

# XÂY DỰNG PHƯƠNG THỨC TÌM KIẾM MẠNG NƠ-RON ĐA KIẾN TỰ ĐỘNG (NAS) SỬ DỤNG ZERO-SHOT DỰA TRÊN KHÔNG GIAN TÌM KIẾM ĐA KIẾN TRÚC

*ZERO-SHOT NEURAL ARCHITECTURE SEARCH IN HYBRID SEACH SPACE*

Nguyễn Văn Minh - 23520945  
Nguyễn Văn Hồng Thái - 23521418

# Tóm tắt

- Lớp: CS519.Q11.KHTN
- Link Github của nhóm:  
<https://github.com/nguyenvanminh281005/cs519>
- Link YouTube video:
- Ảnh + Họ và Tên:
- Nguyễn Văn Minh
- Nguyễn Văn Hồng Thái



# Giới thiệu

- Trong bối cảnh hiện nay, việc thiết kế kiến trúc mạng nơ-ron đòi hỏi nhiều kinh nghiệm và chi phí thử nghiệm lớn, trong khi các phương pháp NAS truyền thống phải huấn luyện đầy đủ nhiều kiến trúc ứng viên, gây tốn kém tài nguyên tính toán. Zero-shot NAS khắc phục hạn chế này bằng cách ước lượng hiệu suất kiến trúc mà không cần huấn luyện hoàn chỉnh, thông qua các chỉ số đánh giá thay thế.
- Xuất phát từ đó, đề tài tập trung xây dựng phương thức NAS sử dụng zero-shot trên không gian tìm kiếm đa kiến trúc, kết hợp CNN và Transformer nhằm tận dụng ưu điểm của cả hai. Hướng tiếp cận này cho phép tự động khám phá các kiến trúc hybrid tối ưu cho bài toán thị giác máy tính, đồng thời giảm đáng kể chi phí tính toán và thời gian huấn luyện, phù hợp với điều kiện tài nguyên thực tế hạn chế.

# Mục tiêu

**Mục tiêu tổng quát của đề tài là xây dựng một phương thức NAS hiệu quả, khắc phục các hạn chế của phương pháp hiện tại, và áp dụng vào một bài toán thực tế.**

- Xây dựng Pipeline NAS: Xây dựng một quy trình (pipeline) NAS zero-shot sử dụng phương pháp BossNAS++ kết hợp với kiến trúc ElasticViT.
- Tối ưu hóa hiệu năng chạy trên nhiều thiết bị và cho phép kiến trúc co giãn theo: độ sâu, độ rộng, độ phân giải (của ElasticViT).
- Ứng dụng phương pháp NAS mới vào bài toán phân đoạn hình ảnh khối u (Segmentation) để đạt được các mục tiêu cụ thể:
  - Giảm độ phức tạp của mô hình hiện tại.
  - Tăng độ chính xác.
  - Định nghĩa không gian tìm kiếm hybrid "thực sự".

# Nội dung và Phương pháp

## Nội dung 1: Tổng quan về NAS và Hạn chế

**Định nghĩa bài toán NAS:** Được xác định qua 3 thành phần chính: Search Space, Search Strategy, Performance Estimation.

### Các phương pháp tìm kiếm (Search Strategy):

- Black-box Optimization: (RL-based, EA, Bayesian Optimization, MCTS-based) → Chậm nhưng chính xác.
- One-shot / Gradient-based: (ENAS, DARTS, ProxylessNAS, OFA) → Nhanh nhưng thiếu ổn định.

### Hạn chế của Gradient-based NAS (ví dụ: DARTS):

- Rank Disorder: Kiến trúc mạnh trong supernet chưa chắc mạnh khi huấn luyện độc lập.
- Operation Bias: Có xu hướng ưu tiên skip-connection làm mô hình kém generalize.
- Coupling: Sự kết hợp (Mixture of operations) gây nhiễu giữa kiến trúc ( $a$ ) và trọng số ( $w$ ).

**Phương pháp thực hiện:** tiến hành đọc các bài nghiên cứu, khảo sát về chủ đề NAS trên kiến trúc đơn CNN, Transformers, và đa kiến trúc hybrid.

# Nội dung và Phương pháp

## Nội dung 2: Phương pháp Zero-shot NAS (BossNAS/BossNAS++)

**Khắc phục hạn chế Gradient-based:** Zero-shot NAS (BossNAS) được chọn để giải quyết các vấn đề tồn đọng.

- Không cần Supernet: Sử dụng Zero-shot Proxies để đánh giá kiến trúc mà không cần huấn luyện trọng số, loại bỏ Rank Disorder.
- Không có Operation Bias: Không sử dụng mixture of operations, tránh tạo gradient đẩy về skip-connection.
- Tốc độ nhanh, chi phí thấp: Zero-shot scores ước lượng chất lượng mà không cần training.
- Phạm vi áp dụng rộng: Hoạt động tốt trên Search Space đa kiến trúc, không phụ thuộc tính liên tục.

**Cải tiến (BossNAS++):** Sử dụng zero-shot proxy chính xác hơn, có khả năng phân biệt tốt hơn kiến trúc Transformer.

# Nội dung và Phương pháp

## Nội dung 3: Phương pháp Thử nghiệm và Tối ưu

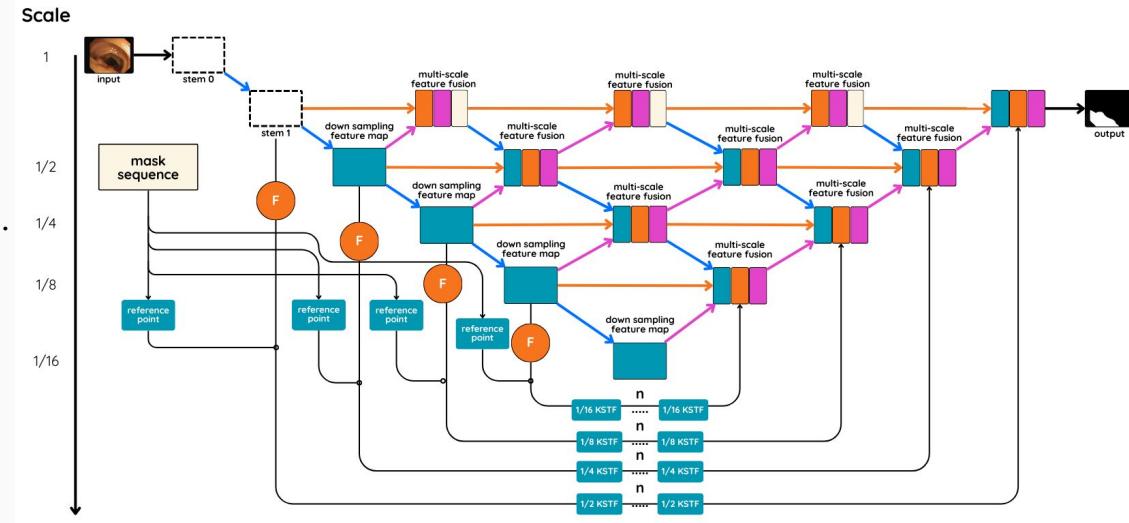
**Ứng dụng:** Áp dụng vào bài toán Segmentation (phân đoạn hình ảnh khối u), thay thế kiến trúc cố định trong phương pháp hiện tại (UnetLayers kết hợp KSTF-Transformers).

### Cơ chế tìm kiếm:

- Thiết lập trọng Transformers.
- Tìm kiếm Transformers (num\_head, layers, ...).

### Tối ưu hóa đa kết hợp nhiều loại loss để tối ưu:

- Transformers loss.
- Dice loss.
- Complexity loss.
- Entropy loss.



# Kết quả dự kiến

## Kết quả Dự kiến (Expected Outcomes)

Đề tài kỳ vọng xây dựng thành công và chứng minh tính hiệu quả của pipeline NAS mới:

- Xây dựng hoàn chỉnh Pipeline NAS zero-shot sử dụng BossNAS++ và ElasticViT.
- Phương pháp mới sẽ giảm độ phức tạp của mô hình so với kiến trúc cố định hiện tại.
- Mô hình tìm được sẽ tăng độ chính xác (ví dụ: Dice score, Transformers loss) trên bài toán phân đoạn hình ảnh khối u.
- Hệ thống cho phép tìm kiếm kiến trúc trong không gian đa kiến trúc (hybrid) một cách hiệu quả.

# Tài liệu tham khảo

## Tài liệu Tham khảo (References)

- [1],White, Colin, et al., "Neural architecture search: Insights from 1000 papers", arXiv preprint arXiv:2301.08727, 2023.
- [2],Z. Yu et al., "HCT-net: hybrid CNN-transformer model based on a neural architecture search network for medical image segmentation", Tên Tạp chí/Hội nghị, 2023.
- [3],Zoph, Barret, and Quoc V. Le, "Neural Architecture Search with Reinforcement Learning", ICLR, 2017.
- [4],Liu, Hanxiao, et al., "DARTS: Differentiable Architecture Search", ICLR, 2019.
- [5],Real, Esteban, et al., "Regularized Evolution for Scalable Neural Architecture Search", ICML, 2019.