

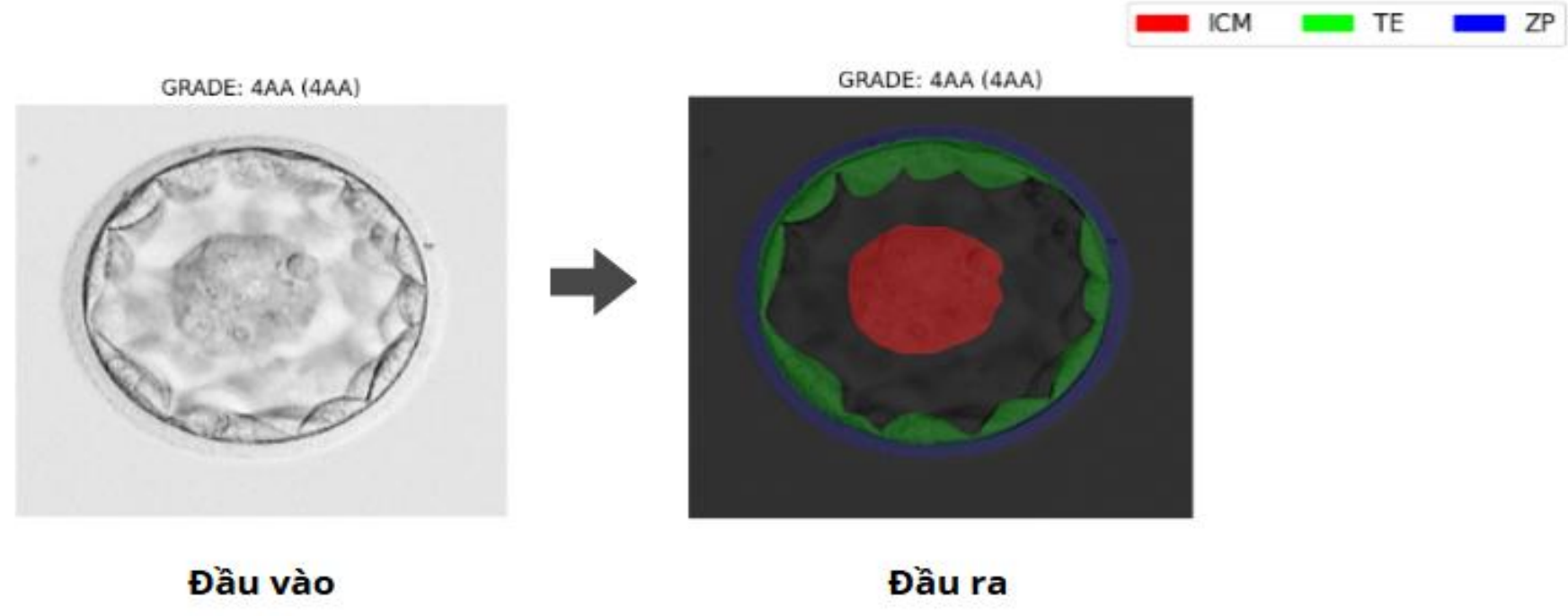


PHÂN ĐOẠN PHÔI NANG

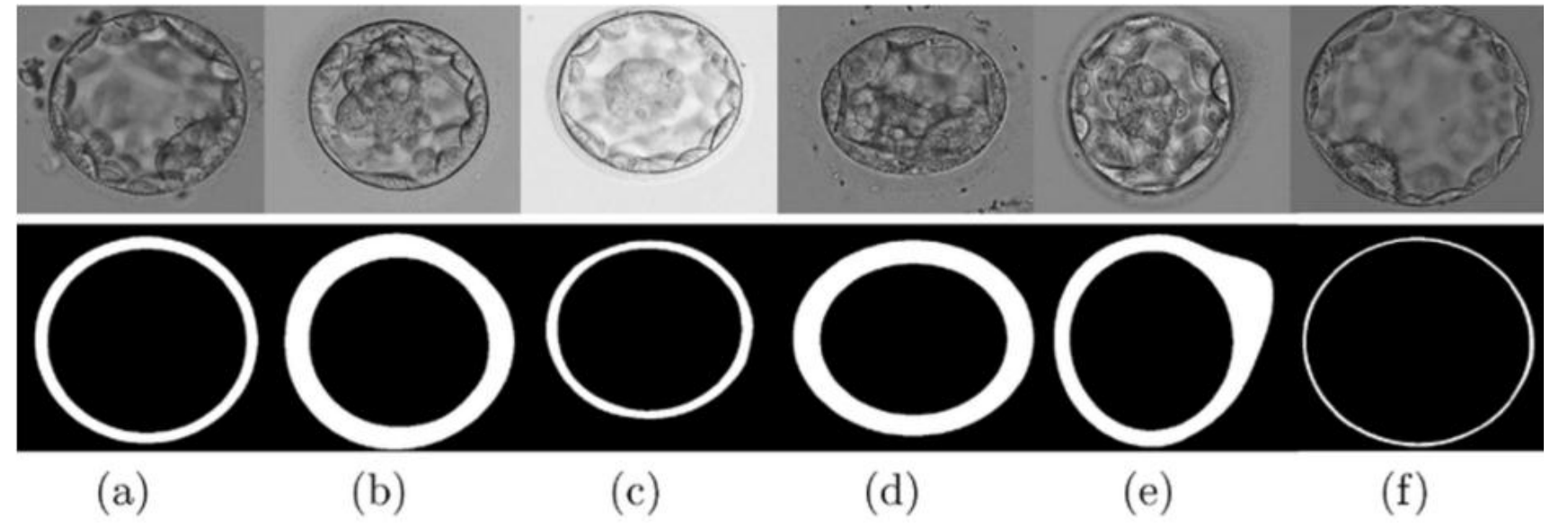
Nguyễn Duy Tân, Võ Thị Như Ý, Nguyễn Trần Nam Thịnh

INTRODUCTION

Định nghĩa vấn đề:
- Đầu vào: Ảnh vi mô phôi nang
- Đầu ra: Mặt nạ phân đoạn của các vùng: ICM, TE, ZP



- Thách thức :**
- Ảnh phôi nang thường bị nhiễu, ranh giới không rõ
 - Thiếu dữ liệu gắn nhãn chính xác
 - Phân đoạn thủ công tốn thời gian, dễ sai sót
 - Sự phức tạp và đa dạng hình thái giữa các ảnh



Hình (a): Ảnh chứa nhiễu nhiều và hiện tượng phản xạ ánh sáng, gây khó khăn trong việc xác định ranh giới vùng ZP.
Hình (b): Ranh giới vùng ZP mờ nhạt, không rõ ràng, khiến việc phân đoạn trở nên thách thức.
Hình (c): Độ sáng không đồng đều trên vùng ZP, làm phức tạp quá trình phân biệt với nền.
Hình (d): Kết cấu của vùng ZP và nền tương tự nhau, gây nhầm lẫn trong phân đoạn.
Hình (e): Vùng ZP có độ dày không đồng đều, dẫn đến khó khăn trong việc xác định ranh giới chính xác.
Hình (f): Phôi nang đã mở rộng hoàn toàn với vùng ZP rất mỏng, gần như không thể phân biệt.

DATASETS

- Nguồn: 235 ảnh phôi nang có gắn nhãn pixel (ZP, TE, ICM, BL)
- Chia tập: 85% train (200 ảnh), 15% test (35 ảnh)
- Tăng cường dữ liệu: lật, xoay, dịch chuyển → tạo 3200 ảnh
- Ứng dụng: huấn luyện mô hình phân đoạn trong IVF
- Hạn chế: ít mẫu, thiếu đa dạng, chỉ từ Canada → giảm tổng quát hóa

METHODOLOGY

Tiền xử lý & Huấn luyện mô hình

- Tiền xử lý:**
- Chuyển ảnh sang grayscale
 - Augmentation nâng cao (nhiều, biến dạng...)
 - Normalization về [0, 1]

- Huấn luyện:**
- Loss: Focal Tversky Loss
 - Optimizer: AdamW (lr=1e-3)
 - Scheduler: Warmup + CosineAnnealing
 - Init trọng số: Kaiming + BatchNorm ổn định

Quy trình 7 bước nghiên cứu:

- 1. Thu thập dữ liệu**
→ Time-lapse (EmbryoScope, Geri), EMBRYOID, StyleGAN3
- 2. EDA**
→ Histogram, ANOVA, domain shift
- 3. Tiền xử lý**
→ CLAHE, Z-score, 5-fold stratified splitting
- 4. Xây dựng mô hình**
→ ResNet, mit-B5 + CBAM + ASPP
- 5. Huấn luyện**
→ Dice + Focal + Boundary loss, AdamW + LR scheduler
- 6. Tinh chỉnh**
→ Optuna tuning, label smoothing, ensemble 3 model
- 7. Đánh giá & triển khai**
→ DSC, HD, ASSD, Grad-CAM, hướng XAI + Active Learning

THEORETICAL BACKGROUND

CNN ?

- Mạng neuron tích chập – chuyên xử lý ảnh
- Gồm các tầng: Convolution → Pooling → ReLU → FC
- Trích xuất đặc trưng không gian mạnh mẽ
- Hiệu quả với ảnh y tế, phân đoạn phôi nang
- Hạn chế: khó học quan hệ toàn cục → cần kết hợp Transformer

Mô hình phân đoạn học sâu

- U-Net: hiệu quả với dữ liệu y tế hạn chế
 - DeepLabv3: học đa tỉ lệ, xử lý đối tượng phức tạp
 - Transformer-based: học quan hệ toàn cục
 - Xu hướng hiện nay: kết hợp CNN + Transformer
- Loss & Metrics đánh giá**

- Loss:**
- CrossEntropy: phân loại pixel
 - Dice-loss, Tversky-loss: xử lý mất cân bằng
 - Boundary-loss: làm mượt biên
- Metrics:**
- IoU, DSC, Precision, Recall, F1
 - Đánh giá vùng, biên và khả năng phát hiện

EXPERIMENTS & EVALUATION

Phân tích loss – 4 mô hình

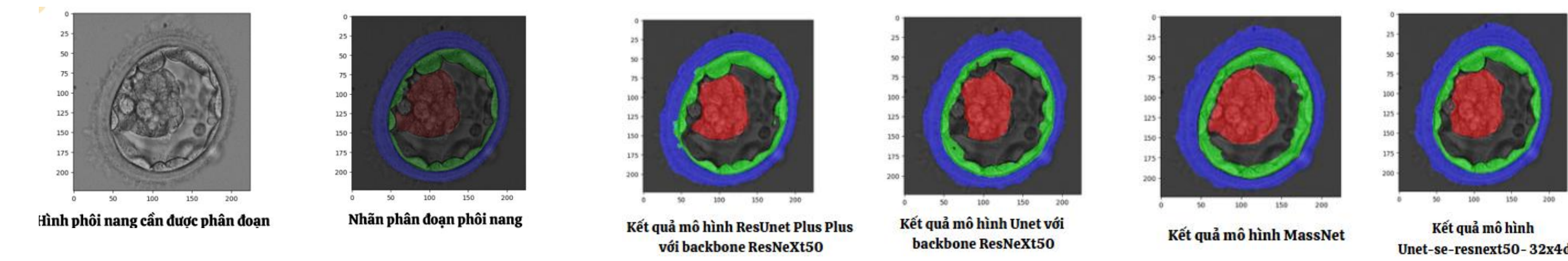
- MassNet: loss giảm dần nhưng còn cao → chưa tối ưu
- U-Net + MIT-B5: hội tụ nhanh, nhưng dao động mạnh
- U-Net + ResNeXt50: hội tụ ổn, loss < 0.015
- U-Net++ + ResNeXt50: tốt nhất → loss < 0.01, ổn định, không overfit

Kết luận: U-Net++ + ResNeXt50 có độ hội tụ & tổng quát hóa vượt trội

- Các chỉ số đánh giá mô hình:**
- IoU (Intersection over Union)
 - Đo mức độ chồng lấn giữa dự đoán và thực tế
 - Pixel Accuracy (PA)
 - Tỷ lệ pixel dự đoán đúng / tổng pixel
 - F1-Score
 - Trung bình điều hòa Precision và Recall
 - Hiệu quả với dữ liệu mất cân bằng

Mô hình	Pixel Acc	IoU	F1-Score
Res-Unet++ + ResNeXt50	9.196	8.393	9.001
MassNet	8.796	7.333	8.879
Unet-mit-b5	8.669	6.462	7.908
Unet_se_resnext50_32x4d	8.196	6.657	7.677

=> U-Net++ + ResNeXt50 dẫn đầu cả 3 chỉ số đánh giá



Class Activation Maps (CAM)

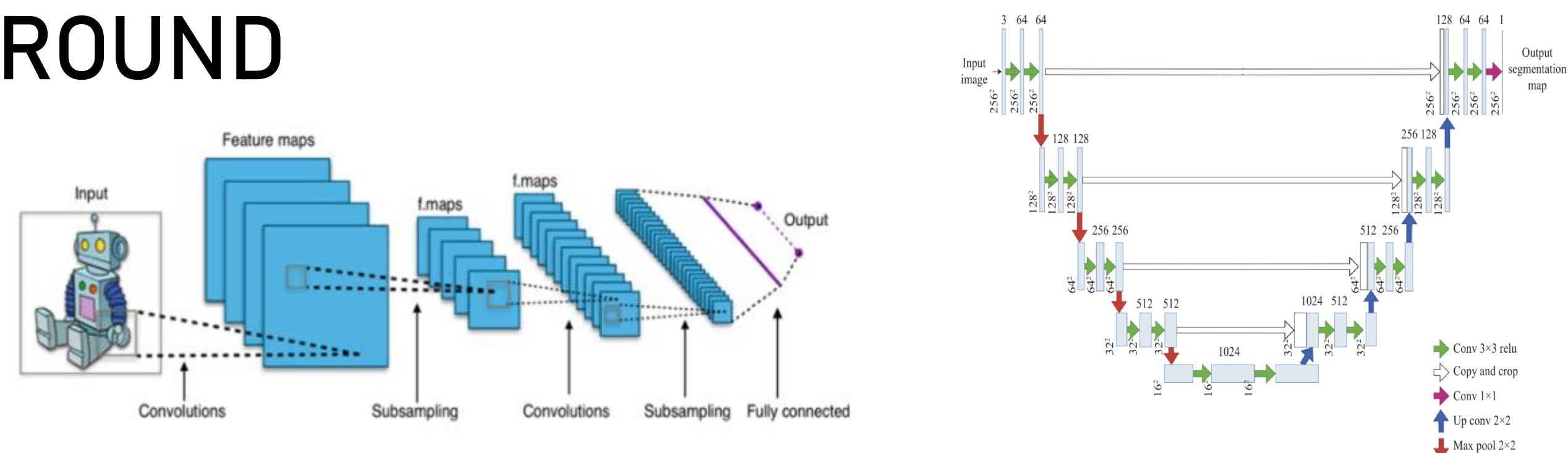
Mục đích: kiểm tra vùng mô hình tập trung khi phân đoạn

U-Net + MIT-B5: tập trung ICM nhưng bỏ ZP, TE

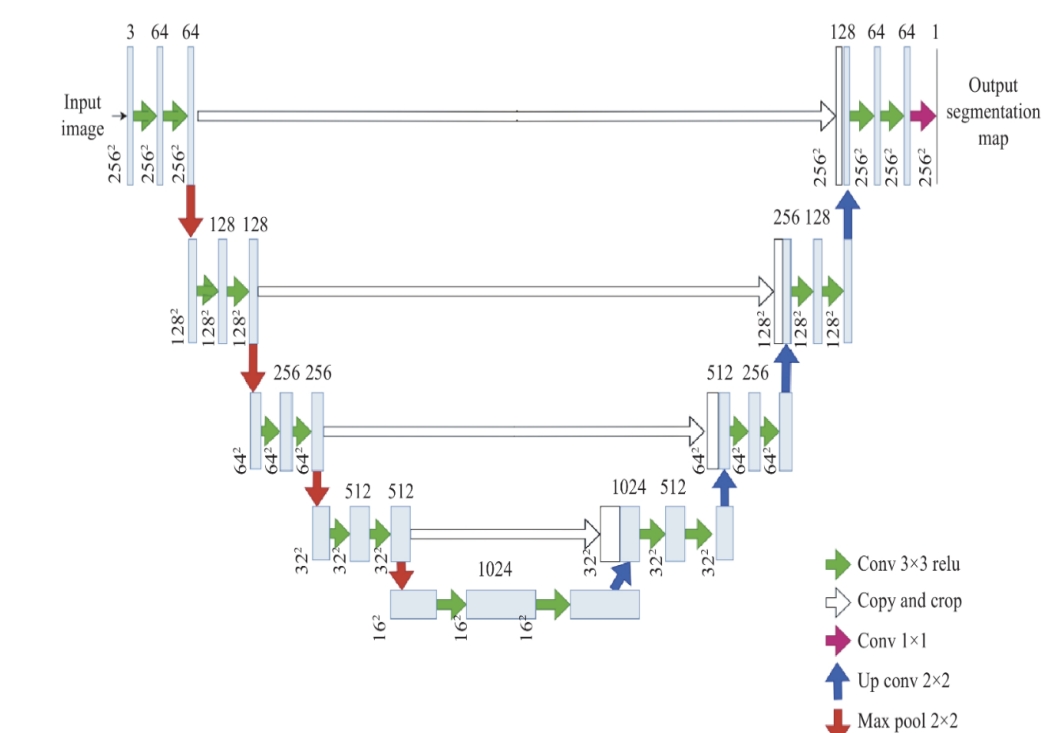
U-Net + ResNeXt50: chú ý rộng hơn, nhưng mờ

U-Net++ + ResNeXt50: rõ ràng, sắc nét cả ICM, TE, ZP

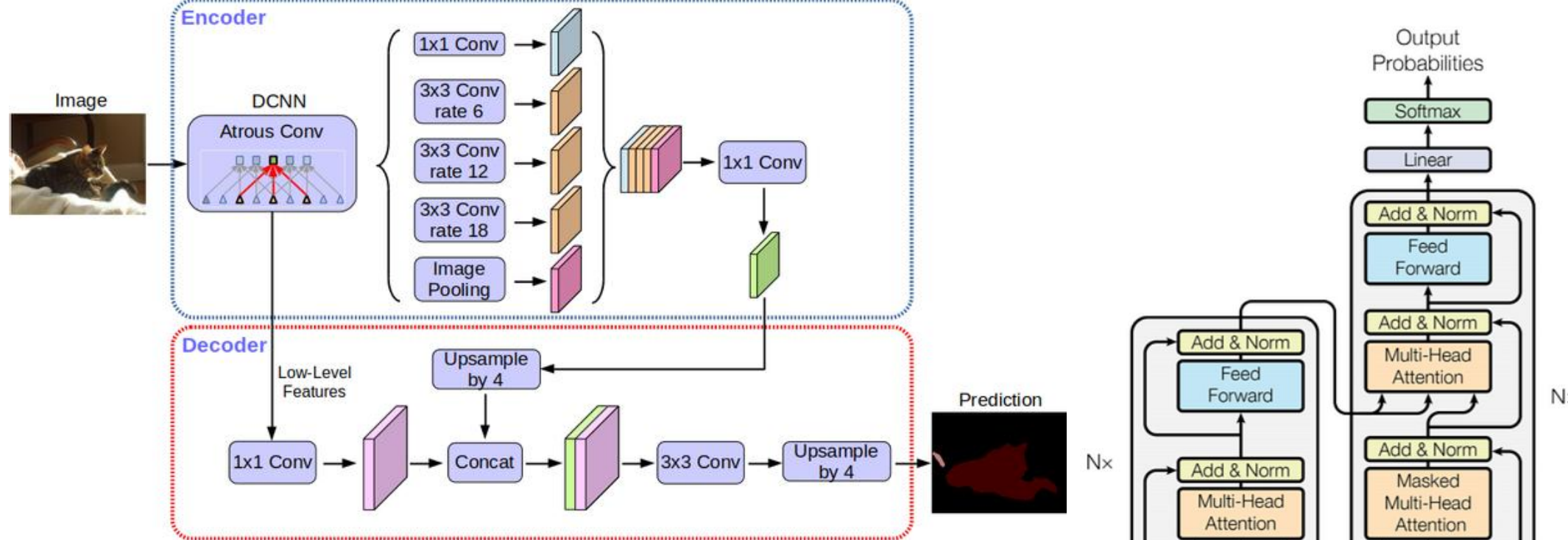
CAM khẳng định khả năng học sâu sinh học của U-Net++ vượt trội



CNN



Unet



DeepLabv3

CONCLUSION

Res-Unet++ + ResNeXt50 là mô hình phân đoạn phôi nang hiệu quả nhất
→ Đạt Pixel Accuracy: 91.96%, Mean IoU: 83.93%, F1-Score: 90.01%

Mô hình phân đoạn rõ ràng 3 vùng sinh học chính: ICM, TE, ZP
→ Tái tạo được ranh giới phức tạp, gắn sát với nhãn gốc

Hiệu quả vượt trội cả về định lượng và trực quan
→ Góp phần nâng cao độ chính xác chọn phôi trong IVF

FUTURE WORK

Kết hợp attention (CBAM, SE-block) để tăng độ nhạy vùng nhỏ

Ứng dụng mô hình Transformer (SegFormer, TransUNet)

Học bán giám sát / không giám sát để tận dụng dữ liệu chưa gắn nhãn

Tăng cường dữ liệu thực tế từ nhiều quốc gia để nâng tính tổng quát

Triển khai XAI + Active Learning để tăng độ tin cậy & hiệu quả trong lâm sàng

