

2. Phát triển thuật toán Yolo

2.1 Sự khác biệt chính (Tính năng)

Cốt lõi của thuật toán phát hiện mục tiêu YOLO nằm ở kích thước nhỏ của mô hình và tốc độ tính toán nhanh. Cấu trúc của YOLO rất đơn giản. Nó có thể trực tiếp đưa ra vị trí và danh mục của hộp giới hạn thông qua mạng nơ-ron. Tốc độ của YOLO nhanh vì YOLO chỉ cần đưa hình ảnh vào mạng để có được kết quả phát hiện cuối cùng, do đó YOLO cũng có thể nhận ra thời gian phát hiện video. YOLO sử dụng trực tiếp hình ảnh toàn cục để phát hiện, có thể mã hóa thông tin toàn cục và giảm lỗi phát hiện nền là đối tượng. YOLO có khả năng khái quát hóa mạnh vì YOLO có thể học các đặc điểm tổng quát hóa cao để chuyển sang các trường khác. Nó chuyển đổi vấn đề phát hiện mục tiêu thành vấn đề hồi quy, nhưng độ chính xác phát hiện cần được cải thiện. Kết quả kiểm tra của YOLO kém đối với các đối tượng rất gần nhau và theo nhóm. Hiệu suất kém này là do chỉ có hai hộp trong lưới được dự đoán và chỉ thuộc về một lớp đối tượng mới cùng loại, do đó xuất hiện tỷ lệ khung hình bất thường và các điều kiện khác, chẳng hạn như khả năng khái quát hóa yếu.

Do hàm mất mát, lỗi định vị là lý do chính để cải thiện hiệu quả phát hiện. Đặc biệt là việc xử lý các đối tượng lớn và nhỏ cần được tăng cường. Trong quá trình triển khai, điều quan trọng nhất là cách thiết kế hàm mất mát sao cho ba khía cạnh này có thể cân bằng tốt. YOLO sử dụng nhiều lớp lấy mẫu thấp hơn và các đặc điểm mục tiêu học được từ mạng không phải là đầy đủ để cải thiện hiệu quả phát hiện.

Kiến trúc YOLO ban đầu bao gồm 24 lớp tích chập, theo sau là hai lớp được kết nối đầy đủ. YOLO dự đoán nhiều hộp giới hạn trên mỗi ô lưới nhưng các hộp giới hạn có Giao điểm trên Hợp nhất (IOU) cao nhất với giá trị thực tế sẽ được chọn, được gọi là loại bỏ không đạt cực đại [13].

YOLO có hai khuyết điểm: một là định vị không chính xác, và hai là tỷ lệ thu hồi thấp hơn so với phương pháp dựa trên khuyến nghị khu vực. Do đó, YOLO V2 chủ yếu cải thiện ở hai khía cạnh này. Bên cạnh đó, YOLO V2 không đào sâu hay mở rộng mạng lưới mà đơn giản hóa mạng lưới.

Hai cải tiến của YOLO V2: Tốt hơn và Nhanh hơn.

2.2 Tốt hơn

2.2.1 Chuẩn hóa hàng loạt

Nó tương đương với việc chuẩn hóa đầu vào của mỗi lớp, tăng tốc độ hội tụ, xóa bỏ tổn thất, và tăng mAP thêm 2%.

2.2.2 Bộ phân loại độ phân giải cao

Mạng YOLO ban đầu sử dụng 224×224 pixel trước khi đào tạo và sau đó sử dụng 448×448 pixel trong quá trình phát hiện. Khi chuyển từ mô hình phân loại sang mô hình phát hiện, mô hình sẽ thích ứng với phân loại hình ảnh. YOLO V2 chia quá trình đào tạo trước thành hai bước: từ đầu, đào tạo mạng với 224×224 (160 ký nguyên) pixel, sau đó điều chỉnh pixel thành 448×448 và đào tạo trong mười kỷ nguyên.

2.2.3 Các tính năng tốt

Điều quan trọng nhất là thêm một lớp: thông qua lớp. Chức năng của lớp này là kết nối bản đồ đặc điểm 26×26 của lớp trước với bản đồ đặc điểm 13×13 của lớp này vì đặc điểm 13×13. Nó đủ để dự đoán các đối tượng lớn, nhưng dự đoán các đối tượng nhỏ không nhất thiết là hiệu quả và dễ hiểu.

Các đối tượng nhỏ hơn cuối cùng có thể biến mất sau nhiều lớp tích chập và hợp nhất. Do đó, các đối tượng lớn hơn

chức năng của lớp trước đó phải được hợp nhất.

2.2.4 Đào tạo đa thang đo

Phương pháp đào tạo mạng này cho phép cùng một mạng phát hiện hình ảnh có độ phân giải khác nhau. Mặc dù tốc độ đào tạo chậm hơn khi kích thước đầu vào lớn, tốc độ đào tạo nhanh hơn khi kích thước đầu vào nhỏ, đa thang đo. Đào tạo có thể cải thiện độ chính xác, do đó có sự cân bằng tốt giữa độ chính xác và tốc độ.

2.3 Nhanh hơn

2.3.1 Mạng tối-19

Trong YOLO, mạng đào tạo được sử dụng dựa trên GooleNet. Ở đây, tác giả thực hiện một so sánh đơn giản giữa GooleNet và VGG16. Về độ phức tạp tính toán (8,25 tỷ phép tính và 30,69 tỷ phép tính), GooleNet vượt trội hơn VGG16. Cái trước trong ImageNet thấp hơn cái sau một chút (88% so với 90%). Trong YOLO V2, tác giả sử dụng mô hình phân loại mới, Darknet-19, làm mạng chính.

Bảng 6 là cấu trúc mạng cuối cùng: Darknet-19 chỉ cần 5,58 tỷ phép toán. Mạng chứa 19 lớp tích chập và năm lớp gộp tối đa, và trong YOLO. GooleNet được sử dụng trong V1 có 24 lớp tích chập và hai lớp kết nối hoàn chỉnh. Do đó, các phép toán tích chập và tích chập trong Darknet-19 ít hơn so với các phép toán được sử dụng trong GooleNet. Nhìn chung, YOLO là chìa khóa để giảm lượng tính toán. Cuối cùng, lớp gộp trung bình được sử dụng để thay thế toàn bộ lớp kết nối cho dự đoán.

2.3.2 Đào tạo phân loại

Quá trình đào tạo phân loại ở đây đều là quá trình đào tạo trước trên ImageNet, chủ yếu bao gồm hai bước. Bộ dữ liệu là ImageNet, 160 Epoch được đào tạo, kích thước hình ảnh đầu vào là 224×224 và tốc độ học ban đầu là 0,1. Các phương pháp gia tăng dữ liệu tiêu chuẩn được sử dụng trong quá trình đào tạo, chẳng hạn như cắt ngẫu nhiên, xoay và điều chỉnh sắc độ và độ sáng.

Sau đó tinh chỉnh mạng: Lúc này, sử dụng đầu vào 448×448, tất cả các tham số vẫn không thay đổi ngoại trừ thời gian và tốc độ học. Ở đây, tốc độ học được thay đổi thành 0,001 và đào tạo được thực hiện mười lần.

Kết quả cho thấy độ chính xác của top-1 và top-5 sau khi tinh chỉnh lần lượt là 76,5% và 93,3%. Theo phương pháp đào tạo ban đầu, độ chính xác của top-1 và top-5 của Darknet-19 là 72,9% và 91,2%.

2.3.3 Đào tạo phát hiện

Đầu tiên, xóa lớp tích chập cuối cùng, sau đó thêm ba lớp tích chập 33. Mỗi lớp tích chập có 1024 bộ lọc và mỗi lớp tích chập được kết nối với 11 lớp tích chập. Xác suất loại của hai hộp tương ứng với ô này là như nhau, nhưng trong YOLO V2, xác suất loại thuộc về hộp này và mỗi hộp tương ứng với một xác suất loại thay vì một lưới.

So với YOLO V2, YOLO V3 có hai điểm: sử dụng các tính năng đa tỷ lệ để phát hiện đối tượng và điều chỉnh cấu trúc mạng cơ bản.

Một mặt, YOLO V3 áp dụng đồ thị đặc trưng của ba tỷ lệ (khi đầu vào là (416×416), (13×13), (26×26) và (52×52)). YOLO V3 sử dụng ba hộp trước cho mỗi vị trí, do đó K-means được sử dụng để lấy chín hộp trước và chia chúng thành ba bản đồ đặc trưng tỷ lệ. Bản đồ đặc trưng có tỷ lệ lớn hơn sử dụng các hộp trước nhỏ hơn.

Mặt khác, mạng trích xuất tính năng YOLO V3 sử dụng mô hình dư thừa. So với Darknet-19 được YOLO V2 sử dụng, nó chứa 53 lớp tích chập, do đó được gọi là Darknet-53.

Phong cách YOLO V4 có sự thay đổi đáng kể, tập trung hơn vào việc so sánh dữ liệu và có sự cải thiện đáng kể.

Bộ tích hợp sẽ mô tả đặc điểm này và cuối cùng đạt được hiệu suất rất cao.

Chúng ta có thể tóm tắt như thế này: YOLO V4=CSP Darknet53+SPP+Pan+YOLO V3

Những đóng góp chính như sau:

- Một mô hình phát hiện mục tiêu hiệu quả và mạnh mẽ được đề xuất. Nó cho phép mọi người đào tạo siêu nhanh và máy dò mục tiêu chính xác;
- Ảnh hưởng của phương pháp túi quà tặng miễn phí và túi quà tặng đặc biệt của SOTA đã được xác minh trong quá trình dò tìm đào tạo;
- Cải tiến các phương pháp SOTA để làm cho chúng hiệu quả hơn và phù hợp hơn cho việc đào tạo GPU đơn, bao gồm CBN, PAN, SAM, v.v.

Nó chia tách các khuôn khổ phát hiện mục tiêu chính thống hiện tại: Đầu vào, Xương sống, Cổ và Đầu. Trong YOLO V3 trước đây, một điểm neo chịu trách nhiệm cho một sự thật cơ bản, trong khi ở YOLO V4, một số điểm neo chịu trách nhiệm cho một sự thật cơ bản. Điều này có nghĩa là số lượng khung neo vẫn không đổi, nhưng tỷ lệ lựa chọn các mẫu dương tính được tăng lên, do đó làm giảm vấn đề mất cân bằng giữa các mẫu dương tính và âm tính. Ưu điểm là do phạm vi của hàm sigmoid, độ nhạy của lưới cũ ng bị loại bỏ khi là khoảng thời gian mở và vị trí thực tế của ranh giới không khả dụng. Hàm mất mát CIOU (Giao cắt hoàn toàn trên hợp nhất) được áp dụng, hàm này hội tụ nhanh chóng và loại bỏ vấn đề về hộp giới hạn chứa sự thật cơ bản. YOLO V4 cung cấp một máy dò tiên tiến nhanh hơn và chính xác hơn so với tất cả các phương án thay thế có sẵn. Khái niệm ban đầu về máy dò dựa trên mô neo một giai đoạn đã chứng minh được tính khả thi của nó. Chúng tôi đã xác minh nhiều tính năng và chọn sử dụng các tính năng này để cải thiện độ chính xác của bộ phân loại và máy dò. YOLO V4 có thể được sử dụng như một phương pháp hay nhất cho nghiên cứu và phát triển trong tương lai.

Nhiều kiến trúc mạng của YOLO V5 linh hoạt hơn khi sử dụng, có kích thước mô hình rất nhẹ và ngang bằng với chuẩn mực YOLO V4 về độ chính xác. Tuy nhiên, mọi người vẫn còn e ngại về YOLO V5 vì nó ít cải tiến hơn YOLO V4, nhưng nó có một số cải tiến về hiệu suất, với những ưu điểm đáng kể sau:

- Khung PyTorch thân thiện với người dùng và dễ dàng đào tạo tập dữ liệu của bạn, giúp đưa vào dễ dàng hơn sản xuất nhiều hơn so với nền tảng Darknet được sử dụng trong YOLO V4;
- Mã dễ đọc, tích hợp nhiều công nghệ thị giác máy tính, có lợi cho học tập và tham khảo;
- Dễ dàng cấu hình môi trường, đào tạo mô hình rất nhanh và lý luận hàng loạt tạo ra thời gian thực kết quả.

YOLO V5 cung cấp từng lô dữ liệu đào tạo thông qua trình tải dữ liệu và đồng thời tăng cường dữ liệu đào tạo. Trình tải dữ liệu thực hiện ba loại tăng cường dữ liệu: tỷ lệ, điều chỉnh không gian màu và tăng cường khám.

Dữ liệu chứng minh rằng việc tăng cường Mosaic thực sự có thể giải quyết hiệu quả vấn đề vật thể nhỏ khó khăn nhất trong quá trình đào tạo mô hình. Đó là, vật thể nhỏ được phát hiện không chính xác bằng vật thể lớn. Nhưng cũ ng phải thừa nhận rằng việc đặt tên YOLO V5 còn gây tranh cãi, và việc triển khai của nó không phải là tinh và chưa hoàn thiện hoàn toàn. Bây giờ nó để lại cho chúng ta nhiều không gian hơn.

Các biện pháp cải tiến chính của mạng YOLO từ V1 đến V5:

- YOLO: Bộ phận lưới chịu trách nhiệm phát hiện, mất mát sự tin cậy;
- YOLO V2: Mô neo có thêm K-means, đào tạo hai giai đoạn, mạng tích chập đầy đủ;
- YOLO V3: Phát hiện đa thang đo bằng cách sử dụng FPN;
- YOLO V4: SPP, chức năng kích hoạt MISH, tăng cường dữ liệu Mosaic/Mixup, GIOU (Tổng quát Giao điểm trên hợp) hàm mất mát;
- YOLO V5: Kiểm soát linh hoạt kích thước mô hình, ứng dụng hàm kích hoạt Hardswish và dữ liệu sự năng cao.

2.4 Mối quan hệ

Vì YOLO và YOLO V2 không hiệu quả trong việc phát hiện các mục tiêu nhỏ, nên chức năng phát hiện đa thang đo được thêm vào YOLO V3. YOLO V3 là bậc thầy được đón nhận nồng nhiệt của các thế hệ trước. YOLO V4 đã sắp xếp và thử tất cả các tối ưu hóa có thể trong toàn bộ quá trình và tìm ra hiệu ứng tốt nhất trong mỗi hoán vị và kết hợp. YOLOv4 chạy nhanh gấp đôi EfficientDet với hiệu suất tương đương. Cải thiện AP và FPS của YOLOv3 lần lượt là 10% và 12% [15]. YOLO V5 có thể điều khiển linh hoạt các mô hình từ 10+M đến 200+M và mô hình nhỏ của nó rất ấn tượng. Sơ đồ mạng tổng thể của YOLO V3 đến YOLO V5 tương tự nhau, nhưng chúng cũng tập trung vào việc phát hiện các đối tượng có kích thước khác nhau từ ba tỷ lệ khác nhau.

3. Thông tin chi tiết về dữ liệu công khai

Phần này cung cấp tổng quan ngắn gọn về các phiên bản YOLO thông qua dữ liệu công khai. Năm 2015, thuật toán YOLO đã được công bố, được sử dụng để phát hiện đối tượng. YOLO, một phương pháp tiếp cận mới để phát hiện đối tượng. Các công trình trước đây về phát hiện đối tượng sử dụng lại các bộ phân loại để thực hiện phát hiện [14]. Hiệu suất của YOLO có tính cạnh tranh, nhưng vẫn còn chỗ để cải thiện. Tiểu mục đầu tiên trình bày các xu hướng thuật toán. Tiểu mục thứ hai cung cấp thêm thông tin chi tiết về hiểu biết của mọi người. Cả hai tiểu mục đều sử dụng dữ liệu số và văn bản cho thấy YOLO vẫn đang được tiến hành và liên tục cập nhật. Tất cả dữ liệu được thu thập từ tập dữ liệu mở của GOOGLE (www.google.com) (chúng tôi đã xóa kết quả YOLO V1 trong phần này do nhiễu).

3.1 Xu hướng

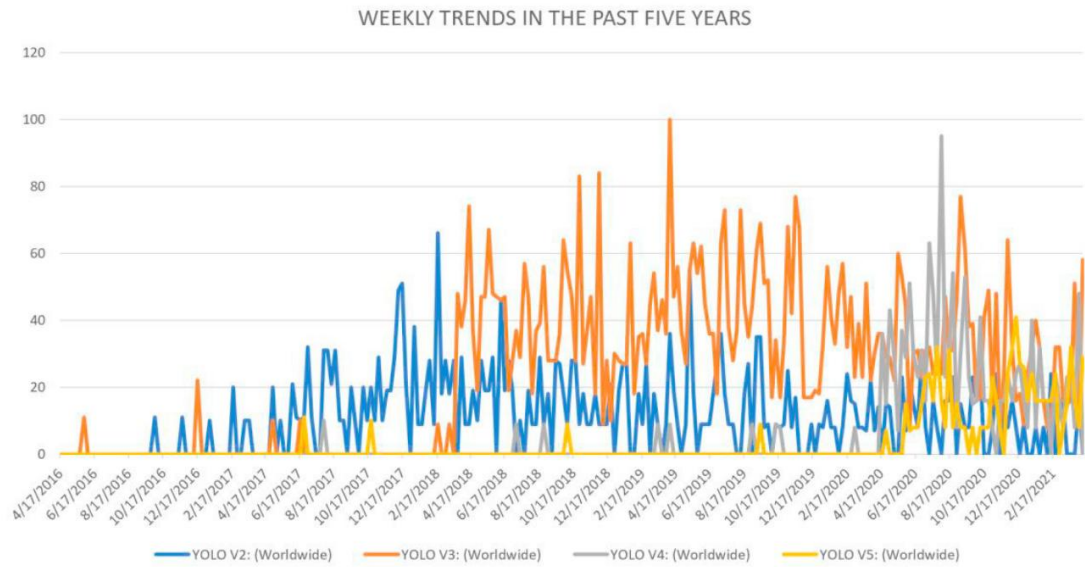
Tiểu mục này đã thu thập dữ liệu xuất bản để hiển thị xu hướng. Bảng 1 cung cấp cho chúng ta số lượng bài báo nghiên cứu học thuật của từng phiên bản. Phân tích minh họa số lượng bài báo nghiên cứu đã tăng lên rất nhiều trong năm 2019 và năm 2020. Bên cạnh đó, các phiên bản YOLO V3 và V2 đã thu hút được sự chú ý của hầu hết các nhà nghiên cứu, mặc dù thực tế thời gian có thể là một yếu tố khác. Số lượng phiên bản V4 và V5 ít hơn vì chúng rất mới.

Bảng 1. Phân tích phiên bản YOLO theo từng năm

	YOLO V2	YOLO V3	YOLO V4	YOLO V5	Tổng cộng
2016	0	0	0	0	0
2017	5	0	0	0	5
2018	47	19	0	0	66
2019	48	210	0	0	258
2020	36	496	81	13	626
Tổng cộng	136	725	81	13	955

Hình 1 trình bày sở thích theo thời gian. Dữ liệu dựa trên hiệu suất tìm kiếm trên web, bao gồm tìm kiếm tin tức, tìm kiếm hình ảnh và tìm kiếm trên YouTube. Thang đo là phép đo tương đối. Điểm cao nhất là 100 và điểm thấp nhất là 0. Ví dụ, giá trị 50 có nghĩa là thuật ngữ này chỉ phổ biến bằng một nửa. Theo thống kê, giá trị 0 có nghĩa là dữ liệu có thể không đủ hoặc mọi người không quan tâm đến chủ đề này.

Biểu đồ cho thấy phiên bản V2 và V3 phổ biến hơn hầu hết thời gian. Tuy nhiên, sau tháng 4 năm 2020, V4 và V5 đang trở nên phổ biến hơn. Kết quả này phù hợp với kết quả số từ Bảng 1 trước đó.



Hình 1. Xu hướng hàng tuần cho các phiên bản YOLO trong năm năm qua

3.2 Truy vấn công khai

Tiểu mục này cung cấp cho chúng tôi thêm thông tin chi tiết về sở thích của công chúng. Chúng tôi sử dụng Google và YouTube làm nền tảng cơ sở để so sánh bốn phiên bản YOLO. Theo phân tích từ khóa tìm kiếm. Bảng 2 và Bảng 3 tóm tắt mười truy vấn hàng đầu cho mỗi phiên bản.

Bảng 2. Mười truy vấn hàng đầu cho mỗi phiên bản YOLO (V2 và V3)

YOLO V2		YOLO V3	
GOOGLE	TRUYỀN HÌNH YOUTUBE	GOOGLE	TRUYỀN HÌNH YOUTUBE
yolo v2	yolo v2	yolo v3	yolo v3
yolo v2 giấy	yolo v2 matlab	yolo v3 giấy	yolo v3 so với v4
yolo v2 kiến trúc yolo v2	yolo v2 phát hiện đối tượng	yolo v3 github	đào tạo yolo v3
yolo v2 github	yolo v2 pytorch	yolo v3 pytorch	bản demo yolo v3
yolo v2 pytorch	yolo v2 hàm mất mát	yolo v3 so với v4	phát hiện đối tượng yolo v3
yolo v2 matlab	yolo v2 so với v3	kiến trúc yolo v3	hướng dẫn yolo v3
yolo v2 so với v3	yolo v2 giải thích yolo	v3 so với v4 so với v5	yolo v3 colab
hàm mất mát yolo v2	thuật toán yolo v2 trọng số	số yolo v3	yolo v3 bằng tiếng hindi
yolo v2 giải thích yolo	v2 nhỏ	yolo v3 tensor low	bộ dữ liệu tùy chỉnh yolo v3

thuật toán yolo v2 yolo v2	phát hiện đối tượng yolo v3	mã yolo v3
tensor low		

Bảng 3. Mười truy vấn hàng đầu cho mỗi phiên bản YOLO (V4 và V5)

YOLO V4		YOLO V5	
GOOGLE	TRUYỀN HÌNH YOUTUBE	GOOGLE	TRUYỀN HÌNH YOUTUBE
yolo v4 yolo v4 yolo v4	alexeyab	yolo v5	yolo v5
hướng dẫn yolo v4 yolo v4	github bản demo	yolo v5 github	YOLO V5 so với V4
yolo v4 yolo v4 pytorch	video yolo v4	yolo v5 paper	hướng dẫn yolo v5
		yolo v5 hướng dẫn	phát hiện đối tượng yolo v5
yolo v4 nhỏ	yolo v4 colab	yolo v5 so với	yolo v5 colab
yolo v4 so với v5	yolo v4 nhỏ	v4 kiến trúc yolo v5	bản demo yolo v5
yolo v4 tensor low	yolo v4 google colab	yolo v5 darknet	video yolo v5
hướng dẫn yolo v4	phát hiện đối tượng yolo v4	yolo v5 tensor low	yolo v5 pytorch
yolo v4 python	đào tạo yolo v4	yolo v5 tensor low github	giấy yolo v5
đào tạo yolo v4	yolo v4 tensor low	yolo v5 tensorrt	kiến trúc yolo v5

Mười truy vấn hàng đầu trong Bảng 3 cung cấp cho chúng ta nhiều chi tiết hơn về những gì các nhà nghiên cứu quan tâm. Một trong những hiểu biết sâu sắc là so sánh các phiên bản. Nhiều nhà nghiên cứu quan tâm đến sự khác biệt giữa một số phiên bản YOLO. Ngoài ra, nhiều người muốn biết mã hoặc hướng dẫn là gì, hướng đến việc triển khai.

4. Kết luận

Bài viết này cung cấp cho chúng ta một bản đánh giá về các phiên bản YOLO. Ở đây chúng tôi rút ra những nhận xét sau. Đầu tiên, phiên bản YOLO có rất nhiều điểm khác biệt. Tuy nhiên, chúng vẫn có một số tính năng chung. Do đó, chúng vẫn tương tự nhau. Thứ hai. Các phiên bản YOLO vẫn còn rất mới, có nhiều chỗ cho nghiên cứu trong tương lai. Đặc biệt là cho việc triển khai kịch bản.

Vẫn còn chỗ cho sự cải thiện trong tương lai. Bài báo này có thể tập trung nhiều hơn vào việc so sánh các triển khai, chẳng hạn như phân tích tình huống. Hơn nữa, nghiên cứu về YOLO V1 còn rất hạn chế trong bài báo này. Ví dụ, trong tiểu mục xu hướng, cả hình và bảng đều bỏ qua YOLO V1. Nghiên cứu trong tương lai có thể làm tốt hơn về điểm này.

Báo cáo tài trợ

Nghiên cứu này được hỗ trợ một phần bởi các khoản tài trợ từ Quỹ Khoa học Tự nhiên Quốc gia Trung Quốc (Số 71774134, U1811462). Nghiên cứu này cũng được hỗ trợ bởi Quỹ Nghiên cứu Cơ bản cho Trung ương Các trường Đại học, Đại học Tây Nam Minzu (Số tài trợ 2020NGD04 và 2018NZD02).

Tài liệu tham khảo

[1] Sultana, F., Su ian, A., & Dutta, P. (2020). Đánh giá các mô hình phát hiện đối tượng dựa trên mạng nơ-ron tích chập. Máy tính thông minh: Ứng dụng dựa trên xử lý hình ảnh, 1-16.

[2] Zhiqiang, W., & Jun, L. (2017, tháng 7). Đánh giá về phát hiện đối tượng dựa trên mạng nơ-ron tích chập. Năm 2017, Trung Quốc lần thứ 36 Hội nghị kiểm soát (CCC) (trang 11104-11109). IEEE.

[3] Zhao, ZQ, Zheng, P., Xu, ST, & Wu, X. (2019). Phát hiện đối tượng bằng học sâu: Một đánh giá. Giao dịch IEEE về mạng nơ-ron mạng lưới và hệ thống học tập, 30(11), 3212-3232.

[4] Zou, X. (2019, tháng 8). Đánh giá các kỹ thuật phát hiện đối tượng. Trong Hội nghị quốc tế năm 2019 về lưới điện thông minh và điện Tự động hóa (ICSGEA) (trang 251-254). IEEE.

[5] Laroca, R., Severo, E., Zanlorensi, LA, Oliveira, LS, Gonçalves, GR, Schwartz, WR, & Menotti, D. (2018, tháng 7). Nhận dạng biển số xe tự động thời gian thực mạnh mẽ dựa trên bộ phát hiện YOLO. Trong Hội nghị chung quốc tế về mạng nơ-ron (IJCNN) năm 2018 (trang 1-10). IEEE.

[6] Tian, Y., Yang, G., Wang, Z., Wang, H., Li, E., & Liang, Z. (2019). Phát hiện táo trong các giai đoạn sinh trưởng khác nhau trong vườn cây ăn quả bằng cách sử dụng mô hình YOLO-V3 cải tiến. Máy tính và thiết bị điện tử trong nông nghiệp, 157, 417-426.

[7] Jamtsho, Y., Riyamongkol, P., & Waranusast, R. (2021). Phát hiện biển số xe theo thời gian thực cho người đi xe máy không đội mũ bảo hiểm bằng cách sử dụng YOLO. ICT Express, 7(1), 104-109.

[8] Han, J., Liao, Y., Zhang, J., Wang, S., & Li, S. (2018). Phát hiện mục tiêu hợp nhất của LiDAR và camera dựa trên thuật toán YOLO cải tiến. Toán học, 6(10), 213.

[9] Lin, JP, & Sun, MT (2018, tháng 11). Hệ thống đếm lưu lượng dựa trên YOLO. Trong Hội nghị năm 2018 về Công nghệ và Ứng dụng của Trí tuệ nhân tạo (TAAI) (trang 82-85). IEEE.

[10] Lu, J., Ma, C., Li, L., Xing, X., Zhang, Y., Wang, Z., & Xu, J. (2018). Một phương pháp phát hiện phương tiện cho hình ảnh trên không dựa trên YOLO. Tạp chí Máy tính và Truyền thông, 6(11), 98-107.

[11] Huang, R., Pedoeem, J., & Chen, C. (2018, tháng 12). YOLO-LITE: thuật toán phát hiện đối tượng thời gian thực được tối ưu hóa cho máy tính không có GPU. Trong Hội nghị quốc tế IEEE về Dữ liệu lớn năm 2018 (Dữ liệu lớn) (trang 2503-2510). IEEE.

[12] Gong, B., Ergu, D., Cai, Y., & Ma, B. (2020). Một phương pháp phát hiện đầu lúa mì dựa trên YOLO V4.

[13] Jamtsho, Y., Riyamongkol, Trang, & Waranusast, R. . (2019). Định vị biển số xe Bhutan theo thời gian thực bằng yolo. ICT Express, 6(2).

[14] Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. . (2016). Bạn chỉ nhìn một lần: phát hiện đối tượng thống nhất, thời gian thực.

[15] Bochkovskiy, A., Vương, CY, & Liao, H. . (2020). Yolov4: tốc độ và độ chính xác tối ưu của việc phát hiện đối tượng.