

# PHÂN ĐOẠN RĂNG, XOANG HÀM TRÊN VÀ ỐNG THẦN KINH HÀM DƯỚI TRÊN PHIM X-QUANG TOÀN CẢNH BẰNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO

Đỗ Thúy Hằng<sup>1,✉</sup>, Vũ Việt Đức<sup>2</sup>, Phạm Trung Hiếu<sup>3</sup>  
Đồng Thị Mai Hương<sup>1</sup>, Nguyễn Đức Cường<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Trường Đại học Y Dược Hải Phòng

<sup>2</sup>Trường Đại học Y và Nha khoa Tokyo, Nhật Bản

<sup>3</sup>Viện công nghệ Shibaura, Tokyo, Nhật Bản

Nghiên cứu nhằm đánh giá hiệu quả của mô hình trí tuệ nhân tạo trong phân đoạn và nhận diện răng, xoang hàm trên và ống thần kinh hàm dưới trên phim X-quang toàn cảnh (panorama). Dữ liệu gồm 3.817 phim panorama của người trưởng thành từ 18 tuổi trở lên. Các cấu trúc giải phẫu được gán nhãn thủ công và sử dụng để huấn luyện mô hình học sâu UperNet với backbone ConvNeXtV2 Femto; dữ liệu được chia theo tỷ lệ huấn luyện, kiểm định và kiểm tra là 8:1:1. Hiệu suất mô hình được đánh giá bằng các chỉ số Precision, Recall, F1-score và IoU. Kết quả cho thấy, ở mức pixel, F1-score đạt 91,93% đối với răng, 97,61% đối với xoang hàm trên và 90,79% đối với ống thần kinh hàm dưới, với mIoU trung bình 87,84%. Ở mức object, F1-score của tất cả các cấu trúc đều vượt 97%. Mô hình học sâu cho thấy khả năng phân đoạn chính xác và ổn định các cấu trúc giải phẫu chính trên phim X-quang panorama, khẳng định tiềm năng ứng dụng trong hỗ trợ chẩn đoán tự động, lập kế hoạch điều trị và đào tạo nha khoa.

**Từ khóa:** Phim X-quang toàn cảnh, phân đoạn cấu trúc giải phẫu, trí tuệ nhân tạo, học sâu.

## I. ĐẶT VẤN ĐỀ

Phim X-quang toàn cảnh (panorama) được sử dụng rộng rãi trong nha khoa nhờ khả năng khảo sát toàn bộ răng và xương hàm với liều tia thấp. Tuy nhiên, các hạn chế như chồng lấp hình ảnh, biến dạng và ranh giới mờ giữa các cấu trúc giải phẫu khiến việc phân tích thủ công các cấu trúc quan trọng như răng, xoang hàm trên (XHT) và ống thần kinh (OTK) hàm dưới trở nên khó khăn, tốn thời gian và phụ thuộc nhiều vào kinh nghiệm của người đọc phim.

Ngày nay sự phát triển của trí tuệ nhân tạo (AI), đặc biệt là phương pháp học sâu, đã mở ra tiềm năng tự động nhận diện và phân đoạn các cấu trúc giải phẫu trên phim X-quang nha khoa.

Nhiều nghiên cứu quốc tế cho thấy các mô hình học sâu có thể phát hiện và phân đoạn răng, XHT và OTK hàm dưới với độ chính xác cao, hỗ trợ chẩn đoán và lập kế hoạch điều trị.<sup>1,2</sup> Tại Việt Nam, AI đã bắt đầu được ứng dụng trong phân tích X-quang nha khoa. Các nghiên cứu trong nước đã triển khai mô hình học sâu kết hợp mạng nơ-ron tích chập thích nghi và Bag of Visual Words để chẩn đoán tự động biến chứng răng hàm lớn thứ ba, đồng thời chứng minh hiệu quả của học máy trong phát hiện và phân loại tổn thương quanh chóp.<sup>3,4</sup> Bên cạnh đó, bộ dữ liệu phục vụ máy học cho sàng lọc sâu răng giai đoạn sớm cũng đã được xây dựng, góp phần hình thành nền tảng dữ liệu nội địa cho các nghiên cứu AI nha khoa.<sup>5</sup> Những kết quả này cho thấy tính khả thi của việc áp dụng AI trên dữ liệu X-quang nha khoa tại Việt Nam.

Tuy nhiên, đến nay vẫn chưa có nghiên cứu trong nước nào tập trung vào phân đoạn

Tác giả liên hệ: Đỗ Thúy Hằng

Trường Đại học Y Dược Hải Phòng

Email: hangdo.dentist@gmail.com

Ngày nhận: 21/01/2026

Ngày được chấp nhận: 10/02/2026

đồng thời các cấu trúc giải phẫu quan trọng gồm răng, XHT và OTK hàm dưới trên phim panorama bằng AI. Khoảng trống này có ý nghĩa lâm sàng đáng kể, bởi ba cấu trúc trên thường được đánh giá song song trong chẩn đoán tổng quát và lập kế hoạch điều trị. Do đó, nghiên cứu này được thực hiện nhằm phát triển và đánh giá một mô hình AI có khả năng phân đoạn tự động đồng thời các cấu trúc trên. Các mục tiêu cụ thể bao gồm xây dựng bộ dữ liệu ảnh panorama có gán nhãn và đánh giá hiệu suất mô hình ở cả mức pixel và object thông qua các chỉ số chuẩn như Precision, Recall, F1-score và mIoU.

## II. ĐỐI TƯỢNG VÀ PHƯƠNG PHÁP

### 1. Đối tượng

Bộ dữ liệu sử dụng phim X-quang panorama.

#### **Tiêu chuẩn lựa chọn**

- Phim panorama của người trưởng thành từ 18 tuổi trở lên, khi hệ thống răng vĩnh viễn và các cấu trúc giải phẫu liên quan (XHT, OTK) đã phát triển hoàn chỉnh và ổn định, giúp giảm sai lệch trong quá trình phân đoạn và nhận diện tự động.

- Phim có chất lượng hình ảnh rõ nét, không bị mờ, rung hoặc nhiễu nghiêm trọng.

- Phim thể hiện đầy đủ hai cung răng, xương hàm trên và hàm dưới, XHT và vùng điển hình của OTK hàm dưới.

- Phim của bệnh nhân có răng đầy đủ, mất răng đơn lẻ hoặc đang/đã điều trị phục hình răng.

#### **Tiêu chuẩn loại trừ**

- Phim panorama có răng sữa hoặc răng hỗn hợp.

- Phim của bệnh nhân mất răng toàn hàm.

- Phim có dị dạng bẩm sinh vùng hàm mặt, tổn thương xương lớn, u hoặc nang làm thay đổi đáng kể hình thái giải phẫu bình thường.

- Phim có chất lượng kém, thiếu vùng giải phẫu cần đánh giá hoặc bị biến dạng nặng do tư thế chụp không chuẩn.

### 2. Phương pháp

#### **Thiết kế nghiên cứu**

Nghiên cứu được thiết kế theo phương pháp nghiên cứu phát triển - đánh giá mô hình AI hồi cứu.

#### **Cỡ mẫu nghiên cứu**

Cỡ mẫu nghiên cứu bao gồm 3817 phim X-quang toàn cảnh đủ tiêu chuẩn lựa chọn. Các phim được lựa chọn theo phương pháp chọn mẫu thuận tiện từ nguồn dữ liệu sẵn có tại cơ sở nghiên cứu.

#### **Địa điểm và thời gian nghiên cứu**

- **Địa điểm nghiên cứu:** Nghiên cứu được thực hiện tại Khoa Kỹ Thuật Điện - Điện Tử - Thông Tin, Viện công nghệ Shibaura, Tokyo, Nhật Bản và tại Khoa Răng - Hàm - Mặt, Trường Đại học Y Dược Hải Phòng, Việt Nam.

- **Thời gian nghiên cứu:** Từ tháng 6/2025 - 1/2026.

#### **Phương pháp thu thập dữ liệu**

Các phim Panorama được thu thập hồi cứu từ hệ thống lưu trữ và truyền tải hình ảnh (PACS) hoặc hồ sơ lưu trữ số tại cơ sở nghiên cứu. Mỗi phim được mã hóa và ẩn danh nhằm bảo mật thông tin cá nhân của bệnh nhân. Các thông tin cơ bản liên quan đến phim chụp như độ tuổi, giới tính (nếu cần) và chất lượng hình ảnh được ghi nhận.

#### **Quy trình xây dựng hệ dữ liệu cho học máy**

**Bước 1:** Kiểm tra và chuẩn hóa dữ liệu phim panorama.

Các phim X-quang panorama sau khi thu thập được kiểm tra chất lượng và chuẩn hóa nhằm đảm bảo phù hợp cho học máy. Những phim không đạt yêu cầu sẽ bị loại bỏ, bao gồm: ảnh bị nhiễu, mờ, sai tư thế chụp, không thể

hiện rõ cấu trúc giải phẫu cần nghiên cứu, ảnh không đúng định dạng hoặc có kích thước không phù hợp cho quá trình xử lý và huấn luyện mô hình.

### Bước 2: Gán nhãn dữ liệu

Các phim X-quang panorama đạt tiêu chuẩn lựa chọn, lấy từ được sử dụng để xây dựng bộ dữ liệu gán nhãn phục vụ huấn luyện. Ba bác sĩ Răng Hàm Mặt có kinh nghiệm độc lập thực hiện gán nhãn thủ công các cấu trúc giải phẫu gồm răng, XHT và OTK hàm dưới bằng nền tảng Segments.ai.

Quy trình gán nhãn được thực hiện theo hướng dẫn thống nhất trước đó nhằm đảm bảo tính nhất quán giữa các người gán nhãn. Sau khi hoàn tất, các kết quả được kiểm tra chéo và tổ chức thảo luận đồng thuận để giải quyết các trường hợp bất đồng, từ đó thiết lập bộ nhãn cuối cùng. Các nhãn này được chuyển đổi thành các mặt nạ phân đoạn tương ứng với

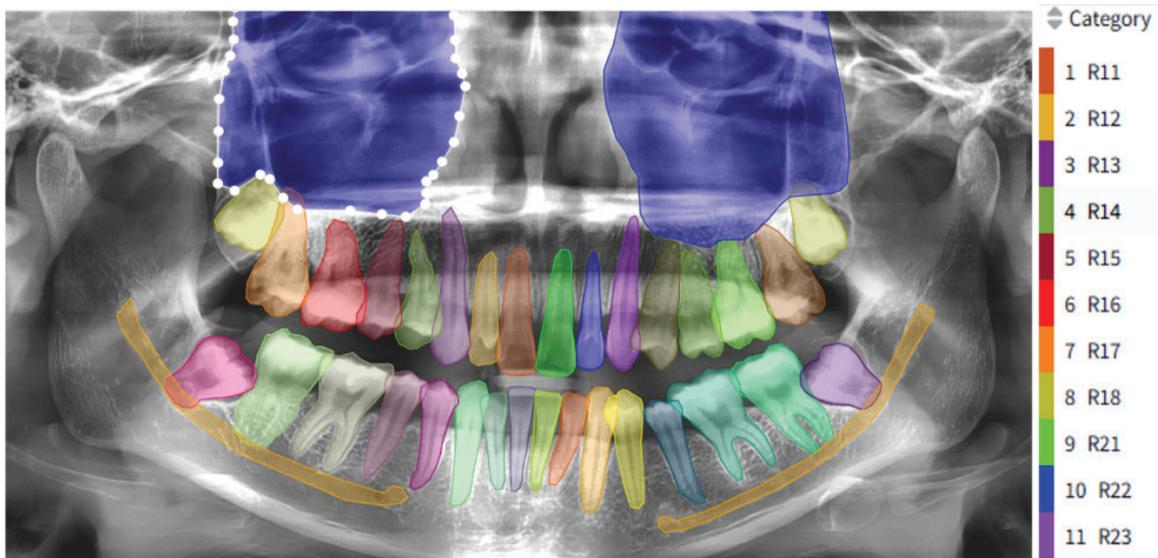
từng cấu trúc giải phẫu và được sử dụng làm dữ liệu chuẩn cho quá trình huấn luyện và đánh giá hiệu suất của mô hình AI.

**Bước 3:** Huấn luyện và xử lý dữ liệu cho mô hình học máy.

Nhóm nghiên cứu sử dụng mô hình UperNet với backbone ConvNeXtV2 Femto, được điều chỉnh để phù hợp với bài toán phân đoạn ảnh Panorama.

Dữ liệu ảnh được tiền xử lý bằng cách chuẩn hóa kích thước ảnh từ độ phân giải gốc sang  $640 \times 480$  pixel, đồng thời chuẩn hóa giá trị pixel từ khoảng 0 - 255 về 0 - 1.

Sau khi mô hình dự đoán, dữ liệu đầu ra được hậu xử lý bằng các kỹ thuật lọc nhiễu và triết tiêu cực đại nhằm cải thiện độ mượt và tính liên tục của các vùng phân đoạn. Toàn bộ dữ liệu được chia thành ba tập theo tỷ lệ Train : Validation : Test = 8 : 1 : 1 để huấn luyện, tinh chỉnh và đánh giá hiệu quả mô hình.



Hình 1. Ảnh trong tập dữ liệu được gán nhãn

**Bảng 1. Hiệu suất mô hình**

Tham số	Theo Pixel	Theo Object	Chỉ số
<b>TP</b> (Dương tính thật)	Vùng chồng lấn giữa kết quả thực tế và dự đoán	Mô hình có thể phát hiện chính xác cấu trúc giải phẫu	1. Precision (P): $TP / (TP + FP)$
<b>FP</b> (Dương tính giả)	Vùng không chồng lấn ở kết quả dự đoán	Mô hình không thể phát hiện cấu trúc giải phẫu	2. Recall (R): $TP / (TP + FN)$
<b>FN</b> (Âm tính giả)	Vùng không chồng lấn ở kết quả thực tế	Mô hình xác định một vùng khác ngoài cấu trúc giải phẫu	3. F1 Score: $2TP / (2TP + FP + FN)$ 4. IoU: $TP / (TP + FP + FN)$

**3. Đạo đức nghiên cứu**

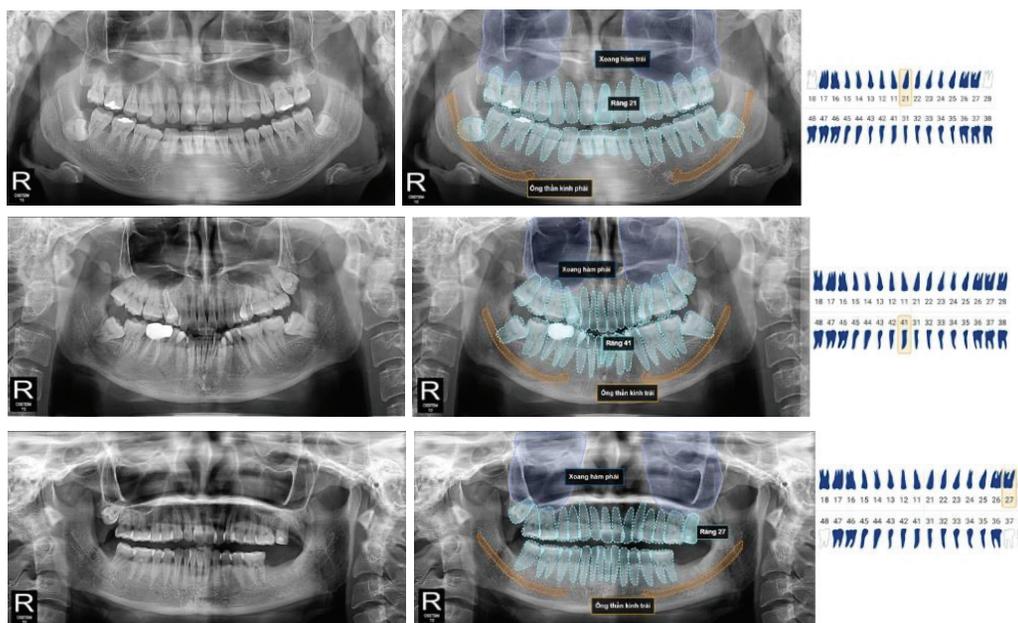
Nghiên cứu được thực hiện tuân thủ các nguyên tắc đạo đức trong nghiên cứu y sinh học. Dữ liệu sử dụng trong nghiên cứu là các phim X-quang toàn cảnh được thu thập hồi cứu, không can thiệp vào quá trình chẩn đoán và điều trị của bệnh nhân. Tất cả phim X-quang đều được mã hóa và ẩn danh, đảm bảo không chứa thông tin định danh cá nhân nhằm bảo

mật quyền riêng tư của người bệnh.

Việc sử dụng dữ liệu chỉ phục vụ cho mục đích nghiên cứu khoa học, không sử dụng cho các mục đích thương mại hay gây bất lợi cho người bệnh.

**III. KẾT QUẢ**

**1. Kết quả phân đoạn tự động các cấu trúc giải phẫu trên phim panorama**



**Hình 2. Trực quan hóa kết quả phân đoạn trên phim X-quang panorama**

(Bên trái: phim panorama ban đầu, Bên phải: kết quả phân đoạn tự động sau suy luận của mô hình và biểu đồ răng)

Kết quả phân đoạn của mô hình AI được thể hiện bằng cách chồng các vùng phân đoạn dự đoán lên phim panorama ban đầu. Việc trực quan hóa cho thấy mô hình có khả năng nhận diện và phân đoạn rõ ràng các cấu trúc giải phẫu chính gồm răng, XHT và OTK hàm dưới (Hình 2).

Các vùng phân đoạn bám sát hình thái giải phẫu quan sát được trên phim panorama. Đối với cấu trúc răng, mô hình phân biệt tốt từng đơn vị răng riêng lẻ, bao gồm cả các răng có phục hình. XHT được xác định với ranh giới tương đối rõ, phù hợp với hình dạng giải phẫu thực tế. Đường đi của OTK hàm dưới được mô hình nhận diện liên tục trên tất cả các trường hợp, ngay cả tại những vùng có độ tương phản thấp trên phim panorama.

## 2. Hiệu suất mô hình với từng cấu trúc giải phẫu

Ở mức pixel, mô hình đạt hiệu suất cao trên cả ba cấu trúc nghiên cứu. Theo kết quả ở bảng 1, phân đoạn răng cho kết quả tốt với  $P = 0,8985$ ;  $R = 0,9412$ ;  $F1\text{-score} = 0,9193$  và  $mIoU = 0,8507$ . Đối với xoang hàm trên, mô hình thể hiện độ chính xác rất cao với  $P = 0,9764$ ;  $R = 0,9759$ ;  $F1\text{-score} = 0,9761$  và  $mIoU = 0,9534$ . Phân đoạn ống thân kinh hàm dưới đạt  $P = 0,9043$ ;  $R = 0,9115$ ;  $F1\text{-score} = 0,9079$  và  $mIoU = 0,8313$ . Khi xét chung tất cả các cấu trúc, mô hình đạt  $F1\text{-score}$  trung bình  $0,9344$  và  $mIoU$   $0,8784$ .

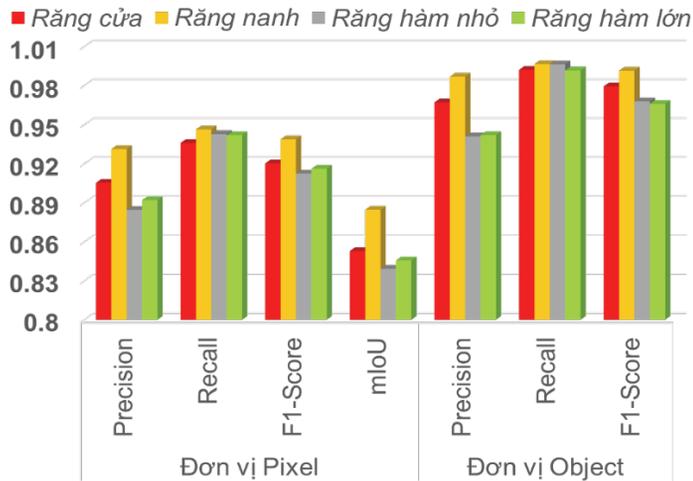
Ở mức object, mô hình cho kết quả vượt trội với  $F1\text{-score}$  rất cao ở cả ba cấu trúc (Bảng 2). Cụ thể, phân đoạn răng đạt  $F1\text{-score} = 0,9730$ ; xoang hàm trên đạt  $F1\text{-score} = 0,9967$ ; và ống thân kinh hàm dưới đạt  $F1\text{-score} = 0,9999$ . Khi đánh giá tổng thể, mô hình đạt  $Precision = 0,9834$ ;  $Recall = 0,9967$  và  $F1\text{-score} = 0,9899$ .

**Bảng 2. Đánh giá hiệu suất mô hình phân đoạn răng, XHT và OTK hàm dưới trên phim Panorama**

Cấu trúc	Đơn vị Pixel				Đơn vị Object		
	P	R	F1	mIoU	P	R	F1
Răng	0,8985	0,9412	0,9193	0,8507	0,9537	0,9936	0,9730
XH	0,9764	0,9759	0,9761	0,9534	0,9967	0,9967	0,9967
OTK	0,9043	0,9115	0,9079	0,8313	0,9999	0,9999	0,9999
Tất cả	0,9264	0,9429	0,9344	0,8784	0,9834	0,9967	0,9899

*Viết tắt: P: Precision, R: Recall; F1: F1-Score*

### 3. Hiệu suất mô hình với từng loại răng



**Biểu đồ 2. Hiệu suất mô hình phân đoạn theo từng loại răng trên phim panorama**

Hiệu suất của mô hình phân đoạn được đánh giá riêng cho từng nhóm răng, bao gồm răng cửa, răng nanh, răng hàm nhỏ và răng hàm lớn, ở cả mức pixel và object.

Ở mức pixel, mô hình cho thấy hiệu suất tương đối đồng đều giữa các nhóm răng. Nhóm răng nanh và răng hàm nhỏ đạt các chỉ số Precision, Recall và F1-score cao hơn so với răng cửa và răng hàm lớn, phản ánh khả năng nhận diện tốt hơn đối với các răng có hình thái rõ và ít chồng lấp. Chỉ số mIoU thấp hơn so với các chỉ số còn lại, đặc biệt ở nhóm răng cửa và răng hàm lớn, cho thấy thách thức trong việc xác định chính xác ranh giới răng ở những vùng dễ chồng hình và biến dạng trên phim panorama.

Ở mức object, mô hình đạt hiệu suất cao trên tất cả các loại răng, với Recall và F1-score đều xấp xỉ hoặc lớn hơn 0,97. Nhóm răng hàm nhỏ và răng nanh tiếp tục thể hiện kết quả tốt nhất, trong khi răng cửa và răng hàm lớn có chỉ số thấp hơn nhẹ nhưng vẫn ở mức rất cao. Điều này cho thấy mô hình có khả năng phát hiện chính xác sự hiện diện của từng răng, mặc dù việc phân định ranh giới chi tiết ở mức pixel vẫn còn khó khăn hơn.

## IV. BÀN LUẬN

Nghiên cứu cho thấy mô hình AI đạt hiệu suất cao trong phân đoạn tự động răng, XHT và OTK hàm dưới trên phim panorama. Kết quả này phù hợp với xu hướng ứng dụng học sâu trong phân tích ảnh nha khoa và tương đồng với các báo cáo quốc tế về phân đoạn đa cấu trúc trên phim toàn cảnh. Các nghiên cứu trước đã chứng minh khả năng phân đoạn XHT, OTK và răng bằng các kiến trúc học sâu với chỉ số IoU/Dice ở mức cao.<sup>6,7</sup> Ngoài ra, các mô hình phát hiện mốc giải phẫu hoặc cấu trúc mềm trên panorama cũng cho thấy hiệu năng tốt, cho thấy tiềm năng mở rộng của AI trong phân tích hình ảnh nha khoa.<sup>8,9</sup>

Điểm đáng chú ý của nghiên cứu này là đánh giá đồng thời ba cấu trúc giải phẫu có liên quan trực tiếp đến quyết định lâm sàng. Sai lệch phân đoạn ở các cấu trúc này không chỉ mang ý nghĩa kỹ thuật mà còn có hệ quả lâm sàng cụ thể. Với OTK hàm dưới, sai số định vị có thể ảnh hưởng đến đánh giá khoảng cách an toàn khi nhổ răng khôn hoặc đặt implant, làm tăng nguy cơ tổn thương thần kinh. Đối với

XHT, ranh giới phân đoạn không chính xác có thể dẫn đến ước lượng sai độ dày xương còn lại ở vùng sau hàm trên, ảnh hưởng đến kế hoạch nâng xoang hoặc cấy ghép. Sai lệch ở phân đoạn răng có thể tác động đến việc nhận diện đơn vị răng, đánh giá vị trí tương quan giải phẫu và lập kế hoạch phẫu thuật. Do đó, việc đạt độ chính xác cao ở cả mức pixel và object cho thấy mô hình có tiềm năng hỗ trợ lâm sàng, nhưng vẫn cần được sử dụng như công cụ hỗ trợ, không thay thế đánh giá của bác sĩ.

So với các nghiên cứu quốc tế, hiệu suất của mô hình trong nghiên cứu này ở cấu trúc OTK và XHT tương đương hoặc cao hơn một số báo cáo trước, cho thấy chiến lược tiền xử lý và kiến trúc mạng phù hợp với dữ liệu panorama.<sup>6,7</sup> Đồng thời, việc áp dụng trên dữ liệu trong nước góp phần chứng minh tính khả thi của AI trong bối cảnh lâm sàng Việt Nam, nơi còn hạn chế các nghiên cứu định lượng về phân đoạn giải phẫu tự động.

Tuy nhiên, nghiên cứu còn một số hạn chế. Dữ liệu được thu thập từ nguồn đơn trung tâm, chưa bao phủ sự khác biệt về thiết bị và quần thể bệnh nhân, có thể ảnh hưởng đến khả năng khái quát hóa. Ngoài ra, mô hình mới tập trung vào cấu trúc giải phẫu mà chưa tích hợp phân đoạn hoặc phát hiện bệnh lý. Các nghiên cứu tiếp theo nên mở rộng dữ liệu đa trung tâm, đa thiết bị và phát triển mô hình kết hợp phân đoạn giải phẫu với phát hiện tổn thương để tăng giá trị ứng dụng thực tiễn.

## V. KẾT LUẬN

Mô hình AI trong nghiên cứu cho thấy khả năng phân đoạn tự động chính xác các cấu trúc giải phẫu quan trọng gồm răng, XHT và OTK hàm dưới trên phim X-quang panorama, với kết quả phù hợp thực tế lâm sàng, khẳng định tiềm năng ứng dụng của AI như công cụ hỗ trợ đọc phim, lập kế hoạch điều trị và đào tạo nha khoa,

đặc biệt hữu ích cho bác sĩ ít kinh nghiệm. Mô hình có thể được tích hợp vào hệ thống phần mềm nha khoa hoặc PACS nhằm nâng cao hiệu quả và tính nhất quán trong chẩn đoán.

## LỜI CẢM ƠN

Chúng tôi xin trân trọng cảm ơn Khoa Răng Hàm Mặt, Trường Đại học Y Dược Hải Phòng và Khoa Kỹ thuật Điện - Điện tử - Công nghệ Thông tin, Viện Công nghệ Shibaura, Tokyo, Nhật Bản đã hỗ trợ chuyên môn trong quá trình gán nhãn và xử lý dữ liệu. Nhóm tác giả cũng xin chân thành cảm ơn Trung tâm chụp phim 420 Lạch Tray, Hải Phòng đã tạo điều kiện và cung cấp nguồn phim X-quang panorama phục vụ cho nghiên cứu.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Srivastava MM, Kumar P, Pradhan L, et al. Detection of tooth caries in bitewing radiographs using deep learning. *arXiv*. 2017; 1711.07312.
2. Vinayahalingam S, Xi T, Bergé S, et al. Automated detection of third molars and mandibular nerve by deep learning. *Sci Rep*. 2019; 9(1): 1-7.
3. Ngoc VTN, Agwu AC, Son LH, et al. The combination of adaptive convolutional neural network and bag of visual words in automatic diagnosis of third molar complications on dental X-ray. *Diagnostics*. 2020; 10(4): 209. doi:10.3390/diagnostics10040209.
4. Viet DH, Son LH, Tuyen DN, et al. Comparing the accuracy of two machine learning models in detection and classification of periapical lesions using periapical radiographs. *Oral Radiol*. 2024; 40(4): 493-500. doi:10.1007/s11282-024-00759-1.
5. Mai Thị Giang Thanh, Võ Trương Như Ngọc, Ngô Văn Toàn, và cs. Xây dựng hệ dữ liệu hỗ trợ máy học để chẩn đoán sàng lọc sâu răng giai đoạn sớm. *Tạp chí Nghiên cứu Y học*. 2021;

137(1): 190-197. doi:10.52852/tcncyh.v137i1.40.

6. Cha JY, Yoon HI, Yeo IS, et al. Panoptic segmentation on panoramic radiographs: deep learning-based segmentation of various structures including maxillary sinus and mandibular canal. *J Clin Med*. 2021; 10(12): 2577.

7. Aung MTZ, Lim SH, Han J, et al. Deep learning-based automatic segmentation of the mandibular canal on panoramic radiographs: a multi-device study. *Imaging Sci Dent*. 2024; 54(1): 81-91. doi:10.5624/isd.20230245.

8. Bağ İ, Bilgir E, Bayrakdar İŞ, et al. An artificial intelligence study: automatic description of anatomic landmarks on panoramic radiographs in the pediatric population. *BMC Oral Health*. 2023; 23: 764. doi:10.1186/s12903-023-03532-8.

9. Şahan Keskin A, Eninanç İ. Segmentation of airways and soft tissues on panoramic radiographs using artificial intelligence technology. *BMC Oral Health*. 2025; 25: 876. doi:10.1186/s12903-025-06187-9.

## Summary

### ARTIFICIAL INTELLIGENCE-BASED SEGMENTATION OF TEETH, MAXILLARY SINUS, AND MANDIBULAR CANAL ON PANORAMIC RADIOGRAPHS

The study aimed to evaluate the performance of an artificial intelligence model in segmenting and identifying teeth, the maxillary sinus (MS), and the mandibular canal (MC) on panoramic radiographs. The dataset consisted of 3,817 panoramic images from adults aged 18 years and older. Anatomical structures were manually annotated and used to train a deep learning model based on UperNet with a ConvNeXtV2 Femto backbone; the data were divided into training, validation, and testing sets at a ratio of 8:1:1. Model performance was assessed using Precision, Recall, F1-score, and Intersection over Union (IoU). The results showed that, at the pixel level, the F1-score reached 91.93% for teeth, 97.61% for the maxillary sinus, and 90.79% for the mandibular canal, with a mean IoU of 87.84%. At the object level, the F1-scores for all structures exceeded 97%. The deep learning model demonstrated accurate and robust segmentation of major anatomical structures on panoramic radiographs, highlighting its potential applications in automated diagnosis, treatment planning, and dental education.

**Keywords:** Panoramic radiographs, anatomical structure segmentation, artificial intelligence, deep learning.