**Incremental Learning for Medical Image Segmentation**

**1. Bối cảnh: Vì sao cần incremental learning trong phân đoạn ảnh y tế?**

* Ảnh y tế liên tục được thu thập từ nhiều nguồn, nhiều bệnh nhân, nhiều thiết bị khác nhau.
* Các vùng cần phân đoạn (ví dụ: loại tổn thương mới, cơ quan mới) có thể thay đổi hoặc mở rộng theo thời gian.
* Huấn luyện lại mô hình từ đầu mỗi khi có dữ liệu mới rất tốn tài nguyên và thời gian.
* Incremental learning giúp cập nhật mô hình theo thời gian mà không mất kiến thức đã học.

**2. Các thách thức khi áp dụng incremental learning cho phân đoạn ảnh y tế**

* **Catastrophic forgetting (Quên dần):** Mô hình dễ mất khả năng phân đoạn các lớp (class) cũ khi được huấn luyện trên dữ liệu mới.
* **Phân bố dữ liệu thay đổi (Data distribution shift):** Dữ liệu mới có thể khác biệt nhiều về đặc trưng so với dữ liệu cũ (ví dụ: thiết bị chụp khác, bệnh lý khác).
* **Số lượng nhãn và lớp phân đoạn tăng dần:** Ví dụ ban đầu chỉ phân đoạn não, sau đó cần thêm phân đoạn các tổn thương mới.

**3. Cách tích hợp incremental learning vào phân đoạn ảnh y tế**

**A. Replay-based Methods (Phương pháp lưu giữ dữ liệu)**

* Lưu lại một phần dữ liệu cũ (ảnh và mask phân đoạn) để huấn luyện cùng với dữ liệu mới.
* Ví dụ: khi có dữ liệu về tổn thương mới, mô hình được huấn luyện lại trên cả dữ liệu cũ và mới để tránh quên kiến thức.
* Ưu điểm: hiệu quả, giữ được tính ổn định.
* Nhược điểm: tốn bộ nhớ để lưu dữ liệu cũ, có thể không phù hợp với dữ liệu nhạy cảm trong y tế do vấn đề riêng tư.

**B. Regularization-based Methods (Phương pháp ràng buộc)**

* Thêm các hàm phạt (regularizer) để ngăn mô hình thay đổi quá nhiều các tham số quan trọng với kiến thức đã học.
* Ví dụ: Elastic Weight Consolidation (EWC) tính toán tầm quan trọng của từng tham số và hạn chế cập nhật các tham số này khi học dữ liệu mới.
* Ưu điểm: không cần lưu dữ liệu cũ.
* Nhược điểm: khó áp dụng cho mô hình lớn và phức tạp.

**C. Parameter Isolation Methods (Phương pháp cô lập tham số)**

* Chia mô hình thành các phần riêng biệt, mỗi phần chịu trách nhiệm cho một nhiệm vụ hoặc lớp phân đoạn nhất định.
* Khi thêm lớp mới, mô hình mở rộng thêm tham số mới mà không ảnh hưởng đến phần đã học.
* Ví dụ: học song song các bộ phân đoạn chuyên biệt cho từng loại tổn thương.
* Nhược điểm: mô hình có thể rất lớn, khó mở rộng vô hạn.

**D. Knowledge Distillation (Chuyển giao kiến thức)**

* Mô hình cũ đóng vai trò “giáo viên”, hướng dẫn mô hình mới học mà vẫn giữ kiến thức cũ.
* Áp dụng kỹ thuật distillation trong phân đoạn để cân bằng giữa học kiến thức mới và giữ kiến thức cũ.

**4. Các kiến trúc mô hình phổ biến tích hợp incremental learning**

* **U-Net với incremental modules:**  
  Mở rộng U-Net bằng cách thêm các kênh, hoặc khối mới để học lớp mới mà không làm thay đổi lớp cũ.
* **Dual-model architectures:**  
  Một mô hình giữ kiến thức cũ, một mô hình học mới, rồi kết hợp dự đoán.
* **Continual learning frameworks:**  
  Áp dụng các kỹ thuật continual learning vào training U-Net hoặc các CNN dùng trong phân đoạn y tế.

**5. Một ví dụ đơn giản về pipeline incremental learning trong phân đoạn ảnh y tế**

1. Bước 1: Huấn luyện mô hình phân đoạn ban đầu (ví dụ phân đoạn não trong MRI).
2. Bước 2: Có dữ liệu mới chứa tổn thương (ví dụ khối u) cần phân đoạn thêm.
3. Bước 3: Chọn phương pháp incremental learning, ví dụ replay hoặc regularization.
4. Bước 4: Cập nhật mô hình với dữ liệu mới, giữ lại kiến thức về não đã học.
5. Bước 5: Đánh giá mô hình trên cả tập dữ liệu cũ và mới, đảm bảo hiệu quả.