NGHIÊN CỨU CÁC PHƯƠNG PHÁP PHÁT HIỆN BIÊN TRONG 20 NĂM TRỞ LẠI ĐÂY

CHUNG Vinh Hiển1; NGÔ-HỒ Anh-Khôi2  
*Khoa Kỹ Thuật Công Nghệ*  
*Trường Đại Học Nam Cần Thơ*Việt Nam  
1.Sinh Viên Nghiên Cứu;2.Giảng Viên Hướng Dẫn

*Tóm tắt*—Hiện nay, công nghệ thông tin đang ngày càng phát triển và đóng góp rất to lớn trong sự phát triển của ngành công nghiệp. Một trong những chuyên ngành quan trọng, lâu đời và được áp dụng trong nhiều lĩnh khác nhau như y học, quân sự, giao thông… đó là xử lý ảnh. Hầu hết mọi người cảm nhận thông tin hoặc hình ảnh một cách trực quan. Trong xử lý ảnh, việc nhận dạng và phân lớp các đối tượng khác nhau cần trải qua nhiều giai đoạn cũng như nhiều thao tác. Phát hiện biên là một trong những giai đoạn rất quan trọng trong quá trình xử lý hình ảnh để đánh dấu những điểm trong một ảnh số mà có sự thay đổi đột ngột về độ xám, tập hợp nhiều điểm biên tạo nên một đường bao quanh ảnh được gọi là đường biên. Từ đó có thể phân biệt được giữa đối tượng và nền, giữa vùng này và vùng kia để nhận dạng các đối tượng đã được định vị. Nhưng trên thực tế có rất nhiều kỹ thuật phát hiện biên hiện đang được sử dụng trong 20 năm trở lại đây, mỗi kỹ thuật thường được áp dụng với một loại đường biên cụ thể. Bài viết này tổng quát về các phương pháp phát hiện biên, từ các kỹ thuật dò biên để đưa ra các nhận xét, đánh giá về các phương pháp phát hiện biên.

Từ khóa—Xử lý ảnh, phát hiện biên, đường biên.

# GIỚI THIỆU

Các hàm ảnh thường bao gồm mật độ thang độ xám, đường viền, phân bố xác suất, không gian ảnh,… Công nghệ phân đoạn ảnh chủ yếu dựa vào đường viền nên khi phân tích ảnh thì vấn đề đường viền là vấn đề chính và quan trọng nhất. (Đinh Văn Vạn, 2012)

Hiện nay, có rất nhiều định nghĩa cho ranh giới hình ảnh, và mỗi định nghĩa được sử dụng trong một tình huống cụ thể. Nhưng nói chung có thể hiểu: (Hoàng Kiếm, Nguyễn Ngọc Kỷ và các tác giả, 1992)

Nếu mức xám thay đổi đột ngột, có thể coi pixel đó là pixel cực trị. Ví dụ: đối với ảnh đen trắng, nếu một điểm là điểm đen liền kề với ít nhất một điểm trắng thì điểm đó được gọi là điểm biên. (Mr.Tomato. 2015)

Tập hợp các điểm cuối tạo thành một đường viền, còn được gọi là khung hình ảnh. Ví dụ, trong ảnh nhị phân, nếu một điểm là điểm đen và có ít nhất một điểm trắng gần đó, thì nó có thể được gọi là đường viền. (Mr.Tomato. 2015)

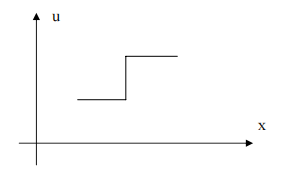
Mỗi ranh giới là một thuộc tính liên kết với một điểm cụ thể và được tính từ các điểm liền kề. Nó là một biến vectơ có hai phần. Kích thước của gradient và chuyển động quay của hướng φ so với hướng của gradient ψ. (Trần Quang Duy, 2004)

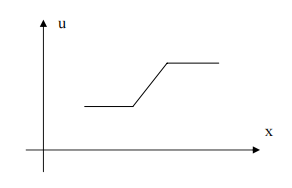
Ý nghĩa của các ràng buộc xử lý: Thứ nhất giá trị: Các đường viền là các bộ định hình đặc trưng trong parsing và ảnh định dạng. Sau đó, đường viền được sử dụng như một phân vùng để tách xám màu (có màu) đã được chọn. Ngược lại, cũng sử dụng ảnh trường để tìm phân vùng.

Tầm quan trọng của các ràng buộc: Để hiểu đầy đủ tầm quan trọng của các ràng buộc, hãy xem xét ví dụ sau. Nếu một nghệ sĩ muốn vẽ một người nổi tiếng, họ chỉ cần vẽ một vài đường đơn giản thay vì vẽ toàn bộ hình ảnh. (Đinh Văn Vạn, 2012)

Định nghĩa đường biên hoàn hảo là định nghĩa của tất cả các đường bao của một vật thể. Đường viền là những thay đổi đột ngột về màu xám, do đó, sự thay đổi màu xám giữa các vùng của hình ảnh càng lớn thì việc xác định đường viền càng dễ dàng. (Ts.Lê Văn Hùng, 2019)

Hình minh hoạ mức xám u (x) của hình ảnh pixel thay đổi đáng kể:

Hình 1. Đường biên lý tưởng

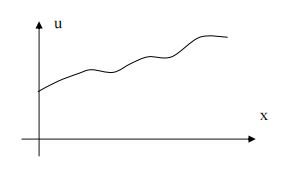
Nếu các sắc độ xám khác nhau giữa các vùng lớn của hình ảnh, thì giới hạn này được coi là lý tưởng. Thông thường, giới hạn này chỉ xuất hiện khi mức xám của pixel thay đổi. Khi sự thay đổi thang độ xám được trải rộng trên nhiều pixel, các hộp màu trắng sẽ được hiển thị. Vị trí cạnh được coi là vị trí trung tâm của đoạn đường nối giữa màu xám thấp và màu xám cao. Tuy nhiên, đây chỉ là một gradient toán học kể từ khi hình ảnh được quét. Nhờ vậy, con dốc không còn thẳng và bớt trơn trượt, chông chênh. (Ts. Đỗ Năng Toàn, Ts. Phạm Việt Bình, 2007)

Hình 2. Đường biên dốc

Trên thực tế, hình ảnh có xu hướng có các trường không mong muốn và các pixel hình ảnh thường hiển thị các thay đổi thang độ xám đột ngột, không nhất quán, đặc biệt là trong các hình ảnh nhiễu. Trong trường hợp không có tiếng ồn (giới hạn lý tưởng), sự thay đổi mức xám cho thấy sự cắt xén. Tình huống này khó xảy ra và hình ảnh thường không hoàn hảo. Lý do có thể là như sau: (Ts. Nguyễn Đăng Bình, 2011)

* Hình dạng không sắc nét.
* Nhiễu: Do nhiều yếu tố như loại thiết bị nhập ảnh, cường độ ánh sáng, nhiệt độ, hiệu ứng áp suất, chuyển động, bụi, v.v., không chắc hai pixel có cùng giá trị thang độ xám trong quá trình nhập. Điều chỉnh mức hình ảnh. Nhiễu hình ảnh gây ra các thay đổi pixel ngẫu nhiên. Sự xuất hiện ngẫu nhiên của các pixel với sự khác biệt lớn về thang độ xám làm cho các đường viền kém mịn hơn, nhưng các cạnh trở nên thô hơn, thô hơn và kém mịn hơn. Đây là một đường biên thực sự. (Nguyễn Thị Nguyệt, 2014)

Ngày nay, các kỹ thuật phát hiện cạnh hiện đại thường bao gồm nhiễu trong mô hình vấn đề và quá trình phát hiện cạnh cũng tính đến nhiễu. Trong quá khứ, khái niệm các trường mô tả ở trên đã được sử dụng để xây dựng các phương pháp phát hiện ký quỹ và mô hình cho phương pháp này được coi là đơn giản và sơ khai. (Lươmg Mạnh Bá, Nguyễn Thanh Thủy, 1999)



Hình 3. Đường biên không trơn

Khung là một loại đối tượng cục bộ điển hình khi phân tích nhận dạng ảnh. Sử dụng đường viền để tách các vùng màu xám (có màu) được phân tách. Ngược lại, cũng sử dụng trường ảnh để tìm dấu phân cách. (PGS.TS Nguyễn Quang Hoan, 2006)

Quá trình nhận dạng được chia thành hai giai đoạn, được thể hiện trong phần tổng quan của hệ thống nhận dạng và xử lý hình ảnh:

* Giai đoạn học tập: bảo toàn các đặc tính của đối tượng mẫu (gọi là học mẫu) và chia tập hợp các phần tử mô hình thành các lớp.
* Giai đoạn nhận biết: nếu có đối tượng để nhận biết, các đặc điểm của đối tượng được rút ra và dùng chức năng quyết định để xác định phạm trù của đối tượng được công nhận.

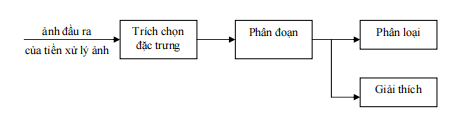
Do đó, nếu các đối tượng trích xuất được chọn chính xác, việc nhận dạng sẽ chính xác. Trên thực tế, vấn đề chính của nhận dạng hình ảnh là nhận dạng các đối tượng không liên quan gì đến vị trí, kích thước hoặc hướng, vì vậy các thuộc tính lựa chọn được sử dụng để nhận dạng thường không thay đổi. (Nguyễn Thị Hoàng Lan, 2011)

Có nhiều loại tham chiếu bất biến:

* Bất biến thống kê: Các khoảnh khắc thiết lập hình ảnh, độ lệch chuẩn hoặc các thống kê khác không liên quan gì đến các phép biến đổi tuyến tính.
* Bất biến hình học: Số đo kích thước của các đối tượng ảnh.
* Bất biến tô-pô: Biểu diễn các cấu trúc tô-pô của các ảnh như số điểm đỉnh, số lỗ hổng .v.v..
* Bất biến đại số: các đường dựa trên sự kết hợp của các hệ số đa thức mô tả đối tượng hình ảnh, phân bố pixel, v.v..

Các bất biến được sử dụng để nhận biết thường bắt nguồn từ ranh giới và xương của đối tượng. Do đó, hiệu quả ghi nhận phần lớn phụ thuộc vào hình thức đối tượng và cách trình bày mô tả..

Các khái niệm và định nghĩa trên là một khung giúp hiểu và sử dụng để hiểu và hiểu cách tạo và thiết kế một công nghệ phát hiện cạnh hình ảnh. Sau khi lọc hình ảnh (hoặc tiền xử lý hình ảnh), phát hiện cạnh là một phần của phân tích hình ảnh. Quy trình phân tích hình ảnh có thể được minh họa trong hình sau. Phát hiện và phát hiện ranh giới hình ảnh là một trong những chức năng của các đơn vị lựa chọn tính năng. (Đặng Quang Huy, 2007)

Hình 4. Các bước xử lý và phân tích ảnh

Theo định nghĩa toán học của biên sử dụng hai phương pháp phát hiện biên như sau (phương pháp chính):

### Phương pháp phát hiện biên trực tiếp: Phương pháp này chủ yếu dựa trên việc thay đổi độ sáng của pixel để làm nổi bật các đường viền bằng cách sử dụng kỹ thuật phái sinh. Nếu muốn lấy đạo hàm đầu tiên của hình ảnh, có thể sử dụng phương pháp gradient. Nếu muốn lấy đạo hàm bậc hai của một hình ảnh, có thể sử dụng phương pháp của Laplace. Hai phương pháp này được gọi chung là phương pháp phát hiện cạnh cục bộ. Ngoài ra, còn sử dụng phương pháp toán học “theo dõi đường đi”, đây là nguyên lý của lập trình động. Điều này thường được gọi là phát hiện giới hạn. Phát hiện cạnh trực tiếp hiệu quả và không dựa vào nhiễu. (Phạm Việt Bình, 2006)

### Phương pháp phát hiện biên gián tiếp: Nếu lấy các vùng khác nhau của hình ảnh theo bất kỳ cách nào, các đường giữa các vùng này sẽ bị giới hạn. Nói cách khác, đường viền của hình ảnh kết thúc bằng một hình ảnh được phân đoạn. Tính năng phát hiện cạnh gián tiếp rất khó thiết lập, nhưng ngay cả những thay đổi nhỏ trong ánh sáng cũng hoạt động tốt. Phát hiện cạnh và phân đoạn hình ảnh là hai vấn đề. (Võ Đức Khánh, Hoàng Văn Kiếm, 2018)

Quy trình phát hiện biên gồm các bước:

B1: Hình ảnh ghi lại thường bị nhiễu, vì vậy bước đầu tiên là lọc bỏ nhiễu bằng nhiều phương pháp khác nhau.

B2: Toán tử xác định đường viền được sử dụng để đánh dấu đường viền.

B3: Định vị biên. Hãy nhớ rằng kỹ thuật nổi biên có tác dụng phụ là gây nhiễu làm một số biên giả xuất hiện do vậy cần loại bỏ biên giả.

B4: Liên kết và trích chọn biên.

# các phương pháp trước năm 2000

## Kỹ thuật phát hiện biên Gradient

Gradient là một vectơ f (x, y) có các phần tử đại diện cho tốc độ thay đổi mức xám của pixel (dọc theo các hướng x, y để xử lý hình ảnh 2D). Đây là một phương pháp dựa trên các đạo hàm riêng đầu tiên theo hướng x và y. (Tiep Vu Huu, 2017)

Tính toán nếu áp dụng cho xử lý hình ảnh, dựa trên định nghĩa của gradient. Việc tính toán trở nên rất khó khăn. Để đơn giản, sử dụng phương pháp gradient sử dụng cặp mặt nạ trực giao H1 và H2 (hai phương thẳng đứng) mà không làm mất chức năng của phương thức gradient. Nếu g1 và g2 được xác định là các tung độ tương ứng theo hai hướng x và y, thì biên độ g (m, n) tại điểm (m, n) được tính. Đạo hàm tuyến tính được xấp xỉ theo hướng x và y bởi hai mặt nạ tích chập tương ứng. Điều này cung cấp nhiều phương pháp để xác định ranh giới. (Nguyễn Văn Khoa, 2020)

Xét một số toán tử Gradient tiêu biểu như toán tử Robert, Sobel, Prewitt, đẳng hướng (Isometric), 4-lân cận như dưới đây:

### Pixel difference

Nó là một bộ lọc dựa trên gradient cơ bản sử dụng một phương pháp để so sánh pixel hiện tại với pixel lân cận (sự khác biệt giữa các pixel). Do đó, các mặt nạ được sử dụng ở đây là hai mặt nạ, Hx và Hy, đại diện cho chiều dọc (mặt nạ hướng x) và ngang (mặt nạ hướng y). (FirebirD, 2019)

Do đó, các kỹ thuật phát hiện cạnh được thực hiện theo cách này như sau: Sử dụng phép nhân trượt để di chuyển hai mặt nạ trong ảnh và tìm ranh giới sao cho tâm của mặt nạ trùng với pixel quan tâm.

### Separated Pixel Difference

Nó cũng là một bộ lọc cơ bản dựa trên công nghệ gradient, nhưng bộ lọc này hơi khác so với bộ lọc chênh lệch điểm ảnh. So sánh sự khác biệt giữa các pixel. Ở đây chúng tôi đang so sánh hai pixel ở hai bên của bộ lọc. (Phạm Hồng Vinh, 2019)

Toán tử này sử dụng mặt nạ 3 x 3, bao gồm hai mặt nạ, H1 (hướng x) và H2 (hướng y), được biểu diễn theo chiều dọc và chiều ngang. Sử dụng phép nhân trượt để di chuyển hai mặt nạ trên toàn ảnh và tìm các cạnh sao cho tâm của mặt nạ khớp với các pixel bị ảnh hưởng. (Nguyễn Kim Sách, 1997)

### Toán tử Robert (1965)

Toán tử chéo Roberts được sử dụng để xử lý hình ảnh và phát hiện cạnh trong thị giác máy tính. Nó là một trong những thiết bị dò cạnh nguyên thủy đầu tiên do Lawrence Roberts đề xuất vào năm 1963. Ý tưởng của toán tử giao điểm Roberts với tư cách là toán tử đạo hàm là tính gần đúng độ dốc của hình ảnh với một sự khác biệt và cung cấp quyền tự do hành động khi tính tổng. Hình vuông có nguồn gốc. Sự khác biệt giữa các pixel liền kề trên một đường chéo. (Tisledinh, 2019)

Phương pháp này sử dụng hai mặt nạ cho phép nhân xoắn ốc: Hx và Hy. Phương pháp này tương tự như phương pháp chênh lệch pixel, nhưng hoạt động ở cả phạm vi -45 và +45 độ, không theo hướng x và y.

Các phần tử của mặt nạ được gọi là trọng số. Lần lượt di chuyển mặt nạ của hình ảnh hiện tại để phần tử đầu tiên của mặt nạ khớp với phần tử (i, j) được xét trong hình ảnh. Từ đó làm theo phương pháp này để tạo ra kết quả hình ảnh mới. (Ngô Quốc Tạo, 1996)

### Toán tử Prewitt

Toán tử Prewitt được sử dụng trong xử lý ảnh, đặc biệt là trong các thuật toán phát hiện cạnh. Về mặt kỹ thuật, nó là toán tử đạo hàm được sử dụng để tính toán một giá trị gần đúng cho độ dốc của hàm cường độ hình ảnh. Tại mỗi điểm của hình ảnh, kết quả của hành động của toán tử Prewit là vector gradient tương ứng hoặc mức của nó.(David Xuân, 2020,)

Toán tử Prewitt dựa trên một hình ảnh được quay với một bộ lọc có thể phân tách nhỏ và là một số nguyên theo chiều ngang và chiều dọc, vì vậy nó được so sánh về mặt tính toán giống như toán tử Sobel và toán tử Kajali. Nó là rẻ. Mặt khác, xấp xỉ gradient mà nó tạo ra tương đối thô, đặc biệt đối với những thay đổi hình ảnh tần số cao. Toán tử Prewitt được phát triển bởi Judith M.C. Prewitt.

### Toán tử (mặt nạ) Sobel

Toán tử Sobel hay được thường gọi là toán tử Sobel-Feldman hoặc bộ lọc Sobel. Trong xử lý hình ảnh và thị giác máy tính, thường áp dụng các toán tử Sobel , đáng kể nhất là trong các thuật toán phát hiện cạnh tạo ra hình ảnh nhấn mạnh các cạnh. Nó được đặt theo tên Irwin Sobel và Gary Feldman, colleagues at the Stanford Artificial Intelligence Laboratory (SAIL). Sobel và Feldman đã trình bày ý tưởng về một "Isotropic 3x3 Image Gradient Operator" tại một cuộc nói chuyện tại SAIL năm 1968. (Quy Nguyen, 2020)

Về mặt kỹ thuật, nó là một toán tử phân biệt rờirạc , tính toán xấp xỉ độ dốc của hàm cường độ hình ảnh. Tại mỗi điểm trong ảnh, kết quả của toán tử Sobel-Feldman là vector Gradient hoặc vector gradient chuẩn tương ứng.. Toán tử Sobel-Feldman dựa trên việc xoay hình ảnh với một bộ lọc phân tách nhỏ và có các giá trị nguyên theo hướng ngang và dọc, điều này làm cho các phép tính tương đối rẻ. Mặt khác, xấp xỉ gradient mà nó thu được tương đối thô, đặc biệt là đối với những thay đổi hình ảnh tần số cao. (Ngô Quốc Tạo, Đỗ Năng Toàn, 2001)

### Toán tử Frei-Chen

Máy dò cạnh Frei-Chen cũng hoạt động trên dấu chân texel 3×3 nhưng áp dụng tổng cộng chín mặt nạ tích chập cho hình ảnh. Mặt nạ Frei-Chen là mặt nạ độc đáo, chứa tất cả các vectơ cơ bản. Điều này ngụ ý rằng một × hình ảnh 3×3 được thể hiện bằng tổng trọng số của chín mặt nạ Frei-Chen. (Quy Nguyen, 2020)

Bốn mặt nạ Frei-Chen đầu tiên ở trên được sử dụng cho các cạnh, bốn mặt nạ tiếp theo được sử dụng cho các dòng và mặt nạ cuối cùng được sử dụng để tính trung bình. Để phát hiện cạnh, các mặt nạ thích hợp được chọn và hình ảnh được chiếu lên đó. (Đỗ Năng Toàn, 2000)

Khi chúng tôi đang sử dụng mặt nạ Frei-Chen để phát hiện cạnh, chúng tôi đang tìm kiếm cosin được xác định ở trên và chúng tôi sử dụng bốn mặt nạ đầu tiên làm yếu tố quan trọng để tổng đầu tiên ở trên đi từ một đến bốn.

Việc áp dụng ngưỡng và áp dụng bộ lọc cho hình ảnh đa kênh hoạt động giống hệt như trong trường hợp bộ lọc Sobel. Tương tự, việc triển khai tham chiếu áp dụng bộ lọc trên hình ảnh vì nó sẽ là hình ảnh một kênh bằng cách trước tiên tính toán giá trị cường độ cho mỗi texel theo cùng một cách như với bộ lọc được trình bày trước đó. (Quy Nguyen, 2020)

## Các toán tử la bàn

Phương pháp gradient có thể được chia thành hai phương pháp (sử dụng hai toán tử khác nhau). Đây là công nghệ gradient và la bàn. Như đã giải thích trong phần trước, công nghệ gradient sử dụng toán tử gradient để xuất theo một hướng. Công nghệ la bàn sử dụng một toán tử la bàn để lấy các đạo hàm theo tám hướng: bắc, nam, đông, tây, đông bắc, tây bắc, đông nam và tây nam. (Nguyễn Thị Hoàng Lan, 2011)

Do gradient, toán tử la bàn dựa trên việc đánh giá tất cả các hướng có thể có của ranh giới hình ảnh trong một hình ảnh rời rạc. Do đó, thay vì áp dụng hai mặt nạ như trong toán tử kỹ thuật “gradient” ở trên, tám mặt nạ được sử dụng. Mỗi mặt nạ cung cấp một đường viền theo một trong tám hướng cạnh có thể có. (Trần Ngọc Tú, 2010)

Do đó, mỗi pixel đầu ra là tối đa của tám kết quả mặt nạ ma trận hình ảnh xoắn ốc. Sau mỗi lần nhân xoắn, quay mặt nạ này đi một góc 45o ngược chiều kim đồng hồ : 0o, 45o, 90o, 135o, 180o, 225o, 270o, 315o.

### Toán tử la bàn Kirsh

Kirsch Compass Mask cũng là một mặt nạ phái sinh được sử dụng để tìm các cạnh. Điều này cũng giống như la bàn Robinson tìm các cạnh trong tất cả tám hướng của la bàn. Sự khác biệt duy nhất giữa mặt nạ robinson và mặt nạ la bàn kirsch là ở Kirsch có một mặt nạ tiêu chuẩn nhưng trong Kirsch, chúng thay đổi mặt nạ theo yêu cầu của riêng mình. (Nguyễn Thị Nguyệt, 2014)

Với sự trợ giúp của Mặt nạ La bàn Kirsch, có thể tìm thấy các cạnh theo tám hướng sau: Hướng bắc, Tây Bắc, Hướng tây, Tây Nam, Hướng nam, Đông Nam, Hướng đông, Đông Bắc. Chúng tôi lấy một mặt nạ tiêu chuẩn theo tất cả các thuộc tính của mặt nạ phái sinh và sau đó xoay nó để tìm các cạnh.

### Toán tử la bàn Prewitt

Toàn bộ bộ 8 hạt nhân được tạo ra bằng cách lấy một trong các hạt nhân và xoay các hệ số của nó theo vòng tròn. Mỗi hạt nhân thu được rất nhạy cảm với hướng cạnh từ 0 ° đến 315 ° trong các bước 45 °, trong đó 0 ° tương ứng với cạnh dọc. (Ngô Quốc Tạo. 2003)

Phản hồi tối đa | G| đối với mỗi pixel là giá trị của pixel tương ứng trong hình ảnh cường độ đầu ra. Các giá trị cho hình ảnh hướng đầu ra nằm trong khoảng từ 1 đến 8, tùy thuộc vào hạt nào trong số 8 hạt nhân tạo ra phản hồi tối đa. (Hoang. 20190

Phương pháp phát hiện cạnh này còn được gọi là so khớp mẫu cạnh, bởi vì một tập hợp các mẫu cạnh được khớp với hình ảnh, mỗi mẫu đại diện cho một cạnh theo một hướng nhất định. Độ lớn cạnh và hướng của pixel sau đó được xác định bởi mẫu khớp với khu vực cục bộ của pixel tốt nhất. (Lu Y and C L Tan. 2003)

Máy dò cạnh la bàn là một cách thích hợp để ước tính cường độ và hướng của một cạnh. Mặc dù phát hiện cạnh gradient vi sai cần một phép tính khá tốn thời gian để ước tính hướng từ cường độ theo hướng x và y, phát hiện cạnh la bàn có được hướng trực tiếp từ hạt nhân với phản ứng tối đa. Người vận hành la bàn được giới hạn ở (ở đây) 8 hướng có thể; tuy nhiên kinh nghiệm cho thấy hầu hết các ước tính định hướng trực tiếp không chính xác hơn nhiều. (Đỗ Năng Toàn, 2002)

Mặt khác, người vận hành la bàn cần (ở đây) 8 tích chập cho mỗi pixel, trong khi toán tử gradient chỉ cần 2, một hạt nhân nhạy cảm với các cạnh theo hướng thẳng đứng và một theo hướng ngang. (Đỗ Năng Toàn, 2002)

Kết quả cho hình ảnh cường độ cạnh rất giống với cả hai phương pháp, miễn là cùng một hạt nhân xoay được sử dụng.

Nếu áp dụng Prewitt Compass Operator cho chúng tôi nhận được hai hình ảnh đầu ra. hiển thị cường độ cạnh cục bộ cho mỗi pixel. Không thể nhìn thấy nhiều trong hình ảnh này, bởi vì phản ứng của hạt nhân Prewitt quá nhỏ. Áp dụng cân bằng biểu đồ tần suất cho hình ảnh này mang lại được xử lý với máy dò cạnh gradient vi sai Sobel và biểu đồ được cân bằng. (Đặng Quang Huy, 2007)

Các cạnh trong ảnh có thể khá dày, tùy thuộc vào kích thước của hạt nhân xung được sử dụng. Để loại bỏ hiệu ứng không mong muốn này, một số xử lý tiếp theo (ví dụ: mỏng)có thể là cần thiết là ảnh hướng màu xám được kéo dài tương phản để hiển thị tốt hơn. Điều đó có nghĩa là hình ảnh chứa 8 giá trị graylevel giữa 0 và 255, mỗi giá trị tương ứng với một hướng cạnh. Hình ảnh hướng dưới dạng hình ảnh có nhãn màu (chứa 8 màu, mỗi màu tương ứng với một hướng cạnh) được hiển thị trong. (Sharon Weinberger, 2012)

Hướng của các cạnh mạnh được hiển thị rất rõ ràng, ví dụ như tại các sọc dọc của giấy tường. Mặt khác, trên nền đồng nhất mà không có độ dốc hình ảnh đáng chú ý, mặt khác, không rõ hạt nào trong số 8 hạt nhân sẽ mang lại phản ứng tối đa. Do đó, một vùng thống nhất dẫn đến một phân bố ngẫu nhiên của 8 giá trị định hướng. (Lu Y and C L Tan, 2003)

Mỗi cạnh thẳng của hình vuông tạo ra một đường màu không đổi (hoặc màu xám). Mặt khác, lỗ tròn ở giữa chứa tất cả 8 hướng và do đó được phân đoạn thành 8 phần, mỗi phần có một màu khác nhau. Một lần nữa, hình ảnh được hiển thị dưới dạng hình ảnh graylevel chuẩn hóa và dưới dạng hình ảnh nhãn màu là một hình ảnh chứa nhiều cạnh với hướng thay đổi dần dần. Áp dụng năng suất của toán tử la bàn Prewitt cho cường độ cạnh và cho hướng cạnh. Lưu ý rằng, do sự méo của ảnh, tất cả các bài viết dọc theo lan can ở góc dưới bên trái có hướng hơi khác nhau. Tuy nhiên, toán tử phân loại chúng chỉ trong 3 lớp khác nhau, vì nó gán cùng nhãn hướng cho các cạnh khi hướng thay đổi trong vòng 45 °. (Phạm Thị Thùy, 2002)

### Robinson 3 - Level

Mặt nạ la bàn Robinson là một loại mặt nạ la bàn được sử dụng để phát hiện cạnh. Nó có tám hướng la bàn chính, mỗi định hướng sẽ trích xuất các cạnh liên quan đến hướng của nó. Việc sử dụng kết hợp mặt nạ la bàn theo các hướng khác nhau có thể phát hiện các cạnh từ các góc khác nhau. (H.-F.Jiang, C.-C.Han, and K.-C.Fan, 1997)

Trục hướng là đường 0 trong ma trận. Mặt nạ la bàn Robinson tương tự như mặt nạ la bàn kirsch, nhưng đơn giản hơn để thực hiện. Vì các hệ số ma trận chỉ chứa 0, 1, 2 và đối xứng, chỉ cần tính kết quả của bốn mặt nạ, bốn kết quả còn lại là phủ định bốn kết quả đầu tiên. Một cạnh, hoặc đường viền là một khu vực nhỏ với các giá trị pixel riêng biệt lân cận. Sự tích chập của mỗi mặt nạ với hình ảnh sẽ tạo ra một đầu ra có giá trị cao, nơi có sự thay đổi nhanh chóng của giá trị pixel, do đó tìm thấy một điểm cạnh. Tất cả các điểm cạnh được phát hiện sẽ xếp hàng dưới dạng cạnh. (Đặng Văn Lâm, 2014)

## Kỹ thuật phát hiện biên Laplace

Không giống như máy dò cạnh Sobel, máy dò cạnh Laplacian chỉ sử dụng một hạt nhân. Nó tính toán các dẫn xuất thứ hai trong một lần vượt qua. (Anil K. Jain, 1989)

Có thể sử dụng một trong hai. Hoặc nếu muốn xấp xỉ tốt hơn, có thể tạo hạt nhân 5x5 (nó có 24 ở giữa và mọi thứ khác là -1). Những thứ đơn giản. Tuy nhiên, một nhược điểm nghiêm trọng - bởi vì chúng tôi đang làm việc với các dẫn xuất thứ hai, máy dò cạnh laplacian cực kỳ nhạy cảm với tiếng ồn. Thông thường, sẽ muốn giảm tiếng ồn - có thể sử dụng hiệu ứng nhòe Gaussian. Laplacians tính toán nhanh hơn để tính toán (chỉ có một hạt nhân so với hai hạt nhân) và đôi khi tạo ra kết quả đặc biệt. (Joannis Pitas, 1992)

Để khắc phục những hạn chế và nhược điểm của phương pháp gradient, phương pháp gradient sử dụng đạo hàm riêng cấp một, người ta đang cân nhắc sử dụng đạo hàm riêng cấp hai hoặc toán tử Laplace. Nếu mức xám thay đổi chậm, phương pháp phát hiện toán tử Laplace hiệu quả hơn phương pháp toán tử gradient vì phép biến đổi mức xám đã được mở rộng.

Toán tử Laplace sử dụng nhiều loại mặt nạ khác nhau để tính gần đúng đạo hàm riêng cấp hai. Từ đây chúng ta đưa ra mặt nạ tích chập của phép tính vi phân bậc hai. Kết quả là một mặt nạ thứ ba được gọi là "phương pháp Laplace sử dụng bốn hàng xóm" (sử dụng bốn phần tử liền kề). Laplacian gần đúng với đạo hàm bậc hai bằng cách sử dụng nhiều loại mặt nạ khác nhau. Tuy nhiên, kết quả thực nghiệm cho thấy việc áp dụng phương pháp vi phân bậc hai làm cho kết quả rất nhạy cảm với nhiễu. Để khắc phục nhược điểm này, chúng ta sẽ mở rộng toán tử Laplace. Sử dụng chức năng Gaussian để giảm nhiễu trong ảnh (làm mịn ảnh).

# các phương pháp từ năm 2000 đến nay

## Phương pháp Canny

Ý tưởng thuật toán: Ý tưởng của phương pháp này là xác định vị trí chính xác bằng cách giảm thiểu phương sai δ2 của vị trí điểm cắt "không" hoặc bằng cách giới hạn số lượng điểm giới hạn cục bộ để chỉ tạo ra một đường bao. (CV15, 2019,)

Các ràng buộc mà phương pháp giới hạn của Canny phải đáp ứng là tỷ lệ lỗi, vị trí và hiệu suất. Trong số đó: tỷ lệ lỗi là cách để tìm chỉ mục, phải tìm tất cả các ranh giới, và không có sai sót trong các ranh giới. Định vị chỉ ra rằng sự khác biệt về mức độ xám giữa các điểm trên cùng một đường viền phải càng nhỏ càng tốt. Nó hiệu quả đến mức nếu không có phân đoạn cạnh, sẽ nhận được một số lợi nhuận nếu chỉ có một giới hạn. Giới hạn vị trí và lỗi được sử dụng để đánh giá các phương pháp phát hiện cạnh. Giới hạn hiệu suất tương đương với lỗi tích cực. (Minh Nguyen, 2019)

Canny giả định rằng nhiễu trong hình ảnh tuân theo phân bố Gauss và tin rằng phát hiện cạnh về cơ bản là một bộ lọc lõi xoắn ốc có thể làm mịn nhiễu và xác định các cạnh. Thách thức là tìm ra bộ lọc tốt nhất cho các ràng buộc trên. (Đặng Văn Lâm, 2014)

Thuật toán thực hiện bốn bước chính:

* Đọc hình ảnh cần xử lý. Sử dụng bộ lọc Gaussian để làm biến dạng hình ảnh và làm mịn hình ảnh.
* Đạo hàm tuyến tính trên có thể nhận được theo cả hai phương x và y: Điều này tương đương với việc sử dụng bộ lọc đạo hàm tuyến tính (bộ lọc theo phương pháp gradient) để làm biến dạng hình ảnh được tạo ở bước 1 theo hai hướng (x và y). Sau đó nhận được kết quả của việc nhân độ méo Gaussian. Sau khi làm mịn ảnh ở bước 1 (nhân ảnh bằng bộ lọc Gaussian), tiếp tục xử lý đạo hàm tuyến tính thu được. Kết quả của đạo hàm S là đạo hàm của tích I và hàm Gaussian (x, y). Điều này tương ứng với đạo hàm của hàm Gauss và hình ảnh được nhân lên. Do đó, kết quả của ảnh ở bước thứ hai là sự kết hợp của đạo hàm Gauss theo phương x nhân với ảnh I và đạo hàm Gauss theo hướng y nhân với ảnh I. Sau đó nhân theo hai hướng. Thay vì nhân hàm Gaussian với đạo hàm xoắn ốc, ảnh được nhân với ảnh. Vì vậy, đây là cách thực hiện bước thứ hai: Sau khi sử dụng bộ lọc Gaussian ở bước 1 để làm biến dạng hình ảnh I, hãy lấy một hình ảnh S mới để làm mịn. Chuyển sang bước 2 để lấy một đạo hàm mới của hình ảnh theo cả hai hướng x và y, sau đó cộng kết quả. Như đã biết, phương pháp gradient là một phương pháp để xác định giới hạn cục bộ dựa trên sự khác biệt lớn nhất của đạo hàm cấp một. Do đó, có thể thực hiện đạo hàm của bước 2 bằng cách nhân dần hình ảnh S của bước 1 với mặt nạ dựa trên các toán tử Sobel, sự khác biệt pixel và các toán tử khác. (Minh Nguyen, 2019)
* Thực hiện “không triệt tiêu tối đa” trên hình ảnh được chụp bằng quy trình trên. Nghĩa là, nó loại bỏ các điểm cạnh (loại bỏ nhiễu) và chỉ giữ lại các điểm cao của thang độ xám. Điều này được thực hiện để loại bỏ một vài cạnh nữa: đối với mỗi pixel trong ảnh, hãy so sánh giá trị tại điểm này với giá trị tại hai điểm liền kề. Hai điểm liền kề này biểu diễn hai điểm trên một đường thẳng bao gồm hướng của ranh giới. Tiếp tục chạy. Đối với mỗi pixel, hãy tiếp tục tính toán hướng của đường viền và so sánh kết quả để tìm ra hai điểm đường viền liền kề. So sánh các giá trị pixel để giải thích cho hai ranh giới trên. Nếu điểm pixel này là lớn nhất, hãy giữ lại điểm cuối (đánh dấu điểm cuối). Ngược lại, nếu nó nhỏ hơn một trong hai giới hạn liền kề, điểm cuối sẽ bị lệch (nếu giá trị của điểm cuối bằng 0). Nhận kết quả hình ảnh sau khi loại bỏ một số điểm cuối không đủ tiêu chuẩn. Tại thời điểm này, giới hạn cho số lượng hình ảnh hiển thị đã được giảm bớt. Điều này đặc biệt hữu ích để loại bỏ một số dư thừa (đặc biệt là đối với hình ảnh nhiễu). (Nguyễn Quốc Trung, 2004)
* Áp dụng các ngưỡng (ngưỡng trên và ngưỡng dưới) để loại bỏ một số cạnh bị lỗi. Sau khi hoàn thành bước 3, hãy áp dụng ngưỡng. Hai ngưỡng được sử dụng: ngưỡng trên Th và ngưỡng dưới T1. Nếu ngưỡng được chọn (ranh giới không bị loại trừ vĩnh viễn) và ngưỡng là một trong tám nút lân cận > Th: đánh dấu và lưu ngưỡng. Độ tương phản: loại bỏ giới hạn này (đặt giá trị thành 0).

## Phương pháp Shen - Castan

Shen và Castan đồng ý với quan điểm của Canny rằng ranh giới có một mẫu số chung. Đó là: Áp dụng mặt nạ khử răng cưa cho sự biến dạng hình ảnh để tìm ra giới hạn. Tuy nhiên, trong phân tích của họ, họ đã tạo ra một chức năng tối ưu hóa khác. Nói cách khác, nên giảm thiểu hàm sau trong không gian một chiều. (Lưu Xuân Thế, 2010)

Nói cách khác, một chức năng thu nhỏ ở trên là bộ lọc tốt nhất để trích xuất đường viền. Tuy nhiên, Shen và Castan không đề cập đến việc thuật toán nhận dạng nhiều cạnh khi chỉ có một cạnh.

Shen-Castan tin rằng bộ lọc này có tỷ lệ tín hiệu trên nhiễu tốt hơn bộ lọc Canny và có thể cung cấp khả năng định vị tốt hơn. Điều này có thể thực hiện được vì trong thuật toán của Canny, bộ lọc tốt nhất bằng xấp xỉ với đạo hàm của bộ lọc Gauss, trong khi Shen và Castan sử dụng bộ lọc tốt nhất trực tiếp hoặc có thể được quy định bởi tiêu chuẩn. Thoải mái. Tuy nhiên, vì Shenkastan ở dưới mức bình thường, phương pháp này có thể gây nhiễu và làm mờ ranh giới. (PGS.TS Nguyễn Quang Hoan, 2006)

Lọc đệ quy có thể được sử dụng để tăng đáng kể hệ số nhân của nút. Vấn đề là tôi cần phát hiện điểm cuối sau khi nhận được hình ảnh được lọc. Xác định các ranh giới bằng cách tìm các điểm giao cắt 0 trong đạo hàm bậc hai (từ toán tử Laplace) và gắn nhãn các pixel tại các vị trí đó. Điểm giao nhau bằng không của pixel P có nghĩa là hai điểm liền kề đối diện nhau không có các tín hiệu khác nhau. Ví dụ, nếu đường viền của P là thẳng đứng, tín hiệu tại điểm ảnh bên trái P sẽ khác với tín hiệu tại điểm ảnh bên phải P. Do đó, có bốn tình huống cần kiểm tra. Trên / dưới, trái / phải và hai đường chéo. Sử dụng chức năng ZezoCross để thực hiện kiểm tra này. Sau đó thực hiện tạo ngưỡng. (PGS.TS Nguyễn Quang Hoan, 2006)

Dựa trên phân tích ở trên, chúng tôi có thể cung cấp thuật toán phát hiện ranh giới Shen-Castan bao gồm các bước xử lý sau:

* Đọc tệp hình ảnh để xử lý.
* Lọc ảnh bằng phương pháp lọc đệ quy.
* Sau khi áp dụng toán tử Laplace, hãy tìm giao điểm 0.
* Định ngưỡng

Đọc hình ảnh muốn xử lý và sử dụng chức năng ISEF để lọc đệ quy hình ảnh theo bước 2. Việc lọc được thực hiện theo chiều dọc và chiều ngang. Giá trị b là tham số nhập để lọc. Để tìm giới hạn của hình ảnh (bước 3), hãy sử dụng toán tử Laplace để tìm giá trị

Đánh số giao điểm Tuy nhiên, theo Shen-Castan, có thể nhanh chóng thu được xấp xỉ Laplace bằng cách lấy hình ảnh gốc trừ đi hình ảnh được làm mịn và tạo ra hình ảnh nhị phân. Nếu đặt các điểm tích cực trong hình ảnh B thành 1 và các điểm khác thành 0, hình ảnh được tạo sẽ được tạo nhị phân và các điểm trên ranh giới giữa các vùng được hiển thị dưới dạng điểm cạnh ... Tuy nhiên, có thể cải thiện việc nhận dạng các điểm cuối theo nhiều cách khác nhau ., bao gồm:

* Xóa bỏ các phương pháp giao chéo hoàn mỹ. Phương pháp này tương đương với Canny nonmax\_suppress. Tại mỗi điểm được coi là biên, đạo hàm bậc hai của điểm này tại giao điểm 0. Hệ số góc tại điểm này là cực đại hoặc cực tiểu. Nếu đạo hàm bậc hai chuyển từ (+) sang (-) thì giao điểm bằng không là giao điểm không âm, giả sử các điểm không trực giao có gradien dương và các giao điểm không âm có điểm âm. .. dốc. Tất cả các giao điểm khác nhau là sai và không được tính là điểm cuối. (Ngô Quốc Tạo, Đỗ Năng Toàn, 2001)
* Bước thứ tư trong thuật toán là phân loại các ngưỡng. Áp dụng cùng một ngưỡng độ trễ như thuật toán của Canny.

## Phát hiện biên dựa vào Wavelet

Phương pháp này sử dụng phép biến đổi wavelet rời rạc (DWT) để phân tích một hình ảnh thành nhiều hình ảnh với các đặc điểm và tính gần đúng. Gần giống với hình ảnh gốc, tỷ lệ 1/4.

Khả năng hình ảnh chứa thông tin về các giới hạn. Sự gần đúng cũng bao gồm thông tin chi tiết về các giới hạn. Câu hỏi đặt ra: tại sao không sử dụng hình cắt làm hình ảnh? (Đỗ Năng Toàn, Ngô Quốc Tạo, 1998)

Sự gần đúng này cũng bao gồm thông tin về đường viền, vì vậy hãy áp dụng đệ quy DWT một vài lần. Do đó, hãy sử dụng đệ quy DWT ở 6 mức độ phân giải. Công nghệ được sử dụng rộng rãi nhất là đa độ phân giải. (Phạm Thị Thùy, 2002)

Kết quả tốt thu được khi sử dụng phương pháp wavelet để phát hiện cạnh và sự kết hợp của nó. Sử dụng trọng số bộ lọc để đạt đến giới hạn của phương pháp Canny. Thuật toán biến đổi wavelet tương tự như biến đổi Kani biên. Từ hình ảnh thực tế, có thể thấy rằng việc sử dụng wavelets để phát hiện các cạnh có thể cung cấp rất nhiều thông tin về ranh giới. (Trần Ngọc Tú, 2010)

Phương pháp này không chỉ xác định các ràng buộc tương ứng mà còn bộc lộ những nhược điểm của các phép tính phức tạp. Tốc độ xử lý thấp hơn so với phương pháp đã trình bày. (Phạm Thị Thùy, 2002)

# kết luận

Trong quá trình nghiên cứu và thực hiện tài liệu đã thu được nhiều kết quả trong đó có cái nhìn tổng quan về vật lý của ảnh và xác định ranh giới của ảnh. Hệ thống hóa phương pháp xác định giới hạn. Chú thích, đánh giá các phương pháp phát hiện cạnh và chọn phương pháp thích hợp cho từng loại ảnh. Đặc biệt, phát hiện cạnh bằng phương pháp wavelet và sự kết hợp của nó là tuyệt vời để phát hiện cạnh, nhưng vẫn có nhược điểm là cần sửa chữa. Ngoài ra, khi nghiên cứu, bạn sẽ có thể tích lũy thêm kiến ​​thức về toán học và kỹ năng lập trình. Quan trọng hơn, các kỹ năng thực hành có thể được đưa vào thực hành để nghiên cứu khoa học.

Đây chỉ là bước đầu tiên, nhưng những kết quả này sẽ giúp bạn đạt được kết quả tốt hơn trong nghiên cứu sau này. Tiếp tục nghiên cứu của bạn dựa trên những phát hiện sơ bộ trong bài viết này.

##### tài liệu tham khảo

1. Đinh Văn Vạn. 2012, Phân đoạn ảnh duwah trên phương pháp phát hiện biên, Đồ án tốt nghiệp đại học hệ chính quy, Trường Đại học dân lập Hải Phòng.
2. Mr.Tomato. 2015, *Nhận dạng đường biên bằng phương pháp Gradient (Part 1)*, truy cập ngày 18 tháng 01 năm 2021, <https://namlunoy.wordpress.com/2015/03/02/bai-toan-lam-ro-duong-bien-trong-anh-su-dung-toan-tu-gradient-dao-ham-bac-nhat/> .
3. Trần Quang Duy. 2004, Biên và các phương pháp dò biên ảnh, Tiểu luận môn học xử lý ảnh, Khoa Công nghệ, Trường Đại học Quốc gia Hà Nội.
4. Ts.Lê Văn Hùng. 2019, *Chương 3. Biên và các phương pháp phát hiện biên*, truy cập ngày 18 tháng 01 năm 2021, < https://slideplayer.vn/slide/17091492/>.
5. Ts. Đỗ Năng Toàn, Ts. Phạm Việt Bình. 2007, Xử lý ảnh, Bài giảng môn học, Khoa Công nghệ thông tin, Trường Đại học Thái Nguyên, truy cập 18/01/2021.
6. Ts. Nguyễn Đăng Bình. 2011, Giáo trình xử lý ảnh số, Khoa Công nghệ thông tin, Trương Đại học Khoa học Huế.
7. Lươmg Mạnh Bá, Nguyễn Thanh Thủy. 1999, Nhập môn xử lý ảnh, Khoa Công nghệ thông tin , Trường Đại học Bách Khoa Hà Nội.
8. PGS.TS Nguyễn Quang Hoan. 2006, Giáo Trình Xử Lý Ảnh - Đào tạo từ xa PTIT, Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông Hà Nội.
9. Nguyễn Thị Hoàng Lan. 2011, Tìm hiểu ứng dụng phương pháp lọc canny để phát hiện và tách biên cạnh, đánh giá thực nghiệm hiệu quả vủa lọc canny so với lọc sobel, Viện Công nghệ thông tin và truyền thông, Trường Đại học Bách khoa Hà Nội.
10. Phạm Việt Bình. 2006, "Phương pháp xử lý biên và ứng dụng trong nhận dạng đối tượng ảnh", Luận án tiến sỹ, Viện Công nghệ thông tin.
11. Võ Đức Khánh, Hoàng Văn Kiếm. 2018, "Giáo trình xử lý ảnh số". Nhà xuất bản Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chi Minh.
12. Hoàng Kiếm, Nguyễn Ngọc Kỷ và các tác giả, 1992, "Nhận dạng các phương pháp và ứng dụng", Nhà xuất bản thống kê.
13. Kỷ yếu hội thảo quốc gia. 2000, “Một số vấn đề chọn lọc của công nghệ thông tin”, Nhà xuất bản Khoa học và Kỹ thuật.
14. Nguyễn Kim Sách. 1997, "Xử lý ảnh và Video số", Nhà xuất bản Khoa học và Kỹ thuật.
15. Ngô Quốc Tạo. 1996, “Nâng cao hiệu quả của một số thuật toán nhận dạng ảnh”, Luận án Phó tiến sỹ.
16. Ngô Quốc Tạo. 2003, “Bài giảng môn Xử lý ảnh, dành cho lớp Cao học Công nghệ Thông tin”, Khoa Công nghệ Thông tin - Đại học Thái Nguyên.
17. Ngô Quốc Tạo, Đỗ Năng Toàn. 2001, “Tách bảng dựa trên tập các hình chữ nhật rời rạc”, chuyên san Các công trình nghiên cứu và triển khai Công nghệ thông tin và viễn thông, Tạp chí Bưu chính viễn thông.
18. Đỗ Năng Toàn. 2000, "Một thuật toán phát hiện vùng và ứng dụng của nó trong quá trình véc tơ hoá tự động", Tạp chí Tin học và Điều khiển học.
19. Đỗ Năng Toàn. 2002, "Biên ảnh và một số tính chất", Tạp chí Khoa học Công nghệ, Tập 40, số ĐB, tr 41-48.
20. Đỗ Năng Toàn, Ngô Quốc Tạo. 1998, "Kết hợp các phép toán hình thái học và làm mảnh để nâng cao chất lượng ảnh đường nét", Tạp chí Tin học và Điều khiển học, Tập 14, số 3, tr 23-29.
21. Nguyễn Quốc Trung. 2004, "Xử lý tín hiệu và lọc số", Nhà xuất bản Khoa học và Kỹ thuật.
22. Hoang. 2019, *Các phương pháp phát hiện biên*, truy cập ngày 18 tháng 01 năm 2021, <<https://www.tinhoccoban.net/2019/05/tu-hoc-xu-ly-anh-cac-phuong-phap-phat.html>>.
23. Lưu Xuân Thế. 2010, Nghiên cứu các kỹ thuật dò biên áp dụng trong trích chọn các bộ phận khuôn mặt, Khóa luận tốt nghiệp đại học hệ chính quy, Trường Đại học Quốc gia Hà Nội.
24. Adnan Amin, Stephen FischerTony Pakinson and Ricky Shiu. 1998, “Fast Algorithm for skew detection”, School of Computer Sience and Engineering
25. University of New Shouth Wales, NSW, Sydney, 2052, Australia.
26. Anil K. Jain. 1989, Fundamental of Digital Image Processing. Prentice Hall, Engwood cliffs.
27. H.-F.Jiang, C.-C.Han, and K.-C.Fan. 1997, “A fast approach to the detection and correction of skew documents”. Pattern Recognition Letters, Vol.18, No.7, pp.675-686, 1997.
28. Joannis Pitas. 1992, "Digital Image Processing Algorithms", Prentice Hall, New York.
29. Lu Y and C L Tan. 2003, “A nearest-neighbor-chain based approach to skew estimation in document images”, Pattern Recognition Letters, vol.24, pp.2315-2323.
30. Sharon Weinberger. 2012, *Top Ten Most-Destructive Computer Viruses*, Smithsonian Magazine, truy cập ngày 18 tháng 01 năm 2021,<https://www.smithsonianmag.com/science-nature/top-ten-most-destructive-computer-viruses-159542266/?c=y&page=2>.
31. Toumazet J.J., Traitement de l’Image par Exemple, Symbex, Chaptre 5, "Images Binaires Operateurs Morphologiques", pp 117-139, 1990.
32. Beant Kaur, Anil Garg, Comparative study of different edge detection techniques, International journal of Engineering Science and Technology (IJEST), vol. 3, No. 3 March 2011.
33. Raman Maini and Dr. Himanshu Aggarwai, Study and Comparison of various Image Edge Detection Techniques, International journal of Image Processing, Volume 3, Issue 1.
34. Bindu Bansal, Jasbir Singh Saini, Vipan Bansal and Gurjit Kaur, “Comparison of various edge detection techniques”, Journal of Information and Operations Management, Vol 3, Issue 1, 2012, pp.103-106.
35. John Schmeelk, AC2011-279: “Edge Detectors in Image Processing”, American Society for Engineering Education Annual Conference and Exposition, 26-29 June 2011, Vancouver, BC, Canada,.
36. Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods, “Digital Image Processing”, 2nd edition, Prentice-Hall,Inc, 2002.
37. Bhabatosh Chanda, Dwijesh Dutta Mạumder. Digital Imge Processing and Analysis. Prentice Hall of India, 2001.
38. Thomas Braunl, S. Feyer, W. Rapt, M. Reinhardt .Parallel Image Processing. Springer, 2000.
39. Willam K. Pratt. Digital Image Processing: PIKS inside, Third Edition 2001, John Wiley & Sons, Inc.
40. Tiep Vu Huu. 2017, Bài 7: Gradient Descent (phần 1/2), https://machinelearningcoban.com/2017/01/12/gradientdescent/, truy cập 19/01/2021.
41. Nguyễn Văn Khoa. 2020, *Phần 1/5: “Gradient Descent là gì?*, AI Club Tutorials, truy cập ngày 18 tháng 01 năm 2021, <http://tutorials.mmlab.uit.edu.vn/index.php/2020/06/07/machine-learning-gradient-descent-la-gi-phan-1-5/>.
42. FirebirD. 2019, “Trí tuệ nhân tạo - Thuật toán Gradient Descent” blog, ngày 9 tháng 8*, All Laravel*, truy cập ngày 18 tháng 01 năm 2021, < https://allaravel.com/blog/thuat-toan-gradient-descent>.
43. Gradient trong Deep Learning là gì?. Trí tuệ nhân tạo, Ngày xuất bản: 23/07/2019, URL: https://trituenhantao.io/kien-thuc/gradient-trong-deep-learning/, Ngày truy cập: 19/01/2021.
44. Phạm Hồng Vinh. 2019, *[Nhập môn Machine Learning] Bài 5: Gradient Descent*, Rootonchair, truy cập ngày 18 tháng 01 năm 2021, [<https://rootonchair.blogspot.com/2019/05/nhap-mon-machine-learning-bai-5.html> .](%20URL:%20https://rootonchair.blogspot.com/2019/05/nhap-mon-machine-learning-bai-5.html,)
45. Tisledinh. 2019, *Gradient Descent thần thánh*, Hutapps, truy cập ngày 18 tháng 01 năm 2021, [https://hutapps.net/2019/05/02/gradient-descent-than-thanh/](https://khoahoc.tv/10-loai-virus-tan-pha-khung-khiep-nhat-lich-su-internet-18602,)>.
46. David Xuân. 2020, *Tự học ML | Các kỹ thuật tối ưu hóa cho Gradient Descent*, Cafedev, truy cập ngày 18 tháng 01 năm 2021, <https://cafedev.vn/tu-hoc-ml-cac-ky-thuat-toi-uu-hoa-cho-gradient-descent/>.
47. Quy Nguyen. 2020, *Gradient Descent (phần 1)*, Codecamp, truy cập ngày 18 tháng 01 năm 2021, < <https://blog.codecamp.vn/gradient-descent-phan-1/>>.
48. Quy Nguyen. 2020, Bài 7: *Gradient Descent (phần 2)*, Codecamp, truy cập ngày 18 tháng 01 năm 2021, <https://blog.codecamp.vn/bai-7-gradient-descent-phan-2/>.
49. Minh Nguyen. 2019, *Xử lý ảnh – Phát hiện cạnh Canny (Canny Edge Detection)*, Minh Nguyen, truy cập ngày 18 tháng 01 năm 2021, <https://minhng.info/tutorials/xu-ly-anh-opencv-hien-thuc-canny-edge.html>.
50. CV15. 2019, Thuật toán phát hiện cạnh Canny, Ezcodin, truy cập ngày 18 tháng 01 năm 2021, <<https://ezcodin.com/cv15>>.
51. Đặng Văn Lâm. 2014, “Phát hiện biên theo phương pháp Sobel và Canny”, Báo cáo đồ án nhập môn xử lý ảnh, Khoa công nghệ thông tin, Học viện Kỹ thuật Quân sự.
52. 2019, *Phương pháp lọc Canny*, Khoa Điện – Điện tử, truy cập ngày 18 tháng 01 năm 2021, <<http://kdientu.duytan.edu.vn/vi-vn/hoc-lieu/phuong-phap-loc-canny/>>.
53. 2018, *Nhận diện hình ảnh\_Thuật toán Phát hiện cạnh Canny*, Trueman, truy cập ngày 18 tháng 01 năm 2021, < <http://trueman.com.vn/nhan-dien-hinh-anh_thuat-toan-phat-hien-canh-canny/>>.
54. Nguyễn Thị Nguyệt. 2014, “Phát hiện ảnh giả mạo dựa trên phân tích nguồn sáng”, Luận văn thạc sĩ công nghệ thông tin, Khoa Công nghệ thông tin, Trường Đại học Công nghệ. Hà Nội.
55. Đặng Quang Huy. 2007, “Phương pháp phát hiện biên ảnh, Luận văn thạc sĩ công nghệ thông tin”, Trường Đại học Quốc gia Hà Nội.
56. Phạm Thị Thùy. 2002, “Nghiên cứu phương pháp phát hiện biên ảnh mẫu bằng Wavelet”, Luận văn thạc sĩ khoa học máy tính, Trường Đại học Công nghệ Thông tin và Truyền thông Thái Nguyên.
57. Trần Ngọc Tú. 2010, “Ứng dụng phép biến đổi wavelet trong xử lý ảnh”, Luận văn thạc sĩ kỹ thuật, Học viên Công nghệ Bưu chính Viễn thông Hà Nội.