

GIẢI PHÁP SINH MẢNH GHÉP CHO BN KHUYẾT SỌ SỬ DỤNG KỸ THUẬT HỌC SÂU

Lê Ngọc Hân^{1,2}, Hoàng Anh Tuấn², Nguyễn Văn Giang¹

Tóm tắt

Mục tiêu: Nghiên cứu, đề xuất giải pháp sinh mảnh ghép cho bệnh nhân (BN) khuyết sọ trong phẫu thuật hộp sọ sử dụng các kỹ thuật học sâu. **Đối tượng và phương pháp:** BN bị khuyết sọ được chụp cắt lớp vi tính (CLVT). Ảnh chụp CLVT được xử lý dựa trên cơ sở kỹ thuật xử lý ảnh và học sâu, mảnh ghép được chương trình máy tính tính toán và khuyến nghị cho bác sĩ, phục vụ công tác hội chẩn và lên phương án phẫu thuật. Các kỹ thuật được nghiên cứu và thử nghiệm gồm: Kỹ thuật học sâu tính toán nhanh cho các lát cắt ảnh 2 chiều trên cơ sở giải quyết bài toán hoàn thiện ảnh và kỹ thuật học sâu cho sinh mảnh ghép ảnh 3 chiều trên cơ sở giải quyết bài toán đăng ký ảnh với bộ dữ liệu tăng cường. Đánh giá được tiến hành trên tập ảnh 3 chiều của BN với khuyết sọ được giả lập tạo ra thông qua kỹ thuật xử lý ảnh. **Kết quả và kết luận:** Kết quả thử nghiệm cho thấy các phương pháp dựa trên kỹ thuật học sâu cho phép sinh mảnh ghép có độ chính xác cao với thời gian xử lý ngắn, hỗ trợ bác sĩ trong hội chẩn và lên kế hoạch phẫu thuật cũng như gợi ý phương án cấy ghép và thiết kế mảnh ghép theo hướng cá thể hóa cho từng BN.

* *Từ khóa:* Phẫu thuật sọ mặt; Sinh mảnh ghép tự động; Học sâu; Tái tạo ảnh hộp sọ.

DEEP LEARNING-BASED METHOD FOR CRANIAL IMPLANT DESIGN

Summary

Objectives: To investigate methods to automatically design cranial implants for patients with craniofacial defects in skull surgery. **Subjects and methods:** Patients with craniofacial defects were scanned to get CT images.

¹Viện Công nghệ Thông tin và Truyền thông, Học viện Kỹ thuật Quân sự

²Phòng Khoa học Quân sự, Học viện Quân y

Người phản hồi: Nguyễn Văn Giang (giangnv@mta.edu.vn)

Ngày nhận bài: 13/02/2023

Ngày được chấp nhận đăng: 10/3/2023

<http://doi.org/10.56535/jmpm.v48i3.296>

Then, the CT images will be processed using image processing and deep learning techniques to generate the implant design. The implant design will then be used by the doctor for consultation and surgical planning. The investigating methods include 2D slice-based skull completion and deep learning using augmentation via registration. Experiments were conducted on patient datasets having defects artificially inserted by image processing operations. **Results and conclusion:** Experimental results reveal the abilities of deep learning-based methods in generating high precision implants in a relatively short processing time. The generated implant can be helpful for doctors during consultation and surgical planning. It is an important step towards personalization for surgical implants.

* *Keywords: Cranioplasty; AutoImplant; Deep learning; Cranial implant design.*

ĐẶT VẤN ĐỀ

Hiện nay, một bộ phận không nhỏ BN bị khuyết thiếu về vùng sọ mặt do tai nạn hoặc do dị tật bẩm sinh, theo đó nhu cầu về phẫu thuật chỉnh hình sọ mặt ngày càng cao. Đây là thủ thuật phức tạp về mặt y học và kỹ thuật; trong đó, quá trình thiết kế và cấy ghép sọ não cho BN sau phẫu thuật hoặc chấn thương là một nhiệm vụ đầy thách thức. Cụ thể hơn, quá trình thiết kế mảnh ghép thường được thực hiện bởi các nhà cung cấp thứ ba bên ngoài bệnh viện mà ở đó các phần mềm thương mại chi phí cao được sử dụng bởi người dùng được đào tạo chuyên sâu nhằm thiết kế ra mảnh ghép [1]. Gần đây, một hướng tiếp cận khác

đang được các nhà nghiên cứu thử nghiệm là sử dụng phần mềm CAD để thay thế cho phần mềm thương mại để thiết kế cấy ghép sọ [2, 3, 4, 5]. Tuy nhiên, phương pháp này vẫn cần đến sự tương tác chuyên sâu ở mức độ chuyên gia, tốn thời gian và đòi hỏi chuyên môn trong lĩnh vực y tế cụ thể. Trong thực tế, hiện nay tại các cơ sở phẫu thuật hộp sọ ở Việt Nam, bác sĩ và kỹ thuật viên sẽ thực hiện cắt gọt và hiệu chỉnh xương tự thân để tạo mảnh ghép một cách thủ công dựa trên kinh nghiệm của mình. Bên cạnh việc tạo mảnh ghép, việc hội chẩn và lên kế hoạch phẫu thuật cũng là phần việc quan trọng và khó khăn khi không có phương án thiết kế trên máy tính.

Trong bài báo này, chúng tôi nghiên cứu phương pháp thiết kế mảnh ghép dựa trên dữ liệu ảnh của BN. Cụ thể hơn, chúng tôi nghiên cứu các kỹ thuật sinh mảnh ghép cho vùng khuyết thiếu một cách tự động từ ảnh chụp CLVT 3D của BN và trên cơ sở sử dụng lượng lớn cơ sở dữ liệu ảnh tham chiếu của người bình thường. Tiếp đó, chúng tôi tiến hành nghiên cứu, thử nghiệm, đánh giá các mô hình học sâu, một hướng nghiên cứu hiện đại của lĩnh vực trí tuệ nhân tạo trong vài năm trở lại đây nhằm: *Tự động sinh mảnh ghép cho BN bị khuyết sọ.*

ĐỐI TƯỢNG VÀ PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

1. Đối tượng nghiên cứu

Gồm dữ liệu ảnh nhị phân hộp sọ 3D được phân đoạn từ ảnh DICOM (ảnh chụp CT/MRI) vùng đầu của người bình thường và những BN khuyết sọ. Để có dữ liệu thử nghiệm chủ động và chính xác, từ các dữ liệu đó, chúng tôi tạo ra khiếm khuyết nhân tạo trên ảnh hộp sọ của BN bình thường (lành lặn) bằng cách loại bỏ một vùng ngẫu nhiên trong ảnh hộp sọ.

* *Tiêu chuẩn lựa chọn:* Ảnh của các BN bình thường, nhiều độ tuổi. Các dữ

liệu ảnh nhị phân hộp sọ chất lượng cao, khiếm khuyết không quá nghiêm trọng. Nguồn dữ liệu chúng tôi lấy từ phần Task 1 trong thử thách AutoImplant 2021 Challenge tại Hội thảo quốc tế MICCAI 2021 [8]

* *Tiêu chuẩn loại trừ:* Dữ liệu ảnh hộp sọ có chất lượng thấp, có biểu hiện biến dạng hoặc tổn thương quá nghiêm trọng. Không sử dụng các hộp sọ được chụp trong điều kiện lệch (về vị trí, góc chụp) lớn so với ý định chụp đưa ra ban đầu.

2. Tập dữ liệu

Tập dữ liệu dùng để nghiên cứu bao gồm:

- 570 mẫu dữ liệu gồm hộp sọ hoàn chỉnh, hộp sọ khiếm khuyết và mảnh ghép kết quả. Các mẫu này được dùng để huấn luyện cho và sinh ra mô hình (Pha huấn luyện).

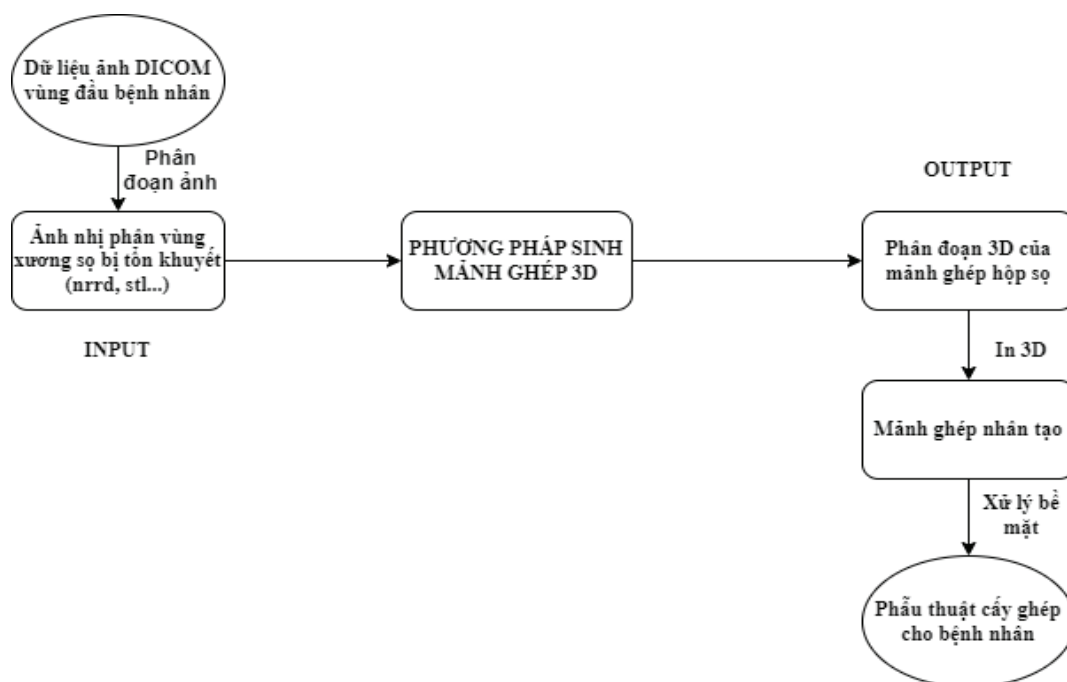
- 100 mẫu dữ liệu bao gồm hộp sọ hoàn chỉnh, hộp sọ khiếm khuyết. Các mẫu này được dùng để kiểm tra kết quả sau khi đã chạy qua mô hình bên trên (Pha thử nghiệm).

Tất cả các mẫu dữ liệu trên đều đã qua tiền xử lý dữ liệu và được phân đoạn thành ảnh nhị phân với độ phân giải 512x512x512 và được lưu ở định dạng NRRD.

3. Phương pháp nghiên cứu

* Quy trình thiết kế mảnh ghép sọ phục vụ phẫu thuật phẫu thuật hộp sọ trên cơ sở xử lý ảnh:

Trước khi đi vào chi tiết về phương pháp nghiên cứu đề cập trong bài báo, chúng tôi trình bày quy trình của một cuộc phẫu thuật hộp sọ hiện đại bao gồm các bước như sau (Hình 1)



Hình 1: Quy trình phẫu thuật sọ mặt lý tưởng.

Bước 1: Chụp ảnh CT/MRI vùng đầu của BN và thu nhận ảnh DICOM.

Bước 2: Xử lý và phân đoạn ảnh DICOM để tìm ra ảnh nhị phân vùng xương sọ.

Bước 3: Sử dụng các phương pháp thủ công hoặc tự động (với sự hỗ trợ của chương trình máy tính) để sinh mảnh ghép sẽ cho ra một mô hình mảnh ghép dạng lưới 3D.

Bước 4: Phương án thiết kế mảnh ghép 3D có thể được sử dụng để trao đổi (trên cơ sở sử dụng phần mềm 3D) giữa các bên liên quan trong hội chẩn và lên kế hoạch phẫu thuật. Mảnh ghép cũng có thể được sử dụng để in 3D ra một mẫu mảnh ghép nhân tạo.

Bước 5: Cuối cùng, qua công nghệ xử lý bề mặt, tiệt trùng và đóng gói, các bác sĩ sẽ phẫu thuật cấy ghép mảnh ghép đó cho BN.

* *Phương pháp sinh mảnh ghép sọ:*

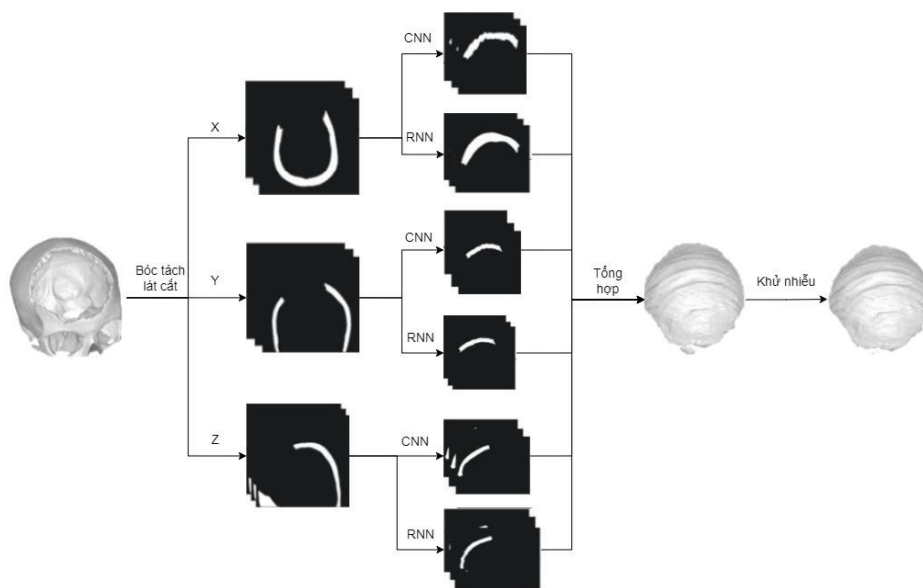
Trong quy trình phẫu thuật sọ mặt nêu trên, công đoạn thách thức và được quan tâm đến trong nghiên cứu này là kỹ thuật xử lý ảnh và sinh mảnh ghép. Trước đây, phương pháp chính được sử dụng để sinh mảnh ghép là phương pháp nội suy hình học. Phương pháp này khai thác các ràng buộc hình học của hình dạng hộp sọ, từ đó thiết kế các mảnh ghép sọ khuyết thiếu dựa trên các ràng buộc này [9]. Cách làm điển hình là tìm một mặt phẳng đối xứng trong hộp sọ, từ đó ta có thể suy ra mảnh ghép bằng cách phản chiếu chúng qua mặt phẳng đối xứng. Tuy nhiên, hộp sọ của con người không hoàn toàn đối xứng; do đó, phương pháp này chưa phải là một giải pháp tối ưu.

Trong nghiên cứu này, chúng tôi tìm hiểu phương pháp sử dụng các kỹ thuật học sâu để tự động thiết kế mảnh ghép hộp sọ. Các kỹ thuật được nghiên cứu, thử nghiệm và đánh giá trong bài báo này gồm: Học sâu dựa trên lát cắt ảnh

2D hộp sọ trên cơ sở giải quyết bài toán hoàn thiện ảnh (image inpainting) [6] và học sâu cho sinh mảnh ghép 3D trên cơ sở giải quyết bài toán đăng ký ảnh với bộ dữ liệu tăng cường [7].

- Kỹ thuật học sâu dựa trên lát cắt ảnh 2D hộp sọ trên cơ sở giải quyết bài toán hoàn thiện ảnh:

Kỹ thuật này dựa trên các lát cắt ảnh 2D dọc theo 3 trục X, Y, Z tương ứng với 3 chiều mặt phẳng của ảnh 3D hộp sọ được phân đoạn từ tập ảnh DICOM (ảnh chụp CT) vùng đầu BN. Tiếp đó, đối với mỗi tập lát cắt, dữ liệu được huấn luyện qua 2 mạng nơ-ron: Mạng nơ-ron tích chập CNN (Convolutional Neural Network) và mạng nơ-ron hồi quy RNN (Recurrent Neural Network). Trong đó mạng CNN tập trung vào việc xử lý thông tin cục bộ trong một lát cắt và mạng RNN tận dụng thông tin liên tục giữa các lát cắt liền kề. Sau đó tổng hợp các kết quả, qua một bộ lọc khử nhiễu từ đó dự đoán (hoàn thiện) mảnh ghép 3D cuối cùng (Hình 2).

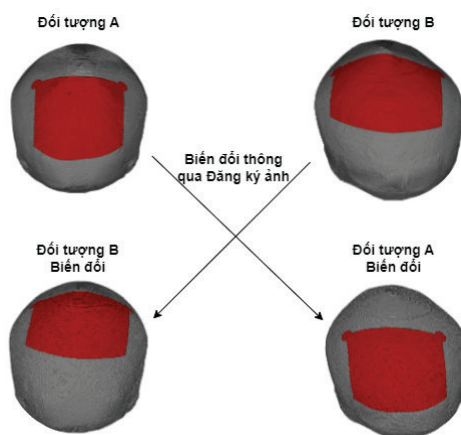


Hình 2: Sơ đồ mô hình hoàn thiện mảnh ghép hộp sọ.

- Kỹ thuật học sâu dựa trên bộ dữ liệu tăng cường thông qua đăng ký ảnh:

"Đăng ký ảnh" (image registration) là một kỹ thuật cơ bản của xử lý ảnh và thị giác máy tính mà mục tiêu là tìm cách biến đổi một hình ảnh để trùng khớp với một hình ảnh hoặc một tiêu chuẩn khác. Trên cơ sở ý tưởng của

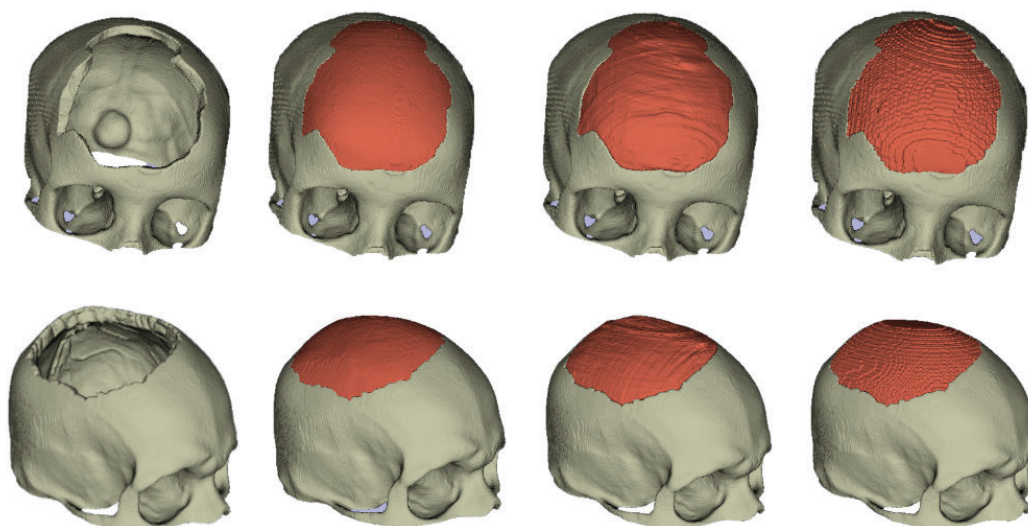
đăng ký ảnh, giữa 2 cặp hộp sọ khiếm khuyết và mảnh ghép ở vị trí khác nhau, chúng ta có thể thực hiện biến đổi chúng bằng cách làm cong và dịch chuyển mảnh ghép từ vị trí khiếm khuyết của hộp sọ này sang vị trí khiếm khuyết của hộp sọ kia và ngược lại [7]. Từ đó, sinh ra thêm 2 cặp hộp sọ và mảnh ghép khác nhau.



Hình 3: Ví dụ về tăng cường dữ liệu thông qua đăng ký.

Vì vậy, cứ mỗi 2 cặp dữ liệu hộp sọ sẽ sinh ra 2 cặp dữ liệu hộp sọ khác nhau (Hình 3). Vì vậy, việc tăng cường này sẽ làm tăng kích thước của bộ dữ liệu đưa vào huấn luyện lên nhiều lần. Ví dụ: Với bộ dữ liệu huấn luyện gồm 100 hình ảnh, với mỗi hình ảnh riêng lẻ có thể được đăng ký và biến dạng vào không gian của 99 hình ảnh khác. Do đó, các ảnh đã được biến đổi thông qua

đăng ký và tạo thêm 9.900 hình ảnh. Kết hợp với các hình ảnh huấn luyện ban đầu, điều này sẽ tạo thành một bộ dữ liệu tăng cường gồm 10.000 hình ảnh (gấp 100 lần bộ dữ liệu ban đầu). Sau đó, bộ dữ liệu tăng cường được huấn luyện qua một mô hình mạng nơ-ron tích chập Unet để ra mô hình đăng ký ảnh. Từ đó sẽ sinh ra mô hình để dự đoán mảnh ghép hộp sọ cuối cùng [7].



Hình 4: Từ trái qua phải: Hộp sọ khiếm khuyết, hộp sọ và mảnh ghép chuẩn trong bộ huấn luyện, hộp sọ và mảnh ghép được sinh ra sau khi chạy lần lượt mô hình lát cắt 2D, mô hình bộ dữ liệu tăng cường.

* *Xử lý số liệu:* Sau khi tổng hợp kết quả, chúng tôi tiến hành đánh giá định lượng bằng cách so sánh mảnh ghép kết quả sau khi chạy dữ liệu thử nghiệm với mảnh ghép chuẩn từ bộ dữ liệu dựa vào 4 thông số gồm: Khoảng cách Hausdorff (HD), độ tương đồng

Dice (DSC), độ tương đồng đường viền (B-DSC) và thời gian thực hiện. Trong đó:

- Khoảng cách Hausdorff (Hausdorff distance) được sử dụng để so sánh hai ảnh 3D bằng cách xác định mức độ tương tự giữa chúng. Khoảng cách

Hausdorff càng lớn, tức là hai ảnh 3D đang được so sánh càng xa hoạt động với nhau. Ngược lại, khoảng cách Hausdorff càng nhỏ, tức là hai ảnh 3D đang được so sánh càng gần nhau.

- Độ tương đồng Dice (Dice similarity coefficient) là một chỉ số đo lường độ tương đồng giữa hai tập hợp. Chỉ số này thường được sử dụng trong các bài toán đánh giá mô hình và xử lý ảnh y học để so sánh kết quả dự đoán với kết quả thực tế. Độ tương đồng Dice thường được sử dụng để đo lường độ chính xác của việc phân đoạn (segmentation) trong hình ảnh y học. Công thức tính độ tương đồng Dice giữa hai tập hợp A và B được cho bởi:

$$\text{Dice}(A,B) = 2 * |A \cap B| / (|A| + |B|)$$

Trong đó:

$|A|$ và $|B|$ là số lượng phần tử trong hai tập hợp A và B.

$A \cap B$ là tập hợp giao của A và B, tức là tập hợp các phần tử thuộc cả A và B.

Các phép toán + và * trong công thức trên đều là phép toán số học thông thường.

Kết quả của độ tương đồng Dice nằm trong khoảng từ 0 - 1, với giá trị càng gần 1 thì sự tương đồng giữa hai tập hợp càng cao, và ngược lại.

Đơn vị đo của độ tương đồng Dice là đơn vị vô hướng (scalar), không có đơn vị đo cụ thể.

- Tương tự độ tương đồng đường viền DICE (Border DICE) là một chỉ số đo lường tương đồng giữa hai đường viền trong ảnh. Chỉ số này được sử dụng trong các bài toán phân tích hình học và nhận dạng đối tượng để đánh giá mức độ tương đồng giữa hai đường viền. Giá trị của độ tương đồng đường viền DICE nằm trong khoảng từ 0 - 1; trong đó, giá trị 1 cho biết hai đường viền hoàn toàn giống nhau và giá trị 0 cho biết hai đường viền hoàn toàn khác nhau.

KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU

Đối với các phương pháp sử dụng kỹ thuật học sâu, đầu tiên chúng tôi huấn luyện mô hình bằng cách sử dụng bộ dữ liệu huấn luyện (570 mẫu). Sau khi sinh ra mô hình, chúng tôi chạy mô hình ngẫu nhiên qua 10 mẫu dữ liệu hợp sọ trong bộ dữ liệu huấn luyện, sau đó lấy các mảnh ghép kết quả so sánh với mảnh ghép chuẩn trong bộ dữ liệu huấn luyện bằng một module đánh giá định lượng (file Qualitative.py). Module đánh giá định lượng sẽ tự động tính các thông số kỹ thuật HD, DSC và B-DSC. Cuối cùng, kết quả sau khi chạy module được trình bày ở bảng 1.

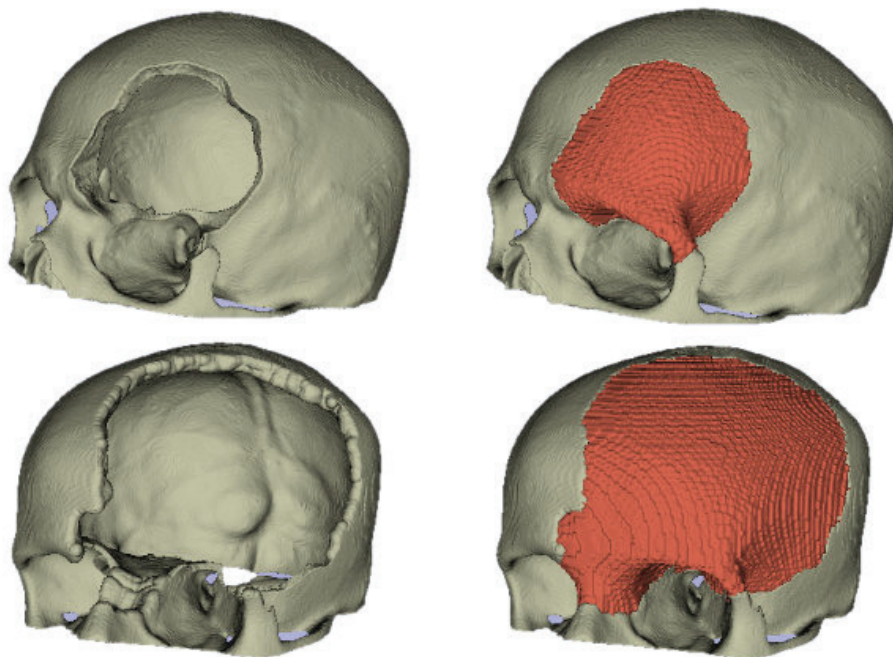
Bảng 1: Đánh giá định lượng dựa trên so sánh giữa 4 chỉ số HD, DSC và B-DSC, thời gian của mỗi mảnh ghép sinh ra của các phương pháp sau khi thử nghiệm mô hình bằng bộ dữ liệu trong tập huấn luyện.

STT	Kỹ thuật Mẫu	Học sâu sử dụng lát cắt 2D			Học sâu sử dụng bộ dữ liệu tăng cường		
		HD	DSC	B-DSC	HD	DSC	B-DSC
1	001	5,099	0,903	0,886	2,828	0,938	0,958
2	002	4,123	0,881	0,867	4,000	0,940	0,957
3	003	5,477	0,866	0,857	2,449	0,930	0,940
4	004	5,973	0,876	0,875	2,768	0,939	0,949
5	005	5,385	0,858	0,888	2,236	0,942	0,957
6	006	6,480	0,890	0,884	2,449	0,943	0,959
7	007	6,708	0,881	0,839	3,162	0,919	0,924
8	008	5,385	0,885	0,893	2,236	0,951	0,963
9	009	10,488	0,811	0,852	2,236	0,936	0,954
10	010	4,582	0,889	0,869	3,316	0,922	0,889
Trung bình		5,970	0,874	0,871	2,768	0,936	0,945
Thời gian sinh mảnh ghép TB		≈ 120 giây/mẫu			≈ 75 giây/mẫu		

Các kết quả trong bảng 1 cho thấy phương pháp sử dụng kỹ thuật học sâu sinh mảnh ghép có độ chính xác khá cao với thời gian tương đối ngắn. Trong đó, phương pháp sử dụng bộ dữ liệu tăng cường dựa vào kết quả đăng ký các cặp dữ liệu trong bộ dữ liệu chuẩn có các chỉ số tốt hơn so với phương pháp sử dụng kỹ thuật hoàn thiện ảnh dựa trên lát cắt 2D. Nguyên nhân dẫn đến kết quả như vậy là do phương pháp đó đã tự động tăng cường

bộ dữ liệu huấn luyện lên gấp nhiều lần thông qua đăng ký các cặp đối tượng hộp sọ và mảnh ghép trong bộ dữ liệu huấn luyện chuẩn. Tuy thời gian tính ra kết quả của phương pháp sử dụng bộ dữ liệu tăng cường (dựa vào kết quả đăng ký ảnh) ngắn hơn nhưng thời gian để huấn luyện ra mô hình cho phương pháp này lớn hơn rất nhiều phương pháp học sâu sử dụng lát cắt 2D trên cơ sở giải quyết bài toán hoàn thiện ảnh.

Sau khi chạy thử nghiệm các mẫu có trong bộ dữ liệu huấn luyện nhằm mục đích đánh giá định tính, chúng tôi tiếp tục thử nghiệm trên 10 mẫu dữ liệu ngẫu nhiên trong bộ dữ liệu thử nghiệm (các mẫu ngoài bộ dữ liệu huấn luyện và không có mảnh ghép kết quả). Kết quả cho thấy, mảnh ghép sinh ra khớp với vị trí khiếm khuyết và có khả năng tạo hình chuẩn cho hộp sọ (Hình 5).



Hình 5: Kết quả thử nghiệm với mô hình đã huấn luyện với bộ dữ liệu khác bộ dữ liệu huấn luyện.

BÀN LUẬN

Trong công trình này, chúng tôi tìm hiểu hai kỹ thuật học sâu cho sinh mảnh ghép tự động cho BN khuyết sọ. Kết quả cho thấy các kỹ thuật này có khả năng thiết kế ra mảnh ghép tốt, với tỷ lệ sai sót thấp và thời gian tính toán ngắn.

So sánh với các phương pháp thủ công truyền thống như phương pháp nội suy hình học [9], kỹ thuật học sâu có một số ưu điểm vượt trội. Đầu tiên,

kỹ thuật học sâu có thể tự động hóa quá trình phân tích dữ liệu và xử lý thông tin, trong khi phương pháp nội suy hình học vẫn cần sự giám sát và quản lý từ các chuyên gia.

Thứ hai, kỹ thuật học sâu có thể tự động phát hiện và đánh giá các đặc điểm và tính năng của các mảnh ghép, trong khi phương pháp nội suy hình học cần nhiều thời gian và công sức để thực hiện tương tự.

Cuối cùng, kỹ thuật học sâu có thể ảnh hưởng đáng kể tới giải pháp sinh mảnh ghép cho BN khuyết sọ. So sánh với các phương pháp thủ công truyền thống trước đây, kỹ thuật học sâu có thể tìm ra các giải pháp phù hợp hơn, hiệu quả hơn và có khả năng dự đoán tốt hơn. Nó cũng có thể giảm thiểu tối đa sự phụ thuộc vào việc quản lý thủ công, giúp cho quá trình sinh mảnh ghép trở nên nhanh chóng và chính xác hơn.

Mặc dù các kết quả của kỹ thuật học sâu trên bộ dữ liệu thử nghiệm cho kết quả tốt [6, 7, 8], để sử dụng chúng trong thực tế cần thực hiện nhiều công việc như: Huấn luyện lại mô hình theo tập dữ liệu thực tế (với độ phân giải ảnh và điều kiện chụp khác); chuẩn hóa và tiền xử lý (loại bỏ nhiễu, bóc tách phần xương sọ) ảnh trước khi đưa vào tập dữ liệu huấn luyện.

KẾT LUẬN

Trên thực tế hiện nay, quá trình thiết kế mảnh ghép hộp sọ vẫn còn tương đối thủ công và dựa nhiều vào kinh nghiệm của các bác sĩ và các chuyên gia về lĩnh vực phẫu thuật sọ mặt. Điều này dẫn đến thời gian thực hiện kéo dài và chi phí tăng cao. Kỹ thuật học sâu có thể giải quyết những vấn đề này bằng cách tự động hóa quá trình thiết kế mảnh ghép sọ, nâng cao độ chính

xác của phương án thiết kế, giảm thời gian và chi phí thực hiện. Bên cạnh đó, các kỹ thuật này có thể được sử dụng để phân tích và định vị các vết nứt vỡ, tự động tìm kiếm và so sánh các mẫu mảnh ghép từ các dữ liệu trước đó để đưa ra khuyến nghị mảnh ghép tốt nhất cho từng BN.

Do đó, chúng tôi khuyến nghị sử dụng các phương pháp này trong việc sinh mảnh ghép cho BN khuyết sọ trong tương lai. Tuy nhiên, cần thực hiện nhiều nghiên cứu và đánh giá chi tiết hơn để đảm bảo tính hiệu quả và an toàn của giải pháp này. Ngoài ra, chúng tôi cũng khuyến nghị tiếp tục nghiên cứu và đánh giá các phương pháp khác để tìm ra giải pháp tốt nhất cho việc sinh mảnh ghép cho BN khuyết sọ nhằm mục đích hỗ trợ tốt nhất cho các bác sĩ trong phẫu thuật ghép sọ cho BN tại Việt Nam.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Digital evolution of cranial surgery. (2017). A case study by Renishaw PLC in New Mills, Wotton-under-Edge Gloucestershire, GL12 8JR United Kingdom.
2. Chen, X., Xu, L., Li, X., Egger, J. (2017). Computer-aided implant design for the restoration of cranial defects. *Sci. Rep*; 7: 1-10. <https://doi.org/10.1038/s41598-017-04454-6>.

3. Egger, J. (2017). Interactive reconstructions of cranial 3D implants under MeVisLab as an alternative to commercial planning software. *PLoS ONE*; 12: 20. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0172694>.
4. Gall, M., Li, X., Chen, X., Schmalstieg, D., Egger, J. (2016). Computer-aided planning and reconstruction of cranial 3d implants. *In: EMBC*; 1179-1183 <https://doi.org/10.1109/EMBC.2016.7590915>.
5. Marzola, A., Governi, L., Genitori, L., Mussa, F., Volpe, Y., Furferi, R. (2019). A semiautomatic hybrid approach for defective skulls reconstruction. *Comput. Aided Des; Appl.* 17, 190-204. <https://doi.org/10.14733/cadaps.2020.190-204>.
6. Shi, H., Chen, X. (2020). Cranial implant design through multiaxial slice inpainting using deep learning. In: Li, J., Egger, J. (eds.) *AutoImplant 2020*. LNCS, vol. 12439, pp. 28-36. Springer, Cham <https://doi.org/10.1007/978-3-030-64327-04>.
7. D. G. Ellis, M. R. Aizenberg. (2020). “Deep learning using augmentation via registration: 1st place solution to the AutoImplant 2020 challenge” in *Towards the Automatization of Cranial Implant Design in Cranioplasty*, Cham, Switzerland. *Springer*; 47-55.
8. <https://autoimplant2021.grandchallenge.org>.
9. Marzola, A., Governi, L., Genitori, L., Mussa, F., Volpe, Y., Furferi, R. (2019). A semi-automatic hybrid approach for defective skulls reconstruction. *Computer-Aided Design and Applications*; 17: 190-204. <https://doi.org/10.14733/cadaps.2020.190-204>.