PHÂN ĐOẠN ẢNH Y KHOA TỰ ĐỘNG DỰA TRÊN YOLO-NAS VÀ MEDSAM2 KẾT HỢP NÉN MÔ HÌNH SAU HUẨN LUYỆN

AUTOMATED MEDICAL IMAGE SEGMENTATION VIA YOLO-NAS AND MEDSAM2 WITH POST-TRAINING COMPRESSION

Nguyễn Ngọc Lan Thi - 240101077

Tóm tắt

Lóp: CS2205.FEB2025

Link Github:

https://github.com/thinguyen243/CS2205.FEB2025

Link YouTube video: https://youtu.be/gRA6sV6vmoU



Họ và tên: Nguyễn Ngọc Lan Thi

MSHV: 240101077

Giới thiệu

Phân đoạn ảnh y khoa là bước quan trọng hỗ trợ chẩn đoán

MedSAM2 chính xác cao nhưng lệ thuộc vào prompt thủ công

Mô hình hiện hành **có kích thước lớn** → khó triển khai thực tế

Giải pháp:

- ☐ Tinh chỉnh YOLO-NAS để sinh bounding box dùng cho MedSAM2
- Dùng kỹ thuật Quantization để nén mô hình sau khi huấn luyện

Dữ liệu: 20.000 ảnh y khoa và

1.000 video y khoa từ NIH

ChestX-ray14, BraTS, Decathlon

So sánh: FastSAM, MobileSAM,

nnU-Net

Giới thiệu

Câu hỏi nghiên cứu:

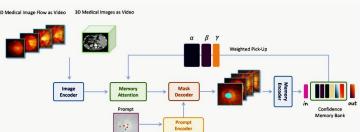
- 1. Có thể kết hợp YOLO-NAS và MedSAM2 để tạo pipeline phân đoạn ảnh y khoa hoàn toàn tự động, thay thế cho prompt thủ công không?
- 2. Bounding box do YOLO-NAS sinh ra có đáng tin cậy không?
- 3. Việc áp dụng Quantization ảnh hưởng thế nào đến độ chính xác và tốc độ của hệ thống phân đoạn?

Mục tiêu

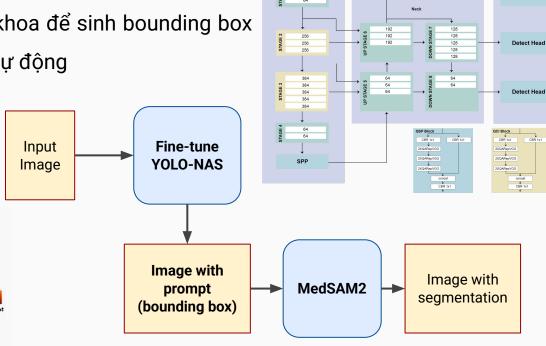
- Xây dựng pipeline tự động phát hiện và phân đoạn ảnh y khoa được kết hợp bởi YOLO-NAS và MedSAM2
- Đánh giá được độ chính xác của bounding box tự sinh từ YOLO-NAS
- ☐ Nén mô hình bằng **Quantization** nhưng vẫn giữ hiệu năng cao

Nội dung và Phương pháp

- 1. Thu thập và chuẩn bi dữ liêu: 20.000 ánh và 1.000 video. chuẩn hóa về 640x640, split 70 train/20 val/10 test
- 3. Phân đoạn với MedSAM2: Sử dung bounding box từ Fine-tune YOLO-NAS để phân đoạn



2. Huấn luyên YOLO-NAS: Tinh chỉnh với dữ liêu y khoa để sinh bounding box tự động



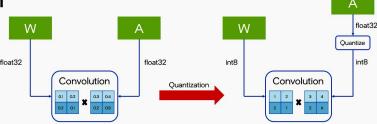
Detect Head

UIT.CS2205.ResearchMethodology

Nội dung và Phương pháp

Nén mô hình: Dùng kỹ thuật Quantization

 $(FLOAT32 \rightarrow INT8)$



Đánh giá và so sánh: So với FastSAM, MobileSAM, nnU-Net

☐ IoU, Dice Score

$$IOU(A,B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \qquad dice(A,B) = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|}$$

- ☐ Tốc độ xử lý (ms/ảnh)
- Kích thước mô hình

Kết quả dự kiến

Mô hình phân đoạn ảnh y khoa **tự động**:

- Độ chính xác cao: trên 75% theo loU và trên 85% theo Dice Score
- Tốc độ suy luận nhanh: dưới 500ms mỗi ảnh
- Kích thước mô hình nhỏ: không quá 100MB

Mô hình	IoU/Dice	Kích thước	Prompt thủ công	Tốc độ
YOLO-NAS + MedSAM2 + Quantization	>0.75/>0.85	≤ 100MB	Không	< 500ms
FastSAM	0.65 / 0.72	~ 120MB	Không	Trung bình
MobileSAM	0.60 / 0.68	~ 90MB	Không	Nhanh
nnUNet	0.78 / 0.83	> 200MB	Có	Chậm

UIT.CS2205.ResearchMethodology

Tài liệu tham khảo

- [1]. Jiayuan Zhu et al.: Medical SAM 2: Segment medical images as video via Segment Anything Model 2. arXiv:2408.00874, 2024
- [2]. Juan Terven, Diana Cordova-Esparza: A Comprehensive Review of YOLO Architectures in Computer Vision: From YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS. arXiv:2304.00501, 2023
- [3]. Isensee, F. et al.: nnU-Net Revisited: A Call for Rigorous Validation in 3D Medical Image Segmentation. MICCAI, 2024.
- [4]. Victor Ion Butoi et al.: UniverSeg: Universal Medical Image Segmentation. ICCV, 2023, pp. 21438-21451
- [5]. R. Azad et al.: Medical Image Segmentation Review: The Success of U-Net. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 46, no. 12, 2024, pp. 10076-10095
- [6]. Chengtao Lv, Hong Chen, Jinyang Guo, Yifu Ding, Xianglong Liu: PTQ4SAM: Post-Training Quantization for Segment Anything. CVPR, 2024, pp. 15941-15951