

THE IMAGE STITCHING PERFORMANCE AND QUALITY IMPROVE TECHNIQUES FOR MINIMALLY INVASIVE SURGERY

Nguyen Thi Ngan

TNU - University of Information and Communication Technology

ARTICLE INFO	ABSTRACT
Received: 31/3/2022 Revised: 26/5/2022 Published: 27/5/2022	Minimally Invasive Surgery (MIS) is a surgical technique of the present and the future. However, there are two major challenges in the MIS technique: the quality of the stitched image and the speed of the image stitching. Because MIS has very high requirements on the precision of tissue surgery and the time taken by the surgeon. Therefore, this paper proposes a method to improve the quality of the stitched image and speed of the image stitching to provide the surgeon with a good image of the surgical area in the best time. The proposed method is: reduce the time spent to detecting feature points in the small image by using OpenCL and improve the quality of the stitched image by finding the best homography matrix. Research results show that the time spent to detecting feature points is reduced by seven times compared to the current method, so the stitched speeding will be faster. Moreover, the number of detected feature points is 3 times higher compared to the current method, so the quality of the stitched image is better. This proposed method give promises to improve existing limitations in laparoscopic surgery.
KEYWORDS SIFT SURF Image Stitching Feature points Good match	

KỸ THUẬT CẢI THIỆN CHẤT LƯỢNG VÀ HIỆU SUẤT KHÂU ẢNH TRONG PHẪU THUẬT XÂM LẤN TỐI THIỂU

Nguyễn Thị Ngân

Trường Đại học Công nghệ thông tin và Truyền thông - ĐH Thái Nguyên

THÔNG TIN BÀI BÁO	TÓM TẮT
Ngày nhận bài: 31/3/2022 Ngày hoàn thiện: 26/5/2022 Ngày đăng: 27/5/2022	Phẫu thuật xâm lấn tối thiểu (MIS) là một kỹ thuật phẫu thuật của hiện tại và tương lai. Tuy nhiên, MIS gặp phải hai thách thức lớn về chất lượng của ảnh khâu và tốc độ khâu ảnh. Bởi vì MIS yêu cầu rất cao về độ chính xác phẫu thuật mô và thời gian thực hiện của bác sĩ phẫu thuật. Do đó, bài báo này đề xuất phương pháp cải thiện chất lượng ảnh khâu và tăng tốc độ khâu ảnh để cung cấp cho bác sĩ phẫu thuật hình ảnh tốt về khu vực phẫu thuật với thời gian tốt nhất. Phương pháp đề xuất đó là: giảm thời gian phát hiện các điểm đặc trưng trong ảnh nhỏ bằng cách sử dụng OpenCL và cải thiện chất lượng ảnh khâu bằng cách tìm ma trận Homography tốt nhất. Kết quả nghiên cứu cho thấy thời gian phát hiện các điểm đặc trưng giảm bảy lần so với phương pháp hiện tại, do vậy tốc độ khâu ảnh sẽ nhanh hơn. Hơn nữa, số lượng điểm đặc trưng được phát hiện cao gấp 3 lần so với phương pháp hiện tại, do vậy, chất lượng ảnh ghép tốt hơn. Phương pháp đề xuất hứa hẹn sẽ cải thiện những hạn chế hiện có trong phẫu thuật nội soi.
TỪ KHÓA SIFT SURF Khâu ảnh Điểm đặc trưng Kết hợp tốt	

DOI: <https://doi.org/10.34238/tnu-jst.5784>

Email: ntngan@ictu.edu.vn

<http://jst.tnu.edu.vn>

382

Email: jst@tnu.edu.vn

1. Giới thiệu

Phẫu thuật xâm lấn tối thiểu (MIS - Minimally Invasive Surgery) đang dần thay thế các phương pháp phẫu thuật truyền thống vì những ưu điểm của nó như vết mổ kích thước nhỏ, ít gây tổn thương, bệnh nhân phục hồi nhanh. Vết mổ MIS đủ nhỏ để có thể đưa dụng cụ và ống nội soi đi qua. Tuy nhiên, bác sĩ phẫu thuật không thể nhìn trực tiếp vào vùng mổ mà phải nhìn hình ảnh trên màn hình được kết nối với ống nội soi.

Khi lắp camera vào thân máy để chụp ảnh, khoảng cách từ camera đến chủ thể tương đối ngắn nên phạm vi quan sát quá nhỏ. Do vậy, nếu chỉ sử dụng một camera để quan sát vùng mổ sẽ rất hạn chế góc nhìn. Kỹ thuật khâu ảnh cho phép mở rộng vùng quan sát bằng cách sử dụng từ hai camera trở lên. Một số nhà nghiên cứu đã thực hiện khâu ảnh tĩnh [1] nhưng cách này khó thu được ảnh khâu với chất lượng tốt. Trong bài báo này, tôi sử dụng hai camera nội soi và một thuật toán khâu hình ảnh dựa trên việc kết nối các điểm đặc trưng tốt để tạo ra một hình ảnh động toàn cảnh. Kỹ thuật khâu ảnh bao gồm: phát hiện điểm đặc trưng, mô tả tính toán, tìm các kết nối tốt và tìm ma trận Homography.

Về vấn đề phát hiện các điểm đặc trưng, một số nghiên cứu trước đây đã đề xuất một số thuật toán phát hiện các điểm đặc trưng như SIFT và SUFT [2]. SIFT lợi thế hơn vì nó chính xác hơn nhưng SIFT dành nhiều thời gian cho tính toán, vì vậy trong ứng dụng thời gian thực thuật toán SIFT không thể được sử dụng. Do vậy, trong nghiên cứu này, tôi sử dụng thuật toán SURF dựa trên các nguyên tắc và bước tương tự như SIFT [3] nhưng có cải tiến để thu được các điểm đặc trưng tốt trong các điều kiện môi trường khác nhau. Tôi cũng trình bày phương pháp loại bỏ các điểm đặc trưng dư thừa, nhờ vậy mà có thể giảm thời gian tính toán các bộ mô tả và tìm các điểm nối tốt.

Về vấn đề mô tả tính toán, một số nghiên cứu gần đây về tăng tốc độ khâu ảnh bằng cách thay đổi kích thước ảnh gốc thành ảnh nhỏ hơn hoặc chọn vùng nhỏ để phát hiện các điểm đặc trưng [4]. Bộ mô tả SURF 64 chiều được tạo ra bởi cách tính toán phản hồi sóng con Haar trong các vùng con 4×4 với các điểm đặc trưng là trung tâm [5]. Phương pháp này có thể giảm thời gian phát hiện các điểm đặc trưng nhưng thông tin sẽ bị mất. Đôi khi không thể khâu ảnh khi áp dụng các phương pháp này. Phương pháp đề xuất là chia hình ảnh gốc thành bốn hình ảnh nhỏ, sau đó phát hiện các điểm đặc trưng trong bốn hình ảnh nhỏ liên tiếp và kết hợp bốn bộ điểm đặc trưng được phát hiện trong bốn hình ảnh nhỏ ở trên, ta sẽ có được tất cả các điểm đặc trưng của hình ảnh gốc. Bằng cách phát hiện các điểm đặc trưng trong các hình ảnh nhỏ, ta giảm được rất nhiều thời gian. Ngoài ra, việc hợp nhất các đặc trưng từ bốn hình ảnh nhỏ sẽ mang lại số lượng lớn hơn các đặc trưng của hình ảnh gốc, dẫn đến chất lượng khâu ảnh được cải thiện.

Về vấn đề tìm các kết nối tốt, các nghiên cứu gần đây đã thực hiện so sánh các bộ mô tả thu được từ các hình ảnh khác nhau để có thể tìm thấy các cặp phù hợp [6]. Một kết hợp tốt có thể được xác định bằng cách lấy tỷ lệ khoảng cách từ hàng xóm gần nhất với khoảng cách gần nhất thứ hai [7]. Tuy nhiên, tỷ lệ này không thể sử dụng giá trị nào cũng được. Tỷ lệ này nên lấy nhỏ hơn 0,7 thì hầu hết kết quả kết nối tốt đều đúng [8].

Ma trận Homography là một ánh xạ xạ ảnh từ mặt phẳng xạ ảnh này sang mặt phẳng xạ ảnh khác. Thực hiện tìm ma trận Homography của hai ảnh nhiều lần thì được cùng một kết quả vì vị trí của các điểm đặc trưng là cố định [9]. Nhưng khi tìm ma trận Homography của hai ảnh đọc từ hai camera cố định thì kết quả không giống nhau bởi vì khoảng cách giữa các điểm đặc trưng, vị trí của điểm đặc trưng, số lượng khung hình kết hợp tốt là không giống nhau [10]. Điều này dẫn tới một số kết quả tốt nhưng một số không tốt, do vậy, làm cho kết quả bị sai lệch. Trong bài báo này, tôi đề xuất phương pháp làm cho kết quả ổn định hơn.

2. Đề xuất

2.1. Phát hiện các điểm đặc trưng sử dụng OpenCL

Bảng 1 chỉ ra chi tiết thời gian dùng khâu ảnh sử dụng CPU [9]. Ta có thể thấy thời gian cần thiết để phát hiện các điểm đặc trưng chiếm gần 46% tổng thời gian khâu ảnh.

Bảng 1. Thời gian sử dụng cho việc khâu ảnh [9]

Thời gian phát hiện các điểm đặc trưng	320,3 ms
Thời gian bộ phát hiện tính toán	220 ms
Thời gian tìm ma trận Homography	120 ms
Thời gian kết hợp	40 ms

Khi sử dụng OpenCL để phát hiện các điểm đặc trưng thì thời gian tiêu tốn đã được giảm đi nhiều [10]. Như bảng 2 cho thấy, thời gian để phát hiện các điểm đặc trưng khi thực hiện trên OpenCL nhỏ hơn so với việc sử dụng CPU. Tuy nhiên, thời gian để phát hiện các điểm đặc trưng khi sử dụng OpenCL vẫn còn khá lớn. Để khâu ảnh theo thời gian thực thì thời gian phát hiện phải nhỏ hơn 30 (ms). Phần tiếp theo sẽ trình bày một đề xuất để giảm bớt thời gian này.

Bảng 2. So sánh thời gian phát hiện các điểm đặc trưng sử dụng CPU và OpenCL [10]

CPU	OpenCL
320,3 ms	191,7 ms

2.2. Phát hiện các điểm đặc trưng trong các ảnh nhỏ

Trước hết, ảnh gốc được lấy mẫu theo các yếu tố f_r, f_c để có được ảnh nhỏ với kích thước 320×240 [11]. Với f_r, f_c là tỷ lệ hàng và cột tương ứng. Ví dụ với hình ảnh VGA 640×480 $f_r = f_c = 2$; Hình ảnh Full HD 1920×1080 $f_r = 4,5, f_c = 6$ v.v.

Bước tiếp theo, chia hình ảnh cơ sở thành bốn hình nhỏ, hình ảnh đầu tiên gồm các hàng lẻ, cột lẻ; Hình thứ hai gồm các hàng lẻ, cột chẵn; Hình thứ ba gồm các hàng chẵn, các cột lẻ; Hình ảnh cuối cùng bao gồm các hàng chẵn và các cột chẵn của ảnh cơ sở.

$$\begin{aligned} S1(x, y) &= I_B(2x + 1, 2y + 1); \\ S2(x, y) &= I_B(2x + 1, 2y); \\ S3(x, y) &= I_B(2x, 2y + 1); \\ S4(x, y) &= I_B(2x, 2y) \end{aligned} \quad (1)$$

Trong đó, $S1, S2, S3, S4$ là các ảnh nhỏ; I_B là hình cơ sở; (x, y) là tọa độ hàng và cột tương ứng.

Thuật toán tìm ma trận Homography được mô tả ở hình 1. Với thuật toán đề xuất này, ta có thể có được ma trận Homography tốt do việc chia ảnh cơ sở thành bốn ảnh nhỏ, phát hiện điểm đặc trưng và cập nhật ma trận Homography.

Thuật toán đề xuất gồm các bước sau:

Bước 1: Phát hiện điểm đặc trưng trong hình ảnh nhỏ $S1$ trong khi sử dụng ma trận Homography trước đó tại khung F_{n-1} đến khung ghép F_n .

Bước 2: Phát hiện điểm đặc trưng trong hình ảnh nhỏ $S2$ trong khi sử dụng ma trận Homography trước đó ở F_{n-1} đến khung ghép F_{n+1} .

Bước 3: Phát hiện điểm đặc trưng trong hình ảnh nhỏ $S3$ trong khi sử dụng ma trận Homography trước đó tại khung F_{n-1} đến khung ghép F_{n+2} .

Bước 4: Phát hiện điểm đặc trưng trong hình ảnh nhỏ $S4$, sau đó tìm ma trận Homography với bốn bộ điểm đặc trưng đã được phát hiện trong bốn bước. Kiểm tra và cập nhật ma trận Homography cho khung này và các khung tiếp theo. Quay lại bước 1.

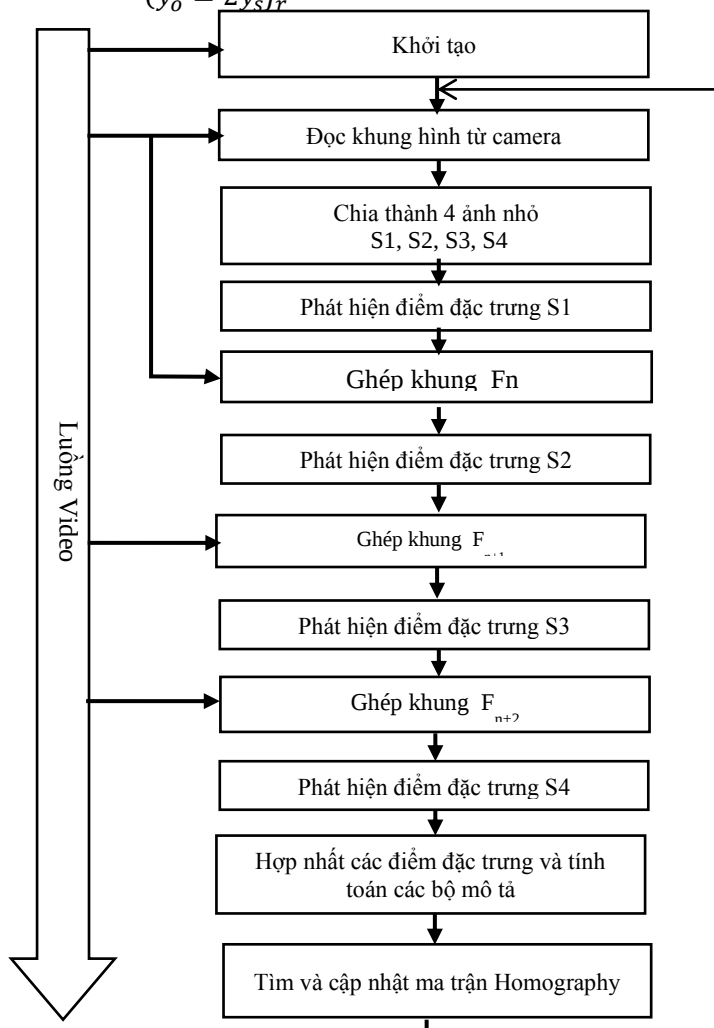
Hình 2 chỉ ra các điểm đặc trưng được phát hiện trong các ảnh nhỏ và sau đó định vị chúng trong hình ảnh gốc. Số lượng điểm đặc trưng được phát hiện trong $S1, S2, S3$ và $S4$ lần lượt là 160, 146, 161 và 138. Cuối cùng, ta nhận được 605 điểm đặc trưng trong hình ảnh gốc. Để xác định vị trí các điểm đặc trưng trong hình ảnh gốc, thì sử dụng các phương trình:

$$\begin{cases} x_o = (2x_s + 1)f_c \\ y_o = (2y_s + 1)f_r \end{cases} \quad \text{Cho ảnh nhỏ } S1 \quad (2)$$

$$\begin{cases} x_o = (2x_s + 1)f_c \\ y_o = 2y_s f_r \end{cases} \text{ Cho ảnh nhỏ S2} \quad (3)$$

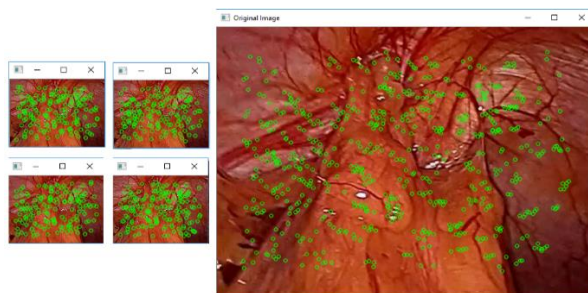
$$\begin{cases} x_o = 2x_s f_c \\ y_o = (2y_s + 1)f_r \end{cases} \text{ Cho ảnh nhỏ S3} \quad (4)$$

$$\begin{cases} x_o = 2x_s f_c \\ y_o = 2y_s f_r \end{cases} \text{ Cho ảnh nhỏ S4} \quad (5)$$



Hình 1. Lưu đồ thuật toán đề xuất tìm ma trận Homography

Trong đó, $(x_o, y_o), (x_s, y_s)$ lần lượt là tọa độ của các điểm đặc trưng trong hình ảnh gốc và hình ảnh nhỏ.



Hình 2. Phát hiện điểm đặc trưng trong các ảnh nhỏ

Ưu điểm của phương pháp này là không chỉ giảm thời gian phát hiện các điểm đặc trưng mà còn có thể nhận được nhiều điểm đặc trưng hơn, từ đó cung cấp nhiều kết quả phù hợp hơn, vì vậy phương pháp đề xuất này hoàn toàn có thể cải thiện chất lượng khâu ảnh.

Bảng 3. So sánh thời gian phát hiện các điểm đặc trưng

Ảnh gốc	Ảnh nhỏ
191,7 ms	25,3 ms

Bảng 3 cho thấy thời gian phát hiện các điểm đặc trưng trong ảnh gốc lớn. Vì vậy ta không thể đạt được thời gian thực khâu ảnh nếu ta sử dụng ảnh gốc để phát hiện các điểm đặc trưng. Trong khi đó, thời gian dành cho việc phát hiện các điểm đặc trưng trong hình ảnh nhỏ nhỏ hơn 30 ms, có nghĩa là ta có thể đạt được quá trình khâu ảnh theo thời gian thực.

2.3. Lọc các điểm đặc trưng

Mỗi một ảnh có rất nhiều điểm đặc trưng, thực tế trong khâu ảnh ta chỉ cần dùng một số ít điểm đặc trưng có chất lượng tốt (ít nhất 4 điểm) là có thể khâu được ảnh. Do đó, việc đi tìm các điểm đặc trưng có chất lượng tốt và loại bỏ đi các điểm đặc trưng không cần thiết sẽ làm giảm đáng kể công đoạn tính toán các bộ mô tả của các điểm đặc trưng.

Nghiên cứu này sử dụng thuật toán SIFT và SURF để phát hiện các điểm đặc trưng, tính toán bộ mô tả và so khớp các điểm đặc trưng. Chất lượng của hình ảnh “đường may” ảnh phụ thuộc vào số lượng khớp tốt, từ thực nghiệm với hơn 3500 khung hình với các chất lượng và góc độ khác nhau tôi xét thấy hầu hết các khớp tốt đều là của các điểm đặc trưng có đường kính nhỏ hơn 30. Tất nhiên, với các điểm đặc trưng có đường kính lớn hơn 30 ta vẫn tìm được các khớp tốt, nhưng các khớp tốt đó cũng không cần thiết vì hầu hết các điểm đặc trưng có đường kính nhỏ hơn 30 đã đủ các khớp tốt để có thể khâu các ảnh, do đó ta có thể loại bỏ các điểm đặc trưng có đường kính lớn hơn 30, điều này làm tăng tốc độ đáng kể cho việc tính toán các bộ mô tả cho các điểm đặc trưng, cũng có nghĩa là tăng tốc độ khâu ảnh mà vẫn đảm bảo chất lượng của ảnh khâu.

2.4. Tìm các kết hợp tốt dựa trên thuật toán đường song song gần nhất

Phương pháp được đề xuất bao gồm một quy trình hai bước. Bước đầu tiên là tìm một kết hợp tốt dựa trên Khoảng cách Euclide tối thiểu của các điểm đặc trưng và sau đó xác định phương trình của đường. Đây được gọi là đường cơ sở. Bước tiếp theo là tìm các kết hợp tốt khác gần song song với đường cơ sở và cho rằng chúng là các kết hợp tốt.

Bài báo này tập trung tìm ra sự kết hợp tốt trong hình ảnh nội soi bằng cách là tìm các điểm đặc trưng trong hai hình ảnh mà tương ứng với vector riêng có khoảng cách Euclide tối thiểu. Nếu tỷ số giữa khoảng cách nhỏ nhất với khoảng cách nhỏ nhất thứ hai nhỏ hơn một giá trị nhất định, thì các điểm tương ứng của chúng được coi là các điểm đặc trưng phù hợp mà vector riêng của chúng có khoảng cách nhỏ nhất. Hai điểm đặc trưng tạo thành một cặp điểm phù hợp. Nếu không, chúng được coi là một cặp điểm không phù hợp và bị loại bỏ. Tuy nhiên, khi hình ảnh bị mờ hoặc được chụp với tiêu cự quá gần, thì rất khó để tìm đủ kết quả phù hợp tốt để ghép hình ảnh.

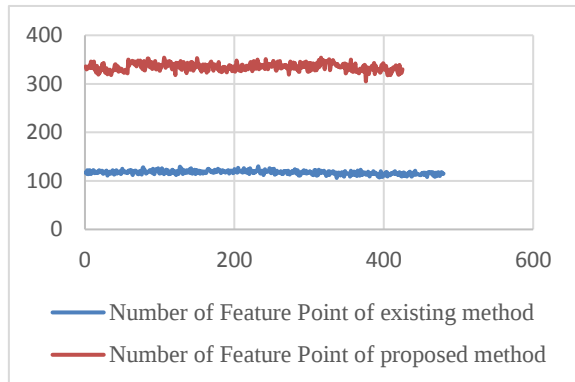
Nếu sử dụng phương pháp hiện có để ghép 3200 khung hình đọc từ hai camera cố định, thì có thể nhận được 727 ma trận Homography khác nhau mà không thể sử dụng 340 ma trận Homography hoặc có 340 khung không thể sử dụng để ghép được.

2.5. Kết quả có tính ổn định của khâu ảnh

Để kết quả đầu ra ổn định, tác giả sử dụng cùng một ma trận Homography cho mọi khung hình khi camera được cố định. Chất lượng của kết quả phụ thuộc vào ma trận Homography, nếu ta có được ma trận Homography tốt thì mọi khung hình được ghép sẽ có kết quả tốt. Để có được ma trận Homography tốt, thì ta so sánh số lượng các kết quả phù hợp tốt của ma trận Homography hiện tại với ma trận trước đó. Sau đó, sẽ cập nhật ma trận Homography mới nếu số lượng phù hợp tốt lớn hơn. Cùng với đó, cập nhật ma trận Homography mới khi camera di chuyển. Khi các camera di chuyển đến gần đối tượng, vùng chồng chéo sẽ giảm xuống và khi các

camera di chuyển ra xa đối tượng, vùng chồng chéo tăng lên. Nhưng như đã trình bày ở trên, các camera cũng được cố định, vùng chồng chéo vẫn tăng hoặc giảm ngẫu nhiên, vì vậy để đảm bảo các camera đang chuyển động ta sẽ so sánh vùng chồng chéo của khung hình hiện tại với khung hình trước đó. Nếu vùng chồng lắp tăng hoặc giảm ở N khung liên tục, ta sẽ cập nhật ma trận Homography mới. N không quá lớn vì nếu N quá lớn thì khi camera chuyển động ta sẽ bị trễ nhiều hơn. Trong bài báo này, N được chọn bằng 3.

3. Kết quả



Hình 3. So sánh về số lượng điểm đặc trưng được phát hiện

Hình 3 cho thấy số lượng điểm đặc trưng được phát hiện theo phương pháp đề xuất (màu cam đỏ) lớn gấp 3 phương pháp hiện có (màu xanh).

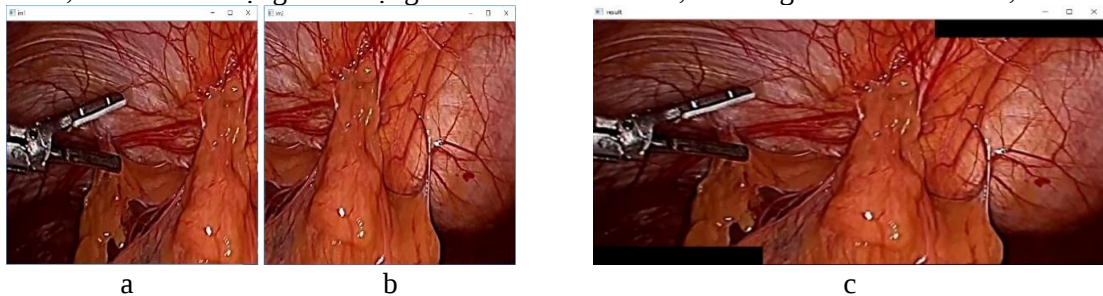
Với số lượng điểm đặc trưng lớn hơn, thì sẽ dễ dàng tìm được nhiều kết hợp tốt hơn. Như hình 4 cho thấy số lượng kết hợp tốt của phương pháp được đề xuất (đường màu cam đỏ) lớn hơn phương pháp hiện có (đường màu xanh), do đó chất lượng khâu ảnh sẽ tốt hơn.

Bảng 4 cho thấy kết quả của 3500 khung được ghép. Khi áp dụng các phương pháp đề xuất thì ma trận Homography thay đổi 56 lần. Trong khi áp dụng với phương pháp hiện có, nó thay đổi 747 lần. Điều đó có nghĩa là, kết quả ổn định hơn khi áp dụng các phương pháp đề xuất.

Bảng 4. So sánh tính ổn định của kết quả

Tổng số khung	Ma trận Homography thay đổi (lần)	
	Phương pháp hiện tại	Phương pháp đề xuất
3500	747	56

Hình 5 hiển thị kết quả hình ảnh được ghép, Hình 5a là hình ảnh bên trái (640x480), Hình 5b là hình ảnh bên phải (640x480), Hình 5c là hình ảnh kết quả (971x517). Bằng cách sử dụng hai camera, ta có thể mở rộng chiều rộng của hình ảnh thêm 51,7% trong khi chiều cao là 5,8%.



Hình 5. Kết quả khâu ảnh: (a) Ảnh bên trái; (b) Ảnh bên phải; (c) Ảnh sau khi khâu

Kết quả so sánh giữa phương pháp đề xuất với phương pháp hiện tại được thể hiện trong bảng 5. Rõ ràng, phương pháp đề xuất cho kết quả về tốc độ ghép cũng như chất lượng ảnh tốt hơn.

Bảng 5. So sánh giữa phương pháp đề xuất với phương pháp hiện tại

	Phương pháp đề xuất	Phương pháp hiện tại
Số lượng điểm đặc trưng	337	117
Số lượng phù hợp tốt	58	9
Thời gian phát hiện điểm đặc trưng	25 ms	191 ms

4. Kết luận

Bài báo trình bày phương pháp cải thiện chất lượng ảnh khâu và tốc độ khâu ảnh với kết quả khả quan. Phương pháp đề xuất đã giải quyết được nhiều hạn chế của các phương pháp hiện tại về thời gian phát hiện các điểm đặc trưng, loại bỏ các điểm đặc trưng dư thừa, phát hiện các kết hợp tốt để khâu ảnh... Cách tiếp cận này cũng cải thiện chất lượng hình ảnh khâu bằng cách giảm lỗi căn chỉnh và “bóng mờ” khi so sánh với phương pháp SUFT.

Trong tương lai, nghiên cứu dự định phát triển một modul theo dõi đối tượng dựa trên học sâu để hình ảnh khâu có chiều sâu, chất lượng tốt hơn và đáp ứng thời gian thực hơn.

TÀI LIỆU THAM KHẢO/REFERENCES

- [1] J. Totz, K. Fujii, P. Mountney, and G.-Z. Yang, “Enhanced visualisation for minimally invasive surgery,” *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, vol. 7, no. 3, pp. 423-432, 2012.
- [2] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, and L. Van Gool, “Speededup robust features (SURF),” *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 110, no. 3, pp. 346-359, 2008.
- [3] A. H. Vardhan *et al.*, “Unsupervised approach for object matching using Speeded Up Robust Features,” in 2015 IEEE Applied Imagery Pattern Recognition Workshop (AIPR), 2015.
- [4] C. N. Senarathne *et al.*, “A faster image registration and stitching algorithm,” in 2011 6th International Conference on Industrial and Information Systems, 2011.
- [5] S. K. Trivedi *et al.*, *Handbook of Research on Advanced Data Mining Techniques and Applications for Business Intelligence*, IGI Global, 2017.
- [6] A. A. Goshtasby, *Point Pattern Matching*, in *Image Registration: Principles, Tools and Methods*, Springer London, 2012, pp. 267-312.
- [7] C. Takada, T. Suzuki, A. Aff, and T. Nakaguchi, *Hybrid tracking and matching algorithm for mosaicking multiple surgical views*, Cham: Springer, 2017, pp. 24-35.
- [8] D. G. Lowe, “Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints,” *International Journal of Computer Vision*, vol. 60, no. 2, pp. 91-110, 2004.
- [9] R. Srivastava, *Research Developments in Computer Vision and Image Processing: Methodologies and Applications*, IGI Global, 2013.
- [10] Z. Zhang, “A flexible new technique for camera calibration,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no. 11, pp. 1330-1334, 2000.
- [11] A. Kaehler and G. Bradski, *Learning OpenCV 3: Computer vision in C++ with the OpenCV library*, Sebastopol: O'Reilly Media Inc., 2016.