

PHÁT TRIỂN GIẢI THUẬT HỌC SÂU VIETBA-NET ỨNG DỤNG TRONG CHẨN ĐOÁN TUỔI XƯƠNG TRẺ EM VIỆT NAM

Võ Tường Kha⁽¹⁾; Dương Quốc Ngữ⁽²⁾; Nguyễn Hoài Nam⁽²⁾; Đỗ Việt Anh⁽²⁾; Lê Tuấn Vũ⁽²⁾; Trần Trọng Nhất⁽²⁾; Hoàng Tiến Lan⁽³⁾

Thông tin bài báo:

Ngày nhận bài: 26/01/2026

Ngày phản biện: 12/03/2026

Ngày đăng: 24/04/2026

Tác giả liên hệ:

Võ Tường Kha

Email: tuongkha.ump@vnu.edu.vn

Tập 16, số 2 (2026), trang 70-75

DOI:

<https://doi.org/10.64024/upes14009>

Bản quyền © 2026. Bài báo này là công bố Truy cập Mở (Open Access) và được phân phối theo các điều khoản của Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0).

Tóm tắt: Nâng cao tầm vóc và thể lực của người Việt Nam được xác định là một mục tiêu chiến lược quốc gia. Tuổi xương là chỉ số sinh học quan trọng để đánh giá sự trưởng thành. Tuy nhiên, phương pháp đối chiếu atlas thủ công Greulich & Pyle (G&P) tồn tại nhiều hạn chế như tính chủ quan, tốn thời gian và sự không tương thích về chủng tộc và thời đại. Nghiên cứu này nhằm phát triển và đánh giá giải thuật học sâu VietBA-Net ứng dụng trong tự động hóa việc chẩn đoán tuổi xương, tích hợp các yếu tố nhân trắc học đặc thù trên bộ dữ liệu 12.180 ảnh X-quang bàn tay trái của trẻ em Việt Nam từ 1 tháng đến 18 tuổi, được thu thập từ 7 khu vực địa lý. Kết quả: Giải thuật đạt Sai số tuyệt đối trung bình (MAE) là 0,42 năm (~5 tháng) và hệ số tương quan (r) > 0.95 so với chuyên gia. Thời gian xử lý trung bình là 8,5 giây. Các hệ số hiệu chỉnh theo vùng miền (δ - hệ số nhiễu) đã được đề xuất cụ thể. Kết luận: VietBA-Net chứng minh là một giải pháp AI khả thi, chính xác và hiệu quả để số hóa quy trình chẩn đoán tuổi xương tại Việt Nam, có tiềm năng triển khai rộng rãi trong y tế học đường và nhi khoa.

Từ khóa: Tuổi xương, giải thuật học sâu VietBA-Net, Mask R-CNN, Nhân trắc học Việt Nam.

Development of the VietBA-Net Deep Learning Algorithm for Application in Bone Age Diagnosis of Vietnamese Children

Vo Tuong Kha⁽¹⁾; Duong Quoc Ngu⁽²⁾; Nguyen Hoai Nam⁽²⁾; Do Viet Anh⁽²⁾; Le Tuan Vu⁽²⁾; Tran Trong Nhat⁽²⁾; Hoang Tien Lan⁽³⁾

Article Information:

Received: 26/01/2026

Review date: 12/03/2026

Published: 24/04/2026

Corresponding Author:

Vo Tuong Kha

Email:

tuongkha.ump@vnu.edu.vn

Vol 16, Issue 2 (2026), pp 70-75

DOI:

<https://doi.org/10.64024/upes14009>

Copyright © 2026. This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0).

Abstract: Enhancing the stature and physical fitness of Vietnamese people has been identified as a national strategic objective. Bone age is an important biological indicator for assessing maturation. However, the manual Greulich & Pyle (G&P) atlas comparison method presents several limitations, including subjectivity, time consumption, and incompatibility in terms of race and historical context. This study aims to develop and evaluate the VietBA-Net deep learning algorithm for automating bone age diagnosis, integrating specific anthropometric characteristics on a dataset of 12,180 left-hand X-ray images of Vietnamese children aged from 1 month to 18 years, collected from seven geographical regions. Results: The algorithm achieved a Mean Absolute Error (MAE) of 0.42 years (~5 months) and a correlation coefficient (r) > 0.95 compared with expert assessments. The average processing time was 8.5 seconds. Region-specific adjustment coefficients (δ – noise coefficients) were explicitly proposed. Conclusion: VietBA-Net demonstrates a feasible, accurate, and efficient AI solution for digitizing the bone age diagnostic process in Vietnam, with strong potential for widespread implementation in school healthcare and pediatrics.

Keywords: bone age, VietBA-Net deep learning algorithm, Mask R-CNN, Vietnamese anthropometry.

ĐẶT VẤN ĐỀ

Tầm vóc con người phản ánh chất lượng nguồn nhân lực và trình độ phát triển kinh tế - xã hội. Chính phủ Việt Nam đã ban hành Đề án 641 với mục tiêu chiến lược nâng cao thể lực, tầm vóc người Việt Nam (2011). Trong đó, chẩn đoán tuổi xương (Bone Age - BA) là trụ cột khoa học then chốt để đánh giá và dự báo tăng trưởng chiều cao, phát hiện sớm các rối loạn tăng trưởng (Võ Tường Kha, 2025).

Phương pháp atlas Greulich & Pyle (G&P) vẫn được sử dụng rộng rãi nhưng tồn tại nhiều bất cập: tính chủ quan, tốn thời gian và sự không tương thích về chủng tộc và thời đại do được xây dựng từ dữ liệu trẻ em da trắng từ những năm 1930-1950 (Greulich & Pyle, 1959; Van Rijn & Thodberg, 2013). Cùng với đó, sự khan hiếm chuyên gia tại các tuyến cơ sở càng làm trầm trọng thêm bài toán tầm soát diện rộng.

Trong bối cảnh chuyển đổi số ngành Y tế, việc phát triển và ứng dụng các giải thuật học

sâu nhằm tự động hóa chẩn đoán hình ảnh đang trở thành xu thế (He et al., 2017). Tuy nhiên, một giải thuật AI chuyên sâu cho chẩn đoán tuổi xương, được huấn luyện trên dữ liệu quy mô lớn và tích hợp đặc điểm nhân trắc học đặc thù của trẻ em Việt Nam vẫn còn là khoảng trống. Nghiên cứu này phát triển, đề xuất ứng dụng giải thuật học sâu VietBA-Net để giải quyết các thách thức nêu trên trong thực tiễn.

PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

Thiết kế nghiên cứu và quần thể

Nghiên cứu mô tả cắt ngang trên trẻ em Việt Nam (1 tháng - 18 tuổi). Tiêu chuẩn lựa chọn: trẻ khỏe mạnh, bàn tay trái không có chấn thương, dị tật. Tiêu chuẩn loại trừ: mắc bệnh lý toàn thân ảnh hưởng chuyển hóa xương.

Cỡ mẫu và chiến lược lấy mẫu

Áp dụng lấy mẫu ngẫu nhiên phân tầng theo 7 khu vực địa lý: Bắc, Trung, Nam với các tiêu vùng (bảng 1).

Bảng 1. Phân tầng theo địa dư và đặc điểm kinh tế - xã hội

Vùng miền	Khu vực địa hình	Địa danh đại diện	Đặc điểm
Miền Bắc	Miền núi Tây Bắc	Sơn La /Lào Cai	Vùng cao, dân tộc thiểu số
	Đồng bằng/Thành thị	Hà Nội/Hải Phòng	Đô thị hóa cao
	Nông thôn	Nam Định/Thái Bình	Thuần nông
Miền Trung	Miền núi/Tây Nguyên	Gia Lai/Đắk Lắk	Tây Nam bộ (Tây Nguyên)
	Đồng bằng/Ven biển	Đà Nẵng/Nghệ An	Khí hậu khắc nghiệt
Miền Nam	Thành thị	TP. Hồ Chí Minh	Kinh tế phát triển nhất
	Đồng bằng / Nông thôn	Cần Thơ/Đồng Tháp	Miền Tây sông nước

Với 29 mốc tuổi cho mỗi giới tính, yêu cầu tối thiểu 30 mẫu cho mỗi mốc tuổi tại mỗi khu vực để đảm bảo độ tin cậy. Công thức tính tổng số mẫu tối thiểu như sau: $N_{total} = 29$ (mốc tuổi) $\times 7$ (khu vực) $\times 30$ (mẫu/mốc) $\times 2$ (giới tính) = 12,180 mẫu.

Thu thập và tiền xử lý dữ liệu

Thu thập ảnh X-quang bàn tay trái tư thế PA được thu thập, lưu trữ định dạng số. "Chuẩn

vàng" (ground truth) được xác định bởi hội đồng ba bác sĩ chẩn đoán hình ảnh giàu kinh nghiệm theo phương pháp G&P. Ảnh được tiền xử lý tự động: cân bằng histogram (CLAHE), resize về 512x512 pixel, chuẩn hóa giá trị pixel. Gán nhãn: Một hội đồng gồm ba bác sĩ chẩn đoán hình ảnh nhi khoa, y học thể thao giàu kinh nghiệm (trên 10 năm) tiến hành đánh giá BA độc lập cho từng ảnh bằng phương pháp G&P

(Greulich & Pyle, 1959). Tiền xử lý ảnh: Toàn bộ ảnh đầu vào được chuẩn hóa qua một quy trình tự động: (1) Cân bằng histogram thích ứng (CLAHE) để tăng cường độ tương phản, đặc biệt làm rõ các điểm cốt hóa nhỏ và mờ; (2) Resize về kích thước cố định phù hợp cho đầu vào của mạng (512x512 pixel); (3) Chuẩn hóa giá trị pixel về khoảng [0, 1].

Kiến trúc giải thuật học sâu VietBA-Net

Kiến trúc VietBA-Net kết hợp mạng Mask R-CNN để phân đoạn chính xác 27 vùng xương, sau đó sử dụng mạng Siamese Network để so khớp với atlas số hóa G&P. Điểm đổi mới là tích hợp mô hình hồi quy hiệu chỉnh với các hệ số dựa trên tuổi thực (CA), chỉ số khối cơ thể (BMI) và đặc điểm vùng miền (δ).

Kiến trúc của VietBA-Net là một pipeline đa tác vụ, bao gồm các module tuần tự sau: 1) Module phân đoạn: Sử dụng Mask R-CNN (He et al., 2017) để phân đoạn chính xác 27 vùng xương bàn tay; 2) Module trích xuất đặc trưng & phân loại: Sử dụng CNN (EfficientNet-B0/ResNet-50) để trích xuất đặc trưng và phân loại trạng thái phát triển (Sụn/Cốt hóa/Xương) cho từng xương; 3) Module so khớp và chẩn đoán: Sử dụng Siamese Network với hàm Triplet Loss để so khớp đặc trưng với atlas G&P số hóa (Gilsanz & Ratib, 2012), xác định BA thô (BA_raw); 4) Module hiệu chỉnh đặc thù Việt Nam: Sử dụng mô hình hồi quy để hiệu chỉnh kết quả cuối cùng:

$$BA_final = \alpha * BA_raw + \beta * CA + \gamma * BMI + \delta$$

Trong đó, BA_final: Tuổi xương cuối cùng sau hiệu chỉnh; BA_raw: Tuổi xương thô do AI dự đoán. CA (Chronological Age): Tuổi thực của trẻ; BMI: Chỉ số khối cơ thể (Weight/Height²); α : Hệ số hiệu chỉnh độ lệch hệ thống của AI, được ước lượng bằng hồi quy giữa BA_raw và BA ground truth (~0,85-0,95); β : Hệ số phản ánh mối quan hệ tổng thể giữa BA và CA ở trẻ em Việt Nam (~0,05-0,1); γ : Hệ số ảnh hưởng của thể trạng dinh dưỡng (BMI) đến tốc độ cốt hóa (~0,02-0,04); δ : Hệ số hiệu chỉnh vùng miền, là một hằng số được đề xuất dựa trên phân tích dữ liệu theo từng khu vực (bảng 3), phản ánh sự khác biệt về điều kiện kinh tế-xã hội, dinh dưỡng và môi trường (bảng 3); δ dương (+0,15 đến +0,25) - xu hướng phát triển sớm, δ âm (-0,10 đến -0,25) - phát triển chậm.

Huấn luyện và đánh giá mô hình

Dữ liệu được chia 70%/15%/15% cho huấn luyện, xác thực và kiểm tra. Huấn luyện trên GPU NVIDIA A100 với PyTorch. Đánh giá hiệu suất dựa trên: Sai số tuyệt đối trung bình (MAE):

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - x_i|$$

Trong đó: n: số trẻ em tham gia nghiên cứu; i: trẻ thứ i tham gia nghiên cứu; y_i : Tuổi xương trung bình do hội đồng chuyên gia kết luận; x_i : Tuổi xương do giải thuật AI chẩn đoán; hệ số tương quan (r):

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})(x_i - \bar{x})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 (x_i - \bar{x})^2}}$$

Bảng 2. Kết quả AI nhận diện trạng thái phát triển các xương trên phim X-quang bàn tay trái

Patient_ID	Bone_Code	Status (0/1/2)	X_Center	Y_Center	Width	Height
VN_HN_001	CAR_Capitate	2	450	600	50	50
VN_HN_001	CAR_Hamate	1	480	610	30	35
VN_HN_001	MC_1	2	300	550	40	120
...

Status: 0 (Sụn), 1 (Cốt hóa), 2 (Xương). **X, Y, Width, Height:** Tọa độ vùng chứa xương trên ảnh (Bounding Box).

Bảng 3. Đề xuất hệ số δ (hệ số nhiễu) theo vùng miền

Miền	Khu vực địa lý	Đặc điểm nhân trắc học dự kiến	Hệ số đề xuất (δ)
Bắc	Thành thị (HN, HP...)	Dinh dưỡng cao, nguy cơ dậy thì sớm tăng.	0.15
	Nông thôn	Phát triển tiệm cận mức chuẩn trung bình.	0
	Miền núi	Thiếu hụt vi chất, cốt hóa xương chậm hơn.	-0.25
Trung	Thành thị (Đà Nẵng, Huế...)	Phát triển ổn định, dinh dưỡng tốt.	0.1
	Nông thôn/Ven biển	Chịu ảnh hưởng thời tiết, dinh dưỡng trung bình.	-0.05
	Miền núi (Tây Nguyên)	Đặc thù di truyền và vận động nhiều.	-0.15
Nam	Thành thị (HCM, Cần Thơ)	Tốc độ phát triển nhanh nhất cả nước.	0.25
	Nông thôn (Miền Tây)	Dinh dưỡng dồi dào ở môi trường sông nước.	0.05
	Miền núi/Vùng sâu	Điều kiện y tế hạn chế hơn thành thị.	-0.1

Trong đó: khi $r = 1$: AI và bác sĩ hoàn toàn đồng nhất; khi $r > 0,9$: Tương quan rất mạnh (đạt chuẩn để ứng dụng lâm sàng); khi $r < 0,7$: Tương quan yếu, giải thuật cần được huấn luyện lại; độ chính xác phân đoạn (Dice Coefficient):

$$\text{Dice} = \frac{2|BA \cap BA_final|}{|BA| + |BA_final|}$$

Trong đó: $|BA \cap BA_final|$: phần diện tích chồng lấp giữa vùng bác sĩ vẽ và vùng AI dự đoán; $|A| + |B|$: là tổng diện tích của cả hai vùng; và thời gian xử lý.

Đạo đức nghiên cứu

Nghiên cứu được thông qua bởi Hội đồng Đạo đức, tuân thủ Tuyên ngôn Helsinki. Thông tin cá nhân được mã hóa và bảo mật.

KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU VÀ BÀN LUẬN

1. Kết quả nghiên cứu

1.1. Đặc điểm bộ dữ liệu

Bộ dữ liệu cuối cùng bao gồm 12,180 ảnh X-quang bàn tay trái, cân bằng giữa hai giới tính và phân bố đều trên 29 mốc tuổi và 7 khu vực địa lý. Phân tích sơ bộ cho thấy sự khác biệt về tốc độ phát triển xương giữa các vùng. Trẻ em tại các đô thị lớn như Hà Nội và TP.HCM có tuổi xương trung bình cao hơn từ 0,3 đến 0,5

năm so với tuổi xương dự đoán bởi atlas G&P gốc cho cùng độ tuổi, củng cố cho giả thuyết về sự phát triển sớm ở nhóm này.

1.2. Hiệu suất phân đoạn

Mô hình Mask R-CNN đạt được độ chính xác phân đoạn rất cao. Chỉ số Dice Coefficient trung bình cho 27 lớp xương trên tập kiểm tra là $0,94 \pm 0,03$, chứng tỏ khả năng cô lập chính xác các vùng quan tâm từ ảnh gốc.

1.3. Hiệu suất chẩn đoán tuổi xương

Trên tập kiểm tra thu được ($n=1,827$), VietBA-Net thể hiện hiệu suất ấn tượng: Sai số tuyệt đối trung bình (MAE): 0,42 năm (tương đương khoảng 5 tháng). Con số này thấp hơn đáng kể so với MAE của một bác sĩ trẻ ít kinh nghiệm (được đo đạc song song, MAE = 0,82 năm) và tương đương với sai số nội tại giữa các chuyên gia giàu kinh nghiệm. Hệ số Tương quan (r): 0,98 ($p < 0,001$), cho thấy sự đồng thuận rất mạnh giữa dự đoán của AI và ground truth từ hội đồng chuyên gia. Một hệ số $r > 0,9$ thường được coi là đạt chuẩn để ứng dụng lâm sàng (Van Rijn & Thodberg, 2013). Phân tích Bland-Altman cho thấy hầu hết các chênh lệch nằm trong giới hạn $\pm 1,96$ SD, không có xu hướng sai số hệ thống rõ ràng.

1.4. Ảnh hưởng của module hiệu chỉnh

Việc áp dụng Module hiệu chỉnh đặc thù Việt



Chẩn đoán tuổi xương giúp xác định mức phát triển sinh học, từ đó điều chỉnh huấn luyện phù hợp và hạn chế chấn thương

Nam đã cải thiện đáng kể độ chính xác trên các nhóm con đặc thù. Trên nhóm trẻ từ khu vực miền núi phía Bắc, MAE giảm từ 0,68 năm (khi chỉ dùng BA_{raw}) xuống còn 0,45 năm sau khi áp dụng hệ số $\delta = -0,25$. Tương tự, đối với trẻ thừa cân/béo phì (BMI cao), hệ số γ giúp điều chỉnh xu hướng đọc già hơn thực tế của mô hình.

1.5. Hiệu suất tính toán

Thời gian xử lý trung bình cho toàn bộ pipeline (từ khi nhận ảnh đầu vào đến khi xuất ra BA_{final}) trên phần cứng GPU NVIDIA V100 là 8,5 giây. Thời gian này bao gồm cả các bước tiền xử lý, phân đoạn, trích xuất đặc trưng, so khớp và hiệu chỉnh, cho thấy khả năng đáp ứng tốt cho nhu cầu lâm sàng thực tế.

2. Bàn luận

2.1. Ý nghĩa dữ liệu và tính đại diện

Nghiên cứu xây dựng bộ dữ liệu X-quang tuổi xương lớn nhất cho trẻ em Việt Nam, sử dụng lấy mẫu phân tầng qua 7 vùng địa lý để đảm bảo tính đại diện đa dạng kinh tế - xã hội. Kết quả cho thấy trẻ em đô thị hiện nay cốt hóa

sớm hơn 0,3–0,5 năm so với chuẩn Greulich-Pyle (G&P), phản ánh xu hướng dậy thì sớm toàn cầu (Wang et al., 2021). Tuy nhiên, chất lượng ảnh từ các vùng sâu vùng xa còn hạn chế do thiết bị chưa đồng bộ, ảnh hưởng đến khả năng tổng quát hóa của mô hình.

2.2. Hiệu quả kiến trúc VietBA-Net

VietBA-Net sử dụng cấu trúc lai Mask R-CNN và Siamese Network, cho phép phân đoạn chi tiết từng vùng xương tương tự phương pháp Tanner-Whitehouse (Tanner & Whitehouse, 1975). So với BoneXpert chủ yếu dựa trên xương bàn tay (Thodberg et al., 2009), VietBA-Net tích hợp thêm 8 xương cổ tay, giúp tăng độ chính xác cho trẻ dưới 6 tuổi.

Điểm đổi mới cốt lõi là Module hiệu chỉnh đặc thù, đưa các biến số nhân trắc học (BMI, CA) và địa lý (δ) vào vào quy trình suy luận cuối cùng, ứng dụng vào công thức hồi quy: $BA_{final} = \alpha * BA_{raw} + \beta * CA + \gamma * BMI + \delta$. Với MAE đạt 0,42 năm, mô hình không chỉ

cạnh tranh với các hệ thống quốc tế (Thodberg et al., 2009) mà còn vượt trội hơn các bác sĩ ít kinh nghiệm (MAE = 0,82 năm), giúp chuẩn hóa chẩn đoán tại nơi thiếu chuyên gia.

2.3. Hạn chế và định hướng phát triển

Về dữ liệu 2D: trên ảnh X-quang chưa mô tả được cấu trúc 3D của sụn tăng trưởng; hướng đi tương lai có thể là MRI hoặc CT liều thấp (Gilsanz & Ratib, 2012). Về tài nguyên: Mô hình đòi hỏi GPU mạnh, cần phát triển phiên bản "Lite" hoặc nền tảng cloud để triển khai tại tuyến cơ sở. Về tính động: Đặc điểm nhân trắc học thay đổi theo thời gian, đòi hỏi cơ chế tái huấn luyện định kỳ (ví dụ mỗi 5 năm). Đề xuất mở rộng: Cần kiểm chứng trên các quần thể Đông Nam Á khác để đánh giá tính khái quát hóa.

2.4. Hàm ý ứng dụng

VietBA-Net trực tiếp hỗ trợ Đề án 641 của Chính phủ (2011) thông qua việc xây dựng hệ thống tầm soát tầm vóc quốc gia. Ứng dụng trải dài từ y tế học đường, chẩn đoán nội tiết nhi đến tuyển chọn vận động viên. Việc tập trung Big Data nhân trắc học sẽ cung cấp cơ sở khoa học quan trọng cho các chính sách y tế và dinh dưỡng cộng đồng trong tương lai.

KẾT LUẬN

Kết luận: Nghiên cứu đã phát triển thành công giải thuật VietBA-Net cho chẩn đoán tự động tuổi xương ở trẻ em Việt Nam. Với kiến trúc kết hợp Mask R-CNN, Siamese Network và module hiệu chỉnh đặc thù, VietBA-Net đạt độ chính xác lâm sàng cao (MAE = 0,42 năm, r > 0,95), tốc độ nhanh (8,5 giây/ca) và tính khách quan. Đây là công cụ đặc lực góp phần hiện thực hóa mục tiêu nâng cao tầm vóc người Việt Nam.

Kiến nghị: Giải thuật VietBA-Net có ính ưu việt cao so với các nghiên cứu trước đây, đặc biệt đặc trưng cho người Việt Nam, do vậy cần: 1) Triển khai thí điểm tại các cơ sở y tế; 2) Xây dựng nền tảng dữ liệu lớn về tuổi xương quốc gia; 3) Đào tạo bác sĩ sử dụng công cụ AI hỗ trợ chẩn đoán.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Gilsanz, V., & Ratib, O. (2012). *Hand bone age: A digital atlas of skeletal maturity*. Springer.
2. Greulich, W. W., & Pyle, S. I. (1959). *Radiographic atlas of skeletal development of the hand and wrist*. Stanford University Press.
3. He, K., et al. (2017). Mask R-CNN. *In Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*.
4. Tanner, J. M., Whitehouse, R. H., et al. (1975). *Assessment of skeletal maturity and prediction of adult height (TW2 method)*. Academic Press.
5. Thodberg, H. H., et al. (2009). *The BoneXpert method for automated determination of skeletal maturity*. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 28(1), 52–66.
6. Thủ tướng Chính phủ. (2011). *Quyết định số 641/QĐ-TTg về việc phê duyệt đề án tổng thể phát triển thể lực, tầm vóc người Việt Nam giai đoạn 2011–2030*. Việt Nam.
7. Van Rijn, R. R., & Thodberg, H. H. (2013). *Bone age assessment: Automated techniques coming of age?* *Acta Radiologica*, 54(9).
8. Võ, T. Kha. (2025). *Quy trình kỹ thuật chẩn đoán tuổi xương và dự báo chiều cao trưởng thành ở trẻ em Việt Nam*. Đại học Y Dược – Đại học Quốc gia Hà Nội, Việt Nam.
9. Wang, W., et al. (2021). *Influence of Chinese medicine on height and bone age of children*. *Evidence-Based Complementary and Alternative Medicine (ECAM)*.
10. World Medical Association. (2022). *Declaration of Helsinki: Ethical principles for medical research involving human subjects*.