

BÁO CÁO ĐỒ ÁN CUỐI KỲ

Môn học

**CS519 - PHƯƠNG PHÁP LUẬN
NGHIÊN CỨU KHOA HỌC**

Lớp học

CS519.N11

Giảng viên


PGS.TS. LÊ ĐÌNH DUY



Thời gian

09/2022 - 2/2023

THÔNG TIN NHÓM LỰC-VIỆT-VŨ

- Link YouTube:
<https://youtube.com/>
- Link slides:
<https://github.com/vuhh2002/CS519.N11/Slides.pdf>
- Link Github:
<https://github.com/vuhh2002/CS519.N11>
- Số câu hỏi QT của cả nhóm: 0

<ul style="list-style-type: none">● Họ và Tên: Huỳnh Hoàng Vũ● MSSV: 20520864● Lớp: KHTN2020● Email: vuhh2002@outlook.com● Điện thoại: 0355649290 	<ul style="list-style-type: none">● Tự đánh giá (điểm tổng kết môn): 8/10● Số buổi vắng: 3● Số câu hỏi QT cá nhân: 7● Mô tả công việc và đóng góp của cá nhân cho kết quả của nhóm:<ul style="list-style-type: none">○ Thảo luận ý tưởng○ Viết phần Tóm tắt○ Chỉnh sửa phần Giới thiệu○ Cùng viết phần Mục tiêu, Nội dung và Phương pháp, Kết quả dự kiến, Kế hoạch thực hiện.○ Cùng làm Poster○ Làm một đoạn Video
<ul style="list-style-type: none">● Họ và Tên: Lê Thế Việt● MSSV: 20520093● Lớp: KHTN2020● Email:	<ul style="list-style-type: none">● Tự đánh giá (điểm tổng kết môn): 7/10● Số buổi vắng: 3● Số câu hỏi QT cá nhân: 6● Mô tả công việc và đóng góp của cá nhân cho kết quả của nhóm:

<p>20520093@gm.uit.edu.vn</p> <ul style="list-style-type: none"> • Điện thoại: 0365749303 	<ul style="list-style-type: none"> ○ Thảo luận ý tưởng ○ Viết phần giới thiệu ○ Khảo sát các phương pháp NAS, MONAS
<ul style="list-style-type: none"> • Họ và Tên: Trương Mai Tấn Lực • MSSV: 20520241 • Lớp: KHTN2020  <ul style="list-style-type: none"> • Email: 20520241@gm.uit.edu.com 	<ul style="list-style-type: none"> • Tự đánh giá (điểm tổng kết môn): 8/10 • Số buổi vắng: 4 • Số câu hỏi QT cá nhân: 8 • Mô tả công việc và đóng góp của cá nhân cho kết quả của nhóm: <ul style="list-style-type: none"> ○ Thảo luận ý tưởng ○ Viết phần Nội Dung và Phương Pháp ○ Chỉnh sửa phần Giới thiệu, Tóm tắt ○ Lựa chọn đề tài ○ Cùng làm poster

ĐỀ CƯƠNG NGHIÊN CỨU

TÊN ĐỀ TÀI

MỘT THUẬT TOÁN CẢI TIẾN CHO BÀI TOÁN TÌM KIẾM KIẾN TRÚC THẦN KINH ĐA MỤC TIÊU

TÊN ĐỀ TÀI TIẾNG ANH

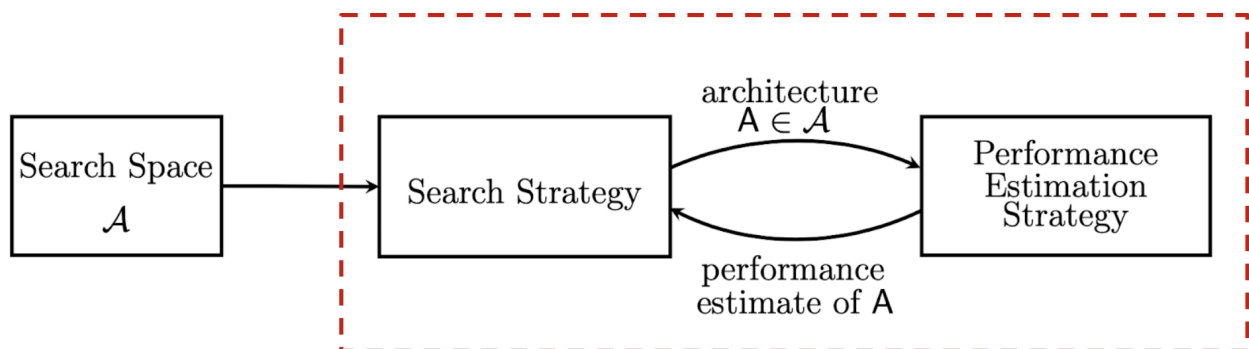
A NEW STATE-OF-THE-ART ALGORITHM FOR MULTI-OBJECTIVE NEURAL ARCHITECTURE SEARCH

TÓM TẮT

Gần đây, lĩnh vực Deep Learning đã cho ra nhiều kết quả ấn tượng. Tuy vậy, các kiến trúc mạng neural tân tiến đòi hỏi nhiều giờ thiết kế của các chuyên gia. Bên cạnh đó, chúng yêu cầu một lượng lớn sức mạnh tính toán để huấn luyện và sử dụng. Các thuật toán tìm kiếm kiến trúc thần kinh đa mục tiêu (MONAS) có thể khắc phục được hiện trạng này.

Trong công trình này, chúng tôi kỳ vọng sẽ phát triển được một thuật toán MONAS tân tiến, đồng thời huấn luyện và cung cấp miễn phí các pre-trained model tân tiến cho cộng đồng.

GIỚI THIỆU



Neural Architecture Search (NAS) là một nhánh nghiên cứu của lĩnh vực AutoML. NAS là các kỹ thuật giúp tự động tìm kiếm (thiết kế) kiến trúc mạng neural được sử dụng rộng rãi trong lĩnh vực Machine Learning. NAS nhằm tới mục tiêu tìm ra kiến trúc mạng tối ưu cho một task cụ thể, ví dụ như image classification hoặc question answering, với sự can thiệp tối thiểu từ con người. NAS bao gồm 3 phần chính:

- Search space, không gian tìm kiếm các kiến trúc khả thi có thể được explore bởi thuật

toán.

- Optimization algorithm, thuật toán tối ưu dùng để chọn và đánh giá các kiến trúc.
- Performance metric, để đánh giá độ tốt của mỗi kiến trúc trên mỗi task.

Ở một số task, NAS đã tìm ra các kiến trúc mạnh ngang hoặc thậm chí tốt hơn các kiến trúc được thiết kế thủ công bởi các chuyên gia.

Multi-objective Neural Architecture Search (MONAS) là một nhánh nghiên cứu của NAS. MONAS cũng tương tự như NAS nhưng hướng tới tối ưu hóa đa mục tiêu.

MONAS có thể giải quyết được sự đánh đổi giữa hiệu suất và sức tiêu thụ tài nguyên của các neural model, thứ mà rất quan trọng trong ứng dụng các mạng neural trong khi phần cứng tính toán bị giới hạn.

MỤC TIÊU

- Một thuật toán mới giúp đạt hiệu suất tốt hơn 10% so với các thuật toán MONAS hiện có.
- Một bộ pre-trained model thể hiện sự đánh đổi tốt nhất (biên pareto) giữa hiệu suất và độ phức tạp của kiến trúc.

NỘI DUNG VÀ PHƯƠNG PHÁP

a. NỘI DUNG:

- Nghiên cứu các benchmark được xây dựng riêng cho bài toán NAS và MONAS như NATS-Bench, NAS-Bench-201 và NAS-Bench-101, ...
- Nghiên cứu 4 hướng tiếp cận phổ biến trong bài toán NAS bao gồm: ước lượng đạo hàm, pruning, reinforcement learning và evolutionary algorithm.
- Nghiên cứu 4 hướng tiếp cận trên cho bài toán MONAS và các thuật toán tốt nhất hiện tại.
- Nghiên cứu các phương pháp cải thiện hiệu suất bao gồm: thay đổi, kết hợp các chiến lược tìm kiếm, giảm độ lớn của không gian tìm kiếm và sử dụng các proxy metric nhằm giảm thời gian huấn luyện.
- Nghiên cứu các proxy metric phổ biến như synflow, jacobov_cov, fisher, ...
- Xây dựng thuật toán mới.
- Tìm kiếm, huấn luyện các kiến trúc mạng.

b. PHƯƠNG PHÁP:

- ❖ Kiểm tra không gian tìm kiếm của các benchmark. Đa số các nghiên cứu MONAS trước đây đều tốn > 200 days CPU. Do đó cần lựa chọn, giới hạn không gian tìm kiếm cho phù hợp với tài nguyên tính toán cho phép.
- ❖ Thiết kế thực nghiệm so sánh các phương pháp trên cùng một benchmark.
- ❖ Tìm hiểu, so sánh từng giai đoạn của các phương pháp (như giai đoạn khởi tạo, đột biến, chọn lọc, ...).
- ❖ Phân tích, đánh giá ưu nhược điểm của các phương pháp hiện tại.
- ❖ Đề xuất các ý tưởng giúp kết hợp các ưu điểm, loại bỏ các nhược điểm.
- ❖ Đề xuất các ý tưởng giúp các thuật toán hoạt động tốt ở bài toán NAS có thể hoạt động trên bài toán MONAS.
- ❖ Đề xuất các ý tưởng giúp ứng dụng các phương pháp cải thiện hiệu suất vào bài toán MONAS.
- ❖ Liên tục kiểm định các ý tưởng, rút ra nhận xét, và đề xuất các ý tưởng mới.
- ❖ Tìm kiếm, huấn luyện các kiến trúc mạng bằng thuật toán mới với 2 mục tiêu là hiệu suất và độ phức tạp của kiến trúc.

KẾT QUẢ DỰ KIẾN

- Một thuật toán mới giúp đạt hiệu suất tốt hơn 10% so với các thuật toán MONAS hiện có.
- Một bộ pre-trained model thể hiện sự đánh đổi tốt nhất (biên pareto) giữa hiệu suất và độ phức tạp của kiến trúc.
- Một số đề xuất giúp một số thuật toán, phương pháp cải thiện hiệu suất vốn chỉ hoạt động trên bài toán NAS có thể hoạt động trên bài toán MONAS.
- Báo cáo so sánh các thuật toán MONAS.

KẾ HOẠCH THỰC HIỆN

- ❖ Tuần 1 – 7: Tìm hiểu và thực nghiệm các thuật toán, phương pháp hiện có.
 - Kết quả dự kiến:
 - Báo cáo so sánh các thuật toán MONAS.
- ❖ Tuần 4 – 13: Liên tục kiểm định các ý tưởng, rút ra nhận xét, và đề xuất các ý tưởng mới.
 - Kết quả dự kiến:
 - Một thuật toán mới giúp đạt hiệu suất tốt hơn 10% so với các thuật toán MONAS hiện có.
 - Một số đề xuất giúp một số thuật toán, phương pháp cải thiện hiệu suất vốn chỉ hoạt động trên bài toán NAS có thể hoạt động trên bài toán MONAS.
- ❖ Tuần 13 – 16: Tìm kiếm, huấn luyện các kiến trúc mạng bằng thuật toán mới với 2 mục tiêu là hiệu suất và độ phức tạp.
 - Kết quả dự kiến:
 - Một bộ pre-trained model thể hiện sự đánh đổi tốt nhất (biên pareto) giữa hiệu suất và độ phức tạp của kiến trúc.

❖ Phân công nhiệm vụ:

Sinh viên thực hiện	Phụ trách chính	Hỗ trợ
Trương Mai Tấn lược	<ul style="list-style-type: none">● Tìm hiểu các thuật toán, phương pháp	<ul style="list-style-type: none">● Thảo luận ý tưởng● Thiết kế thực nghiệm
Huỳnh Hoàng Vũ	<ul style="list-style-type: none">● Thảo luận ý tưởng	<ul style="list-style-type: none">● Tìm hiểu các thuật toán, phương pháp● Thiết kế thực nghiệm
Lê Thế Việt	<ul style="list-style-type: none">● Thiết kế thực nghiệm	<ul style="list-style-type: none">● Thảo luận ý tưởng● Tìm hiểu các thuật toán, phương pháp

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Abdelfattah, M. S., Mehrotra, A., Dudziak, L., & Lane, N. D. (2021). Zero-Cost Proxies for Lightweight NAS. International Conference on Learning Representations (ICLR).
- Dong, X., Liu, L., Musial, K., & Gabrys, B. (2021). NATS-Bench: Benchmarking NAS Algorithms for Architecture Topology and Size. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI). doi:10.1109/TPAMI.2021.3054824
- References Dong, X., & Yang, Y. (2020). NAS-Bench-201: Extending the Scope of

Reproducible Neural Architecture Search. International Conference on Learning Representations (ICLR). Retrieved from

<https://openreview.net/forum?id=HJxyZkBKDr>

- References Ying, C., Klein, A., Christiansen, E., Real, E., Murphy, K., & Hutter, F. (09--15 Jun 2019). NAS-Bench-101: Towards Reproducible Neural Architecture Search. In K. Chaudhuri & R. Salakhutdinov (Eds.), Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning (pp. 7105–7114). Retrieved from <http://proceedings.mlr.press/v97/ying19a.html>