Đại học Bách Khoa Hà Nội

**Trường Công nghệ thông tin và Truyền thông**

Trịnh Quyết Tiến

**Nghiên cứu đánh giá và tối ưu phương pháp nhận dạng biển số xe tự động trên hệ thống nhúng**

Chuyên ngành: Khoa học máy tính

Mã đề tài : 2021KHDL-E12

Luận văn thạc sĩ

Hà nội tháng 10 năm 2023

**LỜI CẢM ƠN**

Để đề tài kết thúc khóa học được thực hiện thành công, em xin cảm ơn TS. Phạm Ngọc Hưng, Trường Công nghệ thông tin và Truyền thông, Đại học Bách Khoa Hà Nội đã chia sẻ những kiến thức quý báu, hướng dẫn tận tình và có những góp ý trong suốt quá trình thực hiện đề tài để em có thể hoàn thành tiểu luận một cách tốt nhất.

Sau khi nghiên cứu đề tài và kết thúc khóa học, em đã học hỏi và tích lũy được kiến thức và kinh nghiệm từ Thầy cô đi trước để hoàn thiện và phát triển bản thân. Bên cạnh đó, đây cũng là cơ hội giúp em nhận ra mình cần hoàn thiện thêm những gì để chuẩn bị cho một hành trình dài phía trước.

Do kiến thức của bản thân còn hạn chế và thiếu kinh nghiệm thực tiễn nên nội dung bài nghiên cứu khó tránh những thiếu sót. Em rất mong nhận sự góp ý, chỉ dạy thêm từ Quý Thầy cô.

Em xin chân thành cảm ơn!

**TÓM TẮT**

Nhận dạng biển số xe tự động (ALPR - automatic license plate recognition) là một bài toán phổ biến đã thu hút nhiều nghiên cứu do ứng dụng rộng rãi trong thực tế. Nhiều nghiên cứu đã thử nghiệm nhiều phương pháp khác nhau và đã đạt được kết quả ấn tượng, cho phép tích hợp nó vào các ứng dụng cụ thể. Tuy nhiên, tùy thuộc vào bối cảnh ứng dụng, xuất phát từ những yêu cầu cụ thể, đòi hỏi về độ chính xác và khả năng xử lý của hệ thống ALPR có thể biến đổi. Chẳng hạn, trong trường hợp nhận dạng biển số cho các phương tiện ra vào bãi đỗ xe có điều kiện đơn giản (xe dừng yên trong khung hình, thời gian xử lý không cần quá nhanh), hoặc nhận dạng biển số cho các phương tiện di chuyển trên cao tốc hoặc đường phố để sử dụng trong việc xử lý vi phạm và kiểm soát giao thông, điều này đòi hỏi ngữ cảnh phức tạp hơn (xe di chuyển nhanh, khoảng cách xa). Hơn nữa, sự gia tăng của tính năng xử lý trên thiết bị cuối (edge computing) cũng đã đánh dấu một xu hướng quan trọng trong triển khai hệ thống ALPR, giúp tối ưu hóa hiệu suất và hiệu quả của nó. Với sự phát triển này, việc lựa chọn phương pháp nhận dạng biển số xe đúng để phù hợp với các tình huống ứng dụng cụ thể đã trở nên càng quan trọng hơn. Nghiên cứu này tập trung vào việc đánh giá các phương pháp nhận dạng biển số xe và mục tiêu cuối cùng là tối ưu hóa chúng để triển khai trên hệ thống nhúng.

Các phương pháp nhận dạng biển số xe thực hiện tùy thuộc vào điều kiện ngữ cảnh, và các yếu tố như tốc độ cao của phương tiện, khoảng cách xa, hoặc hình ảnh không rõ gây khó khăn cho việc xác định và nhận dạng biển số. Điều này có thể dẫn đến sự giảm sút độ chính xác và yêu cầu việc liên tục đánh giá, cải tiến để phù hợp với các ứng dụng cụ thể. Triển khai xử lý nhận dạng biển số xe trên thiết bị nhúng có lợi thế là không cần truyền dữ liệu hình ảnh hoặc video lớn đến máy chủ, giảm bớt gánh nặng xử lý tại máy chủ. Tuy nhiên, thực hiện trên thiết bị nhúng đòi hỏi sự đánh giá kỹ lưỡng về hiệu năng và thời gian xử lý. Để giải quyết các thách thức nêu trên, cần thiết phải thực hiện sự đánh giá cặn kẽ của các phương pháp nhận dạng biển số xe và tối ưu hóa chúng để đáp ứng yêu cầu về hiệu năng và độ chính xác trên hệ thống nhúng. Sử dụng hệ thống edge computing có thể giải quyết nhiều vấn đề bởi vì nó cho phép xử lý dữ liệu tại nguồn mà không cần truyền dữ liệu đến một trung tâm xử lý tập trung ở xa. Kết quả là giảm thiểu độ trễ và tăng tốc độ xử lý, đồng thời giảm tải băng thông mạng và chi phí lưu trữ dữ liệu. Hơn nữa, hệ thống edge computing có khả năng hoạt động độc lập và đảm bảo tính sẵn sàng cao, ngay cả khi kết nối mạng bị gián đoạn. Do đó, việc áp dụng hệ thống edge computing vào bài toán nhận dạng biển số xe sẽ cải thiện hiệu suất và độ tin cậy của hệ thống.

**Lời cam đoan**

Tôi xin cam đoan rằng đây là công trình nghiên cứu của tôi, có sự hỗ trợ từ Giáo viên hướng dẫn là TS. Phạm Ngọc Hưng. Các nội dung nghiên cứu và kết quả trong đề tài này là trung thực và chưa từng được ai công bố trong bất cứ công trình nghiên cứu nào trước đây. Những số liệu trong các bảng biểu phục vụ cho việc phân tích, nhận xét, đánh giá được chính tác giả thu thập từ các nguồn khác nhau có ghi trong phần tài liệu tham khảo.

Nếu phát hiện có bất kỳ sự gian lận nào tôi xin hoàn toàn chịu trách nhiệm trước Hội đồng cũng như kết quả luận văn của mình.

Hà Nội, ngày 02 tháng 04 năm 2024

Trịnh Quyết Tiến

**MỤC LỤC**

[CHƯƠNG 1: GIỚI THỆU 10](#_Toc155974405)

[1.1. Giới thiệu đề tài 10](#_Toc155974406)

[1.2. Mục tiêu đề tài 11](#_Toc155974407)

[1.3. Ý nghĩa của đề tài 12](#_Toc155974408)

[***1.3.1.*** ***Ý nghĩa thực tiễn*** 12](#_Toc155974409)

[***1.3.2.*** ***Ý nghĩa khoa học*** 12](#_Toc155974410)

[***1.3.3.*** ***Phạm vi của đề tài*** 12](#_Toc155974411)

[1.4. Phương pháp nghiên cứu 13](#_Toc155974412)

[1.5. Bố cục luận văn 14](#_Toc155974413)

[CHƯƠNG 2: NGHIÊN CỨU PHƯƠNG PHÁP NHẬN DẠNG BIỂN SỐ XE 15](#_Toc155974414)

[2.1. Khảo sát các phương pháp nhận dạng biển số xe 15](#_Toc155974415)

[***2.1.1.*** ***Mô hình phương pháp nhận dạng biển số xe tổng quát*** 15](#_Toc155974416)

[***2.1.2.*** ***Xác định vùng biển số xe trong ảnh*** 16](#_Toc155974417)

[***2.1.3.*** ***Phân đoạn ký tự trên vùng biển số xe*** 42](#_Toc155974418)

[***2.1.4.*** ***Nhận dạng ký tự biển số xe*** 51](#_Toc155974419)

[2.2. Xây dựng dữ liệu biển số xe 58](#_Toc155974420)

[***2.2.1.*** ***Chuẩn bị dữ liệu*** 58](#_Toc155974421)

[***2.2.2.*** ***Quy định về biển số xe Việt Nam*** 59](#_Toc155974422)

[***2.2.3.*** ***Xây dựng tập biển số từ dữ liệu thực tế*** 63](#_Toc155974423)

[***2.2.4.*** ***Các phương pháp tăng sự đa dạng của dữ liệu*** 64](#_Toc155974424)

**Danh mục hình vẽ**

**Danh mục bảng biểu**

**Danh mục từ viết tắt**

# **CHƯƠNG 1:** **GIỚI THỆU ĐỀ TÀI**

* 1. **Giới thiệu đề tài**

Trong thời đại công nghệ thông tin phát triển không ngừng, bài toán nhận dạng biển số xe đã và đang trở thành một lĩnh vực nghiên cứu hết sức quan trọng và thách thức. Từ những năm đầu của thế kỷ 21, với sự bùng nổ của các phương pháp xử lý hình ảnh và thuật toán máy học, việc nhận dạng biển số xe không chỉ là một chủ đề nghiên cứu thuần túy mà còn mang lại những ứng dụng thiết thực trong thực tiễn. Các ứng dụng của việc nhận dạng biển số xe bao gồm quản lý giao thông, hệ thống thu phí tự động, bảo mật và kiểm soát vào ra trong các khu công nghiệp, bãi đỗ xe, và nhiều lĩnh vực khác.

Sự phát triển của các giải pháp và công nghệ trong lĩnh vực này cũng diễn ra một cách đa dạng và phong phú. Từ các phương pháp xử lý hình ảnh truyền thống đến việc áp dụng những thuật toán học sâu phức tạp, mỗi cách tiếp cận đều mang lại những hiểu biết sâu sắc và kết quả đáng chú ý.

Vấn đề phát hiện và nhận diện biển số xe là một trong những hướng nghiên cứu đã được quan tâm trong lĩnh vực thị giác máy tính từ lâu. Tuy nhiên, hiện nay với sự phát triển mạnh mẽ của phương pháp học sâu (deep learning), đã mở ra một hướng tiếp cận mới cho vấn đề này. Các mạng nơ-ron trong học sâu như Convolution Neural Networks (CNN), Recurrent Neural Networks (RNN) cùng với các kiến trúc mạng như LeNet, ImageNet, Fast R-CNN, ... đang được phổ biến và được sử dụng trong nhiều ứng dụng thực tế. Đặc biệt, các kết quả đạt được thông qua các cuộc thi và nghiên cứu trong giới học thuật đều rất ấn tượng. Những phương pháp này giúp cho việc phát hiện và nhận diện biển số xe trở nên chính xác hơn, nhanh hơn và hiệu quả hơn.

Các phương pháp nhận dạng biển số xe có khả năng ứng dụng thực tiễn khác nhau phụ thuộc vào điều kiện ngữ cảnh đòi hỏi. Các yếu tố làm tăng độ phức tạp, như phương tiện di chuyển nhanh, khoảng cách xa, ảnh kém chất lượng, … gây ra khó khăn cho việc phát hiện và nhận dạng biển số, làm giảm độ chính xác, dẫn đến cần phân tích đánh giá, cải tiến để phù hợp với ứng dụng.

Đặc biệt, cùng với sự phát triển mạnh mẽ của các thuật toán nhận dạng và năng lực tính toán và hiệu năng phần cứng ngày càng tăng, xu hướng thực hiện các xử lý trực tiếp trên thiết bị biên (edge computing) hoặc thiết bị nhúng đang dần trở nên phổ biến.Việc đưa các xử lý của tác vụ nhận dạng biển số xe trên thiết bị nhúng giúp không phải truyền nhận giữ liệu hình ảnh, video lớn về server, giảm tải xử lý phía server. Tuy nhiên việc thực hiện trên hệ nhúng đòi hỏi những đánh giá, đáp ứng về hiệu năng, thời gian xử lý.

Với những vấn đề nêu trên, cần có sự đánh giá các phương pháp nhận dạng biển số xe, tối ưu cho phù hợp về hiệu năng, độ chính xác đáp ứng được trên hệ thống nhúng.

Sử dụng hệ thống edge computing có thể cải thiện các yếu tố nêu trên bởi vì nó cho phép xử lý dữ liệu cục bộ tại nguồn phát sinh mà không phải truyền dữ liệu tới một trung tâm xử lý tập trung (centralized processing center) ở xa. Kết quả là giảm thiểu độ trễ và tăng tốc độ xử lý, đồng thời giảm tải băng thông mạng và chi phí lưu trữ dữ liệu. Hơn nữa, hệ thống edge computing có thể hoạt động độc lập và đảm bảo tính sẵn sàng cao, ngay cả khi kết nối mạng bị gián đoạn.

Từ đó, việc áp dụng hệ thống edge computing vào bài toán nhận dạng biển số xe sẽ giúp cải thiện hiệu suất và độ tin cậy của hệ thống. Điều này không chỉ mở ra các hướng tiếp cận mới mà còn đề xuất những thách thức trong việc tối ưu hóa cả về mặt phần mềm và phần cứng. Do đó, đề tài được đặt ra nhằm mục tiêu nghiên cứu và đánh giá các phương pháp nhận dạng biển số xe, với một sự tập trung đặc biệt vào việc tối ưu hóa hiệu năng của những phương pháp này khi được áp dụng trên thiết bị biên. Qua đó, đề tài không chỉ góp phần vào kho tàng kiến thức học thuật mà còn hướng tới những ứng dụng thiết thực, đáp ứng nhu cầu thực tế trong xã hội hiện đại.

* 1. **Mục tiêu đề tài**

Đề tài luận văn tập trung vào việc đánh giá và cải thiện phương pháp nhận dạng biển số xe tự động trên hệ thống nhúng. Đề tài có 3 mục tiêu chính:

* Nghiên cứu, tìm hiểu các phương pháp nhận dạng biển số xe hiện có.
* Thực nghiệm, đánh giá phương pháp nhận dạng biển số xe với một số tập dữ liệu biển số xe Việt Nam để đưa ra một mô hình nhận dạng biển số xe tối ưu (về hiệu năng, độ chính xác).
* Triển khai đánh giá mô hình nhận dạng và mô hình ứng dụng xử lý tại thiết bị biên (Raspberry Pi 4 và Jetson Nano)
  1. **Ý nghĩa của đề tài**
     1. ***Ý nghĩa thực tiễn***

Phương pháp được đề xuất trong đề tài có thể áp dụng trong nhiều ứng dụng, như giám sát giao thông tự động, bãi giữ xe thông minh, trạm thu phí tự động và nhiều ứng dụng khác. Sử dụng phương pháp này có thể giúp giảm thời gian và công sức của con người, đồng thời giảm tình trạng kẹt xe và tăng sự tiện lợi cho người tham gia giao thông. Một trong những yếu tố quan trọng để đạt được hiệu quả cao của phương pháp là xây dựng được tập dữ liệu chính xác, đa dạng và phù hợp với các điều kiện thực tế tại Việt Nam. Các ứng dụng được phát triển từ phương pháp này sẽ mang lại lợi ích cho cả xã hội và góp phần nâng cao chất lượng cuộc sống của người dân.

* + 1. ***Ý nghĩa khoa học***

Đề tài đóng góp một phương pháp mới trong việc phát hiện và nhận diện biển số xe hiệu quả, với mục tiêu tăng độ chính xác và giải quyết các vấn đề còn tồn tại của các phương pháp đi trước. Nghiên cứu này có thể cung cấp cơ sở cho các nghiên cứu trong nước về sau, đặc biệt là trong lĩnh vực ứng dụng các hệ thống nhúng. Tập dữ liệu chính xác, đa dạng và sát với điều kiện thực tế của nước ta cũng được xem là một đóng góp đáng kể của nghiên cứu này.

* + 1. ***Phạm vi của đề tài***

Trong đề tài này, tập dữ liệu được sử dụng để huấn luyện và kiểm tra mô hình sẽ chủ yếu bao gồm các hình ảnh biển số xe được chụp theo phương ngang, không bị che khuất, không bị hư hỏng, tróc sơn, rỉ sét và có độ mờ, độ biến dạng thấp. Điều này đảm bảo chất lượng dữ liệu cần thiết cho quá trình nhận dạng. Vị trí của camera để thu thập hình ảnh có thể là cố định hoặc di động, với góc lệch không quá lớn, nhằm đảm bảo tính ổn định và độ chính xác của dữ liệu thu được. Trong phạm vi đề tài, chỉ sử dụng các biển số xe máy và ô tô phổ biến tại Việt Nam, tuân thủ theo Thông tư 24/2023/TT-BCA về kích thước, ký hiệu và bố trí của biển số xe. Các biển số xe từ các nước khác sẽ không được xem xét trong nghiên cứu này, nhằm đảm bảo tính đặc thù và phù hợp với bối cảnh ứng dụng tại Việt Nam.

Bên cạnh đó, đề tài cũng sẽ tập trung vào việc khảo sát và áp dụng các phương pháp phân vùng và nhận dạng như xử lý ảnh, thuật toán học máy và học sâu để xử lý và phân tích dữ liệu. Các phương pháp này sẽ được chọn lọc dựa trên hiệu quả và khả năng ứng dụng trong thực tế, đặc biệt là trong bối cảnh của việc sử dụng trên thiết bị biên. Mục tiêu chính là đánh giá và tối ưu hóa các phương pháp nhận dạng để chúng có thể hoạt động hiệu quả trong môi trường thực tế với các yêu cầu về tốc độ và độ chính xác cao.

* 1. **Phương pháp nghiên cứu**

Đề tài xoay quanh việc nghiên cứu, phát triển hệ thống nhận dạng biển số xe trên các thiết bị nhúng và dựa trên dàn ý sau:

* *Nghiên cứu khảo sát các phương pháp nhận dạng biển số xe*: Trước tiên, Đề tài sẽ tiến hành một khảo sát về các phương pháp đã được phát triển để nhận dạng biển số xe. Điều này bao gồm việc tìm hiểu về các phương pháp truyền thống cũng như các phương pháp hiện đại dựa trên học máy và trí tuệ nhân tạo. Đề tài sẽ xem xét các điểm mạnh và yếu của từng phương pháp, đánh giá khả năng áp dụng của chúng trong các tình huống ứng dụng cụ thể và nắm vững kiến thức về các tiến bộ trong lĩnh vực này.
* *Đề xuất 1 phương pháp tốt nhất để thực nghiệm, đánh giá*: Dựa trên kết quả của khảo sát, đề tài sẽ lựa chọn hoặc đề xuất một phương pháp nhận dạng biển số xe mà được xem xét là tốt nhất cho việc thực nghiệm và đánh giá. Lựa chọn này sẽ dựa trên nhiều yếu tố, bao gồm độ chính xác, hiệu năng xử lý, khả năng tùy chỉnh, và tính ứng dụng trong các tình huống khác nhau. Đề tài cũng sẽ trình bày lý do tại sao phương pháp được chọn hoặc đề xuất được coi là lựa chọn tốt nhất dựa trên mục tiêu của đề tài.
* *Triển khai trên hệ thống nhúng, tối ưu về hiệu năng:* Sau khi chọn được phương pháp, đề tài sẽ tiến hành triển khai nó trên hệ thống nhúng. Điều này bao gồm việc tối ưu hóa phương pháp để đảm bảo hiệu năng tốt nhất trên các thiết bị nhúng có tài nguyên hạn chế. Đề tài sẽ xem xét các yếu tố như tài nguyên xử lý, bộ nhớ, và khả năng tích hợp vào các ứng dụng thực tế. Đồng thời cũng sẽ đánh giá hiệu suất của hệ thống trong việc nhận dạng biển số xe trong các tình huống ngữ cảnh khác nhau, như đã thảo luận trong phần trước.

Tóm lại, đề tài sẽ bao gồm việc nghiên cứu, lựa chọn, và triển khai một phương pháp nhận dạng biển số xe trên hệ thống nhúng, tối ưu hóa nó về hiệu năng để đáp ứng được các yêu cầu của các ứng dụng thực tế.

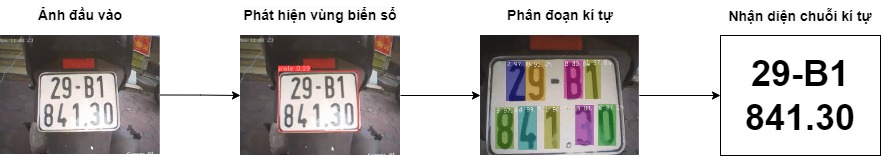
* 1. **Bố cục luận văn**

Báo cáo này gồm 4 chương, trong đó Chương 2 tập trung vào giới thiệu các nghiên cứu liên quan đến bài toán phát hiện và nhận dạng biển số xe, cách xây dựng bộ dữ liệu biển số xe, cùng với các phương pháp giải quyết được áp dụng trong lĩnh vực này, đồng thời cung cấp những kiến thức cơ bản để đặt nền móng cho các mô hình được đề xuất. Chương 3 trình bày đánh giá phương pháp nhận dạng biển số xe trên thiết bị biên, các chỉ tiêu đánh giá và kết quả đánh giá của các phương pháp, đồng thời cũng đưa ra một số nhận xét về hiệu năng của hệ thống. Chương 4 đưa ra kết luận chung của báo cáo và trình bày những hướng phát triển tiềm năng trong tương lai, kèm theo danh sách các tài liệu tham khảo được sử dụng trong đề tài.

# **CHƯƠNG 2: NGHIÊN CỨU PHƯƠNG PHÁP NHẬN DẠNG BIỂN SỐ XE**

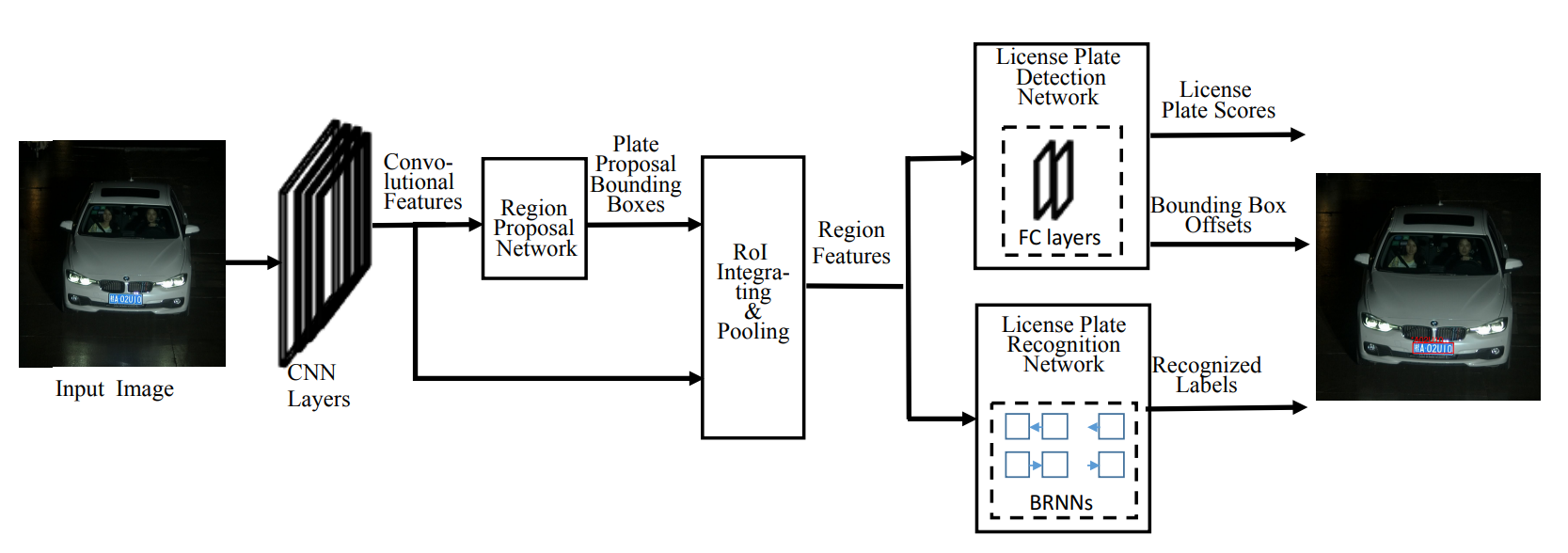
* 1. **Khảo sát các phương pháp nhận dạng biển số xe**
     1. ***Mô hình phương pháp nhận dạng biển số xe tổng quát***

Mô hình nhận dạng biển số xe thường bao gồm một loạt các bước cơ bản, từ việc thu thập hình ảnh đến việc xử lý và phân tích để đưa ra kết quả cuối cùng. Quy trình này không chỉ yêu cầu khả năng xác định và phân loại văn bản một cách chính xác mà còn đòi hỏi phải giải quyết các thách thức từ môi trường ngoại cảnh, như độ mờ của ảnh, điều kiện ánh sáng, và các yếu tố làm nhiễu khác. Thông thường, bài toán nhận dạng biển số xe bao gồm một số bước cơ bản như sau:



*Các bước cơ bản của một hệ thống nhận diện biển số xe*

Từ những bước trên, có ba bước chính trong quá trình nhận dạng biển số xe: phát hiện vùng biển số, phân đoạn các ký tự trong biển số, nhận dạng chuỗi ký tự trong biển số. Dựa trên những nghiên cứu mới đây, đề tài nhận thấy rằng hướng tiếp cận nhận dạng chuỗi ký tự trên biển số mà không phải qua bước phân đoạn ký tự rất tiềm năng, vì có nhiều ưu điểm hơn. Do đó, đề tài tập trung vào khảo sát các công trình liên quan đến phát hiện vị trí của biển số và nhận diện ký tự trên biển số. Ngoài ra, trong số các nghiên cứu gần đây còn đề cập đến việc kết hợp xử lý cả hai quá trình phát hiện và nhận dạng một cách đồng thời, tạo ra một phương pháp tổng thể hiệu quả hơn để giải quyết bài toán này. Phương pháp này lấy ý tưởng kết hợp các mạng có sẵn thành một mạng duy nhất cho việc phát hiện và nhận dạng biển số xe. Kiến trúc mạng bao gồm các phần: lớp mạng trích xuất đặc trưng cấp thấp, tạo vùng chứa biển số, xử lý vùng chứa biển số, phát hiện và nhận dạng biển số.



*Kiến trúc tổng quan của mô hình nhận diện biển số xe tích hợp*

Ngoài ra độ chính xác của việc nhận dạng biển số xe còn phụ thuộc đặc điểm của dữ liệu đầu vào, các ảnh biển số xe thu thập từ nhiều tình huống và điều kiện khác nhau. Các đặc điểm quan trọng của dữ liệu bao gồm:

* Tình huống điều kiện qui định: Đây là ảnh chụp trong các điều kiện thông thường như ra vào bãi đỗ xe, ban ngày, ánh sáng tự nhiên tốt.
* Tình huống điều kiện phức tạp: Điều này bao gồm ảnh chụp từ xa, trong điều kiện thiếu sáng, hoặc trong các tình huống khó khăn khác nhau như mưa, tuyết, hay bị che khuất bởi các vật thể khác.

Dữ liệu đa dạng này giúp mô hình trở nên mạnh mẽ và có khả năng nhận dạng biển số xe trong nhiều tình huống thực tế khác nhau.

* + 1. ***Xác định vùng biển số xe trong ảnh***
       1. *Các phương pháp trích xuất đặc trưng thủ công bằng xử lý ảnh*

Trong quá khứ, các phương pháp trích đặc trưng thủ công được sử dụng phổ biến trong việc phân tích ảnh. Những đặc trưng thường được sử dụng bao gồm các đặc trưng cơ bản như góc, cạnh, vân ảnh, màu sắc và mức sáng. Các phương pháp phổ biến để trích xuất các đặc trưng này bao gồm việc nhị phân hóa ảnh, sử dụng thuật toán SIFT, HOG, phân tích thành phần liên thông và hình thái học. Sau đó, các đặc trưng này được đưa qua các bộ phân loại như AdaBoost, SVM để phân loại.

Các phương pháp trích xuất đặc trưng cơ bản thường đơn giản, dễ hiện thực và nhanh chóng, đặc biệt là khi kết hợp nhiều đặc trưng với nhau, kết quả có thể đạt được độ chính xác tương đối cao. Tuy nhiên, các phương pháp này có nhược điểm là khá nhạy cảm với sự thay đổi mức sáng, nhiễu và mờ. Hơn nữa, việc thiết kế bộ rút trích đặc trưng còn phụ thuộc khá nhiều vào tập dữ liệu, do đó cần phải đảm bảo tập dữ liệu đủ đa dạng để đảm bảo tính chính xác của phương pháp trích xuất.

Dưới đây là một số phương pháp và bài báo sử dụng phương pháp trích xuất đặc trưng trong lĩnh vực xử lý hình ảnh:

*A, Trích xuất biển số xe bằng cách sử dụng thông tin đường biên (License Plate Extraction using Boundary/Edge Information)*

Trong lĩnh vực nhận dạng biển số xe, nhiều nghiên cứu đã tập trung vào việc phát triển các phương pháp hiệu quả để xác định vùng chứa biển số. Một phương pháp đặc biệt được nhiều tác giả khám phá là sử dụng thông tin biên và đường biên để phát hiện và trích xuất biển số xe. Các tác giả của các nghiên cứu [1] [2] [3] [4] đã đóng góp vào lĩnh vực này thông quá các phương pháp họ đề xuất. Các phương pháp này bao gồm sử dụng bộ lọc Sobel để phát hiện các cạnh, kết hợp cạnh dọc để tạo ra các hình chữ nhật biển số, và sử dụng khối để xác định các vùng biển số ứng viên. Các phương pháp tương tự bao gồm sử dụng biến đổi Hough để phát hiện các đường thẳng và sử dụng biến đổi đối xứng tổng quát (GST) để trích xuất biển số xe. Các nghiên cứu này đã chứng minh rằng, thông qua việc áp dụng kỹ thuật xử lý ảnh và hình thái, có thể cải thiện đáng kể độ chính xác trong việc xác định vị trí của biển số. Cụ thể, các phương pháp này tận dụng sức mạnh của việc phát hiện cạnh và ranh giới để tạo ra các dấu hiệu mạnh mẽ về vị trí của biển số, giúp tăng cường khả năng chống nhiễu và phù hợp với các trường hợp biển số có độ tương phản thấp hoặc bị che khuất.

Tuy nhiên, mặc dù có nhiều ưu điểm, phương pháp này cũng gặp phải một số hạn chế nhất định. Các thuật toán dựa trên biên thường nhạy cảm với biến đổi ánh sáng, đặc biệt trong các tình huống có sự thay đổi về cường độ ánh sáng hoặc điều kiện chiếu sáng không đồng đều, làm giảm khả năng nhận dạng chính xác. Hơn nữa, việc xử lý các trường hợp biển số bị che khuất bởi các vật thể khác cũng trở nên khó khăn. Ngoài ra, phương pháp này đòi hỏi tính toán phức tạp và tốn kém về mặt thời gian, đặc biệt là khi áp dụng cho xử lý hình ảnh/video thời gian thực, và không thể trực tiếp xác định các ký tự trên biển số mà cần một bước nhận dạng ký tự sau đó.

Tổng quan, phương pháp trích xuất biển số xe sử dụng thông tin biên/đường biên có thể rất hữu ích trong nhiều tình huống, nhất là khi biển số xe có độ tương phản thấp hoặc trong điều kiện ánh sáng biến đổi. Tuy nhiên, nó cũng có nhược điểm và cần được kết hợp với các phương pháp khác để đảm bảo độ chính xác và hiệu quả trong ứng dụng thực tế.

*B, Trích xuất biển số xe bằng cách sử dụng Global Image Information*

Trong lĩnh vực trích xuất biển số xe từ hình ảnh, việc áp dụng Phân tích Thành phần Kết nối (Connected Component Analysis, CCA) trên ảnh nhị phân là một phương pháp phổ biến. Các nghiên cứu [5] [6] [7] [8] đã áp dụng và thử nghiệm phương pháp này. CCA quét qua hình ảnh và gán nhãn cho các pixel dựa trên sự kết nối của chúng, sử dụng các đặc điểm không gian như diện tích và tỷ lệ khía cạnh để lọc và trích xuất khu vực biển số xe. Ngoài ra, kỹ thuật này còn kết hợp việc phát hiện đường viền và tương quan 2D để tăng cường khả năng nhận diện biển số xe. Mặc dù phương pháp này mang lại nhiều lợi ích như khả năng tổng hợp thông tin toàn cầu và khả năng kháng nhiễu tốt, giúp giảm thiểu ảnh hưởng của sự biến đổi ánh sáng và nhiễu lên kết quả, nó cũng có một số hạn chế đáng kể.

Các nhược điểm bao gồm yêu cầu tính toán cao do việc xử lý thông tin toàn cầu của hình ảnh, dẫn đến thời gian xử lý lâu hơn, đặc biệt khi áp dụng các thuật toán máy học sâu. Đồng thời, hiệu quả của phương pháp này cũng phụ thuộc lớn vào chất lượng của hình ảnh. Hình ảnh có chất lượng kém hoặc nhiễu mạnh có thể làm giảm đáng kể độ chính xác của việc trích xuất. Ngoài ra, trong các tình huống phức tạp, chẳng hạn như khi có nhiều biển số xe cùng xuất hiện trong một khung hình hoặc các vật thể che khuất biển số, phương pháp này có thể gặp khó khăn trong việc xác định chính xác vị trí của biển số xe.

*C, Trích xuất biển số xe bằng các đặc điểm về cấu trúc*

Nhiều nghiên cứu tập trung vào việc khám phá và áp dụng các phương pháp dựa trên đặc điểm cấu trúc và sự thay đổi mức xám của văn bản trên biển số. Các phương pháp này khai thác các đặc điểm như texture, độ tương phản và cấu trúc không gian để xác định vùng chứa biển số xe. Dưới đây là một số phương pháp nổi bật:

* Dò Quét Dòng (Scan-line Techniques): Phương pháp này dựa vào việc phân tích sự thay đổi mức xám dọc theo các dòng quét, cho phép phát hiện số ký tự trên biển số khi những thay đổi này được ghi nhận. Một ví dụ điển hình là nghiên cứu của Yang và Ma [9], chứng minh khả năng phát hiện hiệu quả dựa trên hình thái và toán học.
* Vector Hóa (Vector Quantization - VQ): R. Zunino và S. Rovetta [10] đã sử dụng VQ để xác định vị trí văn bản trong hình ảnh, đạt tỷ lệ phát hiện lên đến 98% và thời gian xử lý chỉ 200ms, nhấn mạnh vào hiệu quả và tốc độ.
* Cửa Sổ Trượt Tập Trung (Sliding Concentric Windows - SCW): Anagnostopoulos et al. [11] mô tả biển số xe như là sự không đồng đều trong cấu trúc hình ảnh, sử dụng sự thay đổi đột ngột trong các đặc điểm cục bộ để xác định vị trí biển số.
* Bộ Lọc Gabor và Biến Đổi Fourier (Gabor Filters và DFT): Các phương pháp này, như được Deb et al. [12] thử nghiệm, áp dụng bộ lọc Gabor và DFT để xác định vị trí và cấu trúc của biển số xe, mặc dù chúng đòi hỏi nhiều thời gian tính toán.
* Biến Đổi Sóng (Wavelet Transform - WT): Hsieh et al. [13] sử dụng WT để trích xuất biển số xe, tận dụng sự thay đổi trong cạnh dọc và ngang, đem lại thời gian thực hiện nhanh và độ chính xác 97.33%.
* AdaBoost và Đặc Điểm Haar-like: Dlagnekov [14] đã kết hợp AdaBoost với các đặc điểm Haar-like để xây dựng bộ phân loại mạnh mẽ, không nhạy cảm với sự thay đổi về độ sáng, màu sắc, kích thước, và vị trí của biển số xe.

Ưu điểm chung của các phương pháp "License Plate Extraction using Texture Features" bao gồm khả năng xử lý tốt trong các tình huống nhiễu và phù hợp với biển số xe có đặc điểm cấu trúc đặc biệt, nhờ vào việc không phụ thuộc vào màu sắc hoặc cường độ pixel. Nhược điểm chính bao gồm yêu cầu tập dữ liệu lớn để hiệu quả, tính toán phức tạp và khó khăn trong việc xác định đặc điểm texture đặc trưng cho biển số xe.

*D,* *Trích xuất biển số xe bằng tính năng màu sắc (License Plate Extraction using Color Features)*

Các nghiên cứu chủ đề trích xuất biển số xe đã phát triển nhiều phương pháp dựa trên màu sắc, tận dụng đặc trưng độc đáo của màu sắc biển số và ký tự trên đó. Phương pháp này nhấn mạnh sự khác biệt màu sắc giữa biển số và nền, từ đó xác định vùng chứa biển số xe. Một số phương pháp tiêu biểu bao gồm việc sử dụng mô hình màu HLS để phân loại điểm ảnh, áp dụng mạng nơ-ron sau khi chuyển đổi màu từ RGB sang HLS, sử dụng giải thuật di truyền để xác định ngưỡng màu, và ứng dụng Gaussian Weighted Histogram Intersection để cải thiện hiệu quả phát hiện dưới các điều kiện ánh sáng khác nhau.

Các ưu điểm chính của phương pháp này bao gồm khả năng nhận diện màu sắc đặc trưng một cách hiệu quả, khả năng phát hiện biển số xe dù nó có hình dạng bị nghiêng hoặc biến dạng, và tính ứng dụng cao trong các quốc gia có quy định cụ thể về màu sắc biển số xe. Tuy nhiên, phương pháp này cũng đối mặt với các hạn chế như sự nhạy cảm với điều kiện ánh sáng, khó khăn trong việc định nghĩa màu sắc qua giá trị RGB, và nguy cơ sai lầm trong phân loại màu sắc, đặc biệt khi màu sắc của biển số trùng lặp với màu sắc của các phần khác trên xe. Các nghiên cứu sau đã đóng góp vào lĩnh vực này:

* Shi et al. [15] khám phá việc sử dụng mô hình màu HLS để phân loại từng điểm ảnh vào 13 loại màu sắc dựa trên định dạng cụ thể của biển số Trung Quốc.
* Chang et al. [16] sử dụng mạng nơ-ron để phân loại màu sắc của từng điểm ảnh sau khi chuyển đổi hình ảnh RGB sang HLS. Màu sắc của biển số xe ở Hàn Quốc là xanh, đỏ và trắng. Sử dụng bộ cảm biến biên biến màu chỉ tập trung vào ba loại cạnh liên quan đến màu sắc biển số xe. Độ chính xác của việc xác định vị trí biển số xe đạt 97,9%.
* Yohimori et al. [17] ứng dụng giải thuật di truyền (GA) để xác định màu sắc của biển số xe. GA được sử dụng để xác định ngưỡng trên và ngưỡng dưới cho màu sắc của biển số xe dựa trên đào tạo với nhiều điều kiện ánh sáng khác nhau.
* Jia et al. [18] cải thiện phát hiện biển số xe bằng cách sử dụng sử dụng Gaussian Weighted Histogram Intersection (GWHI) để phát hiện biển số xe bằng cách so khớp màu sắc. Các phương pháp này sửa đổi histogram thông thường bằng cách sử dụng hàm Gaussian để xử lý các tình huống ánh sáng khác nhau
* Wan et al. [19] sử dụng sự kết hợp màu sắc giữa biển số xe và màu sắc của ký tự để tạo ra hình ảnh cạnh. Tất cả các cạnh trong hình ảnh mới được phân tích để tìm các vùng tiềm năng của biển số xe.
* Deb và Jo [20] ứng dụng mô hình màu HSI, các giá trị trung bình và độ lệch chuẩn của màu sắc được sử dụng để xác định các điểm ảnh của biển số màu xanh và vàng, cũng như biển số màu xanh, vàng và trắng từ hình ảnh của xe.

Mặc dù các phương pháp dựa trên màu sắc cho thấy hiệu quả cao trong việc nhận diện biển số xe, nhưng chúng yêu cầu sự cẩn trọng trong việc xử lý các thách thức liên quan đến điều kiện ánh sáng và phân loại màu sắc. Việc nghiên cứu và phát triển thêm có thể giúp giảm bớt các hạn chế này, tăng cường khả năng ứng dụng của phương pháp trong nhận dạng biển số xe.

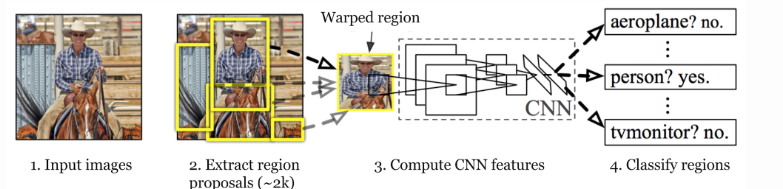
*E, Trích xuất biển số xe bằng cách sử dụng các đặc điểm ký tự (License Plate Extraction using Character Features)*

Các phương pháp trích xuất biển số xe dựa trên việc xác định các ký tự của biển số xem xét hình ảnh để tìm sự có mặt của các ký tự. Nếu các ký tự được tìm thấy, khu vực của chúng được trích xuất như vùng biển số xe. Một số phương pháp tiêu biểu:

* Thay vì sử dụng trực tiếp các thuộc tính của biển số xe, thuật toán cố gắng tìm tất cả các vùng giống ký tự trong hình ảnh bằng cách sử dụng phương pháp dựa trên vùng. Sau đó, các vùng này được phân loại bằng mạng nơ-ron, và nếu tìm thấy một sự kết hợp tuyến tính của các vùng giống ký tự, thì nó giả định có một biển số xe đầy đủ.
  + Paper tham khảo: J. Matas and K. Zimmermann, “Unconstrained license plate and text localization and recognition,” IEEE Conf. Intell. Transp. Syst., pp. 572-577, 2005.
* Phương pháp quét hình ảnh theo hướng ngang để tìm sự thay đổi đối phản lặp lại trên một tỷ lệ 15 điểm ảnh trở lên. Điều này giả định rằng độ tương phản giữa các ký tự và phông nền đủ tốt và có ít nhất ba đến bốn ký tự với kích thước dọc tối thiểu là 15 điểm ảnh. Đạt được độ chính xác 99% trong điều kiện ngoài trời.
  + Paper tham khảo: S. Draghici, “A neural network based artificial vision system for license plate recognition,” Int. J. on Neural Syst., vol. 8, no. 1, pp. 113-126, 1997
* Các đối tượng nhị phân có cùng tỷ lệ khung với ký tự và có hơn 30 điểm ảnh được gắn nhãn. Biến đổi Hough được áp dụng để tìm các đường thẳng, và khu vực giữa các đường thẳng song song với số lượng đối tượng giữa chúng tương tự với số lượng ký tự được coi là vùng biển số xe.
  + Paper tham khảo: F. Alegria and P. S. Girao, “Vehicle plate recognition for wireless traffic control and law enforcement system,” IEEE Int. Conf. Ind. Tech., pp. 1800- 1804, 2006.
* Các vùng cực độ ổn định tối đa (MSER) được sử dụng để có được một tập hợp các vùng ký tự. Các vùng không giống nhau được loại bỏ, và các vùng còn lại với đủ điểm chuyển đổi SIFT được giữ lại là vùng tiềm năng của biển số xe.
  + Paper tham khảo: H. W. Lim and Y. H. Tay, “Detection of license plate characters in natural scene with MSER and SIFT unigram classifier,” IEEE Conf. Sustainable Utilization and Development in Eng. and Tech., pp. 95-98, 2010.
* ***Ưu điểm*:** 
  + Chính xác với biển số xe hoàn chỉnh: Phương pháp này thường cho kết quả chính xác khi tìm kiếm và trích xuất biển số xe đầy đủ. Nếu tất cả các ký tự trên biển số xe có thể được tìm thấy, phương pháp này thường cho kết quả tốt.
  + Khả năng xử lý biển số xe nghiêng hoặc biến dạng: Phương pháp này có khả năng xử lý biển số xe nghiêng hoặc biến dạng mà không cần biết trước hình dạng cụ thể của biển số xe.
* ***Nhược điểm*:**
  + Tốn thời gian: Phương pháp này tốn nhiều thời gian khi xử lý hình ảnh vì phải quét toàn bộ hình ảnh để tìm các ký tự.
  + Khả năng nhận dạng sai khi có văn bản khác: Nếu trong hình ảnh có sự hiện diện của văn bản khác ngoài ký tự của biển số xe, phương pháp này có thể nhận dạng sai và trích xuất sai vùng của biển số xe.
  + Khả năng bị ảnh hưởng bởi độ tương phản hình ảnh: Phương pháp này yêu cầu độ tương phản tốt giữa ký tự và phông nền trên biển số xe, do đó nếu độ tương phản không đủ, phương pháp này có thể không hoạt động tốt.
  + Tốn nhiều bộ nhớ và tài nguyên tính toán: Phương pháp này cần nhiều bộ nhớ và tài nguyên tính toán để xử lý hình ảnh, điều này có thể đòi hỏi phần cứng mạnh và làm tăng chi phí xử lý hình ảnh.
    - 1. *Các phương pháp học sâu*

Hiện nay, phương pháp học sâu được sử dụng để phát hiện đối tượng rất đa dạng và hiệu quả. Có nhiều kiến trúc mạng được áp dụng, ví dụ như CNN, Fast R-CNN, Faster RCNN, SSD, YOLOv1-v8. Các kiến trúc này tỏ ra hiệu quả trong việc phát hiện nhiều đối tượng trong cùng một ảnh.

*A, Mạng CNN*



Kiến trúc tổng quan của mạng R-CNN

R-CNN (Region-based Convolutional Neural Network) là một phương pháp phát hiện đối tượng trong hình ảnh dựa trên các vùng quan tâm (RoIs) được đề xuất. Dưới đây là mô tả về kiến trúc của mạng R-CNN:

* Đề xuất RoIs: Bước đầu tiên của R-CNN là sử dụng một phương pháp để đề xuất các vùng quan tâm trong hình ảnh. Phương pháp được sử dụng thường là một thuật toán như Selective Search hoặc EdgeBoxes, và nó sinh ra một danh sách các RoIs, mỗi RoI là một vùng tiềm năng chứa đối tượng.
* Trích xuất đặc trưng: Mạng CNN được sử dụng để trích xuất đặc trưng từ mỗi RoI. Mạng CNN đã được huấn luyện trước (thường là các phiên bản của VGGNet hoặc ResNet) được sử dụng để trích xuất thông tin từ hình ảnh trong mỗi RoI. Hình ảnh trong mỗi RoI được điều chỉnh kích thước để phù hợp với mạng CNN, và sau đó được đưa vào mạng để trích xuất đặc trưng.
* Vector hóa đặc trưng: Đặc trưng từ mỗi RoI sau khi đi qua mạng CNN được vector hóa thành một biểu diễn số học. Điều này thường được thực hiện bằng cách sử dụng lớp Fully Connected (FC) hoặc một lớp Global Average Pooling (GAP).
* Phân loại đối tượng: Vector hóa đặc trưng được đưa vào một bộ phân loại, thường là một mạng neural network với một lớp Softmax ở cuối. Bộ phân loại này dự đoán xác suất rằng mỗi RoI chứa một đối tượng thuộc một trong các lớp cần phát hiện.
* Dự đoán hộp giới hạn: Ngoài việc phân loại đối tượng, mạng R-CNN cũng dự đoán hộp giới hạn cho mỗi RoI. Điều này thường được thực hiện bằng cách đưa vector hóa đặc trưng qua một lớp Fully Connected khác để dự đoán bốn giá trị: tọa độ của hộp giới hạn (x, y, width, height).
* Kết hợp các RoIs: Các RoIs sau đó được xử lý để loại bỏ các RoIs chồng lấn và lấy ra các RoIs có xác suất cao nhất. Các hộp giới hạn sau khi được điều chỉnh dựa trên dự đoán được kết hợp để tạo ra kết quả cuối cùng về các đối tượng được phát hiện trong hình ảnh.
* Paper tham khảo: X Xie, G Cheng, J Wang, X Yao, J Han, “Oriented R-CNN for object detection”, ICCV 2021. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2108.05699>.

***Ưu điểm***:

* Độ chính xác cao: Mạng R-CNN có khả năng đạt được độ chính xác rất cao trong việc phát hiện đối tượng trong hình ảnh. Điều này là do nó sử dụng các đặc trưng từ mạng CNN đã được huấn luyện trước và có khả năng biểu diễn hình ảnh một cách rất hiệu quả.
* Tích hợp thông tin cục bộ: Mạng R-CNN xử lý mỗi RoI riêng lẻ, cho phép nó chú trọng vào các vùng cụ thể trong hình ảnh thay vì phải quan tâm đến toàn bộ hình ảnh. Điều này làm cho nó phù hợp với việc phát hiện các đối tượng nhỏ hoặc đối tượng nằm trong nhiễu.
* Điều chỉnh kích thước RoIs: Mạng R-CNN có thể điều chỉnh kích thước của mỗi RoI để phù hợp với mạng CNN đã được huấn luyện trước. Điều này giúp đảm bảo rằng bất kỳ hình ảnh nào cũng có thể được xử lý một cách hiệu quả.

***Nhược điểm***:

* Chậm: Mạng R-CNN tốn rất nhiều thời gian tính toán vì phải xử lý từng RoI một cách riêng lẻ. Điều này làm cho nó không phù hợp với các ứng dụng yêu cầu xử lý nhanh chóng và thời gian thực.
* Không hiệu quả trong việc đề xuất RoIs: Mạng R-CNN dựa vào các phương pháp đề xuất RoIs bên ngoài như Selective Search hoặc EdgeBoxes. Nhược điểm của điều này là các phương pháp đề xuất RoIs không được huấn luyện cùng mạng, làm giảm tính toàn vẹn của quá trình phát hiện.
* Khả năng tái sử dụng kém: Mạng R-CNN không thể tái sử dụng đặc trưng đã trích xuất cho việc phát hiện nhiều đối tượng. Điều này đồng nghĩa với việc trích xuất đặc trưng cho mỗi RoI gây lãng phí tài nguyên tính toán.
* Phụ thuộc vào đề xuất RoIs: Độ chính xác của mạng R-CNN phụ thuộc vào chất lượng của các RoIs được đề xuất bên ngoài. Nếu các RoIs không tốt, mạng R-CNN sẽ không thể thực hiện phát hiện đối tượng tốt.

*B, Mạng Fast RCNN*

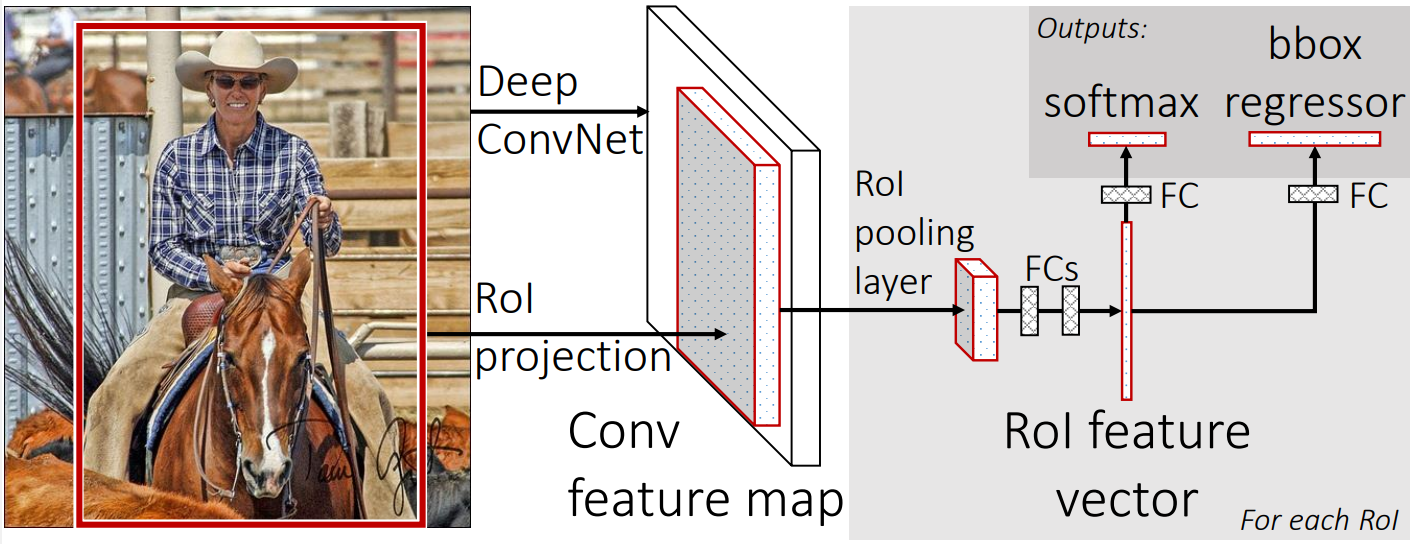
Fast R-CNN bắt đầu bằng việc đầu vào một hình ảnh (hoặc một batch hình ảnh) và truyền chúng qua một mạng ConvNet để trích xuất các đặc trưng hình ảnh. Đối với kiến trúc sử dụng mạng VGG-16, mạng ConvNet này bao gồm một loạt các lớp tích chập và lớp gộp. Mục tiêu của bước này là biến đổi hình ảnh thành một biểu diễn đặc trưng có chiều sâu cao và bao gồm thông tin đa dạng về các đặc điểm của hình ảnh.

Sau khi trích xuất đặc trưng, Fast R-CNN sử dụng một Region Proposal Network (RPN) để dự đoán vùng đề xuất (region proposals) trên ảnh. RPN này là một mạng neural convolutional dựa trên cùng một đặc trưng hình ảnh trích xuất từ bước trước. RPN dự đoán vùng đề xuất bằng cách tạo ra một bản đồ heatmap với các hộp giới hạn (bounding boxes) đề xuất cùng với điểm số đo chất lượng của mỗi hộp.

Khi đã có các vùng đề xuất, Fast R-CNN sử dụng một cơ chế "RoI pooling" để cắt và điều chỉnh các phần của đặc trưng ban đầu liên quan đến từng vùng đề xuất. Sau đó, các vùng đề xuất này được truyền qua một mạng neural nữa để thực hiện phân loại và dự đoán vị trí của đối tượng. Đầu ra của mạng Fast R-CNN chứa thông tin về các hộp giới hạn cũng như các xác suất liên quan đến mỗi lớp đối tượng.

Fast R-CNN có thể đạt được tốc độ xử lý nhanh với khả năng phát hiện đối tượng với độ chính xác cao. Phương pháp này đã đạt được nhiều kết quả xuất sắc trong các cuộc thi và được sử dụng rộng rãi trong ứng dụng thị giác máy tính.

Paper tham khảo: R. Girshick, “Fast R-CNN,” in IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2015.



*Kiến trúc của mạng Fast R-CNN*

Fast R-CNN và R-CNN là hai phương pháp khác nhau cho việc phát hiện đối tượng trong hình ảnh. Sự khác biệt chính giữa chúng là trong cách chúng trích xuất và xử lý các khu vực quan tâm (RoIs - Regions of Interest).

|  |  |
| --- | --- |
| **R-CNN** | **Fast R-CNN** |
| - Sau khi sử dụng mạng CNN để trích xuất đặc trưng từ toàn bộ hình ảnh đầu vào, R-CNN sử dụng một thuật toán tiền đề (ví dụ: Selective Search) để tạo ra một danh sách các RoIs, các vùng hình ảnh có khả năng chứa đối tượng.  - Mỗi RoI được cắt ra từ hình ảnh gốc và đưa qua mạng CNN để trích xuất đặc trưng.  - Cuối cùng, các đặc trưng từ mỗi RoI được đưa qua một bộ phân loại (ví dụ: SVM) để xác định xem RoI đó chứa đối tượng gì và đặc trưng của RoI cũng được sử dụng để dự đoán hộp giới hạn cho đối tượng. | - Sau khi sử dụng mạng CNN để trích xuất đặc trưng từ toàn bộ hình ảnh đầu vào, thay vì cắt các RoIs từ hình ảnh gốc, Fast R-CNN sử dụng một lớp RoI Pooling để tạo ra các bản đồ đặc trưng có kích thước cố định từ toàn bộ bức ảnh.  - Các bản đồ đặc trưng này sau đó được đưa vào các lớp kết nối đầy đủ để phân loại và dự đoán hộp giới hạn cho đối tượng trong mỗi RoI.  - Fast R-CNN giúp giảm thời gian tính toán bằng cách chia sẻ đặc trưng giữa toàn bộ hình ảnh và các RoIs. |

C, *Mạng Faster RCNN*

Trong Faster R-CNN, kiến trúc tổng hợp cả một mạng neural phát hiện vùng đề xuất (Region Proposal Network - RPN) và mạng phát hiện đối tượng (object detection network). Mục tiêu chính của Faster R-CNN là đề xuất vùng dự kiến chứa đối tượng và sau đó phát hiện đối tượng trong các vùng này. Để làm được điều này, kiến trúc sử dụng mạng convolutional để trích xuất đặc trưng từ hình ảnh và sau đó sử dụng RPN để đề xuất các vùng đề xuất, được dự đoán dựa trên đặc trưng đã trích xuất.



Kiến trúc mạng Faster RCNN

Chi tiết kiến trúc:

* Trích xuất đặc trưng: Đầu tiên, Faster R-CNN sử dụng mạng convolutional (thường là mạng VGG hoặc ResNet) để trích xuất đặc trưng từ hình ảnh đầu vào. Đặc trưng này là một biểu diễn của hình ảnh có chiều sâu cao, giúp mã hóa thông tin về cạnh, góc, và các đặc điểm của hình ảnh.
* Region Proposal Network (RPN): RPN là một mạng convolutional đặc biệt để dự đoán các vùng đề xuất trên hình ảnh. RPN sử dụng các bộ lọc tích chập để quét toàn bộ hình ảnh và đưa ra các hộp giới hạn dự kiến chứa đối tượng. Mỗi hộp giới hạn được dự đoán cùng với một điểm số đo chất lượng, biểu thị mức độ tin cậy về việc vùng đó chứa đối tượng hay không. RPN sử dụng anchor boxes để dự đoán các vùng đề xuất và điểm số.
* RoI Pooling: Các vùng đề xuất từ RPN có thể có các kích thước khác nhau, do đó, Faster R-CNN sử dụng cơ chế RoI Pooling để chuyển đổi các vùng đề xuất thành các kích thước đồng nhất (thường là một kích thước cố định) để có thể đưa vào mạng phát hiện đối tượng.
* Mạng phát hiện đối tượng (Object Detection Network): Các vùng đề xuất đã được chuyển đổi thông qua RoI Pooling được đưa vào mạng phát hiện đối tượng để thực hiện phân loại đối tượng và dự đoán vị trí của đối tượng trong từng vùng. Mạng phát hiện đối tượng thường bao gồm một loạt các lớp tích chập và lớp kết nối đầy đủ để thực hiện nhiệm vụ này.

Faster R-CNN là một trong những kiến trúc đầu tiên đạt được độ chính xác cao trong việc phát hiện đối tượng trên ảnh, đồng thời tạo ra các vùng đề xuất một cách nhanh chóng. Phương pháp này đã tạo ra sự đột phá trong lĩnh vực thị giác máy tính và được sử dụng rộng rãi trong các ứng dụng như nhận dạng khuôn mặt, theo dõi đối tượng, và nhiều ứng dụng khác.

Paper tham khảo: S. Ren, K. He, R. Girshick, and J. Sun, “Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks,” in Advances in neural information processing systems, pp. 91–99, 2015.

Faster R-CNN và Fast R-CNN đều là các phương pháp tiên tiến để phát hiện đối tượng trong hình ảnh, nhưng có một số sự khác biệt quan trọng:

|  |  |
| --- | --- |
| **Fast R-CNN** | **Faster R-CNN** |
| - Fast R-CNN sử dụng một phần mạng CNN để trích xuất đặc trưng từ toàn bộ hình ảnh và sau đó sử dụng lớp RoI Pooling để trích xuất đặc trưng từ các vùng quan tâm.  - Việc trích xuất RoIs và phân loại/dự đoán hộp giới hạn được thực hiện bởi hai phần riêng lẻ (mạng CNN và mạng phân loại).  - Fast R-CNN đã cải thiện tốc độ và hiệu suất so với R-CNN, nhưng việc tạo ra RoIs (vùng quan tâm) vẫn là một bước chậm trong quá trình. | - Faster R-CNN giới thiệu một mạng thứ hai, gọi là Region Proposal Network (RPN), để tự động tạo ra các RoIs. RPN sử dụng đặc trưng từ mạng CNN để đề xuất các vùng quan tâm trong hình ảnh.  - Cả quá trình trích xuất RoIs và phân loại/dự đoán hộp giới hạn được tích hợp vào một mạng duy nhất.  - Faster R-CNN điều chỉnh quá trình tạo ra RoIs bằng cách sử dụng RPN, giúp cải thiện tốc độ đáng kể và hiệu suất so với Fast R-CNN và R-CNN. |

- ***Ưu điểm***:

* Hiệu suất cao: Faster R-CNN đạt được hiệu suất phát hiện đối tượng tốt trên nhiều tập dữ liệu khác nhau, bao gồm PASCAL VOC và MS COCO. Điều này chứng minh rằng nó có khả năng phát hiện đối tượng đa dạng và có độ chính xác cao.
* Tích hợp: Mạng Faster R-CNN kết hợp việc trích xuất vùng đối tượng và phân loại trong một kiến trúc đơn, giúp tối ưu hóa việc huấn luyện và triển khai.
* Áp dụng được rộng rãi: Faster R-CNN là một mô hình tiêu chuẩn và được sử dụng rộng rãi trong nhiều ứng dụng thực tế, chẳng hạn như phát hiện đối tượng trong hình ảnh y tế, xe tự hành và nhiều lĩnh vực khác.
* Khả năng học đối tượng cơ động: Nó có khả năng phát hiện đối tượng cơ động và vùng đối tượng có thể thay đổi trong mỗi hình ảnh.

- ***Nhược điểm***:

* Cần tính toán phức tạp: Faster R-CNN có thể yêu cầu nhiều tài nguyên tính toán, đặc biệt là trong giai đoạn huấn luyện. Điều này làm cho nó không phù hợp cho các ứng dụng có tài nguyên tính toán hạn chế.
* Khó khăn trong việc triển khai trên thiết bị cấu hình thấp: Trong môi trường thời gian thực, đặc biệt là trên các thiết bị nhúng, Faster R-CNN có thể gặp khó khăn vì tính năng của nó.
* Phụ thuộc vào số lượng RoI: Hiệu suất của Faster R-CNN có thể phụ thuộc vào số lượng khu vực đề xuất (RoI) và việc thiết lập tham số liên quan đến việc chọn RoI. Việc thiết lập không tốt có thể ảnh hưởng đến hiệu suất phát hiện.
* Tốc độ chậm hơn so với mạng phát hiện đối tượng một giai đoạn (single-stage): So với mạng SSD hoặc YOLO, Faster R-CNN có thể chậm hơn về tốc độ phát hiện, đặc biệt là trong các tình huống đòi hỏi xử lý thời gian thực.

Mạng Faster R-CNN là một giải pháp mạnh mẽ cho việc phát hiện đối tượng trong hình ảnh với độ chính xác cao, nhưng cần xem xét kỹ lưỡng các ưu điểm và nhược điểm khi triển khai trong các tình huống cụ thể.

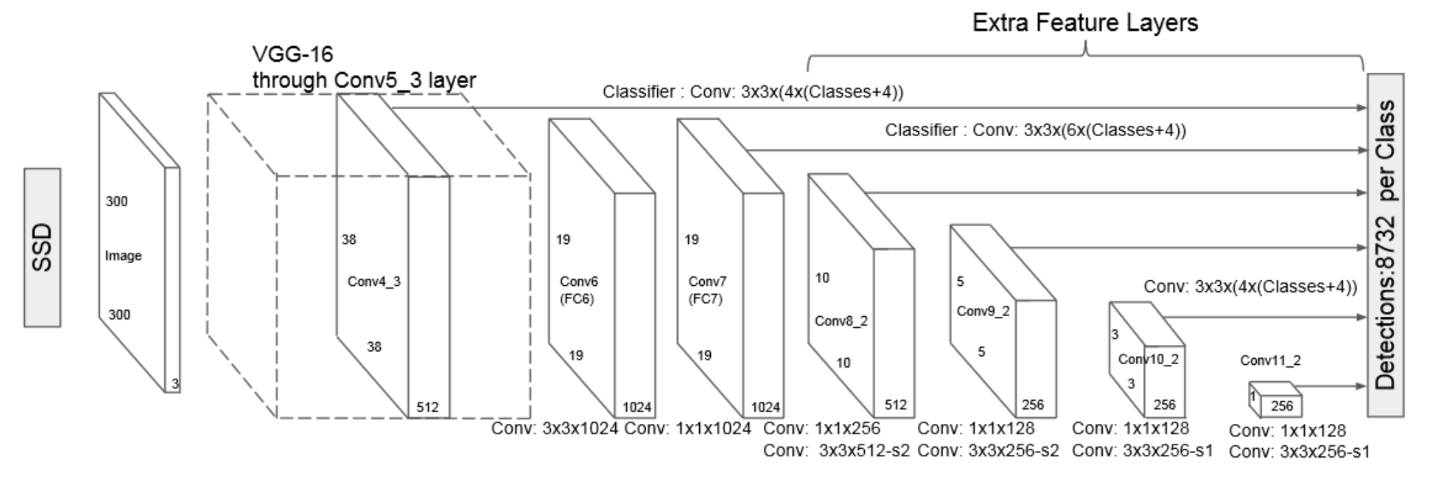
*D, Mạng Single Shot Multibox Detector (SSD)*

Mạng Single Shot Multibox Detector (SSD) là một mạng học sâu được thiết kế để phát hiện và phân loại đối tượng trong hình ảnh. Khác với phương pháp truyền thống sử dụng cửa sổ trượt với kích thước cố định, SSD tạo ra một tập hợp các ô chuẩn (default box) để xác định vị trí và lớp của các đối tượng trong quá trình huấn luyện. Việc sử dụng các ô chuẩn giúp cho mạng có khả năng dự đoán kích thước của các đường bao chữ nhật quanh vị trí của đối tượng một cách chính xác.

SSD áp dụng các ô chuẩn trên nhiều lớp bản đồ đặc trưng với các kích thước khác nhau để phát hiện được những đối tượng có kích thước lớn hoặc nhỏ khác nhau. Điều này giúp cho SSD có khả năng phát hiện đối tượng một cách hiệu quả và đồng thời giảm thiểu số lượng các phép tính cần thiết để xác định vị trí và lớp của đối tượng.

Mạng SSD được thiết kế với kiến trúc đầy đủ từ lớp mạng nền cho tới các lớp dự đoán vị trí và phân loại. Điều này giúp cho mạng có khả năng tích hợp việc phân loại và phát hiện vị trí trong cùng một mạng, tăng độ chính xác và giảm thời gian xử lý so với phương pháp truyền thống.

Paper tham khảo: W. Liu, D. Anguelov, D. Erhan, C. Szegedy, S. Reed, C.-Y. Fu, and A. C. Berg, “Ssd: Single shot multibox detector,” in European conference on computer vision, pp. 21–37, Springer, 2016.



Kiến trúc mạng SSD

Kiến trúc của mạng Single Shot Multibox Detector (SSD) bao gồm một số thành phần chính:

* Backbone Network: Mạng nền (backbone network) trong SSD thường là một mạng nơ-ron tích chập sâu (deep convolutional neural network) như VGG16, ResNet hoặc MobileNet, được sử dụng để trích xuất đặc trưng từ hình ảnh đầu vào. Điều này giúp nắm bắt các đặc trưng thô từ hình ảnh.
* Multi-scale Feature Maps: SSD sử dụng các lớp tích chập sau cùng của mạng nền để tạo ra các bản đồ đặc trưng đa tỷ lệ (multi-scale feature maps). Các bản đồ này cung cấp thông tin về các đặc trưng ở nhiều tỷ lệ khác nhau trong hình ảnh, từ cận đến xa.
* Convolutional Layers for Object Detection: Trên mỗi bản đồ đặc trưng đa tỷ lệ, SSD áp dụng một số lớp tích chập để dự đoán vị trí và điểm số của các hộp giới hạn (bounding boxes) tương ứng với các đối tượng. Các thông số như kích thước của các hộp và số lượng lớp đối tượng được dự đoán có thể tùy chỉnh.
* Default Boxes (or Priors): Mạng SSD sử dụng các hộp mặc định (default boxes hoặc priors) tùy chỉnh cho mỗi lớp tích chập để xác định các hộp giới hạn ứng viên. Các hộp mặc định này có kích thước và tỷ lệ cố định.
* Non-maximum Suppression (NMS): Sau khi có dự đoán từ các lớp tích chập khác nhau và các hộp mặc định, SSD sử dụng thuật toán Non-maximum Suppression để loại bỏ các hộp trùng lặp và giữ lại các hộp có xác suất cao nhất.

- ***Ưu điểm***:

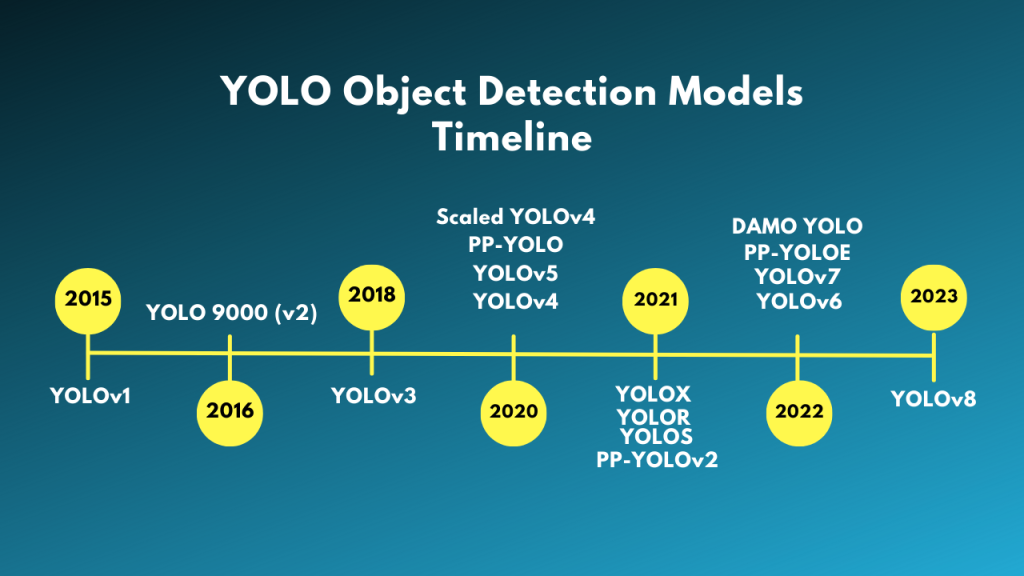
* Hiệu quả về mặt thời gian: SSD cho phép phát hiện đối tượng trên nhiều tỷ lệ khác nhau trong một lần chạy, giúp giảm thiểu thời gian tính toán. Nó nhanh hơn so với một số mô hình phát hiện đối tượng trước đây.
* Khả năng phát hiện đa tỷ lệ: SSD tạo ra các dự đoán đối tượng ứng với nhiều tỷ lệ khác nhau, từ cận đến xa, giúp phát hiện các đối tượng ở mọi kích thước và từ xa.
* Tích hợp đa tỷ lệ: SSD không yêu cầu phải thực hiện nhiều lần tính toán cho từng tỷ lệ, điều này giúp tiết kiệm tài nguyên tính toán và bộ nhớ.
* Hiệu suất tốt: SSD đạt được hiệu suất cao trên nhiều bộ dữ liệu thử nghiệm và trở thành một trong những mô hình phát hiện đối tượng phổ biến được sử dụng trong các ứng dụng thị giác máy tính.

- ***Nhược điểm***:

* Thiết kế phức tạp: SSD với nhiều lớp tích chập và hộp mặc định (default boxes) có thể trở nên phức tạp, đòi hỏi nhiều tài nguyên tính toán và bộ nhớ.
* Đòi hỏi nhiều dữ liệu đào tạo: Để đạt được hiệu suất tốt, SSD yêu cầu một lượng lớn dữ liệu đào tạo để đảm bảo rằng các lớp tích chập và hộp mặc định được học cách phát hiện đối tượng hiệu quả.
* Khó điều chỉnh: Đối với những người mới vào lĩnh vực thị giác máy tính, việc điều chỉnh và đào tạo mô hình SSD có thể khó khăn và đòi hỏi hiểu biết sâu về deep learning và thị giác máy tính.

*E, Mô hình YOLO (You Only Look Once)*

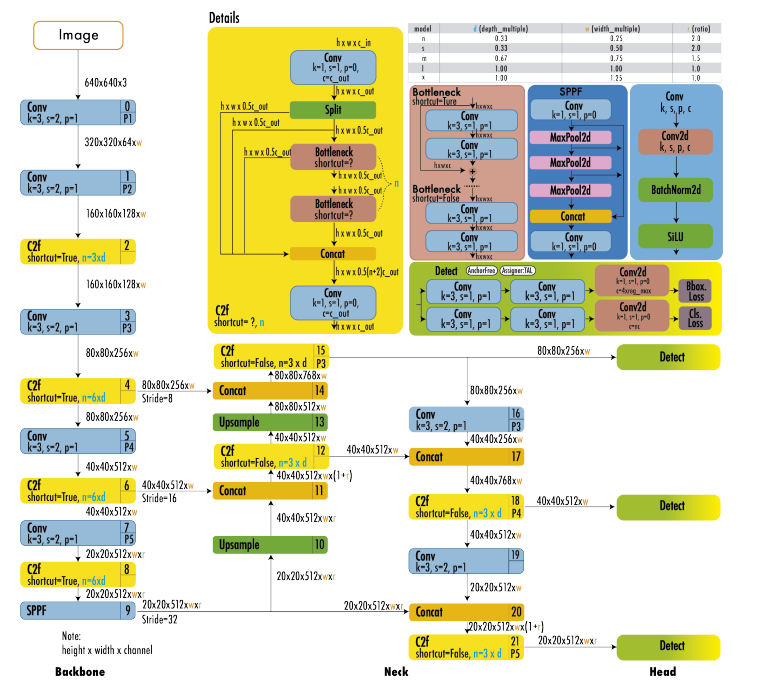
Mô hình YOLO (You Only Look Once) là một mô hình học sâu được sử dụng cho việc nhận diện đối tượng trong ảnh và video. Nó được thiết kế để nhận diện và phân loại các đối tượng đồng thời trong một khung hình. Mô hình YOLO sử dụng một mạng nơ-ron tích chập để xác định vị trí, kích thước và loại của các đối tượng trong ảnh và đưa ra các dự đoán trong thời gian thực. Với độ chính xác cao và khả năng xử lý nhanh, YOLO đã trở thành một trong những mô hình phổ biến nhất trong lĩnh vực nhận diện đối tượng. YOLO xuất hiện từ năm 2015, đã phát triển qua nhất nhiều phiên bản, chúng ta có thể nhìn thấy các phiên bản như trên hình.



Sự phát triển của YOLO

* YOLOv1: Phiên bản đầu tiên của mô hình YOLO, đó là YOLOv1 đã được xuất bản bởi Joseph Redmon et al. vào năm 2015. Đây là mô hình phát hiện đối tượng (SSD - Single Stage object Detection) single stage đầu tiên đã tạo ra các mô hình SSD và tất cả các mô hình YOLO tiếp theo.
* YOLOv2: còn được gọi là YOLO 9000 được xuất bản bởi tác giả gốc của YOLOv1, Joseph Redmon. Nó đã cải thiện YOLOv1 bằng cách giới thiệu khái niệm anchor boxes và backbone tốt hơn, đó là Darknet-19.
* YOLOv3: Năm 2018, Joseph Redmon và Ali Farhadi đã xuất bản YOLOv3. YOLOv3 sử dụng backbone Darknet-53, loại bỏ các kết nối dư thừa, pretrain tốt hơn và các kỹ thuật tăng cường hình ảnh để đem lại những cải tiến.
* Ultralytics YOLO Object Detection Models: Tất cả các mô hình phát hiện đối tượng YOLO cho đến YOLOv3 đều được viết bằng ngôn ngữ lập trình C và sử dụng framework Darknet. Những người mới học sẽ gặp khó khăn khi đọc code và tinh chỉnh các mô hình. Cùng khoảng thời gian với YOLOv3, Ultralytics đã phát hành mô hình YOLO (YOLOv3) đầu tiên được triển khai bằng framework PyTorch. Nó cũng dễ tiếp cận và dễ sử dụng hơn cho việc transfer learning. Ngay sau khi xuất bản YOLOv3, Joseph Redmon đã rời khỏi cộng đồng nghiên cứu Thị giác máy tính. YOLOv4 (của Alexey và cộng sự) là mô hình YOLO cuối cùng được viết trên Darknet. Sau đó đã có rất nhiều mô hình YOLO khác nhau. Trong đó YOLOv4, YOLOX, PP-YOLO, YOLOv6 và YOLOv7 là một số mô hình nổi bật. Sau YOLOv3, Ultralytics cũng phát hành YOLOv5 thậm chí còn tốt hơn, nhanh hơn và dễ sử dụng hơn tất cả các mô hình YOLO khác. Tính đến thời điểm hiện tại, Ultralytics đã xuất bản YOLOv8, đây có lẽ là mô hình YOLO tốt nhất cho đến nay.

**YOLOv8**



Kiến trúc Yolov8

YOLOv8 sử dụng một trọng điểm (backbone) tương tự như YOLOv5 với một số thay đổi trên CSPLayer, hiện được gọi là mô-đun C2f. Mô-đun C2f (mô-đun gắn kết gần giữa các giai đoạn với hai lớp tích chập) kết hợp các đặc trưng cấp cao với thông tin ngữ cảnh để cải thiện độ chính xác trong việc phát hiện.

YOLOv8 sử dụng một mô hình không sử dụng anchor (anchor-free) với một đầu độc lập để xử lý riêng lẻ các nhiệm vụ đối tượng, phân loại và hồi quy. Thiết kế này cho phép mỗi nhánh tập trung vào nhiệm vụ của nó và cải thiện độ chính xác tổng thể của mô hình. Ở lớp đầu ra của YOLOv8, họ sử dụng hàm sigmoid làm hàm kích hoạt cho điểm độ tin cậy đối tượng, đại diện cho xác suất rằng hộp giới hạn chứa một đối tượng. YOLOv8 sử dụng hàm softmax cho xác suất lớp, đại diện cho xác suất rằng đối tượng thuộc vào mỗi lớp có thể có.

YOLOv8 sử dụng các hàm mất mát CIoU [Z. Zheng, P. Wang, W. Liu, J. Li, R. Ye, and D. Ren, “Distance-iou loss: Faster and better learning for bounding box regression,” in Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence, vol. 34, pp. 12993–13000, 2020.] và DFL [X. Li, W. Wang, L. Wu, S. Chen, X. Hu, J. Li, J. Tang, and J. Yang, “Generalized focal loss: Learning qualified and distributed bounding boxes for dense object detection,” Advances in Neural Information Processing Systems, vol. 33, pp. 21002–21012, 2020.] cho mất mát hộp giới hạn và hàm mất mát binary cross-entropy cho mất mát phân loại. Các mất mát này đã cải thiện hiệu suất phát hiện đối tượng, đặc biệt là khi xử lý các đối tượng nhỏ.

YOLOv8 cung cấp một mô hình phân đoạn ngữ nghĩa gọi là YOLOv8-Seg. Trọng điểm (backbone) của nó là bộ trích xuất đặc trưng CSPDarknet53, theo sau là mô-đun C2f thay vì kiến trúc cổ điển YOLO neck. Mô-đun C2f được theo sau bởi hai đầu phân đoạn, học để dự đoán các mặt nạ phân đoạn ngữ nghĩa cho hình ảnh đầu vào. Mô hình có các đầu phát hiện tương tự với YOLOv8, bao gồm năm mô-đun phát hiện và một lớp dự đoán. Mô hình YOLOv8-Seg đã đạt được kết quả hàng đầu trên nhiều bài kiểm tra về phát hiện đối tượng và phân đoạn ngữ nghĩa trong khi duy trì tốc độ và hiệu suất cao.

Được đánh giá trên tập dữ liệu MS COCO test-dev 2017, YOLOv8x đã đạt được AP (Average Precision) là 53,9% với kích thước hình ảnh là 640 pixel (so với 50,7% của YOLOv5 với cùng kích thước đầu vào) với tốc độ là 280 hình trên giây trên GPU NVIDIA A100 và TensorRT.

- ***Ưu điểm***:

* Tốc độ cao: Mô hình YOLO nổi tiếng với tốc độ xử lý nhanh. Nó có khả năng xử lý ảnh thời gian thực, phù hợp cho các ứng dụng yêu cầu sự nhanh nhạy như xe tự lái, theo dõi video thời gian thực, và nhiều ứng dụng khác.
* Kiến trúc đơn giản: YOLO sử dụng một mạng nơ-ron duy nhất để dự đoán bounding box và lớp của các đối tượng. Điều này giúp giảm độ phức tạp của mô hình và dễ dàng để triển khai và sử dụng.
* Hiệu quả về tài nguyên: Mô hình YOLO sử dụng ít tài nguyên hơn so với nhiều mô hình phát hiện đối tượng khác, đặc biệt khi cần xử lý ảnh ở thời gian thực trên các thiết bị có tài nguyên hạn chế.
* Phát hiện đối tượng đa lớp: YOLO có khả năng phát hiện nhiều đối tượng thuộc nhiều lớp khác nhau trong một lần đánh giá, giúp cải thiện hiệu suất và độ chính xác.

- ***Nhược điểm***:

* Độ chính xác không cao bằng mô hình phức tạp hơn: So với một số mô hình phát hiện đối tượng phức tạp, YOLO có thể không cung cấp độ chính xác cao trong việc phát hiện đối tượng, đặc biệt là đối tượng nhỏ hoặc có hình dạng phức tạp.
* Khó khăn trong việc phát hiện đối tượng gần nhau: YOLO có thể gặp khó khăn khi phát hiện các đối tượng gần nhau hoặc chồng chéo lên nhau do kiến trúc lưới mạng và sự hạn chế về độ phân giải.
* Yêu cầu tập dữ liệu lớn: Để đảm bảo hiệu suất và độ chính xác, YOLO cần một tập dữ liệu huấn luyện lớn, đòi hỏi nhiều dữ liệu chú thích và tài nguyên tính toán để huấn luyện hiệu quả.
* Khó khảo sát đối tượng nhỏ: YOLO có thể gặp khó khăn trong việc phát hiện đối tượng nhỏ, nhưng các phiên bản sau của nó đã cố gắng cải thiện điều này.
  + 1. ***Phân đoạn ký tự trên vùng biển số xe***

*A, Tiền xử lý dữ liệu*

Biển số xe sau khi được trích xuất có thể gặp một số vấn đề như nghiêng và độ sáng không đồng đều. Vì vậy để tăng độ chính xác biển số xe cần được tiền xử lý trước khi đưa vào các thuật toán phân đoạn. Dưới đây trình bày một số các phương pháp tiền xử lý ảnh:

* Sử dụng phương pháp biến đổi tuyến tính để chuyển đổi biển số xe trích xuất bị nghiêng thành một hình chữ nhật thẳng.
  + Paper tham khảo: X. Xu et al, “A method of multi-view vehicle license plates location based on rectangle features,” Int. Conf. Signal Process., vol. 3, pp. 16-20, 2006.
* Áp dụng phương pháp bình phương tối thiểu để xử lý sự nghiêng theo chiều ngang và chiều dọc trong hình ảnh biển số xe.
  + Paper tham khảo: M.-S. Pan et al, “Vehicle license plate character segmentation,” Int. J. Automat. and Comput., vol. 5, no. 4, pp. 425-432, 2008
* Áp dụng biến đổi Karhunen-Loeve (K-L) để tổ chức tọa độ của các ký tự thành một ma trận hiệp phương đa chiều hai chiều. Vector riêng và góc quay α được tính toán tuần tự. Sau đó, thực hiện điều chỉnh nghiêng theo chiều ngang của hình ảnh. Đối với việc điều chỉnh nghiêng theo chiều dọc, đề xuất ba phương pháp: sử dụng biến đổi K-L, phương pháp phù hợp dựa trên gom cụm K-means và phù hợp dựa trên bình phương tối thiểu để tính toán góc nghiêng theo chiều dọc θ.
  + Paper tham khảo: M.-S. Pan et al, “A new method for correcting vehicle license plate tilt,” Int. J. of Automat. and Comput., vol. 6, no. 2, pp. 210-216, 2009.
* Sử dụng bình phương tối thiểu kèm theo khoảng cách vuông góc để điều chỉnh góc nghiêng của biển số xe theo chiều ngang. Đồng thời, điều chỉnh nghiêng theo chiều dọc bằng cách tối thiểu hóa sự biến động của tọa độ các điểm chiếu. Sau khi điều chỉnh nghiêng theo chiều ngang, phân đoạn các ký tự được thực hiện và tọa độ của các ký tự được chiếu theo chiều dọc sau khi áp dụng biến đổi cắt đối xứng.
  + Paper tham khảo: K. Deb et al, “Projection and least square fitting with perpendicular offsets based vehicle license plate tilt correction,” SICE Annu. Conf., pp. 3291-3298, 2010.

Việc lựa chọn một ngưỡng không phù hợp cho quá trình nhị phân hóa biển số xe trích xuất có thể dẫn đến các ký tự bị kết nối với nhau, làm cho quá trình phân đoạn trở nên khó khăn. Những ký tự này tạo ra khó khăn trong quá trình phân đoạn. Đối với biển số xe có khung xung quanh, sau quá trình nhị phân hóa, một số ký tự có thể bị kết nối với khung, tạo ra thách thức trong việc phân đoạn. Việc cải thiện chất lượng hình ảnh trước quá trình nhị phân hóa giúp lựa chọn ngưỡng thích hợp. Các phương pháp thường được sử dụng để cải thiện hình ảnh biển số xe bao gồm loại bỏ nhiễu, cân bằng biểu đồ xám và tăng cường độ tương phản. Dưới đây là một số nghiên cứu đề xuất tăng chất lượng ảnh:

* Thực hiện phân tích độ dốc trên toàn bức ảnh để phát hiện biển số xe, sau đó biển số xe đã được tối ưu hóa thông qua biến đổi mức xám.
  + Paper tham khảo: P. Comelli et al, “Optical recognition of motor vehicle license plates,” IEEE Trans. Veh. Tech., vol. 44, no. 4, pp. 790-799, 1995
* Kích thước của các ký tự chiếm khoảng 20% kích thước của biển số xe. Trước hết, mức xám được tỷ lệ từ 0-100, sau đó 20% pixel lớn nhất được nhân với 2,55. Chỉ có các ký tự được tối ưu hóa trong khi các pixel nhiễu được giảm bớt.
  + Paper tham khảo: Y. Zhang, and C. Zhang, “A new algorithm for character segmentation of license plate,” IEEE Intell. Veh. Symp., pp. 106-109, 2003.
* Phương pháp phân ngưỡng cục bộ được áp dụng cho từng pixel, trong đó ngưỡng được tính bằng cách trừ một hằng số c từ mức xám trung bình trong một cửa sổ m×n được tâm ở pixel đó.
  + Paper tham khảo: D. Llorens et al, Car License Plates Extraction and Recognition Based on Connected Components Analysis and HMM Decoding, J. S. Marques et al., Eds. New York: Springer-Verlag, vol. 3522, pp. 571-578, 2005
* Ngưỡng được tính dựa trên công thức nhị phân hóa Niblack để biến đổi ngưỡng dựa trên giá trị trung bình cục bộ và độ lệch chuẩn.
  + Paper tham khảo: C. Coetzee et al, “PC based number plate recognition system,” IEEE Int. Symp. Ind. Electron., pp. 605-610, 1998.

*B, Phân đoạn biển số xe bằng kết nối Pixel (License Plate Segmentation using Pixel Connectivity)*

Phân đoạn được thực hiện bằng cách đánh dấu các pixel kết nối trong hình ảnh biển số xe nhị phân. Các pixel được đánh dấu được phân tích và những pixel có cùng kích thước và tỷ lệ khía cạnh giống với các ký tự biển số được xem xét như các ký tự biển số. Tuy nhiên, phương pháp này thất bại trong việc trích xuất tất cả các ký tự khi có ký tự bị nối hoặc bị rời rạc.

- Paper tham khảo:

* K. Kanayama et al, “Development of vehicle-license number recognition system using real-time image processing and its application to travel-time measurement,” IEEE Veh. Tech. Conf., pp. 798-804, 1991.
* S.-L. Chang et al, “Automatic license plate recognition,” IEEE Trans. Intell. Transp. Syst., vol. 5, no. 1, pp. 42-53, 2004.
* T. Nukano, M. Fukumi, and M. Khalid, “Vehicle license plate character recognition by neural networks,” Proc. of Int. Symp. on Intell. Signal Process. and Commun. Syst., pp. 771-775, 2004.
* V. Shapiro and G. Gluhchev, “Multinational license plate recognition system: segmentation and classification,” Proc. of Int. Conf. on Patt. Recog., vol. 4, pp. 352-355, 2004.
* B.-F. Wu et al, “Extracting characters from real vehicle license plates out-ofdoors,” IET Comput. Vision, vol. 1, no. 1, pp. 2-10, 2007.

- ***Ưu điểm***:

* Đơn giản và hiệu quả: Phương pháp này dựa vào việc kết nối các pixel để phân đoạn biển số xe. Điều này tạo ra một giải pháp đơn giản và hiệu quả, đặc biệt là đối với các biển số xe có ký tự rõ ràng và không bị nhiễu nhiều.
* Tích hợp dữ liệu hình ảnh: Bằng cách sử dụng thông tin về kết nối giữa các pixel, phương pháp này có thể tích hợp dữ liệu hình ảnh để xác định vị trí và biên giới của biển số xe.
* Hiệu quả trong nhiều trường hợp: Phương pháp này hoạt động tốt trong nhiều trường hợp khi biển số xe không có ký tự bị nối hoặc bị rời rạc, và hình ảnh biển số xe không bị nhiễu quá nhiều.

- ***Nhược điểm***:

* Khả năng phân đoạn hạn chế: Phương pháp này gặp khó khăn trong việc phân đoạn các biển số xe có ký tự bị nối hoặc bị rời rạc. Trong trường hợp này, phương pháp có thể bỏ lỡ hoặc phân đoạn sai các ký tự.
* Nhạy cảm với nhiễu hình ảnh: Nếu hình ảnh biển số xe bị nhiễu quá nhiều hoặc có điểm sáng và tối không đồng đều, phương pháp này có thể không hoạt động hiệu quả.
* Yêu cầu tiền xử lý: Đôi khi, cần thực hiện các bước tiền xử lý để làm sạch hình ảnh trước khi áp dụng phương pháp này. Điều này có thể tạo thêm công việc và độ phức tạp cho quá trình nhận diện biển số xe.

*C, Phân đoạn biển số xe bằng cách sử dụng Projection Profiles (License Plate Segmentation using Projection Profiles)*

Vì ký tự và nền biển số xe có màu sắc khác nhau, chúng có giá trị nhị phân trái ngược trong hình ảnh nhị phân. Do đó, một số phương pháp được đề xuất sử dụng việc chiếu thẳng đứng hình ảnh nhị phân của biển số xe để xác định các vị trí bắt đầu và kết thúc của các ký tự, sau đó chiếu ngang các ký tự đã trích xuất để tách từng ký tự riêng lẻ.

Trong nghiên cứu [S. Zhang et al, “Car plate character extraction under complicated environment,” IEEE Int. Conf. Syst. Man Cybern., vol. 5, pp. 4722-4726, 2004], phương pháp chiếu thẳng đứng được sử dụng để trích xuất các ký tự, kết hợp với việc loại bỏ nhiễu và phân tích trình tự ký tự. Thông qua việc kiểm tra trên hơn 30.000 hình ảnh, phương pháp này đã đạt được độ chính xác 99,2% với tốc độ xử lý từ 10-20ms.

Trong [E. R. Lee et al, “Automatic recognition of a car license plate using color image processing,” IEEE Int. Conf. Image Process., vol. 2, pp. 301-305, 1994.] và [C. A. Rahman et al, “A real time vehicle’s license plate recognition system,” IEEE Conf. Adv. Video and Signal Based Surveillance, pp. 163-166, 2003.], thông tin về màu sắc của ký tự được sử dụng trong quá trình chiếu thay vì sử dụng hình ảnh nhị phân của biển số xe. Tổng cộng, dựa trên tài liệu nghiên cứu, phương pháp sử dụng chiếu thẳng đứng và chiếu ngang của các pixel là phương pháp phổ biến và đơn giản nhất.

- ***Ưu điểm***:

* Tính độc lập vị trí: Phương pháp chiếu cho phép trích xuất các ký tự trên biển số xe mà không cần biết trước vị trí cụ thể của chúng. Điều này giúp phương pháp này đảm bảo tính linh hoạt và có khả năng xử lý biển số xe có thể bị xoay hoặc dịch chuyển trong hình ảnh.
* Độ chính xác cao: Nếu được cài đặt và điều chỉnh đúng cách, phương pháp chiếu có thể đạt được độ chính xác cao trong việc trích xuất ký tự từ biển số xe. Các nghiên cứu đã thể hiện rằng nó có thể đạt được tỷ lệ chính xác lên đến 99,2% với tốc độ xử lý nhanh chóng.
* Độc lập với màu sắc: Phương pháp này không phụ thuộc vào màu sắc của ký tự hay biển số xe, điều này có thể giúp nó hoạt động tốt trong nhiều tình huống ánh sáng và màu sắc khác nhau.

***- Nhược điểm***:

* Chất lượng hình ảnh ảnh hưởng đến độ chính xác: Phương pháp chiếu dựa vào giá trị pixel trong hình ảnh, do đó nó nhạy cảm với nhiễu và chất lượng hình ảnh kém. Nếu hình ảnh biển số xe bị nhiễu hoặc mờ, độ chính xác có thể bị giảm.
* Yêu cầu thông tin trước về số lượng ký tự: Phương pháp này đòi hỏi biết trước số lượng ký tự trên biển số xe để có thể tạo ra các phần chiếu thích hợp. Nếu số lượng ký tự thay đổi (ví dụ, biển số có thể có 7 hoặc 8 ký tự), phương pháp này có thể gặp khó khăn.
* Tác động của nhiễu: Bất kỳ nhiễu nào trong hình ảnh cũng sẽ ảnh hưởng đến giá trị chiếu, và có thể dẫn đến việc trích xuất ký tự không chính xác.

*D, Phân đoạn biển số xe sử dụng Prior Knowledge of Characters (License Plate Segmentation using Prior Knowledge of Characters)*

Trong nghiên cứu [C. Busch et al, “Feature based recognition of traffic video streams for online route tracing,” IEEE Veh. Tech. Conf., vol. 3, pp. 1790-1794, 1998], hình ảnh nhị phân được quét bởi một đường ngang để tìm vị trí bắt đầu và kết thúc của các ký tự. Khi tỷ lệ giữa số pixel của các ký tự so với nền trên đường ngang này vượt qua một ngưỡng nhất định, điều này được xem xét là vị trí bắt đầu của các ký tự. Còn tỷ lệ ngược lại được thực hiện để tìm vị trí kết thúc của các ký tự.

Trong nghiên cứu [I. Paliy, et al, “Approach to recognition of license plate numbers using neural networks,” IEEE Int. Joint Conf. Neur. Netw., vol. 4, pp. 2965-2970, 2004], biển số xe trích xuất được điều chỉnh kích thước thành kích thước mẫu đã biết trước. Trong kích thước mẫu này, tất cả vị trí của các ký tự đã được biết trước. Sau khi điều chỉnh kích thước, các vị trí giống nhau được trích xuất để tạo thành các ký tự. Phương pháp này có lợi thế về tính đơn giản. Tuy nhiên, trong trường hợp có sự thay đổi trong biển số xe trích xuất, việc trích xuất kết quả sẽ là nền chứ không phải là các ký tự.  
Trong nghiên cứu [Q. Gao et al, “License plate recognition based on prior knowledge,” IEEE Int. Conf. Automat. and Logistics, pp. 2964-2968, 2007.], phương pháp đề xuất giải pháp cho biển số xe của các phương tiện bị hỏng nặng. Sự phối hợp màu sắc được sử dụng để xác định vị trí của biển số xe trên hình ảnh. Kích thước của mỗi ký tự được sử dụng để phân đoạn các ký tự. Cấu trúc của biển số xe Trung Quốc được sử dụng để xây dựng một bộ phân loại cho quá trình nhận dạng.

Biển số xe tại Đài Loan đều có cùng một phân phối màu sắc là ký tự màu đen trên nền trắng. Bài báo [J.-M. Guo and Y.-F. Liu, “License plate localization and character segmentation with feedback self-learning and hybrid binarization techniques,” IEEE Trans. Veh. Tech., vol. 57, no. 3, pp. 1417-1424, 2008] đề xuất nếu biển số xe được quét bằng một đường ngang, số lượng sự chuyển đổi từ màu đen sang màu trắng (hoặc từ màu trắng sang màu đen) ít nhất là 6 và nhiều nhất là 14. Biến đổi Hough được sử dụng để sửa chế nghiêng; kỹ thuật nhị phân hóa kết hợp được sử dụng để phân đoạn các ký tự trong biển số xe bẩn; và quy trình học tự động phản hồi được sử dụng để điều chỉnh các thông số. Trong thí nghiệm sử dụng tổng cộng 332 hình ảnh khác nhau được chụp dưới các điều kiện chiếu sáng khác nhau và ở các khoảng cách khác nhau. Tỉ lệ tổng thể về vị trí và phân đoạn là 97,1% và 96,4%.

- ***Ưu điểm***:

* Độ chính xác cao: Phương pháp này có khả năng đạt được độ chính xác cao trong việc phân đoạn các ký tự của biển số xe, đặc biệt khi có sẵn thông tin về vị trí bắt đầu và kết thúc của các ký tự. Điều này đặc biệt hữu ích khi ứng dụng trong hệ thống nhận dạng biển số xe tự động.
* Độ tin cậy cao với màu sắc: Phương pháp này sử dụng thông tin về màu sắc của các ký tự để xác định vị trí của chúng trong biển số xe. Điều này giúp tăng cường độ tin cậy của phân đoạn, đặc biệt trong trường hợp biển số xe có ký tự màu đen trên nền trắng, như trong trường hợp của biển số tại Đài Loan.
* Tính đơn giản: Phương pháp này thường có tính đơn giản trong việc triển khai và thực hiện. Việc sử dụng kiến thức trước về các ký tự giúp giảm độ phức tạp trong quá trình phân đoạn và nhận dạng.

- ***Nhược điểm***:

* Phụ thuộc vào kiến thức trước: Phương pháp này yêu cầu có kiến thức trước về vị trí và tính chất của các ký tự trong biển số xe. Điều này đồng nghĩa rằng nếu có sự biến đổi hoặc địa chỉ thay đổi trong biển số xe, phân đoạn có thể trở nên không hiệu quả và dẫn đến việc phân đoạn các phần nền thay vì ký tự.
* Khả năng xử lý nhiễu: Mọi nhiễu hoặc sự biến đổi trong hình ảnh có thể ảnh hưởng đến độ tin cậy của phương pháp này. Điều này đặc biệt đúng khi sử dụng phương pháp dựa trên màu sắc.
* Giới hạn trong việc áp dụng rộng rãi: Phương pháp này thường dựa vào cụ thể về biển số xe hoặc màu sắc, vì vậy nó có thể không phù hợp cho các trường hợp biển số có thiết kế hoặc màu sắc khác biệt.

*E, Phân đoạn biển số xe bằng cách sử dụng đường viền ký tự (Character Contours)*

Mô hình hóa đường viền cũng được sử dụng để phân đoạn ký tự.. Trong [A. Capar and M. Gokmen, “Concurrent segmentation and recognition with shape-driven fast marching methods,” Int. Conf. Patt. Recog., vol. 1, pp. 155- 158, 2006.], một mô hình đường viền hoạt động dựa trên hình dạng đã được thiết lập, nó sử dụng một thuật toán di chuyển nhanh biến phối. Hệ thống hoạt động trong hai bước. Đầu tiên, vị trí gần đúng của mỗi ký tự được tìm thấy bằng một kỹ thuật di chuyển nhanh thông thường [J. A. Sethian, “A fast marching level set method for monotonically advancing fronts,” National Academy of Sci., vol. 93, pp. 1591-1595, 1996.] kết hợp với một hàm tốc độ phụ thuộc vào độ dốc và cong [P. Stec and M. Domanski, “Efficient unassisted video segmentation using enhanced fast marching,” Int. Conf. Image Process., vol. 2, pp. 427-430, 2003.]. Sau đó, đường biên chính xác được thu được bằng một phương pháp di chuyển nhanh đặc biệt.

***- Ưu điểm***:

* Chính xác cao: Mô hình đường viền ký tự giúp xác định đường biên chính xác của từng ký tự, mang lại độ chính xác cao trong quá trình phân đoạn biển số xe.
* Tính linh hoạt: Sử dụng thuật toán di chuyển nhanh biến phối cùng với hàm tốc độ phụ thuộc vào độ dốc và cong tạo ra tính linh hoạt, có thể áp dụng cho nhiều điều kiện khác nhau và loại biển số.
* Hiệu suất tốt: Sử dụng thuật toán di chuyển nhanh giúp tăng cường hiệu suất tính toán, đặc biệt là trong bước xác định vị trí đại khái của các ký tự.

***- Nhược điểm:***

* Độ phức tạp: Quá trình xác định đường biên chính xác yêu cầu sự tính toán chi tiết và có thể tăng độ phức tạp của mô hình.
* Đòi hỏi dữ liệu đào tạo lớn: Để đạt được hiệu suất tốt, mô hình cần được đào tạo trên một lượng lớn dữ liệu biển số xe có độ đa dạng cao.
* Nhạy cảm với điều kiện ánh sáng: Các phương pháp dựa trên đường viền có thể trở nên nhạy cảm với biến động ánh sáng, đặc biệt là trong điều kiện ánh sáng yếu hoặc đối lập.
  + 1. ***Nhận dạng ký tự biển số xe***

Trong quá trình nhận dạng ký tự của hệ thống Nhận Dạng Biển Số Tự Động (ALPR), các ký tự được trích xuất từ ảnh chụp biển số xe và sau đó được xử lý để nhận dạng. Quá trình này đối mặt với một số thách thức kỹ thuật đáng kể. Một trong những vấn đề chính là do sự khác biệt về kích thước và độ dày của các ký tự, phần lớn phụ thuộc vào yếu tố phóng đại của camera, như được chỉ ra trong các tài liệu tham khảo [30\_K. Miyamoto et al, “Vehicle license-plate recognition by image analysis" Int. Conf. Ind. Electron., Control and Instrum., vol. 3, pp. 17], [93\_P. Comelli et al, “Optical recognition of motor vehicle license plates,” IEEE Trans. Veh. Tech., vol. 44, no. 4, pp. 790-799, 1995. P. Comelli et al, “Optical recognition of motor vehicle license plates,” IEEE Trans. Veh. Tech., vol. 44, no. 4, pp. 790-799, 1995.]. Một giải pháp hiệu quả cho vấn đề này là chuẩn hóa kích thước của các ký tự trước khi tiến hành quá trình nhận dạng, nhằm đảm bảo tính nhất quán.

Ngoài ra, sự đa dạng về phông chữ cũng gây khó khăn trong quá trình nhận dạng do sự khác biệt của biển số xe giữa các quốc gia. Các vấn đề khác bao gồm sự xuất hiện của nhiễu và hỏng hóc trên các ký tự trích xuất [30\_K. Miyamoto et al, “Vehicle license-plate recognition by image analysis" Int. Conf. Ind. Electron., Control and Instrum., vol. 3, pp. 17], cũng như sự nghiêng của chúng [30\_K. Miyamoto et al, “Vehicle license-plate recognition by image analysis" Int. Conf. Ind. Electron., Control and Instrum., vol. 3, pp. 17], càng làm tăng độ phức tạp của quá trình nhận dạng.

Phần tiếp theo của bài báo sẽ tập trung vào việc phân loại các phương pháp nhận dạng ký tự hiện đại, dựa trên các đặc tính cụ thể mà chúng sử dụng để giải quyết những thách thức này.

1. *Character Recognition using Raw Data*

Trong lĩnh vực nhận dạng ký tự, phương pháp khớp mẫu được xem là cách tiếp cận cơ bản và hiệu quả [5\_M. Sarfraz et al, “Saudi Arabian license plate recognition system,” Int. Conf. Geom. Model. and Graphics., pp. 36-41, 2003], [101\_C. A. Rahman et al, “A real time vehicle’s license plate recognition system,” IEEE Conf. Adv. Video and Signal Based Surveillance, pp. 163-166, 2003]. Phương pháp này dựa trên việc đánh giá mức độ tương đồng giữa ký tự được trích xuất và các mẫu mẫu chuẩn. Ký tự có sự tương đồng cao nhất với một mẫu nhất định được xác định là ký tự đích. Đa số các nghiên cứu về khớp mẫu chọn sử dụng hình ảnh nhị phân, bởi vì màu sắc trong hình ảnh xám có thể thay đổi do ảnh hưởng của điều kiện ánh sáng [90\_M.-S. Pan et al, “Vehicle license plate character segmentation,” Int. J. Automat. and Comput., vol. 5, no. 4, pp. 425-432, 2008]. Các nghiên cứu [5\_M. Sarfraz et al, “Saudi Arabian license plate recognition system,” Int. Conf. Geom. Model. and Graphics., pp. 36-41, 2003], [12\_K. Kanayama et al, “Development of vehicle-license number recognition system using real-time image processing and its application to travel-time measurement,” IEEE Veh. Tech. Conf., pp. 798-804, 1991.], [30\_\_K. Miyamoto et al, “Vehicle license-plate recognition by image analysis" Int. Conf. Ind. Electron., Control and Instrum., vol. 3, pp. 17], [51\_E. R. Lee et al, “Automatic recognition of a car license plate using color image processing,” IEEE Int. Conf. Image Process., vol. 2, pp. 301-305, 1994.], [93\_P. Comelli et al, “Optical recognition of motor vehicle license plates,” IEEE Trans. Veh. Tech., vol. 44, no. 4, pp. 790-799, 1995], [116\_S. Tang and W. Li, “Number and letter character recognition of vehicle license plate based on edge Hausdorff distance,” Inter. Conf. Parallel and Distributed Comput., Applicat., and Tech., pp. 850-852, 2005] đã thực hiện quá trình khớp mẫu sau khi chuẩn hóa kích thước của ký tự trích xuất.

Nhiều kỹ thuật đo lường mức độ tương đồng đã được phát triển. Ví dụ, khoảng cách Mahalanobis và kỹ thuật quyết định Bayes được sử dụng trong [30\_K. Miyamoto et al, “Vehicle license-plate recognition by image analysis" Int. Conf. Ind. Electron., Control and Instrum., vol. 3, pp. 17], giá trị Jaccard trong [51\_E. R. Lee et al, “Automatic recognition of a car license plate using color image processing,” IEEE Int. Conf. Image Process., vol. 2, pp. 301-305, 1994], khoảng cách Hausdorff trong [116\_S. Tang and W. Li, “Number and letter character recognition of vehicle license plate based on edge Hausdorff distance,” Inter. Conf. Parallel and Distributed Comput., Applicat., and Tech., pp. 850-852, 2005], và khoảng cách Hamming trong [5\_M. Sarfraz et al, “Saudi Arabian license plate recognition system,” Int. Conf. Geom. Model. and Graphics., pp. 36-41, 2003]. Nghiên cứu trong [93\_P. Comelli et al, “Optical recognition of motor vehicle license plates,” IEEE Trans. Veh. Tech., vol. 44, no. 4, pp. 790-799, 1995.] và [117\_X. Lu et al, “Vehicle license plate character recognition,” Int. Conf. Neur. Netw. and Signal Process., vol. 2, pp. 1066-1069, 2003.] áp dụng tương quan chéo chuẩn hóa để khớp ký tự đã trích xuất với các mẫu, qua đó mẫu có giá trị tương quan chéo cao nhất được xác định là mẫu phù hợp nhất.

Khớp mẫu có hiệu quả trong việc nhận dạng ký tự với điều kiện là chúng có cùng một phông chữ, không bị xoay, không bị gãy, và có kích thước cố định. Tuy nhiên, nếu ký tự có sự khác biệt so với mẫu, như thay đổi phông chữ, xoay, hoặc nhiễu, phương pháp này có thể dẫn đến kết quả nhận dạng không chính xác [90\_M.-S. Pan et al, “Vehicle license plate character segmentation,” Int. J. Automat. and Comput., vol. 5, no. 4, pp. 425-432, 2008.]. Để giải quyết vấn đề nhận dạng ký tự bị nghiêng, nghiên cứu trong [82\_T. Naito et al, “Robust license-plate recognition method for passing vehicles under outside environment,” IEEE Trans. Veh. Tech., vol. 49, no. 6, pp. 2309-2319, 2000] đã đề xuất giải pháp lưu trữ nhiều mẫu của cùng một ký tự với các góc nghiêng khác nhau.

**Ưu điểm:**

* Đơn giản và dễ triển khai: Phương pháp này thường dựa trên kỹ thuật đơn giản như khớp mẫu, làm cho nó dễ hiểu và triển khai.
* Tốc độ xử lý nhanh: Vì nó thường dựa trên so sánh trực tiếp với dữ liệu nguyên thủy, quá trình nhận dạng có thể được thực hiện nhanh chóng, đặc biệt là khi sử dụng hình ảnh nhị phân.
* Hiệu quả cao với dữ liệu chuẩn hóa: Khi các ký tự được chuẩn hóa (cùng kích thước, phông chữ, không xoay), phương pháp này có thể đạt được độ chính xác cao.
* Ít yêu cầu về tài nguyên máy tính: Phương pháp này không yêu cầu nhiều tài nguyên tính toán như các phương pháp học máy hoặc học sâu.

**Nhược điểm:**

* Kém linh hoạt: Nó kém hiệu quả với các ký tự có biến thể về phông chữ, kích thước hoặc bị xoay, gãy.
* Nhạy cảm với nhiễu và điều kiện ánh sáng: Phương pháp này có thể bị ảnh hưởng bởi nhiễu hoặc thay đổi trong điều kiện ánh sáng, làm giảm độ chính xác.
* Hạn chế với các ký tự biến thể: Nó không hiệu quả trong việc nhận dạng các ký tự có nhiều biến thể như chữ viết tay hoặc ký tự bị nghiêng.
* Yêu cầu lưu trữ nhiều mẫu: Đối với các ký tự có biến thể, cần phải lưu trữ nhiều mẫu khác nhau, điều này tăng yêu cầu về bộ nhớ và quản lý dữ liệu.
* Không phù hợp với các ứng dụng đa dạng: Phương pháp này không phù hợp với các ứng dụng đòi hỏi khả năng nhận dạng ký tự trong các điều kiện và môi trường khác nhau.

Mặc dù phương pháp nhận dạng ký tự sử dụng dữ liệu nguyên thủy có những ưu điểm như đơn giản và nhanh chóng, nó lại gặp hạn chế trong việc xử lý các biến thể của ký tự và nhạy cảm với điều kiện ngoại lệ, khiến nó không phù hợp cho một số ứng dụng phức tạp hoặc đa dạng.

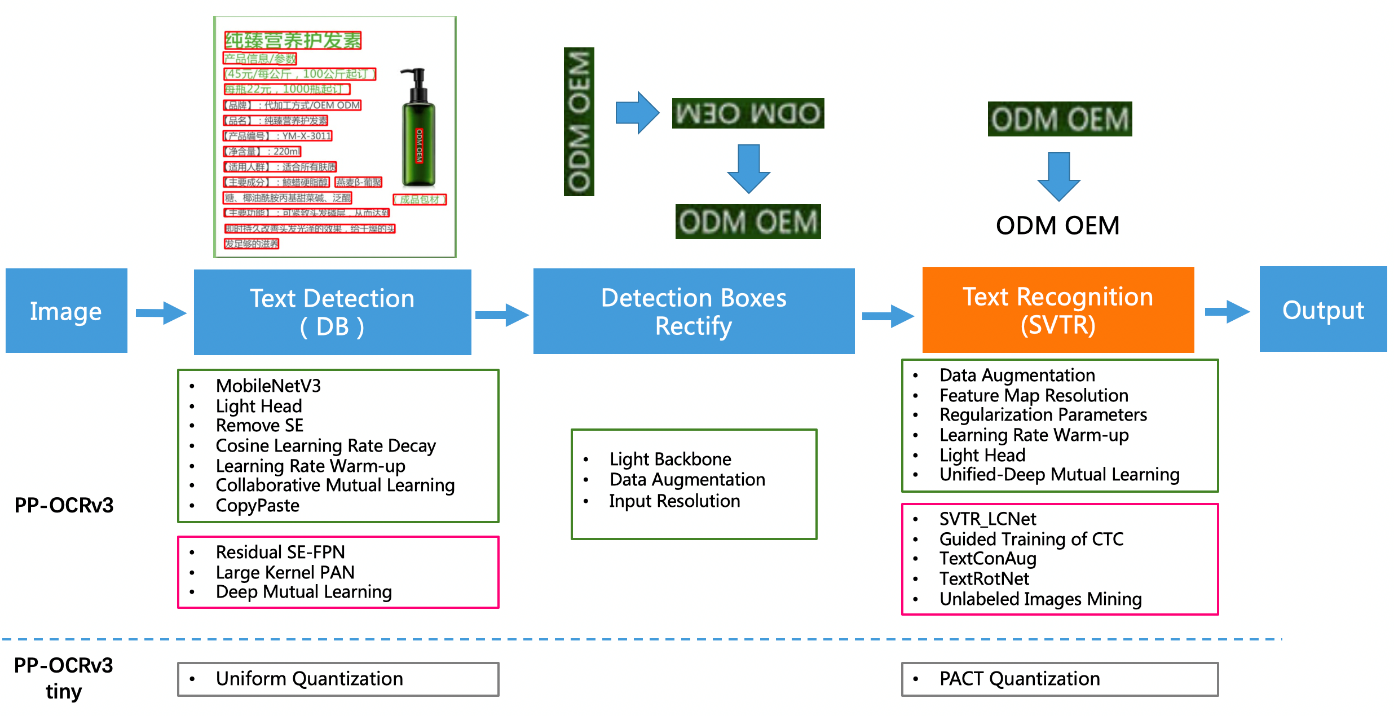
1. *Character Recognition using Extracted Features*

Do không phải tất cả pixel trong một ký tự đều quan trọng như nhau trong việc phân biệt các ký tự, việc áp dụng kỹ thuật trích xuất feature từ ký tự đóng vai trò là một giải pháp thay thế hiệu quả cho kỹ thuật khớp mẫu dựa trên mức xám [101\_C. A. Rahman et al, “A real time vehicle’s license plate recognition system,” IEEE Conf. Adv. Video and Signal Based Surveillance, pp. 163-166, 2003.]. Phương pháp này giúp giảm thời gian xử lý cần thiết cho việc khớp mẫu bằng cách loại bỏ việc sử dụng tất cả pixel. Đồng thời, nó cũng giải quyết các vấn đề gặp phải trong khớp mẫu, miễn là các features trích xuất đủ mạnh để phân biệt các ký tự dù có biến dạng [90\_M.-S. Pan et al, “Vehicle license plate character segmentation,” Int. J. Automat. and Comput., vol. 5, no. 4, pp. 425-432, 2008.]. Các feature này sau đó được tổng hợp thành feature vector và so sánh với các feature vector đã lưu trữ sẵn để đánh giá mức độ tương đồng.

Trong các nghiên cứu [101\_C. A. Rahman et al, “A real time vehicle’s license plate recognition system,” IEEE Conf. Adv. Video and Signal Based Surveillance, pp. 163-166, 2003.] và [119\_Y. Dia et al, “Automatic recognition of province name on the license plate of moving vehicle,” Int. Conf. Patt. Recog.vol. 2, pp. 927-929, 1988.], feature vector được tạo từ việc chiếu ký tự nhị phân theo hướng ngang và dọc. Trong nghiên cứu [119\_ Y. Dia et al, “Automatic recognition of province name on the license plate of moving vehicle,” Int. Conf. Patt. Recog.vol. 2, pp. 927-929, 1988.], mỗi projection được lượng tử hóa thành bốn mức. Trong [102\_ H. A. Hegt et al, “A high performance license plate recognition system,” IEEE Int. Conf. Syst. Man Cybern., vol. 5, pp. 4357-4362, 1998.], feature vector được sinh ra từ biến đổi Hotelling của từng ký tự, một phương pháp nhạy cảm với kết quả phân đoạn. Trong [120\_ F. Aghdasi and H. Ndungo, “Automatic license plate recognition system,” AFRICON Conf. in Africa, vol. 1, pp. 45-50, 2004], việc chia ký tự nhị phân thành các khối 3x3 pixel và đếm số lượng pixel đen trong mỗi khối cũng tạo ra feature vector. Trong [97\_ T. Nukano, M. Fukumi, and M. Khalid, “Vehicle license plate character recognition by neural networks,” Proc. of Int. Symp. on Intell. Signal Process. and Commun. Syst., pp. 771-775, 2004.], sau khi thực hiện thao tác làm mỏng ký tự, ký tự được chia thành các khối 3x3 và đếm số lượng phần tử có độ nghiêng 0, 45, 90 và 135 độ để tạo ra feature vector. Trong [121\_ M.-A. Ko and Y.-M. Kim, “A simple OCR method from strong perspective view,” Applied Imagery Pattern Recognition Workshop, pp. 235-240, 2004], phương pháp quét ký tự dọc theo trục trung tâm, nối giữa mô-men trung tâm ngang cận trên và dưới, cũng được áp dụng. Số lượng chuyển đổi từ ký tự sang nền và khoảng cách giữa chúng tạo thành feature vector, không bị ảnh hưởng bởi sự xoay của ký tự. Trong [122\_ M.-K. Kim and Y.-B. Kwon, “Multi-font and multi-size character recognition based on the sampling and quantization of an unwrapped contour,” Int. Conf. Patt. Recog., vol. 3, pp. 170-174, 1996], feature vector được tạo từ việc lấy mẫu xung quanh đường viền ký tự, với hình dạng sóng kết quả được lượng tử hóa. Phương pháp này hiệu quả trong việc nhận diện ký tự đa phông chữ và kích thước. Trong [123\_ P. Hu et al, “Recognition of gray character using Gabor filters,” Int. Conf. Inform. Fusion, vol. 1, pp. 419-424, 2002], bộ lọc Gabor được sử dụng trong quá trình trích xuất đặc điểm. Trong [124\_ S. N. H. S. Abdullah et al, “License plate recognition using multi-cluster and multilayer neural networks,” Inform. and Commun. Tech., vol. 1, pp. 1818- 1823, 2006.], việc áp dụng phát hiện cạnh Kirsch trên hình ảnh ký tự trong các hướng khác nhau cũng là một phương pháp hiệu quả. Trong [126\_ P. Duangphasuk and A. Thammano, “Thai vehicle license plate recognition using the hierarchical cross-correlation ARTMAP,” IEEE Int. Conf. Intell. Syst., pp. 652-655, 2006], feature vector được trích xuất từ hình ảnh ký tự nhị phân bằng cách thực hiện làm mỏng ký tự và sau đó chuyển hướng các nét ký tự thành một mã hóa. Trong [127\_ J. Jiao et al, “A configurable method for multi-style license plate recognition,” Pattern Recog., vol. 42, pp. 358-369, 2009.], giá trị xám của các pixel trong 11 khối con được sử dụng như là các feature và đưa vào máy phân loại mạng nơ-ron. Trong [128\_ Y. Amit et al, “A coarse-to-fine strategy for multiclass shape detection,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 26, no. 12, pp. 1606-1621, 2004.], cảnh được xử lý bằng cách thăm các khối 5x5 không chồng chéo, xử lý dữ liệu hình ảnh xung quanh để trích xuất đặc điểm cạnh "phân tán" dựa trên nghiên cứu [129\_ Y. Amit, “A neural network architecture for visual selection,” Neural Comput., vol. 12, no. 5, pp. 1059-1082, 2000.], và phân loại hình ảnh con này theo chiến lược tìm kiếm từ thô đến tinh được mô tả trong [130\_ Y. Amit and D. Geman, “A computational model for visual selection,” Neural Comput, vol. 11, no. 7, pp. 1691-1715, 1999.]. Trong [49\_ Wang, S.Z.; Lee, H.J. A cascade framework for a real-time statistical plate recognition system. IEEE Trans. Inf. Forensics Secur, 2, 267–282, 2007.], ba đặc điểm ký tự được sử dụng: đếm chéo đường viền, đếm hướng và diện tích nền ngoại vi, với việc phân loại được thực hiện bằng support vector machine. Trong [52\_S.-L. Chang et al, “Automatic license plate recognition,” IEEE Trans. Intell. Transp. Syst., vol. 5, no. 1, pp. 42-53, 2004.], các đặc điểm topo của ký tự bao gồm số lượng lỗ, endpoints, nút three-way và nút four-way được sử dụng, các đặc điểm này không thay đổi theo biến đổi không gian.

Sau khi trích xuất đặc điểm, có thể sử dụng nhiều phương pháp classifiers để nhận diện ký tự, chẳng hạn như ANN [127\_J. Jiao et al, “A configurable method for multi-style license plate recognition,” Pattern Recog., vol. 42, pp. 358-369, 2009.], SVM [74\_K. K. Kim et al, “Learning-based approach for license plate recognition,” IEEE Signal Process. Soc. Workshop Neur. Netw. for Signal Process., vol. 2, pp. 614-623, 2000], HMM [95\_D. Llorens et al, Car License Plates Extraction and Recognition Based on Connected Components Analysis and HMM Decoding, J. S. Marques et al., Eds. New York: Springer-Verlag, vol. 3522, pp. 571-578, 2005.]. Một số nghiên cứu tích hợp hai loại hệ thống phân loại [131\_P. Zhang and L. H. Chen, “A novel feature extraction method and hybrid tree classification for handwritten numeral recognition,” Pattern Recog. Letter, vol. 23, no. 1, pp. 45-56, 2002]-[132\_H. E. Kocer and K. K. Cevik, “Artificial neural networks based vehicle license plate recognition,” Proce. Comput. Sci., vol. 3, pp. 1033-1037, 2011], hệ thống phân loại đa giai đoạn [133\_C. J. Ahmad and M. Shridhar, “Recognition of handwritten numerals with multiple feature and multistage classifier,” Pattern Recog., vol. 2, no. 28, pp. 153-160, 1995], hoặc kết hợp song song nhiều máy phân loại [134\_Y. S. Huang and C. Y. Suen, “A method of combining multiple experts for the recognition of unconstrained handwritten numerals,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. vol. 17, no. 1, pp. 90-93, 1995.][135\_H. J. Kang and J. Kim, “Probabilistic framework for combining multiple classifier at abstract level,” Inter. Conf. Document Analy. and Recog., vol. 1, pp. 870-874, 1997].

Trong lĩnh vực nhận dạng ký tự quang học (OCR), các phát triển liên tiếp từ PP-OCR đến PP-OCRv2 và PP-OCRv3 của Baidu Inc. đã đánh dấu những bước tiến vượt bậc trong việc cải thiện hiệu suất và độ chính xác của các hệ thống OCR nhẹ nhưng mạnh mẽ. PP-OCR, đầu tiên được giới thiệu bởi [PP-OCR: A Practical Ultra Lightweight OCR System], là hệ thống OCR siêu nhẹ, sử dụng các chiến lược như Differentiable Binarization (DB) và CRNN cho phát hiện và nhận dạng văn bản. Tiếp theo, PP-OCRv2, như mô tả bởi [PP-OCRv2: Bag of Tricks for Ultra Lightweight OCR System], đưa ra một 'túi các thủ thuật' để đào tạo một mô hình phát hiện văn bản và nhận dạng văn bản tốt hơn, bao gồm Học Tập Hợp Tác Lẫn Nhau (CML), CopyPaste, và Mạng CPU Nhẹ (PP-LCNet). Cuối cùng, PP-OCRv3 tiếp tục nâng cấp cả mô hình phát hiện và nhận dạng văn bản, kết hợp các cải tiến như PAN module với trường nhận thức rộng (LK-PAN), FPN module với cơ chế chú ý còn dư (RSE-FPN), và chiến lược học tập hợp tác lẫn nhau (CML) cho phát hiện văn bản, cùng với mạng nhận dạng văn bản nhẹ SVTR-LCNet cho nhận dạng văn bản [PP-OCRv3: More Attempts for the Improvement of Ultra Lightweight OCR System]. Những phát triển này chứng tỏ sự tiến bộ không chỉ trong lĩnh vực nhận dạng văn bản mà còn trong việc cải thiện hiệu suất và giảm kích thước mô hình, phù hợp với các ứng dụng thực tế yêu cầu cao về hiệu suất và độ chính xác.



*Framework of the proposed PP-OCRv3*

***Ưu điểm***:

* Giảm độ phức tạp tính toán: Bằng cách loại bỏ việc sử dụng tất cả pixel trong một ký tự, phương pháp này giúp giảm đáng kể thời gian xử lý và tài nguyên tính toán cần thiết cho việc so khớp mẫu.
* Tăng độ chính xác: Các đặc điểm trích xuất thường chứa thông tin quan trọng nhất cần thiết để phân biệt giữa các ký tự. Điều này giúp tăng độ chính xác của quá trình nhận dạng.
* Linh hoạt và đa dạng: Phương pháp này có khả năng nhận dạng ký tự trong nhiều điều kiện và biến thể khác nhau, như kích thước, phông chữ, và định dạng.
* Khả năng chống nhiễu: Phương pháp này ít bị ảnh hưởng bởi nhiễu hoặc biến đổi trong điều kiện ánh sáng so với các phương pháp truyền thống.
* Tích hợp với các phương pháp phân loại hiện đại: Có thể kết hợp với các máy phân loại tiên tiến như mạng nơ-ron nhân tạo (ANN), máy hỗ trợ vector (SVM), và mô hình Markov ẩn (HMM) để cải thiện kết quả.
* Giảm thời gian và tài nguyên xử lý: Kỹ thuật này giúp giảm thời gian xử lý bằng cách loại trừ việc xét tất cả các pixel, giảm tải tính toán.

***Nhược điểm:***

* Phức tạp về mặt tính toán: Phương pháp này thường yêu cầu thuật toán phức tạp hơn và tính toán nhiều hơn so với phương pháp truyền thống.
* Cần dữ liệu đào tạo và tinh chỉnh: Để đạt được hiệu quả cao, cần phải có dữ liệu đào tạo lớn và quá trình tinh chỉnh kỹ lưỡng.
* Nhạy cảm với lỗi phân đoạn: Nếu quá trình phân đoạn hình ảnh không chính xác, việc trích xuất đặc điểm có thể không hiệu quả, dẫn đến kết quả nhận dạng không chính xác.
* Khó khăn trong việc xác định và lựa chọn đặc điểm: Việc xác định và lựa chọn các đặc điểm quan trọng cho nhận dạng không phải lúc nào cũng rõ ràng và có thể yêu cầu kiến thức chuyên môn sâu.
* Tùy thuộc vào loại ký tự và ngôn ngữ: Độ hiệu quả của phương pháp này có thể biến đổi tùy thuộc vào loại ký tự và ngôn ngữ cần nhận dạng.
  1. **Xây dựng dữ liệu biển số xe**
     1. ***Chuẩn bị dữ liệu***

Trong lĩnh vực nghiên cứu liên quan đến nhận diện biển số xe, sự thiếu hụt các tập dữ liệu phổ biến là một thách thức đáng kể. Tuy có một số tập dữ liệu đáng chú ý như CCPD [2\_Z. Xu, W. Yang, A. Meng, N. Lu, H. Huang, C. Ying, and L. Huang, “Towards end-to-end license plate detection and recognition: A large dataset and baseline,” in European Conference on Computer Vision, pp. 261–277, Springer, 2018], UFPR-ALPR [24\_R. Laroca, E. Severo, L. A. Zanlorensi, L. S. Oliveira, G. R. Gonc¸alves, W. R. Schwartz, and D. Menotti, “A robust real-time automatic license plate recognition based on the yolo detector,” in 2018 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), pp. 1–10, July 2018.], AOLP [25\_G.-S. Hsu, J.-C. Chen, and Y.-Z. Chung, “Application-oriented license plate recognition,” IEEE transactions on vehicular technology, vol. 62, no. 2, pp. 552–561, 2013.] và PKUData [26\_Y. Yuan, W. Zou, Y. Zhao, X. Wang, X. Hu, and N. Komodakis, “A robust and efficient approach to license plate detection,” IEEE Transactions on Image Processing, vol. 26, no. 3, pp. 1102–1114, 2017.], chúng thường mang đặc trưng riêng của quốc gia sản xuất, với kích thước và bố trí không tương thích hoàn toàn với môi trường Việt Nam. Các tập dữ liệu này, dù có giá trị, lại không hoàn toàn phù hợp cho việc huấn luyện hệ thống nhận diện biển số xe trong nội địa. Do đó, nguồn dữ liệu chính được sử dụng trong đề tài này sẽ đến từ hai hướng: thu thập thực tế và sinh tự động. Quá trình thu thập dữ liệu thực tế sẽ diễn ra trong một loạt các điều kiện khác nhau, bao gồm góc độ của camera, điều kiện chiếu sáng, và độ phân giải của camera, nhằm đảm bảo sự đa dạng và tính chân thực của tập dữ liệu. Tập dữ liệu này sau đó sẽ được chia thành hai phần: tập huấn luyện, dùng để tối ưu các thông số của hệ thống nhận diện, và tập kiểm thử, dùng để đánh giá hiệu quả của phương pháp sau quá trình huấn luyện. Cả hai tập dữ liệu này sẽ được gán nhãn cẩn thận, bao gồm vị trí xuất hiện của biển số xe và nhận diện các ký tự trên biển số. Qua đó, đảm bảo rằng hệ thống có thể được huấn luyện và đánh giá một cách hiệu quả, phản ánh chính xác các điều kiện thực tế và đặc thù của môi trường giao thông tại Việt Nam.

* + 1. ***Quy định về biển số xe Việt Nam***



Thông tư 24/2023/TT-BCA quy định về việc cấp và thu hồi Đăng ký, biển số xe cơ giới, với các điểm chính như sau:

* Xe ô tô sẽ được gắn hai biển số với kích thước và cách bố trí chữ và số khác nhau cho cơ quan, tổ chức, cá nhân trong và ngoài nước.
* Xe máy được cấp biển số gắn phía sau xe, với kích thước và cách bố trí chữ và số phân biệt giữa cơ quan, tổ chức, cá nhân trong và ngoài nước.
* Màu sắc và sêri biển số xe phân biệt giữa các loại xe của cơ quan, tổ chức, cá nhân trong nước và các tổ chức, cá nhân nước ngoài, với màu nền và chữ, số màu sắc khác nhau.
* Các ký hiệu sêri đặc biệt cho các loại xe như xe kinh doanh vận tải, xe ô tô chuyên dùng, xe quân đội, máy kéo, và các loại xe khác có kết cấu tương tự.
* Xe của cơ quan đại diện ngoại giao và tổ chức quốc tế có biển số với màu sắc và sêri ký hiệu đặc biệt.

Dựa trên những quy định của Thông tư 24/2023/TT-BCA, tùy thuộc vào loại xe, tổ chức sở hữu, vùng lãnh thổ mà sẽ có những quy định riêng về kích thước, cách bố trí cũng như nội dung của biển số khác nhau. Tuy nhiên để tài chỉ tập trung vào các loại biển số thông thường của ô tô và xe máy. Nếu xét về kích thước, biển số có thể được chia thành 2 loại là biển số ngắn và biển số dài. Xét về tổng số lượng ký tự có trong biển số, biển số thông thường có 8 hoặc 9 ký tự. Quy định chi tiết về biển số xe được trích dẫn trong phần phụ lục 01.

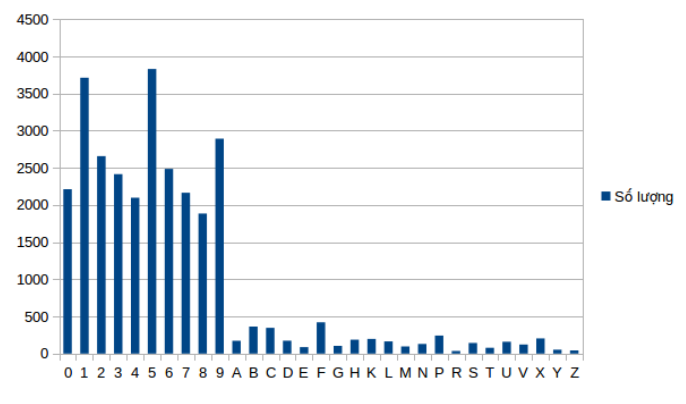


* + 1. ***Xây dựng tập biển số từ dữ liệu thực tế***

Một số thông tin về tập dữ liệu:

* Tổng số lượng ảnh là 3516
* Số lượng biển số xe 5282
* Tổng số lượng các ký tự 29876
* Biển số xe bao gồm các ký tự sau: 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, A, B, C, D, E, F, G, H, K, L, M, N, P, R, S, T, U, V, X, Y, Z

Chi tiết về phân phối của từng ký tự trong tập dữ liệu thật:



*Phân phối của từng ký tự trong tập dữ liệu*

Trong quá trình chuẩn bị tập dữ liệu cho nghiên cứu, mỗi mẫu dữ liệu được gán nhãn với thông tin chi tiết về vị trí và nội dung ký tự của biển số xe. Định vị không gian của biển số được thực hiện thông qua việc xác định tọa độ của bốn góc cấu tạo nên biển số. Điều này tạo điều kiện cho việc chuyển đổi các tọa độ này thành một hình chữ nhật bao quanh, đại diện cho khu vực chứa đựng toàn bộ biển số xe trong hình ảnh. Đặc biệt, trong quá trình đánh nhãn vị trí, một sự chú trọng cần thiết được đặt vào việc đảm bảo rằng các cạnh của biển số vẫn nằm trong phạm vi đường bao chữ nhật, nhằm tăng cường độ chính xác trong việc nhận diện và giảm thiểu khả năng nhầm lẫn biển số xe với các đối tượng khác có chứa chuỗi ký tự. Về phần nội dung ký tự trên biển số, quá trình gán nhãn tập trung vào các chữ cái và số, trong khi các ký tự phụ trợ khác như dấu gạch ngang "-" và dấu chấm "." được loại bỏ để tinh giản dữ liệu và tập trung vào thông tin cơ bản và quan trọng nhất của biển số.

* + 1. ***Các phương pháp tăng sự đa dạng của dữ liệu***

Ảnh biển số xe trong bộ dữ liệu có nhiều ảnh được chụp từ một camera tại vị trí kiểm soát xe ra vào trong hầm. Do đó gây ra một số vấn đề:

- Kích thước các biển số xe không có sự đa dạng, do khoảng cách từ camera đến biển số xe xấp xỉ gần bằng nhau giữa các ảnh.

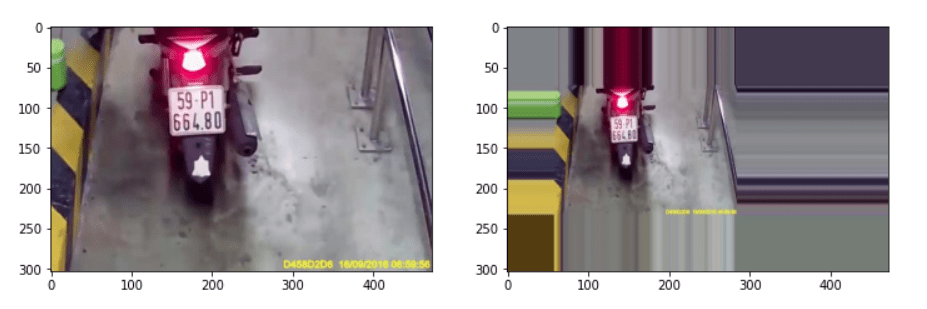
- Ảnh có độ sáng thấp và gần giống nhau do ảnh được chụp trong hầm chung cư.

Từ đó ta cần có phương pháp để làm giàu bộ dữ liệu.

*A, Đa dạng kích thước của biển số*

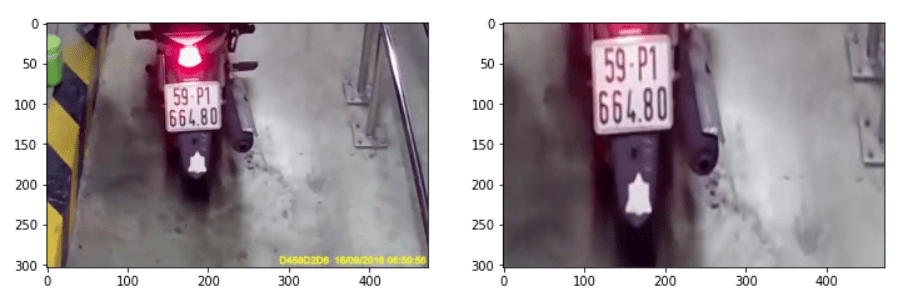
Ta có thể đa dạng kích thước bằng 2 cách:

- Cách 1: Thu nhỏ kích thước biển bằng cách thêm biên kích thước ngẫu nhiên vào ảnh gốc, sau đó resize ảnh bằng kích thước ảnh ban đầu.



* **low** và **high**: Là hai giá trị nguyên dương, xác định kích thước biên tối thiểu (**low**) và tối đa (**high**) sẽ được thêm vào ảnh. Các giá trị này được sử dụng để tạo ra các giá trị ngẫu nhiên cho biên.
* Sau đó sử dụng hàm **random.randint** để tạo ra các giá trị ngẫu nhiên cho kích thước biên ở các hướng (trên, dưới, trái, phải) trong khoảng từ **low** đến **high**.
* Sử dụng hàm **cv2.copyMakeBorder** để thêm biên vào ảnh. Hàm này sẽ sử dụng các giá trị kích thước biên đã được tạo ra ở bước trước và thêm chúng vào ảnh.
* Sau khi đã thêm biên, ảnh có kích thước lớn hơn so với ảnh gốc. Để giữ nguyên kích thước ban đầu, chúng ta sử dụng hàm **cv2.resize** để resize lại ảnh với kích thước ban đầu.

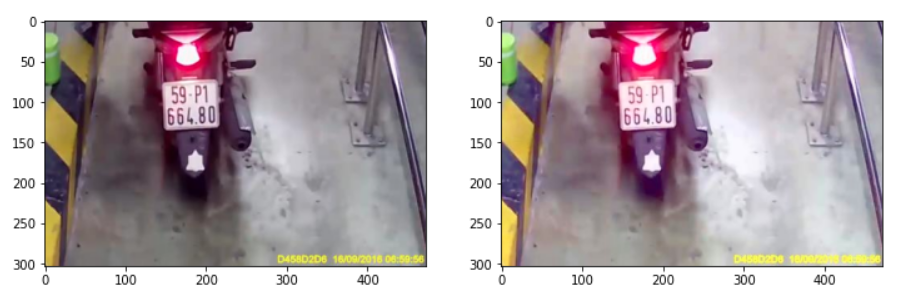
- Cách 2: Crop ảnh chứa biển số với kích thước ngẫu nhiên, sau đó resize ảnh bằng kích thước ảnh ban đầu.



* Lấy kích thước ban đầu của ảnh (chiều rộng và chiều cao) bằng cách sử dụng **image.shape[1]** và **image.shape[0].**
* Xác định tọa độ trung tâm của ảnh (x\_center và y\_center) bằng cách lấy một nửa chiều rộng và chiều cao ban đầu.
* Tạo ra các giá trị ngẫu nhiên cho tọa độ cắt bằng hàm **random.randint**. Trong trường hợp này, chúng ta chia ảnh thành bốn phần bằng cách cắt từ trung tâm ra và chọn một phần ngẫu nhiên trong số chúng.
* Tiếp theo, thực hiện cắt ra phần của ảnh nằm trong khoảng tọa độ đã xác định ở bước trước, tạo thành **cropped\_image**.
* Sau khi đã cắt, ảnh **cropped\_image** có kích thước khác so với ảnh ban đầu. Để giữ nguyên kích thước ban đầu, chúng ta sử dụng hàm **cv2.resize** để resize lại ảnh với kích thước ban đầu.

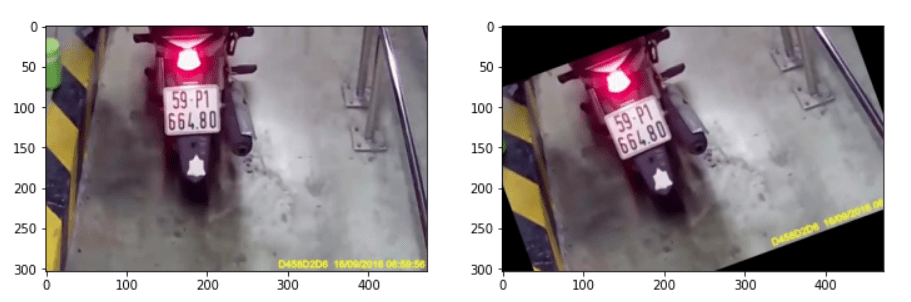
*B, Thay đổi độ sáng của ảnh*

Ta thực hiện việc thay đổi độ sáng của ảnh bằng cách tăng hoặc giảm giá trị của kênh độ sáng (value) trong không gian màu HSV của ảnh.



* đọc ảnh từ bằng thư viện OpenCV và chuyển đổi nó sang không gian màu HSV bằng hàm **cv2.cvtColor**. HSV là viết tắt của **Hue** (màu sắc), **Saturation** (độ bão hòa), và **Value** (độ sáng).
* Sau đó, thay đổi độ sáng của kênh độ sáng (Value). Việc thay đổi này được thực hiện bằng cách thêm giá trị value vào kênh v (độ sáng). Điều này có thể làm tăng hoặc giảm độ sáng của ảnh.
* Để đảm bảo rằng giá trị độ sáng không vượt quá giới hạn 255 hoặc dưới 0 (vì giá trị độ sáng nằm trong khoảng từ 0 đến 255), sử dụng các câu lệnh v[v > 255] = 255 và v[v < 0] = 0 để giới hạn giá trị của kênh v.
* Sau khi đã thay đổi độ sáng, sử dụng hàm **cv2.merge** để ghép lại các kênh Hue, Saturation và kênh độ sáng mới (kết quả từ bước trước) thành một hình ảnh màu HSV mới.
* Cuối cùng, chuyển đổi hình ảnh từ không gian màu HSV trở lại không gian màu BGR (RGB) bằng hàm **cv2.cvtColor**.

*C, Xoay ảnh*



* range\_angle: Khoảng góc quay cho phép. Đây là khoảng trong đó góc xoay ngẫu nhiên sẽ được lựa chọn. Ví dụ, nếu range\_angle là 45, thì góc xoay sẽ nằm trong khoảng từ -45 đến 45 độ.
* Sử dụng hàm **random.randint** để lựa chọn một góc xoay ngẫu nhiên trong khoảng từ -range\_angle đến range\_angle độ. Điều này tạo ra một giá trị ngẫu nhiên cho biến angle, biểu thị góc xoay của ảnh.
* Sử dụng thư viện **imutils** để xoay ảnh. Hàm imutils.rotate thực hiện xoay ảnh theo góc đã được xác định ở bước trước (angle).
  1. **Xây dựng và đánh giá mô hình nhận dạng**
     1. **Tổng quan giải pháp**

Hình … mô tả tổng quan toàn bộ quá trình phát hiện biển số xe đề xuất. Có hai thành phần chính trong hệ thống. Thành phần đầu tiền là mô-đun phát hiện vị trí biển số xe có trong khung hình. Tiếp theo, dựa trên bounding box của mỗi biển số sẽ được cắt và đưa vào mô-đun phát hiện kí tự. Kết quả đầu ra của toàn bộ 2 mô hình sẽ là chuỗi kí tự biển số xe. Khi không có biển số xe nào được xuất hiện trong khung hình, hình ảnh sẽ được bỏ qua và luồng xử lý lại tiếp tục nhận các hình tiếp theo. Các mô hình này sẽ được cài đặt và thực thi trên thiết bị biên đó là Raspberry Pi và Jetson Nano.

Đầu vào của các mô hình bao gồm:

- Hình ảnh của phương tiện giao thông

- Luồng các khung hinh chạy liên tục từ camera hoặc đoạn video.

Đầu ra của mô hình đề xuất bao gồm:

- Bouding box có chứa biển số xe.

- Chuỗi ký tự biển số xe được phát hiện.

Mô-đun phát hiện biển số xe có luồng xử lý như hình …, đầu vào sẽ là các khung hình từ camera gắn vào thiết bị biên, đầu ra của mô-đun là bounding box biển số xe. Bộ phát hiện biển số xe được sử dụng đó là phiên bản thu gọn cảu YOLOv8, phiên bản tiny này cso cấu trúc gọn, nhẹ, phù hợp với triển khai trên thiết bị biên có cấu hình thấp.

Hình ảnh đầu ra của mô-đun phát hiện biển số xe được xử lý đề cắt lấy vùng chỉ chứa biển số, đây cũng là hình ảnh đầu vào của mô-đun thứ hai, phát hiện ký tự. Tại đây, mô hình Paddle-OCR được sử dụng sau khi hình ảnh biển số xe được tiền xử lý để đưa về 1 dòng. Luồng xử lý của mô đun thứ hai được trình bày như trong hình ….

* + 1. **Mô-đun phát hiện biển số xe**

Trong phần trước của đề tài đã trình bày về tổng quan luồng xử lý của bài toán, phần này sẽ đi sâu hơn về những kỹ thuật được áp dụng trên mô-đun phát hiện biển số xe.

Mô-đun phát hiện biển số xe có đầu vào là khung hình và phát hiện biển số xe ccos trong khung hình đó. Hình … mô tả luồng xử lý của mô đưn phát hiện biển số. Trước khi đưa vào mô hình, hình ảnh đầu vào sẽ được tiền xử lý để điều chỉnh kích thước ảnh đầu vào về kích thước 416\*416 thay vì kích thước mặc định là 640\*640. Điều này giúp giảm áp lực tính toán và giảm độ trễ khi mô hình chạy trên thiết bị biên. Sau khi đã xác định được các bounding box, kết quả sẽ được lọc bớt các bounding box bằng NMS và giữ lại các kết quả tốt nhất.

Để thực hiện nhiệm vụ phát hiện biển số xe đối với nhiều ngữ cảnh, đề tài sử dụng mạng YOLOv8n trên framework PyTorch và trên 2 thiết bị biên là Raspberry Pi 4 và Jetson Nano. Qua đó, ta có thể đánh giá được khả năng của từng loại thiết bị biên.

Đầu ra của bounding box sẽ bao gồm tọa độ bốn điểm xmin, ymin, xmax, ymax, lớp của vật thể và độ tin cậy của dự đoán confidence.

* + 1. **Mô đun trích xuất biển số xe**

Sau khi phát hiện và xác định vị trí của biển số xe trong ảnh thông qua mô-đun phát hiện, việc tiếp theo là trích xuất và xử lý biển số đã phát hiện để có thể đọc được kí tự trên biển số. Phần này bao gồm hai bước chính: hiệu chỉnh góc và xoay ảnh, sau đó phát hiện ký tự biển số xe.

1. Hiệu chỉnh góc và xoay ảnh

Mục tiêu của bước này là điều chỉnh biển số xe sao cho kí tự của biển số nằm trên 1 dòng để dễ dàng đưa vào mô hinh nhận dạng ký tự.

Công nghệ sử dụng là OpenCV với thuật toán Canny để phát hiện cạnh, giúp xác định được đường viền của biển số xe. Sau đó sử dụng các phép biến đổi hình học để hiệu chỉnh góc của biển số xe, sao cho ký tự của biển số xe được đặt theo phương ngang trên 1 dòng.

Quy trình hiệu chỉnh góc và xoay ảnh bao gồm một số bước chính như sau:

- Áp dụng bộ lọc Canny để phát hiện cạnh của biển số xe.

- Sử dụng hough transform để tìm các đường thẳng và từ đó xác định góc nghiêng của biển số.

- Áp dụng phép biến đổi hình học để xoay và hiệu chỉnh biển số về vị trí ngang.

- Tách ảnh thành 2 phần trên và dưới sau đó ghép lại để ký tự biển số ở trên 1 dòng.

B. Phát hiện ký tự biển số xe

Mục tiêu: Nhận dạng và trích xuất thông tin ký tự từ biển số xe đã được hiệu chỉnh.

Công nghệ sử dụng: PaddleOCR, một thư viện nhận dạng ký tự mạnh mẽ, hỗ trợ đa ngôn ngữ, bao gồm cả tiếng Việt, giúp tăng độ chính xác khi nhận dạng ký tự trên biển số xe.

Quy trình:

- Sử dụng ảnh biển số xe đã được hiệu chỉnh từ bước trước làm đầu vào.

- Áp dụng PaddleOCR để phát hiện và nhận dạng ký tự trên biển số xe.

- Xử lý kết quả nhận dạng, bao gồm cả việc loại bỏ những ký tự nhận dạng sai và hiệu chỉnh kết quả cuối cùng.

* 1. **Các cải tiến tối ưu**

Tối ưu hóa mô hình YOLOv8

Giảm kích thước mô hình: Thực hiện các kỹ thuật như pruning (cắt tỉa) và quantization (lượng tử hóa) để giảm kích thước mô hình mà không làm giảm đáng kể độ chính xác.

Tăng tốc độ xử lý: Sử dụng TensorRT trên Jetson Nano và tối ưu hóa các thư viện trên Raspberry Pi 4 để tăng tốc độ suy luận.

Tối ưu hóa quy trình xử lý ảnh

Áp dụng các kỹ thuật xử lý ảnh nâng cao: Sử dụng các phương pháp tiền xử lý ảnh như histogram equalization và noise reduction để cải thiện chất lượng ảnh đầu vào, giúp tăng độ chính xác của mô hình.

Đa luồng xử lý: Áp dụng đa luồng để xử lý song song việc tiền xử lý ảnh và suy luận mô hình, giảm thiểu thời gian chờ và tối ưu hóa tốc độ xử lý tổng thể.

Tối ưu hóa hiệu suất trên thiết bị nhúng

Quản lý tài nguyên thiết bị: Monitor và tối ưu hóa việc sử dụng CPU, RAM, và bộ nhớ lưu trữ để đảm bảo mô hình chạy mượt mà trên thiết bị nhúng.

Tối ưu hóa năng lượng: Áp dụng các chiến lược như dynamic voltage and frequency scaling (DVFS) để quản lý hiệu quả việc tiêu thụ năng lượng của thiết bị, quan trọng cho các ứng dụng cần hoạt động lâu dài trên pin.

**Chương 3: ĐÁNH GIÁ TỐI ƯU PHƯƠNG PHÁP**

**NHẬN DẠNG BIỂN SỐ XE TRÊN HỆ NHÚNG**

3.1. Triển khai nhận dạng biển số xe trên hệ nhúng

3.1.1. Giới thiệu về thiết bị biên

Giới thiệu sơ bộ về Raspberry Pi 4 và Jetson Nano: Cấu hình, điểm mạnh, điểm yếu.

3.1.2. Lựa chọn phần mềm và công cụ phát triển

Giới thiệu sơ bộ về Raspberry Pi 4 và Jetson Nano: Cấu hình, điểm mạnh, điểm yếu.

Lý do chọn lựa các công cụ này và cách chúng hỗ trợ triển khai trên hệ nhúng.

3.1.3. Cài đặt và Triển khai mô hình nhận dạng

Cách mô hình được tối ưu hóa để chạy trên hệ thống nhúng.

Bước cài đặt phần mềm và mô hình trên Raspberry Pi 4 và Jetson Nano.

Mô tả quá trình cấu hình và khắc phục sự cố.

3.2. Đánh giá hiệu năng

3.2.1. Tiêu chí đánh giá

Định nghĩa các tiêu chí đánh giá hiệu năng: thời gian xử lý, độ chính xác, tiêu thụ năng lượng, v.v.

Phương pháp đánh giá: cách thức thu thập và phân tích dữ liệu.

3.2.2. So sánh hiệu năng giữa Raspberry Pi 4 và Jetson Nano

Phân tích kết quả đánh giá: so sánh và đối chiếu hiệu năng giữa hai thiết bị.

Ưu điểm và nhược điểm của mỗi thiết bị trong việc triển khai mô hình nhận dạng.

3.3. Kết quả thực nghiệm

Trình bày dữ liệu thực nghiệm: số lượng biển số được nhận dạng chính xác, tỷ lệ lỗi.

Hình ảnh, biểu đồ so sánh kết quả nhận dạng trên cả hai thiết bị.

Phân tích nguyên nhân của kết quả: tác động của phần cứng, phần mềm, và mô hình đến hiệu suất nhận dạng.

Đề xuất cách cải thiện hiệu suất và độ chính xác của hệ thống nhận dạng.

**CHƯƠNG 4. KẾT LUẬN**

Tóm tắt những phát hiện chính về nhận dạng biển số xe và ý nghĩa của chúng đối với lĩnh vực nhận dạng biển số xe trên hệ nhúng.

Đề xuất các hướng nghiên cứu và phát triển tiếp theo.

**TÀI LIỆU THAM KHẢO**

[1] H. Bai and C. Liu, “A hybrid license plate extraction method based on edge statistics and morphology,” Int. Conf. Patt. Recog., vol. 2, pp. 831-834, 2004.

[2] D. Zheng et al, “An efficient method of license plate location,” Pattern recog. Letter, vol. 26, no. 15, pp. 2431-2438, 2005.

[3] S. Wang and H. Lee, “Detection and recognition of license plate characters with different appearances,” Int. Conf. Intell. Transp. Syst., vol. 2, pp. 979- 984, 2003.

[4] F. Faradji et al, “A morphological-based license plate location,” IEEE Int. Conf. Image Process., vol. 1, pp. 57-60, 2007.

[5] Z. Qin et al, “Method of license plate location based on corner feature,” in Proc. World Congr. Intell. Control Automat., vol. 2, pp. 8645-8649.

[6] J. Matas et al, “Unconstrained license plate and text loc recognition,” IEEE Int. Conf. intell. Transp. Syst., pp. 225-230.

[7] B.-F. Wu et al, “Extracting characters from real vehicle license doors,” IET Comput. Vis., vol. 1, no. 1, pp. 2-10, 2007.

[8] M. M. I. Chacon and S. A. Zimmerman, “License plate locatio dynamic PCNN scheme,” Int. Joint Conf. Neur. Netw., vol. 2, p 2003.

[9] F. Yang and Z. Ma, “Vehicle license plate location based on h and mathematical morphology,” IEEE Workshop Automa. Ident Techn., pp. 89-94, 2005.

[10] R. Zunino and S. Rovetta, “Vector quantization for license-plat image coding,” IEEE Trans. Ind. Electron., vol. 47, no. 1, pp 159-167, 2000.

[11] C.-N. E. Anagnostopoulos et al “A license plate-recognition intelligent transportation system applications,” IEEE Trans. Syst., vol. 7, no. 3, pp. 377-392, 2006.

[12] K. Deb, H.-U. Chae, and K.-H. Jo, “Vehicle license plate dete based on sliding concentric windows and histogram,” J. of Co no. 8, pp. 771-777, 2009.

[13] C.-T. Hsieh et al, “Multiple license plate detection for complex background” Int. Conf. Adv. Inform. Netw. and Applicat., vol. 2, pp. 389-395, 2005.

[14] L. Dlagnekov, “License Plate Detection Using AdaBoost”, Com and Engineering Department, San Diego, 2004.

[15] X. Shi et al, Automatic License Plate Recognition System Based on Color Image Processing, vol. 3483, O. Gervasi et al., Ed. New York: SpringerVerlag, pp. 1159-1168, 2005.

[16] S.-L. Chang et al, “Automatic license plate recognition,” IEEE Trans. Intell. Transp. Syst., vol. 5, no. 1, pp. 42-53, 2004.

[17] S. Yohimori et al, “License plate detection system by using threshold function and improved template matching method,” IEEE Annu. Meet. of the Fuzzy Inform., vol. 1, pp. 357-362, 2004.

[18] W. Jia et al, “Gaussian weighted histogram intersection for license plate classification,” Int. Conf. Patt. Recog., vol. 3, pp. 574-577, 2006.

[19] X. Wan et al, “A vehicle license plate localization method using color barycenters hexagon model,” Proc. of SPIE, vol. 8009, pp. 80092O-1- 80092O-5, 2011.

[20] K. Deb and K.-H. Jo, “A Vehicle license plate detection method for intelligent transportation system applications,” Cybern. and Syst.: An Int. J., vol. 40, pp. 689-705, 2009.

**PHỤ LỤC 01**

Thông tư 24/2023/TT-BCA quy định về cấp, thu hồi Đăng ký, biển số xe cơ giới

**Biển số xe ô tô:**

Xe ô tô được gắn 02 biển số, 01 biển số kích thước ngắn: Chiều cao 165 mm, chiều dài 330 mm; 01 biển số kích thước dài: Chiều cao 110 mm, chiều dài 520 mm.

a) Cách bố trí chữ và số trên biển số ô tô của cơ quan, tổ chức, cá nhân trong nước: Hai số đầu là ký hiệu địa phương đăng ký xe, tiếp theo là sêri đăng ký (chữ cái); nhóm số thứ hai là thứ tự xe đăng ký gồm 05 chữ số tự nhiên từ 000.01 đến 999.99;

b) Cách bố trí chữ và số trên biển số xe ô tô của cơ quan, tổ chức, cá nhân nước ngoài: Hai số đầu là ký hiệu địa phương đăng ký xe, tiếp theo nhóm thứ hai là ký hiệu tên nước, vùng lãnh thổ, tổ chức quốc tế gồm 03 số tự nhiên và nhóm thứ ba là sêri biển số chỉ nhóm đối tượng là tổ chức, cá nhân nước ngoài, nhóm thứ tư là thứ tự xe đăng ký gồm 02 số tự nhiên từ 01 đến 99;

c) Biển số của máy kéo, rơmoóc, sơmi rơmoóc gồm 1 biển gắn phía sau xe, kích thước: Chiều cao 165 mm, chiều dài 330 mm; cách bố trí chữ và số trên biển số như biển số xe ô tô trong nước.

**Biển số xe máy:**

Xe mô tô được cấp biển số gắn phía sau xe, kích thước: Chiều cao 140 mm, chiều dài 190 mm.

a) Cách bố trí chữ và số trên biển số mô tô của cơ quan, tổ chức, cá nhân trong nước: Nhóm số thứ nhất là ký hiệu địa phương đăng ký xe và sêri đăng ký. Nhóm số thứ hai là thứ tự xe đăng ký gồm 05 chữ số tự nhiên, từ 000.01 đến 999.99;

b) Cách bố trí chữ và số trên biển số xe mô tô của tổ chức, cá nhân nước ngoài: Nhóm thứ nhất là ký hiệu địa phương đăng ký xe, nhóm thứ hai là ký hiệu tên nước, vùng lãnh thổ, tổ chức quốc tế của chủ xe, nhóm thứ ba là sêri đăng ký và nhóm thứ tư là thứ tự xe đăng ký gồm 03 chữ số tự nhiên từ 001 đến 999.

**Màu sắc, sêri biển số xe:**

5. Màu sắc, sêri biển số xe của cơ quan, tổ chức, cá nhân trong nước:

a) Biển số xe ô tô nền màu xanh, chữ và số màu trắng, sêri biển số sử dụng lần lượt một trong 11 chữ cái sau đây: A, B, C, D, E, F, G, H, K, L, M cấp cho xe của các cơ quan của Đảng; Văn phòng Chủ tịch nước; Văn phòng Quốc hội và các cơ quan của Quốc hội; Văn phòng Đoàn đại biểu Quốc hội, Hội đồng nhân dân các cấp; các Ban chỉ đạo Trung ương; Công an nhân dân, Tòa án nhân dân, Viện kiểm sát nhân dân; các bộ, cơ quan ngang bộ, cơ quan thuộc Chính phủ; Ủy ban an toàn giao thông quốc gia; Ủy ban nhân dân các cấp và các cơ quan chuyên môn thuộc Ủy ban nhân dân cấp tỉnh, cấp huyện; tổ chức chính trị - xã hội (gồm Mặt trận Tổ quốc Việt Nam, Công đoàn Việt Nam, Đoàn Thanh niên Cộng sản Hồ Chí Minh, Hội liên hiệp Phụ nữ Việt Nam, Hội Cựu chiến binh Việt Nam, Hội Nông dân Việt Nam); đơn vị sự nghiệp công lập, trừ Trung tâm đào tạo sát hạch lái xe công lập; Ban quản lý dự án có chức năng quản lý nhà nước;

b) Biển số xe mô tô nền màu xanh, chữ và số màu trắng, sêri biển số sử dụng lần lượt một trong 11 chữ cái sau đây: A, B, C, D, E, F, G, H, K, L, M kết hợp với 1 chữ số tự nhiên từ 1 đến 9, cấp cho xe của các đối tượng quy định tại điểm a khoản này;

c) Biển số xe ô tô nền màu trắng, chữ và số màu đen, sêri biển số sử dụng lần lượt một trong 20 chữ cái sau đây: A, B, C, D, E, F, G, H, K, L, M, N, P, S, T, U, V, X, Y, Z cấp cho xe của các tổ chức, cá nhân trong nước, không thuộc đối tượng quy định tại điểm a khoản này;

d) Biển số xe mô tô nền màu trắng, chữ và số màu đen, sêri biển số sử dụng lần lượt một trong 20 chữ cái sau đây: A, B, C, D, E, F, G, H, K, L, M, N, P, S, T, U, V, X, Y, Z kết hợp với một trong 20 chữ cái A, B, C, D, E, F, G, H, K, L, M, N, P, S, T, U, V, X, Y, Z cấp cho xe của các tổ chức, cá nhân trong nước, không thuộc đối tượng quy định tại điểm a khoản này; đ) Biển số xe ô tô nền màu vàng, chữ và số màu đen cấp cho xe hoạt động kinh doanh vận tải bằng ô tô, sử dụng lần lượt một trong 20 chữ cái sau đây: A, B, C, D, E, F, G, H, K, L, M, N, P, S, T, U, V, X, Y, Z;

e) Biển số xe ô tô, xe mô tô nền màu vàng, chữ và số màu đỏ, có ký hiệu địa phương đăng ký và hai chữ cái viết tắt của khu kinh tế theo quy định của Chính phủ;

g) Một số trường hợp có ký hiệu sêri riêng, gồm:

- Biển số xe có ký hiệu “CD” cấp cho xe ô tô chuyên dùng, kể cả xe máy chuyên dùng của lực lượng Công an nhân dân sử dụng vào mục đích an ninh;

- Biển số có ký hiệu “KT” cấp cho xe của doanh nghiệp quân đội, theo đề nghị của Cục Xe - Máy;

- Biển số có ký hiệu “RM” cấp cho rơ moóc, sơ mi rơ moóc;

- Biển số có ký hiệu “MK” cấp cho máy kéo;

- Biển số có ký hiệu “TĐ” cấp cho xe sản xuất, lắp ráp trong nước, được Thủ tướng Chính phủ cho phép triển khai thí điểm, kể cả xe chở người 4 bánh có gắn động cơ, xe chở hàng 4 bánh có gắn động cơ;

- Biển số có ký hiệu “HC” cấp cho xe ô tô phạm vi hoạt động hạn chế;

Xe có kết cấu tương tự loại xe nào thì cấp biển số đăng ký của loại xe đó. Màu sắc biển số của các sêri thực hiện theo quy định tại điểm a, điểm c khoản 5 Điều này.

6. Màu sắc, sêri biển số xe của cơ quan, tổ chức và cá nhân nước ngoài

a) Biển số nền màu trắng, chữ màu đỏ, số màu đen, có sêri ký hiệu “NG” màu đỏ cấp cho xe của cơ quan đại diện ngoại giao, cơ quan lãnh sự và nhân viên nước ngoài mang chứng minh thư ngoại giao của cơ quan đó. Riêng biển số xe của Đại sứ và Tổng Lãnh sự có thứ tự đăng ký là số 01 và thêm gạch màu đỏ đè ngang lên giữa các nhóm số chỉ quốc tịch và thứ tự đăng ký (biển số 01 được cấp lại khi đăng ký cho xe mới);

b) Biển số nền màu trắng, chữ màu đỏ, số màu đen, có sêri ký hiệu “QT” màu đỏ cấp cho xe của cơ quan đại diện của tổ chức quốc tế và nhân viên nước ngoài mang chứng minh thư ngoại giao của tổ chức đó. Riêng biển số xe của người đứng đầu cơ quan đại diện các tổ chức của Liên hợp quốc có thêm gạch màu đỏ đè ngang lên giữa các chữ số chỉ quốc tịch và thứ tự đăng ký;

c) Biển số nền màu trắng, chữ và số màu đen, có sêri ký hiệu “CV” cấp cho xe của các nhân viên hành chính kỹ thuật mang chứng minh thư công vụ của các cơ quan đại diện ngoại giao, cơ quan lãnh sự, tổ chức quốc tế;

d) Biển số nền màu trắng, chữ và số màu đen, có ký hiệu “NN” cấp cho xe của tổ chức, văn phòng đại diện, cá nhân nước ngoài, trừ các đối tượng quy định tại các điểm a, điểm b, điểm c khoản này.