



Figure : RESUNET++ ARCHITECTURE

**ResUNet++** là một kiến trúc mạng lai (hybrid) tiên tiến, kết hợp ưu điểm của mạng dư (ResNet) và cấu trúc U-Net (hoặc U-Net++) để tối ưu hóa việc phân đoạn hình ảnh y tế. Mô

hình này duy trì cấu trúc **Encoder-Decoder** (mã hóa - giải mã) đối xứng nhưng được tăng cường bằng các khối chức năng hiện đại

**Residual Blocks (Khối dư):** Được tích hợp vào cả giai đoạn lấy mẫu xuống và lấy mẫu lên để bảo tồn các đặc trưng hình ảnh quan trọng và giải quyết vấn đề triệt tiêu đạo hàm (gradient vanishing) khi mạng trở nên sâu hơn,.

- **Atrous Spatial Pyramidal Pooling (ASPP):** Đóng vai trò như một "cây cầu" nối giữa encoder và decoder. Thành phần này sử dụng các tích chập giãn (dilated convolutions) để thu thập thông tin ngữ cảnh ở nhiều quy mô khác nhau cùng một lúc,.

- **Squeeze and Excitation Unit (SE unit):** Giúp mô hình nắm bắt các đặc trưng mang tính đại diện tốt hơn và ức chế các thông tin không quan trọng từ nền.

- **Cơ chế chú ý (Attention Mechanism):** Tự động tập trung vào các vùng mục tiêu quan trọng và loại bỏ các vùng nhiễu hoặc không liên quan, đặc biệt hiệu quả trong các vùng ảnh bị mờ,.

- **Tương tác Người - Máy (HCI):** Một số phiên bản ResUNet++ còn tích hợp các nguyên tắc HCI để cung cấp phản hồi thời gian thực, giúp bác sĩ lâm sàng dễ dàng hình dung và tương tác với kết quả chẩn đoán,.

## 2. Ưu điểm so với các mô hình truyền thống

So với U-Net truyền thống hoặc các mô hình CNN cơ bản, ResUNet++ có những cải tiến vượt trội:

- **Độ chính xác và độ bền cao hơn:** Nhờ ASPP và Attention, mô hình đạt độ chính xác cao hơn khi xử lý các vùng bệnh lý phức tạp (như khối u não hoặc đốt sống) và bền vững hơn trước nhiễu,.

- **Khả năng trích xuất đặc trưng đa quy mô:** Trong khi U-Net truyền thống gặp khó khăn với các đối tượng có kích thước thay đổi, ResUNet++ capture thông tin tốt ở nhiều tỷ lệ khác nhau nhờ khối ASPP,.

- **Hội tụ nhanh:** Thử nghiệm trên ảnh MRI cột sống cho thấy ResUNet++ đạt hiệu suất tốt nhất rất sớm (khoảng epoch 40), nhanh hơn nhiều so với các biến thể U-Net khác.

- **Xử lý mất cân bằng lớp tốt:** Khi sử dụng kết hợp với các hàm mất mát như **Dice Loss** hoặc **Jaccard Loss**, ResUNet++ giải quyết hiệu quả tình trạng chênh lệch giữa số lượng pixel của mục tiêu và nền,.

- **Hiệu suất thực tế:** Mô hình đạt điểm Dice 83,14% trên tập dữ liệu MRI cột sống (cao hơn U-Net cơ bản đạt 79,87%) và đạt chỉ số IoU lên tới 98,17% trên tập dữ liệu phân đoạn khối u não,.

## 3. Nhược điểm và Hạn chế

Mặc dù có hiệu suất cao, ResUNet++ vẫn tồn tại những hạn chế đáng kể so với các kiến trúc khác:

- **Tiêu tốn tài nguyên tính toán cực lớn:** Đây là mô hình "nặng" nhất trong nhóm U-Net. Nó yêu cầu tới **836,62G FLOPs** và tiêu thụ khoảng **8,88GB bộ nhớ**, cao hơn nhiều so với U-Net cơ bản (366,85G FLOPs; 4,30GB bộ nhớ).

- **Kiến trúc phức tạp:** Việc tích hợp quá nhiều mô-đun (ASPP, SE, Attention) làm tăng độ phức tạp của mạng và khó khăn trong việc tinh chỉnh siêu tham số.

- **Vẫn bị vượt mặt bởi các mô hình Backbone:** Trong các tác vụ phân đoạn đa nhãn phức tạp, ResUNet++ vẫn kém hiệu quả hơn các mô hình sử dụng "xương sống" mạnh mẽ như **DeepLabv3+** (Dice 87,55%) hoặc **PSPNet** (Dice 87,38%),.

- **Rủi ro quá khớp (Overfitting):** Giống như các mô hình sâu khác, nó vẫn có khả năng bị quá khớp nếu dữ liệu huấn luyện không đủ đa dạng hoặc chất lượng thấp.

### 3. Ứng dụng trong xử lý ảnh đốt sống

Trong nhiệm vụ phân đoạn ảnh MRI cột sống, ResUNet++ được ứng dụng để:

- **Phân đoạn đa nhãn (Multi-class segmentation):** Mô hình được sử dụng để phân loại và định vị đồng thời 20 nhãn khác nhau, bao gồm các đốt sống ngực, thắt lưng, xương cùng và các đĩa đệm,.

- **Xử lý dữ liệu 2D từ 3D:** Các khối dữ liệu MRI 3D được cắt thành các lát ảnh 2D (ví dụ: kích thước 880x880) để đưa vào mô hình,.

- **Hỗ trợ chẩn đoán:** Giúp các bác sĩ lâm sàng tự động hóa việc xác định vị trí và ranh giới các đốt sống, từ đó giảm thiểu sai sót chủ quan so với phương pháp thủ công,.