

# Nghiên cứu các phương pháp học máy để phát hiện chứng lo âu bằng tín hiệu sinh học cho học sinh

Trần Thị Thúy Hà\*

\*TS. Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông

Received: 15/9/2024; Accepted: 23/9/2024; Published: 30/9/2024

**Abstract:** Excessive anxiety disorders affect the ability to function daily. In the school environment, this can include forms such as social anxiety and school anxiety. The main markers of human well-being employed in clinical settings are features taken from ECG, EDA, EEG, and RSP signals. Early discovery and intervention in cases of AD are critical since any mental condition may be improved with early recognition and care. Applying machine learning to these signals enables clinicians to recognize patterns of anxiety and differentiate a sick patient from a healthy one. Further, models with multiple and diverse biosignals have been developed to improve accuracy and convenience. This review introduces several models for detecting anxiety.

**Keywords:** Machine learning; digital health; anxiety biomarkers; digital psychological assessment

## 1. Giới thiệu

Chứng rối loạn lo âu quá mức ảnh hưởng đến khả năng hoạt động hàng ngày. Trong môi trường trường học, có thể bao gồm các dạng như lo âu xã hội, lo âu học đường. Lo âu xã hội là lo sợ bị đánh giá hoặc phê bình bởi người khác, dẫn đến việc tránh né các hoạt động xã hội. Lo âu học đường là lo lắng về hiệu suất học tập, kỳ thi, và các yêu cầu học tập khác.

Các dấu hiệu và triệu chứng thường gặp: Về mặt tâm lý sẽ xuất hiện cảm giác lo lắng, hồi hộp, sợ hãi, và lo lắng về sự thất bại. Về mặt vật lý sẽ cảm thấy đau bụng, đau đầu, tim đập nhanh, và cảm giác căng thẳng cơ bắp. Về mặt hành vi con người sẽ tránh các tình huống xã hội, giảm sút sự tham gia trong các hoạt động lớp học, và thể hiện sự chần chừ hoặc trì hoãn.

Các nhà nghiên cứu tâm sinh lý truyền thống thường không cho thấy mối tương quan lớn giữa các thông số sinh lý và mức độ lo lắng, trong khi các nghiên cứu sử dụng kỹ thuật học máy cho thấy sự lo lắng có thể nhận biết thông qua phân tích sinh lý. Do vậy, các nhà nghiên cứu ngày càng quan tâm đến các tín hiệu sinh học không xâm lấn, chẳng hạn như điện não đồ (EEG- *Electroencephalography*), điện tâm đồ (ECG- *Electrocardiogram*), phản ứng điện da (EDA- *Electrodermal*) và hô hấp (RSP- *Respiration*) để nghiên cứu hiện tượng này. Việc áp dụng học máy vào các tín hiệu sinh học cho phép các bác sĩ lâm sàng phát hiện được các kiểu lo lắng và phân biệt bệnh nhân bị bệnh với bệnh nhân khỏe mạnh [1].

## 2. Nội dung nghiên cứu

### 2.1. Phương pháp nghiên cứu

Hầu hết các công trình nghiên cứu về EEG tập trung vào nhóm kiểm soát sức khỏe và những người mắc chứng rối loạn lo âu (AD- Anxiety disorders). Mục tiêu của các nghiên cứu này là phân biệt giữa những người bị hoặc không bị AD. Các công trình nghiên cứu về các tín hiệu sinh học khác chỉ bao gồm nhóm kiểm soát sức khỏe hoặc nhóm AD, và các tín hiệu được phân loại thành các trạng thái lo âu và thời gian nghỉ ngơi.

Nhóm nghiên cứu Ihmig [2], Gazi [5], tập trung vào các đối tượng mắc chứng ám ảnh. Ám ảnh cụ thể là một rối loạn tâm thần phổ biến, ảnh hưởng đến khoảng 7.4% dân số. Những bệnh nhân có triệu chứng ám ảnh trải qua các triệu chứng lo âu thể chất nghiêm trọng, như nhịp tim nhanh, đổ mồ hôi và khó thở. Trong tất cả các nghiên cứu sử dụng điện não đồ - EEG, điện tâm đồ - ECG, phản ứng điện da - EDA, các tín hiệu này được ghi lại trong quá trình liệu pháp tiếp xúc. Đây là phương pháp điều trị phổ biến cho các chứng ám ảnh cụ thể. Các bệnh nhân chuyển đổi giữa các giai đoạn nghỉ ngơi và các giai đoạn tiếp xúc, trong đó họ phải đối mặt với vật thể sợ hãi dưới các điều kiện kiểm soát.

Hầu hết các thí nghiệm khác sử dụng các chu kỳ nhiệm vụ và thời gian nghỉ ngơi, các giao thức gây stress, hoặc bài kiểm tra căng thẳng xã hội Trier (TSST) với mục tiêu đặt người tham gia vào tình huống không thoải mái để họ cảm thấy lo âu.

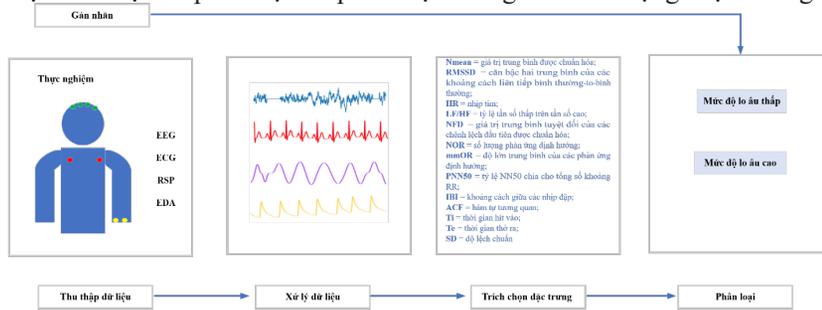
Để đào tạo các mô hình học máy, hầu hết các nghiên cứu đều dựa vào các đối tượng và sử dụng

phân loại State-Trait Anxiety Inventory (STAI). Bảng hỏi STAI được chia thành hai phần. Phần đo lường lo âu trạng thái (cách cá nhân cảm thấy tại thời điểm hiện tại) và phần đo lường lo âu đặc điểm (cách một cá nhân cảm thấy nói chung). Hoặc sử dụng dữ liệu theo các đoạn video kích thích sự lo âu và không lo âu (nhóm Gazi và nhóm Miranda).

**2.2. Quy trình nghiên cứu**

Các tín hiệu và thí nghiệm khác nhau đã được sử dụng và áp dụng trong các nghiên cứu, nhưng tất cả đều tuân theo một quy trình chung, như được mô tả trong hình 2.1. Cấu trúc các nghiên cứu thường tuân theo: thu thập dữ liệu từ một hoặc kết hợp các tín hiệu, sau đó gán nhãn cho dữ liệu. Tiếp theo, dữ liệu được tiền xử lý, và quá trình chọn đặc trưng được thực hiện để tạo đầu vào cho mô hình phân loại.

Quy trình này giúp đảm bảo tính nhất quán và tính hệ thống trong việc xử lý và phân tích dữ liệu tín hiệu sinh học để phát hiện và phân loại chứng lo âu.



Hình 2.1. Quy trình chung được sử dụng trong tất cả các nghiên cứu.

**2.3. Trích chọn đặc trưng**

Các đặc trưng thường được sử dụng trong các nghiên cứu để phân tích và phát hiện chứng lo âu dựa trên các tín hiệu sinh học RSP, EDA, và ECG là: giá trị trung bình được chuẩn hóa (Nmean); Căn bậc hai trung bình của các khoảng thời gian liên tiếp bình thường-to-bình thường (RMSSD); Nhịp tim (HR); Tỷ lệ tần số thấp trên tần số cao (LF/HF); Giá trị trung bình tuyệt đối của các chênh lệch đầu tiên được chuẩn hóa (NFD); Số lượng phản ứng định hướng (NOR); Độ lớn trung bình của các phản ứng định hướng (mmOR); tỷ lệ NN50 chia cho tổng số khoảng R-R; Khoảng cách giữa các nhịp đập (IBI); Hàm tự tương quan (ACF); Thời gian hít vào (Ti); Thời gian thở ra (Te); Độ lệch chuẩn (SD).

Đối với các tín hiệu EEG, nhóm nghiên cứu Xie [5] đã áp dụng thuật toán kết nối PLI (Phase Lag Index) để phân tích các mạng vô hướng, đặc biệt trong nghiên cứu mạng não (Brain Network). PLI đo lường sự đồng bộ pha giữa các tín hiệu bằng cách

tập trung vào sự trễ pha giữa chúng. Do vậy, PLI tạo ra một ma trận kề trong đó mỗi phần tử đại diện cho mức độ kết nối giữa hai tín hiệu hoặc nút. Mạng não (BN) được sử dụng làm đầu vào cho các thuật toán học máy như CNN-2 (Convolutional Neural Network), DBN (Deep Belief Network), và LDA (Linear Discriminant Analysis). Các thuật toán này có thể được sử dụng để phân loại, dự đoán hoặc phát hiện các mẫu trong dữ liệu dựa trên cấu trúc của mạng não.

Điều này giúp tạo ra các mô hình học máy có khả năng phân biệt giữa các trạng thái khác nhau của não bộ, giữa bệnh nhân bị bệnh và khỏe mạnh, hoặc giữa các trạng thái tâm lý khác nhau.

Ngoài ra có thể sử dụng phương pháp phân bố bên trái. Đây là một công cụ quan trọng trong việc đánh giá trạng thái tâm lý, đặc biệt là lo âu và trầm cảm. Cách tiếp cận này dựa trên việc so sánh hoạt động điện não giữa hai bán cầu não, đặc biệt là ở vùng trán trước. Điểm số phân bố bên trái được xác định bằng phương trình:

$$\text{Điểm số} = \ln(R) - \ln(L)$$

Trong đó,  $R$ ,  $L$  lần lượt là mật độ phổ công suất của vùng trán phải và vùng trán trái.

Nếu điểm số dương thì hoạt động ở thùy trán trước trái mạnh hơn so với thùy trán trước phải biểu thị đến trạng thái tâm lý tích cực. Nếu điểm số âm, biểu thị đến tâm lý tiêu cực, chẳng hạn như lo âu hoặc trầm cảm.

Phương pháp này là một trong những phương pháp được sử dụng rộng rãi để đánh giá lo âu và trầm cảm, vì nó phản ánh một cách khách quan sự bất đối xứng trong hoạt động não bộ, vốn có liên quan đến các trạng thái cảm xúc và tâm lý khác nhau. Các bác sĩ và nhà nghiên cứu sử dụng phương pháp này để phát hiện sớm và theo dõi sự tiến triển của các rối loạn tâm lý ở bệnh nhân.

**2.4. Mô hình nghiên cứu**

Các mạng nơ-ron, đặc biệt là mạng nơ-ron tích chập CNN (Convolutional Neural Network) được sử dụng rộng rãi, áp dụng cho cả EEG và kết hợp với các tín hiệu sinh lý. CNN là một mạng perceptron đa lớp với nhiều lớp tích chập - pooling và các lớp kết nối đầy đủ ở đầu ra. Các đặc trưng đầu vào được tích chập với các bộ lọc đa chiều trong lớp tích chập và được lấy mẫu phụ để tạo ra một thang đo nhỏ hơn trong lớp pooling. Các trọng số mạng và bộ lọc

chia sẻ trong lớp tích chập có thể học được thông qua thuật toán lan truyền ngược, nhằm giảm thiểu lỗi phân loại. Khi kết hợp nhiều lớp tích chập và pooling, CNN có thể học và nhận diện các mẫu phức tạp trong dữ liệu, từ đó đưa ra các dự đoán chính xác trong các bài toán nhận diện và phân loại.

Hai nghiên cứu kết hợp EEG với các tín hiệu khác đã sử dụng phương pháp K-means và sau đó là phân loại theo cụm. Nhóm nghiên cứu Xu [4] đã sử dụng K-means để chia các đối tượng thành các danh mục khác nhau, sau đó tiến hành phân tích hồi quy bằng mạng nơ-ron hồi quy tổng quát (GRNN) cho các cụm riêng biệt dựa trên tập dữ liệu huấn luyện thuộc các giai đoạn tải công việc và phục hồi. Điều này dẫn đến một tập hợp K mô hình GRNN nhằm giảm thiểu lỗi theo cụm. Mặt khác, nhóm Gonzalez-Carabarin [3] đã sử dụng học không giám sát để phân cụm các đặc trưng EEG vào các giai đoạn căng thẳng và không căng thẳng (cộng thêm một cụm để phân loại các điểm dữ liệu không thuộc các danh mục trước đó) và sau đó áp dụng học có giám sát. Đối với các phương pháp này vẫn gặp khó khăn khi phân loại chính xác mức độ lo âu.

Hiệu suất tốt nhất cho RF được đạt được sử dụng phương pháp EEG, thứ hai là sử dụng phương pháp kết hợp giữa ECG và EDA, và cuối cùng là phương pháp kết hợp giữa ECG, EDA và RSP. Nhóm nghiên cứu Gazi [6] thu được kết quả với độ chính xác 78% khi sử dụng phương pháp kết hợp giữa ECG và EDA và 85% với sự kết hợp giữa ECG, EDA và RSP. Sự kết hợp giữa nhiệt độ da (ST), EDA, RSP và HR dẫn đến hiệu suất tốt nhất khi sử dụng phương pháp máy vec-tơ hỗ trợ (Support Vector Machine-SVM), tiếp theo là một nghiên cứu chỉ sử dụng EEG và một nghiên cứu kết hợp ECG và EEG [3]. Đối với mạng nơ-ron, độ chính xác tốt nhất được đạt được với nghiên cứu kết hợp EDA, PPG và ST. Hiệu suất tốt với độ chính xác trên 85% cũng đạt được với EEG hoặc EEG kết hợp với ECG, EDA và EMG. Ngược lại, một nghiên cứu sử dụng ECG, ST và RSP có kết quả độ chính xác thấp hơn, chỉ đạt 77%.

Bên cạnh việc sử dụng các tín hiệu ECG, EDA và RSP để đánh giá mức độ lo âu, nhóm Aristizabal xem xét ảnh hưởng của lo âu đến nhiệt độ da, nhưng không tìm thấy sự ảnh hưởng đáng kể của lo âu đối với nhiệt độ da. Theo họ, nhiệt độ cơ thể có thể cung cấp thông tin về cường độ của phản ứng căng thẳng nhưng cũng bị ảnh hưởng mạnh bởi các điều kiện môi trường như nhiệt độ hoặc độ ẩm và do đó, phù hợp hơn đối với các nghiên cứu trong phòng thí nghiệm.

### 3. Kết luận

Các chỉ số chính về sự khỏe mạnh của con người được sử dụng trong môi trường lâm sàng là các đặc trưng được lấy từ tín hiệu ECG, EDA, EEG và RSP. Việc phát hiện và can thiệp sớm trong các trường hợp rối loạn lo âu (AD) là rất quan trọng đối với người bệnh nói chung và đối với học sinh nói riêng vì bất kỳ tình trạng tâm thần nào đều có thể được cải thiện với việc nhận diện và chăm sóc sớm. Trong nghiên cứu này đã xem xét các phương pháp phát hiện và dự đoán AD bằng cách sử dụng sự kết hợp của các tín hiệu sinh học. Các thí nghiệm được kiểm soát và không hoàn toàn phản ánh các hoạt động thực tế, nhưng chúng vẫn là những nỗ lực khoa học có giá trị trong lĩnh vực này. Nói chung, các kết quả phân loại được trình bày ở đây cho thấy một số phương pháp và phân tích hiện tại đã cung cấp các công cụ hữu ích cho việc dự đoán AD. Điều này có thể cho phép các nhà nghiên cứu khác xem xét, và tiếp tục nghiên cứu để có thể đưa ra được các phương pháp chính xác, an toàn và tiết kiệm chi phí.

### Tài liệu tham khảo

- [1]. Lou Ancillon, Mohamed Elgendi and Carlo Menon (1794), “*Machine Learning for Anxiety Detection Using Biosignals: A Review*”, *Diagnostics* 2022, 12.
- [2]. Ihmig, F.R.; Neurohr-Parakenings, F.; Schäfer, S.K.; Lass-Hennemann, J.; Michael, T. Online anxiety level detection from biosignals “*Machine learning based on a randomized controlled trial with spider-fearful individuals*”. *PLoS ONE* 2020, 15, e0231517.
- [3]. Gonzalez-Carabarin, L.; Castellanos-Alvarado, E.A.; Castro-Garcia, P.; Garcia-Ramirez, M.A. “*Machine Learning for personalized stress detection: Inter-individual variability of EEG-ECG markers for acute-stress response*”. *Comput. Methods Programs Biomed.* 2021, 209, 106314
- [4]. Xu, Q.; Nwe, T.L.; Guan, C. Cluster. “*Based Analysis for Personalized Stress Evaluation Using Physiological Signals*”. *IEEE J. Biomed. Health Inform.* 2014, 19, 275–281
- [5]. Xie, Y.; Yang, B.; Lu, X.; Zheng, M.; Fan, C.; Bi, X.; Li, Y. “*Anxiety and Depression Diagnosis Method Based on Brain Networks and Convolutional Neural Networks*”. In *Proceedings of the 2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC), Montreal, QC, Canada, 20–24 July 2020*; pp. 1503–1506