

# PHƯƠNG PHÁP PHÁT HIỆN ĐƯỜNG BIÊN CỦA ẢNH DỰA TRÊN NĂNG LƯỢNG CỦA ĐIỂM CẠNH BIÊN

Bùi Văn Hậu\*, Hoàng Trọng Minh\*

\*Khoa Điện Tử, Trường Đại học Kinh tế Kỹ thuật Công nghiệp

\*Khoa Viễn thông, Học Viện Công Nghệ Bưu chính Viễn Thông

**Tóm tắt:** Phát hiện đường biên từ lâu đã là một vấn đề cốt lõi trong lĩnh vực thị giác máy tính và nhận mẫu. Đường biên là một yếu tố quan trọng đối với quy trình xử lý ảnh cũng như phân đoạn, phát hiện đối tượng và phân tích ảnh. Do đó, việc cải thiện sơ đồ phát hiện đường biên là một chủ đề được các nhà nghiên cứu quan tâm đặc biệt trong bối cảnh cuộc cách mạng Internet vạn vật phát triển mạnh trong những năm gần đây. Một số phương pháp truyền thống được đề xuất đã không thể phân biệt giữa các đường biên của đối tượng và các cạnh bắt nguồn từ các vùng có cùng kết cấu. Phát hiện các đường biên tại các điểm giao nhau là một thách thức quan trọng vẫn chưa được giải quyết tối ưu. Để giải quyết vấn đề này, chúng tôi đề xuất một phương pháp phát hiện đường biên mới dựa trên việc loại bỏ các điểm có kết cấu giống nhau. Trong phương pháp được đề xuất chúng tôi định hướng để tìm ra đáp ứng tối đa với tỉ lệ và hướng đa dạng của hàm Gaussian giúp phát hiện thành công các đường biên tại các điểm giao nhau ở các vùng có độ tương phản thấp. Kết quả thử nghiệm cho thấy phương pháp được đề xuất phát hiện các đường biên một cách đáng tin cậy khi so sánh với kết quả của các nghiên cứu trước đó.

**Từ khóa:** Đường biên, Đường bao, Điểm cạnh biên.

## I. GIỚI THIỆU

Trong các ứng dụng thị giác máy tính, phát hiện đối tượng, phân đoạn và nhận dạng, phát hiện đường biên được coi là một bước tiền xử lý thiết yếu và được biểu thị bằng các thuật ngữ khác nhau (đường viền, ranh giới) [1-9]. Một trong những đóng góp quan trọng trong lĩnh vực nghiên cứu này là việc xây dựng bộ dữ liệu BSDS300 được trình bày bởi các nhà nghiên cứu tại Đại học California, Berkeley (bộ dữ liệu Berkeley) [10-12]. Trong bộ dữ liệu này, các ranh giới được liên kết với phân đoạn đối tượng để thể hiện một hình ảnh. Hơn nữa, các đường biên trong bộ dữ liệu này được biểu diễn dưới dạng các đường cong khép kín và các ranh giới toàn cục; những khái niệm khác nhau này đã dẫn đến một loạt các định nghĩa đường biên.

Phương pháp phát hiện đường biên đã được nghiên cứu rộng rãi. Những nghiên cứu hiện tại trong lĩnh vực này thường bao gồm phát hiện tính năng cục bộ và phân tích theo ngữ cảnh, với các phương pháp ban đầu tập trung vào phát hiện cạnh dựa trên các tính năng cục bộ. Canny [13] đã đề xuất một cách tiếp cận tính toán để phát

hiện cạnh trong đó phương pháp tính toán dựa trên các thông số kỹ thuật là cục bộ hóa trong các toán tử vi phân. Những thí nghiệm này chứng minh tính hiệu quả của việc phát hiện cạnh; tuy nhiên, phương pháp này không thể triệt tiêu các vùng có cùng kết cấu hoặc duy trì đường biên tại các điểm kết nối hoặc giao cắt.

Các tác giả trong [14] đã đề xuất một phương pháp phát hiện cạnh cho các vùng có cường độ dốc. Liang và cộng sự [15] sử dụng bộ lọc hình khối b-spline được điều chỉnh để phát hiện hai vùng có cường độ dốc khác nhau. Các phương pháp này đã phát hiện thành công các cạnh không có cường độ yếu nhưng không hiệu quả để loại bỏ các cạnh trong vùng có cùng kết cấu. Các tác giả trong [16-18] đã đề xuất các phương pháp dựa trên bộ lọc sử dụng các toán tử năng lượng đặc trưng cục bộ. Gần đây, Liang và các đồng nghiệp [19] đã đề xuất một phương pháp dựa trên việc cải thiện tính năng phát hiện điểm cạnh biên trong môi trường ảnh có cường độ thay đổi lớn, các thí nghiệm đã chỉ ra rằng phương pháp này cũng có thể cải thiện hiệu quả độ chính xác của điểm cạnh biên.

Trong bài báo này, chúng tôi phát triển một lược đồ phát hiện đường biên (Non-Learning) dựa trên việc phân tích cường độ và năng lượng của điểm cạnh biên. Chúng tôi áp dụng phương pháp Non-learning trong tình huống mà phương pháp học sâu (CNN) hoạt động không thực sự hiệu quả đặc biệt là trong các hệ thống có tài nguyên và khả năng tính toán hạn chế. Trong nghiên cứu này, từ hình ảnh ban đầu, chúng tôi tạo ra nhiều bản đồ năng lượng của các điểm cạnh biên với tỉ lệ và tham số của hàm Gaussian khác nhau. Dựa trên những bản đồ năng lượng này, chúng tôi tính toán và đề xuất hai loại phép đo năng lượng của điểm cạnh biên: phép tính thứ nhất làm tăng cường mức năng lượng của điểm cạnh biên thuộc đường biên và phép tính làm giảm mức năng lượng của điểm cạnh biên không thuộc đường biên. Các phép đo đường viền này được xử lý bằng phương trình Naka-Rushton (NR) để phát hiện các đường biên trên các bản đồ năng lượng của điểm cạnh biên với nhiều tỉ lệ khác nhau.

Phần còn lại của bài báo này được tổ chức như sau: Trong phần 2, chúng tôi mô tả sơ đồ khối phương pháp phát hiện đường biên được đề xuất, mô hình này dựa trên phương trình NR và đề xuất một phương pháp áp dụng các phép đo năng lượng điểm cạnh biên thuộc đường biên và không thuộc đường biên. Chúng tôi cũng giới thiệu phương pháp tạo nhiều bản đồ năng lượng đặc trưng từ một ảnh màu cho trước. Việc tạo và kết hợp các phép đo đường biên được giới thiệu trong phần 3. Trong phần 4, chúng tôi trình bày kết quả thực nghiệm của mình. Cuối cùng, kết luận và đề xuất của chúng tôi cho nghiên cứu trong tương lai được đề xuất trong phần 5.

Tác giả liên hệ: Hoàng Trọng Minh,

Email: hoangtrongminh@ptit.edu.vn

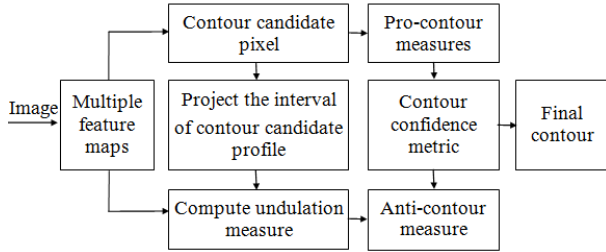
Đến tòa soạn: 2/2023, chỉnh sửa: 3/2023, chấp nhận đăng:

4/2023.

**II. SƠ ĐỒ PHÁT HIỆN ĐƯỜNG BIÊN**

Phương pháp phát hiện đường biên dựa trên mức năng lượng của điểm cạnh biên được minh họa trong Hình 1. Tại bước tính toán các bản đồ mức năng lượng đặc trưng, chúng tôi tạo ra các bản đồ năng lượng khác nhau từ một hình ảnh màu ban đầu. Đầu tiên, ảnh màu được chuyển thành ảnh cường độ mức xám như sau:

$$f(x, y) = a.R(x, y) + b.G(x, y) + c.B(x, y), \quad (1)$$



Hình 1. Mô hình phát hiện đường biên

trong đó  $R, G$  và  $B$  là các thành phần màu đỏ, lục và lam của ảnh màu và  $(x, y)$  là vị trí của mỗi pixel. Độ tương phản ảnh của  $f(x, y)$  là đạo hàm có hướng của  $f(x, y)$  theo hướng của  $s$ . Chúng ta ký hiệu độ tương phản của hình ảnh  $f'(x, y) = df(x, y)/ds$  là sự thay đổi cường độ cục bộ sử dụng đạo hàm theo hướng  $s$ .

Sử dụng các bản đồ độ tương phản cục bộ, chúng ta tính toán bản đồ năng lượng Teager-Kaiser (TKE). Chúng ta sử dụng toán tử Teager vì độ tương phản của hình ảnh là tín hiệu dao động và ta cần trích xuất năng lượng tương phản cục bộ. Ngoài ra, việc sử dụng TKE nhằm mục đích tăng cường tính năng tương phản cục bộ. Toán tử Teager-Kaiser (TKO) [20-22] cho tín hiệu một chiều được định nghĩa là

$$\Phi[r(x)] = \left[ \frac{dr(x)}{dx} \right]^2 - r(x) \cdot \frac{d^2r(x)}{dx^2}, \quad (2)$$

trong đó

$$r(x) = \frac{df(x)}{dx}, \quad (3)$$

thay thế  $r(x)$  trong (3) vào phương trình (2) ta có

$$\Phi \left[ \frac{df(x)}{dx} \right] = \left( \frac{d^2f(x)}{dx^2} \right)^2 - \frac{df(x)}{dx} \cdot \frac{d^3f(x)}{dx^3}. \quad (4)$$

Với tín hiệu hai chiều, ta biểu thị  $f(x, y)$  dưới dạng mức xám. Ảnh gốc được làm mịn nhẹ như sau

$$f_g(x, y) = f(x, y) * g(x, y; \sigma), \quad (5)$$

trong đó  $g(x, y; \sigma)$  là hàm Gauss,  $g(x, y; \sigma)$  được xác định như sau:

$$g(x, y; \sigma) = g(x; \sigma) g(y; \sigma) \text{ và}$$

$$g(x; \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}. \quad (6)$$

Như trong phương trình (5),  $df_g(x, y)/ds$  là đạo hàm có hướng của  $f_g(x, y)$ . Tiếp theo, chúng ta có toán tử Teager của  $f_g(x, y)$  được định nghĩa là

$$\Phi \left[ \frac{df_g(x, y)}{ds} \right] = \left[ \frac{d^2f_g(x, y)}{ds^2} \right]^2 - \frac{df_g(x, y)}{ds} \cdot \frac{d^3f_g(x, y)}{ds^3} \quad (7)$$

trong đó

$$\frac{d^p}{ds^p} = \left( \frac{\partial}{\partial x} \cos \theta + \frac{\partial}{\partial y} \sin \theta \right)^p; p=1,2,3, \quad (8)$$

trong đó  $p$  bậc và  $\theta$  là hướng của đạo hàm có hướng. Từ phương trình (5) và (8) đạo hàm có hướng bậc  $p$  của  $f_g(x, y)$ , được định nghĩa là

$$\frac{d^p f_g(x, y)}{ds^p} = f(x, y) * \frac{d^p g(x, y; \sigma)}{ds^p} = f(x, y) * g^{(p)}(x, y; \theta, \sigma), \quad (9)$$

trong đó  $g^{(p)}(x, y; \theta, \sigma)$  là đạo hàm có hướng bậc  $p$  của hàm Gaussian theo hướng  $\theta$  và tỉ lệ  $\sigma$ , đây là bộ lọc có thể điều chỉnh được xác định như sau

$$g^{(p)}(x, y; \theta, \sigma) = g^{(p)}(x'; \sigma) g^{(p)}(y'; \sigma), \quad (10)$$

trong đó

$$\begin{cases} x' = x \cos \theta + y \sin \theta \\ y' = -x \sin \theta + y \cos \theta \end{cases} \quad (11)$$

Hình ảnh tương phản cục bộ có thể chứa độ tương phản yếu. Để giải quyết vấn đề này, chúng ta sử dụng ảnh ảnh xạ thay vì ảnh đầu vào để tăng cường độ tương phản yếu. Từ phương trình (9), một phiên bản ảnh xạ của  $f_g(x, y)$  được tạo ra. Phiên bản ảnh xạ của  $d^p f_g(x, y)/ds^p$  được xác định như sau

$$h_p(x, y; \theta, \sigma) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} T[f(\xi, \tau; x, y)] g^{(p)}(x-\xi, y-\tau; \theta, \sigma) d\xi d\tau, \quad (12)$$

trong đó

$$T[f(\xi, \tau; x, y)] = \frac{1}{2} \left[ 1 + \operatorname{erf} \left( \frac{f(\xi, \tau) - f_g(x, y)}{\sqrt{2}\sigma_T} \right) \right], \quad (13)$$

trong đó  $f(\xi, \tau)$  là phiên bản mở rộng của  $f_g(x, y)$ . Sử dụng phương pháp tuần hoàn,  $\operatorname{erf}(\cdot)$  là hàm lỗi và  $\sigma_T$  kiểm soát độ dốc của hàm ảnh xạ ( $\sigma_T = 30/255$ ). Thuật ngữ  $f_g(x, y)$  được coi là một mức tham chiếu; do đó, ảnh xạ tương thích với mẫu mức xám cục bộ. Trong nghiên cứu này, chúng tôi sử dụng  $p=1, 2, 3$ .

Cuối cùng, chúng ta thu được bản đồ ảnh xạ của năng lượng Teager của ảnh đầu vào. Từ phương trình (7) và (12), ảnh xạ Teager được xác định là

$$\Phi[h_i(x, y; \theta, \sigma)] = [h_2(x, y; \theta, \sigma)]^2 - h_1(x, y; \theta, \sigma) \cdot h_3(x, y; \theta, \sigma), \quad (14)$$

trong đó  $\Phi[h_i(x, y; \theta, \sigma)]$  là toán tử năng lượng Teager của ảnh đầu vào ở tỉ lệ  $\sigma$  và hướng  $\theta$ . Từ phương trình (14), chúng ta thực hiện khai thác năng lượng Teager trong kiến trúc đa tỉ lệ và đa hướng. Năng lượng Teager bậc  $p$  ở đầu ra được làm mịn bằng hàm Gaussian và được xác định như sau

$$t(x, y; \theta_j, \sigma_j) = \Phi[h_i(x, y; \theta_j, \sigma_j)] * g(x, \sigma_b) g(y, \sigma_b), \quad (15)$$

trong đó

$$\sigma_b = \begin{cases} 0, & \sigma_j \leq 2 \\ 0.8(\sigma_j - 2), & \sigma_j > 2 \end{cases} \quad (16)$$

Trong phương trình (15), chúng ta thấy sự cần thiết phải làm mịn năng lượng Teager ở đầu ra;  $\sigma_b$  phụ thuộc vào  $\sigma_j$ . Phương trình (15) cho thấy năng lượng Teager ở đầu ra đơn tỉ lệ và theo một hướng. Đối với các

cấu trúc đa hướng, đa tỉ lệ, chúng ta thay thế  $\theta \rightarrow \theta_i; i=1,2,\dots,N$  và  $\sigma \rightarrow \sigma_j; j=1,2,\dots,M$  trong biểu thức (14).

### III. XÂY DỰNG VÀ TỔNG HỢP CÁC PHÉP TÍNH TRÊN ĐIỂM CẠNH BIÊN

Năng lượng đầu ra của Teager được tính theo trọng số và tất cả các tỉ lệ được cộng lại với nhau ở mỗi hướng  $\theta_i$  dưới dạng  $u_i(x, y; \theta_i)$ . Thêm vào đó, chúng ta cũng chuẩn hóa năng lượng Teager ở đầu ra và cộng tất cả các tỉ lệ lại với nhau ở mỗi  $\theta_i$  dưới dạng  $v_i(x, y; \theta_i)$ . Sau đó, các đỉnh cục bộ của  $u_i(x, y; \theta_i)$  được tính toán để tìm các điểm ảnh là ứng viên thuộc đường biên và bản đồ các điểm ảnh là ứng viên đường biên được kết hợp với năng lượng Teager đầu ra hình thành các phép đo tính toán sự ổn định, chuẩn hóa của điểm cạnh biên (Pro-contour Measurements). Đối với mỗi điểm ảnh là ứng viên đường biên, chúng ta chiếu vị trí ứng cử viên đường biên thành lên  $v_i(x, y; \theta_i)$ . Vùng lân cận ứng viên đường biên bao gồm hai "thung lũng", đảm bảo điểm ảnh đạt được đỉnh cục bộ theo hướng  $\theta_i$ . Vùng lân cận ứng viên đường biên tại  $u_i(x, y; \theta_i)$  sau đó được chiếu lên  $v_i(x, y; \theta_i)$ . Cuối cùng, chúng tôi sử dụng vùng lân cận đã được chiếu lên  $v_i(x, y; \theta_i)$  để tính toán các điểm được xác định là thuộc đường biên và ngược lại.

#### A. Điểm cạnh biên là ứng viên đường biên

Ý tưởng cơ bản trong phương pháp của chúng tôi là tìm các điểm ảnh là ứng viên thuộc đường biên từ mỗi hướng (non-maximum suppression) thay vì sử dụng hướng gradient để xác định vị trí cục bộ. Đầu ra của toán tử năng lượng T-K tại một điểm cạnh biên được đưa ra xấp xỉ bằng  $K/\sigma_o^{2\beta}$ , trong đó K là hằng số và  $\beta$  nằm trong khoảng từ 2-3, tương ứng với điểm cạnh biên dạng bước đến dạng đường vân với các thang đo  $\sigma_e$ , và  $\sigma_o^2 = \mu_j^2 + \sigma_e^2$ . Bằng cách trọng số đầu ra của các toán tử năng lượng T-K trong kênh định hướng, các toán tử có tỉ lệ phù hợp với tỉ lệ của các tính năng cạnh/đường đầu vào đạt được phản hồi cao nhất ở vị trí cạnh/đường trong kênh định hướng của nó. Hệ số trọng số này là

$$w(\sigma_j) = \mu_j^\alpha = (\sigma_j^2 + \sigma_e^2)^{\frac{\alpha}{2}}, \quad (17)$$

trong đó  $0 < \alpha < 4$  và tỉ lệ phù hợp là  $\mu_j = \sqrt{\frac{\alpha}{2\beta - \alpha}} \sigma_e$ .

Chúng tôi chọn  $\alpha = 3$ , hằng số này cung cấp tỉ lệ phù hợp  $\mu_j = \sqrt{3} \sigma_e$  cho đầu vào điểm cạnh biên cạnh giống như bước và  $\mu_j = \sigma_e$  cho đầu vào điểm cạnh biên giống như đường vân. Đầu ra năng lượng T-K có trọng số của mỗi kênh định hướng được biểu thị bằng

$$u_i(x, y; \theta_i) = \sum_{j=1}^M w(\sigma_j) t(x, y; \theta_i, \sigma_j). \quad (18)$$

Điểm ảnh là ứng viên thuộc đường biên của kênh định hướng là đỉnh cục bộ của  $u_i(x, y; \theta_i)$  tại một điểm nhất định  $(x_e, y_e)$  dọc theo một đường  $L_{\theta_i}$  như sau

$$L_{\theta_i} : (y - y_e) \cos \theta_i - (x - x_e) \sin \theta_i = 0. \quad (19)$$

Bản đồ tập hợp các điểm ảnh là ứng viên thuộc đường biên được thể hiện dưới dạng

$$u_i(x_e, y_e; \theta_i) = LP(u_i(x, y; \theta_i)), \quad (20)$$

trong đó LP là toán tử tìm đỉnh cục bộ. Cuối cùng, bản đồ tập hợp các điểm ảnh là ứng viên thuộc đường biên được thể hiện dưới dạng nhị phân như sau

$$b_i(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } u_i(x_e, y_e; \theta_i) > T \\ 0, & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (21)$$

trong đó  $b_i(x, y)$  là bản đồ các điểm ảnh là ứng viên thuộc đường biên dưới dạng nhị phân theo hướng  $\theta_i$ . Như trong biểu thức (18) và phương trình (20), nếu một vị trí là đỉnh cục bộ thì nó sẽ vẫn là đỉnh cục bộ khi  $\sigma_j$  thay đổi trong quá trình trích xuất năng lượng Teager. Bản đồ tổng hợp các điểm ảnh là ứng viên thuộc đường biên dưới dạng nhị phân là

$$b(x, y) = \bigcup_{i=1}^N b_i(x, y) = \begin{cases} 1, & x = x_e, y = y_e \\ 0, & \text{elsewhere} \end{cases}. \quad (22)$$

#### B. Chuẩn hóa điểm cạnh biên

Dựa trên các bản đồ năng lượng đặc trưng, tổng hợp các bản đồ điểm cạnh biên là ứng viên thuộc đường biên dưới dạng nhị phân và các hàm trọng số, chúng ta cần tính toán chuẩn hóa điểm cạnh biên như sau

$$e_j(x_e, y_e; \sigma_j) = b(x, y) w(\sigma_j) \sum_{i=1}^N t(x, y; \theta_i, \sigma_j), \quad (23)$$

trong đó  $j=1,2,\dots, M$  là số lượng tỉ lệ và  $e_j(x, y; \sigma_j)$  là đáp ứng cạnh tại  $\sigma_j$ . Chuẩn hóa điểm cạnh biên được thực hiện bằng cách tính tổng đáp ứng ở tất cả các hướng ở mỗi thang tỉ lệ trong khi các toán tử năng lượng T-K được tính trọng số để tìm ra các phép đo chuẩn hóa đạt giá trị tối đa ở thang tỉ lệ nào.

Phương trình (23) thực hiện chuẩn hóa mức năng lượng của điểm cạnh bên bằng  $e_{\max}$  để đảm bảo cường độ của phép đo chuẩn hóa năng lượng nằm trong khoảng từ 0 đến 1, như sau:

$$\tilde{e}_j(x_e, y_e; \sigma_j) = \frac{e_j(x_e, y_e; \sigma_j)}{e_{\max}}, \quad (24)$$

trong đó  $e_{\max} = \max(e_j(x_e, y_e; \sigma_j))$  được thu thập từ nhiều ảnh mẫu và ảnh tự nhiên. Hành động này phần nào triệt tiêu  $e$  của các vùng có cùng kết cấu, tương tự như các vùng thuộc đường biên.

#### C. Loại bỏ điểm không thuộc đường biên

Trong phần này, chúng tôi đề xuất một quy trình xác định độ ổn định của các điểm cạnh biên dạng đường bao và xác định phản hồi của kênh được chuẩn hóa và định hướng. Ngoài ra, chúng tôi xác định các phép đo xung quanh đường biên, xác định các khoảng cách đến các điểm cạnh biên cho mỗi điểm tại  $(x_e, y_e)$ , đối với mỗi ứng viên thuộc đường biên tại  $(x_e, y_e)$ , hãy xác định một khoảng cục bộ dọc theo một đường  $L_{\theta_i}$ , như sau

$$C_{\theta_i} = \left\{ (x, y) \in L_{\theta_i} \mid u_i(x, y; \theta_i) < u(x_e, y_e; \theta_i), \right. \\ \left. x_L \leq x \leq x_R, y_L \leq y \leq y_R \right\}, \quad (25)$$

trong đó  $L_{\theta_i}$  được đưa ra trong phương trình (19),  $(x_L, y_L)$  và  $(x_R, y_R)$  là hai điểm trung bên cạnh điểm cạnh biên như thể hiện ở phía bên trái của Hình 2 và 3. Hệ số chuẩn hóa được xác định là

$$E(\sigma_j) = \int_{-\infty}^{\infty} \Phi \left[ g^{(1)}(x; \sqrt{\sigma_i^2 + \sigma_b^2}) \right] dx = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{\Gamma(5/2)}{(\sigma_i^2 + \sigma_b^2)^{5/2}}, \quad (26)$$

trong đó  $\Gamma(\cdot)$  là hàm gamma. Đầu ra được chuẩn hóa của kênh định hướng, ký hiệu là  $v_i(x, y; \theta_i)$ , được xác định như sau

$$v_i(x, y; \theta_i) = \sum_{j=1}^M \frac{t(x, y; \theta_i, \sigma_j)}{E(\sigma_j)}. \quad (27)$$

Hình 3 và 4 minh họa độ ổn định của vùng cục bộ xung quanh điểm cạnh biên. Do đó, chúng tôi đề xuất cách tính năng lượng của điểm cạnh biên như sau:

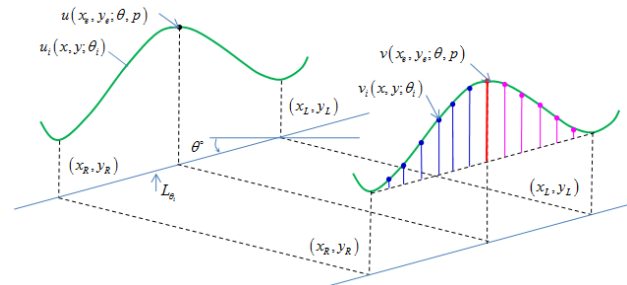
Tại trung tâm của vùng cục bộ quanh điểm cạnh biên  $(x_e, y_e)$ , chúng ta chia  $C_{\theta_i}$  thành hai vùng nhỏ. vùng bên trái được xác định là

$$C_{L, \theta_i} = \left\{ (x, y) \in L_{\theta_i} \mid u_i(x, y; \theta_i) < u_i(x_e, y_e; \theta_i), x_L \leq x < x_e, y_L \leq y < y_e \right\}, \quad (28)$$

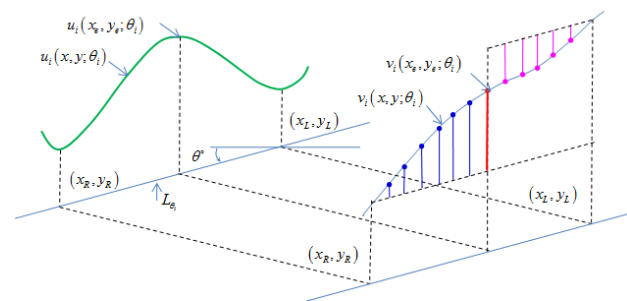
và vùng bên phải được xác định là

$$C_{R, \theta_i} = \left\{ (x, y) \in L_{\theta_i} \mid u_i(x, y; \theta_i) < u_i(x_e, y_e; \theta_i), x_e \leq x < x_R, y_e \leq y < y_R \right\}. \quad (29)$$

Chúng ta lưu ý rằng điểm cạnh biên không được nằm trong hai vùng nhỏ đã được phân chia.



Hình 2. Điểm cạnh biên thuộc đường biên



Hình 3. Điểm cạnh biên không thuộc đường biên

Khi đã xác định hai vùng nhỏ, chúng ta tính năng lượng (diện tích) của các vùng đó như sau: Đặt biên độ tại điểm bên phải  $(x_R, y_R)$  của vùng bên phải là một giá trị không đổi  $v_i(x_R, y_R; \theta_i)$ . Do đó, Độ chênh lệch của các điểm thuộc vùng này với  $(x_R, y_R)$  là  $\Delta v_R(x, y; \theta_i) = v_i(x, y; \theta_i) - v_i(x_R, y_R; \theta_i)$ . Tương tự như vậy, Độ chênh lệch của các điểm thuộc vùng bên trái điểm cạnh biên với điểm ngoài cùng bên trái  $(x_L, y_L)$  là  $\Delta v_L(x, y; \theta_i) = v_i(x, y; \theta_i) - v_i(x_L, y_L; \theta_i)$ . Nói chung

$\Delta v_R(x, y; \theta_i) > 0$  và  $\Delta v_L(x, y; \theta_i) > 0$  là đúng đối với điểm cạnh biên thuộc đường biên như trong Hình 2.

Tuy nhiên, Độ chênh lệch biên độ ở một trong các vùng nhỏ có thể âm với các điểm cạnh biên không thuộc đường biên; hoặc  $\Delta v_R(x, y; \theta_i) < 0$  hoặc  $\Delta v_L(x, y; \theta_i) < 0$ , như trong Hình 3, trong đó  $\Delta v_R(x, y; \theta_i) < 0$ . Bằng cách tích lũy các biên độ chênh lệch trong hai vùng lân cận quanh điểm cạnh biên, chúng ta tính được năng lượng của vùng lân cận bên trái và bên phải của điểm cạnh biên như sau:

$$B_R(x_e, y_e; \theta_i) = \sum_{(x, y) \in C_{R, \theta_i}} [v_i(x, y; \theta_i) - v_i(x_R, y_R; \theta_i)], \quad (30)$$

$$B_L(x_e, y_e; \theta_i) = \sum_{(x, y) \in C_{L, \theta_i}} [v_i(x, y; \theta_i) - v_i(x_L, y_L; \theta_i)]. \quad (31)$$

Tổng hợp lại, các phương trình trên được thực hiện dọc theo hướng  $\theta_i$ . Độ chênh lệch biên độ tại điểm cạnh biên  $(x_e, y_e)$  (năng lượng) được tính bằng cách lấy biên độ trung tâm trừ đi giá trị trung bình của biên độ bên trái và bên phải như sau:

$$B_c(x_e, y_e; \theta_i) = v_i(x_e, y_e; \theta_i) - \frac{1}{2} [v_i(x_L, y_L; \theta_i) + v_i(x_R, y_R; \theta_i)]. \quad (32)$$

Cộng cả ba mức năng lượng phía trên chúng ta thu được tổng năng lượng tại điểm cạnh biên là

$$S_i(x_e, y_e; \theta_i) = [B_L(x_e, y_e; \theta_i) + B_R(x_e, y_e; \theta_i) + B_c(x_e, y_e; \theta_i)], \quad (33)$$

trong đó  $[\cdot]$  chỉ ra rằng giá trị âm được đặt thành bằng không. Vì  $B_L(x_e, y_e; \theta_i)$  hoặc  $B_R(x_e, y_e; \theta_i)$  trở nên âm với các điểm cạnh biên không thuộc đường, nên tổng tổng mức năng lượng thu được sẽ nhỏ hơn nhiều so với điểm cạnh biên thuộc đường biên thực.

Tổng hợp năng lượng của điểm cạnh biên ở tất cả các hướng, chúng ta thu được bản đồ năng lượng như sau

$$S(x_e, y_e) = \sum_{i=1}^N S_i(x_e, y_e; \theta_i). \quad (34)$$

Năng lượng của điểm cạnh biên được chuẩn hóa như sau

$$q(x_e, y_e) = \frac{S(x_e, y_e)}{S_{\max}}, \quad (35)$$

trong đó  $S_{\max}$  là giá trị lớn nhất của  $S(x_e, y_e)$  và được cập nhật cho mỗi ảnh đầu vào. Chuẩn hóa làm cho bản đồ năng lượng ổn định và nhất quán đối với các ảnh đầu vào khác nhau. Dựa trên bản đồ năng lượng này, chúng ta tính toán để loại bỏ các điểm cạnh biên không thuộc đường biên. Như thể hiện trong (35),  $0 \leq q(x_e, y_e) \leq 1$ ,

$q(x_e, y_e)$  có thể được coi là một giá trị mẫu của  $P(r_2|C)$ .

Do đó, theo mô hình NR, chúng ta biến đổi  $q(x_e, y_e)$  thành phép đo loại bỏ điểm cạnh biên không thuộc đường biên khỏi đường biên, được định nghĩa là

$$a(x_e, y_e) = \left[ \frac{1 - q(x_e, y_e)}{q(x_e, y_e)} \right]^{(2 - q(x_e, y_e))}, \quad (36)$$

trong đó biến đổi trong ngoặc có thể được xem là một mẫu ho thay khả năng năng lượng điểm ảnh biên được tăng cường theo số mũ. Ưu điểm của việc sử dụng phép toán loại bỏ điểm cạnh biên không thuộc đường bao  $a(x_e, y_e)$  so với phép độ chênh lệch biên độ sau chuẩn hóa  $q(x_e, y_e)$  là sự khác biệt của  $a(x_e, y_e)$  giữa điểm cạnh biên thuộc và không thuộc đường biên đượ gia tăng

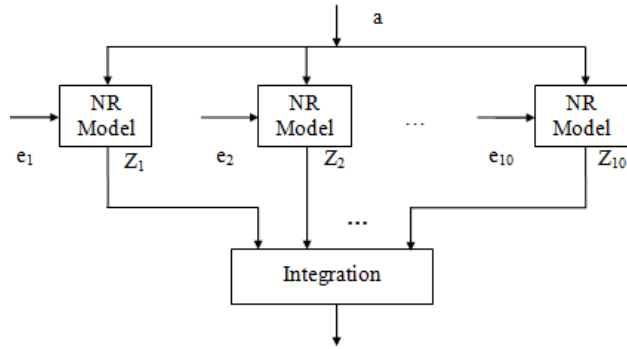
đáng kể. Do đó, điều này tạo điều kiện thực hiện ngưỡng dễ dàng trong mô hình NR.

#### D. Tích hợp đường biên

Hình 4 cho thấy mô hình độ tin cậy của việc tổng hợp đường biên đa tỷ lệ. Chúng tôi xây dựng thước đo độ tin cậy của đường biên đa tỷ lệ bằng cách sử dụng các thước đo độ tin cậy của từng đường biên riêng lẻ cho từng tỷ lệ và các đường biên cuối cùng được trích xuất bằng cách tích hợp đường biên. Các số liệu về độ tin cậy của từng đường cho từng tỉ lệ được biểu thị bằng

$$ZW_j(x_e, y_e; \sigma_j) = \frac{\tilde{e}_j(x_e, y_e; \sigma_j)}{\tilde{e}_j(x_e, y_e; \sigma_j) + c \cdot a(x_e, y_e)} \quad (37)$$

trong đó  $\tilde{e}_j(x_e, y_e; \sigma_j)$  biểu thị năng lượng điểm cạnh biên đã được chuẩn hóa ở tỷ lệ  $\sigma_j$  và  $a(x_e, y_e)$  biểu thị các phép đo loại bỏ điểm cạnh biên không thuộc đường biên. Ngoài ra, chúng tôi lưu ý rằng tất cả  $ZW_j$  đều sử dụng cùng một bản đồ năng lượng của điểm cạnh biên giống nhau, không phụ thuộc vào tỷ lệ.



Hình 4. Mô hình độ tin cậy của đường biên đa tỷ lệ

Khi tích hợp đường biên, việc phân tích các ứng viên đường biên bị cô lập và không bị cô lập về mặt  $e_j$  và  $ZW_j$ . Nói chung, tỷ lệ lớn hơn  $e_j$  là không đáng tin cậy vì chúng dễ bị ảnh hưởng bởi các điểm đường biên lân cận hơn, cũng như  $e_{\max}$  xuất hiện ở tỷ lệ lớn hơn.

Dựa trên nhiều thử nghiệm, chúng tôi đề xuất phát hiện đường biên cuối cùng như sau

$$ZW_F = Z_1 \cdot e^{-Z_{\max} - Z_{\min}} \quad (38)$$

Trong thí nghiệm đơn tỷ lệ, chúng tôi áp dụng tính toán từ biểu thức (12) chỉ sử dụng một tỉ lệ ( $\sigma$ ) do đó, phát hiện đường biên cuối cùng như sau:

$$ZW(x_e, y_e) = \frac{\tilde{e}(x_e, y_e)}{\tilde{e}(x_e, y_e) + c \cdot a(x_e, y_e)} \quad (39)$$

trong đó,  $e(x_e, y_e) = b_s(x, y)w(\sigma) \sum_{i=1}^N t(x, y; \theta_i, \sigma)$  và

$b_s(x, y)$  là bản đồ ứng viên đường biên nhị phân cho tỷ lệ duy nhất được tính toán theo từ biểu thức (20) đến (30), được xác định như sau

$$\tilde{e}(x_e, y_e) = \frac{e(x_e, y_e)}{e_{\max}} \quad (40)$$

## IV. THÍ NGHIỆM

### A. Thí nghiệm đa tỷ lệ

Chúng tôi sử dụng công thức của Pratt để đánh giá kết quả phát hiện đường biên của phương pháp đã được đề xuất so với các phương pháp khác. Chúng tôi sử dụng thông số đánh giá trong [14] để so sánh sự giống nhau giữa các đường biên được phát hiện và đường biên được vẽ bởi con người GT (Ground Truth).  $PFoM$  không chỉ có thể hiển thị độ chính xác về hình dạng mà còn có thể hiển thị độ chính xác về vị trí giữa đường biên được phát hiện và GT.  $PFoM$  được xác định như sau:

$$PFoM = \frac{1}{\max(N_{DC}, N_{GT})} \sum_{\bar{x}_k \in DC} \frac{1}{1 + \left[ \frac{d(\bar{x}_k, GT)}{\delta_0} \right]}, \quad (41)$$

trong đó  $N_{DC}$  là số lượng pixel trong đường biên được phát hiện,  $N_{GT}$  là số lượng pixel trong GT,  $\bar{x}_k$  là điểm ảnh  $k$  trong đường biên phát hiện được, DC là hình ảnh nhị phân của đường biên phát hiện được,  $d(\bar{x}_k, GT)$  là khoảng cách của điểm ảnh thứ  $k$  thuộc DC tới GT  $d(\bar{x}_k, GT) = \min \{d(\bar{x}_k, \bar{x}'_k) | \bar{x}'_k \in GT\}$  và  $\delta_0$  là thông số điều chỉnh. Trong thử nghiệm,  $\delta_0$  được đặt bằng 2.

Chúng tôi sử dụng bốn mươi hình ảnh từ cơ sở dữ liệu RuG [8] trong thực nghiệm.  $\overline{PFoM}_j$  được tính toán cho những hình ảnh này là

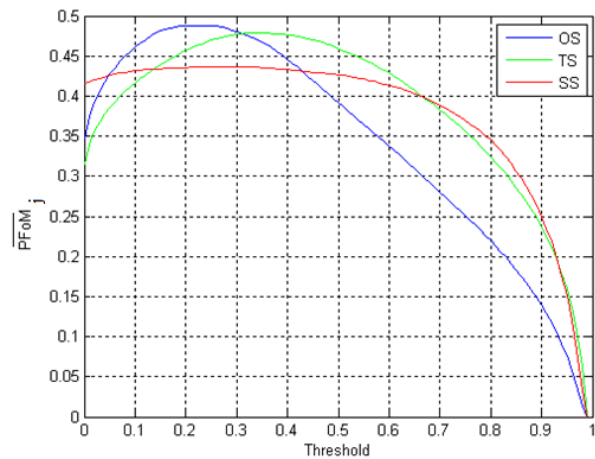
$$\overline{PFoM}_j = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K PFoM(I_k, T_j), \quad (42)$$

trong đó  $I_k$  là ảnh thứ  $k$  trong cơ sở dữ liệu,  $K$  là tổng số lượng ảnh,  $PFoM(I_k, T_j)$  là  $PFoM$  của DC của ảnh  $k$  tại ngưỡng  $T_j$  so với GT.

Trong thí nghiệm này,  $\overline{PFoM}_{\max}$  cũng được tính toán và được xác định như sau

$$\overline{PFoM}_{\max} = \max_j \overline{PFoM}_j, \quad (43)$$

trong đó  $\overline{PFoM}_{\max}$  là giá trị tối đa của  $\overline{PFoM}$  khi so sánh DC với GT với các mức ngưỡng khác nhau  $T_j$ .



Hình 5. Thí nghiệm đa tỷ lệ

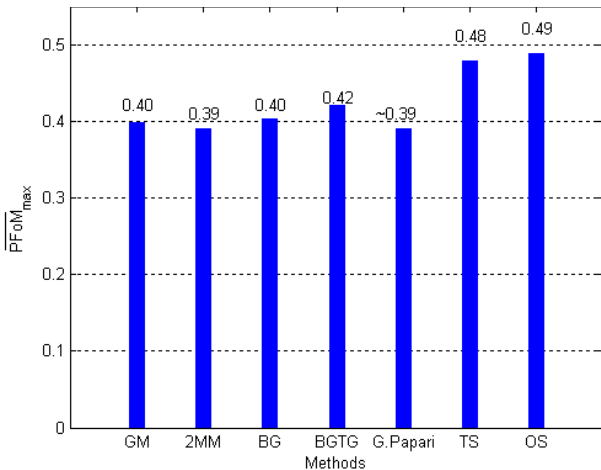
Trong các thử nghiệm về kiến trúc đa tỷ lệ, chúng tôi đã đưa ra tính toán phát hiện đường biên cuối cùng theo nhiều tỉ lệ khác nhau. Trong thí nghiệm đầu tiên, chúng tôi sử dụng mười tỉ lệ (TS),  $\sigma_j = 1.5, 2.0, \dots, 6$ , như trong biểu thức (37). Trong thử nghiệm thứ hai, chúng tôi đã sử

dụng thang quãng tám (OS),  $\sigma = 1.5, 3.0, 6.0$ , sau đó tích hợp đường biên cuối cùng. Trong thử nghiệm thứ ba, chúng tôi chỉ sử dụng thang đo đơn lẻ (SS),  $\sigma = 1.5$ , như trong biểu thức (38) để tính đường biên cuối cùng. Như đã đề cập trước đây, chúng tôi đã sử dụng cơ sở dữ liệu RuG để tính toán TS và OS. Kết quả của thu được được hiển thị trong Hình 5.

**B. So sánh với phương pháp khác**

Trong phần này, chúng tôi so sánh phương pháp được đề xuất với một số phương pháp phổ biến không dựa trên học máy (Machine Learning). Các phương pháp này bao gồm MI (Multilevel Inhibition) [8]; BG (Brightness Gradient); BGTG (Brightness and Texture Gradient) [11]; GM (Gradient Magnitude) [10] và 2MM (Second Moment Matrix) [11].

Do đó, chúng tôi đã tính  $\overline{PFoM}_j$  của các phương pháp phổ biến trên và từ đó áp dụng công thức (43) tính  $\overline{PFoM}_{max}$  để so sánh với phương pháp đã được đề xuất. Những kết quả này được hiển thị trong Hình 6. Trục ngang thể hiện các phương pháp phát hiện đường biên khác nhau, trục tung thể hiện  $\overline{PFoM}_{max}$  của từng phương pháp được so sánh (kết quả của G. Papari được trích dẫn trong [8]).



Hình 6. So sánh các phương pháp phát hiện đường biên

**V. KẾT LUẬN**

Trong bài báo này, chúng tôi đã sử dụng năng lượng của điểm cạnh biên để phân loại điểm cạnh biên thuộc và không thuộc đường biên. Các thí nghiệm cho thấy phương pháp được đề xuất phát hiện đường biên chính xác và ổn định. Trong tương lai, chúng tôi sẽ tìm cách áp dụng học máy để nâng cao kết quả này.

**TÀI LIỆU THAM KHẢO**

[1]. Papari G., “Petkov N., Edge and line-oriented contour detection: State of the art,” *Image Vis. Comput.*, 29(2-3), 79-103, 2011.  
 [2]. Grigorescu, C., Petkov, N., “Westenberg, M.A.: Contour detection based on nonclassical receptive field inhibition,” *IEEE TIP* 12(7), 729-739, 2003.  
 [3]. Grigorescu, C., Petkov, N., “Westenberg M.A.: Contour and boundary detection improved by surround suppression of texture edges,” *IVC* 22(8), 609-622, 2004.

[4]. Papari, G., Campisi, P., Petkov, N., Neri, A., “A biologically motivated multiresolution approach to contour detection,” *JASP.*, 2005.  
 [5]. Papari, G., Campisi, P., Petkov, N., Neri, A., “A multiscale approach to contour detection by texture suppression,” *Proc. Electronic Imaging, Image proc.: Alg. and Syst.* 60640D-1-60640D-12, 2006.  
 [6]. Papari, G., Campisi, P., Petkov, N., “Contour detection by multiresolution surround inhibition,” *Proc., ICIP* 749-752, 2006.  
 [7]. Papari, G., Campisi, P., Petkov, N., “Multilevel surround inhibition: a biologically motivated contour detector,” *Proc. Electronic Imaging, Image proc.: Alg. and Syst.* 649702-1-6497-11, 2007.  
 [8]. Papari, G., Petkov, N., “An improved model for surround suppression by steerable filters and multilevel inhibition with application to contour detection,” *Pattern Recognition*, Volume 44, Issue 9, Pages 1999-2007, 2011.  
 [9]. Papari, G., Petkov, N., “Adaptive Pseudo Dilation for Gestalt Edge Grouping and Contour Detection,” *IEEE Transactions on Image Processing*, Volume: 17, Issue: 10, 2008.  
 [10]. Perona, P., Malik, J., “Detecting and localizing edges composed of steps, peaks and roofs,” *Int. Conf. Comput. Vision* 52-57, 1990.  
 [11]. Martin, D.R., Fowlkes, C., Malik J., “Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color, and texture cues,” *IEEE T-PAMI* 26(5), 530-549, 2004.  
 [12]. Malik, J., Belongie, S., Leung, T.K., Shi J., “Contour and texture analysis for image segmentation,” *IJCV* 43(1), 7-27, 2001.  
 [13]. Canny, J.F., “A computational approach to edge detection,” *IEEE T-PAMI* 8(6), 679-698, 1986.  
 [14]. Petrou, M., Kittler, J., “Optimal edge detectors for ramp edges,” *IEEE T-PAMI* 13(5), 483-491, 1991.  
 [15]. Liang, K.H., Tjahjadi, T., Yang, Y.H., “Roof edge detection using regularized cubic b-spline fitting,” *Pattern Recognition*, Volume 30, Issue 5, Pages 719-728, 1997.  
 [16]. Morrone, M.C., Burr, D., Ross, J., Owens, R., “Mach bands are phase dependent,” *Nature* 250-253, 1986.  
 [17]. Morrone, M., Burr, D.: Feature detection in human vision: a phase dependent energy model. *Proc. Royal Soc. London Bull*, Pages 221-245 (1988)  
 [18]. Morrone, M., Owens, R., “Feature detection from local energy,” *PRL* 6, 303-313, 1987.  
 [19]. Li, D., Bei, L., Bao, J., Yuan, S. Huang, K., “Image contour detection based on improved level set in complex environment,” (2021). <https://link.springer.com/article/10.1007/s11276-021-02664-5>  
 [20]. Kaiser, J.F., “On a Simple Algorithm to Calculate the 'energy' of a Signal,” *IEEE Proc. ICASSP-90*, 1990.  
 [21]. Kaiser, J.F., “On Teager's Energy Algorithm and its generalization to continuous signals,” *Proc. 4th IEEE digital signal processing workshop*, 1990.  
 [22]. Maragos, P., Kaiser, J.F., Quatieri, T.F., “On Amplitude and Frequency Demodulation Using Energy Operators,” *IEEE Trans. Signal Proc.* 41, 1532-1550, 1993.

**CONTOUR DETECTION METHOD BASED ON THE ENERGY OF EDGE POINTS**

**Abstract:** Contour detection has long been a core problem in computer vision and pattern recognition. Contours are an important factor for image processing as well as segmentation, object detection, and image analysis. Therefore, the improvement of the contour detection scheme is a topic of particular interest to researchers in the context of the Internet of Things revolution that has flourished in recent years. Some of the

proposed traditional methods were unable to distinguish between object contours and edges originating from regions of the same texture. Detecting boundaries at intersection points is an important challenge that has not yet been optimally solved. To solve this problem, we propose a new edge detection method based on removing points with similar textures. In the proposed method, we aim to find the maximum response to the Gaussian function's diverse scale and direction to successfully detect the edges at the intersection points in low-contrast regions. The experimental results show that the proposed method reliably detects the edges, and contours when compared with the results of previous studies.

**Keywords:** Boundary, Contour, Edge Point.



**Hoàng Trọng Minh** tốt nghiệp Đại học Bách Khoa Hà Nội (1994), tiến sỹ chuyên ngành Kỹ thuật viễn thông tại Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông (2014). Hiện đang là giảng viên tại Khoa Viễn thông 1, Học Viện CNBCVT. Các lĩnh vực nghiên cứu liên quan bao gồm: tối ưu, điều khiển và bảo mật mạng truyền thông.

Email: [hoangtrongminh@ptit.ed.vn](mailto:hoangtrongminh@ptit.ed.vn)



**Bùi Văn Hậu** tốt nghiệp Đại học Bách Khoa Hà Nội (2002), Thạc sỹ (2004) chuyên ngành Điện tử viễn thông, Đại học Bách Khoa Hà Nội. Hiện đang là Giảng viên tại Khoa Điện tử, Đại học KT-KT Công Nghiệp. Các lĩnh vực nghiên cứu: Xử lý ảnh và Khai thác tiềm năng của máy tính.

Email: [bvhau@uneti.ed.vn](mailto:bvhau@uneti.ed.vn)