

## DEVELOPING AN AUTOMATIC MODEL FOR NUCHAL TRANSLUCENCY THICKNESS SEGMENTATION IN FETAL ULTRASOUND IMAGES

Pham Thu Huong

Institute of Information Technology - AMST

ARTICLE INFO		ABSTRACT
Received:	24/4/2024	The determination of the nuchal translucency (NT) thickness on first-trimester ultrasound images is an important step that should be performed in all pregnant women to detect early signs of Down syndrome, Turner syndrome, fetal anomalies, and other genetic disorders. Currently, NT measurement is manually performed by experienced and certified ultrasound physicians, so the results heavily depend on the physician's expertise. Therefore, there is a need for a method to automatically identify the NT region to assist physicians in quickly and accurately measuring NT thickness. This paper focuses on using deep learning models to segment nuchal translucency regions in ultrasound images. Several popular deep learning segmentation models such as FPN, UNet, UNet++, DeepLabV3, and DeepLabV3+ were selected for implementation and testing. The experiments show that the UNet model with EfficientNetB6 encoder achieved the best results with an accuracy of 99.51%, IoU score of 60.95%, and Dice score of 77.14%. The paper also discusses the challenges and future directions of this field.
Revised:	10/6/2024	
Published:	11/6/2024	

**KEYWORDS**

Deep learning  
Computer vision  
Nuchal translucency  
Image segmentation  
Ultrasound image

## XÂY DỰNG MÔ HÌNH TỰ ĐỘNG PHÂN VÙNG KHOẢNG SÁNG SAU GÁY TRÊN ẢNH SIÊU ÂM THAI

Phạm Thu Hương

Viện Công nghệ thông tin - Viện Khoa học và Công nghệ quân sự

THÔNG TIN BÀI BÁO		TÓM TẮT
Ngày nhận bài:	24/4/2024	Việc xác định vùng khoảng sáng sau gáy (độ mờ da gáy) trên ảnh siêu âm thai trong quý I của thai kỳ là một bước quan trọng và cần thực hiện với tất cả các thai phụ nhằm phát hiện sớm hội chứng Down, hội chứng Turner, dị dạng thai và một số hội chứng di truyền khác. Hiện tại việc siêu âm đo độ mờ da gáy được thực hiện thủ công bởi các bác sĩ siêu âm có trình độ cao và được cấp chứng chỉ, nên kết quả phụ thuộc rất nhiều vào kinh nghiệm của bác sĩ. Do đó, cần có phương pháp để tự động xác định vùng khoảng sáng sau gáy, nhằm hỗ trợ các bác sĩ đo độ mờ da gáy một cách nhanh chóng và chính xác. Bài báo này tập trung vào việc sử dụng mô hình mạng học sâu phân vùng ảnh siêu âm thai để phát hiện vùng khoảng sáng sau gáy. Một số mô hình học sâu phân vùng ảnh phổ biến như FPN, UNet, UNet++, DeepLabV3 và DeepLabV3+ được lựa chọn để cài đặt, thử nghiệm. Thử nghiệm cho thấy mô hình UNet với bộ mã hóa EfficientNetB6 đạt kết quả tốt nhất với độ chính xác là 99,51%, điểm số IoU là 60,95%, điểm số Dice là 77,14%. Bài báo cũng đề cập đến những thách thức và hướng phát triển tiếp theo của lĩnh vực này.
Ngày hoàn thiện:	10/6/2024	
Ngày đăng:	11/6/2024	

**TỪ KHÓA**

Học sâu  
Thị giác máy tính  
Khoảng sáng sau gáy  
Phân vùng ảnh  
Hình ảnh siêu âm

DOI: <https://doi.org/10.34238/tnu-jst.10205>

Email: [phamhuongit@gmail.com](mailto:phamhuongit@gmail.com)

<http://jst.tnu.edu.vn>

141

Email: [jst@tnu.edu.vn](mailto:jst@tnu.edu.vn)

## 1. Giới thiệu

Siêu âm là một phương pháp không xâm lấn và an toàn, không gây nguy hại cho cả mẹ và thai nhi, giúp xác định tuổi thai, các chỉ số cơ bản của thai nhi, đo độ mờ da gáy và các bất thường về hình thái đặc trưng cho hội chứng Patau. Phương pháp đo độ mờ da gáy thường được thực hiện ở tuần thai thứ 11-13 tuần 6 ngày và đưa ra kết quả chính xác nhất. Các trường hợp có độ mờ da gáy dưới 3 mm thường được xem xét là nguy cơ thấp, ít có nguy cơ mắc bất thường nhiễm sắc thể. Trong trường hợp độ mờ da gáy từ 3,5 – 4,4 mm, tỷ lệ bất thường nhiễm sắc thể là 21,1%, và trong trường hợp  $\geq 6,5$  mm, tỷ lệ này tăng lên đến 64,5%. Khi độ mờ da gáy  $> 3$  mm, thai phụ thường được khuyến nghị thực hiện thêm xét nghiệm Triple test vào tuần thai thứ 16-18.

Độ mờ da gáy (Nuchal translucency - NT) là một hình ảnh trên siêu âm mô tả sự tích tụ dịch dưới da phía sau cột sống cổ thai nhi vào cuối tam cá nguyệt thứ nhất và đầu tam cá nguyệt thứ hai. Siêu âm đo độ mờ da gáy (nuchal translucency scan - hay còn gọi là NT scan) là một phương pháp kiểm tra dựa trên công nghệ siêu âm để đánh giá nguy cơ mắc hội chứng Down (Trisomy 21) của một thai nhi, đồng thời còn kiểm tra một số bất thường khác về nhiễm sắc thể, cũng như các vấn đề bẩm sinh về tim. Siêu âm đo độ mờ da gáy thai nhi được chỉ định cho tất cả các thai phụ trong khoảng tuổi thai 11 tuần đến 13 tuần 6 ngày, nó được coi là một phần của các xét nghiệm sàng lọc kết hợp trong ba tháng đầu thai kỳ, đặc biệt là đối với phụ nữ mang thai có tuổi trên 35. Ngoài giúp sàng lọc hội chứng Down (tam nhiễm sắc thể 21), siêu âm độ mờ da gáy cũng sẽ sàng lọc các hội chứng di truyền khác, bao gồm: Trisomy 18 (hội chứng Edward); Trisomy 13 (hội chứng Patau); một số bất thường nhiễm sắc thể khác; một số vấn đề về cấu trúc, chẳng hạn như tim, thành bụng và khuyết tật xương.

Hiện nay việc siêu âm đo độ mờ da gáy được thực hiện bởi các chuyên gia siêu âm, bao gồm các bác sĩ siêu âm và kỹ thuật viên siêu âm chuyên nghiệp. Các chuyên gia này có chứng chỉ siêu âm sản khoa và đã tham gia các khóa đào tạo đo độ mờ da gáy của các cơ sở đào tạo uy tín, đạt được chứng chỉ đo độ mờ da gáy. Sau khi đạt được chứng chỉ, các bác sĩ siêu âm phải nộp dữ liệu và hình ảnh đo độ mờ da gáy định kỳ 12 tháng cho cơ quan kiểm tra để đánh giá sự phân bố của số đo độ mờ da gáy của mỗi bác sĩ siêu âm có trong phạm vi cho phép không và đánh giá hình ảnh đo độ mờ da gáy của họ. Những bác sĩ siêu âm đạt đủ tiêu chuẩn thì mới được phép tiếp tục thực hiện siêu âm đo độ mờ da gáy trên lâm sàng.

Việc đo độ mờ da gáy có ý nghĩa rất quan trọng trong sàng lọc trước sinh nên đã có nhiều nghiên cứu nhằm hỗ trợ tự động đo độ mờ da gáy trên ảnh siêu âm. Trong nghiên cứu của Deng và các cộng sự đã đề xuất một mô hình cấu trúc phân cấp để tự động phát hiện vùng khoảng sáng sau gáy và thử nghiệm trên 345 ảnh siêu âm [1]. Mô hình này được xây dựng dựa trên mô hình học máy SVM, đặc trưng HOG và kim tự tháp Gaussian. Nhóm nghiên cứu của Nirmala đã sử dụng các kỹ thuật xử lý ảnh như phân vùng bằng mean shift, bộ tách cạnh canny để tách vùng khoảng sáng sau gáy và sau đó đo khoảng sáng sau gáy bằng phân tích blob [2]. Nghiên cứu của Anzalone và các cộng sự xác định các vùng khoảng sáng sau gáy bằng cách sử dụng thuật toán đối sánh mẫu. Trước tiên thuật toán này xác định vùng cằm sau đó mới xác định vùng khoảng sáng sau gáy. Bước tiếp theo là xác định đường biên và đo độ mờ da gáy thông qua khoảng cách giữa hai đường biên [3]. Tại hội thảo MICCAI (International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention) năm 2013, nhóm nghiên cứu của Park đã giới thiệu một phương pháp để tự động đo độ mờ da gáy [4]. Phương pháp này trước tiên xác định tư thế của đầu bằng một bộ phát hiện phân cấp. Tư thế đầu được dùng làm mốc để xác định vị trí của khoảng sáng sau gáy, sau đó thuật toán tìm đường đi ngắn nhất Dijkstra được áp dụng để tìm các đường biên phía trong và phía ngoài của khoảng sáng sau gáy. Tiếp theo phương pháp phân vùng graph cut được sử dụng để xác định lại chính xác hơn vùng khoảng sáng sau gáy và từ đó đo được khoảng sáng sau gáy. Nhóm nghiên cứu của Sciortino cũng đã có một số công bố về tự động đo độ mờ da gáy [5]-[8]. Các nghiên cứu này áp dụng phép biến đổi wavelet và mạng nơron để xác định mặt cắt chuẩn cho đo độ mờ da gáy, sau đó xác định một ô chữ nhật trên ảnh tương

ứng với vùng khoảng sáng sau gáy rồi đo độ mờ da gáy trên vùng này. Mặc dù đã có nhiều nghiên cứu về tự động đo độ mờ da gáy nhưng chưa có nghiên cứu nào áp dụng các mạng học sâu như mạng nơron tích chập cho bài toán này. Phần lớn các phương pháp đo độ mờ da gáy được chia thành hai bài toán con là xác định vùng khoảng sáng sau gáy và đo độ mờ da gáy trên vùng khoảng sáng sau gáy đã xác định. Trong bài báo này tôi tập trung vào bài toán xác định vùng khoảng sáng sau gáy hay còn gọi là phân vùng khoảng sáng sau gáy. Kết quả phân vùng khoảng sáng sau gáy đóng vai trò quan trọng đối với độ chính xác của phép đo độ mờ da gáy.

Mặc dù đã có nhiều nghiên cứu trong sử dụng thị giác máy tính để xác định độ mờ da gáy trên ảnh siêu âm nhưng các nghiên cứu này đều thực hiện trên các bộ dữ liệu của bệnh nhân nước ngoài. Cho tới nay chưa có nghiên cứu nào về bài toán này trên dữ liệu hình ảnh siêu âm của bệnh nhân người Việt Nam.

Trong nghiên cứu này, chúng tôi đã thu thập và gán nhãn bộ dữ liệu ảnh siêu âm thai tại Bệnh viện Phụ sản Trung ương và đề xuất dùng mô hình mạng học sâu FPN, UNet, UNet++, DeepLabV3 và DeepLabV3+ để phân vùng khoảng sáng sau gáy. Sau đó, tiến hành thực nghiệm, đánh giá, so sánh kết quả để tìm ra mô hình phân vùng khoảng sáng sau gáy tốt nhất, từ đó đề xuất hướng phát triển tiếp theo cho lĩnh vực này. Các đóng góp của bài báo bao gồm:

(1) Thu thập, gán nhãn một bộ dữ liệu phân vùng khoảng sáng sau gáy trên dữ liệu hình ảnh siêu âm của bệnh nhân người Việt Nam.

(2) Khảo sát, so sánh, đánh giá hiệu quả của một số mạng học sâu phân vùng ảnh phổ biến trên bộ dữ liệu này để tìm ra phương pháp có kết quả tốt nhất.

## 2. Dữ liệu và phương pháp

### 2.1. Xây dựng bộ dữ liệu

Dữ liệu ảnh siêu âm độ mờ da gáy được thu thập tại Bệnh viện Phụ sản Trung ương. Tiêu chuẩn lựa chọn ảnh là chọn ảnh siêu âm thai của những thai phụ mang thai ở tuổi thai 11 tuần ÷ 13 tuần 6 ngày (tương ứng thai nhi có chiều dài đầu mông (CRL) từ 45 mm đến 84 mm) đến khám siêu âm, thai còn sống.

Mặt cắt đo độ mờ da gáy là mặt cắt chính giữa. Thai nhi phải ở tư thế trung tính, mặt cắt dọc giữa, sóng siêu âm vuông góc với da mũi, phóng lớn chỉ thấy đầu và một phần ngực thai nhi. Màng ối nằm tách ra khỏi thai. Định nghĩa mặt cắt chính giữa của mặt thai nhi: có sự hiện diện của đường echo dày của chóp mũi, phần khẩu cái trước có hình vuông, não giữa ở trung tâm và lớp màng da gáy ở phía sau. Nếu không cắt đúng mặt cắt dọc giữa chuẩn, sẽ không thấy chóp đầu mũi và thấy phần trước của xương hàm trên ở bình diện thẳng. Đặt con trỏ ở vị trí đúng (trong - trong) và NT là khoảng mờ lớn nhất giữa màng da gáy và phần mô mềm nằm phủ trên cột sống cổ (Hình 1).



Hình 1. Ảnh siêu âm đo độ mờ da gáy đạt chuẩn

Ảnh siêu âm đo khoảng sáng sau gáy được thu thập bởi các bác sĩ siêu âm có chứng chỉ đạt chuẩn siêu âm (Hình 2).



**Hình 2.** Dữ liệu ảnh siêu âm đo độ mờ da gáy chưa được gán nhãn

Ảnh thu thập là ảnh DICOM, sau đó được tiền xử lý chuẩn hóa về dạng .png và được các chuyên gia siêu âm gán nhãn. Việc gán nhãn là thao tác đánh dấu vùng khoảng sáng sau gáy được thực hiện trên phần mềm gán nhãn chuyên dụng Label Studio, do các bác sĩ siêu âm thực hiện.



**Hình 3.** Hình ảnh vùng khoảng sáng sau gáy đã được gán nhãn

Bộ dữ liệu thu được sẽ được sử dụng để huấn luyện, đánh giá các mô hình phân vùng khoảng sáng sau gáy. Hình 3 minh họa về hình ảnh siêu âm đã được gán nhãn vùng khoảng sáng sau gáy. Kết quả thu được bộ dữ liệu bao gồm 1.139 ảnh siêu âm đáp ứng tiêu chuẩn đo khoảng sáng sau gáy và được đánh dấu vùng khoảng sáng sau gáy.

## 2.2. Phương pháp đề xuất

Trong nghiên cứu này, tôi đề xuất sử dụng mô hình mạng học sâu phân vùng ảnh để phát hiện vùng khoảng sáng sau gáy (Hình 4). Một số mô hình học sâu phân vùng ảnh phổ biến như FPN, UNet, UNet++, DeepLabV3 và DeepLabV3+ được lựa chọn để cài đặt, thử nghiệm, từ đó chọn ra mô hình phù hợp nhất với bài toán xác định vùng khoảng sáng sau gáy.

Để xây dựng mô hình phân vùng khoảng sáng sau gáy trên ảnh siêu âm cần thực hiện các bước sau.

- Bước 1: Chuẩn bị dữ liệu

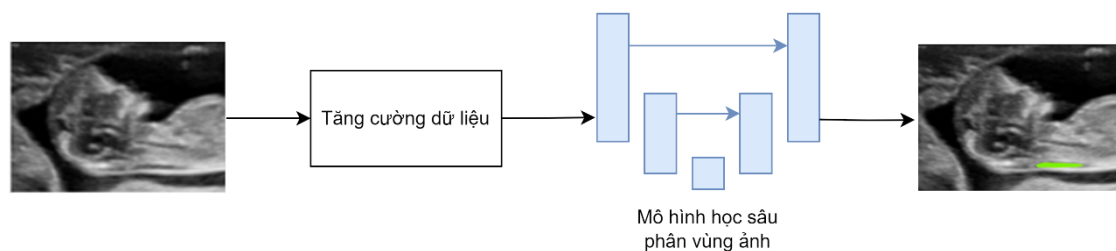
Chia dữ liệu thành tập huấn luyện, tập đánh giá và tập kiểm tra.

Tiền xử lý ảnh: Ảnh siêu âm đầu vào cần phải được tiền xử lý để có kích thước phù hợp để đưa vào mô hình.

Để cải thiện khả năng học của mô hình, trong nghiên cứu có sử dụng một số kỹ thuật tăng cường dữ liệu ảnh, cụ thể là áp dụng ngẫu nhiên một số phép biến đổi ảnh như lật ảnh, thay đổi độ sáng và độ tương phản, làm mờ ảnh, thêm nhiễu.

- Bước 2: Xây dựng và huấn luyện các mô hình phân vùng ảnh

Bài báo đề xuất sử dụng các mô hình mạng nơ-ron sâu để phân vùng khoảng sáng sau gáy, các mô hình được lựa chọn là FPN, UNet, UNet++, DeepLabV3 và DeepLabV3+.



**Hình 4.** Quá huấn luyện mô hình phân vùng khoảng sáng sau gáy

Mô hình FPN (Feature Pyramid Network) [9] là một kiến trúc được sử dụng rộng rãi trong lĩnh vực phân vùng ảnh. Mục tiêu của FPN là tạo ra một kiến trúc mạng nơ-ron có khả năng phân vùng đối tượng ở các kích thước khác nhau trong một hình ảnh. Mô hình FPN có khả năng phân vùng các đối tượng ở các kích thước khác nhau một cách hiệu quả, giúp cải thiện chất lượng và độ chính xác của việc phân vùng đối tượng trên hình ảnh. Điều này làm cho FPN trở thành một trong những mô hình phổ biến trong lĩnh vực phân vùng ảnh.

UNet là một kiến trúc mạng nơ-ron được phát triển bởi Olaf Ronneberger và đồng nghiệp [10] với mục đích phân vùng các cấu trúc nơ-ron thần kinh trong não người từ ảnh chụp bằng kính hiển vi điện tử. Mạng UNet bao gồm hai nhánh đối xứng: nhánh bộ mã hóa ở phía trái và nhánh bộ giải mã ở phía phải. Ngoài ra, UNet còn có các kết nối trực tiếp giữa những lớp trong bộ mã hóa và bộ giải mã, tạo ra một mạng nơ-ron học sâu với khả năng tái tạo chi tiết và chính xác trong việc phân vùng hình ảnh.

UNet++ là một biến thể của mạng nơ-ron tích chập sâu UNet, được phát triển để cải thiện khả năng phân vùng hình ảnh trong lĩnh vực xử lý ảnh y học [11]. Trong kiến trúc UNet++, các mạng con của bộ mã hóa và bộ giải mã được kết nối thông qua một loạt các đường dẫn dày đặc, lồng nhau. Các kết nối trực tiếp được thiết kế lại nhằm mục đích giảm khoảng cách giữa các bản đồ đặc trưng của bộ mã hóa và bộ giải mã. Cải tiến này giúp cải thiện khả năng phân vùng và độ chính xác của mạng trong việc nhận diện và phân vùng các cấu trúc phức tạp trong hình ảnh y học, như các cấu trúc nội tạng hoặc mô tế bào.

DeepLabv3 là một mô hình phân vùng ảnh tiên tiến, được phát triển bởi nhóm nghiên cứu Google AI [12]. DeepLabv3 sử dụng một mạng tích chập sâu để trích xuất các đặc trưng từ hình ảnh đầu vào. Với cơ chế tỷ lệ đa kích thước, DeepLabv3 có khả năng xử lý hình ảnh ở nhiều tỷ lệ khác nhau. Ngoài ra, DeepLabv3 cũng sử dụng một kỹ thuật gọi là Atrous Spatial Pyramid Pooling (ASPP) để tăng cường việc hiểu biết và phân loại đối tượng trong các vùng hình ảnh với kích thước và tỷ lệ khác nhau.

DeepLabv3+ [13] là một phiên bản cải tiến của DeepLabv3 bằng cách kết hợp kiến trúc kim tự tháp không gian với kiến trúc bộ mã hóa - giải mã. Các tác giả đề xuất sử dụng thêm một

module giải mã đơn giản nhưng hiệu quả để làm mịn kết quả phân vùng, nhất là đối với vùng biên của đối tượng. Ngoài ra, mô hình Xception và phép tích chập phân tách theo chiều sâu được sử dụng để tạo ra một mạng mã hóa - giải mã mạnh mẽ và nhanh hơn.

- Bước 3: Đánh giá mô hình

Sau quá trình huấn luyện, chúng ta thu được các mô hình phân vùng khoảng sáng sau gáy. Các mô hình sẽ được đánh giá trên tập dữ liệu kiểm tra sử dụng các độ đo thông dụng cho bài toán phân vùng ảnh như IoU, Dice, độ chính xác, Precision, Recall.

### 2.3. Các độ đo đánh giá phương pháp phân vùng

Để đánh giá một phương pháp phân vùng đối tượng trên ảnh các độ đo thường được sử dụng là điểm số Dice và chỉ số IoU (Intersection-Over-Union). Ngoài ra vì phân vùng đối tượng trên ảnh bản chất là phân loại các pixel trên ảnh nên chúng ta còn có các độ đo khác là độ chính xác mức pixel (accuracy), độ đo Precision, Recall. Các độ đo này được tính toán dựa trên các đại lượng như sau: Số điểm dương tính đúng (ký hiệu là TP- True Positive), tức là số pixel thuộc đối tượng được phân loại đúng; Số điểm âm tính đúng (ký hiệu là TN-True Negative), tức là số pixel không thuộc đối tượng được phân loại đúng; Số điểm dương tính sai (ký hiệu FP- False Positive), tức là số pixel đúng thuộc đối tượng bị phân loại nhầm thành không thuộc đối tượng; Số âm tính sai FN (False Negative) là, tức là số pixel không thuộc đối tượng bị phân loại nhầm thành thuộc đối tượng.

Điểm số Dice là một giá trị thống kê được sử dụng để so sánh sự giống nhau của ảnh dự đoán và ảnh nhãn thực sự do con người gán nhãn. Đây là chỉ số được sử dụng rất phổ biến trong các nghiên cứu để đánh giá độ chính xác của các mô hình phân vùng đối tượng trên ảnh. Điểm số Dice được xác định như sau:

$$Dice = \frac{2|TP|}{2|TP|+|FP|+|FN|} \quad (1)$$

Tương tự như điểm số Dice, chỉ số IoU cũng là một trong những độ đo phổ biến nhất cho bài toán phân vùng đối tượng trên ảnh. IoU được tính bằng số pixel trong vùng giao nhau giữa vùng dự đoán P và vùng nhãn đúng thực sự G chia cho số pixel có thuộc vùng hợp của P và G, có thể xác định bằng công thức sau:

$$IoU = \frac{|TP|}{|TP|+|FP|+|FN|} \quad (2)$$

Độ chính xác mức pixel là tỉ lệ số lượng pixel được phân lớp đúng trên tổng số pixel được phân lớp. Công thức tính độ chính xác mức pixel như sau:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (3)$$

Chỉ số Precision là tỉ lệ số lượng pixel thuộc đối tượng được phân lớp đúng trên tổng số pixel được phân lớp thuộc đối tượng. Công thức tính chỉ số Precision như sau:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4)$$

Chỉ số Recall là tỉ lệ số lượng pixel thuộc đối tượng được phân lớp đúng trên tổng số pixel thuộc đối tượng. Công thức tính chỉ số Recall như sau:

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (5)$$

### 3. Thử nghiệm, đánh giá

Trong nghiên cứu này, tôi đã tiến hành thử nghiệm cài đặt và đánh giá các mô hình phân vùng FPN, UNet, UNet++, DeepLabV3 và DeepLabV3+ điều chỉnh với các bộ mã hóa khác nhau bao gồm: họ các mạng trích chọn đặc trưng EfficientNet từ B5 tới B7, các mạng trích chọn đặc trưng ResNet50, ResNet152. Bộ dữ liệu 1.139 ảnh siêu âm đáp ứng tiêu chuẩn đo khoảng sáng sau gáy và được gán nhãn dữ liệu (đánh dấu vùng khoảng sáng sau gáy trên ảnh) được chia thành 3 tập dữ liệu độc lập cụ thể như sau: tập huấn luyện (training set): 831 ảnh; tập đánh giá (validation set): 203 ảnh và tập kiểm tra (test set): 105 ảnh. Nhãn của dữ liệu được thể hiện bằng một ma trận có

kích thước giống ảnh siêu âm, xác định mỗi điểm trên ảnh siêu âm là thuộc vùng khoảng sáng sau gáy hay không. Bảng 1 trình bày tổng quan các kết quả thu được từ các thử nghiệm, bao gồm các độ đo đánh giá độ chính xác của các mô hình trên tập dữ liệu kiểm tra.

**Bảng 1.** Kết quả phân vùng khoảng sáng sau gáy

Mô hình phân vùng	Bộ mã hóa	Độ chính xác (%)	Precision (%)	Recall (%)	IoU (%)	Dice (%)
FPN	EfficientNetB5	99,44	84,24	62,79	54	71,95
	EfficientNetB6	99,47	86,08	59,18	51,98	70,14
	EfficientNetB7	99,44	86,77	55,6	49,59	67,77
	ResNet50	99,44	85,68	57,57	50,78	68,87
	ResNet152	99,35	86,99	52,92	47,68	65,81
UNet	EfficientNetB5	99,5	84,39	68,9	58,3	75,86
	EfficientNetB6	<b>99,51</b>	84,84	<b>70,72</b>	<b>60,95</b>	<b>77,14</b>
	EfficientNetB7	99,48	83,91	68,66	60,05	75,52
	ResNet50	99,43	81,5	58,16	50,21	67,88
	ResNet152	99,4	87,05	54,15	48,72	66,77
UNet++	EfficientNetB5	99,45	86,41	59,45	51,22	70,44
	EfficientNetB6	99,47	88,56	58,55	52,43	70,49
	EfficientNetB7	99,47	85,32	63,16	55,57	72,59
	ResNet50	99,34	90,35	46,62	42,53	61,5
	ResNet152	99,29	<b>92,94</b>	38,82	35,47	54,77
DeepLabV3	EfficientNetB5	99,45	82,8	62,61	52,69	71,3
	EfficientNetB6	99,41	84,88	60,62	51,21	70,73
	EfficientNetB7	99,49	84,57	65,96	57,28	74,11
	ResNet50	99,41	88,93	48,59	43,89	62,84
	ResNet152	99,25	77,82	48,17	42,31	59,51
DeepLabV3+	EfficientNetB5	99,39	84,25	56,94	47,86	67,95
	EfficientNetB6	99,44	87,12	53,06	46,35	65,95
	EfficientNetB7	99,37	91,82	46,16	40,76	61,44
	ResNet50	99,4	88,32	49,01	44,1	63,04
	ResNet152	99,38	89,83	49,43	45,15	63,77

Bảng số liệu cho thấy mô hình UNet với bộ mã hóa EfficientNetB6 cho kết quả phân vùng khoảng sáng sau gáy tốt nhất với độ chính xác là 99,51%, điểm số IoU là 60,95% điểm số Dice là 77,14%. Ngoài ra các số liệu cũng cho thấy họ các mạng EfficientNet cho kết quả phân vùng cao hơn đáng kể so với mạng ResNet. Các bộ mã hóa EfficientNet nhìn chung cho kết quả tốt hơn khi kích thước mạng tăng lên. Các mô hình UNet++ và DeepLabV3 cho kết quả Precision cao nhưng chỉ số Recall lại thấp hơn đáng kể so với UNet, dẫn tới điểm số IoU và Dice của hai mô hình này thấp hơn so với UNet.

#### 4. Kết luận

Nghiên cứu này đã đề xuất phương án tự động phân vùng khoảng sáng sau gáy trên ảnh siêu âm thai sử dụng kỹ thuật học sâu, đã thử nghiệm cài đặt và đánh giá các mạng FPN, UNet, UNet++, DeepLabV3 và DeepLabV3+ điều chỉnh với các bộ mã hóa khác nhau bao gồm: họ các mạng trích chọn đặc trưng EfficientNet từ B5 tới B7, mạng trích chọn đặc trưng ResNet50 ResNet152.

Kết quả thử nghiệm cho thấy UNet với bộ mã hóa EfficientNetB6 cho kết quả tốt nhất với điểm số IoU là 60,95% và điểm số Dice là 77,14%, cho thấy tiềm năng của việc áp dụng các kỹ thuật học sâu vào phân tích hình ảnh siêu âm thai.

Tuy nhiên bài báo mới giải quyết bài toán đầu tiên trong quá trình đo độ mờ da gáy là xác định vùng khoảng sáng sau gáy trên ảnh. Tiếp theo, cần tiếp tục xây dựng phương pháp đo độ mờ



da gáy với dữ liệu đầu vào là vùng khoảng sáng sau gáy đã xác định. Hơn nữa, cần tập trung thử nghiệm, đánh giá độ chính xác của việc sử dụng học sâu và các kỹ thuật xử lý ảnh để tự động đo độ mờ da gáy, mở rộng nghiên cứu sang nhiều cơ sở y tế khác nhau, đánh giá tính tin cậy của phương pháp.

#### TÀI LIỆU THAM KHẢO/ REFERENCES

- [1] Y. Deng, Y. Wang, and P. Chen, "Automated detection of fetal nuchal translucency based on hierarchical structural model," *2010 IEEE 23rd International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS)*, IEEE, 2010, pp. 78-84.
- [2] S. Nirmala and V. Palanisamy, "Measurement of nuchal translucency thickness for detection of chromosomal abnormalities using first trimester ultrasound fetal images," *arXiv preprint arXiv:10011986*, 2010.
- [3] A. Anzalone, G. Fusco, F. Isgro, *et al.*, "A system for the automatic measurement of the nuchal translucency thickness from ultrasound video stream of the foetus," *Proceedings of the 26th IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems*, IEEE, 2013, pp. 239-244.
- [4] J. Park, M. Sofka, S. Lee, *et al.*, "Automatic nuchal translucency measurement from ultrasonography," *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, Springer, 2013, pp. 243-250.
- [5] G. Sciortino, E. Orlandi, C. Valenti, *et al.*, "Wavelet analysis and neural network classifiers to detect mid-sagittal sections for nuchal translucency measurement," *Image Analysis & Stereology*, vol. 35, no. 2, pp. 105-115, 2016.
- [6] G. Sciortino, D. Tegolo, and C. Valenti, "Automatic detection and measurement of nuchal translucency," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 82, pp. 12-20, 2017.
- [7] G. Sciortino, D. Tegolo, and C. Valenti, "A non-supervised approach to locate and to measure the nuchal translucency by means of wavelet analysis and neural networks," *2017 XXVI International Conference on Information, Communication and Automation Technologies (ICAT)*, IEEE, 2017, pp.1-7.
- [8] G. Sciortino, D. Tegolo, and C. Valenti, "Morphological analysis combined with a machine learning approach to detect ultrasound median sagittal sections for the nuchal translucency measurement," *Mexican Conference on Pattern Recognition*, Springer, 2017, pp. 257-267.
- [9] T. Y. Lin, P. Dollár, R. Girshick, K. He, B. Hariharan, and S. Belongie, "Feature pyramid networks for object detection," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2017, pp. 2117-2125.
- [10] O. Ronneberger, P. Fischer and T. Brox, "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation," in *Proceedings of Medical image computing and computer-assisted intervention—MICCAI 2015: 18th international conference*, Springer International Publishing, 2015, part III, pp. 234-241.
- [11] Z. Zhou, M. M. R. Siddiquee, N. Tajbakhsh, and J. Liang, "Unet++: A nested u-net architecture for medical image segmentation," In *Proceedings of Deep Learning in Medical Image Analysis and Multimodal Learning for Clinical Decision Support: 4th International Workshop, DLMIA 2018, and 8th International Workshop, ML-CDS 2018*, Springer International Publishing, 2018, vol. 4, pp. 3-11.
- [12] L. C. Chen, G. Papandreou, F. Schroff, and H. Adam, "Rethinking atrous convolution for semantic image segmentation," *arXiv preprint arXiv:1706.05587*, 2017.
- [13] L. C. Chen, Y. Zhu, G. Papandreou, F. Schroff, and H. Adam, "Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation," in *Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV)*, 2018, pp. 801-818.