TRƯỜNG ĐẠI HỌC GIAO THÔNG VẬN TẢI
PHÂN HIỆU TẠI TP. HỒ CHÍ MINH
BỘ MÔN CÔNG NGHỆ THÔNG TIN

BÁO CÁO ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP

ĐỀ TÀI: XÂY DỰNG HỆ THỐNG PHÁT HIỆN NGƯỜI XÂM NHẬP VÀ CẢNH BÁO QUA TELEGRAM

Giảng viên hướng dẫn : ThS. TRẦN PHONG NHÃ

Sinh viên thực hiện : ĐẶNG VÕ CÔNG THÀNH

Lớp : CÔNG NGHỆ THÔNG TIN K60

Khoá : K60

TP. Hồ Chí Minh, năm 2023

TRƯỜNG ĐẠI HỌC GIAO THÔNG VẬN TẢI
PHÂN HIỆU TẠI TP. HỒ CHÍ MINH
BỘ MÔN CÔNG NGHỆ THÔNG TIN

BÁO CÁO ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP

ĐỀ TÀI: XÂY DỰNG HỆ THỐNG PHÁT HIỆN NGƯỜI XÂM NHẬP VÀ CẢNH BÁO QUA TELEGRAM

Giảng viên hướng dẫn : ThS. TRẦN PHONG NHÃ

Sinh viên thực hiện : ĐẶNG VÕ CÔNG THÀNH

Lớp : CQ CNTT K60

Khoá : K60

TP. Hồ Chí Minh, năm 2023

TRƯỜNG ĐẠI HỌC GIAO THÔNG VẬN TẢI
PHÂN HIỆU TẠI THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH

CỘNG HÒA XÃ HỘI CHỦ NGHĨA VIỆT NAM
Độc lập – Tự do – Hạnh phúc

NHIỆM VỤ THIẾT KẾ TỐT NGHIỆP
BỘ MÔN: **CÔNG NGHỆ THÔNG TIN**

-------***-------

Mã sinh viên: 6051071109 **Họ tên SV:** ĐẶNG VÕ CÔNG THÀNH

Khóa: K60 **Lớp:** CQ CNTT K60

1. Tên đề tài

XÂY DỰNG HỆ THỐNG PHÁT HIỆN NGƯỜI XÂM NHẬP VÀ CẢNH BÁO QUA TELEGRAM

2. Mục đích, yêu cầu

a. Mục đích

Nghiên cứu ứng dụng công nghệ học sâu để hỗ trợ công việc giám sát, phát hiện và cảnh báo người xâm nhập trong không gian của viện bảo tàng, hàng trưng bày, bảo vệ an ninh khu vực bảo vệ ngoài giờ hành chính-.

b. Yêu cầu

- Yêu cầu công nghệ:

  + Sử dụng ngôn ngữ lập trình python (python 3.7.0) và Open CV

  + Công cụ: PyCharm Community Edition, Telegram.

- Yêu cầu chức năng:

  + Xây dựng mô hình phát hiện đối tượng con người, thuật toán nhận dạng đối tượng trên Yolo v4-tiny.

  + Xây dựng mô hình polygon (khu vực bảo vệ)

+ Xây dựng mô hình chatbot trên telegram và gửi thông báo.

+ Áp dụng mô hình trđể phát hiện người trên camera trong thời gian thực và gửi cảnh báo qua telegram khi phát hiện xâm nhập.

3. Nội dung và phạm vi đề tài

a. Nội dung đề tài:

+ Tổng quan đề tài.

+ Khảo sát đề tài.

+ Phân tích và thiết kế hệ thống.

+ Xây dựng ứng dụng.

+ Kiểm thử và kết quả thực nghiệm.

b. Phạm vi đề tài:

+ Tại các khu bảo tàng, các loại hàng hóa trưng bày, hàng mẫu hay bảo vệ an ninh khu vực ngoài giờ hành chính để giúp đỡ sự trung tầm nhìn vào toàn bộ các camera trên màng ảnh lớn.

4. Công nghệ, công cụ và ngôn ngữ lập trình

- Tìm hiểu ngôn ngữ python và một số thư viện hỗ trợ: Open cv, Yolo, Shapely.

5. Các kết quả chính dự kiến sẽ đạt được và ứng dụng

- Nhận được đầu vào là hình ảnh thực từ camera.
- Vẽ được khu vực bảo vệ.
- Nhận diện được đối tượng (con người).
- Gửi được cảnh báo qua chatbot thông qua telegram.

6. Giảng viên và cán bộ hướng dẫn

Họ tên: ThS. TRẦN PHONG NHÃ

Đơn vị công tác: TRƯỜNG ĐẠI HỌC GTVT PHÂN HIỆU TẠI TP.HCM

Điện thoại: Email: tpnha@utc2.edu.vn

Ngày tháng 06 năm 2023 **Giảng viên hướng dẫn**

Trưởng BM Công nghệ Thông tin

ThS. Trần Phong Nhã

ThS. Tần Phong Nhã

LỜI CẢM ƠN

Trước hết, em xin bày tỏ lòng biết ơn chân thành và sâu sắc nhất tới giảng viên hướng dẫn chỉ bảo tận tình của thầy Trần Phong Nhã và sự động viên khích lệ của thầy trong suốt quá trình làm nghiên cứu của em.

Em xin gửi lời cảm ơn chân thành tới các giảng viên Bộ môn Công Nghệ Thông Tin – trường đại học Giao Thông Vận Tải Phân Hiệu Tại TP HCM và các anh chị khóa trước, các bạn đã tận tình chỉ dạy và hướng dẫn cho em trong suốt quá trình học tập và làm đồ án tốt nghiệp. Và em cũng xin gửi lời cảm ơn tới gia đình tôi về sự hỗ trợ không thể thiếu của họ. Sự khích lệ, động viên, sự quan tâm, chăm sóc của họ đã giúp em vượt qua tất cả khó khăn để theo học chương trình và hoàn thiện bản luận văn cuối khoá này.

Mặc dù đã hết sức cố gắng hoàn thành đồ án tốt nghiệp nhưng chắc chắn sẽ không tránh khỏi những sai sót. Kính mong nhận được sự cảm thông, chỉ bảo tận tình của các quý thầy cô và các bạn.

Em xin chân thành cảm ơn!

NHẬN XÉT CỦA GIẢNG VIÊN HƯỚNG DẪN

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

Tp. Hồ Chí Minh, ngày …… tháng ….. năm 2023

Giảng viên hướng dẫn

ThS. TRẦN PHONG NHÃ

CHƯƠNG 1: MỞ ĐẦU

1.1 Tổng quan về đề tài

Cuộc sống hiện đại, công nghệ phát triển biến ước mơ máy móc thay thế con người dần trở nên hiện thực. Những công việc nặng nhọc, độc hại, không an toàn, nhàm chán dần dần sẽ được máy móc thay thế con người thực hiện. Đồng thời công việc sẽ được thực hiện nhanh hơn, nhiều hơn, tốt hơn, chính xác và chuyên nghiệp hơn. Tại các viện bảo tàng hay các nơi trưng bày hàng mẫu hiện nay đa số được trang bị camera giám sát số lượng rất là lớn nhằm đảm bảo an toàn an ninh và an toàn

24/24. Tuy nhiên việc sử dụng camera giám sát số lượng lớn như hiện nay mới chỉ đảm bảo việc quan sát và lưu lại các hình ảnh mà chưa thể tự động phát hiện và cảnh báo các nguy cơ từ đối tượng xâm nhập trái phép vào thời gian cấm và sự lơ đãng thiếu chú ý của các anh bảo vệ hay có ý định đánh cắp tài sản.

Một số dòng camera thông minh có thể phát hiện một số đối tượng chuyển động, tuy nhiên việc phát hiện này chưa đáp ứng yêu cầu chẳng hạn camera giám sát an ninh nhưng phát hiện cả chó, mèo, chuột hay một động vật nào đó chuyển động trước ống kính, điều đó làm giảm độ tin cậy của việc giám sát cũng như gây phiền phức, khó chịu cho chủ nhân của nó. Việc ứng dụng học sâu (Deep Learning) kết hợp cùng các camera giám sát an ninh giúp phát hiện chính xác đối tượng xâm nhập là hướng tiếp cận có thể khắc phục được những hạn chế trên. Phương pháp Deep Learning được kết hợp nhiều với các kỹ thuật của lĩnh vực Thị giác máy tính (Computer Vision) giúp tăng khả năng phát hiện xâm nhập, đạt tỷ lệ phát hiện cao và tỷ lệ cảnh báo sai thấp.

1.2 Mục tiêu

Nghiên cứu ứng dụng công nghệ học sâu để hỗ trợ công việc giám sát, phát hiện và cảnh báo người xâm nhập trong không gian của viện bảo tàng, hàng trưng bày, bảo vệ an ninh khu vực bảo vệ ngoài giờ hành chính.

1.3 Phạm vi

Tại các khu bảo tàng, các loại hàng hóa trưng bày, hàng mẫu hay bảo vệ an ninh khu vực ngoài giờ hành chính để giúp đỡ sự trung tầm nhìn vào toàn bộ các camera trên màng ảnh lớn.

1.4 Tổng quan về lĩnh vực nghiêm cứu

*** Nhận dạng đối tượng (Object Detection), phát hiện người trong ảnh tĩnh và video**

Để phát hiện người trong ảnh tĩnh hay video thì thường người ta sử dụng các thuật toán nhận dạng đối tượng trên ảnh tĩnh hay video rồi sau đó áp dụng các thuật toán để phát hiện người.

Các thuật toán nhận dạng đối tượng hiện nay phần lớn đều áp dụng cho ảnh tĩnh, do đó để có thể áp dụng cho video thì cần thiết phải tìm cách lấy các ảnh tĩnh từ video. Video thực chất được tạo ra từ các khung hình liên tiếp, do đó nếu tách các khung hình này thành các ảnh tĩnh thì có thể áp dụng các phương pháp nhận dạng cho ảnh tĩnh trên video.

Nhận dạng đối tượng là quá trình phân loại các đối tượng được biểu diễn theo một mô hình nào đó và gán chúng vào một lớp chuyên đề (gán cho đối tượng một tên gọi) dựa trên những quy luật và các mẫu chuẩn. Quá trình nhận dạng dựa vào các mẫu đối tượng đã biết trước được gọi là nhận dạng có kiểm định (hay phân loại có kiểm định), nhận dạng đối tượng không dựa theo mẫu được gọi là nhận dạng không kiểm định (hay phân loại không kiểm định).

Trên thế giới kỹ thuật nhận dạng đối tượng đã được nghiên cứu và ứng dụng rất sớm vào trong lĩnh vực khoa học máy tính từ thế kỷ trước như: nhận dạng vân tay, nhận dạng chữ viết, nhận dạng giọng nói, nhận dạng khuôn mặt, phương tiện giao thông, động vật, đồ vật, có thể kể đến một số nghiên cứu của tác giả J.J.Hull và cộng sự (1992), R. Kimmel và G. Sapiro (2003), Yi Li (2005), Mark Williams Pontin (2007), từ các kết quả nhận dạng đã phục vụ hiệu quả cho các công tác đảm bảo an ninh quốc gia, bảo mật trong các giao dịch tài chính, chấm công, quản lý nhận sự, hành chính,…

Ở Việt Nam những năm gần đây, kỹ thuật nhận dạng đã được nghiên cứu và ứng

dụng, điển hình như một số tác giả: Hoàng Kiếm và cộng sự (2001), Lê Hoài Bắc và Lê Hoàng Thái (2001), Nguyễn Thị Thanh Tân và Ngô Quốc Tạo (2004), Phạm Anh Phương và cộng sự (2008) đã nghiên cứu ứng dụng mạng nơron nhân tạo để phân tích và nhận dạng ký tự trong văn bản, trong nhận dạng chữ số viết tay; Nguyễn Minh Mẫn 12(2011), Đoàn Tuấn Nam và Phạm Thượng Cát (2010) đã nghiên cứu ứng dụng mạng rơron trong nhận dạng vân tay,v.v. và kỹ thuật nhận dạng cũng đã được sử dụng nhận dạng đối tượng trên dữ liệu ảnh viễn thám, điển hình như các nghiên cứu: Trịnh Thị Hoài Thu và cộng sự (2012) đã nghiên cứu ứng dụng phương pháp định hướng đối tượng và phương pháp phân loại dựa vào điểm ảnh trong nhận dạng phân loại đối tượng trên dữ liệu ảnh Worldview…

Có thể thấy trong cách tiếp cận về kỹ thuật nhận dạng, có 3 cách tiếp cận thường được sử dụng là:

- Nhận dạng dựa theo không gian: Trong kỹ thuật này, các đối tượng là các đối tượng định lượng. Mỗi đối tượng được biểu diễn bằng một véc tơ nhiều chiều, mỗi chiều là một tham số thể hiện một đặc điểm của đối tượng đó.
- Nhận dạng dựa vào kỹ thuật mạng nơ ron: Mạng nơ ron là hệ thống bao gồm nhiều phần tử xử lý đơn giản (nơ ron) hoạt động song song. Tính năng của hệ thống này tùy thuộc vào cấu trúc của hệ, các trọng số liên kết nơ ron và quá trình tính toán tại các nơ ron đơn lẻ.
- Nhận dạng dựa theo cấu trúc: Đối tượng ngoài cách biểu diễn theo định lượng, chúng còn tồn tại ở nhiều kiểu đối tượng mang tính định tính.

*** Các phương phát nghiên cứu phát hiện đối tượng hiện nay**

Nhiều phương pháp phát hiện đối tượng khác nhau sử dụng thị giác máy tính đã được phát triển và ứng dụng rộng rãi trong đời sống thực tiễn. Các phương pháp này phát hiện đối tượng với ba bước chính. Bước thứ nhất là dựa vào các thuộc tính của đối tượng như màu sắc, kết cấu bề mặt và hình dạng để trích chọn các đặc trưng ảnh. Bước thứ hai là sử dụng tập dữ liệu mẫu để xác định các tham số cho các bộ nhận dạng đối tượng trong ảnh. Bước thứ 3 là sử dụng bộ nhận dạng để xác định đối tượng trong các ảnh đầu vào bất kỳ.

Việc áp dụng đột phát và nhanh chóng của Deep Learning vào năm 2012 đã đưa vào sự tồn tại các thuật toán và phương pháp phát hiện đối tượng hiện đại và chính xác cao như R-CNN, Fast-RCNN, Faster-RCNN, RetinaNet và nhanh hơn nhưng rất chính xác như SSD và YOLO.

*** Các công trình nghiêm cứu thực tế**

- Trần Trung Kiên, 2013. Hệ thống nhận dạng gương mặt trong video giám sát, Đại học Lạc Hồng.
- Trương Công Lợi, 2013. Nhận dạng khuôn mặt sử dụng phương pháp biến đổi Eigenfaces và mạng nơ-ron, Đại học Đà Nẵng.
- Nguyễn Thị Thủy, 2018. Phương pháp nhận dạng khuôn mặt người và ứng dụng trong quản lý nhân sự, Đại học Công nghệ - Đại học Quốc gia Hà Nội.
- Tống Văn Ngọc, 2018. Nhận dạng và phát hiện hành động người dùng thị giác máy tính, Đại học Sư phạm Kỹ thuật TP. Hồ Chí Minh.

1.5 Cấu trúc báo cáo thực tập tốt nghiệp

1.5.1 Chương 1: Mở đầu

- Tổng quan về đề tài
- Mục tiêu
- Phạm vi
- Tổng quan về lĩnh vực nghiên cứu.
- Cấu trúc báo cáo đồ án tốt nghiệp

1.5.2 Chương 2: Cơ sở lý thuyết

- Mô hình MVC
- Ngôn ngữ lập trình PHP
- Framework Laravel
- JQuyery
- Hệ quản trị cơ sở dữ liệu Postgres SQL

1.5.3 Chương 3: Phân tích bài toán

- Yêu cầu đặt ra cho hệ thống
- Mô hình phân rã chức năng

- Mô hình Usecase
- Mô hình ERD

1.5.4 Chương 4: Thiết kế và cài đặt chương trình

- Kiến trúc tổ chức
- Cơ sở dữ liệu
- Thiết kế Web

1.5.5 Kết quả và Kiến nghị

- Kết quả đạt được
- Đề xuất hướng phát triển

CHƯƠNG 2: CƠ SỞ LÝ THUYẾT

2.1 Xử lý ảnh và các vấn đề cơ bản liên quan đến xử lý ảnh.

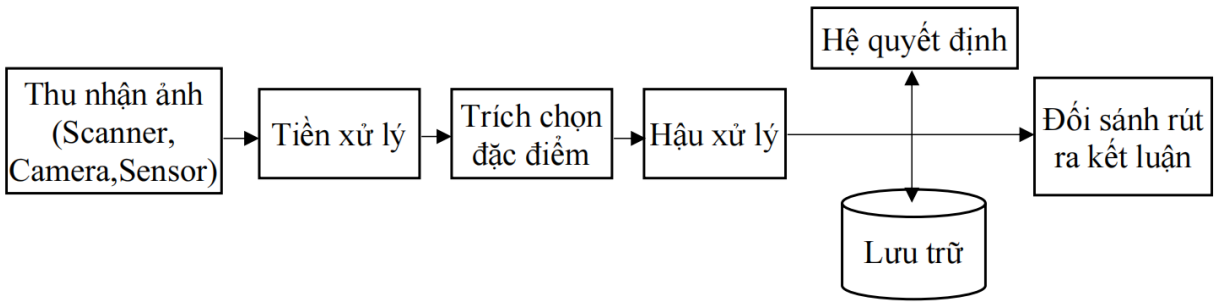
2.1.1 Xử lý ảnh.

Con người thu nhận thông tin qua các giác quan, trong đó thị giác đóng vai trò quan trọng nhất. Những năm trở lại đây với sự phát triển của phần cứng máy tính, lĩnh vực xử lý ảnh và đồ hoạ cũng phát triển một cách mạnh mẽ và có nhiều ứng dụng trong cuộc sống. Xử lý ảnh và đồ hoạ đóng một vai trò quan trọng trong tương tác người máy. Quá trình xử lý ảnh được xem như là quá trình thao tác ảnh đầu vào nhằm cho ra kết quả mong muốn. Kết quả đầu ra của một quá trình xử lý ảnh có thể là một ảnh "tốt hơn" hoặc là một kết luận như trong hình 2.1.

Hình 2.1 Quá trình xử lý ảnh.

Ảnh có thể xem là tập hợp các điểm ảnh trong đó mỗi điểm ảnh được xem như là đặc trưng cường độ sáng hay một dấu hiệu nào đó tại một vị trí nào đó của đối tượng trong không gian và nó có thể xem như một hàm n biến P(c1, c2, ..., cn). Do đó, ảnh trong xử lý ảnh có thể xem như ảnh n chiều.

Để xử lý một ảnh đầu vào nói trên, hệ thống xử lý ảnh sẽ sử dụng sơ đồ tổng quát như hình 2.2. Trong đó ảnh thu nhận từ các thiết bị như scaner, camera sẽ qua bước tiền xử lý, rồi tới bước trích chọn đặc điểm, tiếp đến là bước hậu xử lý, tiếp đến là hệ quyết định và lưu trữ ảnh, cuối cùng là đối sánh rút ra kết luận.

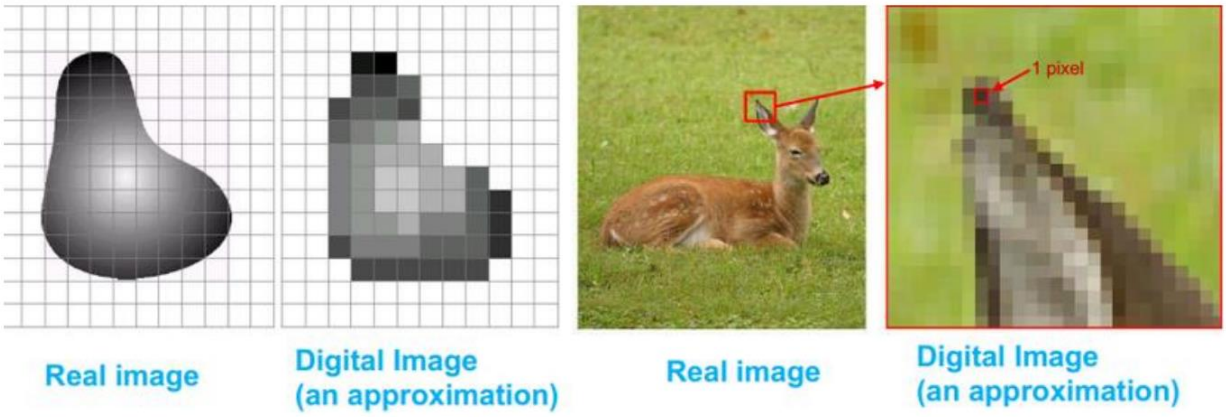


Hình 2.2 Các bước cơ bản trong quá trình xử lý ảnh.

2.1.2 Các thành phần cơ bản về xử lý ảnh.

2.1.2.2 Ảnh số và các điểm ảnh.

- Điểm ảnh (pixel) có vị trí (x,y) và có độ xám I(x,y).
- Với ảnh màu ảnh thì mỗi điểm ảnh sẽ có 3 giá trị tương ứng với độ sáng của các màu đỏ, xanh lục, xanh dương (RGB).
- Ảnh số: "Một hình ảnh có thể được định nghĩa là hàm hai chiều, f(x, y), trong đó x và y là tọa độ không gian (mặt phẳng) và biên độ của f tại bất kỳ cặp tọa độ (x, y) nào được gọi là cường độ hoặc mức độ màu xám của hình ảnh tại điểm đó. Khi x, y và các giá trị cường độ của f đều là các đại lượng hữu hạn, rời rạc, thì gọi hình ảnh là hình ảnh kỹ thuật số". Hay có thể hiểu một cách đơn giản rằng "Ảnh số là số hóa làm cho một hình ảnh kỹ thuật số trở thành một xấp xỉ của một cảnh thực".



Hình 2.3 Ảnh số.

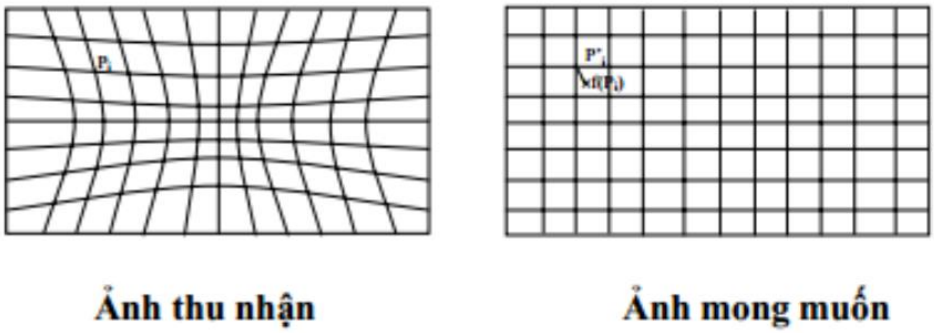
- Điểm ảnh: "hình ảnh kỹ thuật số chứa một số lượng hữu hạn các hàng và cột của các phần tử. Mỗi phần tử được gọi là pixel".
- Độ phân giải: "độ phân giải là thước đo của chi tiết rõ ràng nhỏ nhất trong ảnh, được tính là số điểm (pixel) trên một đơn vị khoảng cách (dpi)".

Hình 2.4 Độ phân giải ảnh.

- Như hình 2.4 tuy cùng kích thước nhưng độ phân giải khác nhau, và độ phân giải càng thấp thì càng mờ. Như ảnh đầu tiên bên trái hình 2.4 sẽ được hiểu là chiều rộng có 175 điểm ảnh và chiều cao có 256 điểm ảnh.

2.1.2.2 Nắn chỉnh biến dạng.

- Ảnh thu nhận thường bị biến dạng do các thiết bị quang học và điện tử.



Hình 2.5 Ảnh thu thập và ảnh mong muốn.

Để khắc phục người ta sử dụng các phép chiếu, các phép chiếu thường được xây dựng trên tập các điểm điều khiển.

Giả sử $(P_i, P_i^{'})$ i = $1, n$, có n các tập điều khiển.

Tìm hàm f sao cho $P_i \rightarrow f(P_i)$ sao cho

$$\sum_{i=1}^{n} || f(P_i - P_i^{'} ||^2 \rightarrow min(1)$$

Giả sử ảnh bị biến đổi chỉ bao gồm: Tịnh tiến, quay, tỷ lệ, biến dạng bậc nhất tuyến tính. Khi đó hàm f có dạng:

f(x,y) = (a1x + b1y + c1, a2x + b2y + c2) (2)

Từ (1), (2) ta có

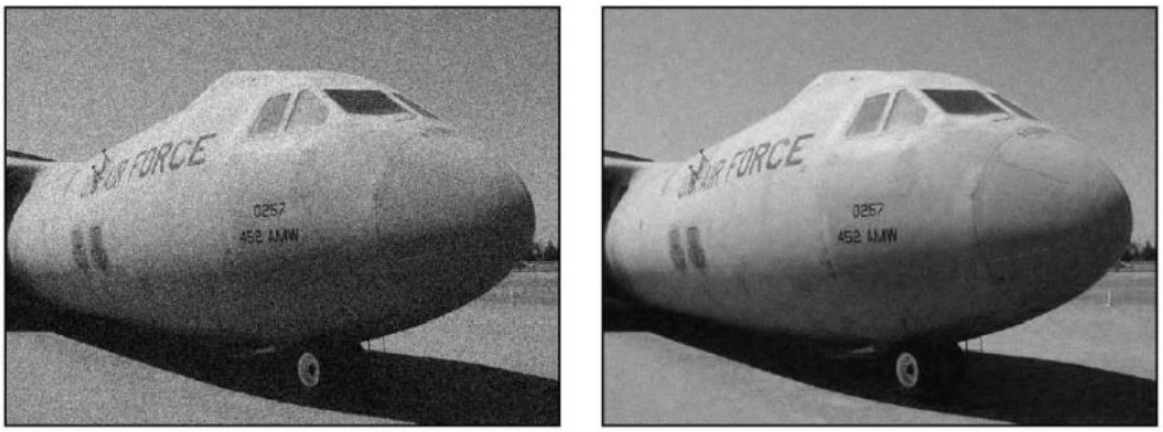
$$\phi = \sum_{i=1}^{n} (f(Pi) - Pi')^2 = \sum_{i=1}^{n} (a_1x_i + b_1y_i + c_1 - x_i')^2 + (a_2x_i + b_2y_i + c_2 - y_i')^2 \quad (3)$$

Để cho $\phi \rightarrow min$ cần thoả mãn điều kiện trong công thức (4):

$$\begin{cases} \frac{\partial \phi}{\partial a_1} = 0 \\ \frac{\partial \phi}{\partial b_1} = 0 \\ \frac{\partial \phi}{\partial c_1} = 0 \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} \sum_{i=1}^{n} a_1x_i^2 + \sum_{i=1}^{n} b_1x_iy_i + \sum_{i=1}^{n} c_1x_i = \sum_{i=1}^{n} x_ix_i' \\ \sum_{i=1}^{n} a_1x_iy_i + \sum_{i=1}^{n} x_iy_i^2 + \sum_{i=1}^{n} c_1y_i = \sum_{i=1}^{n} y_ix_i' \\ \sum_{i=1}^{n} a_1x_i + \sum_{i=1}^{n} b_1y_i + nc_1 = \sum_{i=1}^{n} x_i' \end{cases} \quad (4)$$

Giải hệ phương trình tuyến tính trên ta tìm được các ẩn số và tìm được hàm f

2.1.2.3 Khử nhiễu.



Hình 2.6 Ảnh trước và sau khi khử nhiễu.

Có 2 loại nhiễu cơ bản trong quá trình thu nhận ảnh:

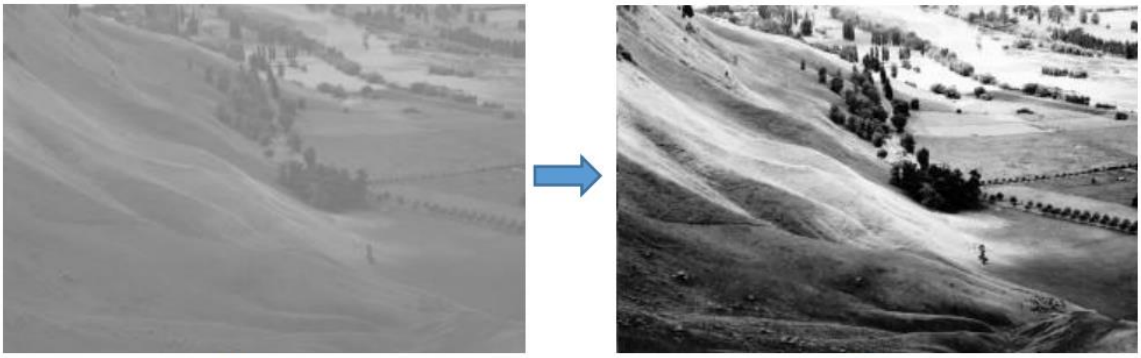
• Nhiễu hệ thống: là nhiễu có quy luật có thể khử bằng các phép biến đổi .

• Nhiễu ngẫu nhiên: vết bẩn không rõ nguyên nhân → khắc phục bằng các phép lọc.

2.1.2.4 Chỉnh mức xám.

Nhằm khắc phục tính không đồng đều của hệ thống gây ra. Thông thường có 2 hướng tiếp cận:

- Giảm số mức xám: Thực hiện bằng cách nhóm các mức xám gần nhau thành một bó. Trường hợp chỉ có 2 mức xám thì chính là chuyển về ảnh đen trắng. Ứng dụng: in ảnh màu ra máy in đen trắng.
- Tăng số mức xám: Thực hiện nội suy ra các mức xám trung gian bằng kỹ thuật nội suy. Kỹ thuật này nhằm tăng cường độ mịn cho ảnh.



Hình 2.7 Hình ảnh trước và sau khi chỉnh mức xám.

2.1.2.5 Biên.

Biên là vấn đề chủ yếu trong phân tích ảnh vì các điểm trích chọn trong quá trình phân tích ảnh đều dựa vào biên. Mỗi điểm ảnh có thể là biên nếu ở đó có sự thay đổi đột ngột về mức xám. Tập hợp các điểm biên tạo thành biên hay đường bao quanh của ảnh.

2.1.2.6 Nhận dạng.

Nhận dạng tự động (*automatic recognition*), mô tả đối tượng, phân loại và phân nhóm các mẫu là những vấn đề quan trọng trong thị giác máy, được ứng dụng trong nhiều ngành khoa học khác nhau. Tuy nhiên, một câu hỏi đặt ra là: mẫu (*pattern*) là gì? Watanabe, một trong những người đi đầu trong lĩnh vực này đã định nghĩa: "Ngược lại với hỗn loạn (*chaos*), mẫu là một thực thể (*entity*), được xác định một cách áng chừng (*vaguely defined*) và có thể gán cho nó một tên gọi nào đó". Ví dụ mẫu có thể là ảnh của vân tay, ảnh của một vật nào đó được chụp, một chữ viết, khuôn mặt người hoặc một ký

đồ tín hiệu tiếng nói. Khi biết một mẫu nào đó, để nhận dạng hoặc phân loại mẫu đó có thể:

- Hoặc phân loại có mẫu (*supervised classification*), chẳng hạn phân tích phân biệt

(*discriminant analyis*), trong đó mẫu đầu vào được định danh như một thành phần của một lớp đã xác định [14].

- Hoặc phân loại không có mẫu (*unsupervised classification hay clustering*) trong đó các mẫu được gán vào các lớp khác nhau dựa trên một tiêu chuẩn đồng dạng nào đó. Các lớp này cho đến thời điểm phân loại vẫn chưa biết hay chưa được định danh.

- Hệ thống nhận dạng tự động bao gồm ba khâu tương ứng với ba giai đoạn chủ yếu sau đây:

+ Thu nhận dữ liệu và tiền xử lý.

+ Biểu diễn dữ liệu.

+ Nhận dạng, ra quyết định.

- Bốn cách tiếp cận khác nhau trong lý thuyết nhận dạng là:

+ Đối sánh mẫu dựa trên các đặc trưng được trích chọn.

+ Phân loại thống kê.

+ Đối sánh cấu trúc.

+ Phân loại dựa trên mạng nơ-ron nhân tạo.

- Trong các ứng dụng rõ ràng là không thể chỉ dùng có một cách tiếp cận đơn lẻ để phân loại "tối ưu" do vậy cần sử dụng cùng một lúc nhiều phương pháp và cách tiếp cận khác nhau. Do vậy, các phương thức phân loại tổ hợp hay được sử dụng khi nhận dạng và nay đã có những kết quả có triển vọng dựa trên thiết kế các hệ thống lai (hybrid system) bao gồm nhiều mô hình kết hợp.

- Việc giải quyết bài toán nhận dạng trong những ứng dụng mới, nảy sinh trong cuộc sống không chỉ tạo ra những thách thức về thuật giải, mà còn đặt ra những yêu cầu về tốc độ tính toán. Đặc điểm chung của tất cả những ứng dụng đó là những đặc điểm đặc trưng cần thiết thường là nhiều, không thể do chuyên gia đề xuất, mà phải được trích chọn dựa trên các thủ tục phân tích dữ liệu.

2.1.2.7 Nén ảnh.

Nhằm giảm thiểu không gian lưu trữ. Thường được tiến hành theo cả hai cách khuynh hướng là nén có bảo toàn và không bảo toàn thông tin. Nén không bảo toàn thì thường có khả năng nén cao hơn nhưng khả năng phục hồi thì kém hơn. Trên cơ sở hai khuynh hướng, có 4 cách tiếp cận cơ bản trong nén ảnh:

Nén ảnh thống kê: Kỹ thuật nén này dựa vào việc thống kê tần xuất xuất hiện của giá trị các điểm ảnh, trên cơ sở đó mà có chiến lược mã hóa thích hợp. Một ví dụ điển hình cho kỹ thuật mã hóa này là *.TIF

Nén ảnh không gian: Kỹ thuật này dựa vào vị trí không gian của các điểm ảnh để tiến hành mã hóa. Kỹ thuật lợi dụng sự giống nhau của các điểm ảnh trong các vùng gần nhau. Ví dụ cho kỹ thuật này là mã nén *.PCX

Nén ảnh sử dụng phép biến đổi: Đây là kỹ thuật tiếp cận theo hướng nén không bảo toàn và do vậy, kỹ thuật thướng nến hiệu quả hơn. *.JPG chính là tiếp cận theo kỹ thuật nén này.

2.1.3 Một số phương pháp xử lý ảnh số.

2.1.3.1 Các kỹ thuật lọc nhiễu.

2.1.3.1.1 Kỹ thuật lọc trung bình.

Với lọc trung bình, mỗi điểm ảnh được thay thế bằng trung bình trọng số của các điểm lân cận.

Tư tưởng của thuật toán lọc trung bình: Sử dụng một cửa sổ lọc (ma trận 3×3) quét qua lần lượt từng điểm ảnh của ảnh đầu vào input. Tại vị trí mỗi điểm ảnh lấy giá trị của các điểm ảnh tương ứng trong vùng 3×3 của ảnh gốc "lấp" vào ma trận lọc. Giá trị điểm ảnh của ảnh đầu ra là giá trị trung bình của tất cả các điểm ảnh trong cửa sổ lọc. Việc tính toán này khá đơn giản với hai bước gồm tính tổng các thành phần trong cửa sổ lọc và sau đó chia tổng này cho số các phần tử của cửa sổ lọc.

Ảnh đầu vào là I(x,y), T là ma trận mẫu.

Tính I(x,y), T

Tính $\bar{I}_{(x,y)} = \frac{I_{(x,y)\star T}}{M}$ trong đó M là tổng giá trị trộng số của T

So sánh với ngưỡng θ để tính lại I(x,y) như sau:

$$I_{(x,y)} = \begin{cases} I_{(x,y)} if \mid I_{(x,y)} - \bar{I}_{(x,y)} & \mid \leq \theta \\ \bar{I}_{(x,y)} if \mid I_{(x,y)} - \bar{I}_{(x,y)} & \mid > \theta \end{cases}$$

2.1.3.1.2 Kỹ thuật lọc trung vị.

Trung vị được viết bởi công thức: *v(m,n) = Trungvi(y(m - k,n-l)) với (k,l) Є W*

Hoặc: cho một dãy x_1, x_2, ... x_n được sắp xếp theo một trật tự khi đó x_{tv}: điểm trung vị được tính như sau:

$X_n = X(\frac{n}{2} + 1)$ nếu n là lẻ hoặc $X_n = \frac{X(\frac{n}{2} + 1) + X(\frac{n}{2})}{2}$ nếu n là chẵn

Kỹ thuật này đòi hỏi các điểm ảnh trong cửa sổ phải xếp theo thứ tự tăng dần hay giảm dần so với giá trị trung vị. Kích thước cửa sổ thường được chọn sao cho số điểm ảnh trong cửa sổ ảnh là lẻ. Các cửa sổ thường dùng là 3*3, 5*5, 7*7.

Thuật toán lọc trung vị:

B1: với mỗi điểm ảnh *I(x,y)* ta lấy cửa sổ *W*W*

B2: sắp xếp các giá trị điểm ảnh trong vòng cửa sổ theo một trật tự26

B3: tính I_{tv} theo công thức ở trên

B4: hiệu chỉnh lại *I(x,y)*

$I_{(x,y)} = I_{(x,y)}$ nếu $\mid I_{(x,y)} - I_{tv} \mid \leq \theta$ hoặc $I_{(x,y)} = I_{tv}$ nếu $\mid I_{(x,y)} - I_{tv} \mid > \theta$

Lọc trung vị là phi tuyến vì:

Trungvi(x(m)+y(m)) ≠ trungvi(x(m)) + trungvi(y(m)).

Hữu ích cho việc loại bỏ các điểm ảnh hay các hàng mà vẫn bảo toàn độ phân giải.

Hiệu quả giảm đi khi số điểm nhiễu trong cửa sổ lớn hơn hay bằng một nửa số điểm trong cửa sổ.

2.1.3.1.3 Lọc thông thấp.

Lọc thông thấp thường được sử dụng để làm trơn nhiễu. Trong kỹ thuật này người ta thường dùng một số nhân chập sau:

$$H_a = \frac{1}{8}\begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad H_b = \frac{1}{(b+2)^2}\begin{bmatrix} 1 & b & 1 \\ b & b^2 & b \\ 1 & b & 1 \end{bmatrix}$$

Dễ dàng nhận thấy khi b=1 H_b chính là nhân chập H_1 (lọc trung bình). Để hiểu rõ hơn bản chất khử nhiễu cộng của các bộ lọc này, viết lại phương trình thu nhận ảnh dưới dạng:

$Xqs[m,n] = Xgoc[m,n] + \eta[m,n]$

Trong đó η[m,n] là nhiễu cộng có phương sai σ_n^2. Như vậy theo cách tính của lọc trung bình ta có:

$$Y(m,n) = \frac{1}{N_w}\sum\sum_{(k,l)\in w} X_{goc}(m-k,n-l) + \eta\, m,n$$

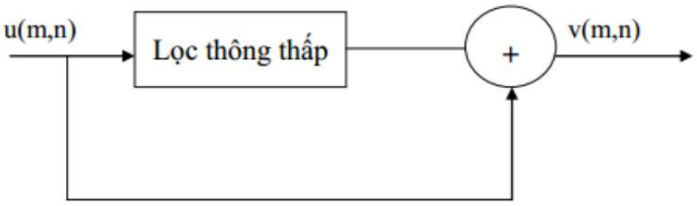
Hay

$$Y(m,n) = \frac{1}{N_w}\sum\sum_{(k,l)\in w} X_{goc}(m-k,n-l) + \frac{\sigma_n^2}{N_w}$$

Như vậy nhiễu trong ảnh giảm đi N_w lần.

2.1.3.1.4 Lọc thông cao.

Lọc thông cao được định nghĩa: $h_{HP} = \delta(m,n) - h_{LP}(m,n)$ với $h_{LP}(m,n)$ là lọc thông thấp. Bộ lọc thông cao có thể được cài đặt như sau:



Hình 2.8 Mô hình lọc thông cao.

Bộ lọc thông cao dùng trong trích chọn biên và làm trơn ảnh. Có thể thấy biên là điểm có độ biến thiên nhanh về giá trị mức xám. Theo quan điểm về tần số tín hiệu, như vậy các điểm biên ứng với các thành phần tần số cao. Do vậy chúng ta có thể dùng bộ lọc thông cao để cải thiện: lọc các thành phần tần số thấp và chỉ giữ lại thành phần tần số cao. Vì thế lọc thông cao thường dùng làm trơn biên trước khi tiến hành các thao tác với biên ảnh.

Một số mặt nạ dùng trong lọc thông cao

$$H_1 = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 9 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad H_2 = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \quad H_3 = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 5 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix}$$

Các nhân chập thông cao có đặc tính chung là tổng các hệ số của bộ lọc bằng 1.

2.1.3.2 Kỹ thuật phân ngưỡng.

2.1.3.1. Kỹ thuật phân ngưỡng tự động.

Cơ sở của kỹ thuật này dựa theo nguyên lý trong vật lý. Dựa vào nguyên lý thống kê (*entropy*), dựa vào toán học, dựa vào các điểm cực trị địa phương để tách.

- Giả sử có ảnh *I(M*N)*.
- G là số mức xám của ảnh (trên lý thuyết).
- Gọi *t(g)* là số điểm ảnh có mức xám $\leq g$ momen quán tính trung bình có mức xám nhỏ hơn hoặc bằng các mức xám *g*.

$$M(g) = \frac{1}{t(g)} \sum_{i=0}^{g} ih(i)$$

$$T(g) = \sum_{i=0}^{g} H(i)$$

Hàm $f : g \to f(g)$ hàm được tính như sau

$$f(g) = \frac{t(g)}{Mxn - t(g)} [M(g) - M(G-1)]^2$$

Tìm ra một giá trị θ nào đó sao cho *f* đạt max khi đó θ là ngưỡng cần tìm ($f(\theta) = max \Rightarrow \theta$ là ngưỡng).

2.1.3.2. Phương pháp sử dụng các điểm biên.

Điểm biên là điểm mà ở đó có sự thay đổi đột ngột về giá trị mức xám. Nó là điểm nằm ở biên giới của các đối tượng ảnh hay giữa các đối tượng ảnh và nền. Do mức xám của các điểm biên sẽ thể hiện được các vùng tốt hơn nên biểu đồ mức xám của các điểm biên sẽ cho kết quả chính xác hơn so với biểu đồ mức xám tổng thể. Việc xác định ngưỡng dựa trên toán tử dò biên vô hướng laplace. Ngưỡng được xác định trước hết bằng cách tính laplace của ảnh đầu vào. Cách đơn giản nhất là nhân chập với mặt nạ sau đây:

$$H = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

Lúc này ta có một biểu đồ mức xám của ảnh ban đầu mà ta chỉ quan tâm tới các điểm ảnh có giá trị laplace lớn, những điểm ảnh trong nhóm 85% hoặc lớn hơn sẽ nằm trong biểu đồ này, còn các điểm khác thì không. Ngưỡng vừa sử dụng sẽ được tìm trong biểu đồ mức xám vừa tìm được.

2.1.3.2 Một số kỹ thuật phát hiện biên .

2.1.3.2.1 Kỹ thuật gradient.

Phương pháp gradient là phương pháp dò biên cục bộ dựa vào cực đại của đạo hàm. Theo định nghĩa Gradient là một vecto có các thành phần biểu thị tốc độ thay đổi giá trị của điểm ảnh theo hai hướng *x* và *y*. Các thành phần của Gradient được tính bởi:

$$\frac{\delta f(x,y)}{\delta x} = f(x) \approx \frac{f(x+dx,y) - f(x,y)}{dx}$$

$$\frac{\delta f(x,y)}{\delta y} = f(x) \approx \frac{f(x,y+dy) - f(x,y)}{dy}$$

` Với dx là khoảng cách giữa các điểm theo hướng *x; dy* là khoảng cách giữa các điểm theo hướng *y*.

Trên thực tế thường hay dùng *dx=dy=1*.

Với ảnh liên tục *f(x,y)*, các đạo hàm riêng của nó cho phép xác định vị trí cực đại cục bộ theo hướng của biên. Gradient của một ảnh liên tục được biểu diễn bởi một hàm *f(x,y)* dọc theo *r* với góc θ, được định nghĩa bởi:

$$\frac{df}{dr} = \frac{\partial x}{\partial y}\frac{dx}{dr} + \frac{\partial x}{\partial y}\frac{dy}{dr} = f_x \cos\theta + f_y \sin\theta$$

$\frac{df}{dr}$ đối với θ đạt cực đại khi $\frac{df}{dr}\frac{df}{d\theta} = 0 hay - f_x \sin\theta + f_y \cos\theta = 0$ do đó có thể xác định hướng cực đại của nó là $\theta_r = \tan^{-1}(fx/f_y)$ và $\frac{df}{dr}\max = \sqrt{fx^2 + fy^2}$

2.1.3.2.2 Kỹ thuật Laplace.

Nhận xét: phương pháp xác định biên gradient làm việc khá tốt khi độ sáng thay đổi rõ nét, khi mức xám thay đổi chậm hoặc miền chuyển tiếp trải rộng thì phương pháp

này tỏ ra kém hiệu quả khi đó người ta sử dụng phương pháp laplace để khắc phục nhược điểm này.

Ý tưởng của nó là lấy đạo hàm bậc hai của các điểm. Toán tử laplace được định nghĩa như sau:

$$\nabla^2 f(x,y) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = \frac{\partial}{\partial x}\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right) = \frac{\partial}{\partial x}(f(x+1,y) - f(x,y))$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = \frac{\partial}{\partial y}\left(\frac{\partial f}{\partial y}\right) = \frac{\partial}{\partial y}(f(x,y+1) - f(x,y))$$

Ta có

$$\nabla^2 f(x,y) = f(x+1,y) + f(x-1,y) + f(x,y+1) + f(x,y-1) - 4f(x,y)$$

Trong kỹ thuật lọc laplace, điểm biên được xác định bởi điểm cắt điểm không. Và điểm không là duy nhất do vậy kỹ thuật này cho dường biên mảnh, tức là đường biên có độ rộng 1 pixel. Kỹ thuật laplace rất nhạy cảm với nhiễu do đạo hàm bậc hai thường không ổn định.

2.1.3.2.3 Kỹ thuật sobel.

Thuật toán sobel gần giống thuật toán gradient. Thành phần *x* của toán tử sobel là H_x và thành phần y là H_y. Việc xét này tương đương với các thành phần của gradient và kết quả cho ra như sau:

$$I_{kq} = I \otimes H_x + I \otimes H_y$$

2.1.3.2.3 Kỹ thuật prewitt.

Giả sử ta có ảnh I, khi đó phương pháp gradient sử dụng toán tử Prewitt ta có ảnh kết quả như sau:

$$I_{kq} = I \otimes H_x + I \otimes H_y$$

2.1.4 Học máy.

2.1.4.1 Định nghĩa.

2.1.4.1.1 Tổng quan.

Học máy (*Machine Learning)* là một tập con của AI (*Artificial Intelligence – Trí tuệ nhân tạo*). Theo định nghĩa của Tom Mitchell, Một chương trình máy tính được cho là học để thực hiện một nhiệm vụ *T* từ kinh nghiệm *E*, nếu hiệu suất thực hiện công việc *T* của nó được đo bởi chỉ số hiệu suất *P* và được cải thiện bởi kinh nghiệm *E* theo thời gian.

2.1.4.1.2 Phân loại.

Có hai loại phương pháp học máy chính:

- Phương pháp quy nạp: Máy học/phân biệt các khái niệm dựa trên dữ liệu đã thu thập được trước đó. Phương pháp này cho phép tận dụng được nguồn dữ liệu rất nhiều và sẵn có.
- Phương pháp suy diễn: Máy học/phân biệt các khái niệm dựa vào các luật. Phương pháp này cho phép tận dụng được các kiến thức chuyên ngành để hỗ trợ máy tính.

Hiện nay, các thuật toán đều cố gắng tận dụng được ưu điểm của hai phương pháp này.

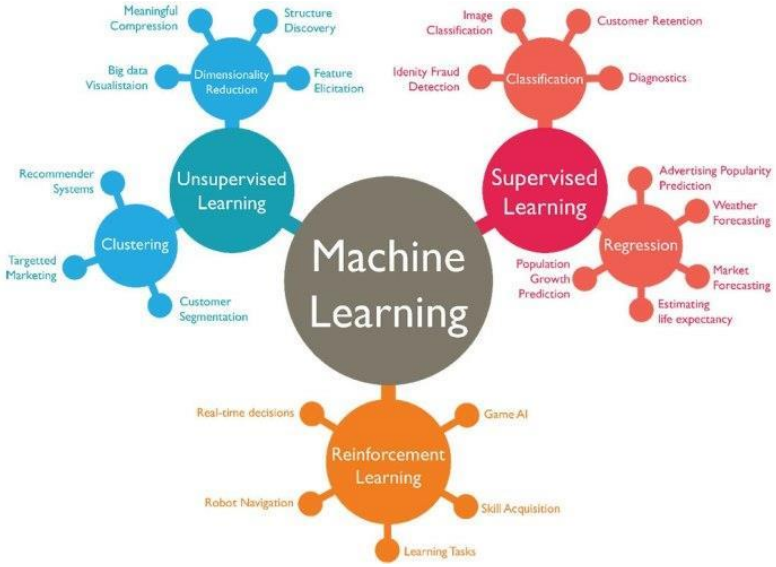
2.1.4.1.3 Các giải thuật học máy.

- Học có giám sát (*Supervised Learning*): Một thuật toán machine learning được gọi là học có giám sát nếu việc xây dựng mô hình dự đoán mối quan hệ giữa đầu vào và đầu ra được thực hiện dựa trên các cặp (đầu vào, đầu ra) đã biết trong tập huấn luyện.

+ Học có giám sát là thuật toán dự đoán đầu ra (*outcome*) của một dữ liệu mới (*new input*) dựa trên các cặp (*input, outcome*) đã biết từ trước.
+ Cặp dữ liệu này còn được gọi là (*data, label*), tức (dữ liệu, nhãn).
+ Học có giám sát là nhóm phổ biến nhất trong các thuật toán Machine Learning.

- Học không giám sát (*Unsupervised Learning*): Các thuật toán mà dữ liệu huấn luyện chỉ bao gồm các dữ liệu đầu vào mà không có đầu ra tương ứng. Các thuật toán machine learning có thể không dự đoán được đầu ra nhưng vẫn trích xuất được những thông tin quan trọng dựa trên mối liên quan giữa các điểm dữ liệu.

- Học bán giám sát (*Semi-Supervised Learning*): Là những thuật toán mà tập huấn luyện bao gồm các cặp (đầu vào, đầu ra) và dữ liệu khác chỉ có đầu vào.
- Học củng cố (*Reinforcement Learning*): Là các thuật toán machine learning có thể không yêu cầu dữ liệu huấn luyện mà mô hình học cách ra quyết định bằng cách giao tiếp với môi trường xung quanh. Các thuật toán này liên tục ra quyết định và nhận phản hồi từ môi trường để tự củng cố hành vi.



Hình 2.9 Các giải thuật học máy.

2.1.4.2 Các ứng dụng của học máy.

Học máy có ứng dụng rộng khắp trong các ngành khoa học/sản xuất, đặc biệt những ngành cần phân tích khối lượng dữ liệu khổng lồ. Một số ứng dụng phổ biến của học máy như:

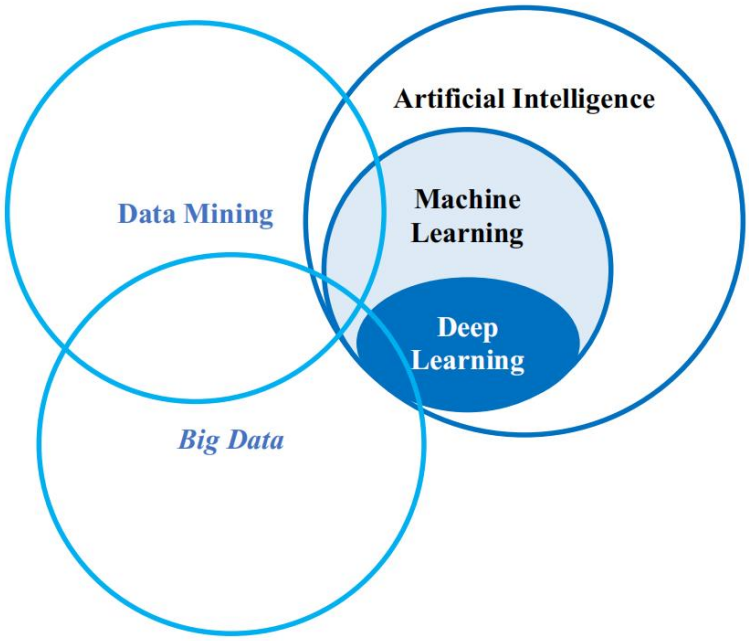
- Xử lý ngôn ngữ tự nhiên (*Natural Language Processing*): xử lý văn bản, giao tiếp người - máy, ...
- Nhận dạng (*Pattern Recognition*): nhận dạng tiếng nói, chữ viết tay, vân tay, thị giác máy (*Computer Vision*) ...
- Tìm kiếm (*Search Engine*)
- Chẩn đoán trong y tế: phân tích ảnh X-quang, các hệ chuyên gia chẩn đoán tự động.
- Tin sinh học: phân loại chuỗi gene, quá trình hình thành gene/protein.

- Vật lý: phân tích ảnh thiên văn, tác động giữa các hạt ...
- Phát hiện gian lận tài chính (*financial fraud*): gian lận thẻ tín dụng.
- Phân tích thị trường chứng khoán (*stock market analysis*).
- Chơi trò chơi: tự động chơi cờ, hành động của các nhân vật ảo.
- Robot: là tổng hợp của rất nhiều ngành khoa học, trong đó học máy tạo nên hệ thần kinh/bộ não của người máy.

2.1.5 Học sâu.

2.1.5.1 Các khái niệm

Học sâu (*Deep Learning*): Là một nhóm thuật toán nhỏ của học máy lấy ý tưởng dựa trên mạng nơ-ron (*Neural Network*) của con người. Học sâu thường yêu cầu lượng dữ liệu lớn và nguồn tài nguyên sử dụng nhiều hơn các phương pháp thông thường, tuy nhiên cho độ chính xác cao hơn.



Hình 2.10 Mối quan hệ giữa học sâu và các lĩnh vực liên quan.

2.1.5.2 Cách hoạt động của học sâu.

Cách thức hoạt động của thuật toán học sâu diễn ra như sau: Các dòng thông tin sẽ được trải qua nhiều lớp cho đến lớp sau cùng. Lấy quy trình học của con người làm ví dụ

cụ thể. Qua các lớp đầu tiên sẽ tập trung vào việc học các khái niệm cụ thể hơn trong khi các lớp sâu hơn sẽ sử dụng thông tin đã học để nghiên cứu và phân tích sâu hơn trong các khái niệm trừu tượng. Quy trình xây dựng biểu diễn dữ liệu này được gọi là trích xuất tính năng.

Kiến trúc phức tạp của việc học sâu được cung cấp từ mạng lưới thần kinh sâu với khả năng thực hiện trích xuất tính năng tự độ truy xuất, xử lý dữ liệu,…được Model thể hiện rõ.

2.1.5.3 Các ứng dụng phổ biến của học sâu.

Trợ lý ảo Cho dù đó là Alexa hay Siri hay Cortana, những trợ lý ảo của các nhà cung cấp dịch vụ trực tuyến đều sử dụng học sâu để giúp hiểu lời nói của người dùng và ngôn ngữ con người sử dụng khi họ tương tác với máy.

Dịch thuật Theo cách tương tự, thuật toán học sâu có thể tự động dịch giữa các ngôn ngữ. Điều này có thể hỗ trợ mạnh mẽ cho khách du lịch, doanh nhân và những người làm việc trong chính phủ.

Máy bay không người lái và xe ô tô tự hành Cách một chiếc xe tự hành "nhìn" được thực tế đường đi và di chuyển, dừng lại, tránh một quả bóng trên đường hoặc xe khác là thông qua các thuật toán học sâu. Các thuật toán càng nhận được nhiều dữ liệu thì càng có khả năng hành động giống như con người trong quá trình xử lý thông tin.

Chatbots và dịch vụ chatbots Chatbots hỗ trợ dịch vụ chăm sóc khách hàng cho rất nhiều công ty để có thể đáp ứng một cách tối ưu những câu hỏi của khách hàng với số lượng ngày càng tăng nhờ vào việc học sâu.

Nhận dạng khuân mặt Học sâu được sử dụng để nhận diện khuôn mặt không chỉ vì mục đích bảo mật mà còn cho việc gắn thẻ mọi người trên các bài đăng trên Facebook. Những thách thức đối với thuật toán học sâu trong nhận diện khuôn mặt là nhận biết chính người đó ngay cả khi họ đã thay đổi kiểu tóc, cạo râu hoặc khi hình ảnh được chụp trong điều kiện thiếu ánh sáng.

Tô màu hình ảnh Chuyển đổi hình ảnh đen trắng thành màu trước – đây là một nhiệm vụ được thực hiện tỉ mỉ bởi bàn tay con người. Ngày nay, các thuật toán học sâu có

thể sử dụng ngữ cảnh và các đối tượng trong các hình ảnh để tô màu chúng với kết quả thật ấn tượng và chính xác.

Y học và dược phẩm Chẩn đoán chính xác bệnh tật và khối u, đồng thời kê đơn các loại thuốc phù hợp nhất bộ gen của mỗi bệnh nhân. Deep learning trong lĩnh vực y tế đã nhận được sự đầu tư của nhiều công ty dược phẩm và y tế lớn.

Mua sắm và giải trí được cá nhân hóa Việc cá nhân hóa thông tin người dùng giúp các hệ thống thương mại điện tử có thể đưa ra các đề xuất cho những gì người dùng nên xem tiếp theo và những đề xuất đó thường chính xác là những gì người dùng cần,… Đó chính là ứng dụng của học sâu trong các ứng dụng mua sắm và giải trí.

2.2 Tổng quan các phương pháp nhận diện đối tượng, phát hiện người trên ảnh và video.

2.2.1 Đặc điểm các loại đối tượng và người.

Các đặc điểm của đối tượng được trích chọn tuỳ theo mục đích nhận dạng trong quá trình xử lý ảnh. Có thể nêu ra một số đặc điểm của ảnh sau đây:

- Đặc điểm không gian: Phân bố mức xám, phân bố xác suất, biên độ, điểm uốn…
- Đặc điểm biến đổi: Các đặc điểm loại này được trích chọn bằng việc thực hiện lọc vùng (*zonal filtering*). Các bộ vùng được gọi là "mặt nạ đặc điểm" (*feature mask*) thường là các khe hẹp với hình dạng khác nhau (chữ nhật, tam giác, cung tròn…)
- Đặc điểm biên và đường biên: Đặc trưng cho đường biên của đối tượng và do vậy rất hữu ích trong việc trích trọn các thuộc tính bất biến được dùng khi nhận dạng đối tượng. Các đặc điểm này có thể được trích chọn nhờ toán tử gradient, toán tử la bàn, toán tử Laplace, toán tử "chéo không" (*zero crossing*)…

Việc trích chọn hiệu quả các đặc điểm giúp cho việc nhận dạng các đối tượng ảnh chính xác, với tốc độ tính toán cao và dung lượng nhớ lưu trữ giảm xuống.

2.2.2 Các phương pháp nhận diện đối tượng hiện nay.

Có nhiều hướng tiếp cận và phương pháp khác nhau liên quan đến vấn đề nhận dạng. Theo Ming-Hsuan Yang, có thể phân loại thành bốn hướng tiếp cận chính:

- Hướng tiếp cận dựa trên cơ sở tri thức.

- Hướng tiếp cận dựa trên các đặc trưng bất biến.

- Hướng tiếp cận dựa trên đối sánh mẫu.

- Hướng tiếp cận dựa vào diện mạo xuất hiện phương pháp này thường dùng một mô hình máy học nên còn được gọi là phương pháp dựa trên cơ sở máy học.

2.2.2.1 Phương pháp dựa trên cơ sở tri thức.

Mã hóa các hiểu biết của con người về đối tượng thành các luật. Thông thường các luật mô tả quan hệ của các đặc trưng.

Trong phương pháp này, các luật sẽ phụ thuộc rất lớn vào tri thức của những tác giả nghiên cứu. Đây là phương pháp dạng từ trên xuống. Dễ dàng xây dựng các luật cơ bản để mô tả các đặc trưng của đối tượng và các quan hệ tương ứng. Ví dụ, một khuôn mặt thường có hai mắt đối xứng nhau qua trục thẳng đứng ở giữa khuôn mặt và có một mũi, một miệng. Các quan hệ của các đặc trưng có thể được mô tả như quan hệ về khoảng cách và vị trí. Thông thường các tác giả sẽ trích đặc trưng của khuôn mặt trước tiên để có được các ứng viên, sau đó các ứng viên này sẽ được nhận dạng thông qua các luật để biết ứng viên nào là khuôn mặt (*face*) và ứng viên nào không phải khuôn mặt (*none-face*). Thường áp dụng quá trình xác định để giảm số lượng nhận dạng sai.

Một vấn đề khá phức tạp khi dùng hướng tiếp cận này là làm sao chuyển từ tri thức con người sang các luật một cách hiệu quả. Nếu các luật này quá chi tiết thì khi nhận dạng có thể nhận dạng thiếu các đối tượng có trong ảnh, vì những đối tượng này không thể thỏa mãn tất cả các luật đưa ra. Nhưng các luật tổng quát quá thì có thể chúng ta sẽ nhận dạng lầm một vùng nào đó không phải là đối tượng mà lại nhận dạng là đối tượng và cũng khó mở rộng yêu cầu từ bài toán để nhận dạng các đối tượng có nhiều tư thế khác nhau.

2.2.2.1 Phương pháp dựa trên đặc trưng bất biến.

Mục tiêu các thuật toán đi tìm các đặc trưng mô tả cấu trúc đối tượng, các đặc trưng này sẽ không thay đổi khi vị trí đối tượng, vị trí đặt thiết bị thu hình hoặc điều kiện ánh sáng thay đổi. Đây là hướng tiếp cận theo kiểu dưới lên. Các tác giả cố gắng tìm các đặc trưng không thay đổi của đối tượng để nhận dạng đối tượng. Dựa trên nhận xét thực tế, con người dễ dàng nhận biết các đối tượng trong tư thế khác nhau và điều kiện ánh

sáng khác nhau, thì phải tồn tại các thuộc tính hay đặc trưng không thay đổi. Có nhiều nghiên cứu đầu tiên nhận dạng các đặc trưng đối tượng rồi chỉ ra có đối tượng trong ảnh hay không. Ví dụ: Các đặc trưng như: lông mày, mắt, mũi, miệng và đường viền của tóc được trích bằng phương pháp xác định cạnh. Trên cơ sở các đặc trưng này, thực hiện việc xây dựng một mô hình thống kê để mô tả quan hệ của các đặc trưng này và nhận dạng sự tồn tại của khuôn mặt trong ảnh.

Một vấn đề của các thuật toán theo hướng tiếp cận đặc trưng cần phải điều chỉnh cho phù hợp điều kiện ánh sáng, nhiễu và bị che khuất. Đôi khi bóng của đối tượng sẽ tạo thêm cạnh mới, mà cạnh này lại rõ hơn cạnh thật sự của nó, vì thế nếu dùng cạnh để nhận dạng sẽ gặp khó khăn.

2.2.2.3 Phương pháp dựa trên so khớp mẫu.

Trong so khớp mẫu, các mẫu chuẩn của đối tượng sẽ được nhận dạng trước hoặc nhận dạng các tham số thông qua một hàm. Từ một ảnh đưa vào, tính các giá trị tương quan so với các mẫu chuẩn. Thông qua các giá trị tương quan này mà các tác giả quyết định có hay không có tồn tại đối tượng trong ảnh. Hướng tiếp cận này có lợi thế là rất dễ cài đặt, nhưng không hiệu quả khi tỷ lệ, tư thế và hình dáng thay đổi. Nhiều độ phân giải, đa tỷ lệ, các mẫu con và các mẫu biến dạng được xem xét thành bất biến về tỷ lệ và hình dáng.

2.2.2.4 Phương pháp dựa trên diện mạo.

Trái ngược vối các phương pháp so khớp mẫu với các mẫu đã được định nghĩa trước bởi những chuyên gia, các mẫu trong hướng tiếp cận này được học từ các ảnh mẫu. Một cách tổng quát, các phương pháp tiếp cận theo hướng tiếp cận này áp dụng các kỹ thuật theo hướng xác suất thống kê và máy học để tìm những đặc tính liên quan của đối tượng và không phải là đối tượng. Các đặc tính đã được học ở trong hình thái các mô hình phân bố hay các hàm biệt số nên dùng có thể dùng các đặc tính này để nhận dạng đối tượng. Đồng thời, bài toán giảm số chiều thường được quan tâm để tăng hiệu quả tính toán cũng như hiệu quả nhận dạng.

Các tiếp cận khác trong hướng tiếp cận dựa trên diện mạo là tìm một hàm biệt số (mặt phẳng quyết định, siêu phẳng để tách dữ liệu, hàm ngưỡng) để phân biệt hai lợp dữ

liệu: đối tượng và không phải là đối tượng. Bình thường, các mẫu ảnh được chiếu vào không gian có số chiều thấp hơn, rồi sau đó dùng một hàm biệt số (dựa trên các độ đo khoảng cách) để phát hiện, hoặc xây dựng mặt quyết định phi tuyến bằng mạng nơ-ron đa tầng. Hoặc dùng SVM (*Support Vecter Machine*) và các phương thức kernel, chiếu hoàn toàn các mẫu vào không gian có số chiều cao hơn để dữ liệu bị rời rạc hoàn toàn và có thể dùng một mặt phẳng quyết định phát hiện các mẫu đối tượng và không phải là đối tượng. Có nhiều mô hình máy học được áp dụng trong hướng tiếp cận này.

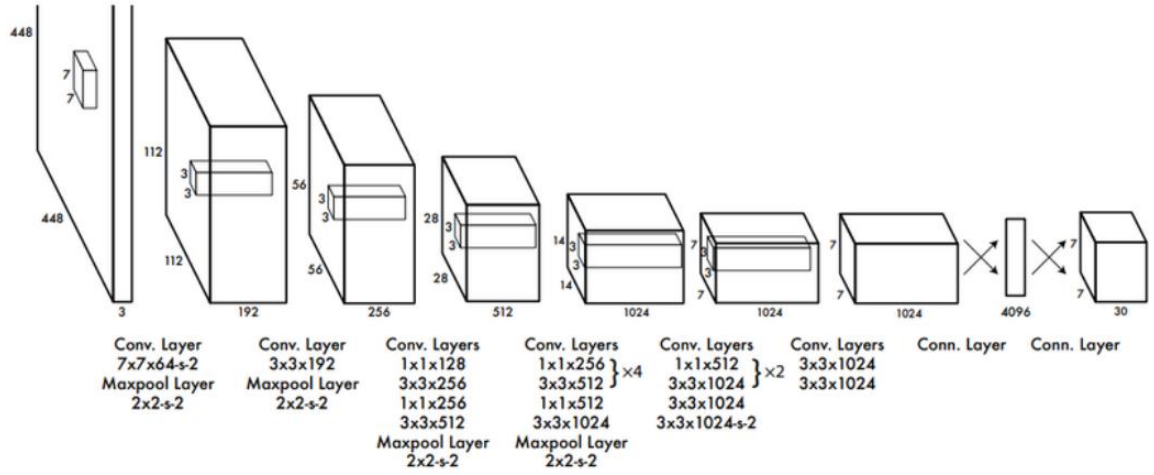
2.2.3 Các kỹ thuật phát hiện người.

Thời gian qua trên thế giới có hàng loạt các công trình nghiên cứu nhằm giải quyết bài toán phát hiện người trong ảnh. Kỹ thuật xử lý theo nhiều hướng khác nhau, chủ yếu dựa trên cách thức trích chọn đặc trưng và nhận dạng đối tượng. Cơ bản có các hướng tiếp cận chính như sau:

1. Dựa trên các đặc trưng biến đổi Wavelet, Haar - Like và phân loại đa cấp: Wavelet là phép biến đổi được sử dụng để chuẩn hóa các vùng liên thông. Sử dụng phương pháp trích chọn đặc trưng Wavelet Haar để chọn tập đặc trưng cho ảnh đầu vào. Các đặc trưng trích chọn được chứng minh là bất biến.
2. Dựa trên đặc trưng Histogram có hướng (*HOG - Histogram of Oriented gradient*): HOG là một phân bố biểu đồ mức xám được sử dụng để trích chọn đặc trưng của ảnh. HOG tỏ ra khá hiệu quả trong các bài toán phát hiện người trong ảnh, HOG được đề xuất bởi Bill Triggs và Navel Dalai vào năm 2005 tại Viện Nghiên cứu INRIA. HOG có ưu điểm là có thể tính toán nhanh, đặc trưng này giúp cho hệ thống hoạt động hiệu quả ở môi trường điều kiện chiếu sáng khác nhau vì HOG tương đối độc lập với điều kiện chiếu sáng.
3. Hướng tiếp cận phát hiện từng phần rồi tổ hợp lại, trong đó cho phép tiến hành đồng thời các công đoạn (*kỹ thuật Top - Down*): người trong ảnh được mô hình hóa thành từng bộ phận. Phát hiện từng phần của đối tượng người (ví dụ: đầu, thân trên, thân dưới,...) sau đó tổng hợp kết quả, kết luận có phải là người hay không.
4. Hướng tiếp cận phát hiện toàn bộ đối tượng (*Full body detection*) dựa trên các đặc trưng tổng thể của đối tượng để tìm kiếm: phát hiện người trong các cửa sổ tìm kiếm địa

phương nếu thỏa mãn các tiêu chí nhất định. Hạn chế của phương pháp này là hiệu suất dễ bị ảnh hưởng bởi nền lộn xộn và sự che lấp.

5. Nhận dạng đối tượng sử dụng YOLOv4 (phiên bản thứ 4 của mạng YOLO): YOLO (*You Only Look Once*) là một mô hình mạng nơ-ron tích chập cho việc phát hiện, nhận dạng, phân loại đối tượng. YOLO được tạo ra từ việc kết hợp giữa các lớp tích chập và các lớp kết nối. Trong đóp các lớp tích chập sẽ trích xuất ra các đặc trưng của ảnh, còn các lớp kết nối đầy đủ sẽ dự đoán ra xác suất đó và tọa độ của đối tượng.



Hình 2.11 Mô hình YOLO.

Đánh giá hiệu quả các kỹ thuật áp dụng:

Các hướng nghiên cứu đưa ra cơ bản giải quyết bài toán tìm người trong ảnh tuy nhiên tùy vào từng trường hợp vẫn còn những hạn chế như: đối tượng xuất hiện với các đặc trưng màu sắc, hình dạng, góc độ khác nhau; đối tượng xuất hiện với số lượng lớn các động tác khác nhau; sự thay đổi về quần áo; nhiễu nền phức tạp; điều kiện chiếu sáng thay đổi; sự che lấp, tỷ lệ khác nhau;...

Thuật toán HOG chỉ phát hiện được người theo phương diện thẳng mặt có đầy đủ đầu, thân, tay, chân mô phỏng đủ các bộ phận và dáng đi, đứng của người. Khó phát hiện người không đầy đủ các yếu tố hoặc đứng nghiêng.

YOLOv4-tiny cực kỳ nhanh chóng và chính xác. Trong MAP đo được ở 0,5 IOU

YOLOv4-tiny ngang bằng với Focal Loss nhưng nhanh hơn khoảng 4 lần. Hơn nữa, bạn có thể dễ dàng đánh đổi giữa tốc độ và độ chính xác chỉ bằng cách thay đổi kích thước của mô hình, không cần đào tạo lại. Tốc độ 30 FPS (*Frame per second*), có độ chính xác cao nhất trên tập COCO Dataset (COCO Dataset: là tập dữ liệu nhận dạng hình ảnh, phân đoạn và phụ đề mới. COCO có một số tính năng: Phân loại đối tượng; Nhận biết trong ngữ cảnh; Nhiều đối tượng trên mỗi hình ảnh; Hơn 300.000 hình ảnh; Hơn 2 triệu phiên bản; 80 loại đối tượng; 5 chú thích cho mỗi hình ảnh; Các điểm chính trên 100.000 người).

2.3 Thuật toán phát hiện người bằng YOLO v4-tiny, NƠ-RON và thư viện OPEN CV.

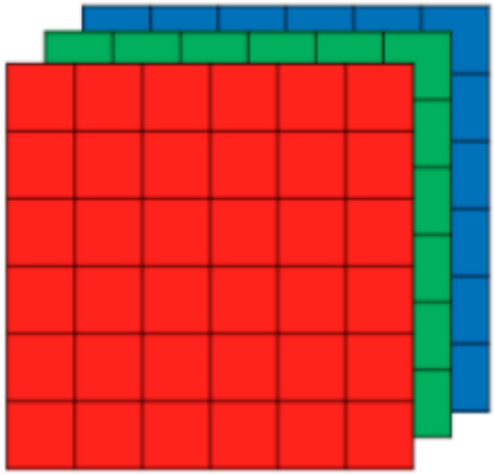
2.3.1 Kỹ thuật nhận diện đối tượng bằng Nơ-ron.

Convolutional Neural Network (*CNN – Mạng nơ-ron tích chập*) là một trong những mô hình Deep Learning tiên tiến giúp cho chúng ta xây dựng được những hệ thống thông minh với độ chính xác cao hiện nay.

Sự ra đời của mạng nơ-ron tích chập là dựa trên ý tưởng cải tiến cách thức các mạng nơ-ron nhân tạo truyền thống học thông tin trong ảnh. Do sử dụng các liên kết đầy đủ giữa các điểm ảnh vào node, các mạng nơ-ron nhân tạo truyền thẳng (*Feedforward Neural Network*) bị hạn chế rất nhiều bởi kích thước của ảnh, ảnh càng lớn thì số lượng liên kết càng tăng nhanh, kéo theo sự bùng nổ khối lượng tính toán. Ngoài ra, sự liên kết đầy đủ này cũng là sự dư thừa với mỗi bức ảnh, các thông tin chủ yếu thể hiện qua sự phụ thuộc giữa các điểm ảnh với những điểm xung quanh nó mà không quan tâm nhiều đến các điểm ảnh ở cách xa nhau. Mạng nơ-ron tích chập với kiến trúc thay đổi, có khả năng xây dựng liên kết chỉ sử dụng một phần cục bộ trong ảnh kết nối đến node trong lớp tiếp theo thay vì toàn bộ ảnh như trong mạng nơ-ron truyền thẳng.

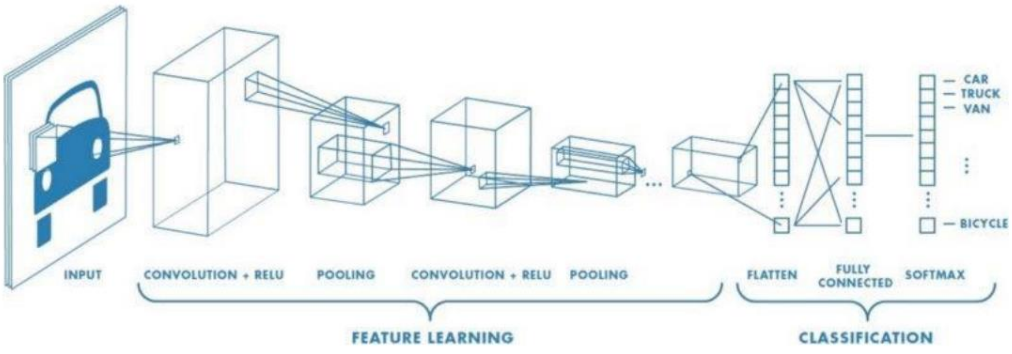
Mạng nơ-ron tích chập là một phương thức rất hay được sử dụng để nhận dạng hình ảnh, phân loại ảnh, nhận diện đối tượng, nhận diện khuôn mặt,....Mạng nơ-ron tích chập thực hiện phân loại ảnh bằng các bước nhận ảnh đầu vào, xử lý và phân loại nó dưới dạng các nhãn. Máy tính nhìn nhận dữ liệu đầu vào như một mảng các điểm ảnh (*pixel*) dựa trên độ phân giải của ảnh. Dựa vào nó máy tính nhìn nhận ảnh dưới dạng h*w*d

(*h: height, w: width, d: dimension*). 1 ảnh 6*6*3 nghĩa là ảnh có kích thước 6*6 và có 3 kênh màu (RGB) còn ảnh 4*4*1 là ảnh có kích thước 4*4 và có một kênh màu xám (*grayscale*).



Hình 2.12 Bảng ma trận RGB.

Để Mạng nơ-ron tích chập thực hiện huấn luyện (*train*) và kiểm tra (*test*), mỗi ảnh đầu vào sẽ thông qua một số lớp tích chập với bộ lọc (*kernel*), Pooling, lớp kết nối đầy đủ (*fully connected layers*) và thực hiện hàm softmax để phân loại 1 đối tượng. Hình 2.13 thể hiện đầy đủ quá trình từ nhận dữ liệu cho đến phân loại đối tượng



Hình 2.13 Mạng Nơ-ron với nhiều lớp tích chập.

2.3.2 Các bước thực hiện kỹ thuật nhận diện đối tượng bằng Nơ-ron.

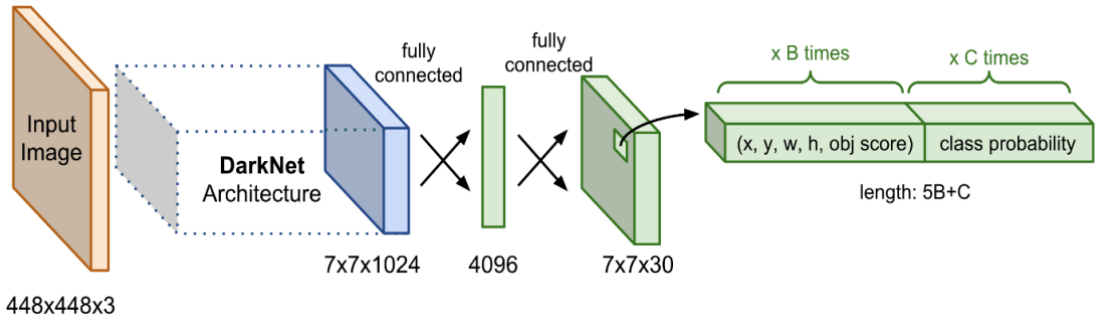
- Đưa ảnh đầu vào vào trong lớp tích chập
- Chọn các tham số, áp các bộ lọc với stride, padding nếu cần thiết. Thực hiện tích chập trên ảnh và thực hiện hàm ReLU.

- Thực hiện pooling để giảm kích cỡ ảnh.
- Thêm các lớp tích chập nữa cho đến khi đạt được kết quả phù hợp.
- Dàn phẳng kết quả và đưa vào lớp kết nối đầy đủ.
- Thực hiện các activation function và phân loại ảnh.

2.3.3 Kỹ thuật nhận diện đối tượng bằng YOLO v4-tiny.

2.3.3.1 Kiến trúc mạng YOLO.

Kiến trúc mạng YOLO bao gồm: Mạng cơ sở (*base network*) là các mạng tích chập làm nhiệm vụ trích xuất đặc trưng. Phần phía sau là những lớp bổ sung (*Extra layers*) được áp dụng để phát hiện vật thể trên bản đồ đặc trưng (*feature map*) của mạng cơ sở. Mạng cơ sở của YOLO sử dụng chủ yếu là các lớp tích chập và các lớp kết nối đầy đủ. Các kiến trúc YOLO cũng khá đa dạng và có thể tùy biến thành các phiên bản cho nhiều hình dạng đầu vào khác nhau.



Hình 2.14 Sơ đồ kiến trúc YOLO.

Kiến trúc mạng YOLO trong hình 3.11 bao gồm: Thành phần Darknet Architechture được gọi là mạng cơ sở có tác dụng trích xuất đặc trưng. Đầu ra (*output*) của mạng cơ sở là một bản đồ đặc trưng có kích thước 7*7*1024 sẽ được sử dụng làm đầu vào (*input*) cho các lớp bổ sung có tác dụng dự đoán nhãn và tọa độ khung giới hạn của vật thể.

Hiện tại YOLO đang hỗ trợ 2 đầu vào chính là 416*416 và 608*608. Mỗi một đầu vào sẽ có một thiết kế các lớp riêng phù hợp với hình dạng (*shape*) của đầu vào. Sau khi đi qua các lớp tích chập thì hình dạng giảm dần theo cấp số nhân là 2. Cuối cùng chúng ta thu được một bản đồ đặc trưng có kích thước tương đối nhỏ để dự báo vật thể trên từng ô của bản đồ đặc trưng.

Kích thước của bản đồ đặc trưng sẽ phụ thuộc vào đầu vào. Đối với đầu vào 416*416 thì bản đồ đặc trưng có các kích thước là 13*13, 26*26 và 52*52. Và khi đầu vào là 608*608 sẽ tạo ra bản đồ đặc trưng 19*19, 38*38, 72*72.

Đầu ra (*output*) của YOLO

Đầu ra của mô hình YOLO là một véc tơ sẽ bao gồm các thành phần:

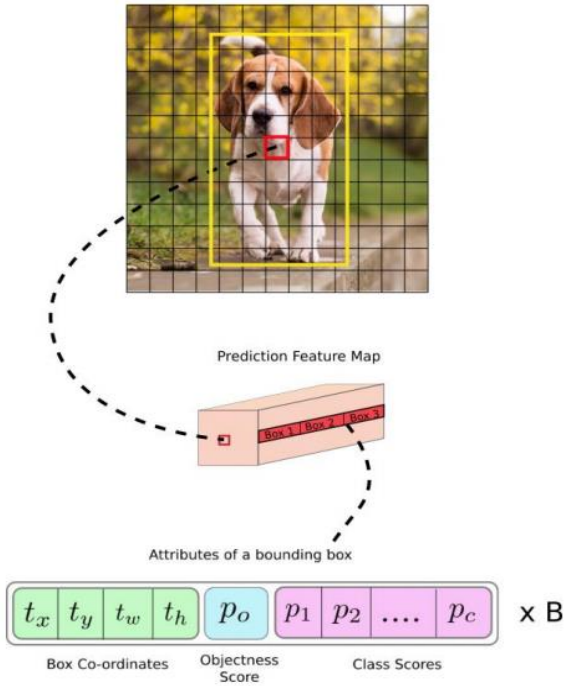
$$y^T = [\rho_0, \underbrace{\langle t_x, t_y, t_w, t_h \rangle}_{bounding\ box}, \underbrace{\langle \rho_1, \rho_2, \dots, \rho_c \rangle}_{scores\ of\ c\ classes}]$$

Trong đó:

- ρ_0 là xác suất dự báo vật thể xuất hiện trong khung giới hạn.
- Bounding box là xác suất dự báo vật thể xuất hiện trong khung giới hạn.
- Score of c classes là vector phân phối sác xuất dự báo của các class.

Việc hiểu đầu ra rất quan trọng để có thể cấu hình tham số chuẩn xác khi huấn luyện model qua các open source như darknet. Như vậy đầu ra sẽ được xác định theo số lượng classes theo công thức (n_class + 5). Nếu huấn luyện 80 classes thì sẽ có đầu ra là 85. Trường hợp áp dụng 3 anchors/cell thì số lượng tham số đầu ra sẽ là:

(n_class + 5) × 3 = 85 × 3 = 255

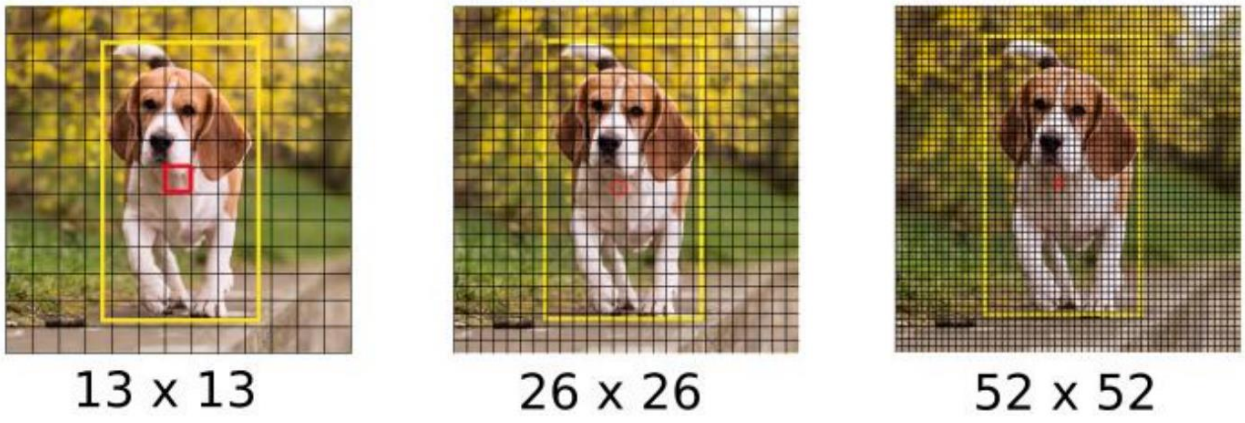


Hình 2.15 Kiến trúc 1 output của 1 model YOLO.

Trong hình 2.15 hình ảnh gốc là một bản đồ đặc trưng kích thước 13*13. Trên mỗi một ô của bản đồ đặc trưng chúng ta lựa chọn ra 3 hộp neo với kích thước khác nhau lần lượt là Box 1, Box 2, Box 3 sao cho tâm của các hộp neo trùng với ô. Khi đó đầu ra của YOLO là một véc tơ kết hợp của 3 khung giới hạn. Các thuộc tính của một khung giới hạn được mô tả như dòng cuối cùng trong hình.

Dự báo trên nhiều bản đồ đặc trưng

YOLO dự báo trên nhiều bản đồ đặc trưng. Những bản đồ đặc trưng ban đầu có kích thước nhỏ giúp dự báo được các đối tượng kích thước lớn. Những bản đồ đặc trưng sau có kích thước lớn hơn trong khi hộp neo được giữ cố định kích thước nên sẽ giúp dự báo các vật thể kích thước nhỏ.



Hình 2.16 Các bảng đồ đặc trưng của mạng YOLO.

Hình 2.16 các bản đồ đặc trưng của mạng YOLO với hình dạng đầu vào là 416 *416, đầu ra là 3 bản đồ đặc trưng có kích thước lần lượt là 13*13, 26*26 và 52*52. Trên mỗi một ô của các bản đồ đặc trưng chúng ta sẽ áp dụng 3 hộp neo để dự đoán vật thể. Như vậy số lượng các hộp neo khác nhau trong một mô hình YOLO sẽ là 9 (3 bản đồ đặc trưng *3 hộp neo).

Đồng thời trên một bản đồ đặc trưng hình vuông S*S, mô hình YOLO sinh ra một số lượng hộp neo là: S*S*3. Như vậy số lượng hộp neo trên một bức ảnh sẽ là: (13*13 + 26*26 + 52*52)*3 = 10647 (hộp neo)

Đây là một số lượng rất lớn và là nguyên nhân khiến quá trình huấn luyện mô hình

YOLO vô cùng chậm bởi chúng ta cần dự báo đồng thời nhãn và khung giới hạn trên đồng thời 10647 khung giới hạn. Một số lưu ý khi huấn luyện YOLO:

+ Khi huấn luyện YOLO sẽ cần phải có RAM dung lượng lớn hơn để lưu được 10647 khung giới hạn như trong kiến trúc này.

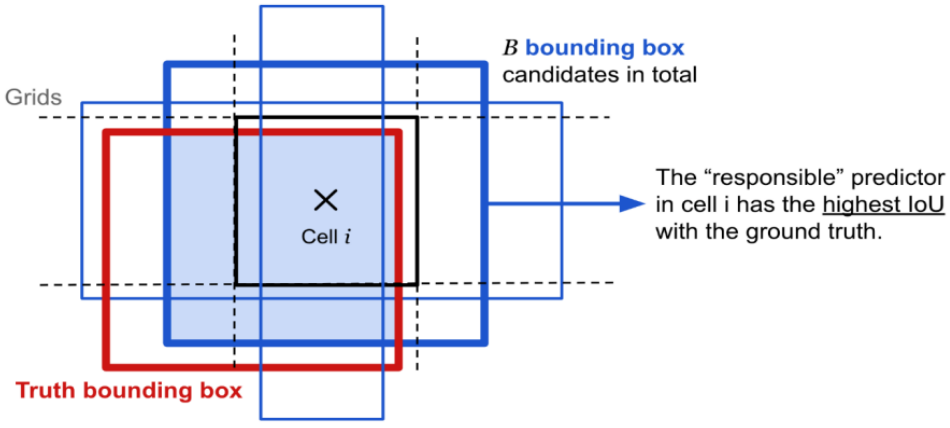
+ Không thể thiết lập các batch_size quá lớn như trong các mô hình classification vì rất dễ bị đầy bộ nhớ. Gói darknet của YOLO đã chia nhỏ một batch thành các subdivisions cho vừa với RAM.

+ Thời gian xử lý của một bước trên YOLO lâu hơn rất rất nhiều lần so với các mô hình classification. Do đó nên thiết lập các bước giới hạn huấn luyện cho YOLO nhỏ. Đối với các tác vụ nhận diện dưới 5 classes, dưới 5000 bước là có thể thu được nghiệm tạm chấp nhận được. Các mô hình có nhiều classes hơn có thể tăng số lượng các bước theo cấp số nhân.

Hộp neo (*Anchor box*):

Để tìm được khung giới hạn cho vật thể, YOLO sẽ cần các hộp neo làm cơ sở ước lượng. Những hộp neo này sẽ được xác định trước và sẽ bao quanh vật thể một cách tương đối chính xác. Sau này thuật toán hồi quy khung giới hạn sẽ tinh chỉnh lại hộp neo để tạo ra khung giới hạn dự đoán cho vật thể. Trong một mô hình YOLO:

+ Mỗi một vật thể trong hình ảnh huấn luyện được phân bố về một hộp neo. Trong trường hợp có từ 2 hộp neo trở lên cùng bao quanh vật thể thì chúng ta sẽ xác định hộp neo mà có IoU (*intersection over union*) với khung giới hạn thực tế là cao nhất.



Hình 2.17 Xác định hộp neo cho một vật thể.

Trong hình 2.17 từ *Cell i* ta xác định được 3 hộp neo viền xanh như trong hình. Cả 3 hộp neo này đều giao nhau với khung giới hạn của vật thể. Tuy nhiên chỉ hộp neo có đường viền dày nhất màu xanh được lựa chọn làm hộp neo cho vật thể bởi nó có IoU so với khung giới hạn thực tế là cao nhất.

+ Mỗi một vật thể trong hình ảnh huấn luyện được phân bố về một ô trên bản đồ đặc trưng mà chứa điểm giữa của vật thể. Chẳng hạn như hình chú chó trong hình 3.13 sẽ được phân về cho ô màu đỏ vì điểm điểm giữa của ảnh chú chó rơi vào đúng ô này. Từ ô ta sẽ xác định các hộp neo bao quanh hình ảnh chú chó.Như vậy khi xác định một vật thể sẽ cần xác định 2 thành phần gắn liền với nó là (*ô, hộp neo*). Không chỉ riêng mình ô hoặc chỉ mình hộp neo.

Hàm mất mát (*loss function*):

Hàm hàm mất mát của YOLO chia thành 2 phần: L_{Loc}(*localization loss*) đo lường sai số của khung giới hạn và L_{cls}(*confidence loss*) đo lường sai số của phân phối xác suất các classes.

$$L_{loc} = \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^{B} 1_{ij}^{obj} [(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2 + (\sqrt{w_i} - \sqrt{\hat{w}_i})^2 + (\sqrt{h_i} - \sqrt{\hat{h}_i})^2]$$

$$L_{cls} = \underbrace{\sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^{B} (1_{ij}^{obj} + \lambda_{noobj} (1 - 1_{ij}^{obj}))(C_{ij} - \hat{C}_{ij})^2}_{cell\ contain\ object} + \underbrace{\sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^{B} 1_{ij}^{obj} (p_i(c) - \hat{p}_i))^2}_{probability\ distribution\ classes}$$

$$L = L_{loc} + L_{cls}$$

Trong đó:

1_i^{obj} : Hàm indicator có giá trị 0,1 nhằm xác định xem ô thứ i có chứa vật thể hay không. Bằng 1 nếu chứa vật thể và 0 nếu không chứa. Cho biết khung giới hạn thứ j của ô thứ i có phải là bouding box của vật thể được dự đoán hay không? (xem hình 2.17).

C_{ij}: Điểm tin cậy của ô thứ i, *P*(*contain object*) * IoU(*predict bbox, ground ruth bbox*).

$\widehat{C_{ij}}$: Điểm tự tin dự đoán.

C: Tập hợp tất cả các lớp.

Pi(c): Xác suất có điều kiện, có hay không ô thứ i có chứa một đối tượng của lớp c∈C.

$\widehat{pi}(c)$: xác xuất có điều kiện dự đoán.

L_{loc} là hàm mất mát của khung giới hạn dự báo so với thực tế.

L_{cls} là hàm mất mát của phân phối xác suất. Trong đó tổng đầu tiên là mất mát của dự đoán có vật thể trong ô hay không? Và tổng thứ 2 là mất mát của phân phối xác suất nếu có vật thể trong ô. Ngoài ra để điều chỉnh hàm mất mát (*loss function*) trong trường hợp dự đoán sai khung giới hạn ta thông qua hệ số điều chỉnh λcoord và muốn giảm nhẹ hàm mất mát trong trường hợp ô không chứa vật thể bằng hệ số điều chỉnh λnoobj

Dự báo khung giới hạn (*bounding box*):

Để dự báo khung giới hạn cho một vật thể chúng ta dựa trên một phép biến đổi từ hộp neo và ô.

YOLO dự đoán khung giới hạn sao cho nó sẽ không lệch khỏi vị trí trung tâm quá nhiều. Nếu khung giới hạn dự đoán có thể đặt vào bất kỳ phần nào của hình ảnh, như trong mạng regional proposal network, việc huấn luyện mô hình có thể trở nên không ổn định.

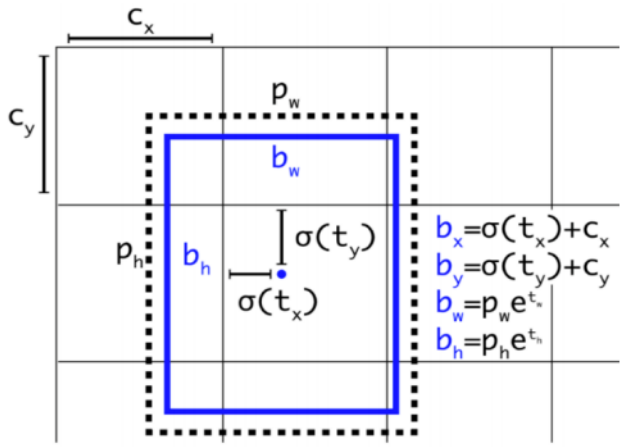
Cho một hộp neo có kích thước (P_w, P_h) tại cell nằm trên feature map với góc trên cùng bên trái của nó là (c_x, c_y), mô hình dự đoán 4 tham số (t_x, t_y, t_w, t_h) trong đó 2 tham số đầu là độ lệch (offset) so với góc trên cùng bên trái của cell và 2 tham số sau là tỷ lệ so với hộp neo. Và các tham số này sẽ giúp xác định khung giới hạn dự đoán b có tâm (b_x, b_y) và kích thước (b_w, b_h) thông qua hàm sigmoid và hàm exponential như các công thức bên dưới:

$$b_x = \sigma(t_x) + c_x$$

$$b_y = \sigma(t_y) + c_y$$

$$b_w = p_w e^{t_w}$$

$$b_h = p_h e^{t_h}$$



Hình 2.18 Minh họa dự đoán khung đối tượng.

Hình 2.18 công thức ước lượng khung giới hạn từ hộp neo. Hình chữ nhật nét đứt bên ngoài là hộp neo có kích thước là (P_w, P_h). Tọa độ của một khung giới hạn sẽ được xác định dựa trên đồng thời cả hộp neo và cell mà nó thuộc về. Điều này giúp kiểm soát vị trí của khung giới hạn dự đoán đâu đó quanh vị trí của ô và khung giới hạn mà không vượt quá xa ra bên ngoài giới hạn này.

Non-max suppression:

Do thuật toán YOLO dự báo ra rất nhiều khung giới hạn trên một bức ảnh nên đối với những cell có vị trí gần nhau, khả năng các khung hình bị overlap là rất cao. Trong trường hợp đó YOLO sẽ cần đến non-max suppression để giảm bớt số lượng các khung hình được sinh ra một cách đáng kể.

Hình 2.19 Non-max suppresion

Trong hình 2.19 từ 3 khung giới hạn ban đầu cùng bao quanh chiếc xe đã giảm xuống còn một khung giới hạn cuối cùng. Các bước của non-max suppression:

+ Bước 1: Đầu tiên chúng ta sẽ tìm cách giảm bớt số lượng các khung giới hạn bằng cách lọc bỏ toàn bộ những khung giới hạn có xác suất chứa vật thể nhỏ hơn một ngưỡng nào đó, thường là 0.5.

+ Bước 2: Đối với các khung giới hạn giao nhau, non-max suppression sẽ lựa chọn ra một khung giới hạn có xác xuất chứa vật thể là lớn nhất. Sau đó tính toán chỉ số giao thoa IoU với các khung giới hạn còn lại.

Nếu chỉ số này lớn hơn ngưỡng threshold thì điều đó chứng tỏ 2 khung giới hạn đang chồng lên nhau rất cao. Chúng ta sẽ xóa các khung giới hạn có xác xuất thấp hơn và giữ lại khung giới hạn có xác xuất cao nhất. Cuối cùng, thu được một khung giới hạn duy nhất cho một vật thể.

2.3.3.2 Các phiên bản của YOLO.

Mô hình YOLO được mô tả lần đầu tiên bởi Joseph Redmon và các cộng sự. Được công bố trong bài viết năm 2015. YOLO có 3 phiên bản là YOLOv1, YOLOv2, YOLOv3.

*** YOLO v1:** Sử dụng Framework Darknet được train trên tập ImageNet-1000. Nó không thể tìm thấy các object nhỏ nếu chúng xuất hiện dưới dạng một cụm. Phiên bản này gặp khó khăn trong việc phát hiện các đối tượng nếu hình ảnh có kích thước khác với hình ảnh được train.

* **YOLOv2:** Đặt tên là YOLO9000 đã được Joseph Redmon và Ali Farhadi công bố vào cuối năm 2016. Cải tiến chính của phiên bản này tốt hơn, nhanh hơn, tiên tiến hơn để bắt kịp faster R-CNN (phương pháp sử dụng Region Proposal Network), xử lý được những vấn đề gặp phải của YOLOv1. Sự thay đổi của YOLOv2 so với YOLOv1:

- *Batch Normalization:* Giảm sự thay đổi giá trị unit trong hidden layer, do đó sẽ cải thiện được tính ổn định của Neural Network.

- *Higher Resolution Classifier:* Kích thước đầu vào trong YOLOv2 được tăng từ 224*224 lên 448*448.

- *Anchor boxes:* Dự đoán khung giới hạn và được thiết kế cho tập dữ liệu đã cho sử dụng clustering.

- *Fine-Grained Features:* YOLOv2 chia ảnh thành 13□13 grid cells, do đó có thể phát hiện được những object nhỏ hơn, đồng thời cũng hiệu quả với các object lớn.

- Multi-Scale Training: YOLOv1 có điểm yếu là phát hiện các đối tượng với các kích cỡ đầu vào khác nhau. Điều này được giải quyết bằng YOLO v2, nó được train với kích thước ảnhngẫu nhiên trong khoảng 320*320 đến 608*608.

- Darknet 19: YOLOv2 sử dụng Darknet 19 với 19 convolutional layers, 5 max pooling layers và 1 softmax layer.

*** YOLO v3:** Công bố vào tháng 4 năm 2018 với việc phát hiện, phân loại chính xác đối tượng, và được xử lý thời gian thực. Những cải tiến chính của YOLOv3 so với hai phiên bản trước gồm:

- Bounding Box Predictions: Cung cấp score mỗi khung giới hạn sử dụng logistic regression.

- Class Predictions: Sử dụng logistic classifiers cho mọi class thay vì softmax.

- Feature Pyramid Networks (FPN): Giới thiệu residual block và FPN.

- Darknet-53: YOLOv3 sử dụng Darknet 53 với 53 convolutional layers.

* **YOLO v4**: Phiên bản YOLOv4 ra mắt vào năm 2020 và là phiên bản tiếp theo của YOLO. Nó kết hợp các kỹ thuật tiên tiến như CSPDarknet53 (một kiến trúc mạng nâng cao), PANet (Path Aggregation Network), và các cải tiến khác để tăng độ chính xác và tốc độ suy luận. YOLOv4 cũng hỗ trợ việc huấn luyện trên nhiều nền tảng khác nhau và có khả năng phát hiện đối tượng chính xác trên nhiều loại dữ liệu.

*** YOLO v5** là một phiên bản nâng cấp và độc lập của YOLO được phát triển bởi Alexey Bochkovskiy và các thành viên của Ultra-Light-Weight Object Detection (ULWOD) team. Phiên bản này được công bố vào năm 2020 và mang lại nhiều cải tiến về hiệu suất và chất lượng phát hiện đối tượng.

2.3.3.2 Nhận dạng đối tượng bằng YOLO v4-tiny.

Trong YOLO version 4 tác giả áp dụng một mạng feature extractor là darknet-53. Mạng này gồm 53 convolutional layers kết nối liên tiếp, mỗi layer được theo sau bởi một batch normalization và một activation Leaky Relu. Để giảm kích thước của output sau mỗi convolution layer, tác giả YOLOv4 đã thực hiện down sample bằng các filter với kích thước là 2. Điều này có tác dụng giảm thiểu số lượng tham số cho mô hình.

Model	Train	Test	mAP	FLOPS	FPS	Cfg	Weights
SSD300	COCO trainval	test-dev	41.2	-	46	link	
SSD500	COCO trainval	test-dev	46.5	-	19	link	
YOLOv2 608x608	COCO trainval	test-dev	48.1	62.94 Bn	40	cfg	weights
Tiny YOLO	COCO trainval	test-dev	23.7	5.41 Bn	244	cfg	weights
SSD321	COCO trainval	test-dev	45.4	-	16	link	
DSSD321	COCO trainval	test-dev	46.1	-	12	link	
R-FCN	COCO trainval	test-dev	51.9	-	12	link	
SSD513	COCO trainval	test-dev	50.4	-	8	link	
DSSD513	COCO trainval	test-dev	53.3	-	6	link	
FPN FRCN	COCO trainval	test-dev	59.1	-	6	link	
Retinanet-50-500	COCO trainval	test-dev	50.9	-	14	link	
Retinanet-101-500	COCO trainval	test-dev	53.1	-	11	link	
Retinanet-101-800	COCO trainval	test-dev	57.5	-	5	link	
YOLOv3-320	COCO trainval	test-dev	51.5	38.97 Bn	45	cfg	weights
YOLOv3-416	COCO trainval	test-dev	55.3	65.86 Bn	35	cfg	weights
YOLOv3-608	COCO trainval	test-dev	57.9	140.69 Bn	20	cfg	weights
YOLOv3-tiny	COCO trainval	test-dev	33.1	5.56 Bn	220	cfg	weights
YOLOv3-spp	COCO trainval	test-dev	60.6	141.45 Bn	20	cfg	weights

Hình 2.20 Mạng draknet - 53

Kiến trúc của mô hình YOLOv3 đã có nhiều cải tiến so với các phiên bản trước nhằm cải thiện độ chính xác dự đoán giúp cân bằng được tốc độ và độ chính xác. Trong phiên bản YOLOv3 được thực hiện với nhiều tỉ lệ khác nhau giúp mô hình có thể phát hiện được các đối tượng có nhiều kích thước khác nhau.

Tại sao lại lựa chọn YOLO v4-tiny thay thế cho YOLO v4?

1. Độ chính xác: YOLOv4 thường có độ chính xác cao hơn so với YOLOv4-tiny. Với việc sử dụng một mạng nơ-ron tích chập (CNN) sâu hơn và số lượng lớp phân loại lớn hơn, YOLOv4 có khả năng nhận dạng chính xác các đối tượng với độ tin cậy cao hơn.

2. Tốc độ xử lý: YOLOv4-tiny có tốc độ xử lý nhanh hơn so với YOLOv4. YOLOv4-tiny sử dụng một mạng nơ-ron tích chập nhẹ hơn và ít lớp hơn, dẫn đến việc giảm thiểu thời gian tính toán và tăng tốc độ xử lý.

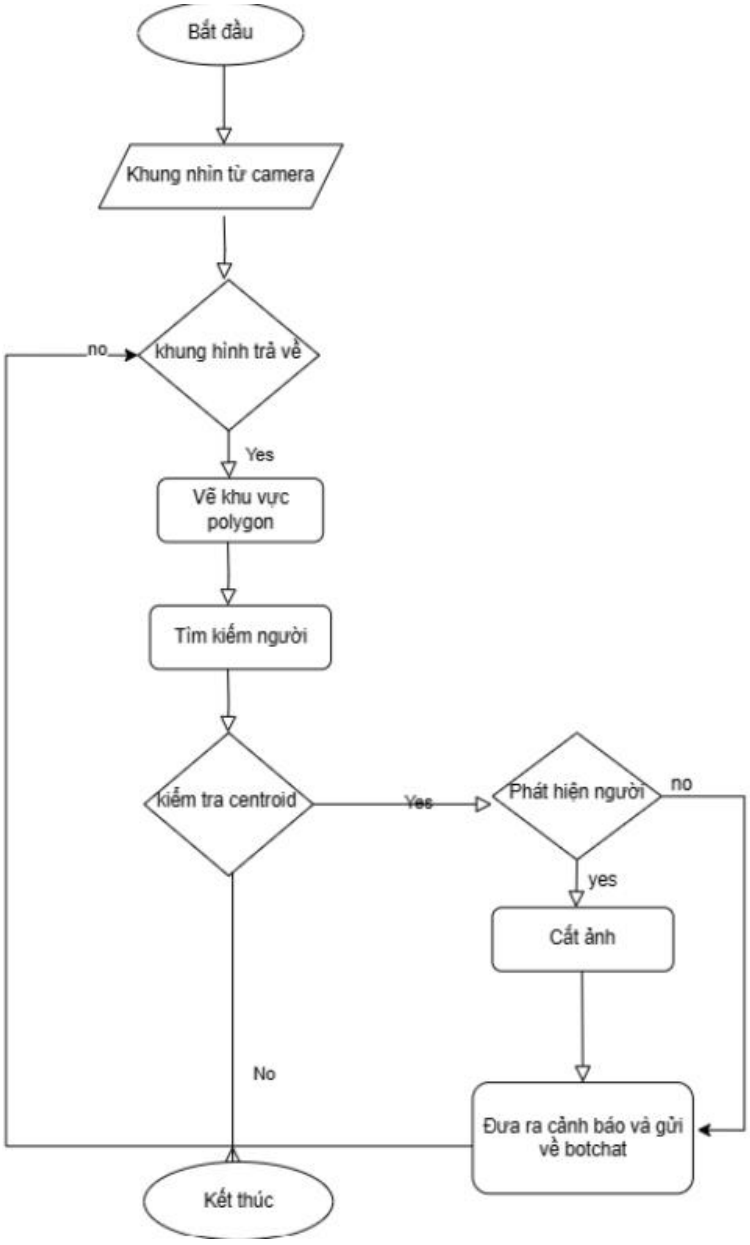
3. Yêu cầu tài nguyên: YOLOv4-tiny yêu cầu ít tài nguyên hơn so với YOLOv4. Với mạng nơ-ron nhẹ hơn, YOLOv4-tiny có thể chạy trên các thiết bị có tài nguyên hạn chế, như các hệ thống nhúng và các thiết bị di động**.**

4. Ứng dụng thực tế: YOLOv4-tiny thích hợp cho các ứng dụng có yêu cầu về tốc độ xử lý cao, chẳng hạn như theo dõi đối tượng trên camera an ninh, hệ thống giám sát giao thông hoặc ứng dụng thời gian thực trên các thiết bị nhúng. Trong khi đó, YOLOv4 thích hợp cho các ứng dụng yêu cầu độ chính xác cao hơn, chẳng hạn như phát hiện đối tượng trong ảnh y tế hoặc phân tích video cao cấp.

Tùy thuộc vào yêu cầu và hạn chế của ứng dụng cụ thể, bạn có thể lựa chọn giữa YOLOv4 và YOLOv4-tiny để đạt được sự cân bằng giữa độ chính xác, tốc độ xử lý và yêu cầu tài nguyên.

CHƯƠNG 3: KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM VÀ ÁP DỤNG TRONG THỰC TẾ

3.1 Mô hình hệ thống dự kiến.



Hình 2.21 Hệ thống giám sát, phát hiện và cảnh báo người xâm nhập.

Trong mô hình hệ thống đề xuất: Sau khi nhận dữ liệu từ camera, máy tính sẽ xử lý từng khung ảnh để phát hiện đối tượng là người sử dụng thuật toán YOLOv4-tiny, trong trường hợp phát hiện ra người trong khung hình. Nếu đối tượng người được phát hiện nằm trong đa giác điểm centroid có thuộc khu vực polygen đa giác bảo vệ hay không nếu có thì hệ thống sẽ thực hiện cảnh báo qua tin nhắn thông qua botchat telegram,…cho người có trách nhiệm xử lý (lãnh đạo, bảo vệ, người trực ca, nhân viên,…) đồng thời lưu lại danh sách đối tượng được trích xuất.

CHƯƠNG 4: THIẾT KẾ VÀ CÀI ĐẶT CHƯƠNG TRÌNH

KẾT QUẢ VÀ KIẾN NGHỊ

Kết quả

Website bán mỹ phẩm trực tuyến là một trang Web hỗ trợ khách hàng mua hàng nhanh chóng tiện lợi hiệu quả trong giao đoạn dịch bệnh và giá xăng liên tục phá kỷ lục như hiện nay. Và được lựa chọn những sản phẩm mà mình thích với vài thao tác đơn giản.

- Tiến độ hoàn thành các chức năng:
  + Đặt hàng
  + Tìm kiếm sản phẩm
  + Thanh toán online
  + Kiểm tra lịch sử mua hàng
  + Reset mật khẩu khi quên mật khẩu
  + Thay đổi thông tin cá nhân và mật khẩu
  + Quản lý thương hiệu
  + Quản lý danh mục
  + Quản lý sản phẩm
  + Quản lý tình trạng đơn hàng
  + Quản lý nhập hàng
  + Quản lý đơn hàng

+ Gửi mail phản hồi về khi khách hàng đặt hàng

+ Hiện thông báo khi khách hàng đặt quá số lượng còn lại

+ Quản lý slider

+ Quản lý tài khoản Quản trị viên

+ Thống kê sản phẩm bán được

+ Thống kê đơn hàng bán được

+ Thống kê khách hàng đã mua hàng

- Hạn chế

+ Giao diện còn chưa được đẹp

Sau một thời gian tìm hiểu, xây dựng đề tài "Website bán mỹ phẩm trực tuyến", kết quả cơ bản đã hoàn thành, góp phần đáp ứng được những chức năng cơ bản của một website bán mỹ phẩm trực tuyến. Nhưng do thời gian có hạn nên cũng không tránh những sai sót.

Với kiến thức nền tảng đã được học ở trường và sự nỗ lực của mình, em đã hoàn thành đồ án tốt nghiệp. Mặc dù đã cố gắng và đầu tư rất nhiều nhưng do thời gian có hạn nên còn nhiều hạn chế. Em rất mong nhận được sự góp ý và chia sẻ của quý thầy cô để chương trình ngày càng hoàn thiện hơn.

Một lần nữa em xin chân thành cảm ơn thầy ThS. Nguyễn Lê Minh đã tận tình giúp đỡ em trong suốt thời gian thực hiện đồ án tốt nghiệp. Em xin chân thành cảm ơn.

❖ **Hướng phát triển**

- Khắc phục các nhược điểm mà trang web còn gặp phải
- Thêm các chức năng mới để giúp Khách hàng, Quản trị viên và Quản lý thao tác tốt hơn.
- Thêm một số các năng cho trang web để trang web có thể phát triển như tính giá ship hàng theo khoảng cách địa lý.
-

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] TS. Phan Ngọc Hoàng, Slide Computer Vision Advanced, 2019.

[2] TS. Bùi Thu Trang, Slide Machine Learning, 2019.
[3] Vũ Hữu Tiệp, Machine Learning cơ bản, 2017.
[4] TS. Đỗ Năng Toàn, TS. Phạm Việt Bình, Giáo trình Xử lý ảnh, Đại học Thái Nguyên, năm 2007.
[5] PGS.TS Nguyễn Quang Hoan, Xử lý ảnh, Học viện bưu chính viễn thông, năm 2006.
[6] Lê Thị Lệ Duyên, Mạng Nơ-ron tích chập và ứng dụng giải bài toán nhận dạng hành động trong một đoạn video, 2017.
[7] Trần Trung Kiên, Hệ thống nhận dạng gương mặt trong video giám sát, Đại học Lạc Hồng, 2013.
[8] Trương Công Lợi, Nhận dạng khuôn mặt sử dụng phương pháp biến đổi Eigenfaces và mạng nơ-ron, Đại học Đà Nẵng, 2013.
[9] Nguyễn Trường Tân, "Ứng dụng mạng nơ-ron để phân loại khuôn mặt", Đại học Đà Nẵng, 2013.
[10] Nguyễn Văn Hùng, Nguyễn Văn Xuất, Lê Mạnh Cường. "Một phương pháp phát hiện đối tượng ứng dụng trong hệ thống tự động bám mục tiêu", Viện Vũ khí, Học viện Kỹ thuật Quân sự, Bộ Quốc phòng, 2015.
[11] Nguyễn Thị Thủy, "Phương pháp nhận dạng khuôn mặt người và ứng dụng trong quản lý nhân sự", Đại học Công nghệ - Đại học Quốc gia Hà Nội, 2018.
[12] Tống Văn Ngọc, "Nhận dạng và phát hiện hành động người dùng thị giác máy tính", Đại học Sư phạm Kỹ thuật TP. Hồ Chí Minh, 2018.
[13] Đỗ Văn Dương, Nghiên cứu phương pháp nhận dạng tự động một số đối tượng và xây dựng cơ sở dữ liệu 3D bằng dữ liệu ảnh thu nhận từ thiết bị bay không người lái, 2018.
[14] Hoàng Kiếm, Nguyễn Hồng Sơn, Đào Minh Sơn, "Ứng dụng mạng nơron nhân tạo trong hệ thống xử lý biểu mẫu tự động", 2001.
[15] Nguyễn Tiến Đạt, "Ảnh số và điểm ảnh", [Online]: viblo.asia/p/tuan-1-gioi-thieu-xu-ly-anh-yMnKMdEQ57P
[16] Banghn, "Nhận dạng mặt người – Các hướng tiếp cận", [Online]:

https://bloghnb.wordpress.com/tag/cac-huong-tiep-can-nhan-dang, 2010.
[17] Phạm Anh Phương, Ngô Quốc Tạo, Lương Chi Mai, "Trích chọn đặc trưng wavelet Haar kết hợp với SVM cho việc nhận dạng chữ viết tay tiếng Việt", 2008.
[18] Nguyễn Thanh Tuấn, "Deep Learning cơ bản", 2019.
[19] Phạm Đình Khánh, “YOLO You Only Look Once”, [Online]: phamdinhkhanh.github.io/2020/03/09/DarknetAlgorithm.html#7-d%E1%BB%B1-b%C3%A1o-bounding-box.
[20] Phạm Duy Tùng, “Tìm hiểu single shot object detectors”, [Online]: phamduytung.com/blog/2018-12-06-what-do-we-learn-from-single-shot-object detection, 2018.
[21] FPT Software – AI phát hiện người xâm nhập, codelearn.io/sharing/ai-phat-hien-nguoi-xam-nhap-p2, 2020.
[22] Hải Hà, “Tìm hiểu về phương pháp nhận diện khuôn mặt của Violas & John”, [Online]: viblo.asia/p/tim-hieu-ve-phuong-phap-nhan-dien-khuon-mat-cua-violas-john -ByEZkNVyKQ0.
[23]. Ming-Hsuan Yang., David J. Kriegman., Narendra Ahuja, “Detecting Faces in Images: A Survey, IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence”, 2002.
[24] Prabhu, “Understanding of Convolutional Neural Network (CNN) - Deep Learning” [Online]. Available: medium.com/@RaghavPrabhu/understanding-of-convolutional-neural-network-cnn-deep-learning-99760835f148, 2018.
[25] Joseph Chet Redmon, “YOLO: Real-Time Object Detection”, [Online]. Available: https://pjreddie.com/darknet/yolo/
[26] Adit Deshpande, “A Beginner's Guide To Understanding Convolutional Neural Networks” [Online]. Available: https://adeshpande3.github.io/adeshpande3.github.io/A-Beginner's-Guide-To-Understanding-Convolutional-Neural-Networks, 2016.
[27] Ayoosh Kathuria, “What’s new in YOLO v3”, [Online]. Available: https://towardsdatascience.com/yolo-v3-object-detection-53fb7d3bfe6b, 2018.
[28] Jonathan Hui. “Real-time Object Detection with YOLO, YOLOv2 and now

YOLOv3". [Online]. Available: https://medium.com/@jonathan_hui/real-time-object-detection-with-yoloyolov2-28b1b93e2088, 2018.
[29] P. Viola, M. Jones, "Rapid object detection using a boosted cascade of simple features", Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2001.