|  |  |
| --- | --- |
| ĐẠI HỌC PHENIKAA  **TRƯỜNG CNTT PHENIKAA** | **CỘNG HOÀ XÃ HỘI CHỦ NGHĨA VIỆT NAM**  **Độc lập - Tự do - Hạnh phúc** |

**BÁO CÁO TIẾN ĐỘ**

**Quá trình thực tập tốt nghiệp**

**(Thời gian thực tập: 09/06-20/07/2025)**

**Nội dung báo cáo: Tình hình, tiến độ thực tập tuần 2 (16/06 – 22/06/2025)**

**1. THÔNG TIN SINH VIÊN THỰC TẬP**

Họ tên sinh viên: Nguyễn Minh Quân

Mã SV: 21010617

Lớp: CNTT1 Ngành: Công nghệ thông tin

Hệ: Chính quy Khóa: 15

Tên cơ sở thực tập: Lab Nghiên cứu liên ngành về Khoa học dữ liệu và trí tuệ nhân tạo ( IDSAI Lab)

**2. NỘI DUNG CÔNG VIỆC**

**2.1. Nội dung công việc được giao**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Thời gian** | **Nội dung/Kế hoạch thực tập** | **Kết quả thực hiện** | **Ghi chú** |
| Tuần 2  (từ 09/06/2025 đến 15/06/2025) | Đọc và phân tích mô hình Hermes từ bài báo “Training Like a Medical Resident”; tìm hiểu cách mô hình xử lý heterogeneity trong medical segmentation | Hiểu cách Hermes sử dụng context-prior learning cho IL: task prior, modality prior, prior fusion | Dùng GitHub: yhygao/universal-medical-image-segmentation |

**2.2. Vấn đề đang giải quyết**

Trong bối cảnh phân đoạn ảnh y tế, dữ liệu thường rất không đồng nhất (đa dạng về vùng cơ thể, bệnh lý và loại ảnh y khoa như CT, MRI…). Việc xây dựng các mô hình riêng lẻ cho từng nhiệm vụ rất tốn công sức và khó mở rộng. Mục tiêu là tìm hiểu mô hình Hermes – một giải pháp phân đoạn ảnh y tế phổ quát (Universal Medical Image Segmentation), có khả năng học đa nhiệm và bổ sung nhiệm vụ mới mà không quên kiến thức cũ (**Incremental Learning – IL**).

**2.3. Phương pháp giải quyết**

Mô hình Hermes sử dụng cơ chế context-prior learning với 3 thành phần chính:

* Task Prior: Gán mỗi nhiệm vụ (ví dụ phân đoạn gan, tim, khối u...) một vector học được gọi là token prior, đại diện cho đặc trưng của nhiệm vụ đó. Token này giúp mô hình biết đang cần phân đoạn đối tượng gì.
* Modality Prior: Với mỗi loại ảnh y khoa (CT, MRI, PET…), Hermes học một modality token đặc trưng, giúp mô hình thích nghi với tính chất hình ảnh riêng của từng modality.
* Prior Fusion: Kết hợp các token prior (nhiệm vụ + modality) với đặc trưng ảnh từ backbone thông qua attention 2 chiều để tạo ra các posterior prototype dùng để phân đoạn ảnh.

Trong học tăng dần, Hermes chỉ cần thêm token mới cho nhiệm vụ mới mà không phải huấn luyện lại toàn bộ mô hình. Điều này giúp mở rộng dễ dàng mà vẫn giữ hiệu năng trên các nhiệm vụ cũ.

**2.4. Kết quả đạt được**

- Hiểu chi tiết cơ chế **context-prior learning** của Hermes thông qua bài báo *Training Like a Medical Resident* (CVPR 2024) và mã nguồn chính thức GitHub (yhygao/universal-medical-image-segmentation).

- Biết được cách Hermes xử lý dữ liệu **không đồng nhất** nhờ sử dụng các token ngữ cảnh nhiệm vụ và modality.

- Nắm được cách mô hình hỗ trợ **Incremental Learning**: có thể thêm nhiệm vụ mới bằng cách khởi tạo token mới, không cần huấn luyện lại mô hình cũ – giúp tiết kiệm thời gian, công sức và tránh **catastrophic forgetting**.

- So với Transfer Learning truyền thống, Hermes tỏ ra hiệu quả hơn, đặc biệt trong trường hợp dữ liệu mới rất ít (1–10%).

**3. NHẬN XÉT CỦA GVHD**

**……………………………………………………………………………………**

**……………………………………………………………………………………**

**……………………………………………………………………………………**

**……………………………………………………………………………………**

**……………………………………………………………………………………**

**……………………………………………………………………………………**

**……………………………………………………………………………………**

**……………………………………………………………………………………**

**……………………………………………………………………………………**

**……………………………………………………………………………………**