

CẢI THIỆN SCUNET++ TRONG PHÂN ĐOẠN HÌNH ẢNH CT ĐỂ HỖ TRỢ CHẨN ĐOÁN BỆNH THUYỀN TẮC PHỔI

Võ Minh Trí - 240101028

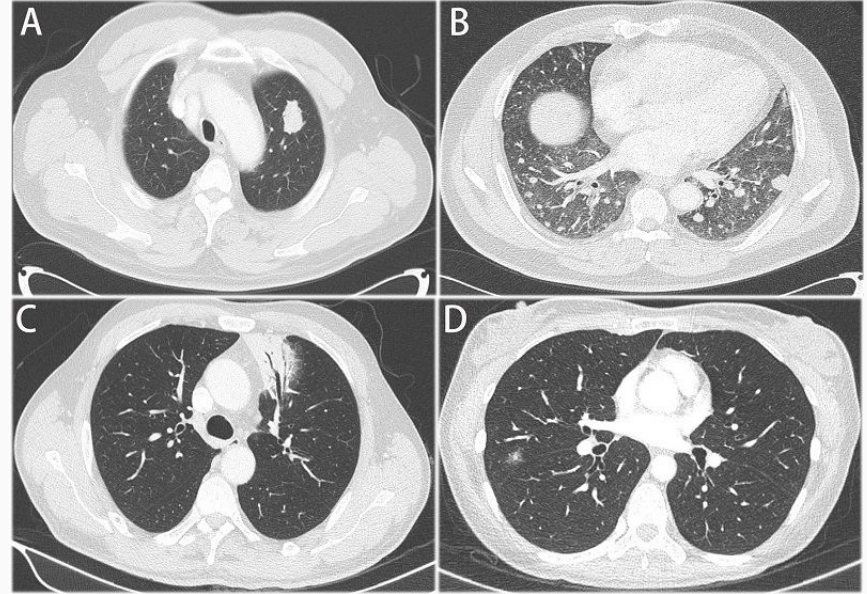
Tóm tắt

- Lớp: CS2205.CH183
- Link Github của nhóm:
<https://github.com/minhtritri/CS2205.CH183>
- Link YouTube video:
<https://www.youtube.com/watch?v=uDZOCa-0>
- Ảnh + Họ và Tên của các thành viên
 - Võ Minh Trí



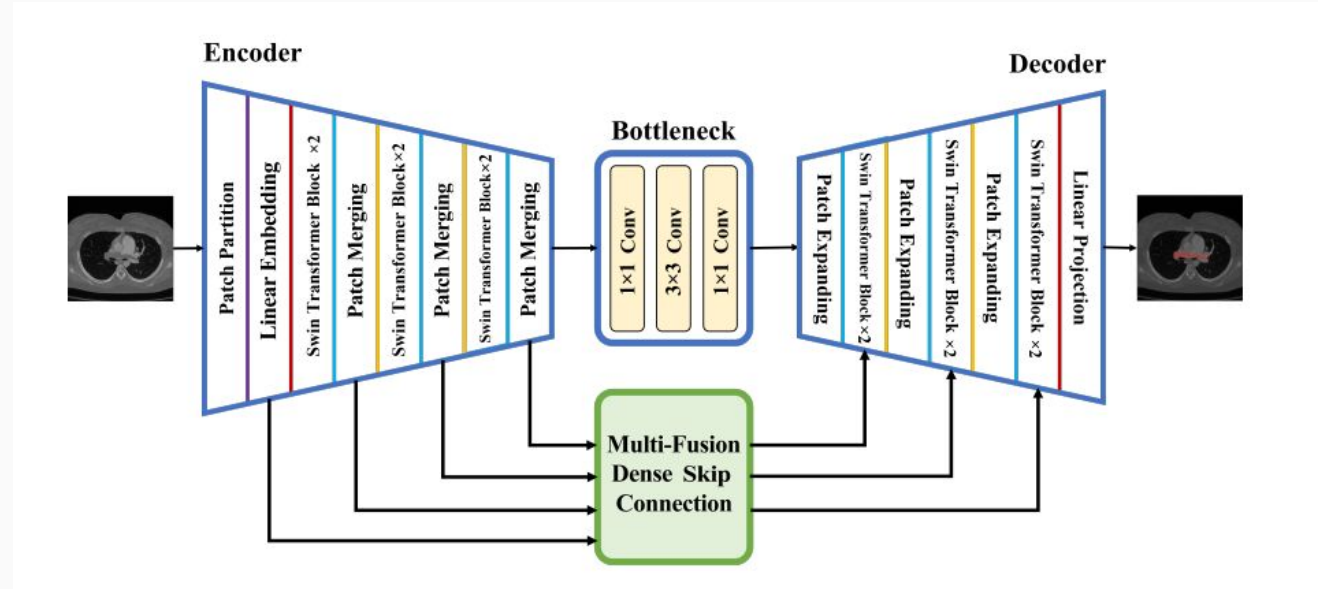
Giới thiệu

- Thuyên tắc phổi (PE - Pulmonary Embolism)
- Chụp cắt lớp vi tính động mạch phổi (CTPA - Computed Tomography Pulmonary Angiography)



Giới thiệu

- SCUNet++



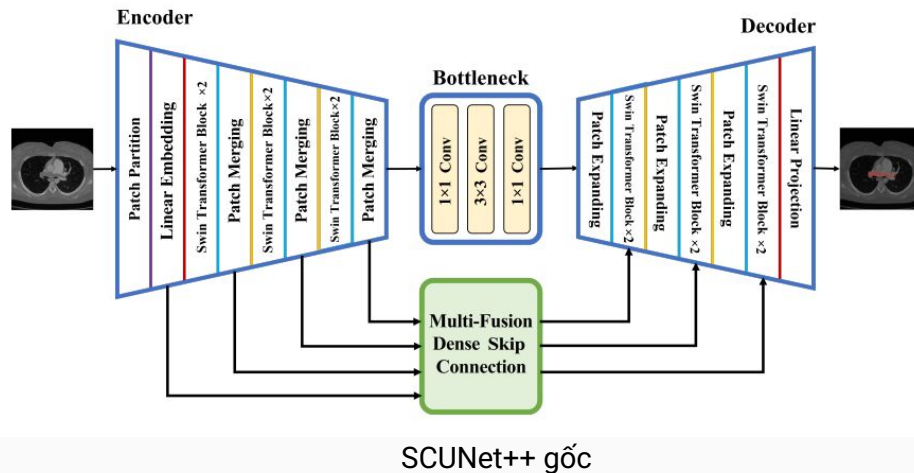
SCUNet++ gốc

Mục tiêu

- Cải thiện Encoder của SCUNet++ bằng kết hợp CNN trước Swin Transformer, giúp tăng cường khả năng trích xuất đặc trưng không gian cục bộ và giảm thiểu mất mát thông tin trong quá trình mã hóa.
- Tối ưu hóa Decoder bằng cách sử dụng Attention-based Skip Connection và Feature Fusion Modules, giúp mô hình tái tạo đối tượng chính xác hơn.
- Đánh giá và so sánh hiệu suất của mô hình cải tiến với SCUNet++ gốc và các mô hình phân đoạn phổ biến khác (UNet, Swin-UNet)

Nội dung và Phương pháp

1. Thu Thập và tiền xử lý dữ liệu
 - FUMPE
 - CAD-PE
2. Cải tiến Encoder của SCUNet++
 - Thêm CNN trước Swin Transformer
 - Sử dụng ConvNeXt-based Encoder, Focal Transformer
3. Cải tiến Decoder của SCUNet++
 - Tích hợp Attention với Skip Connect
 - Sử dụng Feature Fusion Modules



Nội dung và Phương pháp

4. Huấn luyện mô hình

- Hàm mất mát: Sử dụng Dice Loss và Focal Loss để tối ưu hóa mô hình cho bài toán phân đoạn y khoa.
- Tối ưu hóa (Optimization): Dùng AdamW Optimizer kết hợp với Cosine Annealing Scheduler để điều chỉnh learning rate hiệu quả hơn.
- Áp dụng Batch Normalization và Dropout để giảm overfitting.
- Huấn luyện trên phần cứng: Sử dụng GPU A100 để tăng tốc độ huấn luyện.

5. Đánh giá hiệu suất mô hình

- Đo các chỉ số đánh giá: Dice Score, IoU (Intersection over Union), Hausdorff Distance
- Đánh giá tốc độ suy luận: Inference Latency (ms/image): Thời gian mô hình xử lý một ảnh đầu vào.
Throughput (ảnh/s): Số lượng ảnh có thể được xử lý mỗi giây.
- So sánh với SCUNet++ gốc, U-Net và Swin-UNet để kiểm tra hiệu suất của mô hình cải tiến.

Kết quả dự kiến

- Cải thiện độ chính xác phân đoạn. Mô hình SCUNet++ cải tiến dự kiến sẽ đạt Dice Score $\geq 85\%$ và IoU $\geq 80\%$, giúp xác định vùng thuyên tắc phổi chính xác hơn.
- Tối ưu tốc độ suy luận, kỳ vọng Inference Latency $\leq 200\text{ms/image}$ và Throughput ≥ 5 images/second, giúp hỗ trợ chẩn đoán nhanh hơn.
- So sánh vượt trội với các mô hình hiện có. Mô hình cải tiến được kỳ vọng sẽ có độ chính xác cao hơn SCUNet++ gốc, Swin-UNet và U-Net.
- Nếu kết quả đạt mong đợi, mô hình có thể triển khai thử nghiệm trên dữ liệu bệnh viện, hỗ trợ bác sĩ trong chẩn đoán thuyên tắc phổi.

Tài liệu tham khảo

- [1]. Yifei Chen, Binfeng Zou, Zhaoxin Guo, Yiyu Huang, Yifan Huang, Feiwei Qin, Qinhai Li, Changmiao Wang:
SCUNet++: Swin-UNet and CNN Bottleneck Hybrid Architecture with Multi-Fusion Dense Skip Connection for Pulmonary Embolism
CT Image Segmentation.
WACV 2024: 7759-7767.
- [2]. Jianwei Yang, Chunyuan Li, Pengchuan Zhang, Xiyang Dai, Bin Xiao, Lu Yuan, and Jianfeng Gao. Focal self attention for
local-global interactions in vision transformers.
arXiv preprint arXiv:2107.00641, 2021.
- [3]. K. O'Shea, R. Nash:
An introduction to convolutional neural networks
arXiv preprint arXiv:1511.08458 (2015)
- [4]. Shikhar Mohan, Saumik Bhattacharya, Sayantari Ghosh:
Attention W-Net: Improved Skip Connections for better Representations
arXiv preprint arXiv:2110.08811 (2021)
- [5] Zhuang Liu, Hanzi Mao, Chao-Yuan Wu, Christoph Feichtenhofer, Trevor Darrell, Saining Xie:
A ConvNet for the 2020s
arXiv preprint arXiv:2201.03545 (2022)