

# ỨNG DỤNG AI TRONG KHAI PHÁ DỮ LIỆU ẢNH VIỄN THĂM

Vũ Minh Hiếu	MSV: 22001582
Ngô Quang Huy	MSV: 22001592
Nguyễn Xuân Hồng	MSV: 22001589

Giảng viên hướng dẫn: TS. Đỗ Thanh Hà



- 1 Mở đầu
- 2 Cơ sở lý thuyết
- 3 Phương pháp đề xuất
- 4 Kết quả chính & Phân tích
- 5 Kết luận và hướng phát triển

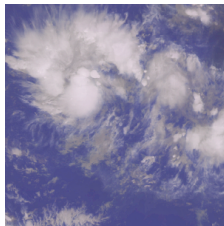
- 1 Mở đầu
- 2 Cơ sở lý thuyết
- 3 Phương pháp đề xuất
- 4 Kết quả chính & Phân tích
- 5 Kết luận và hướng phát triển

## Bối cảnh:

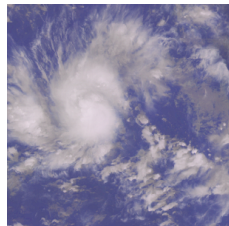
- Bão nhiệt đới gây thiệt hại lớn.
- Cần phân loại cường độ bão **nhANH, chính xác**.
- Phương pháp Dvorak: *thủ công, tốn thời gian*.
- AI/Học sâu: tiềm năng tự động hóa mạnh mẽ.

## Bài toán đặt ra:

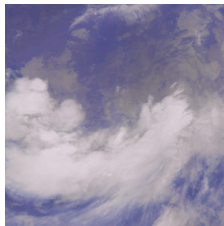
- Phân loại 4 cấp độ bão: TD, TS, STS, TY.
- Dữ liệu: Ảnh IR từ vệ tinh MTSAT.



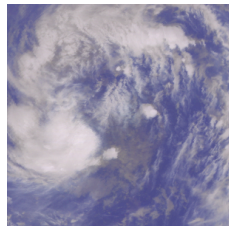
TD



TS



STS



TY

# Mục tiêu, Phạm vi & Đóng góp

## Mục tiêu nghiên cứu:

- Xây dựng mô hình AI (ViT/ResNet + Auxiliary Task).
- So sánh hiệu năng các mô hình.
- Phân tích vai trò của chỉ số phụ **CINumber**.

## Phạm vi nghiên cứu:

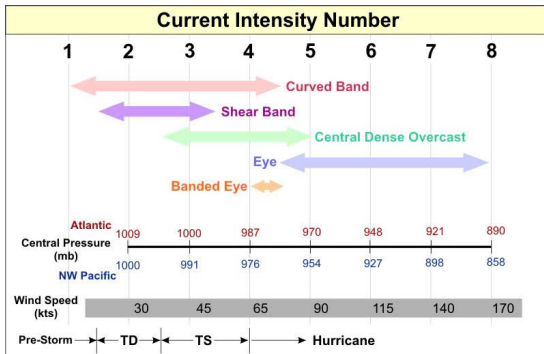
- Dữ liệu: Ảnh IR đơn lẻ từ MTSAT.
- Không xử lý chuỗi thời gian hay dự đoán quỹ đạo.

## Đóng góp chính:

- Mô hình học sâu hiệu quả cho bài toán phân loại bão.
- Làm rõ vai trò nhiệm vụ phụ trong huấn luyện.
- Gợi mở hướng ứng dụng AI trong phân tích khí tượng.

- 1 Mở đầu
- 2 Cơ sở lý thuyết
- 3 Phương pháp đề xuất
- 4 Kết quả chính & Phân tích
- 5 Kết luận và hướng phát triển

# Chỉ số Current Intensity Number (CINumber)



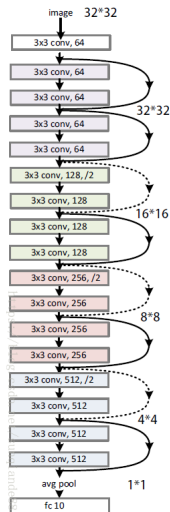
- Dvorak đánh giá cường độ bão qua chỉ số Current Intensity Number - CINumber dựa trên các mẫu hình thái mây.
- Chỉ số CINumber này sau đó được quy đổi ra vận tốc gió và áp suất tâm bão.

# Thành phần Backbone – ResNet-18

Sử dụng **ResNet-18** làm một trong các bộ trích xuất đặc trưng ảnh, với trọng số **pretrained** trên ImageNet và **fine-tuned** trên dữ liệu bảo.

## Ý tưởng chính:

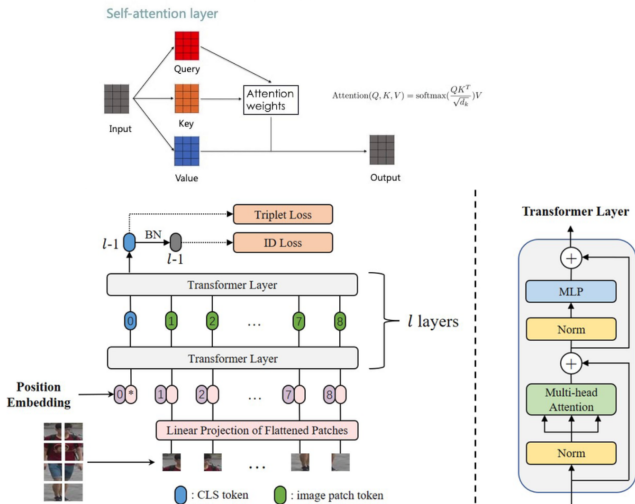
- **Kết nối tắt:** Giúp huấn luyện mạng rất sâu, tránh suy giảm độ dốc.
- Công thức khối dư cơ bản:  
 $H(x) = \mathcal{F}(x) + x$



Cấu trúc mạng ResNet-18



# Thành phần Backbone - Vision Transformer (ViT)



- 1 Mở đầu
- 2 Cơ sở lý thuyết
- 3 Phương pháp đề xuất**
- 4 Kết quả chính & Phân tích
- 5 Kết luận và hướng phát triển

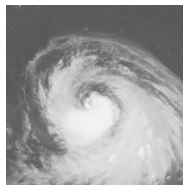
# Nguồn và đặc tính dữ liệu nghiên cứu

Nghiên cứu sử dụng dữ liệu ảnh hồng ngoại (IR) đa kênh từ **vệ tinh địa tĩnh MTSAT** kết hợp với **thông tin Dvorak** trong quá khứ.

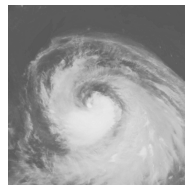
**Thông số chính:**

First images from MTSAT-2:	
Channel	Wavelength (micrometer)
Visible Channel	0.55 - 0.90
Infrared Channel 1	10.3 - 11.3
Infrared Channel 2	11.5 - 12.5
Infrared Channel 3	6.5 - 7.0
Infrared Channel 4	3.5 - 4.0

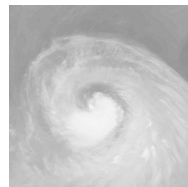
*Kênh IR1*



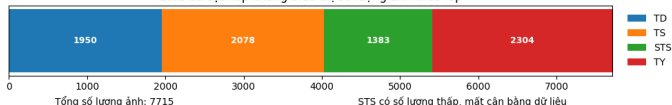
*Kênh IR2*



*Kênh IR3*

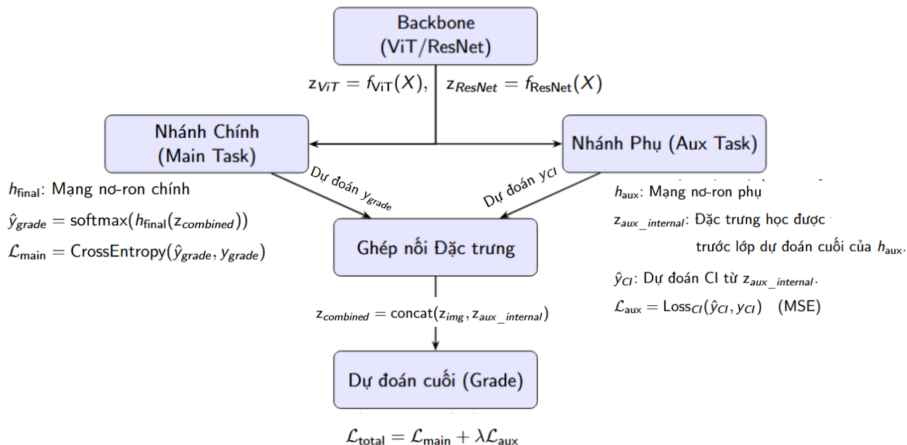


Biểu đồ cột xếp chồng biểu thị số lượng ảnh theo lớp



# Kiến trúc tổng quan của mô hình

Kết hợp đặc trưng ảnh từ ViT/ResNet (pretrained, fine-tuned) và định hướng học đặc trưng bằng **nhiệm vụ phụ (Auxiliary Task)** dự đoán chỉ số Dvorak (CI) từ ảnh.



## 1. Loại bỏ những hàng bị lỗi:

- Các hàng có giá trị Null cần được xử lý.

## 2. Chuẩn hóa lại cột kinh độ, vĩ độ:

- Giá trị tại cột Kinh độ đưa về đoạn hợp lý  $0^\circ$  đến  $360^\circ$ .
- Giá trị tại cột Vĩ độ đưa về đoạn hợp lý  $-90^\circ$  đến  $90^\circ$ .

## 1. Tiền xử lý Dữ liệu Ảnh:

- Tải ảnh IR từ vệ tinh MTSAT: Thu thập từ <ftp://hmwr829gr.cr.chiba-u.ac.jp/>.
- Chuyển ảnh từ định dạng NC sang PNG: Sử dụng ngưỡng nhiệt để giảm thiểu khối lượng tính toán.
- **Cắt vùng quan tâm (ROI):** Cửa sổ  $303 \times 303$  pixel quanh tâm bão đã được xác định.
- **Thay đổi kích thước ảnh (Resize):** Ảnh ROI được resize thành  $224 \times 224$  pixel (sử dụng nội suy song tuyến tính).
- **Chuẩn hóa (Normalization):** Giá trị pixel được điều chỉnh bằng cách trừ đi giá trị trung bình (mean) và chia cho độ lệch chuẩn (std) của tập dữ liệu ImageNet.

## Tăng cường và Cân bằng Dữ liệu (Tập huấn luyện):

- **Mục tiêu:** Giảm thiểu hiện tượng học vẹt (overfitting), tăng cường sự đa dạng của dữ liệu huấn luyện, đặc biệt đối với các lớp cường độ ít mẫu.
- **Các kỹ thuật được sử dụng:**
  - Xoay ngẫu nhiên (Random Rotation): Xoay ảnh một góc ngẫu nhiên trong khoảng  $\pm 10^\circ$ .
  - Lật ảnh ngẫu nhiên (Random Flipping): Lật ảnh ngẫu nhiên theo chiều ngang hoặc chiều dọc.
  - Dịch chuyển ảnh (Random Shift): Dịch chuyển ảnh ngẫu nhiên theo cả chiều ngang và chiều dọc  $\pm 5$  pixels.

## 3. Mô hình thử nghiệm:

	TH 1	TH 2	TH 3	TH 4
Bước	ResNet18	ViT	ResNet18+Aux	ViT + Aux
Backbone ( $f_{bb}$ )	ResNet18 →	ViT →	ResNet18 →	ViT →
Aux Head ( $h_{aux}$ ) ( $\mathcal{L}_{aux}$ )	Không	Không	Input: Predict CI Output:	Input: Predict CI Output:
Combine Features ()	Không =	Không =	concat(,) →	concat(,) →
Final Head ( $h_{final}$ ) ( $\mathcal{L}_{main}$ )	Input: Predict Grade	Input: Predict Grade	Input: Predict Grade	Input: Predict Grade

: Features từ Backbone. : Features nội bộ từ Aux Head.



- 1 Mở đầu
- 2 Cơ sở lý thuyết
- 3 Phương pháp đề xuất
- 4 Kết quả chính & Phân tích**
- 5 Kết luận và hướng phát triển

# Kết quả chính & Phân tích

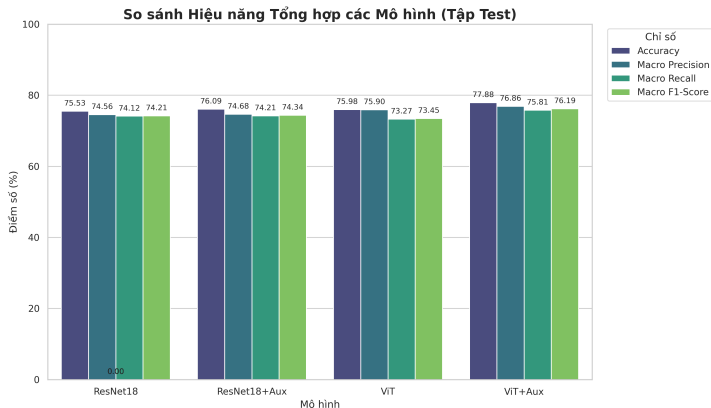
Số lượng ảnh theo từng lớp (Grade) trước và sau tăng cường dữ liệu:

Lớp (Grade)	Origin Train	Augment Train	Validation	Test
TD	1532	3620	209	209
TS	1616	3680	231	231
STS	1058	3608	162	163
TY	1718	3618	293	293
<b>Tổng</b>	<b>5924</b>	<b>14526</b>	<b>895</b>	<b>896</b>

So sánh 4 mô hình trên tập kiểm tra (Precision)

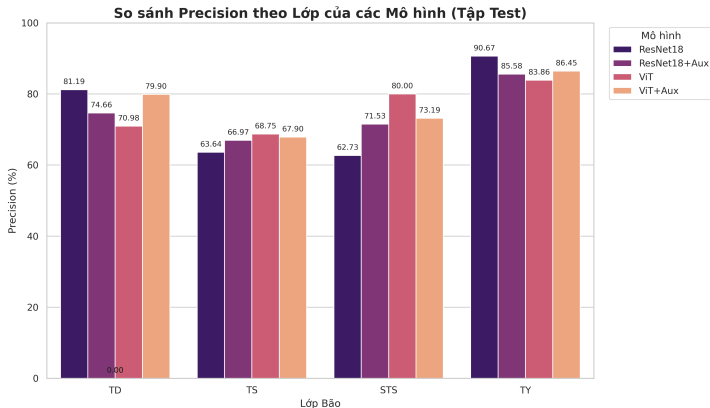
Mô hình	TD	TS	STS	TY	Accuracy
ResNet18	<b>81.19%</b>	63.64%	62.73%	<b>90.67%</b>	75.53%
ResNet18+Aux	74.66%	66.97%	71.53%	85.58%	76.09%
ViT	70.96%	<b>68.75%</b>	<b>80.0%</b>	83.86%	75.98%
<b>ViT+Aux</b>	79.9%	67.9%	73.19%	86.45%	<b>77.88%</b>

# So sánh hiệu năng tổng hợp (Tập Test)



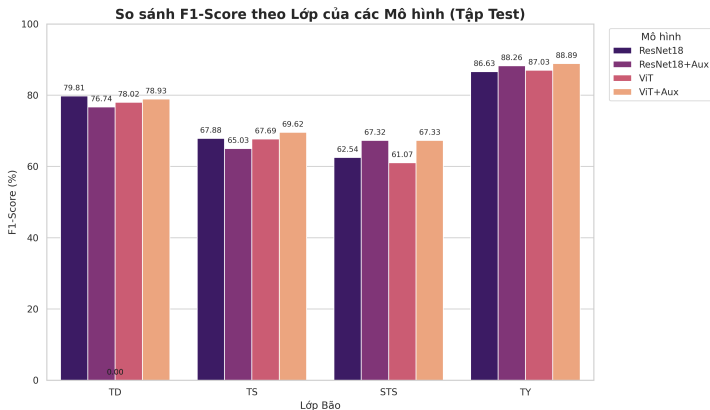
- **ViT+Aux** đạt kết quả tổng thể tốt nhất với F1-Score 76.19% và Accuracy 77.88%.
- Nhánh phụ (+Aux) giúp cải thiện hiệu quả so với mô hình gốc.

# So sánh Precision theo lớp (Tập Test)



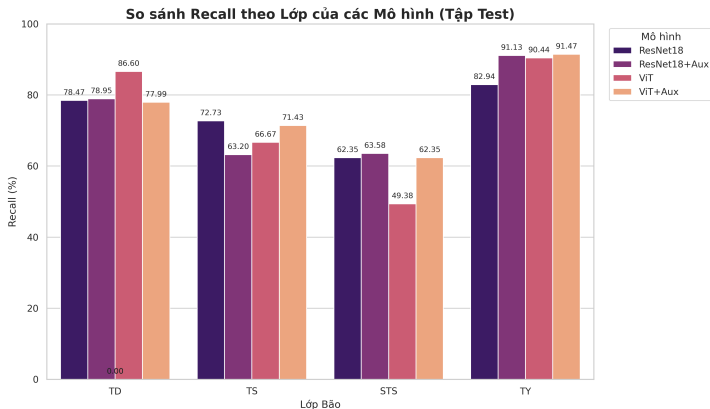
- **TY, TD** có Precision cao, ít dự đoán nhầm.
- **TS, STS** có Precision thấp hơn, dễ bị nhầm.

# So sánh F1-Score theo lớp (Tập Test)



- Lớp **TY** luôn đạt F1 cao ( 87-89%), dễ nhận diện.
- Lớp **STS** F1 thấp và biến động, khó phân loại.
- **ViT+Aux** cải thiện F1 cho STS so với ViT.

# So sánh Recall theo lớp (Tập Test)



- **TY, TD** có Recall cao, ít bỏ sót mẫu thực.
- **STS** Recall thấp, thường bị nhầm lớp khác.
- **ViT+Aux** cải thiện rõ Recall lớp STS.

# Kết quả thực nghiệm

- Tích hợp nhiệm vụ phụ (**Aux Task CI**) giúp cải thiện rõ rệt độ chính xác so với mô hình gốc.
- Mô hình **ViT + Aux Head** đạt kết quả tốt nhất (độ chính xác 77–78%) trên tập dữ liệu thử nghiệm.
- Việc **kết hợp kiến thức chuyên môn** (theo Dvorak) góp phần tăng hiệu quả mô hình.
- Tuy nhiên, **độ chính xác vẫn còn hạn chế**, dễ nhầm lẫn giữa các lớp liền kề (TS và STS), và có dấu hiệu **overfitting**.

- Đề tài đã nghiên cứu ứng dụng học sâu để ước tính cường độ bão từ ảnh vệ tinh hồng ngoại đa kênh, sử dụng các kiến trúc backbone ResNet-18 và Vision Transformer (ViT), kết hợp với nhiệm vụ phụ dự đoán chỉ số Dvorak (CINumber).
- Kết quả sơ bộ trên tập validation cho thấy ViT cho hiệu suất cao và ổn định hơn so với ResNet-18.
- Việc bổ sung nhiệm vụ phụ mang lại lợi ích đáng kể cho ViT, nhưng không rõ rệt đối với ResNet-18.
- Tuy nhiên, hiện tượng quá khớp vẫn là một thách thức cần được giải quyết trong các nghiên cứu tiếp theo.



- 1 Mở đầu
- 2 Cơ sở lý thuyết
- 3 Phương pháp đề xuất
- 4 Kết quả chính & Phân tích
- 5 Kết luận và hướng phát triển

- Đề tài đã nghiên cứu ứng dụng học sâu để ước tính cường độ bão từ ảnh vệ tinh hồng ngoại đa kênh, sử dụng kiến trúc với backbone ResNet/ViT và nhiệm vụ phụ dự đoán chỉ số Dvorak.
- Kết quả sơ bộ trên tập validation cho thấy kiến trúc Vision Transformer (ViT) đạt hiệu suất tốt hơn ResNet-18, và việc kết hợp nhiệm vụ phụ có lợi ích đáng kể cho ViT. Tuy nhiên, hiện tượng quá khớp vẫn là một thách thức cần giải quyết.

## Tóm lại

- Việc thêm nhiệm vụ phụ dự đoán CInumber có đóng góp tích cực cho mô hình dựa trên Vision Transformer (ViT), nhưng không rõ rệt với ResNet-18.
- Kiến trúc Vision Transformer (ViT) cho thấy hiệu suất phù hợp và ổn định hơn cho bài toán này so với ResNet-18.

# Hướng phát triển<sup>2</sup>

## Về kiến trúc mô hình

Dựa trên kết quả và thách thức, các hướng phát triển tiềm năng:

- **Nâng cấp Kiến trúc Mô hình:**

- Tiếp tục khám phá tiềm năng kiến trúc học sâu hiện đại (biến thể Transformer tiên tiến) [2, 4].
- Cải tiến phương pháp ghép nối giữa các đặc trưng [17, 13].

# Hướng phát triển

## Về Khai thác và Xử lý Dữ liệu

Thách thức về dữ liệu (mất cân bằng, đa dạng) [6, 1, 14, 13]:

- **Khai thác và Xử lý Dữ liệu Hiệu quả hơn:**

- Tích hợp dữ liệu đa nguồn (Visible, Reanalysis, SAR, v.v.) [17, 13].
- Việc kết hợp các nguồn dữ liệu không gian địa lý khác [13].
- Khai thác thông tin chuỗi thời gian của ảnh bão [10].
- Xử lý mất cân bằng dữ liệu hiệu quả hơn (lấy mẫu, hàm mất mát có trọng số, mô hình sinh) [6, 1, 14].

# Hướng phát triển

## Về Cải tiến Quy trình Huấn luyện

Hiện tượng quá khớp cho thấy cần chiến lược huấn luyện tốt hơn:

- **Cải tiến Quy trình Huấn luyện và Tối ưu hóa:**

- Điều chuẩn và Hàm mất mát:
  - Kỹ thuật điều chuẩn hiệu quả hơn để giảm overfitting [1, 14].
  - Khám phá hàm mất mát mới giảm nhiễu [4].
- Học đa nhiệm:
  - Tối ưu hóa chiến lược học đa nhiệm, tìm hệ số trọng số  $\lambda$  tối ưu [4].
  - Nghiên cứu sâu hơn về cách nhiệm vụ phụ tác động đến học đặc trưng [4].

# Hướng phát triển<sup>2</sup>

## Về Khả năng Diễn giải

Tăng cường sự tin cậy và ứng dụng thực tế:

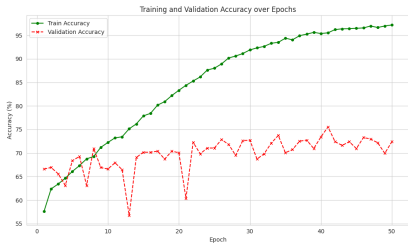
- **Tăng cường Khả năng Diễn giải:**

- Áp dụng kỹ thuật AI giải thích được (XAI) để hiểu rõ đặc trưng quan trọng mô hình dựa vào [16, 14].
- Liên kết đặc trưng học được với khái niệm hình thái mây/vật lý [16].

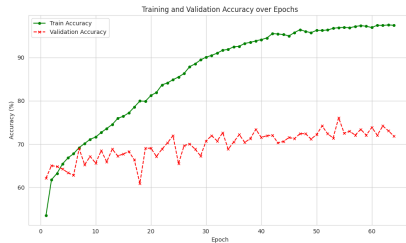
# Trân trọng cảm ơn!



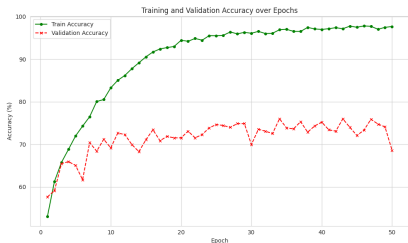
# Accuracy quá trình training



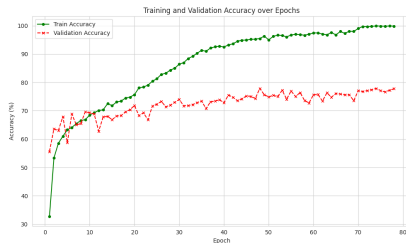
ResNet-18



ResNet18+Aux



ViT

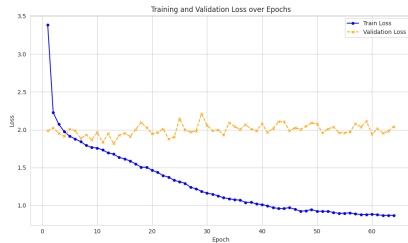


ViT+Aux

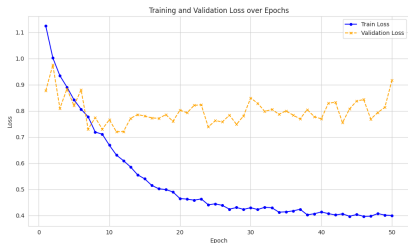
# Loss quá trình training



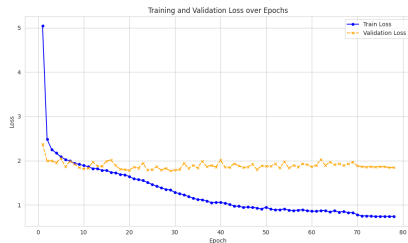
ResNet-18



ResNet18+Aux



ViT



ViT+Aux

- [1] *A Review of Practical AI for Remote Sensing in Earth Sciences.* MDPI.
- [2] *AI Foundation Models in Remote Sensing: A Survey.* arXiv.
- [3] *AI Security for Geoscience and Remote Sensing: Challenges and Future Trends.* ResearchGate.
- [4] *An Analysis on Intelligent Systems for Remote Sensing Satellite Image Processing and Classification.* ResearchGate.
- [5] *Artificial Intelligence for Remote Sensing applications: recent developments and main challenges.* YouTube.
- [6] *Artificial Intelligence for Remote Sensing Data Analysis: A Review of Challenges and Opportunities.* ResearchGate.
- [7] *Emerging Technologies and Future Directions in Air Quality Remote Sensing.* Taylor & Francis.
- [8] *Emerging Topics in Artificial Intelligence (ETAI) 2025.* SPIE.
- [9] **A. Mueed Hafiz, S. Ahmad Parah and R. U. A. Bhat.** 11.8. *Transformers for Vision.* Accessed 6-Apr-2025. 2021. URL: [https://d2l.ai/chapter\\_attention-mechanisms-and-transformers/vision-transformer.html](https://d2l.ai/chapter_attention-mechanisms-and-transformers/vision-transformer.html).

- [10] *New Artificial Intelligence Methods for Remote Sensing Monitoring of Coastal Cities and Environment. Frontiers.*
- [11] T. L. Olander and C. S. Velden. ?The Advanced Dvorak Technique (ADT) for Estimating Tropical Cyclone Intensity: Update and New Capabilities? in *Weather and Forecasting*: 34.4 (august 2019), pages 905 DOI: 10.1175/WAF-D-19-0008.1.
- [12] T. L. Olander and others. ?Investigation of machine learning using satellite-based advanced Dvorak technique analysis parameters to estimate tropical cyclone intensity? in *Journal of Applied Meteorology and Climatology* 60.12 (december 2021), pages 2161–2176.
- [13] *Opportunities and Challenges of Artificial Intelligence and Big Data for Remote Sensing. Frontiers.*
- [14] *Potential Applications and Limitations of Artificial Intelligence in Remote Sensing Data Interpretation.*
- [15] *RADAR: Remote Sensing Data Analysis with Artificial Intelligence.*
- [16] *Recent Trends Challenges and Limitations of Explainable AI in Remote Sensing. CVF Open Access.*

- [17] *Remote Sensing Data Quality in the Era of AI*. ResearchGate / ISPRS Annals.
- [18] N. H. Thành. ?Đánh giá phương pháp Dvorak cải tiến để xác định cường độ bão từ ảnh mây vệ tinh địa tĩnh cho khu vực Biển Đông? Luận văn Thạc sĩ Khoa học. Trường ĐH Khoa học Tự nhiên, Hà Nội, 2017.
- [19] *The Emerging Trends and Applications of Big Data and Machine Learning/Artificial Intelligence (AI) in Remote Sensing II*. MDPI Special Issue.
- [20] Wei Tian and others. ?Estimation of Tropical Cyclone Intensity Using Multi-Platform Remote Sensing and Deep Learning with Environmental Field Information? in *Remote Sensing*: 15.8 (2023). DOI: 10.3390/rs15082085.
- [21] C. T. H. Trang. ?Nghiên cứu nhận dạng xoáy thuận nhiệt đới hoạt động trên khu vực Biển Đông bằng phương pháp trí tuệ nhân tạo? Luận văn Thạc sĩ Khoa học. Hà Nội, Việt Nam: Trường ĐH Khoa học Tự nhiên, ĐHQGHN, 2024.

- [22] *Transformers self-attention*. Accessed [Ngày truy cập]. **may** 2022. URL: <https://www.cnblogs.com/taotaoName/p/16258539.html>.
- [23] Z. Wang **and others**. ?A Review on the Application of Machine Learning Methods in Tropical Cyclone Forecasting? *in Frontiers in Earth Science*: 10 (**june** 2022). DOI: 10.3389/feart.2022.902596.
- [24] Z. Wang **and others**. *A unified survey on vision transformer: Recent advances and challenges*. Accessed [Ngày truy cập]. 2023. URL: [https://www.researchgate.net/figure/An-illustration-of-vision-transformer-ViT-28-for-person-re-identification-Every\\_fig3\\_361446085](https://www.researchgate.net/figure/An-illustration-of-vision-transformer-ViT-28-for-person-re-identification-Every_fig3_361446085).