

### 01.01 Thông tin bài báo:

**Tên bài báo:** Image-Adaptive YOLO for Object Detection in Adverse Weather Conditions

**Tên tác giả:** Wenyu Liu<sup>1,2\*</sup>, Gaofeng Ren<sup>3</sup>, Runsheng Yu<sup>4</sup>, Shi Guo<sup>5</sup>, Jianke Zhu<sup>1,2</sup>, Lei Zhang<sup>3,5</sup>

**Hội nghị:** AAAI 2022

**Năm:** 9 Mar 2022

**Download:** <https://arxiv.org/abs/2112.08088>

**Mã nguồn:** <https://arxiv.org/abs/2112.08088>

<https://github.com/wenyyu/ImageAdaptive-YOLO>.

### 01.02 Hạn chế của phương pháp trước:

Mặc dù các phương pháp phát hiện đối tượng dựa trên học sâu đã đạt được kết quả đầy hứa hẹn trên các bộ dữ liệu thông thường, nhưng vẫn còn nhiều thách thức để xác định vị trí đối tượng từ các hình ảnh chất lượng thấp được chụp trong điều kiện thời tiết bất lợi.

### 01.03 Giải quyết được hạn chế gì?

Phương pháp tiếp cận IA-YOLO được đề xuất của chúng tôi có thể xử lý hình ảnh một cách thích ứng trong cả điều kiện thời tiết bình thường và bất lợi

chúng tôi đề xuất một khung YOLO thích ứng hình ảnh (IA-YOLO) mới, trong đó mỗi hình ảnh có thể được cải tiến một cách thích ứng để có hiệu suất phát hiện tốt hơn

### 01.04 Giải quyết hạn chế như thế nào?

Cụ thể, một mô-đun xử lý hình ảnh có thể phân biệt (DIP) được trình bày để tính đến các điều kiện thời tiết bất lợi đối với máy dò YOLO có các tham số được dự đoán bởi một mạng nơ-ron phức hợp nhỏ (CNN-PP). Chúng tôi cùng nhau học CNN-PP và YOLOv3 theo cách thức toàn diện, điều này đảm bảo rằng CNN-PP có thể học một DIP thích hợp để nâng cao hình ảnh để phát hiện theo cách thức được giám sát yếu.

### 01.05 Các bộ dữ liệu thực nghiệm dùng trong bài báo:

**Abstract**

## INTRODUCTION

Trong điều kiện sương mù trong thế giới thực, phương pháp của chúng tôi có thể đầu ra một cách thích ứng hình ảnh rõ ràng hơn với các cạnh sắc nét hơn xung quanh ranh giới của đối tượng và do đó tạo ra kết quả phát hiện có độ tin cậy cao hơn với ít trường hợp bị thiếu hơn. chủ yếu gây ra bởi sự tương tác giữa thông tin cụ thể về thời tiết và các đối tượng, dẫn đến hiệu suất phát hiện kém.



(a) YOLO II (Baseline)



(b) IA-YOLO (Ours)

Hình 1 cho thấy một ví dụ về phát hiện đối tượng trong điều kiện sương mù. Người ta có thể thấy rằng nếu hình ảnh có thể được tăng cường phù hợp với điều kiện thời tiết, nhiều thông tin tiềm ẩn hơn về các vật thể bị mờ ban đầu và các vật thể bị nhận dạng sai có thể được khôi phục.

Để giải quyết vấn đề đầy thách thức này, Huang, Le và Jaw (2020) đã sử dụng hai mạng con để cùng tìm hiểu nâng cao khả năng hiển thị và phát hiện đối tượng, trong đó tác động của sự xuống cấp hình ảnh được giảm thiểu bằng cách chia sẻ các lớp trích xuất tính năng. Tuy nhiên, thật khó để điều chỉnh các thông số để cân bằng trọng lượng giữa phát hiện và phục hồi trong quá trình huấn luyện. Một cách tiếp cận khác là làm loãng ảnh hưởng của thông tin cụ thể về thời tiết bằng cách xử lý trước hình ảnh với các phương pháp hiện có như làm mờ hình ảnh (Hang et al. 2020; Liu et al. 2019) và nâng cao hình ảnh (Guo et al. 2020).

Tuy nhiên, các mạng khôi phục hình ảnh phức tạp phải được bao gồm trong các phương pháp này, các mạng này cần được đào tạo riêng với sự giám sát ở cấp độ pixel. Điều này đòi hỏi phải gắn nhãn các hình ảnh để khôi phục theo cách thủ công. Vấn đề này cũng có thể được coi là một nhiệm vụ thích ứng miền không có giám sát (Chen và cộng sự 2018; Hnewa và Radha 2021). So với máy dò đào tạo có hình ảnh rõ ràng (hình ảnh nguồn), người ta cho rằng hình ảnh được chụp dưới thời tiết bất lợi (hình ảnh mục tiêu) có sự thay đổi phân bố. Các phương pháp này chủ yếu áp dụng các nguyên tắc thích ứng miền và tập trung

vào việc sắp xếp các đặc điểm của hai bản phân phối và thông tin tiềm ẩn có thể thu được trong quá trình khôi phục hình ảnh dựa trên thời tiết thường bị bỏ qua.

## II. BACKGROUND

