

ỦY BAN NHÂN DÂN TP HỒ CHÍ MINH
TRƯỜNG ĐẠI HỌC SÀI GÒN

~~~~~\*~~~~~

LÊ THỊ THANH NGÂN - 3121411143

**XÂY DỰNG ỨNG DỤNG XÁC ĐỊNH UNG THƯ XƯƠNG  
DỰA TRÊN UNET VÀ CƠ CHẾ ATTENTION**

**KHÓA LUẬN TỐT NGHIỆP**

**NGÀNH: CÔNG NGHỆ THÔNG TIN  
TRÌNH ĐỘ ĐÀO TẠO: ĐẠI HỌC**

**TP. HỒ CHÍ MINH, THÁNG 01 NĂM 2025**

ỦY BAN NHÂN DÂN TP HỒ CHÍ MINH  
**TRƯỜNG ĐẠI HỌC SÀI GÒN**

~~~~~\*~~~~~

LÊ THỊ THANH NGÂN - 3121411143

**XÂY DỰNG ỨNG DỤNG XÁC ĐỊNH UNG THƯ XƯƠNG
DỰA TRÊN UNET VÀ CƠ CHẾ ATTENTION**

KHÓA LUẬN TỐT NGHIỆP

**NGÀNH: CÔNG NGHỆ THÔNG TIN
TRÌNH ĐỘ ĐÀO TẠO: ĐẠI HỌC**

Người hướng dẫn: TS. Đỗ Như Tài

TP. HỒ CHÍ MINH, THÁNG 01 NĂM 2025

LỜI MỞ ĐẦU

Ung thư xương tuy không phải là căn bệnh phổ biến, nhưng là bệnh lý ác tính nghiêm trọng, ảnh hưởng lớn đến chất lượng sống của bệnh nhân. Việc phát hiện sớm và chẩn đoán chính xác đóng vai trò then chốt trong điều trị hiệu quả và cải thiện tiên lượng. Tuy nhiên, các phương pháp chẩn đoán hình ảnh như X-quang, CT, MRI truyền thống lại đòi hỏi chuyên môn cao, mất thời gian và dễ bị ảnh hưởng bởi yếu tố chủ quan.

Trong bối cảnh đó, trí tuệ nhân tạo, đặc biệt là học sâu, đang mở ra những cơ hội mới trong phân tích ảnh y tế. Mô hình U-Net đã chứng minh hiệu quả vượt trội trong phân đoạn ảnh y sinh. Việc tích hợp cơ chế Attention vào U-Net giúp mô hình tập trung tốt hơn vào các vùng đặc trưng quan trọng, từ đó nâng cao độ chính xác trong nhận diện tổn thương.

Xuất phát từ tiềm năng đó, đề tài "Xây dựng ứng dụng xác định ung thư xương dựa trên U-Net và cơ chế Attention" được thực hiện nhằm xây dựng hệ thống tự động phân đoạn vùng nghi ngờ ung thư xương từ ảnh X-quang. Nghiên cứu tập trung phát triển mô hình kết hợp U-Net và Attention, huấn luyện trên tập dữ liệu BTXRD và đánh giá hiệu quả qua các chỉ số định lượng và định tính.

CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN VỀ ĐỀ TÀI

1.1. Đặt vấn đề

1.2. Mục tiêu và nhiệm vụ nghiên cứu

1.2.1. Mục tiêu

Mục tiêu chính của đề tài là xây dựng một ứng dụng tự động và chính xác để hỗ trợ bác sĩ phát hiện ung thư xương từ các hình ảnh y tế 2D. Hệ thống này không chỉ cung cấp kết quả phân đoạn với độ chính xác cao mà còn tối ưu hóa thời gian và nguồn lực trong quá trình chẩn đoán.

1.2.2. Nhiệm vụ

Để đạt được mục tiêu trên, đề tài đặt ra các nhiệm vụ cụ thể bao gồm:

- Nghiên cứu các mô hình học sâu hiện đại, đặc biệt là U-Net và cơ chế Attention, để ứng dụng vào bài toán phân đoạn hình ảnh y tế.
- Xây dựng quy trình tiền xử lý dữ liệu như chuẩn hóa hình ảnh, cắt bỏ vùng không liên quan và cân chỉnh kích thước ảnh nhằm đảm bảo dữ liệu đầu vào đạt chất lượng cao nhất và kích thước nhất định.
- Phát triển và huấn luyện mô hình trên bộ dữ liệu y tế thực tế có đáp ứng yêu cầu về tính minh bạch và bảo mật, sử dụng các thuật toán tối ưu hóa như Dice Loss và Focal Loss để cải thiện hiệu suất phân đoạn.
- Đánh giá hiệu quả mô hình thông qua các chỉ số chuyên môn, đồng thời so sánh với các phương pháp đã có để khẳng định tính vượt trội của ứng dụng.
- Đề xuất cải tiến, mở rộng khả năng ứng dụng của hệ thống.

1.3. Đối tượng và phạm vi nghiên cứu

1.3.1. Đối tượng nghiên cứu

Đối tượng nghiên cứu của đề tài là các hình ảnh y tế 2D, cụ thể là các ảnh X-quang hoặc CT của bệnh nhân bị nghi ngờ hoặc chẩn đoán mắc ung thư xương. Những hình ảnh này chứa thông tin quan trọng về cấu trúc xương và các vùng tổn thương, cung cấp một nền tảng dữ liệu cần thiết để phát triển hệ thống.

1.3.2. Phạm vi nghiên cứu

Nghiên cứu tập trung triển khai và tối ưu hóa mô hình U-Net kết hợp cơ chế Attention nhằm cải thiện hiệu suất phân đoạn ảnh y tế, đặc biệt là ảnh xương. Để xử lý vấn đề mất cân bằng lớp, mô hình sử dụng hàm mất mát kết hợp Dice Loss và Focal Loss. Quá trình huấn luyện được thực hiện bằng thuật toán Adam, cùng với các kỹ thuật như L2 regularization, Dropout và tăng cường dữ liệu (lật, xoay, điều chỉnh độ sáng, thay đổi tỷ lệ). Mô hình được đánh giá dựa trên các chỉ số Dice Coefficient, IoU, Precision và Recall, với trọng tâm là lớp khối u. Toàn bộ

hệ thống được xây dựng bằng TensorFlow và Keras, sử dụng Weights & Biases (WandB) để theo dõi và trực quan hóa quá trình huấn luyện. Đề tài cũng thử nghiệm trên dữ liệu thực tế và xem xét các thách thức đặc thù của ảnh xương như cấu trúc phức tạp và sự tương đồng giữa mô lành và mô bệnh để đảm bảo khả năng ứng dụng trong môi trường y tế tại Việt Nam.

1.4. Phương pháp nghiên cứu

Đề tài sử dụng các phương pháp nghiên cứu chính bao gồm:

- Thu thập và tiền xử lý dữ liệu: Bộ dữ liệu bao gồm các ảnh X-quang hoặc CT của bệnh nhân ung thư xương sẽ được chuẩn hóa, cân chỉnh kích thước và loại bỏ các vùng không liên quan. Sau đó, đưa qua tiền xử lý dữ liệu để đảm bảo chất lượng và tính nhất quán của đầu vào.
- Phát triển mô hình: Đề tài triển khai mô hình U-Net kết hợp với cơ chế Attention để tận dụng cả thông tin tổng quát và chi tiết trong hình ảnh. Các thuật toán tối ưu như Dice Loss hoặc Focal Loss cũng được áp dụng trong quá trình huấn luyện để cải thiện hiệu quả phân đoạn.
- Huấn luyện và đánh giá: Mô hình sẽ được huấn luyện trên tập dữ liệu thực tế, sử dụng kỹ thuật tăng cường dữ liệu (Data Augmentation) để giảm thiểu hiện tượng overfitting. Hiệu quả mô hình được đánh giá thông qua các chỉ số chuyên môn như Dice Coefficient và IoU.
- Thử nghiệm và cải tiến: Sau khi hoàn thiện mô hình, hệ thống sẽ được thử nghiệm trên các bộ dữ liệu khác nhau để đánh giá tính ổn định và khả năng mở rộng. Các cải tiến sẽ được đề xuất để nâng cao hiệu quả và khả năng ứng dụng thực tế.

1.5. Tính mới và đóng góp của đề tài

1.5.1. Về mặt khoa học

Đề tài góp phần mở rộng trong việc ứng dụng kết hợp U-Net và cơ chế Attention vào bài toán xác định ung thư xương tại Việt Nam. Đây là một hướng đi mới, không chỉ giải quyết được những hạn chế trong phân đoạn hình ảnh y tế hiện tại mà còn mở rộng khả năng ứng dụng của học sâu vào các lĩnh vực y tế khác.

1.5.2. Về mặt thực tiễn

Về thực tiễn, đề tài này có thể hỗ trợ bác sĩ chẩn đoán nhanh chóng và chính xác, giảm tải khối lượng công việc trong các cơ sở y tế. Đồng thời, hệ thống còn tiết kiệm chi phí cho bệnh nhân thông qua việc giảm thời gian chẩn đoán và các xét nghiệm không cần thiết. Đây là một giải pháp thiết thực, góp phần nâng cao chất lượng dịch vụ y tế và thúc đẩy xu hướng số hóa y tế tại Việt Nam.

1.6. Tiến độ và kế hoạch nghiên cứu

Đề tài này được thực hiện trong 15 tuần, từ ngày 27/12/2024 đến khoảng ngày 22/05/2025.

Bảng 1. 1. Bảng tiến độ công việc

| Tuần | Công việc |
|-------------|---|
| 1 – 2 | Tìm hiểu và nghiên cứu các tài liệu liên quan đến MONAI, Unet và Attention Mechanism. |
| 3 – 5 | Tìm hiểu, nghiên cứu và chạy thử một số dự án liên quan. |
| 6 | Thu thập dữ liệu. |
| 6 – 10 | Tiền xử lý dữ liệu và huấn luyện mô hình. |
| 11 | Thiết kế giao diện ứng dụng. |
| 12 | Xây dựng ứng dụng và tích hợp mô hình vào ứng dụng |
| 12 – 13 | Đánh giá kết quả và tối ưu hóa. |
| 14 | Kết luận và khuyến nghị |
| 14 – 15 | Hoàn thành báo cáo |

1.7. Cấu trúc của luận văn

Ngoài phần mở đầu, kết luận và danh mục tài liệu tham khảo luận văn gồm có 5 chương:

Chương 1: TỔNG QUAN VỀ ĐỀ TÀI

Chương 2: CƠ SỞ LÝ THUYẾT

Chương 3: DỮ LIỆU VÀ PHƯƠNG PHÁP ĐỀ XUẤT

Chương 4: KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM

Chương 5: KẾT LUẬN VÀ KHUYẾN NGHỊ

CHƯƠNG 2: CƠ SỞ LÝ THUYẾT

2.1. Tổng quan về ung thư xương

2.1.1. Định nghĩa và phân loại ung thư xương

Ung thư xương là một thuật ngữ chung mô tả sự phát triển bất thường và không kiểm soát của các tế bào ác tính bắt nguồn từ mô xương hoặc sụn. Các tế bào ung thư này có khả năng xâm lấn và phá hủy các mô xương khỏe mạnh xung quanh, đồng thời có thể di căn đến các bộ phận khác của cơ thể [1].

2.1.2. Nguyên nhân và tỉ lệ mắc ung thư xương

2.1.2.1. Nguyên nhân gây ra ung thư xương

2.1.2.2. Tỷ lệ mắc bệnh ung thư xương

2.2. Vai trò của học sâu trong chẩn đoán hình ảnh y tế

Chẩn đoán hình ảnh y tế, bao gồm các kỹ thuật như X-quang, CT, MRI, đóng vai trò không thể thiếu trong y học hiện đại, cung cấp thông tin trực quan quý giá cho việc phát hiện, chẩn đoán, theo dõi và lập kế hoạch điều trị nhiều loại bệnh lý, đặc biệt là ung thư. Tuy nhiên, do khối lượng dữ liệu hình ảnh ngày càng tăng cùng với sự phức tạp của các dấu hiệu bệnh lý đã đặt ra thách thức lớn cho các chuyên gia y tế về thời gian và độ chính xác. Để giải quyết những thách thức này, học sâu (Deep Learning) là cộng sự đầy tiềm năng. Phần này cho người đọc một cái nhìn tổng quan về học sâu, các mạng nơ-ron, Unet, Attention, các công nghệ và framework, cũng như nhấn mạnh vai trò của học sâu trong y tế.

2.2.1. Tổng quan về học sâu

2.2.2. Nguyên lý cơ bản của học sâu

2.2.3. Mạng nơ-ron trong học sâu

2.2.4. Các kiến trúc mạng nơ-ron tích chập – CNN

2.3. Vai trò và ứng dụng của học sâu trong y học và chuẩn hình ảnh y tế

2.3.1. Ứng dụng chung của học sâu trong y học

2.3.2. Học sâu trong chuẩn đoán hình ảnh y tế

2.4. Các kỹ thuật học sâu trong phân đoạn hình ảnh

2.5. U-Net trong phân đoạn hình ảnh y tế

2.5.1. Kiến trúc và nguyên lý hoạt động của U-net

2.5.2. Lợi thế của U-net trong phân đoạn 2D và 3D

2.6. Cơ chế Attention trong học sâu

2.6.1. Khái niệm về cơ chế Attention

2.6.2. Tích hợp cơ chế Attention kết hợp với U-net trong phân đoạn hình ảnh y tế

2.6.3. Ứng dụng thực tiễn của U-net và Attention trong y tế

2.7. Các công nghệ và framework

2.7.1. Giới thiệu về PyTorch

2.7.2. Giới thiệu về MONAI

2.7.3. PyTorch Lightning

2.8. Các nghiên cứu liên quan

2.8.1. Dự án BTCV

2.8.2. Dự án Spleen (U-Net 3D)

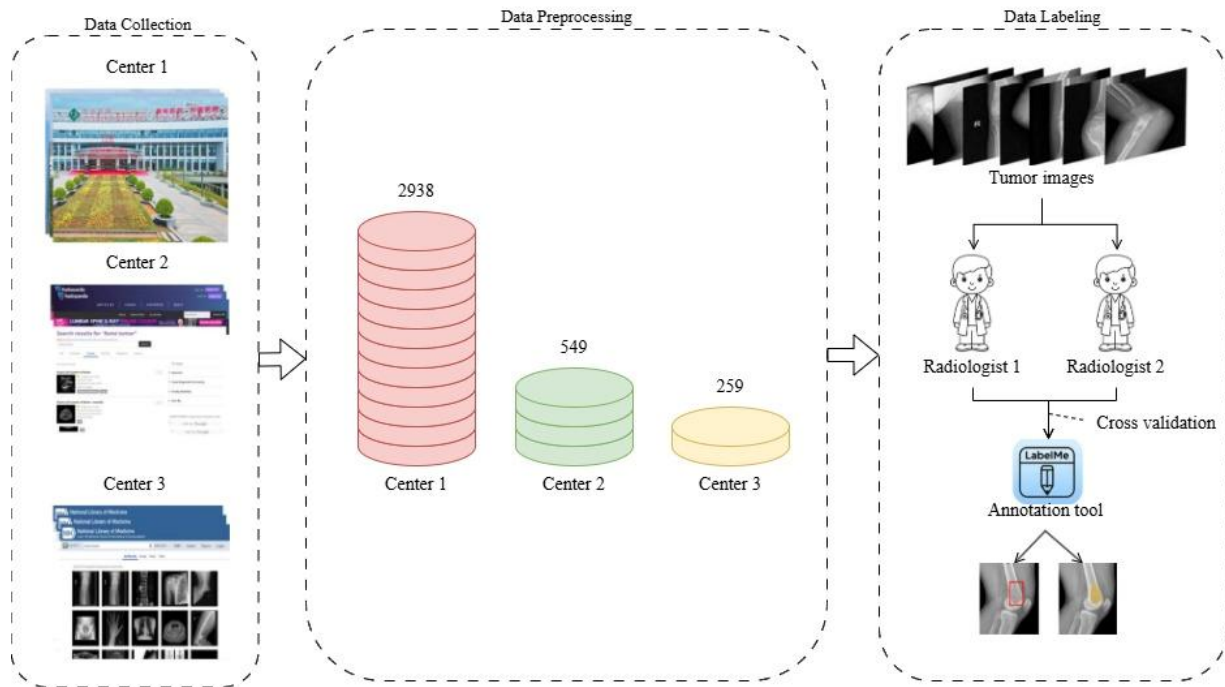
2.8.3. Kết luận

CHƯƠNG 3: DỮ LIỆU VÀ CÁC PHƯƠNG PHÁP ĐỀ XUẤT

3.1. Phân tích và chuẩn bị dữ liệu

3.1.1. Nguồn dữ liệu

Bài nghiên cứu này sử dụng bộ dữ liệu BTXRD. BTXRD hay còn có tên gọi khác là Bone Tumor X-quang Radiograph Dataset) là một bộ dữ liệu công khai được xây dựng và công bố với mục tiêu hỗ trợ cộng đồng nghiên cứu phát triển các hệ thống học sâu trong chẩn đoán và phân tích hình ảnh y tế trên fgshare.com [2]. Đây là một đóng góp đáng kể trong bối cảnh dữ liệu y tế, đặc biệt là ảnh chụp X-quang về khối u xương.

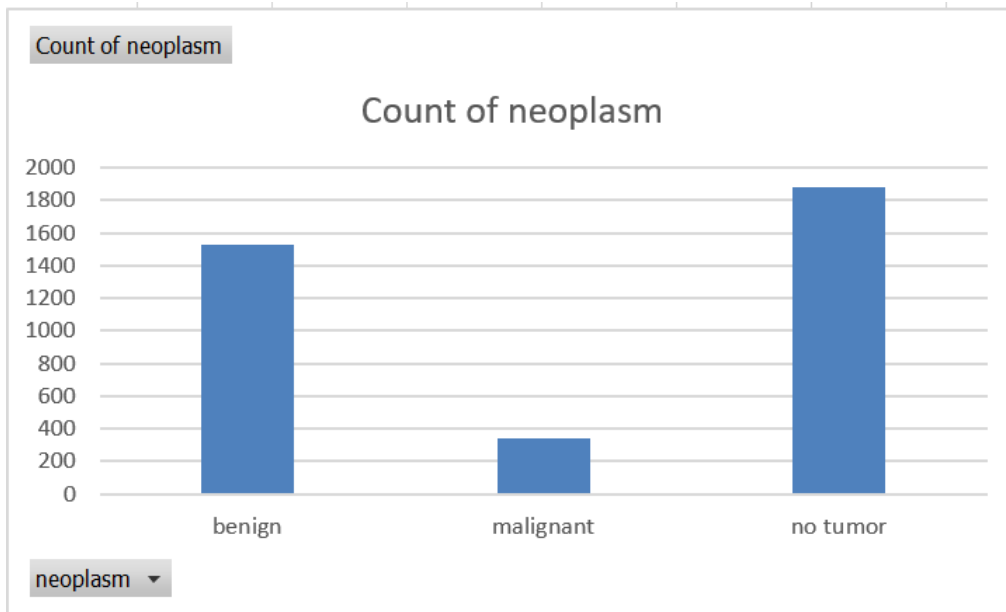


Hình 3. 1. Quy trình thiết kế tập dữ liệu BTXRD

Bảng 3. 1. Đặt điểm cơ bản của tập dữ liệu BTXRD [2]

| BTXRD | Age (y) | Gender (M/F) | Normal | Benign tumor | Malignant tumor | Total |
|----------|---------------|--------------|--------|--------------|-----------------|-------|
| Center 1 | 40.36 ± 19.23 | 1600/1338 | 1593 | 1110 | 235 | 2938 |
| Center 2 | 22.32 ± 14.57 | 326/223 | 259 | 214 | 76 | 549 |
| Center 3 | 22.58 ± 13.75 | 172/87 | 27 | 201 | 31 | 259 |
| Total | 37.53 ± 19.58 | 2098/1648 | 1879 | 1525 | 342 | 3746 |

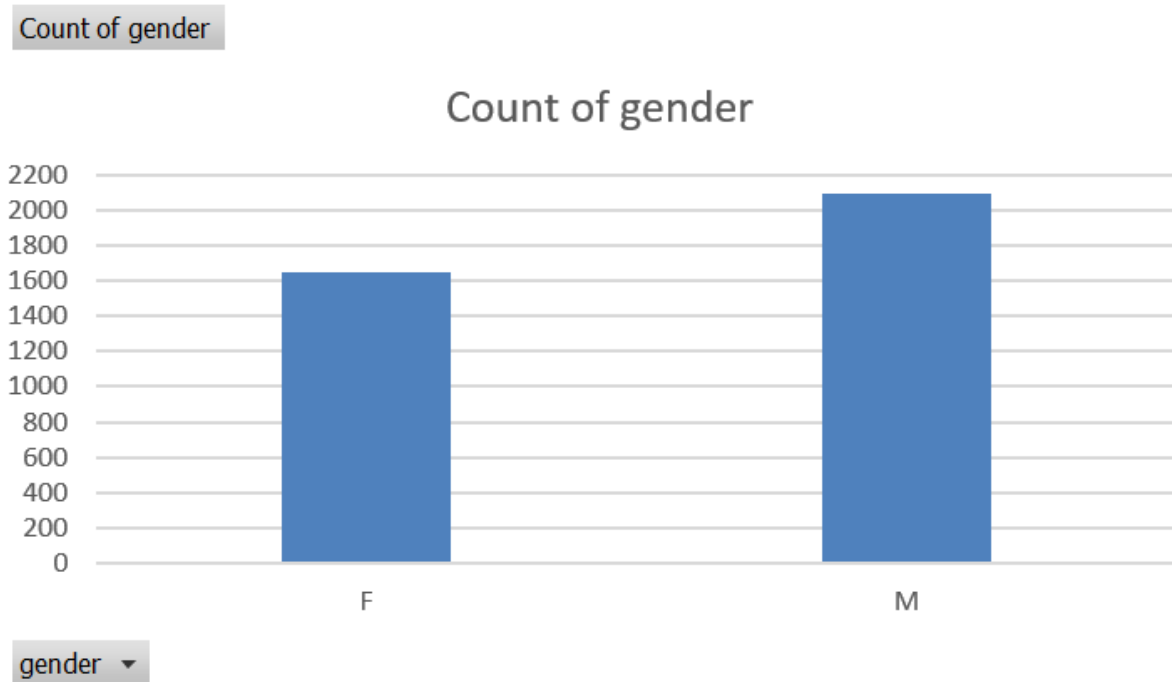
3.1.2. Đặc điểm dữ liệu



Hình 3. 2. Biểu đồ biểu diễn số lượng hình ảnh xương bình thường, lành tính, ác tính.

| image_id | center | age | gender | neoplasm | tumor_type | img_type | skeletal_type | bones_type | points | area | image_area | tumor_ratio | image_filename | type |
|----------|--------|-----|--------|-----------|-------------|----------|---------------|------------|-------------|--------|------------|-------------|-----------------|-------|
| IMG00000 | 1 | 48 | F | malignant | other mt | frontal | pelvis | hip bone | [[[2027.92 | 294967 | 7701561 | 3.83 | IMG0000001.jpeg | train |
| IMG00000 | 1 | 12 | M | malignant | osteosarcom | frontal | lower limb | tibia | [[[895.675 | 131041 | 4972480 | 2.64 | IMG0000002.jpeg | train |
| IMG00000 | 1 | 12 | M | malignant | osteosarcom | lateral | lower limb | tibia | [[[811.711 | 120650 | 6900832 | 1.75 | IMG0000003.jpeg | train |
| IMG00000 | 1 | 52 | M | malignant | osteosarcom | frontal | lower limb | foot | [[[1302.66 | 91065 | 7214337 | 1.26 | IMG0000004.jpeg | train |
| IMG00000 | 1 | 52 | M | malignant | osteosarcom | oblique | lower limb | foot | [[[1294.24 | 88469 | 7017152 | 1.26 | IMG0000005.jpeg | train |
| IMG00000 | 1 | 62 | M | malignant | osteosarcom | frontal | lower limb | femur | [[[591.913 | 806550 | 5627824 | 14.33 | IMG0000006.jpeg | train |
| IMG00000 | 1 | 62 | M | malignant | osteosarcom | lateral | lower limb | femur | [[[868.363 | 592080 | 5172384 | 11.45 | IMG0000007.jpeg | train |
| IMG00000 | 1 | 6 | M | malignant | osteosarcom | frontal | upper limb | humerus | [[[585.0, 9 | 61063 | 2650000 | 2.3 | IMG0000008.jpeg | train |
| IMG00000 | 1 | 6 | M | malignant | osteosarcom | frontal | upper limb | humerus | [[[671.621 | 49362 | 3085000 | 1.6 | IMG0000009.jpeg | val |

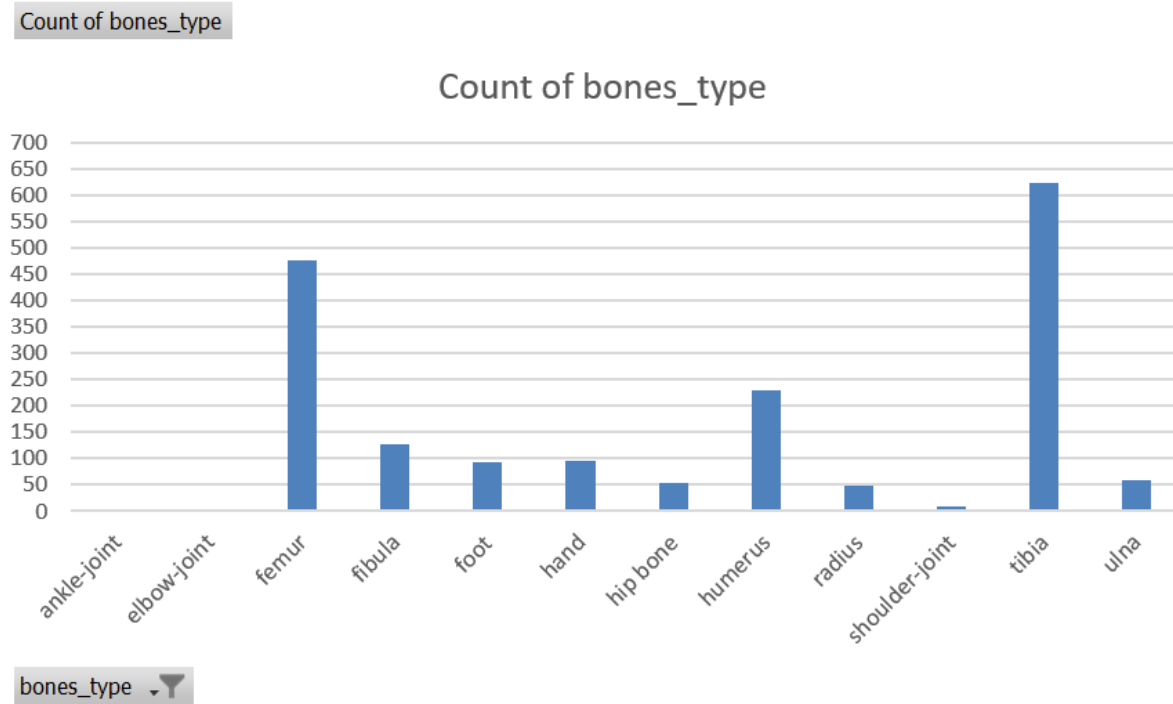
Hình 3. 3. Hình ảnh 10 dòng dữ liệu đầu trong file classification.xlsx



Hình 3. 4. Biểu đồ biểu diễn số lượng ảnh ung thư ở nam và nữ.

Bảng 3. 2. Bảng thống kê số lượng ảnh ung thư ở các vị trí xương khác nhau có trong bộ dữ liệu BTXRD

| bones_type | Count of bones_type |
|----------------|---------------------|
| ankle-joint | 3 |
| elbow-joint | 5 |
| ftôiuur | 477 |
| fibula | 127 |
| foot | 93 |
| hand | 97 |
| hip bone | 55 |
| humerus | 230 |
| radius | 49 |
| shoulder-joint | 8 |
| tibia | 624 |
| ulna | 60 |

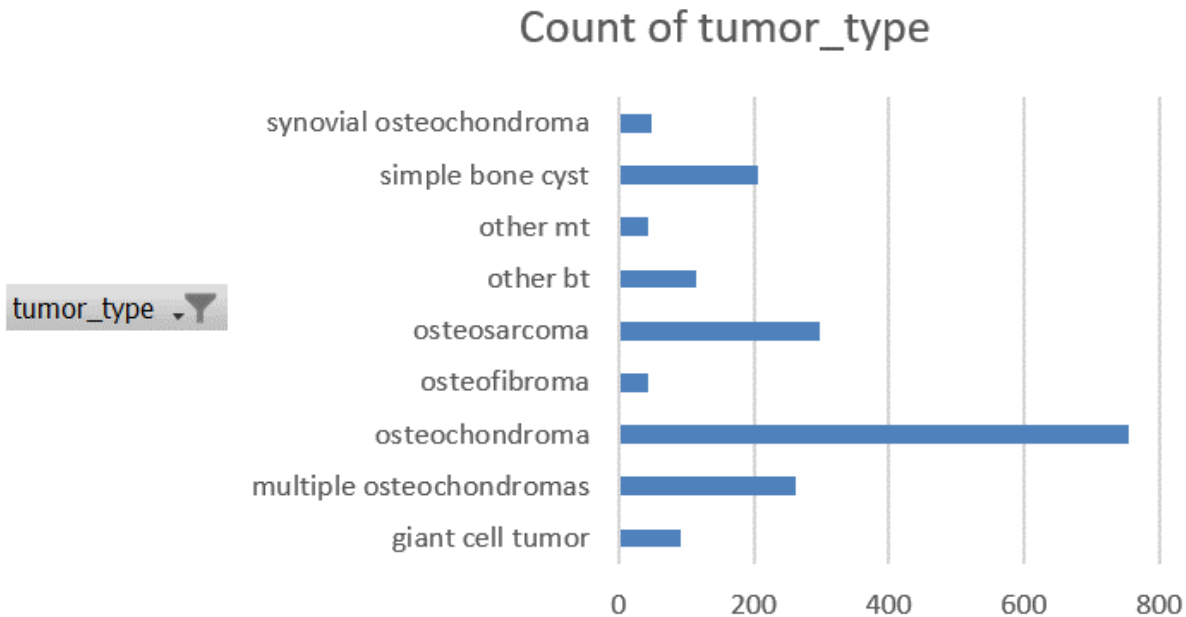


Hình 3. 5. Biểu đồ cột biểu diễn số lượng ảnh tại các vị trí xương khác nhau

Bảng 3. 3. Bảng thống kê số lượng các loại ung thư có trong bộ dữ liệu BTXRD

| tumor_type | Count of tumor_type |
|--------------------------|---------------------|
| giant cell tumor | 93 |
| multiple osteochondromas | 263 |
| osteochondroma | 754 |
| osteofibroma | 44 |
| osteosarcoma | 297 |
| other bt | 115 |
| other mt | 45 |
| simple bone cyst | 206 |
| synovial osteochondroma | 50 |

Count of tumor_type



Hình 3. 6. Biểu đồ cột biểu diễn số lượng ảnh trong từng loại ung thư

3.2. Quy trình huấn luyện mô hình học sâu

Một mô hình Deep Learning thường trải qua các quy trình huấn luyện bao gồm 4 bước được mô tả trong phần này.

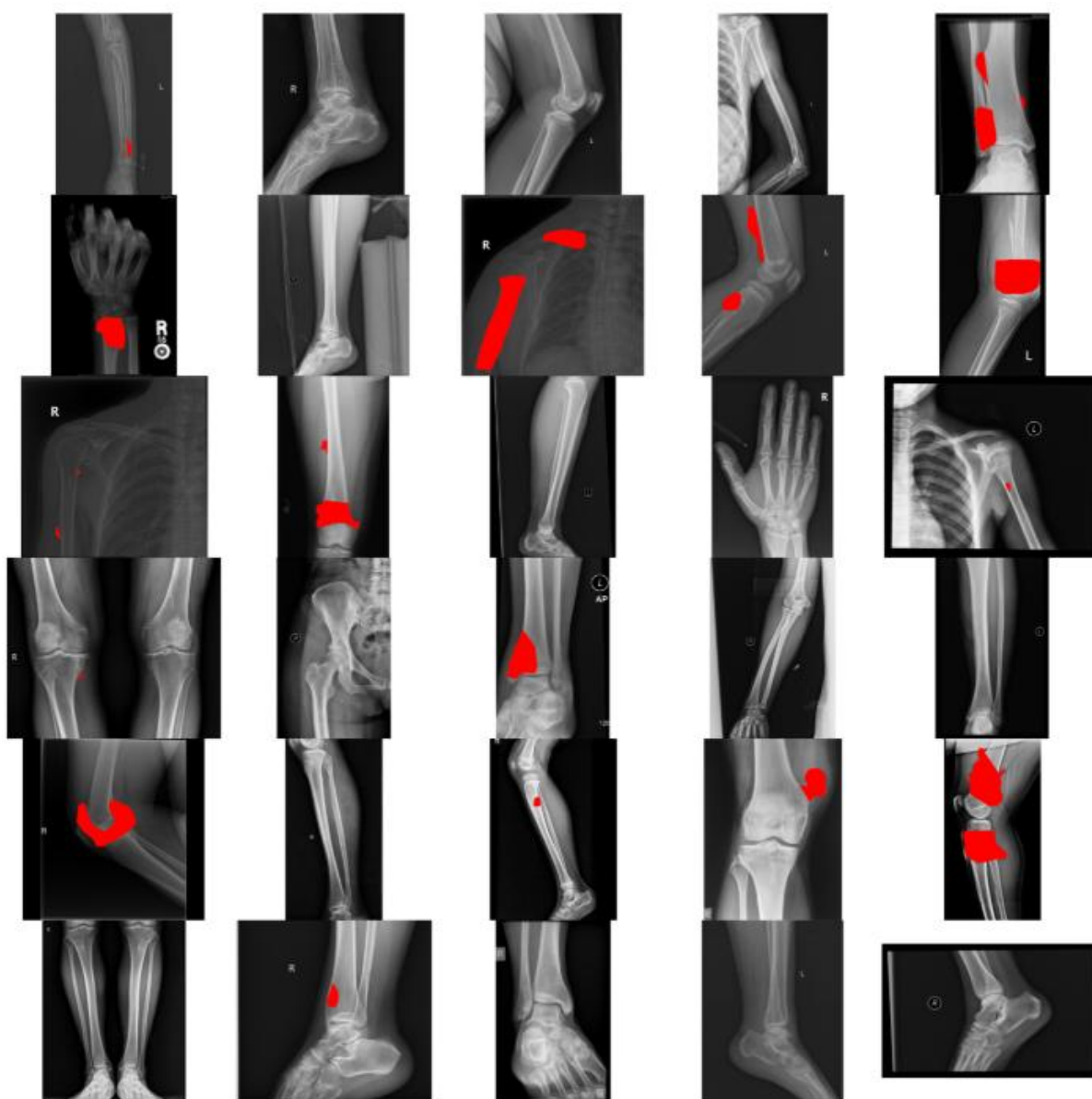
3.3. Tiền xử lý dữ liệu

Do dữ liệu dudowjcd thu thập từ nhiều nguồn, nên không thể tránh khỏi tình trạng các mẫu dữ liệu có kích thước không đồng nhất. Phần này hướng dẫn xử lý dữ liệu và chia các mẫu thành 3 tập dữ liệu là train, test và val trước khi đưa vào sử dụng.

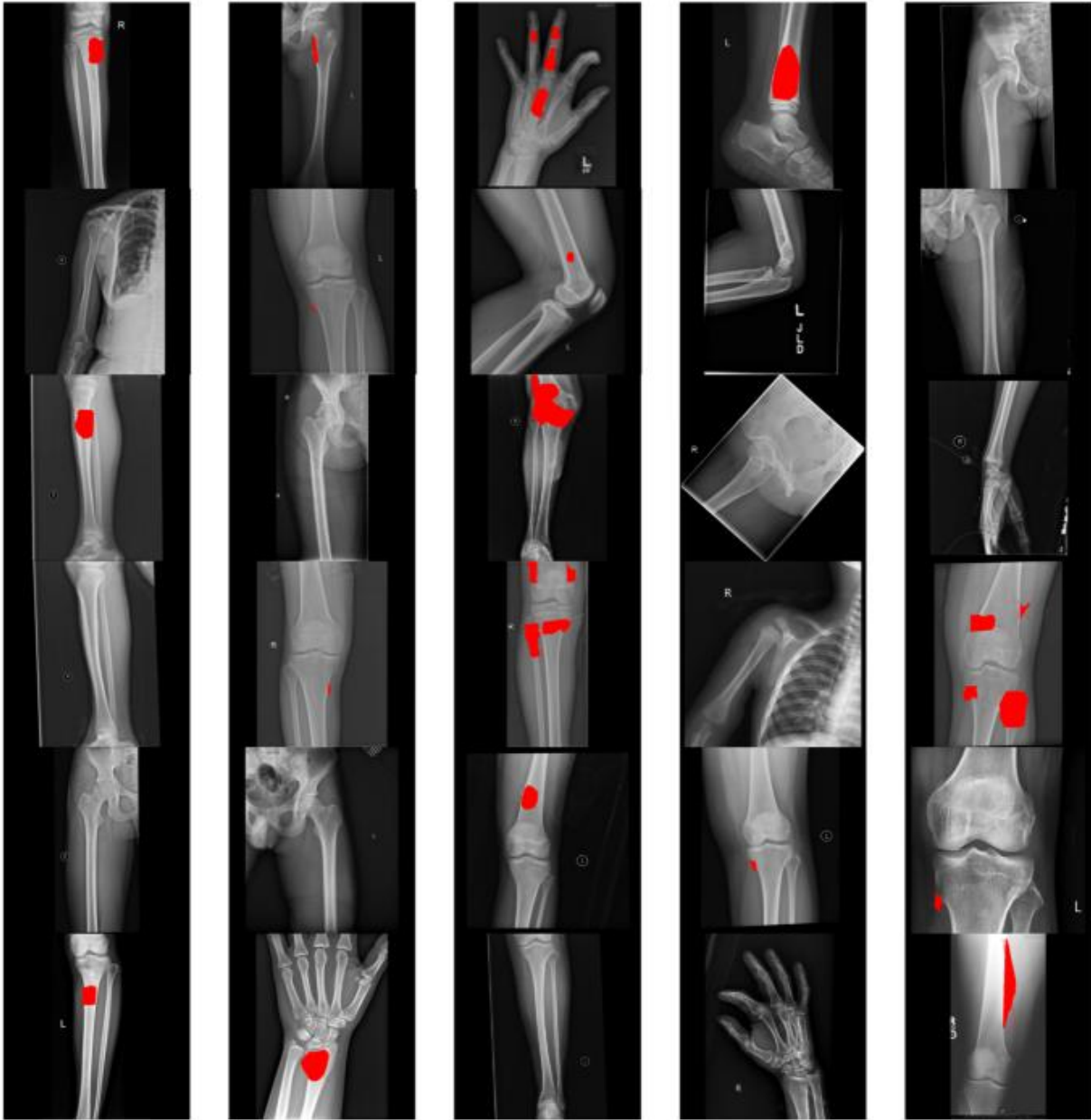
3.3.1. Chuẩn hóa kích thước ảnh



Hình 3. 7. Biểu đồ biểu diễn kích thước ảnh trước khi xử lý.



Hình 3. 8. Ba mươi ảnh ngẫu nhiên có khoanh vùng khối u trước khi xử lý dữ liệu



Hình 3. 9. Ba mươi ảnh ngẫu nhiên sau khi đồng nhất kích thước ảnh.

3.3.2. Chia tập dữ liệu

Bảng 3. 4. Bảng kết quả chia dữ liệu lần 1

| | <i>train+val</i> | <i>test</i> | <i>Total</i> |
|---------------------------------|------------------|-------------|--------------|
| <i>osteochondroma</i> | 678 | 76 | 754 |
| <i>osteosarcoma</i> | 267 | 30 | 297 |
| <i>multiple osteochondromas</i> | 237 | 26 | 263 |
| <i>simple bone cyst</i> | 185 | 21 | 206 |
| <i>other bt</i> | 103 | 12 | 115 |

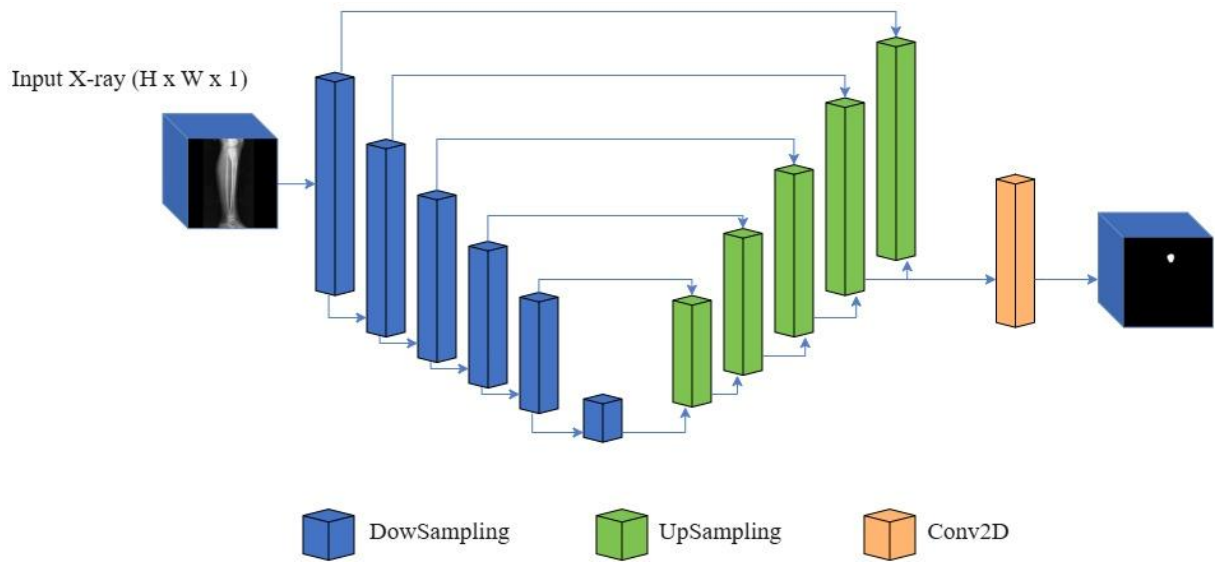
| | | | |
|--------------------------------|------|-----|------|
| <i>giant cell tumor</i> | 84 | 9 | 93 |
| <i>synovial osteochondroma</i> | 85 | 5 | 50 |
| <i>other mt</i> | 41 | 4 | 45 |
| <i>osteofibroma</i> | 40 | 4 | 44 |
| <i>Total</i> | 1680 | 187 | 1867 |

Bảng 3. 5. Bảng kết quả chia dữ liệu lần 2

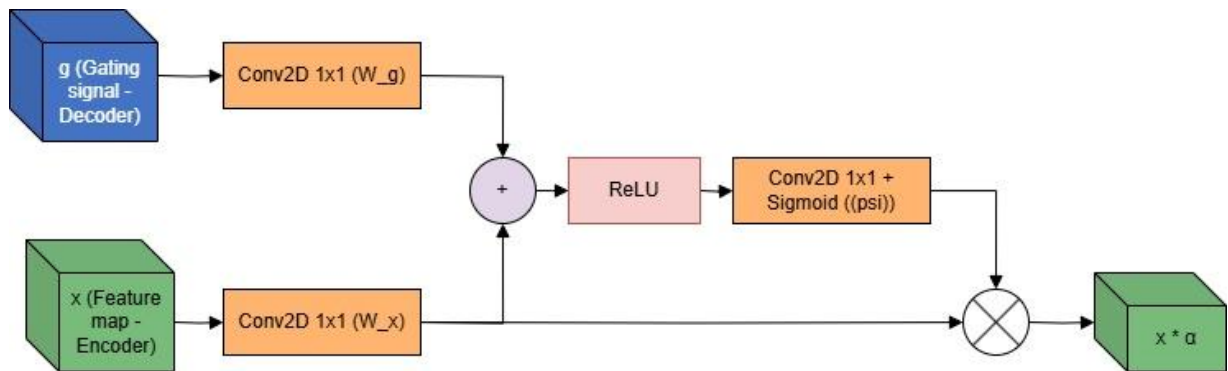
| | <i>train</i> | <i>val</i> | <i>Train + val</i> |
|---------------------------------|--------------|------------|--------------------|
| <i>osteochondroma</i> | 542 | 136 | 678 |
| <i>osteosarcoma</i> | 214 | 53 | 267 |
| <i>multiple osteochondromas</i> | 190 | 47 | 237 |
| <i>simple bone cyst</i> | 148 | 37 | 185 |
| <i>other bt</i> | 82 | 21 | 103 |
| <i>giant cell tumor</i> | 67 | 17 | 84 |
| <i>synovial osteochondroma</i> | 36 | 9 | 85 |
| <i>other mt</i> | 33 | 8 | 41 |
| <i>osteofibroma</i> | 32 | 8 | 40 |
| <i>Total</i> | 1344 | 336 | 1680 |

3.4. Phương pháp đề xuất

Trong nghiên cứu này, tôi đề xuất một phương pháp học sâu để giải quyết bài toán phân đoạn xác định ung thư xương dựa trên U-Net và cơ chế Attention trên ảnh X-quang. Mô hình đề xuất được gọi là SegUNet, dựa trên kiến trúc U-Net nổi tiếng với cấu trúc đối xứng gồm một đường mã hóa (encoder) và một đường giải mã (decoder) được kết nối bằng skip connections. Hình 3. 10 sau minh họa tổng quan kiến trúc mô hình của này.



Hình 3. 10. Mô hình học sâu SegUnet



Sơ đồ 3. 1. Sơ đồ kiến trúc của Attention Gate được sử dụng trong mô hình.

3.4.1. Mã hóa (Encoder)

3.4.2. Giải mã (Decoder)

3.4.3. Đề xuất hàm mất mát

3.4.4. Phương pháp huấn luyện

CHƯƠNG 4: KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM

Chương này trình bày chi tiết các kết quả thực nghiệm thu được từ việc huấn luyện và đánh giá mô hình SegUNet trên tập dữ liệu ảnh x-quang xương đã được chuẩn bị. Các chỉ số đánh giá định lượng và ví dụ phân đoạn trực quan sẽ được phân tích để làm rõ hiệu năng của phương pháp đề xuất.

4.1. Kết quả thực nghiệm

4.1.1. Mô tả tập dữ liệu thực nghiệm

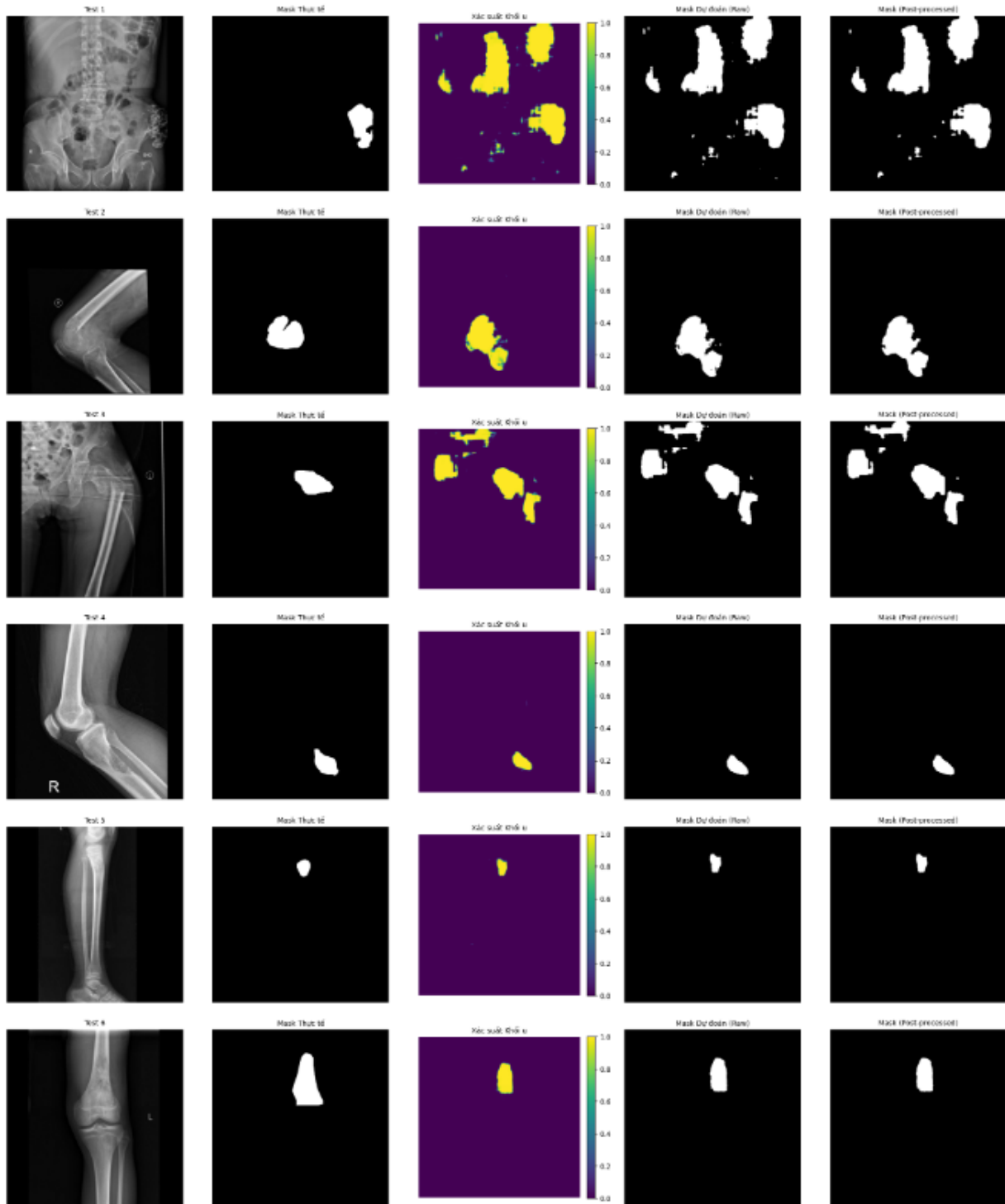
4.1.2. Môi trường thực nghiệm và cấu hình huấn luyện

4.1.3. Kết quả đánh giá trên tập test

Sau khi hoàn tất quá trình huấn luyện và lựa chọn được mô hình có hiệu suất tốt nhất dựa trên tập validation, mô hình này đã được sử dụng để đánh giá trên tập test. Kết quả đánh giá được tổng hợp và trình bày trong Bảng 4. 1 dưới đây.

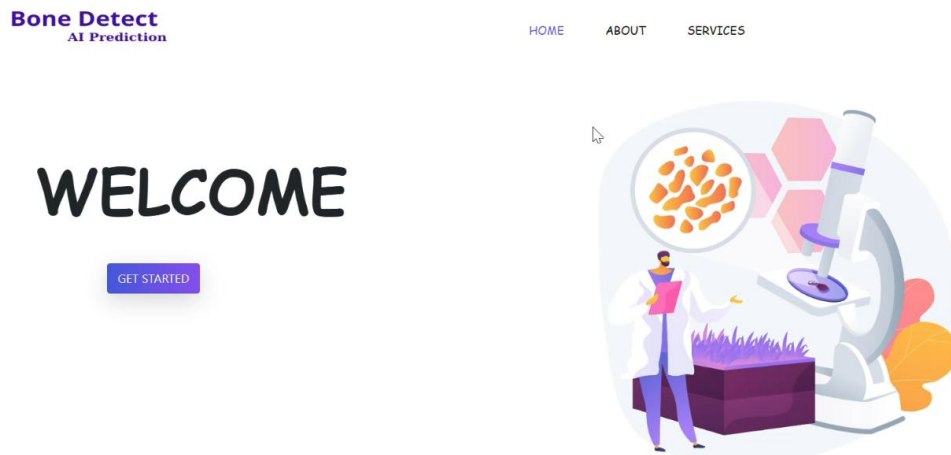
Bảng 4. 1. Bảng kết quả sau khi đánh giá trên tập kiểm thử

| ĐẦU RA | CHỈ SỐ |
|----------------|--------|
| TEST LOSS | 0.3079 |
| TEST ACCURACY | 0.7921 |
| TEST MEAN IOU | 0.4901 |
| TEST TUMOR IOU | 0.4596 |
| TEST DICE COEF | 0.5633 |
| TEST PRECISION | 0.6105 |
| TEST RECALL | 0.5792 |
| TEST F1-SCORE | 0.5948 |

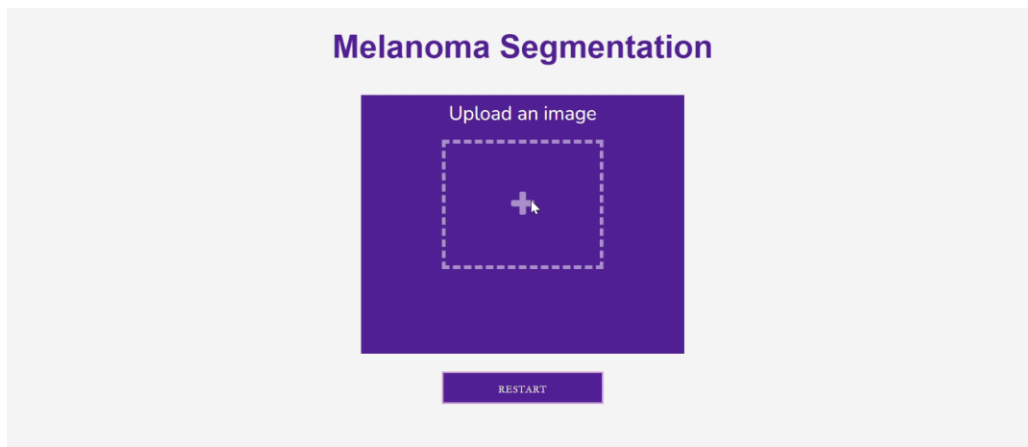


Hình 4. 1.Trực quan hóa kết quả ngẫu nhiên phân đoạn của mô hình từ tập kiểm thử

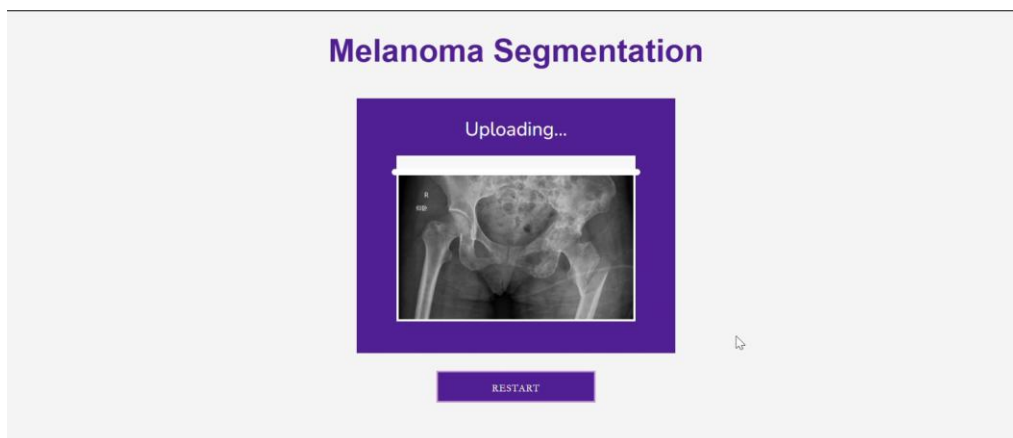
4.1.4. Xây dựng ứng dụng xác định ảnh ung thư xương dựa trên Unet và cơ chế Attention



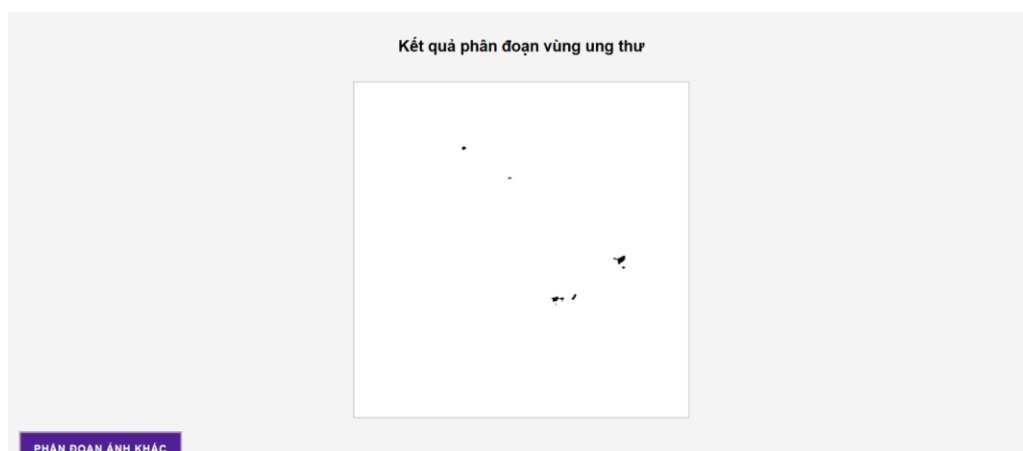
Hình 4. 2. Giao diện ứng dụng web mang tên "Bone Detect - AI Prediction"



Hình 4. 3. Giao diện trước khi upload ảnh cần nhận diện khối u



Hình 4. 4. Giao diện khi upload ảnh khối u



Hình 4. 5. Giao diện kết quả phân đoạn vùng ung thư

- 4.1. Phân tích kết quả**
- 4.2. Ứng dụng thực tiễn**

CHƯƠNG 5: KẾT LUẬN VÀ KHUYẾN NGHỊ

5.1. Kết luận

Nghiên cứu này đã thành công trong việc xây dựng và đánh giá một mô hình học sâu dựa trên kiến trúc U-Net tích hợp cơ chế Attention, để giải quyết bài toán phân đoạn vùng khối u xương trên ảnh X-quang. Mô hình được huấn luyện và kiểm thử trên tập dữ liệu BTXRD, cho thấy khả năng xác định các vùng tổn thương với độ chính xác khá cao, nhưng vẫn còn hạn chế ở một số mặt.

5.1.1. Ưu điểm

Mô hình đề xuất sở hữu nhiều ưu điểm nổi bật, đặc biệt là khả năng tự động hóa trong việc xác định và khoanh vùng khối u xương trên ảnh X-quang, giúp giảm thiểu đáng kể thời gian và công sức cho các bác sĩ so với phương pháp phân tích thủ công truyền thống.

Dựa trên kiến trúc U-Net đã được kiểm chứng rộng rãi trong lĩnh vực phân đoạn ảnh y tế, mô hình đảm bảo khả năng học các đặc trưng không gian và tái tạo chi tiết tốt. Hơn nữa, khi tích hợp thêm cơ chế Attention, mô hình còn cho thấy khả năng cải thiện việc tập trung vào các vùng đặc trưng của khối u, giúp tăng nhẹ độ chính xác phân đoạn so với phiên bản U-Net cơ bản.

Ngoài ra, mô hình cũng được trang bị các kỹ thuật xử lý mất cân bằng lớp hiệu quả thông qua việc áp dụng hàm mất mát kết hợp Dice và Focal Loss cùng với kỹ thuật class weights, giúp giải quyết tốt thách thức phổ biến về sự chênh lệch lớn giữa lớp nền và lớp khối u trong dữ liệu y tế.

Những kết quả ban đầu khả quan cho thấy mô hình có tiềm năng phát triển thành công cụ hỗ trợ chẩn đoán, góp phần sàng lọc và đánh giá nhanh các trường hợp nghi ngờ ung thư xương.

Cuối cùng, kiến trúc mô hình cũng cho thấy tính linh hoạt và khả năng mở rộng cao khi có thể dễ dàng điều chỉnh hoặc thử nghiệm thêm các biến thể khối tích chập, cơ chế attention phức tạp hơn để phù hợp với các tập dữ liệu hoặc yêu cầu đặc thù khác.

5.1.2. Khó khăn, thách thức

Mặc dù vậy, mô hình vẫn đối mặt với nhiều thách thức, đặc biệt là hạn chế về chất lượng và số lượng dữ liệu huấn luyện, trong khi việc thu thập và chú thích ảnh X-quang chất lượng cao rất tốn kém và đòi hỏi chuyên môn. Độ phức tạp và đa dạng của khối u xương với nhiều hình dạng, kích thước, vị trí và độ tương phản khác nhau cũng gây khó khăn cho mô hình trong việc phân đoạn chính xác, nhất là ở các vùng có ranh giới mờ hoặc dễ nhầm lẫn với cấu trúc giải phẫu bình thường.

Bên cạnh đó, khả năng nhận diện nhiều khối u hoặc các khối u nhỏ vẫn còn hạn chế và việc huấn luyện và vận hành mô hình cũng đòi hỏi tài nguyên tính toán lớn.

5.2. Hướng phát triển

Để vượt qua các thách thức trên, nghiên cứu cần mở rộng và đa dạng hóa tập dữ liệu bằng cách thu thập thêm từ nhiều nguồn, cải thiện quy trình chú thích dữ liệu với sự hỗ trợ của công cụ và chuyên gia. Về mô hình, nên thử nghiệm các biến thể U-Net tiên tiến hơn như U-Net++, UNet 3+, hoặc kết hợp Transformer với CNN (TransUNet) để tăng cường khả năng học ngữ cảnh. Đồng thời, nghiên cứu các cơ chế attention phức tạp hơn, áp dụng deep supervision, cũng như thử nghiệm các hàm mất mát mới như Lovasz-Softmax, Tversky loss và tối ưu hóa siêu tham số với các kỹ thuật tự động hóa. Việc áp dụng augmentation nâng cao với các phép biến đổi mạnh cũng là một hướng khả thi.