

ỨNG DỤNG ĐẠI SỐ GIA TỬ LÀM CƠ SỞ CHO HỆ SUY LUẬN MỜ TRONG PHÁT HIỆN ĐƯỜNG BIÊN CỦA HÌNH ẢNH

Bùi Văn Hậu*, Châu Thanh Phương*, Nguyễn Thiên Tân*, 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 của hình ảnh (Edge Detection) là một lĩnh vực nghiên cứu quan trọng trong lĩnh vực xử lý ảnh và khai thác tiềm năng của máy tính. Ban đầu người ta sử dụng các bộ lọc không gian để phát hiện đường biên của hình ảnh (Canny, LoG, Sobel,...). Ưu điểm của các phương pháp này là phát hiện đường biên nhanh nhưng có một nhược điểm rất lớn là chúng thường thất bại trong việc phát hiện điểm giao cắt giữa các đường biên. Gần đây có rất nhiều nghiên cứu sử dụng suy luận mờ (Fuzzy Logic) để phát hiện đường biên của hình ảnh. Những nghiên cứu này là khá mới mẻ và đạt được những thành công nhất định nhưng có nhược điểm là thời gian phát hiện khá lâu khi hệ luật tăng lên. Trong nghiên cứu này, chúng tôi đề xuất ứng dụng đại số gia tử (Hedge Algebras) làm cơ sở cho hệ thống suy luận mờ để phát hiện đường biên của hình ảnh. Kết quả ban đầu của nghiên cứu cho thấy phương pháp được đề xuất cho kết quả khá tốt và có triển vọng phát triển.

Từ khóa: Phát hiện đường biên, Logic mờ, Đại số gia tử.

1. GIỚI THIỆU

Kỹ thuật phát hiện đường biên của ảnh có một quá trình phát triển lâu dài. Thời kỳ đầu, để phát hiện đường biên của ảnh, người ta thường kết hợp sử dụng các bộ lọc tuyến tính thời gian bất biến, điển hình là Canny [1], Sobel [2], Robert [3], Prewitt [4] và LoG (Laplacian of Gaussian) [5]. Các bộ lọc này sử dụng gradient cục bộ cho phép xử lý dữ liệu nhanh và tối ưu hóa về mặt tính toán. Tuy nhiên, các phương pháp này có một nhược điểm lớn là không phát hiện được đường biên tại các điểm quan trọng như điểm góc, điểm giao cắt hình chữ "T" hoặc dấu "+". Mặt khác các phương pháp này dễ bị ảnh hưởng bởi nhiễu và khó đáp ứng với tập dữ liệu ảnh lớn. Cách tiếp cận gần đúng là sử dụng ưu điểm của trí tuệ nhân tạo để bù vào các khiếm khuyết kể trên như mạng neural chập CNN (Convolutional Neural Network) [6], thuật toán di truyền tối ưu hóa dòng hạt [7]. Các phương pháp này có ưu điểm là phát hiện khá chính xác và độ nhạy cao, tuy nhiên trong thực tế sử dụng cả hai phương pháp này đòi hỏi cơ sở dữ liệu lớn với các đặc trưng của hình ảnh mẫu để đưa vào cơ sở dữ liệu đào tạo (training) và mức độ tính toán lớn. Những nhược điểm này là bất lợi khi chúng ta cần triển khai hệ thống trong một thiết bị nhúng bị giới hạn bởi tài nguyên và khả năng tính toán.

Trong những năm gần đây, việc sử dụng logic mờ để phát hiện đường biên ảnh trở nên khá phổ biến. Việc phát hiện đường biên ảnh giống như việc xử lý tín hiệu ngẫu nhiên nên sử dụng hàm giải tích với yêu cầu đầu vào chặt chẽ sẽ dẫn tới các kết quả thiếu chính xác. Các tác giả trong [8] đề xuất một phương pháp phát hiện đường biên ảnh sử dụng một mô hình logic mờ. Phương pháp này khá hiệu quả trong việc phát hiện đường biên ảnh nhưng sử dụng tới mười hai đầu vào cho một mô hình cũng kéo theo độ phức tạp xử lý tăng lên cho hệ thống. Một tiếp cận khác sử dụng bước tiền xử lý bằng logic mờ để phân mức theo các mức [9]. Tuy nhiên, phân mức cứng cũng kéo theo việc phát hiện đường biên đối với ảnh trơn (smooth) là không nhạy. Các tác giả trong [9] cũng sử dụng logic mờ để phát hiện đường biên ảnh với mười hai luật đầu vào khác nhau, sử dụng độ lệch chuẩn để phân tách ảnh đầu vào hoặc dựa vào lược đồ xám. Độ chính xác của phương pháp này liên quan tới yếu tố kinh nghiệm trong việc xác định độ lệch chuẩn với các ảnh khác nhau. Thêm vào đó, hệ thống luật cần tiếp tục cải thiện để phù hợp hơn với các trường hợp ảnh có sự can thiệp của nhiễu hoặc ảnh đa lớp. Mặt khác, hệ thống suy luận mờ FIS (Fuzzy Inference System) phát hiện đường biên ảnh sử dụng trong các tiếp cận logic mờ khác nhau (Mamdani trong [8] và Sugeno trong [9]) cũng đem lại các hiệu quả xử lý khác nhau rõ nét. Với giải pháp phân vùng mức xám và luật hợp lý, tiếp cận sử dụng FIS-Sugeno có khả năng xử lý tốt các ảnh y tế đa lớp. Trên cơ sở mô hình sử dụng tiền xử lý, một mô hình xác định biên ảnh cho ảnh được đề xuất nhằm nâng cao độ chính xác khả năng phát hiện đường biên ảnh. Trong đó, hệ thống suy luận mờ dựa trên thuật toán chọn lọc các hàm thành viên phù hợp để lọc bỏ nhiễu và thiết lập hệ luật hợp lý để nâng cao độ chính xác. Mô hình này cho phép trích xuất thông tin ở các mức khác nhau, loại bỏ những thông tin không cần thiết (nhiều đốm hoặc kết cấu...), phát hiện đường biên vùng thích hợp nhất và tăng cường hiển thị các điểm cạnh biên này. Các kết quả mô phỏng số cho thấy chất lượng xác định đường biên ảnh được cải thiện rõ rệt so với các đề xuất trước đây.

Trong lĩnh vực xử lý ảnh việc phát hiện đường biên của hình ảnh có ý nghĩa quan trọng. Phát hiện đường biên có thể trợ giúp cho học máy (Machine Learning). Chúng ta nhận thấy rằng sau khi phát hiện đường biên, nếu các điểm giao cắt không bị đứt gãy, chúng ta có thể tiến hành phân đoạn ảnh. Quá trình phân đoạn ảnh sẽ chia một bức ảnh thành nhiều đối tượng, chia mỗi đối tượng thành nhiều thành phần. Các thành phần này có thể được sử dụng trong quá trình học sâu (Deep Learning). Quá trình học sâu sẽ phân tách một đối tượng cần nhận dạng thành nhiều thành phần. Khi một đối tượng được phân tách

Tác giả liên hệ: Hoàng Trọng Minh,
Email: hoangtrongminh@ptit.edu.vn,
Đến tòa soạn: 6/2021, chỉnh sửa: 7/2021, chấp nhận đăng: 7/2021

thành nhiều thành phần chúng ta vẫn có thể nhận dạng ra chúng ngay cả khi đối tượng bị che khuất một phần. Dưới góc độ kỹ thuật, đường biên ảnh là các đường viền được tạo ra do sự thay đổi đột ngột của bất kỳ đặc điểm nào ở cấp độ điểm ảnh. Những thay đổi này có thể được quan sát do sự thay đổi về màu sắc, kết cấu, bóng hoặc sự hấp thụ ánh sáng, từ đó giúp ước tính các đặc điểm về hướng, kích thước, độ sâu và bề mặt các đối tượng trong ảnh. Trong quá trình chụp ảnh, hình ảnh thường bị ảnh hưởng bởi nhiễu tần số cao hoặc nhiễu từ các tín hiệu không mong muốn, gây khó khăn cho việc xác định các đường biên ảnh một cách liên tục.

Bố cục của bài báo được trình bày như sau. Trong phần tiếp theo sẽ giới thiệu đại số gia tử. Mô hình áp dụng HA để phát hiện đường biên của ảnh sẽ được đề xuất ở mục III. Kết quả mô phỏng và một số so sánh liên quan sẽ được giới thiệu ở phần IV.

II. CƠ SỞ LÝ THUYẾT MÔ HÌNH

A. Cơ sở lý thuyết HA

Theo các định nghĩa và tính chất của đại số gia tử trong [10-11], HA là một cấu trúc toán học có thứ tự cho tập hợp các biến ngôn ngữ. Một số tính chất chính được liệt kê dưới đây.

Định nghĩa 1. Đại số gia tử là một cấu trúc đại số định lượng ngữ nghĩa của miền giá trị ngôn ngữ của biến ngôn ngữ [10].

Đại số gia tử của biến ngôn ngữ X có thể được biểu diễn dưới dạng cấu trúc đại số. Cấu trúc này là tập hợp năm thành phần $AX = (X, G, C, H, \leq)$. Trong đó X là tập hợp các giá trị của miền ngôn ngữ được coi là tập poset (tập có thứ tự một phần), G là một tập hợp các trình sinh, được thiết kế dưới dạng các thuật ngữ chính (biểu thức khuynh hướng ngữ nghĩa) được ký hiệu bởi c^- và c^+ , $G = \{c^-, c^+\}$, $c^- \leq c^+$, C là một tập hợp các hằng số, $C = \{0, W, 1\}$, (tương ứng là các phần tử bằng không, trung bình và đơn vị); H là tập hợp các phép toán một ngôi, $H = H^- \cup H^+$, H^- và H^+ là hai giá trị nhân tạo được tạo ra từ X bằng cách sử dụng các phép toán trong H , $\leq$ là quan hệ thứ tự từng phần trên X .

H^- là một tập hợp các giá trị giảm âm của X , $H^- = h_{-1}, h_{-2}, \dots, h_{-q}; h_{-1} < h_{-2} < \dots < h_{-q}$. H^+ là một tập hợp các giá trị gia tăng dương của X , $H^+ = h_1, h_2, \dots, h_p; h_1 < h_2 < \dots < h_p$. Dựa trên các thuộc tính ngữ nghĩa của X và H , các biến ngôn ngữ có thể được chứng minh một cách phù hợp. Các thành phần AX có một số thuộc tính sau:

$$\forall h \in H, x \in X : hx \leq x \text{ hoặc } hx \geq x; \quad (1)$$

$\forall h \in H, hx = x$ thì x là phần tử vĩnh viễn $H(x) = \{x | x \in C\}$.

$$\forall h \in H^- \rightarrow hc^+ \leq c^+, hc^- \geq c^- \quad (2)$$

$$\forall h \in H^+ \rightarrow hc^+ \geq c^+, hc^- \leq c^- \quad (3)$$

Định nghĩa 2. Độ đo tính mờ là một biểu diễn liên kết khoảng mờ với đại số gia tử.

Ký hiệu fm là phép đo mờ của một phần tử x trong X và $\mu(h)$ là phép đo mờ trong miền H . $X \rightarrow [0, 1], \forall h \in H$ do đó fm có các thuộc tính như sau:

$$fm(c^+) + fm(c^-) = 1; \quad (4)$$

$$\sum_{h \in H} fm(hx) = fm(x), \forall x \in X$$

$$fm(0) = fm(W) = fm(1) = 0 \quad (5)$$

$$\mu(h) = \frac{fm(hx)}{fm(x)} = \frac{fm(hy)}{fm(y)}, \forall x, y \in X, h \in H \quad (6)$$

$$fm(hx) = \mu(h) fm(x), \forall x \in X \quad (7)$$

$$\sum_{i=-q, i \neq 0}^p fm(h_i x) = fm(x) \quad (8)$$

$$fm(x) = fm(h_n h_{n-1} \dots h_1 c) = \mu(h_n) \mu(h_{n-1}) \dots \mu(h_1) fm(c) \quad (9)$$

$$\sum_{i=1}^q fm(h_i) = \alpha, \sum_{i=1}^p fm(h_i) = p \quad (10)$$

$$\alpha, \beta > 0, \alpha + \beta = 1$$

Định nghĩa 3. Ánh xạ định lượng ngữ nghĩa trong đại số gia tử là phép biến đổi biến ngôn ngữ thành giá trị thực [11].

Ánh xạ định lượng ngữ nghĩa trong HA gọi là hàm $v(\cdot)$. Hàm này được sử dụng để biến đổi một biến ngôn ngữ thành các giá trị thực, $v: X \rightarrow [0, 1], \forall h \in H$.

$$v(W) = \theta = fm(c^-); \quad (11)$$

$$v(c^-) = \theta - \alpha fm(c^-) = \beta fm(c^-);$$

$$v(c^+) = \theta + \alpha fm(c^+) = 1 - \beta fm(c^+).$$

$$v(h_j x) = v(x) + \text{sgn}(h_j x) \left(\sum_{i=\text{sgn}(j)}^j fm(h_i x) - \varpi(h_j x) fm(h_j x) \right) \quad (12)$$

trong đó

$$(h_j x) = \frac{1}{2} [1 + \text{sgn}(h_p, h_j)(\beta - \alpha)], -q \leq j \leq p, j \neq 0. \quad (13)$$

B. Mô hình HA-FIS

Hệ thống suy luận mờ thường bao gồm bốn mô-đun (Fuzzification, Inference Defuzzification, Knowledgebase) như minh họa trong hình 1. Cơ sở quy tắc mờ là một tập hợp các câu lệnh ngôn ngữ ở dạng “**NẾU** một tập hợp các điều kiện được thỏa mãn, **THÌ** một tập hợp hệ quả được suy ra”. Biểu diễn toán học hệ công cụ suy luận HA_FIS được thể hiện trong (14).

$$R_j: \text{IF } x_1 \text{ is } A_{1,j} \text{ AND } \dots \text{ AND } x_n \text{ is } A_{n,j} \text{ THEN } y_j \text{ is } B_j \quad (14)$$

trong đó $x_1, x_2, \dots, x_n$ là các biến ngữ nghĩa. $A_i(k_i)$, $i = 1, 2, \dots, n$ là các giá trị ngôn ngữ của biến ngôn ngữ x_i ; B_j là biến ngôn ngữ đầu ra của quy tắc thứ j ; tập hợp các quy tắc là $L, j = 1, 2, \dots, L$.

Đầu ra của mô hình Mamdani FIS (M-FIS) là giá trị đầu ra không liên tục trong khi đầu ra của mô hình Sugeno FIS (S-FIS) là các giá trị thực. Giống như cách

tiếp cận của mô hình S-FIS, mô hình HA-FIS có thể được xem như một hệ thống đầu ra tuyến tính từng phần. Trong đó, kết quả nhận được bằng cách sử dụng giá trị trung bình có trọng số kết quả của các quy tắc. Biểu diễn toán học về suy luận của mô hình HA-FIS được thể hiện như sau:

R_j: IF x_1 is $A_{1j}(k_1)$ AND...AND x_n is $A_{nj}(k_n)$ THEN

$$y_j = \varphi_j(x_1, x_2, \dots, x_n, p_{1j}, p_{2j}, \dots, p_{nj}) \quad (15)$$

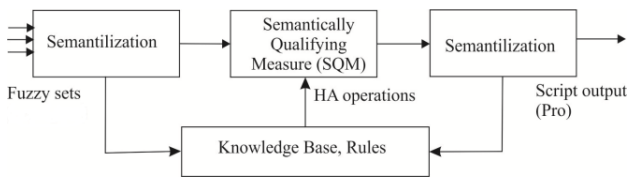
$$\text{Hoặc } y_j = p_{0j} + p_{1j}x_1 + p_{2j}x_2, \dots, p_{nj}x_n.$$

Trong đó $x_1, x_2, \dots, x_n$ là các biến ngữ nghĩa, $j=1, \dots, L$ là hệ luật thứ j , L là số luật, $p_{0j}, p_{1j}, \dots, p_{nj}$ là các tham số của hệ luật thứ j , $A_{ij}(k_j)$ là các giá trị ngôn ngữ của biến ngôn ngữ x_i trong quy tắc thứ j với thành viên của nó là $\mu_{k_j}(x_i)$; K_i là một số tập mờ của biến ngôn ngữ x_i , $k_i=1, 2, \dots, K_i$. $\varphi_j(\cdot)$ là một hàm trơn (hàm tuyến tính). Chúng ta có các giá trị của mô hình HA-FIS là

$$y_j(\text{HA-FIS}) = \frac{\sum_{j=1}^L \prod_{i=1}^n \eta_j(k_i) \times \varphi_j(x_1, x_2, \dots, x_n; p_{1j}, p_{2j}, \dots, p_{nj})}{\sum_{j=1}^L \prod_{i=1}^n \eta_j(k_i)} \quad (16)$$

C. Xây dựng thành phần HA-FIS

Để xây dựng các thành phần của HA-FIS trước tiên chúng ta giả thiết $\Delta_i, \Delta_j, \Delta_k$ là giá trị chênh lệch giá trị cường độ sáng của một điểm ảnh so với các điểm ảnh liền kề (các giá trị này sẽ được làm rõ hơn trong phần III). Các thành phần chính của mô hình này được thể hiện trong hình 1.



Hình 1. Các thành phần chính của HA-FIS

Trong hình 1, khối Semantization chịu trách nhiệm chuyển các giá trị ngôn ngữ nguồn thành ngữ nghĩa động tương ứng của chúng trong quá trình xử lý tuyến tính. Miền ngữ nghĩa ngôn ngữ được chuẩn hóa trong khoảng đơn vị $[0, 1]$. Chúng ta ký hiệu x là một biến ngôn ngữ trong một khoảng thực $[a, b]$, ta có biến ngữ nghĩa riêng (x_h) như sau:

$$\text{Norm}(x) = x_h = \frac{x-a}{b-a} \quad (17)$$

Xem xét các tham số đầu vào, chúng ta có các tham số Δ_i, Δ_j và Δ_k đại diện cho các tham số đầu vào của các tập mờ. Đầu ra FIS là số liệu xác suất được sử dụng để xác định điểm ảnh mà chúng ta đang xem xét có phải là điểm biên hay không. Chúng tôi chọn hai biến ngôn ngữ là nhỏ và lớn trong một miền ngữ nghĩa. Gọi θ, α là các tham số giá trị ta có

$$v(x_{small}) = \theta(1-\alpha), v(x_{big}) = \theta(1-\alpha) + \alpha \quad (18)$$

Khối đo lường chất lượng ngữ nghĩa (SQM - Semantically Qualifying Measure) chuyển các giá trị ngữ nghĩa của ngôn ngữ thành các giá trị thực bằng các toán tử đại số. Giả sử $v(x_i), v(x_*)$ và $v(x_k)$ là các giá trị ngôn ngữ định lượng có thứ tự trong một miền ngữ nghĩa, $v(x_i) \leq v(x_*) \leq v(x_k)$. Chúng ta xác định một ma trận mức độ gần gũi η . η mô tả mối tương quan về khoảng cách của các giá trị này như sau:

$$\eta_i = \frac{v(x_k) - v(x_*)}{v(x_k) - v(x_i)}, \eta_k = \frac{v(x_*) - v(x_i)}{v(x_k) - v(x_i)} \quad (19)$$

trong đó $0 \leq \eta_i, \eta_k \leq 1, \eta_i + \eta_k = 1$.

Từ những kinh nghiệm trong nghiên cứu ứng dụng đại số gia tử trước đây kết hợp với kết quả phát hiện đường biên với cơ sở dữ liệu trong [12], chúng tôi nhận thấy rằng các tham số của quy tắc η_i, η_k cần được tối ưu hóa bởi thuật toán di truyền để các tham số này có thể tác động tới kết quả theo hướng tốt hơn. Do đó, mối quan hệ giữa vector đầu vào mờ và vector đầu ra mờ được minh họa như sau:

$$Y = X \circ P \quad (20)$$

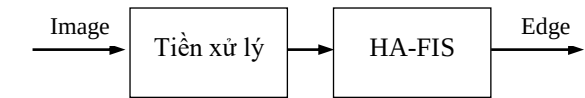
hoặc

$$x_i \xrightarrow{P} y_i; X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T, Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T.$$

III. PHÁT HIỆN ĐƯỜNG BIÊN QUA HA-FIS

A. Sơ đồ khối hệ thống

Trong phần này chúng tôi đề xuất mô hình phát hiện đường biên của hình ảnh sử dụng HA-FIS. Sơ đồ khối hệ thống thể hiện trong hình 2.



Hình 2. Mô hình phát hiện đường biên

Như chúng tôi đã phân tích, cách tiếp cận sử dụng Fuzzy logic có ưu điểm là thành công trong việc phát hiện đường biên tại các điểm giao cắt. Tuy nhiên, nhược điểm của nó là thời gian thực hiện lâu và gây khó khăn khi áp dụng vào trong các hệ thống nhúng, hệ thống IoT (Internet of Thing). Đối với cách tiếp cận sử dụng gia tử sẽ có thời gian phát hiện nhanh và dễ dàng áp dụng vào các hệ thống nhúng có bộ nhớ nhỏ. Khi đã giải xong bài toán gia tử chúng ta có thể lập trình nhúng để phát hiện đường biên của hình ảnh chỉ với một chương trình nhỏ với khoản sáu mươi flops.

Trong hình 2, khối tiền xử lý có nhiệm vụ tính toán độ chênh lệch về cường độ sáng của mỗi điểm ảnh so với các điểm liền kề theo (21). Quá trình xây dựng và các thành phần HA-FIS được xây dựng trong phần B và C.

B. Tiền xử lý

Gọi $I(m, n)$ là một hình ảnh đầu vào. Đối với mỗi điểm ảnh được xem xét chúng ta tính giá trị chênh lệch cường độ sáng của mỗi điểm ảnh như sau

$$\Delta_i = I_i - I_c \quad (21)$$

Trong đó I_c là giá trị cường độ sáng của điểm ảnh mà chúng ta đang xem xét. Vị trí của các điểm ảnh I_i trong (21) được thể hiện trong hình 3. Trong hình 3, I_c là giá trị cường độ sáng của điểm ảnh.

I_1	I_2	I_3
I_4	I_c	I_5
I_6	I_8	I_8

Hình 3. Vị trí của các điểm ảnh

C. Xây dựng hệ luật mờ

Trong phần này chúng tôi áp dụng hệ luật mờ đã được xây dựng cho [8] để xây dựng hệ luật mờ cho HA-FIS. Giả thiết P chính là điểm ảnh mà chúng ta đang xem xét. Mười hai luật này được xây dựng như sau:

Luật 1: Nếu $\Delta_1 = H$ và $\Delta_2 = H$ và $\Delta_8 = L$ thì P là điểm cạnh biên (ĐCB).

Luật 2: Nếu $\Delta_1 = H$ và $\Delta_4 = H$ và $\Delta_8 = L$ thì P là ĐCB.

Luật 3: Nếu $\Delta_2 = H$ và $\Delta_3 = H$ và $\Delta_8 = L$ thì P là ĐCB.

Luật 4: Nếu $\Delta_4 = H$ và $\Delta_6 = H$ và $\Delta_8 = L$ thì P là ĐCB.

Luật 5: Nếu $\Delta_1 = H$ và $\Delta_2 = H$ và $\Delta_7 = L$ thì P là ĐCB.

Luật 6: Nếu $\Delta_1 = H$ và $\Delta_4 = H$ và $\Delta_7 = L$ thì P là ĐCB.

Luật 7: Nếu $\Delta_2 = H$ và $\Delta_3 = H$ và $\Delta_7 = L$ thì P là ĐCB.

Luật 8: Nếu $\Delta_4 = H$ và $\Delta_6 = H$ và $\Delta_7 = L$ thì P là ĐCB.

Luật 9: Nếu $\Delta_1 = H$ và $\Delta_2 = H$ và $\Delta_5 = L$ thì P là ĐCB.

Luật 10: Nếu $\Delta_1 = H$ và $\Delta_4 = H$ và $\Delta_5 = L$ thì P là ĐCB.

Luật 11: Nếu $\Delta_2 = H$ và $\Delta_3 = H$ và $\Delta_5 = L$ thì P là ĐCB.

Luật 12: Nếu $\Delta_4 = H$ và $\Delta_6 = H$ và $\Delta_5 = L$ thì P là ĐCB.

Mức ngưỡng được xem là H nếu có $\Delta > 3$ và được xem là L nếu ngược lại. Mức ngưỡng này đã được nghiên cứu và đưa ra bởi nghiên cứu [8]. Trong giới hạn của nghiên cứu này chúng tôi chỉ đề xuất một số luật như đã được đề xuất ở trên. Ngoài các hệ luật trên còn có nhiều luật khác để hoàn thiện nghiên cứu việc phát hiện tất cả các khả năng phát hiện đường biên. Ví dụ, hệ luật phát hiện đường biên rộng một điểm cao (one pixel wide) mà trong hệ luật chưa có luật phát hiện đường biên rộng một điểm thấp

D. Tham số so sánh

Trong nghiên cứu này chúng tôi sử dụng RMSE (Root Mean Square Error) để đánh giá kết quả của nghiên cứu khi so sánh với phương pháp khác. RMSE được sử dụng để đánh giá kết quả của một phép toán trước và sau khi nó bị tác động. RMSE được xác định như sau:

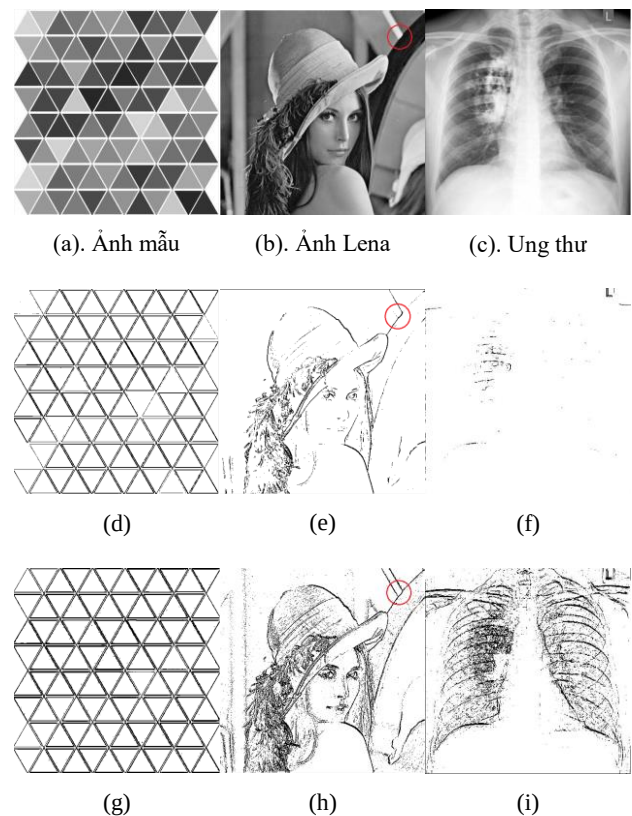
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m.n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (In(i, i) - I(i, j))^2} \quad (22)$$

Trong đó m, n là kích thước của ảnh. $In(i, j)$ là kết quả phát hiện đường biên của ảnh khi có nhiễu. $I(i, j)$ là kết quả phát hiện đường biên của ảnh khi không có nhiễu.

IV. MÔ PHỎNG VÀ KẾT QUẢ

Để kiểm nghiệm những kết quả thực tiễn của việc ứng dụng đại số gia tử trong việc phát hiện đường biên của hình ảnh, trong phần này chúng tôi sẽ chọn một hình ảnh mẫu và một ảnh thực tế để phát hiện đường biên và so sánh kết quả phát hiện đường biên của hình ảnh. Chúng tôi so sánh kết quả ứng dụng HA để phát hiện đường biên với phương pháp ứng dụng Fuzzy logic (FL) [8]. Kết quả được thể hiện trong hình 4.

Trong hình 4, hình 4.d.e.f là kết quả phát hiện đường biên sử dụng Fuzzy logic, hình 4.g.h.i là kết quả phát hiện đường biên sử dụng HA.

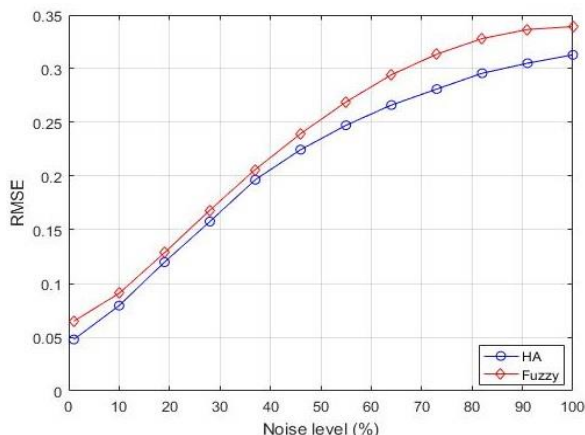


Hình 4. Kết quả phát hiện đường biên

Đối với ảnh mẫu, chúng ta dễ dàng nhận thấy rằng cả hai phương pháp đều phát hiện các điểm giao cắt khá tốt. Tuy nhiên, phương pháp phát hiện đường biên ứng dụng FL thất bại trong việc phát hiện đường biên tại một số vùng nhạy cảm, có độ chênh lệch về cường độ sáng không cao trong khi phương pháp phát hiện đường biên ứng dụng HA thành công trong việc phát hiện đường biên của ảnh tại những vùng có độ chênh lệch về cường độ nhỏ, các điểm quan trọng trong việc phân lớp và phát hiện các đặc trưng của hình ảnh. Đối với ảnh ung thư phổi (được lấy trên trang web của bệnh viện quân đội 108) chúng ta nhận thấy ứng dụng HA có thể phát hiện

được vùng biên ung thư trong khi FL không phát hiện được các vùng này.

Trong hình 4 chúng tôi có khoanh đỏ vùng ảnh gốc và ảnh sau khi phát hiện đường biên. Chúng ta có thể thấy khi sử dụng giả tử chúng ta phát hiện ra được hai điểm giao cắt chữ “T” nên có thể phân vùng ảnh này làm ba phần trong khi sử dụng FL chúng ta chỉ phát hiện được một điểm giao cắt chữ “T”.



Hình 5. So sánh RMSE

Để so sánh kết quả phát hiện đường biên của cả hai phương pháp trên khi ảnh đầu vào bị nhiễu chúng tôi sử dụng một cơ sở dữ liệu bao gồm nhiều hình ảnh (có bao gồm ảnh Lena và ảnh ung thư phổi). Chúng tôi thực hiện thêm nhiễu vào các ảnh gốc với các mức độ nhiễu khác nhau sau đó tiến hành phát hiện đường biên của ảnh nhiễu này sử dụng hai phương pháp ứng dụng FL và HA. Trong quá trình thêm nhiễu chúng tôi sử dụng câu lệnh *imnoise* trong Matlab với loại nhiễu là “salt & pepper” và tham số nhiễu là noise level. Quá trình này sẽ tác động tới $k \times p$ điểm ảnh của ảnh. Trong đó k là mức nhiễu, p là số điểm ảnh của ảnh (được giải thích bởi Matlab). Chúng tôi thực hiện tính RMSE (21) của các ảnh đường biên khi có nhiễu so với ảnh đường biên khi không có nhiễu. Chúng tôi tính giá trị trung bình RMSE của các ảnh đường biên trước và sau khi thêm nhiễu với mức độ nhiễu khác nhau. Kết quả so sánh được thể hiện trên hình 5.

Trên hình 5, trục nằm ngang thể hiện phần trăm điểm ảnh của hình ảnh bị tác động bởi nhiễu. Hình 5 cho thấy phương pháp phát hiện đường biên sử dụng HA có tính kháng nhiễu tốt hơn so với phương pháp sử dụng FL. Khi thêm nhiễu vào ảnh và tiến hành phát hiện đường biên bằng cả hai phương pháp thì phát hiện bằng HA có mức độ sai khác ít hơn so với FL khi so sánh với các kết quả phát hiện tương ứng khi chưa có nhiễu.

V. KẾT LUẬN

Trong nghiên cứu này chúng tôi đã đề xuất sử dụng HA để phát hiện đường biên của hình ảnh. Kết quả ban đầu cho thấy khi sử dụng HA phát hiện đường biên của hình ảnh thì các điểm giao cắt, góc không bị mất đi đồng thời có thể phát hiện được các đường biên tại vùng có chênh lệch cường độ nhỏ. Thực hiện cũng cho thấy khi ứng dụng HA có khả năng chống nhiễu tốt. Nghiên cứu có thể áp dụng trí tuệ nhân tạo kết hợp với HA để chuyển từ phát hiện đường biên thành phát hiện đường bao của ảnh.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Canny, J., “A Computational Approach To Edge Detection,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 8(6):679–698, 1986.
- [2] I. Sobel, and G. Feldman, “A 3x3 Isotropic Gradient Operator for Image Processing,” Pattern Classification and Scene Analysis, pp. 271-272, 1973.
- [3] L.S. Davis, “A survey of edge detection techniques,” Computer Graphics and Image Processing, vol 4, no. 3, pp 248-260, 1975.
- [4] Prewitt, J.M.S., “Object Enhancement and Extraction,” Picture processing and Psychopictorics. Academic Press. 1970.
- [5] M. Juneja, and P.S. Sandhu, “Performance Evaluation of Edge Detection Techniques for Images in Spatial Domain,” International Journal of Computer Theory and Engineering, Vol. 1, No. 5, December, 2009.
- [6] M.A. El-Sayed et al., “Automated Edge Detection Using Convolutional Neural Network,” (IJACSA) International Journal of Advanced Computer Science and Applications, Vol. 4, No. 10, 2013.
- [7] S.M.Bhandarkar et al., “An edge detection technique using genetic algorithm-based optimization,” Pattern Recognition, V 27, IS 9, pp.1159-1180, 1994.
- [8] I. Haq et al., “Fuzzy logic based edge detection in smooth and noisy clinical images,” PLOS ONE, September 25, 2015.
- [9] S.I. Jabbar et al., “Using fuzzy inference system for detection the edge of musculoskeletal ultrasound images,” IEEE International Conference on Fuzzy Systems, 2019.
- [10] Ho N. C. and Wechler W, “Hedge algebras: An algebraic approach to structures of sets of linguistic domains of linguistic truth variable,” Fuzzy Sets and Systems 35 (3), 281-293, 1990.
- [11] 3. Ho N. C. and Wechler W, “Extended hedge algebras and their application to Fuzzy logic,” Fuzzy Sets and Systems 52, pp. 259-281, 1992.
- [12] http://sipi.usc.edu/database/?fbclid=IwAR0ZJGSgcsFjw5CpI5oREnrZ-Qm_xrPgJ0xQekDtWuyBxJa8HYSFbx_C_8Y. accessed 5/2021.

APPLYING HEGDE ALGEBRAS INTO FUZZY INFERENCE SYSTEM FOR IMAGE EDGE DETECTION

Abstract: Edge detection is one of the most important research areas in the field of image processing. Initially, spatial filters were used to detect image boundaries (Canny, LoG, Sobel,...). The advantage of these conventional methods is fast border detection, but there is a huge disadvantage that they often fail to detect intersections between edges. Recently, there are a lot of studies using fuzzy inference (Fuzzy Logic) to detect the border of the image. These studies are quite new and have achieved certain successes, but the disadvantage is that the detection time extremity increases as the rule system increases. In this study, we propose the application of Hedge Algebras as the basis for a fuzzy inference system to detect image edges. The initial results of the study show that the proposed method provides better results than other previous methods and has potential development.

Keywords: Detection edge, Fuzzy logic, Hedge Algebra.



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



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**



Nguyễn Thiên Tân tốt nghiệp đại học Bách Khoa Hà Nội (2003), Thạc sỹ chuyên ngành Kỹ thuật điện tử tại Viện Đại Học Mở HN (2014). Hiện đang là Giảng viên tại Khoa Điện tử, Đại học KT-KT Công Nghiệp. Các lĩnh vực nghiên cứu gồm: Xử lý tín hiệu, Mạng truyền thông không dây.

Email: **nttan@uneti.ed.vn**



Châu Thanh Phương tốt nghiệp ngành Điện tử viễn thông Đại học Bách Khoa Hà Nội (2000), Thạc sỹ chuyên ngành Kỹ thuật điện tử tại Học viện Kỹ thuật quân sự (2009). Hiện đang là Giảng viên tại Khoa Điện tử, Đại học KTKT Công Nghiệp. Các lĩnh vực nghiên cứu bao gồm: Giấu tin, điều khiển và bảo mật mạng.

Email: **ctphuong@uneti.edu.vn**