

# THÔNG TIN CHUNG CỦA BÁO CÁO

- Link YouTube video của báo cáo (tối đa 5 phút):  
<https://www.youtube.com/watch?v=wGjmmFUMoXM>  
Link slides (dạng .pdf đặt trên Github của nhóm):  
<https://github.com/nguyenvanminh281005/cs519>
- *Mỗi thành viên của nhóm điền thông tin vào một dòng theo mẫu bên dưới*
- *Sau đó điền vào Đề cương nghiên cứu (tối đa 5 trang), rồi chọn Turn in*

- Họ và Tên: Nguyễn Văn Minh
- MSSV: 23520945



- Lớp: [CS519.Q11.KHTN](#)
- Tự đánh giá (điểm tổng kết môn): 9.5/10
- Số buổi vắng: 1
- Số câu hỏi QT cá nhân: 9
- Số câu hỏi QT của cả nhóm: 18
- Link Github:  
<https://github.com/nguyenvanminh281005/cs519>
- Mô tả công việc và đóng góp của cá nhân cho kết quả của nhóm:
  - Tìm kiếm thông tin về NAS trên không gian CNN
  - Tìm kiếm kiến thức về không gian tìm kiếm kết hợp hybrid, thuật toán tối ưu đa mục tiêu.
  - Tìm kiếm thông tin về ứng dụng không gian hybrid cho các bài toán cụ thể
  - Tìm kiếm thông tin về bài toán phân loại, phân đoạn, ... trong y tế
  - Làm video YouTube

- Họ và Tên: Nguyễn Văn Hồng Thái
- MSSV: 23521418



- Lớp: [CS519.Q11.KHTN](#)
- Tự đánh giá (điểm tổng kết môn): 9.5/10
- Số buổi vắng: 1
- Số câu hỏi QT cá nhân: 9
- Số câu hỏi QT của cả nhóm: 18
- Link Github:  
<https://github.com/nguyenvanminh281005/cs519>
- Mô tả công việc và đóng góp của cá nhân cho kết quả của nhóm:
  - Tìm kiếm thông tin về NAS trên không gian Transformers
  - Tìm kiếm kiến thức về không gian tìm kiếm kết hợp hybrid
  - Tìm kiếm thông tin về áp dụng các thuật toán để tối ưu hóa khi tìm kiếm trên không gian hybrid
  - Tìm kiếm thông tin về bài toán phân loại, phân đoạn, ... trong y tế
  - Làm video YouTube

# ĐỀ CƯƠNG NGHIÊN CỨU

**TÊN ĐỀ TÀI (IN HOA)**

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

**TÊN ĐỀ TÀI TIẾNG ANH (IN HOA)**

**ZERO-SHOT NEURAL ARCHITECTURE SEARCH (NAS) METHOD BASED  
ON A MULTI-ARCHITECTURE SEARCH SPACE**

**TÓM TẮT** (*Tối đa 400 từ*)

**Neural Architecture Search (NAS)** là phương pháp **tự động hóa** quá trình thiết kế kiến trúc mạng nơ-ron, tuy nhiên các phương pháp NAS truyền thống thường tiêu tốn **chi phí tính toán lớn** do phải huấn luyện và đánh giá nhiều kiến trúc tiềm năng. Gần đây, **NAS zero-shot** và **NAS dựa trên gradient** (gradient-based) được đề xuất nhằm đánh giá kiến trúc với rất ít hoặc không cần huấn luyện, giúp **giảm đáng kể chi phí tính toán**.

**Mục tiêu:** (1) Phát triển phương pháp **NAS zero-shot** dựa trên gradient nhằm giảm chi phí huấn luyện và nâng cao hiệu quả tìm kiếm kiến trúc; (2) Thiết kế và đánh giá không gian tìm kiếm đa **kiến trúc lai CNN-Transformer**; (3) Ứng dụng phương pháp NAS hybrid vào các **bài toán thực tế**, đặc biệt trong **lĩnh vực y tế**(classification, segmentation, ...).

**Nội dung:**(1) Khảo sát các phương pháp **gradient-based NAS**, **zero-shot NAS** và NAS trên CNN, Transformer và kiến trúc lai; (2) Đề xuất phương pháp **NAS zero-shot** kế thừa và mở rộng các tiếp cận như BossNAS/BossNAS++/HCT-Net, xây dựng supernet và metric đánh giá cho không gian đa kiến trúc; (3) Thực nghiệm và đánh giá phương pháp đề xuất trên các tập dữ liệu chất lượng cao, so sánh với các phương pháp NAS hiện có.

**Kết quả kỳ vọng** của nghiên cứu là làm rõ tiềm năng của gradient-based zero-shot NAS trong không gian **kiến trúc lai CNN-Transformer**, tạo ra các kiến trúc mạng có độ chính xác cao, độ phức tạp thấp và khả năng tổng quát hóa tốt với chi phí huấn luyện tối thiểu, đặt nền tảng cho việc ứng dụng NAS hybrid vào các bài toán thị giác máy tính ứng dụng cho y tế, kiến trúc, thiết kế vi mạch, cùng nhiều lĩnh vực khác.

**GIỚI THIỆU** (*Tối đa 1 trang A4*)

Trong những năm gần đây, **Trí tuệ nhân tạo (AI)** và **học sâu (Deep Learning)** đã đạt được nhiều thành tựu trong **thị giác máy tính, xử lý ngôn ngữ tự nhiên** ứng dụng vào y tế. Tuy nhiên, hiệu quả của các mô hình học sâu phụ thuộc lớn vào thiết kế **kiến trúc mạng nơ-ron**, vốn đòi hỏi nhiều kinh nghiệm chuyên môn và chi phí tính toán cao. **Neural Architecture Search (NAS)** ra đời nhằm **tự động hóa** quá trình thiết kế kiến trúc mạng nơ-ron.

NAS đã chứng minh **hiệu quả** với các kiến trúc **CNN và Transformer**, nhưng các phương pháp NAS truyền thống thường yêu cầu **chi phí huấn luyện lớn** do phải đánh giá nhiều kiến trúc tiềm năng. Để khắc phục hạn chế này, NAS zero-shot được đề xuất nhằm đánh giá kiến trúc mà không cần huấn luyện đầy đủ, thông qua các **chỉ số proxy** hoặc cơ chế huấn luyện dùng chung trọng số (supernet). Đồng thời, gradient-based NAS nổi lên như một hướng tiếp cận hiệu quả nhờ khả năng tối ưu liên tục trong không gian tìm kiếm lớn với chi phí tính toán thấp.

Bên cạnh đó, các **kiến trúc lai CNN-Transformer** ngày càng được quan tâm nhờ khả năng kết hợp trích xuất **đặc trưng cục bộ** và mô hình hóa **quan hệ toàn cục**. Tuy nhiên, việc xây dựng không gian tìm kiếm đa kiến trúc cho NAS hybrid vẫn còn nhiều thách thức, bao gồm **độ phức tạp cao**, thiên lệch trong huấn luyện supernet và thiếu tiêu chuẩn đánh giá thống nhất.

**Đầu vào (Input)** của nghiên cứu gồm:

- (i) không gian tìm kiếm đa kiến trúc với các khối **CNN, Transformer**;
- (ii) mô hình supernet và chiến lược tối ưu **gradient-based**;
- (iii) các tập dữ liệu chuẩn ở đây nhóm lựa chọn 3 bộ dataset về y tế để tiến hành đánh giá **CVC-ClinicDB, CHAOS - Combined (CT-MR) Healthy Abdominal Organ, ISIC2018 Challenge Task1 Data (Segmentation), Cifar10, Cifar100**.

**Đầu ra (Output)** là:

- (i) kiến trúc mạng nơ-ron được tìm kiếm tự động với chi phí huấn luyện thấp;
- (ii) phương thức NAS zero-shot có khả năng tổng quát hóa tốt trên nhiều loại kiến trúc.

Từ đó, đề tài tập trung xây dựng phương thức NAS zero-shot dựa trên gradient trong không gian tìm kiếm đa kiến trúc, kế thừa và mở rộng các nghiên cứu như **BossNAS, BossNAS++, HCT-Net**, nhằm giảm thiên lệch huấn luyện supernet, tăng tính đa dạng kiến trúc và mở rộng khả năng tìm kiếm sang kiến trúc hybrid CNN–Transformer. Nghiên cứu hướng tới đề xuất một pipeline NAS hiệu quả, có cơ sở khoa học và tiềm năng ứng dụng cao trong các bài toán thực tiễn, đặc biệt trong lĩnh vực y tế.

## MỤC TIÊU (Viết trong vòng 3 mục tiêu)

1. **Khảo sát và phân tích Neural Architecture Search (NAS)**, tập trung vào các phương pháp **gradient-based** và **zero-shot NAS**, nhằm làm rõ ưu điểm, hạn chế và các vấn đề còn tồn tại khi áp dụng trên không gian tìm kiếm đa kiến trúc (CNN lai Transformer).
2. **Xây dựng và thử nghiệm** một phương thức **NAS zero-shot** dựa trên không gian tìm kiếm đa kiến trúc, kế thừa và điều chỉnh các ý tưởng từ **BossNAS**, **BossNAS++** và **HCT-Net**, hướng tới giảm chi phí huấn luyện và tăng tính đa dạng kiến trúc trong phạm vi thực nghiệm khả thi của học phần.
3. **Đánh giá hiệu quả của phương thức đề xuất** thông qua các tiêu chí định lượng như độ chính xác, chi phí tìm kiếm và độ ổn định kiến trúc, đồng thời khảo sát tiềm năng ứng dụng của NAS hybrid trong một số bài toán thực tế, ưu tiên lĩnh vực y tế.

## NỘI DUNG VÀ PHƯƠNG PHÁP

### Nội dung 1: Khảo sát và phân tích Neural Architecture Search (NAS)

#### Mục tiêu:

- Hệ thống hóa các hướng tiếp cận NAS hiện nay, đặc biệt là **gradient-based NAS** và **zero-shot NAS**. [1,3,4,5]
- Phân tích ưu, nhược điểm của NAS trên **CNN**, **Transformer** và **kiến trúc hybrid**, từ đó xác định **khoảng trống nghiên cứu (research gap)**. [1,2,4,5]

#### Phương pháp thực hiện:

- Khảo sát các công trình tiêu biểu dựa trên các bài tổng quan lớn, đặc biệt là “*Neural Architecture Search: Insights from 1000 Papers*” (White et al., 2023).
- Phân loại NAS theo **search strategy** (Evolutionary, Gradient-based, Zero-shot) [1,3,11].
- Phân tích các hạn chế về **search space**, **bias của supernet**, **chi phí tính toán** và **khả năng tổng quát hóa**. [4,16,20]

#### Kết quả dự kiến:

- Báo cáo tổng quan NAS có hệ thống.
- Xác định rõ lý do lựa chọn **gradient-based** [4,6,7] **zero-shot NAS** [2,5] và hướng tiếp cận **đa kiến trúc (CNN-Transformer)** [4] cho đề tài.

### Nội dung 2: Phương pháp Zero-shot NAS

#### Mục tiêu:

- Thiết kế **không gian tìm kiếm NAS** bao gồm cả **CNN** [6,7] và **Transformer** [21], đảm bảo tính linh

hoạt và khả năng biểu diễn đa dạng kiến trúc.

- Phân tích các khó khăn khi mở rộng search space sang kiến trúc hybrid [4,5].

#### Phương pháp thực hiện:

- Xây dựng search space dựa trên **block-level** và **layer-level**, kết hợp các toán tử CNN (convolution, pooling) và Transformer (self-attention, MLP).
- Tham khảo các thiết kế search space trong BossNAS, HCT-Net.[2,4,5]
- Đánh giá mức độ phức tạp, tính khả thi và khả năng mở rộng của search space.[12,13,19]

#### Kết quả dự kiến:

- Một search space hybrid CNN–Transformer có thể sử dụng cho gradient-based NAS.
- Phân tích rõ ưu điểm và hạn chế của search space hybrid so với search space đơn kiến trúc.

### Nội dung 3: Định hướng cải tiến và ứng dụng NAS hybrid vào bài toán thực tế

#### Mục tiêu:

- Đề xuất hướng cải tiến NAS dựa trên các hạn chế còn tồn tại của BossNAS/BossNAS++, HCT-Net.
- Ứng dụng NAS hybrid vào một số bài toán thực tế, ưu tiên lĩnh vực **y tế** [8,9,15,16,17,18].

#### Phương pháp thực hiện:

- Phân tích phần **discussion** và **limitation** trong các công trình liên quan. [2,4,5]
- Đề xuất ý tưởng cải tiến về **search space**, **metric zero-shot** hoặc **cơ chế huấn luyện supernet**. [7,8,9]
- Ứng dụng kiến trúc tìm được vào bài toán cụ thể (ví dụ: phân loại ảnh y tế). [15,17,19,21]

#### Kết quả dự kiến:

- Đề xuất hướng nghiên cứu khả thi cho luận văn tốt nghiệp.
- Minh chứng khả năng ứng dụng NAS hybrid trong các bài toán thực tế có ý nghĩa.

### KẾT QUẢ MONG ĐỢI

- Đề xuất và hiện thực một phương thức Neural Architecture Search zero-shot dựa trên không gian tìm kiếm đa kiến trúc (CNN – Transformer), giúp giảm đáng kể chi phí huấn luyện so với NAS truyền thống.
- Xây dựng và đánh giá pipeline NAS gradient-based (kế thừa BossNAS/BossNAS++, HCT-Net) với

độ đa dạng kiến trúc cao, cho kết quả cạnh tranh trên các benchmark phổ biến.

- Chứng minh tính khả thi và hiệu quả của phương pháp thông qua so sánh với các NAS hiện có, đồng thời tạo tiền đề cho ứng dụng NAS hybrid trong các bài toán thực tế, đặc biệt là y tế.

## **TÀI LIỆU THAM KHẢO** (*Định dạng DBLP*)

- [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]. Li, Changlin, et al. "Bossnas: Exploring hybrid cnn-transformers with block-wisely self-supervised neural architecture search." *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*. 2021.
- [6]Wenchao Gu, et al.: *MS-NAS: Multi-Scale Neural Architecture Search for Medical Image Segmentation*. MICCAI 2020.
- [7]Yanfei Chen, et al.: *DPE-NAS: Differential Progressive Evolution for Neural Architecture Search in Medical Image Segmentation*. IEEE JBHI 2022.
- [8]Sungwoong Kim, et al.: *Scalable Neural Architecture Search for 3D Medical Image Segmentation*. MICCAI 2019.
- [9]Yuanzheng Jiang, et al.: *H-NAS: Hybrid Neural Architecture Search for 3D Medical Image Segmentation*. MICCAI 2020.
- [10]Zhuotao Tian, et al.: *DeeperLab: Single-Shot Segmentation with Combined Semantic and Instance Predictions*. CoRR abs/1902.05093 (2019).
- [11]Yiheng Zhang, et al.: *Customizable Architecture Search for Semantic Segmentation*. CVPR 2019.
- [12]Chenxi Liu, et al.: *Auto-DeepLab: Hierarchical Neural Architecture Search for Semantic Image Segmentation*. CVPR 2019.
- [13]Parker Hill, et al.: *NAS-U-Net: Neural Architecture Search for Medical Image Segmentation*. IEEE Access 2019.
- [14]Yutong Xie, et al.: *NAS-Shape: Neural Architecture Search for Shape-aware Medical Image Segmentation*. MICCAI 2021.
- [15]Huaijin Chen, et al.: *V-NAS: Neural Architecture Search for Volumetric Medical Image Segmentation*. 3DV 2019.
- [16]Xinyu Gong, et al.: *Auto-GAN: Neural Architecture Search for Generative Adversarial Networks*. ICCV 2019.
- [17]Chengxu Zuo, et al.: *C2FNAS: Coarse-to-Fine Neural Architecture Search for 3D Medical Image*

*Segmentation*. CVPR 2020.

[18]Dong Yang, et al.: *Searching Learning Strategy with Reinforcement Learning for 3D Medical Image Segmentation*. MICCAI 2019.

[19]Zhanghui Kuang, et al.: *Fashion-Cut: Interactive Segmentation for Fashion Images*. ACM MM 2018.

[20]Xin Chen, et al.: *Progressive Differentiable Architecture Search: Bridging the Depth Gap between Search and Evaluation*. ICCV 2019.

[21]Yutong Xie, et al.: *CoTr: Efficiently Bridging CNN and Transformer for 3D Medical Image Segmentation*. MICCAI 2021.