

**ĐẠI HỌC QUỐC GIA HÀ NỘI
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ**

NGUYỄN VĂN CHIẾN

**MỘT SỐ VẤN ĐỀ XỬ LÝ THỰC
TẾ CHO TÍN HIỆU EEG**

LUẬN VĂN THẠC SĨ

HÀ NỘI - 2011

**ĐẠI HỌC QUỐC GIA HÀ NỘI
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ**

NGUYỄN VĂN CHIẾN

**MỘT SỐ VẤN ĐỀ XỬ LÝ THỰC
TẾ CHO TÍN HIỆU EEG**

Ngành: Công nghệ Điện tử - Viễn thông
Chuyên ngành: Kỹ thuật Điện tử
Mã số: 60 52 70

LUẬN VĂN THẠC SĨ
NGƯỜI HƯỚNG DẪN KHOA HỌC: TS. NGUYỄN LINH TRUNG

HÀ NỘI - 2011

MỞ ĐẦU

Bệnh động kinh

Động kinh (epilepsy) là một bệnh rối loạn thần kinh khá nguy hiểm do nó làm mất khả năng tự kiểm soát hành vi của người bị bệnh. Theo thống kê của tổ chức Y tế thế giới (WHO), tỷ lệ người mắc bệnh động kinh trên thế giới khoảng 1% dân số thế giới [4]. Tỷ lệ này thay đổi tùy theo điều kiện địa lý, kinh tế, xã hội của mỗi nước, như ở Pháp và Mỹ là khoảng 0.85%, Canada là 0.6 %. Tại Việt Nam khoảng 2% dân số bị bệnh động kinh, trong đó gần 60% số bệnh nhân là trẻ em. Đối với người bệnh, đặc biệt là trẻ em, nếu không được phát hiện và điều trị kịp thời có thể làm cho người bệnh bị thiếu năng trí tuệ, rối loạn hành vi, giảm khả năng miễn dịch, v.v. Chính vì thế, việc nghiên cứu phát hiện chính xác bệnh động kinh sớm có ý nghĩa quan trọng.

Chẩn đoán/phân tích động kinh bằng điện não đồ (EEG)

Chẩn đoán động kinh hiện nay ở Việt ả am dựa chủ yếu vào phương pháp lâm sàng thông qua nhận biết các dấu hiệu hay triệu chứng của các cơn co giật lâm sàng. Điện não đồ (EEG) ghi lại các biểu hiện hoạt động của não, là một xét nghiệm bổ trợ cho chẩn đoán lâm sàng bệnh động kinh thông dụng nhất, đặc biệt là xác định thể loại động kinh và khu vực não bị tổn thương. Hiện nay, rất nhiều bệnh viện ở Việt ả am đã trang bị các thiết bị đo điện não đồ khá hiện đại. Tuy nhiên việc phân tích và đánh giá dữ liệu vẫn phụ thuộc hoàn toàn vào kinh nghiệm chủ quan của các Bác sĩ chuyên môn và kỹ thuật viên đo điện não đồ. Các cơn động kinh được biểu hiện bằng các xung tín hiệu đặc trưng trên màn hình máy đo. Các xung này có biên độ, hình dạng, tần số, v.v. là bất thường. Tuy nhiên, việc xác định các xung gai động kinh trong tín hiệu điện não có thể gặp khó khăn do ảnh hưởng của nhiễu do các hoạt động sinh lý như nháy mắt, co chân tay, tim đập, phổi thở, v.v. của người bệnh và nhiễu do các thiết bị điện tử liên quan gây ra. Trong một số trường hợp, nhiễu còn làm chúng ta lầm tưởng là tín hiệu xung gai động kinh, dẫn đến có thể chẩn đoán nhầm.

Xử lý tín hiệu điện não

ả hờ vào sự phát triển của khoa học - kỹ thuật và đặc biệt là những tiến bộ nhanh chóng của kỹ thuật điện tử y-sinh trong thời gian gần đây, nhiều nhà nghiên cứu trên thế giới đã xây dựng và phát triển nhiều kỹ thuật xử lý tín hiệu hiện đại ứng dụng trong phân tích và chẩn đoán chính xác tín hiệu điện não đồ để phát hiện bệnh động kinh một cách chính xác hơn. Với mong muốn áp dụng công nghệ để trợ giúp các chuyên gia phân tích phổ và chẩn đoán bệnh động kinh, nhóm nghiên cứu về xử lý tín hiệu y-sinh tại Khoa Điện tử - Viễn thông của Trường Đại học Công nghệ đã nghiên cứu một số kỹ thuật xử lý các vấn đề thường gặp trong nghiên cứu điện não đồ. Một trong những vấn đề trọng tâm là áp dụng các thuật toán để tách lọc các loại nhiễu mắt và nhiễu cơ, nhiễu điện lưới khỏi tín hiệu điện não mà không làm ảnh hưởng đến các tín hiệu gai động kinh.

Các khó khăn trong thực tế xử lý tín hiệu điện não

Với mục đích đó, chúng tôi đã tiến hành đo tín hiệu điện não trực tiếp bằng hệ đo EEG dòng E-series của Compumedics, đặt tại Khoa Điện tử Viễn thông, trên rất nhiều bệnh nhân động kinh để nghiên cứu và xây dựng các bộ dữ liệu điện não phục vụ cho các nghiên cứu thử nghiệm. Chúng tôi đã đạt được một số kết quả bước đầu khá quan trọng trong việc phát hiện gai động kinh tự động, loại nhiễu mắt và nhiễu cơ trong tín hiệu EEG. Tuy nhiên, khi chúng ta phân tích và xử lý các tín hiệu điện não thực được đo trực tiếp trên hệ đo EEG dòng E-series thì vẫn còn nhiều vấn đề trong thực tế xử lý tín hiệu điện não và đòi hỏi cần được giải quyết. Sau đây là một số vấn đề mà luận văn này đề cập đến:

Để có thể áp dụng các thuật toán xử lý tín hiệu chúng ta cần *chuyển đổi dữ liệu* từ dạng *.EEG (định dạng của máy đo) sang dạng *.MAT để xử lý bằng MATLAB, phục vụ cho các nghiên cứu về xử lý tiếp theo;

Cần *loại nhiễu* cơ bản do các thiết bị điện tử gây ra như nhiễu 50Hz, nhiễu tần số cao do tiếp xúc điện cực, v.v.;

Cần tìm phương pháp *chuẩn hóa* dữ liệu phù hợp, để tiến hành xác định các tham số của các bộ lọc tách nhiễu một cách tối ưu, cho phép áp dụng các thuật toán loại nhiễu với cùng bộ tham số;

Trong thực tế, cần xử lý tín hiệu EEG *đa kênh* và *có chiều dài lớn*, đòi hỏi xử lý loại nhiễu trên từng đoạn tín hiệu và ghép chúng lại. Tuy nhiên, các giải thuật xử lý mù chỉ dừng lại xử lý cho một đoạn tín hiệu, và kết quả là một tập tín hiệu nguồn được tách ra nhưng không xác định được thứ tự nguồn cũng như biên độ của chúng. Vì thế, cần tìm phương pháp hậu xử lý phù hợp để ghép nối các tín hiệu nguồn được tách ra cho hai đoạn tín hiệu sát nhau (mở rộng ra cho toàn bộ tín hiệu);

Thuật toán xử lý mù để tách nhiễu mắt đòi hỏi biết trước đoạn tín hiệu nào có nhiễu và đoạn nào không có nhiễu. Câu hỏi đặt ra là làm thế nào có thể *tự động nhận biết* khi nào có nhiễu. Trong khuôn khổ này, chúng tôi tiến hành nghiên cứu về phương pháp EMD (empirical modal decomposition), là một phương pháp phù hợp cho phân tích các loại tín hiệu tự nhiên có chứa nhiều thành phần giao động.

Trong luận văn này, chúng tôi sẽ tập trung phân tích và xử lý năm vấn đề trên, nhằm phát triển và ứng dụng các thuật toán loại nhiễu mắt và nhiễu cơ trong tín hiệu điện não chứa tín hiệu gai động kinh một cách hữu hiệu nhất.

Cấu trúc trình bày của luận văn

Luận văn này được chia thành 4 chương gồm:

Chương 1: Trình bày các kiến thức cơ bản về tín hiệu điện não

Chương 2: Trình bày và phân tích một số thuật toán loại nhiễu mắt và nhiễu cơ trong tín hiệu điện não.

Chương 3: Mô tả quy trình thu thập dữ liệu EEG thực và thực thi tiền xử lý một số loại nhiễu cơ bản.

Chương 4: Phân tích và xử lý năm vấn đề thực tế khi loại nhiễu mắt và nhiễu cơ trong tín hiệu EEG, như đã nêu ra trên đây.

Chương 5: Kết luận và đặt ra một số vấn đề cần nghiên cứu tiếp.

CHƯƠNG 1- CƠ SỞ VẬT LÝ VÀ Y - SINH CỦA ĐIỆN NÃO ĐỒ

1.1 Cơ chế phát sinh và các đặc trưng của các tín hiệu trong điện não

1.1.1 Cơ chế Điện – Sinh lý của não

Điện não đồ (EEG – Electroencephalogram) đo và biểu diễn sự thay đổi điện thế theo thời gian của các điện cực được đặt ở các vị trí khác nhau trên da đầu tương ứng với các vùng của vỏ não trên đồ thị máy tính. Thông qua các đặc trưng biên độ, tần số, phân bố không gian, hình thái, sự phân cực của điện thế, EEG cho ta các thông tin về các hoạt động của não. Dựa trên các đặc trưng đó, các chuyên gia có thể đánh giá, phân tích các biểu hiện bất thường của bộ não để phát hiện bệnh động kinh dựa trên sự xuất hiện các gai động kinh trong EEG.

Trong quá trình hoạt động, não sẽ phát ra các xung điện lan truyền theo các dây thần kinh. Các xung điện này phản ánh trạng thái hoạt động và kích thích của bộ não. Các xung điện não sẽ lan truyền đến lớp vỏ não có độ dày khoảng 2-3mm. Bề mặt của vỏ não có dạng các lớp, khe nhỏ với nhiều kích thước khác nhau làm tăng diện tích hệ thần kinh, với tổng diện tích hơn $2,5\text{m}^2$ bao gồm hơn 10 tỉ nơ-ron thần kinh [10].

1.1.2 Các hoạt động điện trên màng tế bào não

1.1.3 Đặc điểm của các tín hiệu chính trong điện não đồ

1.1.3.1. Đặc điểm của tín hiệu điện não EEG

EEG được đặc trưng bởi biên độ, tần số, hình thái, sự phân cực, phân bố vị trí và điều kiện làm thay đổi của hiệu điện thế. Các tín hiệu được ghi trên da đầu có biên độ biến thiên từ vài μV đến xấp xỉ $200\mu\text{V}$ và tần số nằm trong phạm vi từ 0.5 đến 70Hz. Ở trạng thái của đối tượng đo ổn định trong một khoảng thời gian, các nhịp này có dạng tuần hoàn [10].

Các nhịp cơ bản được chia thành 5 dải.

- + ả híp delta: tần số 0.5 - 4Hz
- + ả híp theta: tần số 4-7,5Hz
- + ả híp alpha: 8-13,5Hz
- + ả híp beta: 14-30Hz
- + ả híp gamma: có tần số lớn 30Hz

1.1.3.2 . Đặc điểm tín hiệu động kinh (gai động kinh)

Tín hiệu động kinh hay còn gọi là gai động kinh là biểu hiện sự thay đổi điện thế của vỏ não do các rối loạn kinh niên (mạn tính) được đặc trưng bởi các cơn không kích thích lặp đi lặp lại. Trong tín hiệu EEG, các gai động kinh xuất hiện theo từng cơn do sự phóng điện đồng bộ, bất thường, quá mức và không điều khiển được của các nơ-ron thần kinh trong não. Các tín hiệu kích thích tăng cường các hoạt động điện của các nơ-ron, ngược lại các tín hiệu kiềm chế làm giảm hoạt động. Bình thường các tín hiệu này là cân bằng, tuy nhiên, sự bất cân bằng sẽ gây ra cơn động kinh

1.2. Nguồn gốc và các đặc trưng tần số, biên độ của các loại nhiễu chính trong điện não đồ.

Trong các tín hiệu điện não đồ chúng ta đo được thường xuyên xuất hiện các loại tín hiệu lạ không phải là tín hiệu điện não xuất phát từ da đầu, chúng được gọi là nhiễu (artifact). Các nhiễu này được chia thành hai nhóm chính. ả hóm thứ nhất là nhiễu do thiết bị và mang tính hệ thống (do tiếp xúc điện cực và sai số thiết bị đo), loại nhiễu này thường khá dễ dàng nhận biết và loại bỏ vì nó có tính tương quan cao. ả hóm thứ hai là các nhiễu có nguồn gốc từ sinh lý của con người như nhiễu cho chuyển động của mắt, do nháy mắt, do hoạt động của các cơ bắp, hoạt động của cơ tim. Dưới đây chúng tôi sẽ trình bày các đặc điểm nhận dạng của các loại tín hiệu nhiễu này.

1.2.1 Đặc điểm nhận dạng nhiễu mắt (Electrooculogram – EOG)

Tín hiệu EOG là sự chênh lệch điện áp giữa giác mạc và võng mạc của mắt. Chênh lệch điện áp này thay đổi trong suốt quá trình chuyển động của mắt, và điện áp đo được gần như tỉ lệ với góc nhìn [9,10, 11]. Chúng ta có thể ghi nhận chênh lệch điện áp này tương ứng với mức độ chuyển động và hướng chuyển động của mắt để làm kênh tham chiếu. Khi giác mạc hay võng mạc của mắt chuyển động sẽ không những làm thay đổi độ chênh lệch điện thế tạo ra tín hiệu EOG mà còn ảnh hưởng làm thay đổi điện thế ở các vị trí khác trên da đầu và do đó làm thay đổi tín hiệu EEG. Tín hiệu EOG

có nhiều tính chất đặc trưng riêng, khác biệt với các tín hiệu điện não đồ thông thường. Việc nghiên cứu và phân tích các tính chất của các tín hiệu EOG là nền tảng quan trọng để áp dụng và kiểm tra các thuật toán loại bỏ nhiễu mắt EOG khỏi tín hiệu điện não.

1.2.2 Đặc điểm nhiễu cơ (Electromyogram – EMG)

Tín hiệu EMG là tín hiệu tạo ra bởi điều khiển hoạt động của cơ bắp và chứa thông tin về cấu trúc cơ của từng bộ phận cơ thể khác nhau. Khi ta đo điện não, bệnh nhân thường không tránh khỏi một số hoạt động bình thường như co ngón tay, co tay, nói chuyện, cử động chân, quay đầu, quay người, ... tất cả các hoạt động đó đều tạo ra nhiễu cơ lên tín hiệu điện não.

CHƯƠNG 2. TRÌNH BÀY VÀ PHÂN TÍCH MỘT SỐ THUẬT TOÁN LOẠI NHIỄU MẮT VÀ NHIỄU CƠ TRONG TÍN HIỆU ĐIỆN NÃO.

Để hạn chế và loại bỏ nhiễu trong tín hiệu điện não EEG chúng ta có ba cách: thứ nhất là ngăn chặn và loại bỏ các nguồn gây nhiễu; thứ hai là tối thiểu hóa ảnh hưởng của các nguồn nhiễu; thứ ba là nhận dạng và loại bỏ các tín hiệu nhiễu. Cách để tốt nhất không có nhiễu là ngăn chặn và loại bỏ các nguồn gây nhiễu, tuy nhiên đối một số loại nhiễu (như nhiễu do nháy mắt, ...) thì phương pháp này không khả thi. Thứ hai ta có thể hạn chế tối đa nhiễu bằng việc sử dụng các thiết bị kỹ thuật đo đặc hiện đại có độ nhạy cao, khả năng lọc nhiễu tốt, ... tuy nhiên phương pháp này đắt tiền và phức tạp. Trong cách thứ ba, bằng việc sử dụng các thuật toán xử lý tín hiệu số chúng ta có thể khá dễ dàng nhận dạng các nguồn nhiễu và loại bỏ chúng. Phương pháp này không những không yêu cầu các thiết bị phần cứng phức tạp và đắt tiền mà còn có tính linh hoạt rất cao trong nhận dạng và loại bỏ nhiễu khỏi tín hiệu điện não. Chính vì vậy, trong luận này chúng tôi sẽ trình bày các phương pháp sử dụng các thuật toán xử lý tín hiệu số cho phép chúng ta loại nhiễu mắt và nhiễu cơ trong tín hiệu EEG.

Phát triển và ứng dụng các kỹ thuật và thuật toán nhận dạng và loại bỏ nhiễu mắt cũng như nhiễu cơ trong tín hiệu EEG hiện đang thu hút được rất nhiều sự quan tâm của các nhà khoa học trên thế giới. Các thuật toán

nhận dạng và loại nhiễu được các nhà nghiên cứu phát triển chủ yếu dựa trên hai kỹ thuật cơ bản là kỹ thuật phân tách nguồn mù và lọc thích nghi [2, 5, 9, 11]. Tuy nhiên chất lượng của các thuật toán trong việc loại nhiễu trong cùng bộ tín hiệu EEG và cùng một thuật toán áp dụng cho các bộ dữ liệu khác nhau chưa được đánh giá đầy đủ và còn nhiều tranh cãi [3, 9, 11].

Hơn nữa, tùy thuộc vào kỹ thuật đo đặc EEG, chúng ta có thể lựa chọn sử dụng các phương pháp phù hợp. Có hai phương pháp đo đặc và phân tích EEG điển hình là: phương pháp có kênh đo tín hiệu tham chiếu riêng biệt so với kênh đo tín hiệu điện não và phương pháp không có kênh tham chiếu. Trong phần thực nghiệm, chúng tôi đã trực tiếp đo đặc gần 50 bộ dữ liệu EEG của các bệnh nhân mắc bệnh động kinh để phục vụ cho các nghiên cứu phân tích và đánh giá các thuật toán loại nhiễu. Trong các phép đo chúng tôi có sử dụng kênh tham chiếu tín hiệu nhiễu mắt và nhiễu cơ.

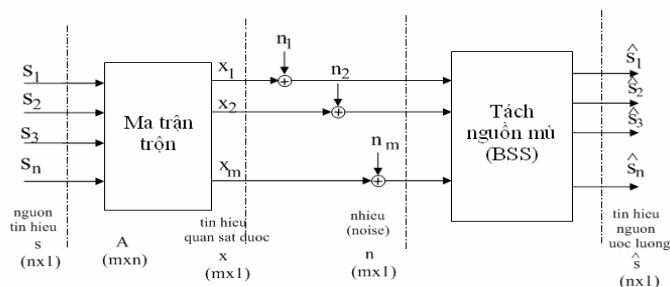
Do đặc thù của nhiễu cơ là có rất nhiều nguồn gây ra như chuyển động của các cơ xương, cơ trơn, cơ tim... nên việc sử dụng kênh tham chiếu đo nhiễu cơ để loại nhiễu cơ khỏi tín hiệu EEG là vô cùng khó khăn và có tính chính xác không cao, phụ thuộc rất nhiều vào điều kiện đo đặc [3]. Do đó trong luận văn này, chúng tôi chỉ sử dụng các kênh tham chiếu tín hiệu nhiễu cơ như các kênh tín hiệu tham khảo. Trong khi đó, do nhiễu mắt chỉ do chuyển động của mắt gây ra và tập trung ở một vùng nhất định nên chúng ta hoàn toàn có thể sử dụng các kênh tham chiếu nhiễu mắt trong các thuật toán loại nhiễu mắt trong các nghiên cứu tiếp theo.

2.1. Kỹ thuật nguồn mù áp dụng cho phân tích tín hiệu não đa kênh

Ở trên đã trình bày ở trên, phân tích và loại nhiễu sử dụng các kênh tham chiếu chỉ phù hợp với loại nhiễu mắt mà không phù hợp với loại nhiễu cơ. Trong khi đó, các kỹ thuật tách nguồn mù có thể áp dụng đồng thời để loại nhiễu mắt và nhiễu cơ. Do đó trong phần đầu này chúng tôi sẽ trình bày chi tiết về kỹ thuật này.

Kỹ thuật tách nguồn mù (Blind Signal Separation - BSS) thường còn được biết đến với các tên khác như kỹ thuật phân tích tín hiệu mù (blind

signal decomposition) hay khai triển nguồn mù (blind source extraction). Kỹ thuật BSS xử lý tín hiệu nhằm khôi phục lại các tín hiệu gốc từ một tập các tín hiệu quan sát được. Các tín hiệu này được giả sử là tổ hợp tuyến tính của các tín hiệu gốc. Ma trận tổ hợp được quyết định bởi kênh truyền. Sơ đồ khối của bài toán tách nguồn mù được thể hiện trong hình 2.1. Thuật ngữ “mù” ở đây ám chỉ rằng không có thông tin tiên nghiệm (prior information) về ma trận trộn cũng như tín hiệu nguồn. Kỹ thuật này phù hợp với xử lý tín hiệu điện não vì chúng ta không biết các tín hiệu nguồn phát ra từ não.



Hình 2.1. Sơ đồ khối kỹ thuật tách nguồn mù

Ma trận trộn trong bài toán tách nguồn mù có thể là tuyến tính tức thời (instantaneous) hoặc là tích chập (convolutive). Tuy nhiên trong trường hợp tín hiệu điện não, do khoảng cách giữa các sensor và nguồn tín hiệu trong bộ não không đáng kể, nên ta có thể giả sử ma trận trộn là tuyến tính tức thời.

Kỹ thuật tách nguồn mù (BSS) có khả năng áp dụng rất tốt trong nhiều lĩnh vực như các ngành kỹ thuật ứng dụng và khoa học thần kinh. Các tín hiệu sinh học thường có đặc điểm chung là tín hiệu gây nhiễu thường xuất hiện một cách ngẫu nhiên và không biết trước, nên áp dụng kỹ thuật BSS để xử lý các tín hiệu này là rất khả thi. Chính vì thế mà hiện nay, nhiều nghiên cứu đã dựa trên kỹ thuật tách nguồn mù để phát triển các thuật toán phân tích và loại nhiễu trong tín hiệu EEG. Một số công trình nghiên cứu trong thời gian gần đây cũng đã khẳng định tính ưu việt của kỹ

thuật BSS trong xử lý nguồn tín hiệu sinh học như tách tín hiệu tắc nghẽn từ tín hiệu điện não nói chung hay có thể được sử dụng để tách và loại bỏ nhiễu mắt và nhiễu cơ khỏi tín hiệu EEG.

Nguyên lý chung của kỹ thuật BSS là phân tích các tín hiệu quan sát được thành một tập hợp các nguồn cơ sở với các đặc tính về không gian, phổ hay thời gian – tần số duy nhất. Các đặc tính này chính là các dấu hiệu để nhận biết hoặc phân loại các loại tín hiệu nhiễu trong tín hiệu EEG. Kỹ thuật BSS có thể áp dụng trực tiếp cho các tín hiệu EEG bằng cách sử dụng tính tương quan trong miền thời gian. Các thuật toán BSS dựa trên thống kê bậc hai có thể áp dụng tốt cho tín hiệu điện não mà không phải sử dụng đến các thống kê bậc cao (Higher order statistics) phức tạp.

2.2. Các kỹ thuật loại nhiễu mắt trong tín hiệu điện não

Khi đo tín hiệu EEG phục vụ chẩn đoán, phân tích gai động kinh, ta có thể sử dụng kênh tham chiếu và phân tích nhiễu mắt EOG. Các kênh tham chiếu này lấy tín hiệu từ các điện cực được gắn trực tiếp trên hoặc dưới mí mắt trái và mí mắt phải – đây là những vị trí có thể thu nhận các tín hiệu do chuyển động của mắt gây ra rất rõ nét. Dựa trên các tín hiệu tham chiếu này, chúng ta có thể áp dụng các phương pháp lọc thích nghi để loại bỏ các ảnh hưởng do chuyển động của mắt gây ra lên tín hiệu EEG [5, 9].

Phương pháp lọc thích nghi sử dụng các bộ lọc có hệ số được điều chỉnh tự động bằng thuật toán thích nghi phù hợp với tín hiệu thu được để loại ảnh hưởng của nhiễu [5]. Trong tín hiệu EEG, bất kỳ chuyển động nào của mắt cũng có thể ảnh hưởng đến tín hiệu điện não đặc biệt là các tín hiệu thu được từ các điện cực gần mắt. Vì vậy ta đã biết tín hiệu EOG là tín hiệu thay đổi theo thời gian và ta có thể thu được đồng thời với tín hiệu EEG trên các kênh riêng biệt nên chúng ta có thể dùng bộ lọc thích nghi để loại bỏ EOG. Phương pháp lọc thích nghi bao gồm một số thuật toán thông dụng là : LMS (least mean square) [7], RLS (recursive least square) [7] và thuật toán H – infinite [7].

Một phương pháp loại nhiễu EOG trong tín hiệu EEG hiệu quả khác là kỹ thuật tách nguồn mù. Lý thuyết nguồn mù đã và đang phát triển một

cách nhanh chóng trong thời gian gần đây. Các nhà khoa học đã phát triển nhiều thuật toán mới dựa trên kỹ thuật tách nguồn mù để loại bỏ nhiễu EOG trong tín hiệu EEG. Các kỹ thuật này cho phép chúng ta đơn giản hóa quá trình đo đạc và giảm thiểu yêu cầu các bộ phận cứng xử lý tín hiệu số. Kỹ thuật tách nguồn mù có thể áp dụng cho mô hình phân tích thành phần độc lập (ICA - Independent Component Analysis) chuẩn dựa trên thống kê bậc cao. Phương pháp này có ưu điểm là sử dụng thông tin đồng thời từ các kênh quan sát được mà không cần đến tín hiệu tham chiếu như trong các thuật toán LMS, RLS và H- infinite. Một trong những phương pháp tách nguồn mù hữu hiệu hiện nay để loại nhiễu EOG được phát triển bởi Zhou và cộng sự đã khắc phục được một số nhược điểm của phương pháp ICA chuẩn [11].

2.2.1. Thuật toán loại nhiễu EOG dựa trên kỹ thuật tách nguồn mù

Để áp dụng kỹ thuật tách nguồn mù phân tích tín hiệu điện não đồ có nhiễu mà chúng tôi đo được, chúng tôi cần một số giả thiết sau :

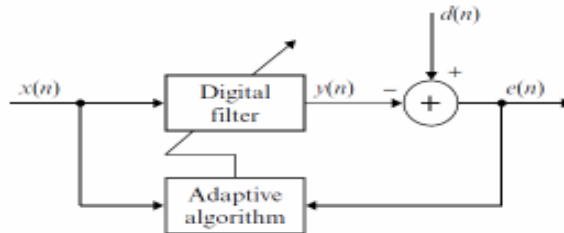
- (1) Các kênh dữ liệu EEG là các nguồn độc lập tuyến tính. Giả thiết này hoàn toàn phù hợp với tính chất của các tín hiệu EEG thực tế mà chúng tôi đo được vì các kênh tín hiệu hoàn toàn độc lập với nhau và chịu tác động ngẫu nhiên của các nguồn nhiễu.
- (2) Tín hiệu điện tại một điểm là tín hiệu tổng hợp của các nguồn tín hiệu điện xuất phát từ các điểm khác nhau tại các vị trí khác nhau lan truyền tới với các mức độ đóng góp khác nhau. Giả thiết này cũng phù hợp vì các tín hiệu điện xuất hiện và lan truyền một cách tự do trên vỏ não người với một tần số và cường độ phụ thuộc vào trạng thái não bộ của người bệnh và vị trí trên vỏ não. Các tín hiệu điện não tại một vị trí và ảnh hưởng của nó lên các tín hiệu lân cận thể hiện bản chất của hoạt động não bộ mà chúng ta cần đo và phân tích.
- (3) Các tín hiệu được coi là nhiễu không phản ánh bản chất của tín hiệu điện não do các chuyển động của mắt (nhhiều mắt), các chuyển động

của các cơ (nhiều cơ) có thể ảnh hưởng rất lớn đến tín hiệu điện não thực tế cần đo và phân tích.

2.2.2. Loại nhiễu EOG sử dụng phương pháp lọc thích nghi

Trong các bộ lọc số quy ước (FIR và IIR), mọi thông số của quá trình lọc dùng để xác định các đặc trưng của hệ thống đều đã biết. Tuy nhiên trong thực tế các thông số này có thể biến đổi theo thời gian, có độ bất ổn định cao và bản chất của sự thay đổi không tiên đoán trước được. Ắt hẳn các tín hiệu nhiễu EOG trong tín hiệu EEG là các tín hiệu không dừng, không biết trước. Do đó khi áp dụng các bộ lọc để loại nhiễu EOG trong tín hiệu EEG chúng ta cần nghiên cứu thiết kế bộ lọc sao cho các hệ số của bộ lọc có thể tự thích nghi và tự điều chỉnh phù hợp với sự thay đổi của tín hiệu vào có chứa nhiễu. Các bộ lọc có khả năng như trên được gọi là các bộ lọc thích nghi.

Một bộ lọc thích nghi bao gồm hai phần riêng biệt: một bộ lọc số thực hiện xử lý tín hiệu mong muốn, và một thuật toán thích nghi để điều chỉnh hệ số của bộ lọc. Sơ đồ khối của một dạng của bộ lọc thích nghi được trình bày trong hình 2.2.



Hình 2.2. Mô hình bộ lọc thích nghi thông thường

Trong sơ đồ trên, $d(n)$ là tín hiệu cần lọc nhiễu (primary input signal), $y(n)$ là tín hiệu lỗi ra của bộ lọc số, $x(n)$ là tín hiệu tham chiếu. Tín hiệu lỗi $e(n)$ thể hiện sự sai khác giữa $d(n)$ và $y(n)$. Thuật toán thích nghi sẽ điều chỉnh hệ số bộ lọc số để trung bình lỗi là nhỏ nhất. Trọng số của bộ lọc sẽ được cập nhật một cách liên tục để lỗi nhỏ dần.

Trong tín hiệu EEG có chứa nhiễu mắt (EOG), các tín hiệu EOG lại có thể đo được từ một vài kênh riêng biệt và được sử dụng như các kênh tham chiếu. Chúng ta có thể kết hợp tuyến tính các tín hiệu EOG riêng biệt lại và dùng tín hiệu EEG đo được trừ đi tín hiệu kết hợp đó sao cho tín hiệu lỗi là nhỏ nhất.

2.2.2.1. Thuật toán LMS

2.2.2.2. Kỹ thuật H – infinite

Thuật toán TV

Thuật toán EW

2.2.2.3. Thuật toán RLS

2.3. Kỹ thuật tách nguồn mù ứng dụng loại nhiễu cơ.

2.3.1. Phân tích quy tắc tương quan kết hợp kỹ thuật tách nguồn mù (BSS-CCA) loại nhiễu cơ trong tín hiệu điện não

2.4. Kỹ thuật phân tích tín hiệu điện não đồ sử dụng EMD

Trên đây chúng tôi đã trình bày một số kỹ thuật và các thuật toán phổ biến loại nhiễu EOG và EMG trong tín hiệu EEG. Trong các thuật toán trên, thuật toán xử lý nguồn mù do Zhou và các cộng sự đưa ra đã được một báo cáo trong luận văn của một thành viên trong nhóm nghiên cứu là một thuật toán xử lý mù loại nhiễu EOG rất tốt. Tuy nhiên một trong những hạn chế của thuật toán này là chúng ta phải biết trước vùng tín hiệu có nhiễu và vùng tín hiệu không có nhiễu. Mà việc nhận biết này hoàn toàn phải dựa trên đánh giá của con người. Đây là một hạn chế rất lớn khi chúng ta muốn sử dụng thuật toán để loại nhiễu một cách tự động. Để khắc phục nhược điểm này, chúng tôi đặt vấn đề và bước đầu nghiên cứu thuật toán sử dụng kỹ thuật phân tách tín hiệu sử dụng kỹ thuật EMD (Empirical Mode Decomposition).

EMD là một kỹ thuật phân tách tín hiệu thành các tín hiệu con ứng với các khoảng tần số khác nhau trong cùng một miền thời gian. Kỹ thuật này có thể so sánh tương đương với phép biến đổi Fourier và phân tích Wavelet. Khi ta phân tích Fourier thì các chế độ dao động trong tín hiệu được định nghĩa giới hạn trong dạng sóng Sine và Cosine. Trong khi đó, kỹ

thuật EMD định nghĩa các chế độ dao động trong giới hạn của các hàm IMF. IMF là các hàm thỏa mãn hai điều kiện: (1) Trong miền thời gian, số các cực trị địa phương và số các điểm 0 phải bằng nhau hoặc khác nhau tối đa là 1. (2) tại bất kỳ điểm nào trong miền thời gian, giá trị trung bình của hai đường biên được xác định bởi cực đại địa phương và cực tiểu địa phương phải bằng 0. Giá trị trung bình này được tính toán cho tất cả các biến[1, 6]

CHƯƠNG 3. THU THẬP DỮ LIỆU ĐIỆN NÃO VÀ TIỀN XỬ LÝ

3.1. Đo đạc và thu thập dữ liệu

3.3. Tiền xử lý dữ liệu điện não

Tín hiệu điện não đồ là cá tín hiệu tương tự liên tục, chúng được máy tính thu nhận với tốc độ lấy mẫu 256Hz và được lưu dưới định dạng *.eeg như trên hình 3.7. Do các chương trình mô phỏng của chúng tôi thực hiện trên matlab, nên dữ liệu điện não đồ phải được chuyển sang dạng *.m. Để chuyển đổi định dạng dữ liệu, chúng tôi cắt tín hiệu điện não đo được thành các đoạn dữ liệu nhỏ và sử dụng thuật toán ReadProFusionEEG4.m và DataReady. Đoạn dữ liệu điện não sau khi chuyển đổi sang file *.m có dạng như hình 3.8.

CHƯƠNG 4. PHÂN TÍCH VÀ XỬ LÝ NĂM VẤN ĐỀ THỰC TẾ KHI LOẠI NHIỄU MẮT VÀ NHIỄU CƠ TRONG TÍN HIỆU EEG

4.1. Phương pháp đánh giá chất lượng thuật toán với dữ liệu mô phỏng

Đối với các tín hiệu điện não mô phỏng, chúng ta đã có biết trước tín hiệu nhiễu và tín hiệu nguồn không nhiễu. Do đó để đánh giá chất lượng các thuật toán chúng ta sẽ xem xét độ giống nhau giữa tín hiệu nguồn không nhiễu và tín hiệu ước lượng được sau khi loại nhiễu. Để đánh giá định lượng chất lượng thuật toán ta dựa trên sai số trung bình bình phương tương đối (Relative Root Mean Squared Error – RRMSE) được tính cho một kênh tín hiệu điện não như sau [5, 9,11]:

$$RRMSE = \frac{RMS(S(n) - \hat{S}(n))}{RMS(S(n))} \quad (4.1)$$

$S(n)$ là tín hiệu nguồn (không có nhiễu)

$\hat{S}(n)$ là tín hiệu ước lượng của $S(n)$

ảnh hưởng : tỉ số RRMSE càng nhỏ thì sự sai khác giữa tín hiệu ước lượng và tín hiệu nguồn không có nhiễu càng nhỏ và do đó chứng tỏ rằng chất lượng của thuật toán càng tốt.

4.2. Phương pháp đánh giá chất lượng thuật toán với dữ liệu thực

Do đối với dữ liệu thực, chúng ta không biết trước tín hiệu EEG không nhiễu nên rất khó để đưa ra đánh giá định lượng sự giống nhau giữa tín hiệu nguồn không nhiễu và tín hiệu sau khi loại nhiễu, qua đó để đánh giá chất lượng thuật toán. Vì thế, đối với dữ liệu thực, chất lượng các thuật toán loại nhiễu được đánh giá dựa trên so sánh một cách định tính hình dạng của các tín hiệu EEG nguồn, tín hiệu tham chiếu và tín hiệu sau khi loại nhiễu kết hợp với băng video ghi trạng thái của người bệnh dựa trên kinh nghiệm của chuyên gia là chính.

4.3. Lựa chọn các tham số tối ưu cho các thuật toán lọc thích nghi dùng kênh tham chiếu

Trong một số báo cáo đã khảo sát chất lượng của các thuật toán lọc thích nghi tuy nhiên mới chỉ dừng lại ở việc đánh giá đối với dữ liệu mô phỏng ngắn, không có gai động kinh. Và đặc biệt là chưa đưa ra được cách xử lý khi áp dụng các thuật toán lọc thích nghi đối với các bộ dữ liệu điện não thực có biên độ khác nhau.

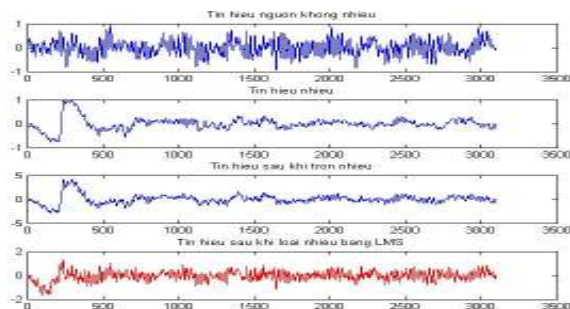
Trước tiên, do các tham số của các thuật toán lọc thích nghi ảnh hưởng rất lớn đến chất lượng của của thuật toán trong việc loại bỏ các tín hiệu nhiễu mất khỏi tín hiệu EEG; và các tham số phù hợp cho mỗi bộ dữ liệu điện não có biên độ khác nhau là khác nhau. Trên thực tế, chúng ta chỉ yêu cầu quan tâm đến hình dạng của các tín hiệu trong điện não đồ và giá trị tỉ đối giữa các tín hiệu mà không quan tâm đến giá trị tuyệt đối của chúng. Do đó để giải quyết vấn đề trên, chúng tôi đề xuất chuẩn hóa dữ liệu EEG về cùng một thang đo với biên độ tín hiệu nằm trong khoảng từ -1 đến +1 trước khi loại nhiễu. Bằng cách này, chúng ta vừa giữ nguyên hình dạng các tín hiệu EEG vừa có thể áp dụng các thuật toán lọc thích nghi với các tham số tối ưu cố định. Sau khi lựa chọn được các tham số tối ưu, chúng tôi sẽ đánh giá

và so sánh chất lượng của các thuật toán lọc thích nghi. Dựa trên các kết quả phân tích sẽ lựa chọn 1 thuật toán tối ưu đại diện cho phương pháp loại nhiễu sử dụng kênh tham chiếu để loại nhiễu EOG trong bộ dữ liệu thực.

Để mô phỏng tìm các tham số tối ưu và đánh giá chất lượng của các thuật toán, chúng tôi sử dụng bộ dữ liệu thực được lấy từ các kênh phù hợp mà chúng tôi đo được. Trong phần đánh giá ban đầu này, chúng tôi sử dụng 5000 mẫu dữ liệu không chứa nhiễu mắt được lấy từ kênh đo đặt trên đỉnh đầu, xa mắt của bệnh nhân ngồi yên. 5000 mẫu dữ liệu nhiễu mắt (EOG) chúng tôi lấy từ kênh đo LOC và ROC được gắn trên mí mắt. Bộ dữ liệu này thể hiện tất cả các trạng thái hoạt động của mắt và được sử dụng với vai trò là dữ liệu tham chiếu. Đoạn dữ liệu EEG (không có nhiễu) và dữ liệu EOG tham chiếu được trộn với nhau với các tỉ lệ khác nhau (tương ứng với từng tỉ số S&R-in) tạo thành tín hiệu EEG có nhiễu mắt sẽ được sử dụng để mô phỏng.

4.3.1. Thuật toán LMS

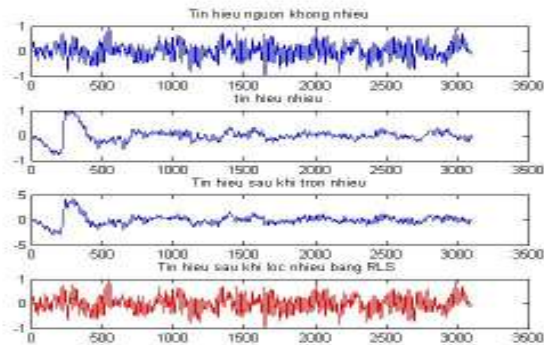
Để đánh giá chất lượng thuật toán và tìm tham số tối ưu của thuật toán LMS, chúng tôi đã tính toán sự phụ thuộc của tỉ số RRMSE vào các giá trị bước nhảy khác nhau ứng với bậc bộ lọc tăng từ 1 đến 14 đối với các bộ dữ liệu đầu vào có S&R lần lượt là -20dB (hình 4.1), -10dB (hình 4.2), và 0dB (hình 4.3).



Hình 4.4. Dữ liệu EEG sau khi loại nhiễu EOG sử dụng thuật toán LMS với các tham số tối ưu ứng với SNR in = -10dB.

4.3.2. Thuật toán RLS

Thuật toán RLS có ba tham số cần khảo sát là λ , δ và bậc bộ lọc M . Thực hiện các phép mô phỏng tương tự như đối với thuật toán LMS với các tín hiệu EEG có SRR khác nhau. Do đối với thuật toán RLS có cả ba tham số đều chưa biết nên chúng tôi dựa trên một số bài báo đã công bố để dò tìm tham số gần tối ưu cho bộ dữ liệu của mình. Trước tiên để khảo sát hệ số λ chúng tôi đã thử với một số giá trị δ cố định và nhận thấy với $\delta \sim 3$ sẽ cho ta tỉ số RRMSE khá tốt. Kết quả khảo sát tham số λ với $\delta = 3$ được trình bày trên hình 4.5 cho ta thấy khi λ tăng dần từ 0.96 đến 1 thì tỉ số RRMSE giảm dần và nhận giá trị nhỏ nhất với λ bằng 1. Một điều đặc biệt là, khi giá trị λ lớn hơn 1 thì tỉ số RRMSE tăng đột biến tức là chất lượng bộ lọc bằng thuật toán RLS suy giảm.



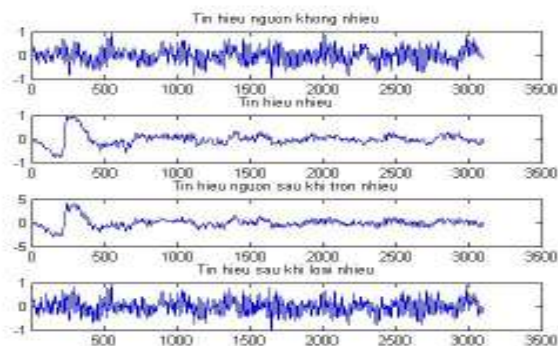
Hình 4.7. Dữ liệu EEG sau khi loại nhiễu EOG sử dụng thuật toán RLS với các tham số tối ưu ứng với $SNR_{in} = -10dB$.

4.3.3. Thuật toán EW

Trong thuật toán EW, tham số chính ảnh hưởng đến chất lượng của thuật toán với các bộ dữ liệu khác nhau là tham số δ . Các kết quả khảo sát sự phụ thuộc của tỉ số RRMSE vào δ được chỉ rõ như trong hình 4.8, 4.9, 4.10 tương ứng với các tín hiệu của có tỉ số SRR khác nhau.

Trong các tín hiệu EEG bị ảnh hưởng ít bởi nhiễu mắt thì chất lượng thuật toán thể hiện qua tham số RRMSE tăng nhanh khi bậc bộ lọc tăng mà

không phụ thuộc vào tham số delta. Tuy nhiên, khi tín hiệu EEG bị ảnh hưởng mạnh bởi nhiễu mắt (Sử Rin $\sim -20\text{dB}$) thì chất lượng thuật toán rõ ràng phụ thuộc rõ nét vào tham số delta. Từ hình 4.10 chúng ta thấy với giá trị delta = 2 là phù hợp do nó cho ta tỉ số RRMSE nhỏ và đảm bảo được tính ổn định của thuật toán. Với các giá trị delta lớn hơn có thể cho chúng ta chất lượng thuật toán tốt hơn mặc dù là không nhiều, nhưng đổi lại quá trình tính toán của thuật toán sẽ phức tạp hơn. Do đó chúng tôi chọn tham số phù hợp của thuật toán EW là delta = 2, bậc bộ lọc bằng 3 và lamda=1.

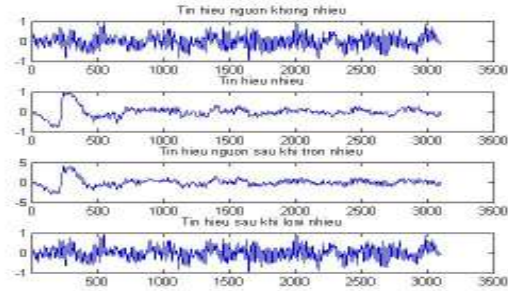


Hình 4.11. Dữ liệu EEG sau khi loại nhiễu EOG sử dụng thuật toán EW với các tham số tối ưu ứng với SNR in = -10 dB.

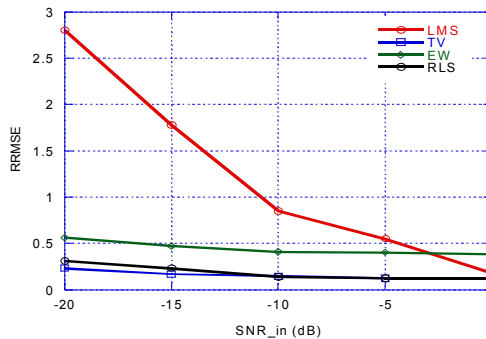
4.3.4. Thuật toán TV

Do bộ lọc thích nghi sử dụng thuật toán H-TV thay đổi khá chậm theo thời gian nên hệ số ρ (rho) thông thường phải rất nhỏ. Tương tự như đối với thuật toán RLS, thuật toán TV có ba tham số chính cần lựa chọn tối ưu hóa. Đầu tiên, chúng tôi thực hiện các khảo sát thô để tìm khoảng tham số eta tương đối phù hợp. Chúng tôi thấy rằng với eta ~ 6 thì tỉ số RRMSE có xu hướng giảm vì thế eta=6 được cố định để khảo sát tham số ρ . Kết quả mô phỏng tìm tham số ρ với các tín hiệu có tỉ số Sử Rin khác nhau được trình bày trên hình 4.12 cho chúng ta giá trị ρ phù là 0.00001 ứng với bậc bộ lọc bằng 3. Các kết quả mô phỏng sử dụng giá trị $\rho=0.00001$ tìm tham số eta được chỉ ra trong hình 4.13 – 4.16 cho ta thấy với các tín hiệu có tỉ số

Sắc Rin lớn ($Sắc Rin > -10\text{dB}$) thì giá trị $\eta=7$ là phù hợp; tuy nhiên khi tín hiệu ít chịu ảnh hưởng của nhiễu thì chúng ta có thể sử dụng $\eta=4$.



Hình 4.17. Dữ liệu EEG sau khi loại nhiễu EOG sử dụng thuật toán TV với các tham số tối ưu $\eta = 4$, $p = 0.0001$ ứng với $SNR_{in} = -10\text{dB}$.



Hình 4.18. Sự phụ thuộc của RRMSE vào tỉ số SNR_{in} của các thuật toán với các tham số tối ưu

Các tín hiệu chuyển động của mắt và nháy mắt thường có tần số thấp và có biên độ lớn hơn tín hiệu điện não nền và tín hiệu gai động kinh. Các tín hiệu nhiễu mắt là một trong nhiều nguồn nhiễu ảnh hưởng trong miền tần số thấp của dữ liệu điện não. Tối thiểu hóa các nhiễu đặc biệt là nhiễu mắt trong dữ liệu đo được là một bước ban đầu quan trọng cho các phân tích loại nhiễu cơ tiếp theo.

Hình 4.18 cho chúng ta thấy rõ giá trị RRMSE tăng nhanh khi tỉ số Sắc R_in (dB) giảm. Khi tỉ số Sắc R_in càng nhỏ tức năng lượng nhiễu lớn

hơn nhiều năng lượng tín hiệu mà tỉ số RRMSE tăng, tức là chất lượng thuật toán giảm đi.

Kết quả so sánh trên hình 4.18 cũng cho chúng ta thấy thuật toán LMS kém ổn định nhất, RRMSE trong thuật toán LMS tăng nhanh khi tỉ số $S\hat{R}_I$ giảm. Tuy nhiên, khi tỉ số $S\hat{R}_I$ lớn thì thuật toán LMS lại cho thấy khả năng loại nhiễu khá tốt.

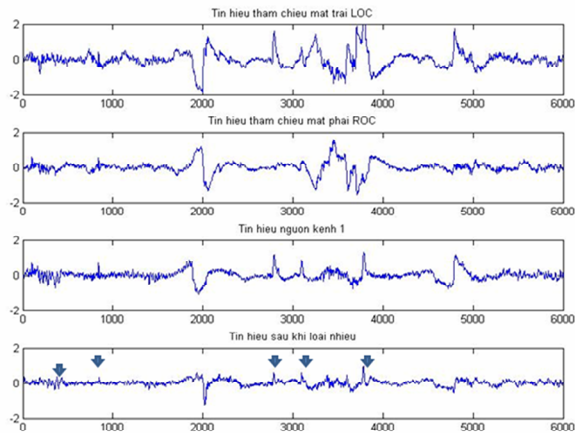
Thuật toán RLS và EW và TV có chất lượng khá ổn định, có khả năng loại nhiễu tốt đối với cả các tín hiệu có năng lượng nhiễu lớn và năng lượng nhiễu nhỏ. Tuy nhiên chất lượng thuật toán EW có hạn chế là khả năng loại nhiễu vẫn còn kém do tỉ số RRMSE là khá lớn.

Thuật toán H-TV và RLS không chỉ có chất lượng loại nhiễu ổn định, thời gian hội tụ nhanh, mà chất lượng loại nhiễu cũng rất tốt với tỉ số RRMSE rất nhỏ.

Qua các đánh giá ban đầu trên một kênh dữ liệu thực, thuật toán TV tốt nhất trong các thuật toán lọc thích nghi, nó dùng cho mẫu không biến đổi theo thời gian (time-invariant), phương pháp này tối thiểu hóa tổng của bình phương lỗi, có thể loại nhiễu trong trường hợp xấu nhất và không cần giả sử gì về tính thống kê của tín hiệu, không nhạy (sensitive) với sự thay đổi của tham số, không cần biết trước mật độ phổ của nhiễu. Thuật toán này áp dụng để loại nhiễu khi có kênh tham chiếu của nhiễu và nhiễu là không tương quan với tín hiệu mong muốn sau khi loại nhiễu. Chúng ta sẽ sử dụng thuật toán này để loại nhiễu trên bộ dữ liệu thực đa kênh, có chiều dài dữ liệu lớn.

4.4. Loại nhiễu mắt trong dữ liệu điện não thực có gai động kinh

Kết quả loại nhiễu mắt trong dữ liệu điện não có gai động kinh bằng phương pháp lọc thích nghi TV với các tham số tối ưu được trình bày như trên hình 4.19. Đoạn dữ liệu này được trích từ kênh 1 bộ dữ liệu EEG của một bệnh nhân nữ 18 tuổi.



Hình 4.19 Tín hiệu điện não có gai động kinh được loại nhiễu mắt bằng bộ lọc thích nghi theo thuật toán TV

Trong 6000 dữ liệu mô phỏng này, có đoạn dữ liệu bị ảnh hưởng bởi cả tín hiệu nháy mắt trái và mắt phải (dữ liệu từ 1800 - 2000), có đoạn chỉ chịu ảnh hưởng của nhiễu mắt trái (đoạn dữ liệu từ 4700-4900), và có cả gai động kinh (theo phân tích của bác sĩ) tại các đoạn dữ liệu 845-850, 2780-2810, 3094-3110, 3770-3800. Kênh 1 được đặt gần mắt trái do đó tín hiệu của nó bị ảnh hưởng khá nhiều bởi nhiễu mắt. So sánh dạng của tín hiệu trước và sau khi lọc nhiễu có đối chiếu với tín hiệu của 2 kênh tham chiếu, chúng ta thu được kết quả khá tốt khi nhiễu mắt bị loại bỏ khá nhiều. Đặc biệt là các gai động kinh hầu như không bị loại bỏ. Ể HƯ VẬY THUẬT TOÁN LỌC THÍCH NGHI TV CHO PHÉP CHÚNG TA KHÔNG NHỮNG CÓ THỂ LOẠI BỎ KHÁ TỐT NHIỄU MẮT MÀ CÒN KHÔNG LÀM ẢNH HƯỞNG ĐẾN CÁC TÍN HIỆU GAI ĐỘNG KINH

4.5. Loại nhiễu mắt và nhiễu cơ trong bộ dữ liệu thực đa kênh

Đầu tiên, dựa trên các thử nghiệm loại nhiễu đã được thực hiện trên bộ dữ liệu EEG thực, chúng tôi thấy rằng thuật toán thích nghi TV phân tích và loại nhiễu từng kênh độc lập, do đó khi áp dụng thuật toán cho bộ

dữ liệu lớn đa kênh thì sẽ chỉ làm tăng thời gian tính toán. Tuy nhiên, đối với thuật toán sử dụng kỹ thuật phân tách nguồn mù nói chung như thuật toán Zhou để loại nhiễu mắt hay thuật toán BSS-CCA để loại nhiễu cơ khi áp dụng cho bộ dữ liệu thực đa kênh sẽ phức tạp hơn khá nhiều.

Ấu hù chúng ta đã biết, trong kỹ thuật tách nguồn mù vẫn còn hai vấn đề chưa thể xác định rõ. Thứ nhất, mặc dù đáng điều của tín hiệu sau khi loại nhiễu bằng kỹ thuật nguồn mù được giữ nguyên nhưng biên độ của tín hiệu sau khi loại nhiễu có thể khác nhiều biên độ của tín hiệu nguồn. Thứ hai, các kênh tín hiệu sau khi loại nhiễu bị xáo trộn mà không thể xác định được vị trí của các kênh tương ứng [8].

Đối với mục đích loại nhiễu trong tín hiệu EEG nhằm giúp chuyên gia dễ dàng quan sát tín hiệu và tránh xác định nhầm, thì chúng ta chỉ cần quan tâm đến dạng của tín hiệu. Do đó việc biên độ của tín hiệu thay đổi sau khi loại nhiễu không ảnh hưởng nhiều đến việc quan sát và đánh giá của chuyên gia. Tuy nhiên, việc các kênh tín hiệu bị xáo trộn lại đặt ra vấn đề hết sức nghiêm trọng đối với xử lý tín hiệu thực. Thứ nhất là dạng tín hiệu EEG và gai động kinh xuất hiện ở từng kênh tương ứng với từng phân khu trên vỏ não và nó phản ánh các trạng thái bệnh lý khác nhau. Do đó yêu cầu bắt buộc là phải xác định được rõ các kênh tín hiệu trên từng phân khu não riêng biệt. Thứ hai là, khi xử lý tín hiệu thực rất dài, để đảm bảo thuật toán có thể hoạt động được thì số lượng mẫu không được quá lớn. Vì thế, chúng ta phải cắt dữ liệu thành các đoạn có chiều dài phù hợp để xử lý từng đoạn một sau đó sẽ ghép chúng lại. Tuy nhiên, do các kênh tín hiệu sau khi loại nhiễu bằng kỹ thuật tách nguồn mù bị xáo trộn, và do đó các kênh tín hiệu sau khi xử lý của mỗi đoạn là không tương ứng.

Để khắc phục hai hạn chế của việc xáo trộn kênh tín hiệu trong kỹ thuật tách nguồn mù trong xử lý tín hiệu EEG thực đa kênh có chiều dài lớn ở trên chúng ta có thể sử dụng hai giải pháp. Đầu tiên chúng ta phân chia các kênh tín hiệu thành từng nhóm theo các kênh sensor tương ứng trên từng phân khu não bộ, và xử lý theo từng nhóm nhỏ. Bằng cách này, mặc dù vẫn có sự xáo trộn kênh nhưng chúng chỉ xảy ra trong từng nhóm kênh

tín hiệu và do đó tín hiệu vẫn có thể phản ánh được trạng thái kích thích ở từng phân khu não bộ. Thứ hai, do chúng ta có thể coi các tín hiệu đo được là các biến ngẫu nhiên. Do đó chúng ta có thể sử dụng độ mạnh của tính tương quan giữa các tín hiệu để xác định các kênh tương ứng.

Để đánh giá một cách tường minh mối tương quan giữa hai biến ngẫu nhiên, chúng ta sử dụng hệ số tương quan. Giá trị của hệ số tương quan cho ta biết độ mạnh của mối tương quan tuyến tính giữa hai biến số ngẫu nhiên. Hệ số tương quan được biết đến nhiều nhất là hệ số tương quan Pearson được tính theo công thức [6]:

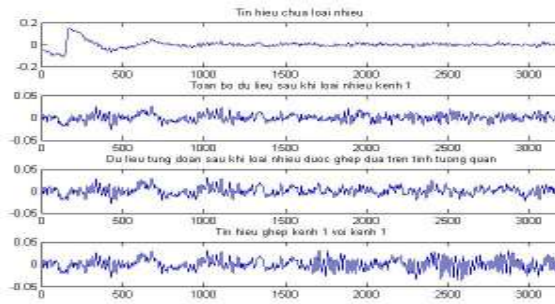
$$\rho_{X,Y} = \frac{\text{cov}(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{E((X - \mu_X)(Y - \mu_Y))}{\sigma_X \sigma_Y},$$

$$\rho_{X,Y} = \frac{E(XY) - E(X)E(Y)}{\sqrt{E(X^2) - E^2(X)} \sqrt{E(Y^2) - E^2(Y)}}.$$

trong đó μ_X , μ_Y là kỳ vọng của biến X , Y ; σ_X và σ_Y là độ lệch chuẩn tương ứng của X và Y

4.5.1. Mô phỏng ghép kênh tín hiệu loại nhiễu sau khi xử lý bằng kỹ thuật tách nguồn mù dựa trên tính chất tương quan của dữ liệu.

Ở phần trên đã trình bày, khi loại nhiễu mất trong dữ liệu thực bằng phương pháp tách nguồn mù thì sẽ không thể xác định được các kênh tương ứng. Trong phần này, chúng tôi sử dụng bộ dữ liệu thực có nhiễu mất với kích thước 25x3200. Bộ dữ liệu này sẽ được chia thành 2 phần: phần 1 gồm 1600 mẫu dữ liệu đầu tiên, phần 2 gồm 1620 mẫu dữ liệu cuối cùng. Như vậy, 2 bộ dữ liệu này có chung 20 mẫu dữ liệu. Từng phần sẽ được loại nhiễu một cách độc lập để có được 2 bộ dữ liệu đã loại nhiễu.



Hình 4.20 (a) tín hiệu nguồn có nhiễu, (b) tín hiệu thu được sau khi loại nhiễu toàn bộ dữ liệu nguồn, (c) tín hiệu từng đoạn sau khi loại nhiễu được ghép lại dựa trên tính chất tương quan (hệ số tương quan $=0.723$), (d) tín hiệu ghép giữa kênh 1 của phần 1 và kênh 1 của phần 2 sau loại nhiễu (hệ số tương quan 0.352)

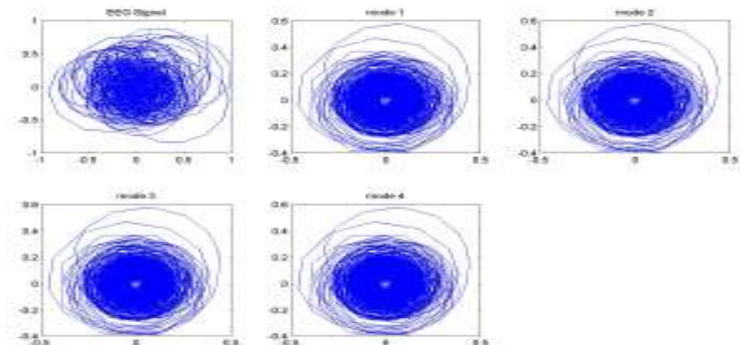
Để lựa chọn 2 kênh tương ứng của cùng một bộ dữ liệu chúng ta sẽ tính hệ số tương quan giữa 20 phần tử cuối cùng của từng kênh của phần thứ nhất sau khi đã loại nhiễu với 20 mẫu đầu tiên của các kênh của phần thứ hai sau khi đã loại nhiễu. Từng cặp sẽ được lựa chọn dựa trên hệ số tương quan cao nhất của nó với 1 kênh tương ứng. Từ hình 4.20 chúng ta dễ dàng nhận thấy là tín hiệu được ghép dựa trên tính tương quan rất giống tín hiệu được loại nhiễu từ toàn bộ dữ liệu. Trong khi đó tín hiệu ghép từ kênh 1 và kênh 1 của 2 phần khác rất nhiều tín hiệu cần tìm, theo tính toán thì hệ số tương quan của kênh này bằng 0.352 .

4.5.2. Loại đồng thời nhiễu cơ và nhiễu mắt trong tín hiệu điện não

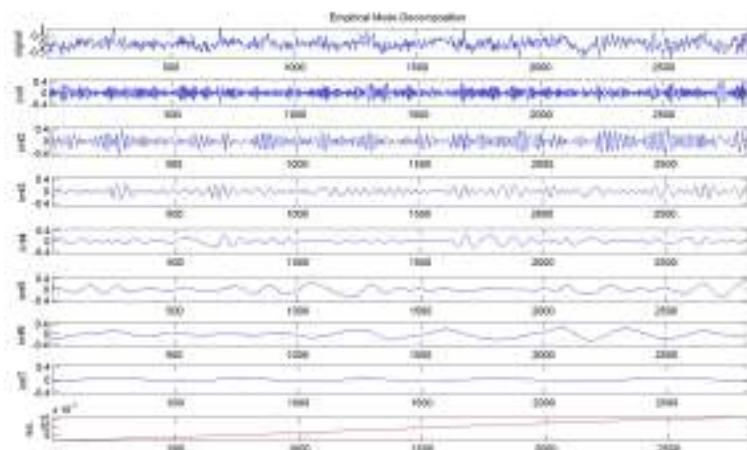
4.6. Phân tích tín hiệu trong dữ liệu điện não bằng phương pháp EMD

4.6.1 Các thành phần tín hiệu EEG

Trong phần này chúng tôi sử dụng kỹ thuật EMD để phân tách tín hiệu EEG sạch không có nhiễu thành các thành phần IMF. Tín hiệu EEG sạch gồm 2840 mẫu được trích từ kênh đo trên đỉnh đầu của một sinh viên sức khỏe tốt. Sau khi phân tích tín hiệu EEG, đó chúng tôi biểu diễn các thành phần tín hiệu IMF và tín hiệu EEG trong miền số thực.



Hình 4.26. Biểu diễn tín hiệu giải tích trong miền số phức (kích thước của số = 2840 mẫu): (a) tín hiệu EEG sạch, (b, c, d, e) các tín hiệu IMF thành phần.

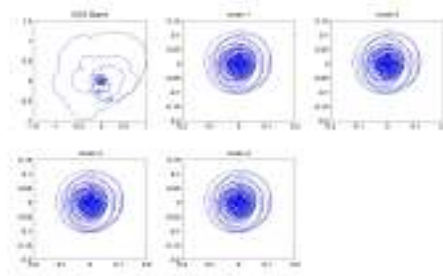


Hình 4.27. Tín hiệu EEG sạch và các thành phần tín hiệu IMF của nó

4.6.2 Các thành phần tín hiệu của dữ liệu điện não có nhiều mắt.

Để phân tích và đánh giá nhận biết tín hiệu EOG trong tín hiệu EEG chúng tôi sử dụng hai bộ dữ liệu EEG có nhiều mắt: (1) bộ dữ liệu lấy từ kênh tham chiếu – đặt tại mắt trái và chỉ có tín hiệu nháy mắt mà không có tín hiệu điện não (hoặc có nhưng rất yếu), (2) bộ dữ liệu điện não thực chúng tôi trực tiếp đo được trên vùng trán của bệnh nhân – là vùng bị ảnh hưởng nhiều bởi nháy mắt. Kết quả phân tích thành phần IMF của bộ dữ

liệu thực được biểu diễn trên hình 2.28. Biểu diễn các tín hiệu EEG có nhiễu mắt và các thành phần IMF của nó được trình bày trên hình 2.29.



Hình 4.29. Biểu diễn tín hiệu giải tích trong miền số phức (kích thước của số = 2840 mẫu): (a) tín hiệu EEG thực có nhiễu mắt, (b, c, d, e) các tín hiệu IMF thành phần.

Các kết quả phân tích tương tự đối với tín hiệu nhiễu mắt được trình bày trên hình 4.30 và 4.31. Mặc dù quan sát tín hiệu EEG sạch (hình 4.27), tín hiệu EEG thực có nhiễu mắt (hình 4.28), tín hiệu nhiễu mắt (hình 4.30) và các thành phần IMF của nó chúng ta khó có thể nhận biết được sự khác nhau của tín hiệu EEG dựa trên các thành phần IMF. ả hưng khi chúng ta sử dụng phép biến đổi Hilbert để biểu diễn các tín hiệu trong miền số phức thì kết quả thu được rất thú vị. Từ các hình 4.26a chúng ta thấy rất rõ ràng là tín hiệu EEG sạch rất tập trung tại tâm và phân bố tín hiệu của nó giống phân bố của các biến ngẫu nhiên và có dạng phân bố Gause. Trong khi đó, như được trình bày trên hình 4.29a, 4.31a thì rõ ràng sự phân bố tín hiệu của dữ liệu EEG có nhiễu mắt là không tập trung và đặc biệt là đối với dữ liệu nhiễu mắt. Đây là các kết quả phân tích bước đầu sử dụng kỹ thuật EMD để tìm cách đánh giá và nhận biết đoạn tín hiệu nhiễu. Do giới hạn về thời gian nghiên cứu của luận văn mà chúng tôi chưa thể có được những đánh giá và phân tích dữ liệu sâu hơn dựa trên kỹ thuật này. Do đó đây cũng có thể là một hướng mở cho các nghiên cứu tiếp theo.

CHƯƠNG 5. KẾT LUẬN

Luận văn đã tìm hiểu và phân tích tổng hợp các thuật toán loại nhiễu mắt và nhiễu cơ phổ biến hiện nay. Đồng thời luận văn cũng đã đặt ra một số vấn đề khó khăn trong xử lý tín hiệu EEG thực cần giải quyết. Qua đó đã

đưa ra và thực hiện các giải pháp xử lý các vấn đề trên một cách khá tốt. Các kết quả chính của luận văn là:

Chúng tôi đã thực hiện đo điện não đồ trên 45 bệnh nhân có tiền sử mắc bệnh động kinh khác nhau. Phân loại và chuyển đổi các đoạn dữ liệu điện não nền, có gai động kinh, có nhiễu mắt, nhiễu cơ từ định dạng của máy đo *.EEG sang định dạng *.MATLAB để sử dụng làm dữ liệu cho các nghiên cứu tiếp theo.

Dữ liệu sau khi chuyển đổi sang định dạng *.MATLAB có nhiều thành phần nhiễu do các linh kiện điện tử gây ra như: nhiễu 50Hz, nhiễu điện một chiều, nhiễu điện cực v.v chính vì vậy chúng tôi đã sử dụng các bộ lọc thông cao (loại các tín hiệu có tần số $< 0.5\text{Hz}$), bộ lọc thông thấp (loại tín hiệu có tần số $> 70\text{Hz}$), bộ lọc chặn dải để loại tín hiệu điện lưới 50Hz. Các kết quả cho thấy tín hiệu sau khi lọc khá giống với tín hiệu EEG ban đầu.

Chúng tôi đã phân tích các thuật toán loại nhiễu mắt và nhiễu cơ sử dụng lọc thích nghi và tách nguồn mù như : thuật toán LMS, RLS, TV, EW, BSS-CCA, phân tích thành phần độc lập ICA. Trong quá trình mô phỏng chúng tôi thấy rằng các thuật toán lọc thích nghi loại nhiễu khá tốt, tuy nhiên chất lượng thuật toán phụ thuộc rất nhiều vào tham số bộ lọc. Các tín hiệu EEG có biên độ khác nhau yêu cầu các tham số bộ lọc tối ưu rất khác nhau. Mặt khác, do chúng ta không quan tâm nhiều đến biên độ của tín hiệu mà chỉ quan tâm đến hình dạng và tỉ lệ các tín hiệu với nhau. Chính vì vậy chúng tôi đã chuẩn hóa biên độ các tín hiệu EEG và mô phỏng đánh giá chất lượng các thuật toán và tìm các bộ tham số tối ưu của các thuật toán lọc thích nghi đối với các tín hiệu có biên độ trong khoảng -1 đến 1. Bộ tham số phù hợp cho các thuật toán là:

- + LMS: bậc bộ lọc = 4, bước nhảy = 0.008
- + RLS: bậc bộ lọc = 4, $\lambda = 1$, $\delta = 3.5$.
- + EW: bậc bộ lọc = 3, $\delta = 2$ và $\lambda = 1$
- + TV: bậc bộ lọc = 4, $\eta = 4$, $\rho = 0.0001$

Các quả phân tích cho chúng ta thấy thuật toán lọc thích nghi TV có chất lượng loại EOG rất tốt. Chúng tôi đã sử dụng thuật toán này để loại nhiễu mắt trong tín hiệu EEG có gai động kinh và kết quả cho thấy nhiễu mắt được loại bỏ khá tốt mà không làm ảnh hưởng đến tín hiệu gai động kinh.

Một trong những nhược điểm của xử lý nguồn mù loại nhiễu là thứ tự kênh tín hiệu sau xử lý bị xáo trộn. Để khắc phục nhược điểm này, chúng tôi dựa trên việc tính hệ số tương quan để phân tích và sắp xếp các kênh cho phù hợp. Mặc dù chưa tối ưu về số lượng phép tính toán nhưng đã có thể giải quyết được vấn đề kênh không xác định sau loại nhiễu bằng xử lý nguồn mù.

Dựa trên các kết quả phân tích các tín hiệu điện não sử dụng kỹ thuật EMD, chúng tôi chưa xác định được sự khác biệt mang tính đặc trưng của của các thành IMF của các tín hiệu điện não. Tuy nhiên dựa trên kỹ thuật này và phép biến đổi Hibert để biểu diễn các tín hiệu trong mặt phẳng phức chúng tôi nhận rõ sự khác biệt của các tín hiệu điện não có nhiễu mắt và không có nhiễu mắt. Các kết quả này là khả quan và cần những nghiên cứu đánh giá sâu hơn nữa.

Một số hạn chế của đề tài là: (1) Chưa thực hiện xử lý một cách một cách hoàn toàn trên toàn bộ dữ liệu EEG thực có chiều dài lớn. (2) Chưa phân tích sâu và chi tiết được kỹ thuật EMD – một kỹ thuật mới có khả năng áp dụng phân tích dữ liệu EEG tốt.

Hướng phát triển của đề tài:

Luận văn đã đặt ra và giải quyết 5 vấn đề thường gặp trong xử lý tín hiệu điện não thực. Tuy nhiên để hướng tới xây dựng chương trình loại nhiễu trong tín hiệu EEG vẫn còn nhiều việc cần phải nghiên cứu: như chúng ta có thể thực hiện các nghiên cứu kỹ thuật EMD sâu hơn nữa để tìm ra cách nhận biết vùng nhiễu tự động bằng kỹ thuật này; hay phân tích và tối ưu các thuật toán để giảm tính toán, tăng tốc độ xử lý.v.v

Tài liệu tham khảo

- [1] Andrade, A. O.; Asato, S.; Kyberd, P.; Sweeney-Reed, C. M. & Kanijn, F. V. (2006), '*EMG signal filtering based on Empirical Mode Decomposition*', *Biomedical Signal Processing and Control* **1**, 44 - 55.
- [2] Choi, S.; Cichocki, A.; Park; Hyung-Min & Lee, S.-Y. (2005), '*Blind Source Separation and Independent Component Analysis: A Review*', *Neural Information Processing-Letters and Reviews* **6**, 1-57.
- [3] Clercq, W. D.; Vergult, A.; Vanrumste, B.; Van Paesschen, W. & Van Huffel, S. (2006), '*Canonical Correlation Analysis Applied to Remove Muscle Artifacts From the Electroencephalogram*', *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, **53**, 2583-2587.
- [4] Engel Jr, J. & Pedley, T. A., ed. (1997), "*Epilepsy: A Comprehensive Textbook*" Lippincott-Raven, Philadelphia.
- [5] He, P.; Wilson, G. & Russell, C. (2004), '*Removal of ocular artifacts from electroencephalogram by adaptive filtering*', *Med Biol Eng Comput* **42**, 407-412.
- [6] Huang, Z. E.; Shen, Z.; Long, S. R.; Wu, M. C.; Shih, H. H.; Zheng, Q.; Yen, Z. C.; Tung, C. C. & Liu, H. H. (1998), '*The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis*', *Proceedings of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences* **454**, 903-995.
- [7] Kailath, T.; Sayed, A. H. & Hassibi, B. (2000), '*Linear Estimation*', Prentice Hall.
- [8] Li, X.-L. & Zhang, X.-D. (2007), '*Sequential Blind Extraction Adopting Second-Order Statistics*', *IEEE Signal Processing Letters*, **14**, 58-61.
- [9] Puthusserypady, S. & Ratnarajah, T. (2006), '*Robust adaptive techniques for minimization of EOG artefacts from EEG signals*', *Signal Processing* **86**, 2351 - 2363.
- [10] Sörnmo, L. & Laguna, P. (2005), '*Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications*', Academic Press.
- [11] Zhou, Z. & Puthusserypady, S. (2008), '*EOG artifact minimization using oblique projection corrected eigenvector decomposition*', in *Proc. 30th Annual Int. Conf. of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society EMBS 2008*, pp. 4656-4659.