

ĐẠI HỌC QUỐC GIA HÀ NỘI
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ

LÊ THỊ KIM NGÀ

NGHIÊN CỨU PHÁT HIỆN
MẪU CHẤT LIỆU TRONG ẢNH

Chuyên ngành: Khoa học máy tính

Mã số: 62 48 01 01

TÓM TẮT LUẬN ÁN TIẾN SĨ CÔNG NGHỆ THÔNG TIN

HÀ NỘI - 2014

Công trình được hoàn thành tại: Trường Đại học Công nghệ - Đại học Quốc gia Hà Nội.

Người hướng dẫn khoa học:

1. PGS.TS. Đỗ Năng Toàn
2. PGS.TS. Đinh Mạnh Tường

Phản biện 1: PGS.TS. Ngô Quốc Tạo

Phản biện 2: PGS.TS. Huỳnh Quyết Thắng

Phản biện 3: TS. Nguyễn Thanh Hải

Luận án được bảo vệ trước Hội đồng cấp Đại học Quốc Gia chấm luận án tiến sĩ họp tại Phòng 212-E3, Trường Đại học Công nghệ, 144 Xuân Thủy, Cầu Giấy, Hà Nội.

Vào hồi 9 giờ 00 ngày 25 tháng 01 năm 2014

Có thể tìm hiểu luận án tại:

- Thư viện Quốc gia Việt Nam
- Trung tâm Thông tin - Thư viện, Đại học Quốc gia Hà Nội

MỞ ĐẦU

1. Tính cấp thiết của luận án

Ngày nay công nghệ thông tin đã và đang được ứng dụng vào hầu hết mọi lĩnh vực từ khoa học đến đời sống xã hội, đặc biệt là vấn đề an ninh, kinh tế quốc gia trong đó có giám sát tự động. Phát hiện chất liệu da mặt trong các hệ thống phát hiện nhận dạng khuôn mặt, phát hiện khói lửa để cảnh báo hỏa hoạn, xây dựng rô bốt thông minh v.v. Hơn nữa, mọi đối tượng trong thực tế đều được cấu tạo từ các chất liệu khác nhau, do đó trong một ngữ cảnh cụ thể có thể phát hiện đối tượng dựa vào phát hiện một hoặc một vài chất liệu tạo nên đối tượng đó. Bài toán này không những trợ giúp trong việc tìm kiếm các loại đối tượng mà còn là một vấn đề quan trọng trong thị giác máy. Có một số nghiên cứu liên quan đến chủ đề này nhưng chỉ được quan tâm một cách rời rạc và chỉ là bài toán nhận dạng từ các ảnh chất liệu đơn, dù thế cho đến nay phát hiện, nhận dạng chất liệu vẫn là bài toán mở và được nhiều quan tâm nghiên cứu.

Con người thường đánh giá và cảm nhận chất liệu thông qua các giác quan như đánh giá độ thô, độ mịn, mềm, dẻo v.v, nhưng rất khó diễn đạt mô tả chất liệu. Hơn nữa chất liệu ở đây chỉ xét trên phương diện hình ảnh nên việc mô tả, biểu diễn và phát hiện chúng lại càng khó khăn hơn. Phát hiện mẫu chất liệu được xác định theo nhiều cách, ở đây phát hiện mẫu chất liệu chính là tìm một mẫu chất liệu cho trước có trong bức ảnh nào đó hay không hay nói khác hơn xác định vùng chứa mẫu chất liệu trên ảnh. Với con người thì điều này là dễ dàng nhưng với máy tính thì là một vấn đề cực kỳ khó vì con người có thể nhìn thấy chất liệu theo nhiều hướng tại một thời điểm, còn máy tính chỉ thấy được hướng của chất liệu cũng như ở một tỉ lệ cụ thể, ánh sáng cũng ảnh hưởng nhiều đến thể hiện của chất liệu, do đó để thu nhận được các thuộc tính chất liệu từ ảnh bề mặt của nó là vấn đề cần phải được nghiên cứu nhiều một phần do tính đa dạng của chất liệu, mỗi loại chất liệu có vô vàn thể hiện của nó, ví dụ chất liệu gỗ thì gỗ hương có đường vân khác với gỗ mít, với mỗi một loại mẫu chất liệu được thu nhận dưới một điều kiện môi trường khác nhau cũng rất khác nhau, nhưng đối với mẫu chất liệu thì có thể hai mẫu chất liệu khác nhau nhưng trông chúng rất giống nhau. Muốn phát hiện được chất liệu thông qua mẫu chất liệu trước hết cần phải biết nó là cái gì? Và mô tả như thế nào, từ đó mới có phương pháp hay kỹ thuật phát hiện phù hợp như mô hình tham số, mô hình cấu trúc, v.v. Do đó với bất kỳ một phương pháp hay kỹ thuật phát hiện mẫu chất liệu nào cũng thường có hai giai đoạn chính:

- ❖ Mô tả mẫu chất liệu
- ❖ Phát hiện dựa trên các mô tả mẫu chất liệu đó

Có nhiều phương pháp mô tả hay trích chọn đặc trưng ảnh nói chung đã được nghiên cứu từ rất lâu theo nhiều hướng tiếp cận: Thống kê, cấu trúc, mô hình, các bộ

lọc và gần đây là các mô tả kết hợp của các tiếp cận trên và tạo ra các đặc trưng hữu dụng trong việc mô tả các đối tượng, chất liệu trong một số trường hợp có sự thay đổi của mô trường thu nhận ảnh đó là các đặc trưng hay mô tả bất biến như các đặc trưng bất biến địa phương: SIFT (Scale Invariant Feature Transform) và các biến thể của nó, MSER (Maximally Stable Extremal Regions) v.v và một số khác xây dựng các đặc trưng bất biến từ các cách tiếp cận như đã trình bày ở trên.

Với các tiếp cận phát hiện mẫu chất liệu thường là tìm ra các cấu trúc mẫu chất liệu dựa trên các mô tả cho chất liệu, và việc phát hiện có thể dựa vào các phương pháp thống kê hay còn gọi là phương pháp định lượng hoặc các phương pháp cấu trúc hay còn gọi là phương pháp định tính.

Một phương pháp phát hiện mẫu chất liệu tốt cần đảm bảo hai yếu tố:

- 1) *Phát hiện được những trường hợp chất liệu bị thay đổi bởi các phép biến đổi hình học và ánh sáng.*
- 2) *Thuật toán phát hiện phải đảm bảo thời gian thực.*

Do tính đa dạng của chất liệu nên việc lựa chọn cũng như xây dựng mô tả biểu diễn mẫu chất liệu hiện đang vẫn còn là vấn đề mở và hết sức cần thiết đồng thời nghiên cứu các tiếp cận phát hiện mẫu chất liệu chính xác trên những mô tả đã xây dựng được cũng không kém phần quan trọng.

2. Mục tiêu của luận án

Nghiên cứu: “*Nghiên cứu phát hiện mẫu chất liệu trong ảnh*”, trong đó chú trọng các nội dung:

- *Mô tả và biểu diễn mẫu chất liệu* cho các loại chất liệu thông thường trong cuộc sống hằng ngày. Tìm ra các thuộc tính đặc tả cho chúng và kết hợp với các đặc trưng ảnh để tạo ra các mô tả cho các mẫu chất liệu khác nhau.
- *Nghiên cứu các phương pháp để phát hiện mẫu chất liệu* hợp lý nhằm tăng độ chính xác trong việc phát hiện và tốc độ tính toán đảm bảo thời gian thực.
- *Nghiên cứu bài toán phát hiện ảnh giả mạo dạng cắt dán* dựa trên tiếp cận phát hiện mẫu chất liệu.

3. Các đóng góp của luận án

- 1) Đề xuất kỹ thuật phát hiện mẫu chất liệu dựa vào đặc trưng bất biến địa phương trên cơ sở phân cụm các mối tương quan hình học của các đặc trưng địa phương để xác định cấu trúc mẫu chất liệu trên ảnh. Kỹ thuật này đã được đăng tải trong Kỷ yếu Hội nghị Quốc Gia về Công nghệ Thông tin và Truyền thông năm 2009, nhằm giải quyết bài toán trong trường hợp có sự thay đổi tỉ lệ, quay và một số phạm vi ánh sáng nhất định. Kết quả thực nghiệm cho thấy kỹ thuật đề xuất khá hiệu quả khi các mẫu chất liệu có kết

cấu không mịn, thô, có độ tương phản cao như gỗ, cỏ, vải, v.v. Qua đó, luận án cũng đã đề xuất ứng dụng kỹ thuật này để giải bài toán phát hiện ảnh số giả mạo dạng cắt dán trên cùng một ảnh trong trường hợp vùng giả mạo bị thay đổi hình học mà các kỹ thuật đương thời chưa giải quyết được, kết quả đã được đăng tải trên Tạp chí Tin học và Điều khiển học năm 2010.

- 2) Đề xuất sử dụng đặc trưng nhiều để biểu diễn và phát hiện mẫu chất liệu. Nhiều là thành phần không mong muốn, thông thường trong hầu hết các ứng dụng cần thiết phải loại bỏ chúng, song qua nghiên cứu về quá trình thu nhận ảnh thông qua màn phim và giá trị của điểm ảnh được nội suy từ một lân cận do đó chính bản thân mỗi điểm ảnh trên mẫu chất liệu phụ thuộc vào lân cận của nó rất nhiều và có nghĩa nhiều chất liệu luôn luôn tồn tại. Kỹ thuật này sử dụng phương pháp học tích lũy các mẫu nhiều chất liệu và dựa vào phân bố Gauss của độ tương quan để xác định mẫu chất liệu trên ảnh. Thực nghiệm cho thấy khả năng phát hiện các mẫu chất liệu khi có sự thay đổi ánh sáng là rất tốt và kết quả đã được đăng tải ở Tạp chí Khoa học và Công nghệ năm 2010 cùng với Hội nghị FAIR năm 2009.
- 3) Đề xuất một kỹ thuật mô tả và phát hiện dựa vào cấu trúc lặp lại của bản chất chất liệu đó là hình học Fractal. Đề xuất này nhằm giải quyết vấn đề thay đổi tỉ lệ toàn cục của mẫu chất liệu trên ảnh thông qua ý tưởng nén ảnh Fractal. Kỹ thuật được trình bày và đăng tải ở Hội nghị quốc tế ACM (iiWAS-MoMM2011) về Tính toán Thông tin và Truyền thông đa phương tiện năm 2011.

4. Bố cục của luận án

Ngoài phần kết luận, luận án được tổ chức thành bốn chương. Chương 1 giới thiệu tổng quan về khái niệm chất liệu, mẫu chất liệu và bài toán phát hiện mẫu chất liệu trong ảnh cũng như một số cơ sở lý thuyết để xây dựng các kỹ thuật được đề xuất trong các chương tiếp theo. Chương 2, luận án trình bày kỹ thuật phát hiện mẫu chất liệu dựa vào đặc trưng bất biến địa phương trong đó kết hợp mối quan hệ hình học của các đặc trưng để tìm ra mối tương quan giữa mẫu chất liệu và vùng chứa mẫu chất liệu trên ảnh, đồng thời trình bày ứng dụng tiếp cận phát hiện mẫu chất liệu cho bài toán phát hiện ảnh số giả mạo dạng cắt dán với vùng giả mạo bị thay đổi bởi phép quay và phép lấy tỉ lệ. Trong chương 3, luận án trình bày nhiều chất liệu và kỹ thuật phát hiện mẫu chất liệu dựa trên đặc trưng nhiều chất liệu, kỹ thuật nhằm khắc phục khó khăn trong trường hợp mẫu chất liệu bị thay đổi ánh sáng. Chương 4, luận án trình bày kỹ thuật phát hiện các mẫu chất liệu có cấu trúc lặp lại các chi tiết ở mỗi tỉ lệ khác nhau dựa vào hình học Fractal trên cơ sở hệ hàm lặp IFS(Iterated Function System).

Chương 1. TỔNG QUAN VỀ PHÁT HIỆN MẪU CHẤT LIỆU TRONG ẢNH

1.1. Chất liệu và bài toán phát hiện mẫu chất liệu trong ảnh

1.1.1. Chất liệu và mẫu chất liệu

Mẫu chất liệu được hiểu theo hai khía cạnh:

- 1) Mẫu chất liệu có mô hình biểu diễn: Các chuyên gia có thể tìm ra công thức, quy tắc để biểu diễn chất liệu cụ thể trong môi trường ảnh số, ví dụ: chất liệu da xét trong không gian màu YCrCb có công thức: $135 < Cr < 185; 85 < Cb < 135; Y > 80$.
- 2) Mẫu chất liệu không có mô hình biểu diễn: Trường hợp này mẫu chất liệu gì ta không biết được, chỉ xem nó như là một hoặc một số bức ảnh.

1.1.2. Bài toán phát hiện mẫu chất liệu

Đầu vào: Mẫu chất liệu \mathcal{M} và ảnh vào \mathcal{I}

Đầu ra: Xác định các vùng chứa mẫu chất liệu \mathcal{M} trên ảnh \mathcal{I}

1.1.3. Các thách thức của phát hiện mẫu chất liệu trong ảnh

Phần này luận án trình bày những khó khăn thách thức đối với bài toán phát hiện mẫu chất liệu trong ảnh do điều kiện thu nhận ảnh từ môi trường gồm: các phép biến đổi hình học, ánh sáng, v.v.

1.2. Các cách tiếp cận phát hiện mẫu chất liệu trong ảnh

Phần này luận án trình bày các tiếp cận phát hiện mẫu chất liệu trong ảnh dựa vào đặc trưng địa phương, đặc trưng toàn cục, tiếp cận dựa theo mô hình.

1.3. Kết luận và vấn đề nghiên cứu

Trong chương này, luận án đã trình bày các khái niệm về chất liệu, mẫu chất liệu và bài toán phát hiện mẫu chất liệu trong ảnh cũng như những thách thức đặt ra trong thực tế của bài toán. Trên cơ sở đó, hệ thống hóa các nghiên cứu liên quan theo các cách tiếp cận biểu diễn và phát hiện chất liệu nhằm mục đích xây dựng một số thuật toán phát hiện mẫu chất liệu trong ảnh nhằm khắc phục những trường hợp có sự biến đổi hình học và quang học trong quá trình thu nhận ảnh như phép thay đổi tỉ lệ, thay đổi quay, dịch chuyển và thay đổi ánh sáng. Đồng thời với đó là nghiên cứu ứng dụng của kỹ thuật đề xuất vào các bài toán có tính thời sự như bài toán phát hiện ảnh số giả mạo, bài toán giám sát tự động v.v.

Chương 2. PHÁT HIỆN MẪU CHẤT LIỆU DỰA VÀO ĐẶC TRƯNG BẤT BIẾN ĐỊA PHƯƠNG

2.1. Đặt vấn đề

2.2. Trích chọn đặc trưng bất biến địa phương cho mẫu chất liệu

2.2.1. Tìm các điểm bất biến địa phương trên không gian tỉ lệ

Các đặc trưng bất biến tỉ lệ chính là các điểm bất biến trên không gian tỉ lệ.

Xây dựng không gian tỉ lệ cho ảnh. Không gian tỉ lệ được xây dựng bằng nhân cuộn của ảnh với kernel, kernel phù hợp nhất được chứng minh là kernel Gauss. Do đó không gian tỉ lệ được xây dựng bằng hàm liên tục sau bằng hàm $L(x, y, \sigma)$. Trong đó:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y)$$

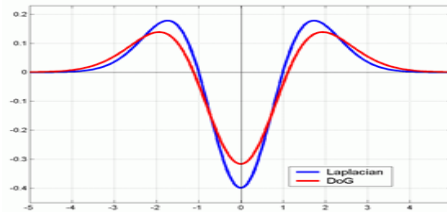
$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma} e^{-(x^2+y^2)/2\pi}$$

Các điểm bất biến tỉ lệ chính là các cực trị trên không gian tỉ lệ. Có thể tìm các điểm này bằng cách chọn các điểm cực trị trên không gian các hàm D tính được bằng phép trừ ảnh đơn giản:

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y)$$

$$= L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma)$$

Từ đó có thể ta thấy rằng cực trị trên không gian tỉ lệ $L(x, y, \sigma)$ chính là lấy cực trị trên hàm $D(x, y, \sigma)$. Hình 2.1 minh họa $D(x, y, \sigma)$ là xấp xỉ của $L(x, y, \sigma)$.



Hình 2.1 $D(x, y, \sigma)$ xấp xỉ với $L(x, y, \sigma)$.

• **Xác định chính xác vị trí của các đặc trưng** : Năm 2002 Brown và Lowe đã đề xuất kỹ thuật nội suy để xác định chính xác vị trí keypoint bằng cách sử dụng khai triển Taylor của hàm không gian tỉ lệ $D(x, y, \sigma)$ với gốc tại vị trí điểm mẫu :

$$D(X) = D + \frac{\partial D^T}{\partial X} X + \frac{1}{2} X^T \frac{\partial^2 D}{\partial^2} X \quad (2.1)$$

D là giá trị đạo hàm tại $X = (x, y, \sigma)$. Xác định vị trí của cực trị \hat{X} bằng cách giải các phương trình $\partial D(X)_x=0, \partial D(X)_y=0, \partial D(X)_\sigma = 0$.

Khi đó:

$$\hat{X} = - \frac{\partial^2 D^{-1} \partial D}{\partial X^2 \partial x} \quad (2.2)$$

Thực chất đạo hàm của D cũng được xác định bằng cách lấy hiệu các điểm mẫu lân cận, nên chi phí tính toán của giai đoạn này cũng nhỏ. Nếu $\hat{X} > 0.5$ theo mỗi hướng thì nghĩa là nó gần với các điểm mẫu khác đã được chọn, nên ta phải thực hiện nội suy để thay cho điểm đó.

• **Loại bỏ điểm có độ tương phản thấp** : Để loại bỏ các điểm có độ tương phản thấp ta phải kiểm chứng bằng giá trị của $D(\hat{X})$ bằng cách thay (2.2) vào phương trình (2.1) ta được :

$$D(\hat{X}) = D + \frac{1}{2} \frac{\partial D^T}{\partial X} \hat{X} \quad (2.3)$$

Theo thực nghiệm thì điểm mẫu bị bỏ khi $|D(\hat{X})| \leq 0.03$

• **Loại bỏ các keypoint dọc theo biên** :

Sử dụng cách tiếp cận của Harris và Stephens năm 1988. Ta xét đường cong chính của ảnh bằng ma trận Hessian :

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix}$$

Các đạo hàm này được tính bằng cách lấy hiệu các điểm mẫu lân cận.

Sau đó tìm được các trị riêng của H là α, β .

$$Tr(\mathbf{H}) = D_{xx} + D_{yy} = \alpha + \beta \quad \alpha = r\beta$$

$$Det(\mathbf{H}) = D_{xx}D_{yy} - (D_{xy})^2 = \alpha\beta$$

$$\frac{Tr(\mathbf{H})^2}{Det(\mathbf{H})} = \frac{(\alpha + \beta)^2}{\alpha\beta} = \frac{(r\beta + \beta)^2}{r\beta^2} = \frac{(r+1)^2}{r}$$

Loại bỏ keypoint chính xác xác định được nếu thỏa mãn bất đẳng thức:

$$\frac{Tr(H)^2}{Det(H)} < \frac{(r+1)^2}{r} \quad (2.4)$$

Với r chọn được theo thực nghiệm của chúng tôi là $r=10$.

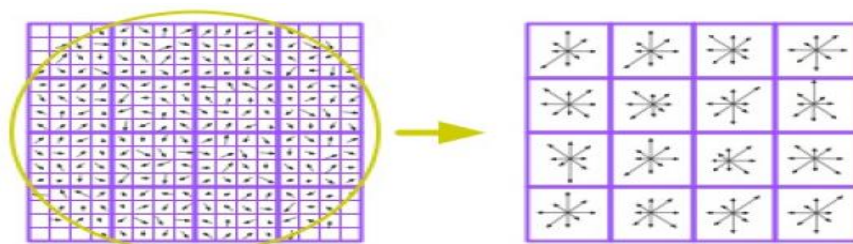
Sau một quá trình nhiều bước chúng ta chọn ra được các điểm bất biến tỉ lệ

2.2.2. Xây dựng mô tả địa phương

Để các điểm bất biến với phép quay và các ảnh hưởng khác do hướng thu nhận khác nhau. Trước hết, một cách hiệu quả nhất đó là sử dụng hướng và độ lớn gradient cho mỗi điểm mẫu. Mỗi điểm mẫu xác định bằng vị trí và tỉ lệ, chúng ta có thể gán hướng $\theta(x, y)$ và độ lớn $m(x, y)$ gradient như sau:

$$\theta(x, y) = \tan^{-1}((L(x, y + 1) - L(x, y - 1)) / (L(x + 1, y) - L(x - 1, y))) \quad (2.5)$$

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x + 1, y) - L(x - 1, y))^2 + (L(x, y + 1) - L(x, y - 1))^2} \quad (2.6)$$



Gradient ảnh

Mô tả điểm bất biến tỉ lệ

Hình 2.2. Minh họa cách xây dựng mô tả cho các điểm bất biến tỉ lệ

2.3. Phát hiện mẫu chất liệu dựa đặc trưng bất biến địa phương

2.3.1. Đối sánh dựa vào phương pháp lân cận gần nhất

Trước hết, trích chọn các đặc trưng bất biến địa phương SIFT cho ảnh vào \mathcal{J} mẫu chất liệu \mathcal{M} . Mỗi đặc trưng được xác định bởi vị trí, tỉ lệ, giá trị gradient. Với mỗi đặc trưng của mẫu chất liệu \mathcal{M} , ta tìm đặc trưng tương ứng giống với nó nhất trên ảnh vào \mathcal{J} dựa trên khoảng cách Euclid, tức là giả sử gọi F_M^o là đặc trưng thứ o của mẫu chất liệu \mathcal{M} , F_I^p là đặc trưng thứ p trên ảnh \mathcal{J} . Tìm đặc trưng $F_I^{p'}$ trên \mathcal{J} thỏa mãn hàm khoảng cách Euclid đạt cực tiểu như sau:

$$p' = \arg \min_p \sqrt{\sum_{i=1}^{128} \left((F_M^o)_i - (F_I^p)_i \right)^2} \quad (2.7)$$

Sau quá trình này ta có được tập các cặp đặc trưng của chất liệu \mathcal{M} tương ứng với tập các đặc trưng trên ảnh \mathcal{J} bằng phương pháp lân cận gần nhất. Bây giờ để xác định được chất liệu \mathcal{M} có trên ảnh vào \mathcal{J} hay không ta phải thực hiện quá trình kiểm chứng dựa vào cấu trúc hình học của các đặc trưng để xác định lại sự tương ứng giữa các cặp đặc trưng đó là chính xác.

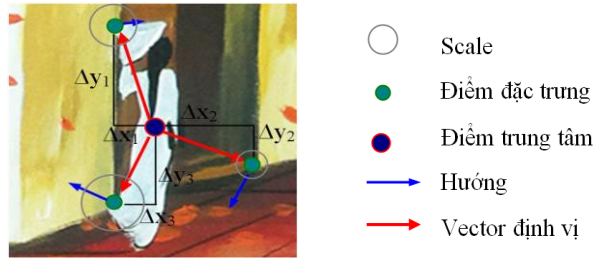
2.3.2. Xác định sự tương ứng giữa mẫu chất liệu trong ảnh

Chọn điểm ở giữa của mẫu chất liệu \mathcal{M} làm điểm trung tâm. Với mỗi đặc trưng của mẫu chất liệu \mathcal{M} , xác định được vector định vị $\Delta = (\Delta_x, \Delta_y)$ như hình 2.3. Dựa vào vector định vị của mỗi đặc trưng này, tính toán điểm ứng cử trung tâm của mẫu chất liệu \mathcal{M} trên ảnh vào \mathcal{J} bằng biểu thức sau:

$$\begin{aligned} X &= x_I + \frac{\sigma_I}{\sigma_M} \times \sqrt{(\Delta x^2 + \Delta y^2)} \times \cos(\theta + \theta_M - \theta_I) \\ Y &= y_I + \frac{\sigma_I}{\sigma_M} \times \sqrt{(\Delta x^2 + \Delta y^2)} \times \sin(\theta + \theta_M - \theta_I) \end{aligned} \quad (2.8)$$

trong đó $\theta = \arctan(\frac{\Delta y}{\Delta x})$; σ_I, σ_M ; θ_I, θ_M là tỉ lệ và hướng của cặp đặc trưng tương ứng.

Như vậy, ta tính được một tập các điểm ứng cử trung tâm trên ảnh vào \mathcal{J} . Khi mẫu chất liệu \mathcal{M} tồn tại trong ảnh \mathcal{J} thì các điểm ứng cử trung tâm này phải giống nhau (vị trí giống nhau). Nhưng thực chất các điểm ứng cử trung tâm tính được này không giống nhau hoàn toàn mà có thể là các vị trí lân cận gần nhau. Do đó ta cần phải phân cụm các điểm ứng cử trung tâm thành một số cụm để xác định mẫu chất liệu trên ảnh.



Hình 2.3 Cách xác định vec tơ định vị

2.3.3. Phân cụm các điểm ứng cử trung tâm

Phần này trình bày phương pháp phân cụm ISODATA để phân cụm tập các điểm ứng cử trung tâm trên ảnh dựa vào ngưỡng khoảng cách cực đại trong mỗi cụm và ngưỡng số phần tử trong mỗi cụm. Nếu số điểm trung tâm trong mỗi cụm lớn hơn một ngưỡng xác định thì ta kết luận mẫu chất liệu có trên ảnh.

2.3.4. Thuật toán phát hiện mẫu chất liệu DMBLIF

- **Vào:** Mẫu chất liệu \mathcal{M} (dưới dạng một bức ảnh), ảnh cần tìm chất liệu \mathcal{J}
- **Ra:** Tập R gồm các vùng chứa mẫu chất liệu \mathcal{M} trên ảnh \mathcal{J}
- **Các bước chính của thuật toán:**

Bước 1: Khởi tạo các tham số ngưỡng phân cụm và ngưỡng phân lớp ε, γ . Chọn điểm trung tâm M_c trên \mathcal{M} . Khởi tạo $R := \{\emptyset\}$, tập các điểm trung tâm $I_c := \{\emptyset\}$.

Bước 2: Trích chọn đặc trưng bất biến địa phương cho mẫu chất liệu \mathcal{M} và ảnh \mathcal{J} như phần 2.2, giả sử ta được tập $FM = \{F_M^i\}_{i=1}^K$ và $FI = \{F_I^j\}_{j=1}^L$ tương ứng.

Bước 3: Với mỗi đặc trưng $F_M^i \in FM, i = 1 \dots K$, thực hiện:

Bước 3.1: Tìm đặc trưng $F_I^{p'}$ $\in FI$ giống nhất với F_M^i theo công thức (2.7).

Bước 3.2: Tính các thành phần của vec tơ định vị $\Delta_i = (\Delta_x, \Delta_y)$ dựa vào F_M^i và M_c (xem hình 2.3).

Bước 3.3: Dựa vào $F_I^{p'}$ đã tìm được ở bước 3.1 và Δ_i đã tìm được ở bước 3.2, tính điểm trung tâm ứng cử $I_c^i = (X_c^i, Y_c^i)$ trên \mathcal{J} theo công thức (2.8) và $I_c := I_c \cup \{I_c^i\}$.

Bước 4: Phân cụm tập điểm trung tâm ứng cử $I_c = \{I_c^j\}_{j=1}^K$ (tính được ở bước 3) thành một số cụm dựa vào thuật toán $ISODATA(I_c, \varepsilon)$ với ε là ngưỡng khoảng cách lớn nhất trong mỗi cụm.

Bước 5: Với mỗi cụm tìm được trong bước 4, kiểm tra nếu số điểm lớn hơn một ngưỡng phân loại γ xác định thì kết luận mẫu chất liệu có trên \mathcal{J} , và thực hiện:

Bước 5.1: Lưu $Rec(FC)$ (vùng bao chứa tập các điểm đặc trưng FC tương ứng của cụm điểm trung tâm được chọn trong ảnh \mathcal{J}), $R := R \cup \{Rec(FC)\}$.

Bước 5.2: Loại bỏ các đặc trưng tương ứng của cụm trong tập FI , ($FI=FI\setminus FC$)

Bước 5.3: Kiểm tra nếu $FI \neq \emptyset$ thì quay lại bước 3. Ngược lại thì kết thúc.

***) Độ phức tạp tính toán thuật toán DMBLIF**

Độ phức tạp của thuật toán DMBLIF phụ thuộc vào số đặc trưng trích chọn được từ ảnh vào. Giả sử K là số đặc trưng trích chọn được của mẫu chất liệu và L là số đặc trưng trích chọn được từ ảnh vào, số phép toán tối đa trong từ bước được tính như sau:

Trong một bước tìm chất liệu ta có độ phức tạp là $O(K.L)$. Số lần lặp để tìm chất liệu là $O(\frac{L}{K})$. Do đó, độ phức tạp trong trường hợp xấu nhất của cả quá trình là: $O(\frac{L}{K})(K.L) \approx O(L^2)$.

2.3.5. Thử nghiệm

Kỹ thuật đề xuất được cài đặt bằng công cụ lập trình Visual C++ 2008 (*Chi tiết xem phụ lục A1*), sử dụng thư viện mã nguồn mở Open CV và sử dụng tập dữ liệu thử nghiệm MIT-CSAIL của Khoa Điện tử - Trường Đại học Hồng Kông. Dữ liệu được thu thập từ một camera tĩnh, ảnh thu thập là ảnh màu kích thước khung hình 720×480 .

Thử nghiệm trên các tập ảnh đã chọn, nhận được kết quả như sau:

Bảng 2.1. Kết quả đánh giá thuật toán DMBLIF

Mẫu chất liệu thử nghiệm	Kết quả phát hiện mẫu chất liệu không dùng cấu trúc hình học				
	Số ảnh	Đúng	Sai	Tỷ lệ sai	Độ chính xác
Gỗ	1470	1446	24	1,60	98,40%
Cỏ	2014	1994	20	1,00	99,00%
Da	693	432	261	37,66	62,33%
Tóc	818	696	122	14,92	85,08%

2.4. Phát hiện ảnh số giả mạo dựa vào thuật toán DMBLIF

2.4.1. Ảnh số giả mạo và các dạng ảnh số giả mạo cơ bản

2.4.1.1. Ảnh số giả mạo

Ảnh giả mạo được xem là ảnh không có thật, việc có được ảnh là do sự ngụy tạo bởi các chương trình xử lý ảnh hoặc quá trình thu nhận. Một trong những ví dụ cho việc giả mạo này là Hình 2.6. Hình ảnh được tạo lập từ 3 bức ảnh: Nhà trắng, Bill Clinton và Saddam Hussein. Hình ảnh Bill Clinton và Saddam Hussein được cắt và dán vào bức ảnh Nhà trắng các hiệu ứng về bóng và ánh sáng cũng được tạo ra làm cho bức ảnh có vẻ nhìn hoàn toàn như thật.



Hình 2.6 Minh họa về việc giả mạo ảnh

2.4.1.2. Các dạng ảnh số giả mạo cơ bản

Trong dạng ảnh giả mạo loại thứ hai có thể chia ra làm các loại: Ghép ảnh, che phủ đối tượng, bổ sung thêm đối tượng. Hình 2.7a minh họa ảnh ghép từ 2 ảnh riêng rẽ với cùng tỷ lệ. Rõ ràng là nếu chỉ ra đây là ảnh thật hay ảnh giả mạo thì cũng có nghĩa là chứng minh được mối quan hệ giữa họ. Hình 2.7b là ảnh ghép từ hai ảnh có sự thay đổi tỷ lệ. Hình ảnh này nếu không chứng minh là giả tạo thì sẽ phải có cách nhìn khác về tiến hóa của loài người?



(a)



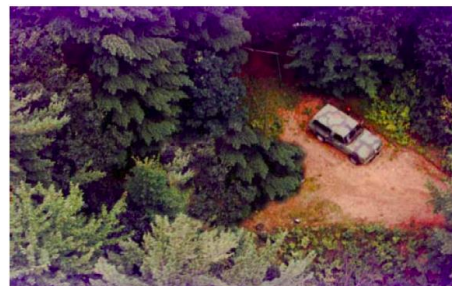
(b)

Hình 2.7 Ghép ảnh từ 2 ảnh riêng rẽ

(a) Ảnh ghép từ hai ảnh riêng rẽ; (b) Ảnh ghép từ hai ảnh có thay đổi tỷ lệ



(a)



(b)



(c)



(d)

Hình 2.8 Ảnh che phủ và bỏ đi đối tượng

(a), (c) Ảnh gốc; (b), (d) Ảnh đã che phủ đối tượng;



(a)



(b)

Hình 2.9 Ảnh bổ sung đối tượng

(a) Ảnh gốc; (b) Ảnh bổ sung đối tượng

Hình 2.8a là ảnh gốc có 2 chiếc ô tô, một ô tô con và một ô tô tải. Hình 2.8b là ảnh 2.8a bị giả tạo với việc che phủ chiếc ô tô tải bởi một cành cây cũng lấy từ chính trong ảnh. Hình 2.8c là ảnh gốc với chiếc trực thăng nhỏ còn hình 2.8d chính là ảnh gốc 2.8c đã được bỏ đi đối tượng trực thăng. Cả hai trường hợp giả mạo này đều được thực hiện từ một ảnh nên độ tương đồng về ánh sáng và bóng là như nhau, do đó bằng mắt thường rất khó xác định. Hình 2.9 thể hiện một dạng khác nữa thường thấy của giả mạo ảnh, đó là việc bổ sung thêm đối tượng. Hình 2.9a là ảnh gốc chỉ có một chiếc máy bay trực thăng, nhưng trong hình 2.9b đã được bổ sung thêm thành 3 chiếc trực thăng ở các vị trí khác nhau. Các trực thăng này chính là được copy từ trực thăng gốc nên góc độ và hướng là giống nhau, do đó khó cho việc xác định.

2.4.2. Thuật toán phát hiện ảnh số giả mạo KPIImage

Hình 2.10a là ảnh gốc với một chiếc máy bay trực thăng. Hình 2.10b được tạo ra từ ảnh 2.10a bằng cách bổ sung thêm thành bốn chiếc trực thăng ở các vị trí khác nhau. Các trực thăng này chính là được sao chép từ trực thăng gốc. Thuật toán KPIImage nhằm phát hiện các chiếc trực thăng bị giả mạo trong hình 2.10b.



(a)



(b)

Hình 2.10 Ảnh giả mạo cắt dán bởi bổ sung đối tượng

(a) Ảnh gốc; (b) Ảnh giả mạo bổ sung đối tượng

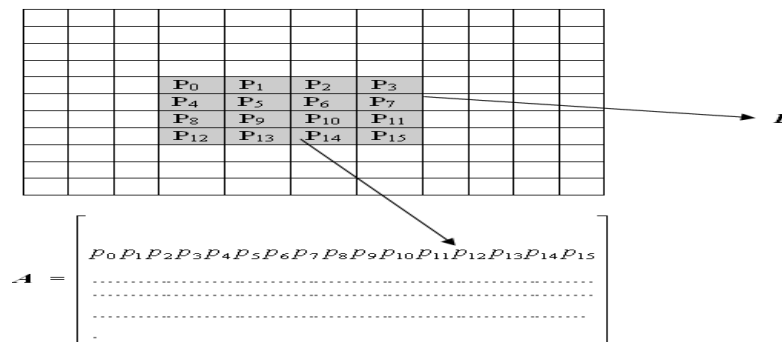
2.4.2.1. Thuật toán phát hiện ảnh số giả mạo Exact match

Giả sử bức ảnh có kích thước $M \times N$, với B là kích thước nhỏ nhất của khối bao mà người dùng định nghĩa để đối sánh. Với mỗi điểm ảnh ta xác định được một khối bao ma trận $B \times B$ điểm ảnh. Như vậy, với bức ảnh $\mathcal{J}(M \times N)$ ta xác định được

$(M - B + 1) \times (N - B + 1)$ khối bao. Với mỗi khối bao, ta lưu các phần tử thuộc khối bao vào một hàng của một ma trận A . Duyệt trên toàn bộ bức ảnh, ta sẽ được một ma trận A với $(M - B + 1) \times (N - B + 1)$ hàng và $B \times B$ cột.

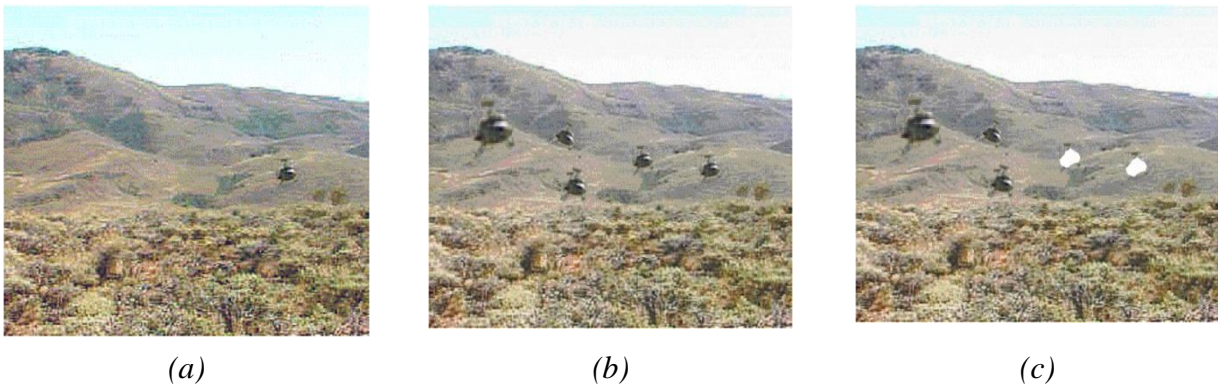
Hai hàng giống nhau trong ma trận A tương đương với 2 khối bao giống nhau trong ảnh. Ta sắp xếp các hàng trong ma trận A theo thứ tự từ điển. Yêu cầu này sẽ được thực hiện trên $MN \log_2(MN)$ bước. Sau đó, tìm kiếm bằng cách duyệt MN hàng của ma trận đã qua sắp xếp A và tìm kiếm hai hàng giống nhau liên tiếp.

Kết quả thuật toán sẽ tìm kiếm được tập các vùng bao giống nhau, minh chứng cho việc ảnh đã bị cắt dán.



Hình 2.11 Tìm kiếm khối bao của thuật toán Exact match

Kết quả trong hình 2.12 minh họa cho thuật toán này. Hình 2.12a là ảnh gốc với một chiếc trực thăng. Hình 2.12b là ảnh giả được tạo từ ảnh gốc và thêm vào 3 chiếc trực thăng, trong đó có 1 chiếc được copy mà không thay đổi kích thước 1 chiếc có thay đổi kích thước, 1 chiếc bị quay và 1 chiếc bị thay đổi tỷ lệ và quay. Hình 2.12c là ảnh kết quả phát hiện giả mạo nhờ thuật toán Exact match, kết quả chỉ ra những chiếc trực thăng giả mạo không thay đổi kích thước bị phát hiện.



Hình 2.12 Kết quả phát hiện giả mạo bằng thuật toán Exact match

(a) Ảnh gốc; (b) Ảnh giả mạo cắt dán; (c) Các vùng giả mạo được phát hiện bởi thuật toán Exact Match

2.4.2.2. Thuật toán KPFIimage

Để phát hiện các vùng ảnh giả mạo, ta phải tìm ra các cặp vùng ảnh tương quan (cặp các vùng ảnh “giống nhau”) với những tỉ lệ khác nhau thông qua hệ số tỉ lệ α và các phép biến đổi nội suy f . Thuật toán được đề xuất trong luận án này là sự phát

triển và mở rộng của hai thuật toán Exact match và thuật toán Exact match*. Vùng ảnh thứ nhất được xác định để lấy đối sánh, sẽ được thực hiện dựa theo thuật toán Exact match để chỉ định kích thước khối bao nhỏ nhất $B \times B$. Vùng ảnh thứ hai được xác định dựa theo thuật toán Exact match*, tức là được xác định dựa trên phép nội suy f và hệ số tỷ lệ α . Sự khác biệt trong việc đối sánh giữa hai vùng ảnh so khớp các đặc trưng bất biến được trích chọn như phần 2.2. Vì các đặc trưng này bất biến đối với phép tỷ lệ và phép quay cục bộ, nên ta sẽ tìm được các cặp vùng ảnh tương quan trong cả trường hợp vùng ảnh bị xoay, hay nói khác hơn đối tượng được dán bị thay đổi bởi phép quay ảnh.

Cặp vùng $(\mathcal{R}, \mathcal{R}_\varepsilon)$ được gọi là cặp tương quan nếu với mỗi vùng \mathcal{R} , tồn tại ít nhất một vùng \mathcal{R}_ε và một ánh xạ f sao cho: $f: \mathcal{R} \xrightarrow{\alpha} \mathcal{R}_\varepsilon$, f là phép nội suy và α là hệ số tỷ lệ. Giả sử bức ảnh có kích thước $M \times N$, α là hệ số tỷ lệ xác định, f là phép biến đổi nội suy tuyến tính xác định và $B \times B$ là kích thước khối bao nhỏ nhất có thể được chỉ định, kích thước khối bao B là do người dùng chỉ định cho phù hợp với từng ảnh khác nhau, có thể xác định qua thực nghiệm để tìm kích thước phù hợp nhất.

Duyệt toàn bộ bức ảnh theo chiều (left-top) \rightarrow (right-bottom). Với mỗi điểm ảnh ta xác định được hai khối bao tương ứng có kích thước lần lượt là $B \times B$ và $\alpha B \times \alpha B$ bao quanh nó. Do vậy, khi duyệt trên toàn bộ bức ảnh sẽ có tất cả $(M - B + 1)(N - B + 1)$ khối bao có kích thước $B \times B$ và $(M - \alpha B + 1)(N - \alpha B + 1)$ khối bao có kích thước $\alpha B \times \alpha B$.

Gọi tập hợp các khối bao có kích thước $B \times B$ là \mathcal{R}_1 và tập hợp các khối bao có kích thước $\alpha B \times \alpha B$ là \mathcal{R}_2 , giả sử \mathcal{R}_1 và \mathcal{R}_2 được biểu diễn như sau:

$$\mathcal{R}_1 = \{a_1, a_2, \dots, a_i, \dots, a_m\} \text{ và } \mathcal{R}_2 = \{b_1, b_2, \dots, b_j, \dots, b_n\}$$

Trong đó a_i là khối bao thứ i có kích thước $B \times B$ với $m = (M - B + 1)(N - B + 1)$, và b_j là khối bao thứ j có kích thước $\alpha B \times \alpha B$ với $n = (M - \alpha B + 1)(N - \alpha B + 1)$.

Xét tập hợp \mathcal{R}_1 , ứng với mỗi phần tử khối bao a_i có kích thước $B \times B$ (với $i = \overline{1, m}$), áp dụng kỹ thuật biến đổi nội suy tuyến tính với phép biến đổi f cho trước và một hệ số tỷ lệ α đã được định nghĩa ta sẽ được một phần tử khối bao mới a'_i có kích thước $\alpha B \times \alpha B$ theo công thức sau:

$$f: a_i \xrightarrow{\alpha} a'_i$$

Như vậy, với tập hợp các khối bao \mathcal{R}_1 sau khi áp dụng lần lượt phép biến đổi nội suy tuyến tính đối với từng phần tử trong \mathcal{R}_1 ta sẽ được một tập hợp mới tương ứng là $\mathcal{R}'_1 = \{a'_1, a'_2, \dots, a'_i, \dots, a'_m\}$.

Ta tìm kiếm các cặp khối bao tương quan trong \mathfrak{R}_1 và \mathfrak{R}_2 như sau: Đối sánh lần lượt các khối bao thuộc tập \mathfrak{R}_1 với các khối bao thuộc tập \mathfrak{R}_2 bằng cách so khớp các đặc trưng bất biến của khối bao a'_i và b_j , $a'_i = \{F_1^i, F_2^i, \dots, F_u^i\}$ (u là số đặc trưng của khối bao a_i). Nếu tồn tại một cặp khối bao (a'_i, b_j) với $a'_i \in \mathfrak{R}_1$ và $b_j \in \mathfrak{R}_2 (i=\overline{1,m}, j=\overline{1,n})$ thoả mãn a'_i và b_j là “giống nhau”, ta khẳng định cặp khối bao (a_i, b_j) là cặp tương quan.

Việc so khớp hai khối bao a'_i và b_j được thực hiện dựa trên phương pháp so khớp các đặc trưng bất biến, nghĩa là với mỗi đặc trưng của a'_i ta tìm đặc trưng của b_j sao cho khoảng cách giữa a'_i và b_j là bé hơn một ngưỡng ε cho trước. Lúc này, ta xác định được các cặp đặc trưng giống nhau. Nếu tổng số các cặp đặc trưng giống nhau đạt một tỷ lệ γ nào đó thì ta nói cặp (a'_i, b_j) là so khớp được, nghĩa là “giống nhau”.

Vậy tập hợp các cặp khối bao tương quan (a_i, b_j) trong đó $a_i \in \mathfrak{R}_1, b_j \in \mathfrak{R}_2$ là các cặp bị nghi là giả mạo. Do mỗi khối bao ứng với một vùng trong ảnh, tập hợp các khối bao tương quan tương ứng với tập hợp các cặp vùng trong ảnh đã được làm giả.

Thuật toán KPFIimage:

- **Vào:** Ảnh cần kiểm tra giả mạo \mathfrak{J}
- **Ra:** Tập RF gồm tập các vùng nghi ngờ giả mạo trên ảnh \mathfrak{J} nếu có.
- **Các bước thực hiện chính của thuật toán:**

Bước 1: Chọn các thông số đầu vào bao gồm: Kích thước khối bao nhỏ nhất $B \times B$, các ngưỡng đánh giá sự “giống nhau” ε và γ , các tỷ lệ co giãn theo chiều ngang và chiều dọc là p, q và hàm nội suy f . Khởi tạo $RF := \{\emptyset\}$.

Bước 2: Xác định $X = \{X^i\}_{i=1}^n$ là tập các ảnh con có kích thước $B \times B$ của ảnh \mathfrak{J} .

Bước 3: Biến đổi mỗi $X^i \in X$ thành $X_{p,q}^i \in X'$ theo hàm nội suy f với các thông số về tỷ lệ co giãn theo chiều ngang và chiều dọc đã chọn trong bước 1.

Bước 4: Với mỗi $X_{p,q}^i \in X'$ ta xem như là một mẫu chất liệu và thực hiện thuật toán $DMBLIF(X_{p,q}^i, \mathfrak{J})$. Nếu số vùng trả về của $R = DMBLIF(X_{p,q}^i, \mathfrak{J})$ lớn hơn hoặc bằng 2 thì cập nhật các vùng này vào RF , tức là $RF = RF \cup \{R\}$.

Bước 5: Nếu $RF \neq \emptyset$ thì hiển thị các vùng nghi ngờ là giả mạo trên ảnh \mathfrak{J} . Đây là các vùng của tập RF tìm được sau bước 4.

***) Đánh giá độ phức tạp tính toán của thuật toán KPFIimage**

Giả sử ảnh vào kích thước $N \times N$, phép duyệt tất cả các khối bao sẽ có độ phức tạp là $O(N \times N)$. Với mỗi khối bao thực hiện thuật toán trên ta có độ phức tạp tính toán là

$O(L^2)$ (L là số đặc trưng địa phương trích chọn được như trong thuật toán DMBLIF).
 Vậy độ phức tạp của cả quá trình là $O(L^2 \times N^2)$.

2.4.3. Thực nghiệm

Kỹ thuật được cài đặt và kết quả cho thấy thuật toán KPIImage phát hiện được các trường hợp mà vùng giả mạo bị thay đổi bởi phép quay và tỉ lệ mà các thuật toán phát hiện ảnh giả mạo khác không giải quyết được.

Chương 3. PHÁT HIỆN MẪU CHẤT LIỆU DỰA VÀO ĐẶC TRƯNG NHIỄU

3.1. Biểu diễn mẫu chất liệu dựa đặc trưng nhiễu

3.1.1. Đặc trưng nhiễu chất liệu

Trong trường hợp mẫu chất liệu không có mô hình biểu diễn, mẫu chất liệu có thể là một mô hình chất liệu bao gồm một tập các ảnh chất liệu $\mathcal{M} = \{\mathcal{M}_k\}_{k=1}^{N_p}$, N_p là số ảnh chất liệu dùng để xây dựng mẫu chất liệu. Đặc trưng nhiễu chất liệu $n(\mathcal{M})$ có thể được tính toán bằng cách lấy trung bình của nhiễu phần tử ảnh (pixels) $p^{(k)}$, $k=1, \dots, N_p$. Để tốc độ tính toán nhanh hơn, cần phải thực hiện các phép khử nhiễu từ bức ảnh trước khi lấy trung bình nhờ sử dụng bộ lọc nhiễu \mathcal{F} và lấy trung bình lượng nhiễu $n^{(k)}$ như sau:

$$n^{(k)} = p^{(k)} - \mathcal{F}(p^{(k)}) \quad (3.1)$$

3.1.2. Xây dựng đặc trưng nhiễu cho mô hình chất liệu \mathcal{M}

Với mỗi mẫu chất liệu dưới dạng mô hình \mathcal{M} gồm một tập N_p bức ảnh $\{I_k\}_{k=1}^{N_p}$ ($N_p > 50$), ta thực hiện lần lượt các bước sau:

- ❖ Tính nhiễu cho tất cả các bức ảnh của cùng một mẫu chất liệu bằng hàm khử nhiễu \mathcal{F} (sử dụng bộ lọc khử nhiễu wavelet) để được các ảnh sau khử nhiễu $\mathcal{F}(\mathcal{M}_k)$.

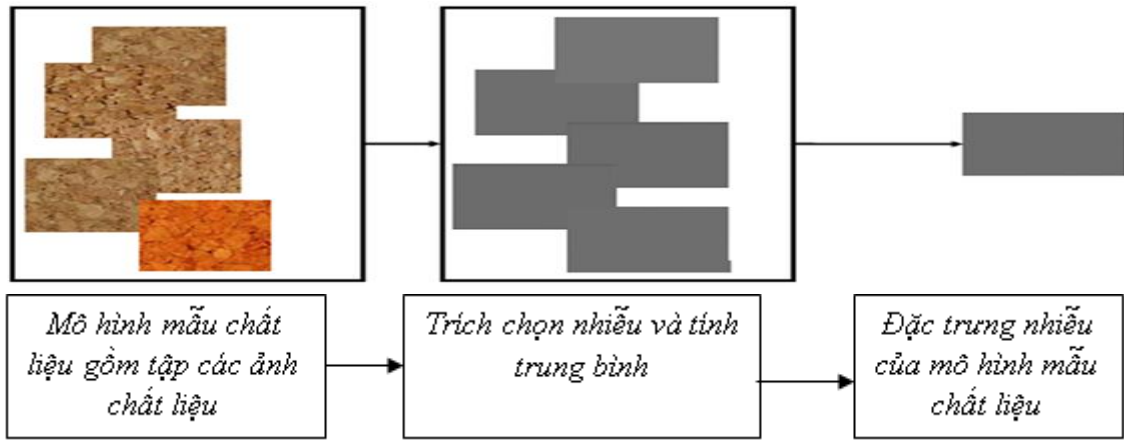
- ❖ Tính nhiễu của từng ảnh $n(\mathcal{M}_k)$ như sau:

$$n(\mathcal{M}_k) = \mathcal{M}_k - \mathcal{F}(\mathcal{M}_k) \quad (3.2)$$

Sau đó tính trung bình các ảnh nhiễu để thu được nhiễu của mẫu chất liệu \mathcal{M} như

$$\text{sau: } P_{\mathcal{M}} = \frac{\sum_{k=1}^{N_p} n(\mathcal{M}_k)}{N_p} \quad (3.3)$$

Do quá trình thu thập dữ liệu của mẫu chất liệu phải được thực hiện trước khi tạo mẫu nhiễu chất liệu với lượng dữ liệu lớn tại một thời điểm thường tốn thời gian rất lớn, để trình tạo đặc trưng nhiễu của mẫu chất liệu được thực hiện cùng với quá trình thu thập dữ liệu chất liệu theo thời gian. Kỹ thuật đã đề xuất dựa trên giải pháp tạo đặc trưng nhiễu theo phương pháp tích lũy dần như hình 3.1.



Hình 3.1 Mô hình xây dựng đặc trưng nhiều cho mẫu chất liệu

Với các nhiều chất liệu mới thêm vào, quá trình tính toán được thực hiện tương tự, cho đến khi số bức ảnh N_p đủ lớn ($N_p > 50$). Giả sử có N_p ảnh chất liệu ban đầu.

Ta có đặc trưng nhiều tính được: $P_{\mathcal{M}} = \frac{\sum_{k=1}^{N_p} n(\mathcal{M}_k)}{N_p}$

Khi đó, nếu có một chất liệu T bất kỳ. Gọi $P_{\mathcal{M}T}$ là đặc trưng nhiều sẽ được tạo sau khi thêm T . Ta có công thức được biến đổi:

$$\begin{aligned}
 P_{\mathcal{M}T} &= \frac{1}{N_p + 1} \left(\sum_{i=1}^{N_p} n(\mathcal{M}_i) + n(T) \right) \\
 \Leftrightarrow (N_p + 1)P_{\mathcal{M}T} &= \sum_{i=1}^{N_p} n(\mathcal{M}_i) + n(T) \\
 \Leftrightarrow (N_p + 1)P_{\mathcal{M}T} &= N_p P_{\mathcal{M}} + n(T) \\
 \Leftrightarrow P_{\mathcal{M}T} &= \frac{1}{(N_p + 1)} (N_p P_{\mathcal{M}} + n(T)) \quad (3.4)
 \end{aligned}$$

3.1.3. Thuật toán biểu diễn mẫu chất liệu dựa vào đặc trưng nhiều RMBN

- **Vào:** Mẫu chất liệu \mathcal{M} (dưới dạng mô hình, gồm một tập ảnh chất liệu cùng kích thước $m \times m$), $\mathcal{M} = \{\mathcal{M}_i\}_{i=1}^{N_p}$, N_p ảnh chất liệu ($N_p > 50$) và ảnh \mathcal{I} .
- **Ra:** Mô hình mẫu nhiều chất liệu $model_noisy(\mathcal{M})$, kích thước $m \times m$
- **Các bước thực hiện của thuật toán:**

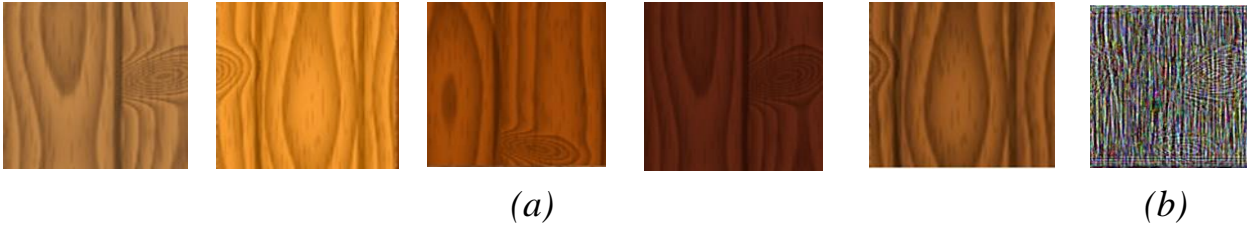
Bước 1: Với mỗi ảnh chất liệu \mathcal{M}_i , $i = 1, \dots, N_p$. Tính đặc trưng nhiều $n(\mathcal{M}_i)$ theo công thức (3.2).

Bước 2: Tính $model_noisy(\mathcal{M}) = P_{\mathcal{M}}$ dựa vào công thức (3.3).

* Độ phức tạp tính toán của thuật toán

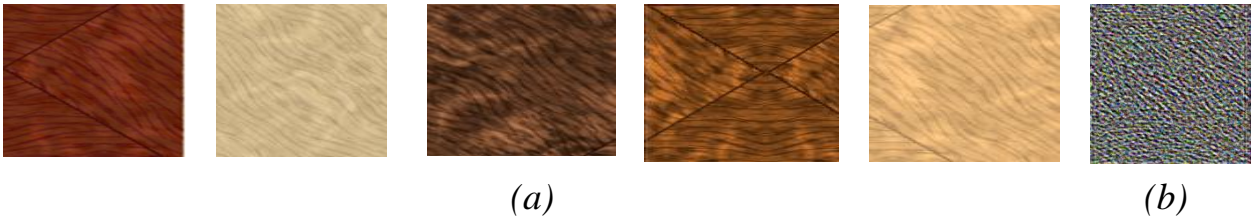
Tính độ phức tạp thuật toán dựa vào số mẫu chất liệu N_p , các tham số về mẫu chất liệu là cố định. Bởi vậy, độ phức tạp tính nhiều trên một ảnh chất liệu là $O(1)$. Vậy độ phức tạp thuật toán trong trường hợp xấu nhất là $O(N_p)$.

• Một số kết quả minh họa của thuật toán



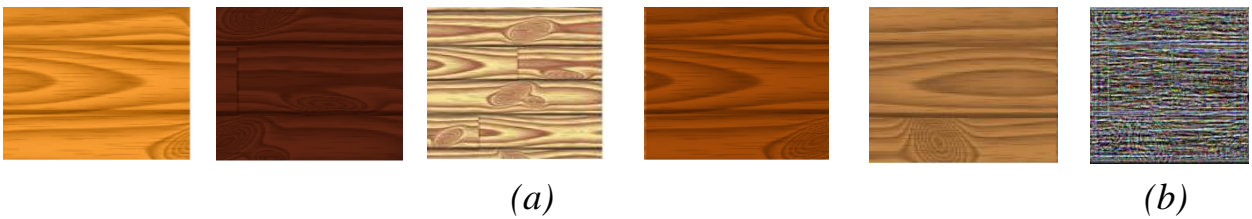
Hình 3.2 Kết quả tìm đặc trưng nhiễu của mẫu gỗ 1 của thuật toán RMBN

(a) Mẫu chất liệu gỗ 1 dưới dạng mô hình gồm tập các chất liệu gỗ; (b) Đặc trưng nhiễu của mẫu chất liệu gỗ 1



Hình 3.3 Kết quả tìm đặc trưng nhiễu của mẫu gỗ 2 của thuật toán RMBN

(a) Mẫu chất liệu gỗ 2 dưới dạng mô hình gồm tập các chất liệu gỗ ; (b) Đặc trưng nhiễu của mẫu gỗ 2



Hình 3.4 Kết quả tìm đặc trưng nhiễu của mẫu gỗ 3 của thuật toán RMBN

(b) Mẫu chất liệu gỗ 3 dưới dạng mô hình gồm tập các chất liệu gỗ; (b) Đặc trưng nhiễu của mẫu chất liệu gỗ 3

3.2. Phát hiện mẫu chất liệu dựa vào đặc trưng mô hình nhiễu chất liệu

3.2.1. Phân lớp mẫu chất liệu dựa vào hàm phân phối Gauss

Ta xét cơ sở dữ liệu gồm tập đặc trưng nhiễu của các trường hợp có thể của mẫu chất liệu và tính lần lượt độ tương quan cho từng cặp. Giả sử có 2 đặc trưng nhiễu \mathcal{N}_1 và \mathcal{N}_2 , độ tương quan giữa \mathcal{N}_1 và \mathcal{N}_2 được tính như sau:

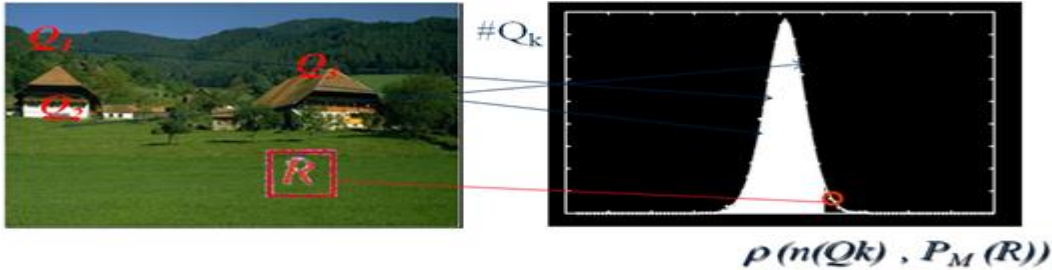
$$\rho(\mathcal{N}_1, \mathcal{N}_2) = \frac{(\mathcal{N}_1 - E[\mathcal{N}_1])(\mathcal{N}_2 - E[\mathcal{N}_2])}{\|\mathcal{N}_1 - E[\mathcal{N}_1]\| \|\mathcal{N}_2 - E[\mathcal{N}_2]\|}$$

Trong đó, $E[.]$ là phép lấy kỳ vọng. Nếu có được cơ sở dữ liệu các giá trị ρ_i , áp dụng vào hàm phân phối Gauss để xác định được ngưỡng phân loại ρ cụ thể cho từng mẫu chất liệu.

Tiếp theo là việc phân loại mẫu chất liệu trên ảnh như thế nào? Giả sử cần xét là một khối \mathfrak{R} trong ảnh \mathcal{J} (kí hiệu $\mathcal{J}_{\mathfrak{R}}$) phải kiểm tra xem \mathfrak{R} có tương thích với đặc trưng nhiễu của mẫu chất liệu \mathcal{M} hay không, ta tính toán số nhiễu $n(\mathfrak{R}) = \mathcal{J}_{\mathfrak{R}} - \mathcal{F}(\mathfrak{R})$ với mẫu nhiễu chất liệu giả sử là $P_{\mathcal{M}}$ như sau :

$$\rho(n(\mathfrak{R}), P_{\mathcal{M}}) = \frac{(n(\mathfrak{R}) - E[n(\mathfrak{R})])(P_{\mathcal{M}} - E[P_{\mathcal{M}}])}{\|n(\mathfrak{R}) - E[n(\mathfrak{R})]\| \|P_{\mathcal{M}} - E[P_{\mathcal{M}}]\|} \quad (3.5)$$

Hình 3.5 minh họa trực quan cách ngưỡng phân loại dựa vào hàm phân phối Gauss.



Hình 3.5 Minh họa vùng chất liệu R được chọn dựa vào phân phối Gauss

Ta có thể đánh giá độ tương quan $\rho(n(Q), P_{\mathcal{M}}(R))$ của khối Q và R có giống nhau hay không. Để giải quyết khó khăn này luận án sử dụng cách đánh giá bằng phân phối Gauss. Điểm thuận lợi ở đây là có thể thu được số lượng các mẫu chất liệu lớn, cần thiết để đánh giá các tham số $\rho(n(Q), P_{\mathcal{M}}(R))$. Đầu tiên, tính toán độ tương quan $\rho(n(Q_k), P_{\mathcal{M}}(R))$ giữa các vùng trên ảnh vào $Q_k, k = 1 \dots N_R$ với mô hình đặc trưng nhiễu đã xác định với kích thước giống nhau. Ta tính toán các $(n(Q_k), P_{\mathcal{M}}(R)), k = 1 \dots N_R$. Quá trình ra quyết định được xác định thông qua phân phối Gaussian (generalized Gaussian distribution) với hàm tích lũy $G(x)$. Thông qua mô hình phân phối Gauss, sẽ xác định được ρ hợp lý để lựa chọn kết quả phát hiện chính xác. Áp dụng mô hình này có thể tổng quát hoá một phân phối Gaussian biến đổi ngẫu nhiên với ước lượng phân loại sẽ thu được giá trị:

$$\varepsilon = G(\rho(n(Q), P_{\mathcal{M}}(R))). \quad (3.6)$$

3.2.2. Thuật toán phát hiện mẫu chất liệu dựa vào nhiễu DMBNF

- **Vào:** Mẫu nhiễu chất liệu \mathcal{M} (dạng mô hình $model_noisy(\mathcal{M})$), ảnh \mathcal{J}
- **Ra:** Tập R gồm các vùng chứa mẫu chất liệu \mathcal{M} trong ảnh \mathcal{J}
- **Các bước thực hiện của thuật toán:**

Bước 1: Tính ảnh nhiễu \mathcal{J}' của ảnh \mathcal{J} dựa vào công thức (3.2). Chọn ngưỡng phân loại ε . Khởi tạo $R := \{\emptyset\}$.

Bước 2: Xác định tập các ảnh \mathcal{J}' thành tập các ảnh con $RI' = \{\mathfrak{R}_i\}_{i=1}^n$ có cùng kích thước $m \times m$.

Bước 3: Với mỗi $\mathfrak{R}_i \in RI', i = 1, \dots, n$, thực hiện:

Bước 3.2: Tính độ tương quan giữa \mathfrak{R}_i và $model_noisy(\mathcal{M})$ dựa vào (3.5), ta được $\rho_{\mathfrak{R}_i}$.

Bước 3.3: Áp dụng phân phối Gauss cho giá trị $\rho_{\mathfrak{R}_i}$ ta được $G(\rho_{\mathfrak{R}_i})$, sau đó tính giá trị $p_{\mathfrak{R}_i} = 1 - G(\rho_{\mathfrak{R}_i})$

Bước 3.4: Kiểm tra nếu $p_{\mathfrak{R}_i} < \varepsilon$ (ε được xác định dựa vào công thức (3.6)) thì kết luận \mathfrak{R}_i chính là vùng ảnh con chứa mẫu chất liệu \mathcal{M} và lưu lại $Rec(\mathfrak{R}_i)$, tức là $R := R \cup \{Rec(\mathfrak{R}_i)\}$. Ngược lại, \mathfrak{R}_i không phải khối chứa mẫu chất liệu.

***) Độ phức tạp tính toán của thuật toán DMBNF**

Tính độ phức tạp thuật toán dựa trên kích thước ảnh đầu vào là $n \times n$. Việc tính nhiều có độ phức tạp là $O(n^2)$, thực hiện duyệt tất cả các cửa sổ có độ phức tạp $O(n^2)$. Kích thước mẫu chất liệu là cố định nên việc tính toán so sánh tại một cửa sổ có độ phức tạp là hằng số. Do vậy, độ phức tạp thuật toán là $O(n^2)$.

3.2.3. Thực nghiệm

Luận án đã cài đặt thử nghiệm thuật toán DMBNF trên CSDL được trích rút từ tập dữ liệu MIT – CSAIL với các ảnh có sự thay đổi ánh sáng lớn mẫu chất liệu cần phát hiện có tính kết cấu tương đối thấp như gỗ, cỏ, tóc, và da. Chúng tôi xây dựng mẫu nhiều cho từng loại chất liệu, mỗi loại chất liệu chúng tôi tính toán trung bình nhiều trên 50 bức ảnh với các điều kiện môi trường khác nhau. Kết quả thực nghiệm cho thấy kỹ thuật đề xuất phát hiện khá hiệu quả trong trường hợp ánh sáng bị thay đổi như được đánh giá trong bảng 3.1.

Bảng 3.1. Kết quả đánh giá thuật toán DMBNF

Mẫu chất liệu thử nghiệm	Kết quả phát hiện mẫu chất liệu bằng thuật toán DMBNF				
	Số ảnh	Đúng	Sai	Tỷ lệ sai	Độ chính xác
Gỗ	1470	1455	15	1,00	98,97%
Cỏ	2014	2001	13	0,60	99,35%
Da	693	647	46	6,60	93,33%
Tóc	818	725	93	11,36	88,63%

3.3. Kết luận chương 3

Kỹ thuật đề xuất đã được cài đặt thử nghiệm phát hiện mẫu chất liệu dựa trên tính toán độ tương quan giữa ảnh và mẫu nhiều tham chiếu của mẫu chất liệu cho trước. Thuật toán tỏ ra có hiệu quả đối với các mẫu chất liệu có sự tương đồng về kết cấu và có sự thay đổi ánh sáng.

Chương 4. PHÁT HIỆN MẪU CHẤT LIỆU DỰA VÀO HÌNH HỌC FRACTAL

4.1. Đặt vấn đề

Trong thực tế có rất nhiều mẫu chất liệu có cấu trúc các chi tiết lặp lại tại các tỉ lệ khác nhau. Luận án đề xuất một phương pháp phát hiện mẫu chất liệu dựa trên ý

tường tìm ra những chi tiết lặp lại theo lý thuyết hàm lặp IFS của Fractal (Iterated Function System).

4.2. Cơ sở toán học

Gọi không gian metric trên tập ảnh số là một cặp (M, d) . M là tập ảnh, d là một độ đo. Để biểu diễn ảnh $M_1 \in M$, ta phải tìm ánh xạ $w: M \rightarrow M$ sao cho :

$$\exists 0 < c < 1, \forall \mu, \vartheta \in M; d(\mu, w(\vartheta)) \leq c \cdot d(\mu, \vartheta), \mu, \vartheta \text{ là các khối con của ảnh } M_1$$

thì điều kiện phân hoạch các khối con của M_1 như sau :

$$\forall \mu_i \in M_1, i = \overline{1, n}, \cup \mu_i = M_1, \mu_i \cap \mu_j = \emptyset$$

Một mô tả IFS \mathcal{W} được định nghĩa bằng một tập con hữu hạn các đặc tả ảnh :

$$\mathcal{W} = \{w_0, w_1, \dots, w_{n-1}\}$$

Gọi $H(M)$ là một thành phần của M , nếu $\exists \mathfrak{R} \in H(M)$ thì :

$$\mathcal{W}\mathfrak{R} \in H(M), \mathcal{W}\mathfrak{R} = w_1\mathfrak{R}, \dots, w_{n-1}\mathfrak{R}$$

Khi đó toán tử co \mathcal{W} trong không gian metric đầy đủ mới $H(M)$ sẽ tồn tại điểm cố định $F(\mathcal{W}) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mathcal{W}^n \mathfrak{R}, \mathfrak{R} \in H(M)$.

Như vậy với một khối chất liệu \mathfrak{R} bất kì nào đó, có thể trích rút được một tập các đặc tả \mathcal{W} làm đặc trưng riêng cho mẫu chất liệu. Đặc trưng này sẽ bất biến với các phép biến đổi ảnh, đặc biệt là các phép biến đổi afin.

4.3. Biểu diễn mẫu chất liệu dựa vào hình học Fractal

4.3.1. Đặc trưng hình học Fractal cho chất liệu

Đặc trưng Fractal của chất liệu chính là các khối ảnh chất liệu con cùng với phép biến đổi afin xấp xỉ tương ứng và từ đó có thể xây dựng lại được mẫu chất liệu ban đầu thông qua các đặc trưng đó. Đặc trưng chất liệu trong cách tiếp cận của luận án dựa trên ý tưởng Fractal. Nó thể hiện tính chất lặp lại các chi tiết của mẫu chất liệu bằng các tham số của các phép biến đổi địa phương. Xét mẫu chất liệu X là một mảng 2 chiều $n \times n$. Ta xét một phân hoạch của X thành các khối con không giao nhau $\mathfrak{R}_i, 1 \leq i \leq n$ sao cho $X = \cup \mathfrak{R}_i$, các \mathfrak{R}_i gọi là các khối dãy. Kết hợp với các khối dãy \mathfrak{R}_i là các khối miền lớn hơn $\mathcal{D}_i \in X$ sao cho $\mathfrak{R}_i \approx w_i \mathcal{D}_i$, trong đó w_i là ánh xạ co 1-1. Giả sử hàm ảnh $\mathcal{U}(\mathfrak{R}_i) = (\mathcal{U}|_{\mathfrak{R}_i})$ là một xấp xỉ của bản sao $\mathcal{U}(\mathcal{D}_i) = (\mathcal{U}|_{\mathcal{D}_i}) \mathcal{U}(\mathcal{D}_i) = \mathcal{U}|_{\mathcal{D}_i}$ sao cho $\mathcal{U}(\mathfrak{R}_i) = \Phi_i(\mathcal{U}(w_i(\mathcal{D}_i)))$, trong $\Phi_i : \mathfrak{R} \rightarrow \mathfrak{R}$ là ánh xạ afin mức xám, tức là $\Phi_i = \alpha_t(t) + \beta_i$, như vậy $\mathcal{U}(x) \approx \mathcal{W}\mathcal{U}(x) = \alpha_i(\mathcal{U}(w_i(x))) + \beta_i, \forall x \in \mathfrak{R}_i$.

\mathcal{W} là biểu diễn Fractal, nếu toán tử \mathcal{W} là ánh xạ co của một hàm ảnh thích hợp trong không gian metric đầy đủ $\mathcal{F}(X)$, khi đó sẽ tồn tại một điểm bất động $\bar{\mathcal{U}} \in \mathcal{F}(X)$ sao cho $\mathcal{W}\bar{\mathcal{U}} = \bar{\mathcal{U}}$. Với mỗi khối \mathfrak{R}_i chọn một $\mathcal{D}_{i(j)}$ là xấp xỉ tốt nhất, nghĩa là sai số

xấp xỉ bé nhất $\Delta_{i,j} = \min_{\alpha, \beta \in \pi} \|u(\mathfrak{R}_i) - \alpha u(\mathcal{D}_{i(j)}) - \beta\|$, α, β là không gian tham số. Thực tế, cực tiểu này tương đương với cực tiểu trong sai số của định lý Collage $d(u, \mathcal{W}u) = \|u - \mathcal{W}u\|$. Như vậy điểm bất động \bar{u} sẽ đạt được xấp xỉ u đối với ảnh ban đầu. \bar{u} có thể được sinh ra từ một dãy các phép lặp bắt đầu từ $u_0, \dots, u_{n+1} = \mathcal{W}u_n$ và sẽ hội tụ đến \bar{u} . Phép biến đổi Fractal là một trường hợp của phép biến đổi toàn cục, vì một phần của ảnh được xấp xỉ bởi phần khác trong ảnh.

4.3.2. Xây dựng mô tả Fractal cho mẫu chất liệu

Biểu diễn Fractal của mẫu chất liệu dựa trên nguyên lý IFS như sau:

- Phân hoạch mẫu chất liệu thành các khối dãy \mathfrak{R}_i không giao nhau.
- Phân hoạch mẫu chất liệu thành các khối miền \mathcal{D}_i lớn hơn \mathfrak{R}_i (có thể chồng lên nhau).
- Với mỗi khối dãy, tìm khối miền và phép biến đổi tương ứng sao cho nếu áp dụng phép biến đổi này lên khối miền thì kết quả thu được sẽ xấp xỉ tốt nhất với khối dãy tương ứng.
- Lưu vị trí của khối dãy, khối miền và các tham số của phép biến đổi tương ứng và đó chính là biểu diễn Fractal của chất liệu.

Vấn đề chính của biểu diễn Fractal cho mẫu chất liệu là việc tìm ánh xạ \mathcal{W} tương ứng giữa khối miền và khối dãy. Với mỗi khối dãy, so sánh nó với mỗi khối miền được biến đổi, phép biến đổi này cũng được chứng minh phải là phép biến đổi afin. Phép biến đổi \mathcal{W} là tổ hợp của các phép biến đổi hình học và ánh sáng. Với mỗi mẫu chất liệu mức xám \mathcal{M} , nếu kí hiệu z là cường độ pixel tại vị trí (x,y) thì \mathcal{W} có thể được biểu diễn:

$$\mathcal{W} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b & 0 \\ c & d & 0 \\ 0 & 0 & s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e \\ f \\ o \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

Các hệ số a, b, c, d, e, f là các hệ số hình học của phép biến đổi tỉ lệ, quay và dịch chuyển và s, o là các hệ số độ tương phản và độ sáng. Các phép biến đổi hình học trong luận án này chỉ hạn chế một số hướng quay, tỉ lệ và dịch chuyển nhất định. Nên việc so sánh khối miền và khối dãy tương ứng được thực hiện theo 3 bước: Áp dụng một trong số các hướng xác định lên khối miền \mathcal{D}_j , sau đó quay và thu nhỏ khối miền \mathcal{D}_j để được kích thước bằng khối dãy \mathfrak{R}_i tương ứng rồi đối sánh với nhau. Bước cuối cùng ta tính toán các tham số s và o dựa vào phương pháp xấp xỉ bình phương tối thiểu. tức là gọi r_1, \dots, r_n và d_1, \dots, d_n là giá trị pixel của \mathfrak{R}_i và \mathcal{D}_j đã được biến đổi tương ứng, thì:

$$Err = \sum_{i=1}^n (sd_i + o - r_i)^2 \quad (4.2)$$

Để cực tiểu Err, thì đạo hàm theo s và o phải =0,

$$Err = n \cdot o^2 + \sum_{i=1}^n (s^2 \cdot d_i^2 + 2 \cdot s \cdot d_i \cdot o - 2 \cdot s \cdot d_i \cdot r_i - 2 \cdot o \cdot r_i + r_i^2) \quad (4.3)$$

$$\frac{\partial Err}{\partial s} = \sum_{i=1}^n (2s d_i^2 + 2d_i o - 2d_i r_i) \quad (4.4)$$

$$\frac{\partial Err}{\partial o} = 2no - \sum_{i=1}^n (2s d_i + 2r_i) \quad (4.5)$$

Giải hệ phương trình trên ta được:

$$s = \frac{n \sum_{i=1}^n d_i r_i - \sum_{i=1}^n d_i \sum_{i=1}^n r_i}{n \sum_{i=1}^n d_i^2 - (\sum_{i=1}^n d_i)^2} \quad (4.6)$$

$$o = \frac{1}{n} [\sum_{i=1}^n r_i - s \sum_{i=1}^n d_i] \quad (4.7)$$

Viết lại đơn giản:

$$s = \frac{\alpha}{\beta}; o = \bar{r} - \frac{\alpha}{\beta} \bar{d}; \alpha = \sum_{i=1}^n (d_i - \bar{d})(r_i - \bar{r}); \beta = \sum_{i=1}^n (d_i - \bar{d})^2 \quad (4.8)$$

4.3.3. Thuật toán biểu diễn mẫu chất liệu bằng fractal RMBF

• **Vào:** Mẫu chất liệu \mathcal{M} (một bức ảnh) có kích thước $m \times m$

• **Ra:** Mô hình $Model_Fractal(\mathcal{M})$ (kích thước $m \times m$)

• **Thuật toán xây dựng mô tả Fractal RMBF gồm các bước sau:**

Bước 1: Khởi tạo các thông số về kích thước phân hoạch khối dây, khối miền: k, r . Khởi tạo $Model_Fractal\mathcal{M} := \{\emptyset\}$

Bước 2: Phân hoạch \mathcal{M} thành tập khối dây $\mathfrak{R} = \{\mathfrak{R}_i\}_{i=1}^N$, kích thước $k \times k$.

Bước 3: Phân hoạch \mathcal{M} thành tập khối miền $\mathcal{D} = \{\mathcal{D}_j\}_{j=1}^N$, kích thước $rk \times rk$

Bước 4: Với mỗi khối dây $\mathfrak{R}_i \in \mathfrak{R}, i = 1 \dots N$, thực hiện:

Bước 4.1: Chọn khối miền \mathcal{D}_j và xác định phép biến đổi \mathcal{W}_j tương ứng sao cho $\mathfrak{R}_i \approx \mathcal{W}_j(\mathcal{D}_j)$ như trong phần 4.3.2.

Bước 4.2: Tính sai số $\rho_i = \mathfrak{R}_i - \mathcal{W}_j(\mathcal{D}_j)$.

Bước 4.3: Lưu $Rec(\mathfrak{R}_i)$ (vị trí của \mathfrak{R}_i trên \mathcal{M}) và các tham số hình học ánh sáng (a, b, c, d, e, f, s, o) của phép biến đổi \mathcal{W}_i tương ứng với ρ_i nhỏ nhất. Tức là $Model_Fractal(\mathcal{M}) := Model_Fractal(\mathcal{M}) \cup \{Rec(\mathfrak{R}_i), \mathcal{W}_i\}$

Như vậy mô hình chất liệu thu được sẽ gồm một tập:

$$Model_Fractal(\mathcal{M}) = \{(Rec(\mathfrak{R}_i), \mathcal{W}_i)\}_{i=1}^K.$$

*) Độ phức tạp tính toán của thuật toán RMBF

Tính độ phức tạp tính toán theo kích thước mẫu chất liệu, các tham số của các phép tính toán Fractal là cố định.

Phân hoạch chất liệu \mathcal{M} kích thước $m \times m$ thành tập các khối dây không chồng lên nhau \mathfrak{R}_i kích thước $k \times k$, độ phức tạp tính toán sẽ là $O(\frac{1}{k^2} m^2) \approx O(m^2)$.

Phân hoạch chất liệu \mathcal{M} kích thước $m \times m$ thành tập các khối dầy \mathcal{D}_i kích thước $rk \times rk$, độ phức tạp tính toán sẽ là $O(m - rk + 1)(m - rk + 1) \approx O(m^2)$.

Với mỗi khối \mathcal{R}_i , ta duyệt tất cả các khối \mathcal{D}_j và thực hiện phép biến đổi \mathcal{W}_j , sau đó ta tính sai số $\mathcal{W}_j(\mathcal{D}_j)$ và lưu lại sai số nhỏ nhất. Ta biết việc tìm phép biến đổi \mathcal{W} có độ phức tạp $O(1)$ (hằng số). Ta có độ phức tạp tính toán của quá trình trên là $O(m^2)O(m^2)(O(1) + O(k^2)) = O(m^2)$.

4.4. Thuật toán phát hiện mẫu chất liệu dựa vào Fractal DMBF

Phần này luận án sẽ đề xuất một phương pháp phát hiện mẫu chất liệu dựa trên ý tưởng fractal, phù hợp cho cả hai loại. Đầu tiên, đưa ra một kỹ thuật tìm nhân fractal trên dựa trên phương pháp bình phương tối thiểu.

Thuật toán DMBF

- **Vào:** Mẫu chất liệu \mathcal{M} được biểu diễn bằng Model_Fractal (\mathcal{M}) và ảnh \mathcal{J}
- **Ra:** Tập R gồm các vùng trong ảnh \mathcal{J} chứa mẫu chất liệu \mathcal{M}
- **Thuật toán phát hiện mẫu chất liệu các bước chính sau:**

Bước 1: Phân hoạch \mathcal{J} thành tập $\mathcal{B} = \{\mathcal{B}_k\}_{k=1}^P$, \mathcal{B}_k có kích thước bằng kích thước mẫu chất liệu \mathcal{M} . Chọn thông số ngưỡng đối sánh ε và khởi tạo $R := \{\emptyset\}$.

Bước 2: Với mỗi khối $\mathcal{B}_k \in \mathcal{B}, k = 1 \dots P$, thực hiện:

Bước 2.1: Tính $\mathcal{B}'_k = \cup B'_k = \cup \{\mathcal{W}_i(\text{Rec}(\mathcal{R}_i)[\mathcal{B}_k])\}$

Bước 2.2: Đối sánh \mathcal{B}_k với \mathcal{B}'_k . Nếu $d(\mathcal{B}_k, \mathcal{B}'_k) < \varepsilon$ (ε là ngưỡng khoảng cách xác định trước) thì $R := R \cup \{\text{Rec}(\mathcal{B}_k)\}$.

*) Độ phức tạp tính toán của thuật toán DMBF

Ta tính độ phức tạp thuật toán theo kích thước ảnh đầu vào, các tham số về mô hình Fractal là cố định. Thuật toán thực hiện bằng cách duyệt mỗi cửa sổ có kích thước bằng kích thước mẫu chất liệu, với mỗi cửa sổ tìm được ta thực hiện phép biến đổi \mathcal{W} và tính sai số giữa $\mathcal{W}_j(\mathcal{D}_j)$ và \mathcal{R}_i . Giả sử $n \times n$ là kích thước ảnh vào, $m \times m$ là kích thước mẫu chất liệu và $k \times k$ là kích thước của các khối dầy con, độ phức tạp tính toán $O((n - m + 1)(n - m + 1))(O(1) + O(k^2)) \approx O(n^2)$.

4.5. Kết luận chương 4

Chương này đã đề xuất kỹ thuật phát hiện mẫu chất liệu dựa vào tiếp cận Fractal. Trên cơ sở ý tưởng lý thuyết hàm lặp IFS của hình học Fractal để tìm ra mô hình các đặc trưng ảnh có tính tự lặp lại của bản chất chất liệu trên các đường vân, biên hay xương v.v.

KẾT LUẬN CỦA LUẬN ÁN

Phát hiện mẫu chất liệu trong ảnh là một bài toán mở hiện nay trong xử lý ảnh và thị giác máy do tính đa dạng và phức tạp của các loại chất liệu trong thực tế cũng như nhiều điều kiện thu nhận ảnh trong những tình huống khác nhau. Sự thay đổi ánh sáng và tỉ lệ do quá trình thu nhận ảnh là những vấn đề khó khăn trong bài toán phát hiện mẫu chất liệu.

Luận án đã đề xuất nghiên cứu phát hiện mẫu chất liệu trong ảnh theo hướng nghiên cứu các đặc trưng biểu diễn ảnh được xây dựng từ các đặc trưng ở mức thấp như màu sắc, kết cấu v.v. Các đặc trưng này có thể bất biến với một số phép biến đổi ảnh, hoặc ít nhạy với các phép biến đổi nào đó. Xuất phát từ thực tế đó luận án nhằm tìm hiểu tổng quan về phát hiện mẫu chất liệu trong ảnh, nghiên cứu các kỹ thuật phát hiện mẫu chất liệu và ứng dụng giải quyết bài toán phát hiện ảnh giả mạo. Cụ thể luận án đã đạt được các kết quả chính sau:

- Đề xuất kỹ thuật phát hiện mẫu chất liệu trong ảnh dựa vào đặc trưng bất biến địa phương DMBLIF. Kỹ thuật nhằm giải quyết bài toán đặt ra trong trường hợp mẫu chất liệu cần tìm được cho dưới dạng một ảnh con cho trước. Trên cơ sở kỹ thuật DMBLIF, luận án cũng đề xuất việc ứng dụng kỹ thuật này vào việc giải quyết bài toán phát hiện ảnh giả mạo dạng cắt dán. Kỹ thuật phát hiện ảnh số giả mạo KPFIImage mà luận án đề xuất đã giải quyết được bài toán giả mạo dạng cắt dán trong trường hợp có sự thay đổi về tỷ lệ và góc quay của vùng cắt dán.
- Đề xuất một cách biểu diễn chất liệu dựa vào đặc trưng nhiễu nhằm giảm thiểu sự ảnh hưởng của ánh sáng mà các nghiên cứu biểu diễn ảnh rất quan tâm. Đưa ra thuật toán phát hiện mẫu chất liệu DMBNF dựa vào đặc trưng nhiễu, kết quả cho thấy kỹ thuật đề xuất khá hiệu quả trong trường hợp mẫu chất liệu có sự thay đổi ánh sáng lớn.
- Đề xuất kỹ thuật biểu diễn chất liệu bằng hình học Fractal nhằm tìm ra đặc trưng bất biến tỉ lệ toàn cục, đây cũng là vấn đề hiện đang được nhiều nghiên cứu quan tâm. Trên cơ sở đó, luận án cũng đưa ra một thuật toán phát hiện mẫu chất liệu DMBF, thuật toán này giải quyết tốt đối với những chất liệu có cấu trúc kết cấu cao, đặc biệt cho các loại chất liệu nhân tạo.

Vấn đề có thể nghiên cứu tiếp theo:

- Nghiên cứu, cải tiến và mở rộng các dạng mẫu chất liệu sang dạng mẫu đối tượng dựa trên việc biểu diễn đối tượng bởi nhiều mẫu chất liệu. Nghiên cứu các kỹ thuật nâng cao chất lượng phát hiện mẫu chất liệu, khắc phục các yếu tố về môi trường. Nghiên cứu phát triển các ứng dụng vào các bài toán cụ thể trong thực tiễn.

DANH MỤC CÁC CÔNG TRÌNH KHOA HỌC CỦA TÁC GIẢ LIÊN QUAN ĐẾN LUẬN ÁN

1. Đỗ Năng Toàn, **Lê Thị Kim Nga** (2007), “Một cách tiếp cận trong phát hiện đối tượng đột nhập”, *Kỷ yếu Hội thảo Quốc gia: Các vấn đề chọn lọc của Công nghệ Thông tin và Truyền thông*, tr. 175-181.
2. Đỗ Năng Toàn, Hà Xuân Trường, Phạm Việt Bình, **Lê Thị Kim Nga**, Ngô Đức Vĩnh (2008), “Một cải tiến cho thuật toán phát hiện ảnh giả mạo Exact match”, *Kỷ yếu Hội thảo Quốc gia nghiên cứu cơ bản và ứng dụng Công nghệ thông tin - FAIR*, tr. 161-172.
3. Đỗ Năng Toàn, **Lê Thị Kim Nga**, Nguyễn Thị Hồng Minh (2010), “Một mô hình nhiễu và ứng dụng trong việc phát hiện chất liệu”, *Tạp chí Khoa học và Công nghệ-Viện Khoa học và Công nghệ Việt Nam Tập 48 (3)*, tr. 1-10.
4. **Lê Thị Kim Nga**, Đỗ Năng Toàn (2010), “Phát hiện ảnh cắt dán giả mạo dựa vào các đặc trưng bất biến”, *Tạp chí Tin học và Điều khiển học, Viện Khoa học và Công nghệ Việt Nam Tập 26 (2)*, tr. 185-195.
5. **Lê Thị Kim Nga** (2010), “Phát hiện chất liệu, tiếp cận và ứng dụng”, *Tạp chí Khoa học và Công Nghệ-Đại học Thái Nguyên Tập 69 (7)*, tr. 25-31.
6. **Lê Thị Kim Nga**, Đỗ Năng Toàn (2010), “Một cách tiếp cận cho phát hiện chất liệu ảnh”, *Kỷ yếu Hội thảo Quốc gia: Các vấn đề chọn lọc của Công nghệ Thông tin và Truyền Thông*, tr. 202-213.
7. **Lê Thị Kim Nga**, Đinh Mạnh Tường (2010), “Phát hiện chất liệu dựa vào nhiễu”, *Kỷ yếu Hội thảo Quốc gia nghiên cứu cơ bản và ứng dụng Công nghệ Thông tin - FAIR*, tr. 207-214.
8. Do Nang Toan, **Le Thi Kim Nga** (2011), “Materials Detection Based on Fractal Approach”, *ACM Proceedings of the 9th International Conference on Advances in Mobile Computing & Multimedia (MoMM2011)*, pp. 281-284.