỗn loạn và áp dụng cho các phương pháp MRI khác nhau và cho ảnh MRI 3 chiều.
 - (b) Đối với bài toán phân tích CP thích nghi cho dữ liệu không đầy đủ: Có hai vấn đề cần phát triển trong bài toán này, đó là 1) cải tiến để nâng cao hiệu suất các thuật toán, đặc biệt là trong các ứng dụng đối với dữ liệu thực, nhiễu lớn; 2) mở rộng nghiên cứu phương pháp toán cho ten-xơ bậc cao hơn (lớn hơn 3).

**DANH MỤC CÔNG TRÌNH KHOA HỌC CỦA TÁC GIẢ
LIÊN QUAN ĐẾN LUẬN ÁN**

- [1]. Truong Minh-Chinh, Tan Tran-Duc, Nguyen Linh-Trung, Marie Luong, Minh Ngoc Do (2012), “Enhanced SWIFT acquisition with chaotic compressed sensing by designing the measurement matrix with hyperbolic-secant signals”, *Proceedings of the 34th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, San Diego, California, USA, pp. 380-383, IEEE.
- [2]. Nguyen Linh-Trung, Truong Minh-Chinh, Tan Tran-Duc, Ha Vu Le, Minh Ngoc Do (2013), “Chaotic Compressed Sensing and Its Application to Magnetic Resonance Imaging”, *REV Journal on Electronics and Telecommunications*, pp. 84-92, 3(3-4).
- [3]. Truong Minh-Chinh, Viet-Dung Nguyen, Nguyen Linh-Trung, Karim Abed-Meraim (2016), “Adaptive PARAFAC Decomposition for Third-Order Tensor Completion”, *Proceedings of the IEEE Sixth International Conference on Communications and Electronics (ICCE)*, Ha Long, Vietnam, pp. 297-301, IEEE.
- [4]. Truong Minh-Chinh, Nguyen Linh-Trung, Tan Tran-Duc (2016), “On the Implementation of Chaotic Compressed Sensing for MRI”, *Proceedings of the International Conference on Advanced Technologies for Communications (ATC)*, Ha Noi, Vietnam, pp. 103-107, IEEE.
- [5]. Nguyen Linh-Trung, Truong Minh-Chinh, Viet-Dung Nguyen, Karim Abed-Meraim (2018), “A Non-Linear Tensor Tracking Algorithm for Analysis of Incomplete Multi-Channel EEG Data”, *Proceedings of the 12th International Symposium on Medical Information and Communication Technology*, Sydney, Australia, pp. 114-119, IEEE.
- [6]. Nguyen Linh-Trung, Viet-Dung Nguyen, Messaoud Thameri, Truong Minh-Chinh, Karim Abed-Meraim, “Low-complexity adaptive algorithms for robust subspace tracking”, *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, Vol. 12, No. 6, pp. 1-16, Preprint, DOI: 10.1109/JSTSP.2018.2876626