

TĂNG HIỆU QUẢ PHÁT HIỆN DỊ THƯỜNG TRÊN ẢNH UAV ỨNG DỤNG TRONG CÔNG TÁC TÌM KIẾM CỨU NẠN

Nguyễn Văn Phương*, Đào Khánh Hoài*, Tống Minh Đức*

*Khoa Công nghệ thông tin, Học viện Kỹ thuật Quân sự

*Viện Công trình đặc biệt, Học viện Kỹ thuật Quân sự

Tóm tắt: Hoạt động tìm kiếm và cứu nạn bao gồm việc tìm kiếm và giải cứu người, phương tiện bị mắc kẹt trong các tình huống khó khăn. Trong thời gian gần đây, một thiết bị được ứng dụng nhiều trong cả quân sự và dân sự là phương tiện bay không người lái (UAV), nó thực sự là một nguồn lực rất lớn cho sứ mệnh tìm kiếm cứu nạn. Tuy nhiên, với số lượng lớn ảnh thu được từ thiết bị này, kết hợp với độ phân giải cao trong một khu vực rộng lớn là rào cản không hề nhỏ để phát hiện bằng mắt thường. Tự động phát hiện mục tiêu là giải pháp phù hợp. Để tránh bỏ sót các mục tiêu, tăng hiệu quả phát hiện của các thuật toán là cần thiết. Trong nghiên cứu này chúng tôi đề xuất một phương pháp tăng hiệu quả phát hiện mục tiêu của thuật toán RX khi kết hợp với các phương pháp trích rút đặc trưng SIFT và SURF, kết quả thử nghiệm trên bộ dữ liệu mẫu cho kết quả khác biệt rõ rệt, nhất là các trường hợp ảnh bị can nhiễu.

Từ khóa: Phát hiện dị thường, SIFT, SURF, ảnh UAV, tìm kiếm cứu nạn.

1. MỞ ĐẦU

Nghiên cứu về khả năng sống sót của con người sau tai nạn máy bay cho thấy rằng, người bị nạn có khả năng sống sót nhỏ hơn 10% nếu việc cứu hộ bị trễ quá 2 ngày, và tỉ lệ sống sót lên tới 60% nếu việc cứu hộ được thực hiện kịp thời trong vòng 8 tiếng [1]. Sự khẩn cấp tương tự cũng được áp dụng trong các tình huống tìm kiếm cứu nạn hàng hải hay trên đất liền. Thêm vào đó, việc xác định nhanh chóng vị trí bị nạn cũng góp phần làm giảm chi phí và thời gian cho các Đơn vị Tìm kiếm - Cứu nạn. Điều đó nói lên rằng, thời gian tìm ra người bị nạn và tổ chức giải cứu hết sức quan trọng quyết định đến sự thành công của chiến dịch đó.

Trong thời gian gần đây, một thiết bị đã được ứng dụng rộng rãi trong cả quân sự và dân sự đó là thiết bị bay không người lái (UAV) [2,3], nó thực sự là một nguồn lực rất lớn cho sứ mệnh tìm kiếm cứu nạn [4,5] bởi thiết bị này có thể mang các bộ cảm biến để thu thập hình ảnh có độ phân giải cao với phạm vi hoạt động rộng lớn, địa hình đa dạng mà không cần quá nhiều nhân lực và chi phí cho quá trình tìm kiếm. Tuy

nhien, các bộ cảm biến thu dữ liệu phải quét trên một khu vực rộng lớn và dung lượng dữ liệu lớn là một rào cản đối với việc tìm kiếm thủ công bằng mắt thường. Đôi khi tìm kiếm bằng thủ công không đảm bảo độ tin cậy, tốn nhiều thời gian dẫn đến làm giảm khả năng sống sót của nạn nhân. Các kỹ thuật tự động phát hiện mục tiêu trên ảnh UAV [6,7,8,9] có thể hỗ trợ và đẩy nhanh quá trình này.

Tự động phát hiện mục tiêu dựa trên các đặc trưng hình học có thể được sử dụng để tiếp cận vấn đề này, tuy nhiên, các đặc trưng hình học của các đối tượng quan tâm không được xác định rõ trong hầu hết các tình huống tìm kiếm cứu nạn do góc chụp của thiết bị thu, các đối tượng cần tìm kiếm bị che lấp một phần bởi địa hình, bị che lấp một phần bởi mật độ dày đặc của lá cây hoặc có thể bị chìm một phần dưới nước. Trực tiếp tìm ra người đang gặp nạn sẽ là lý tưởng, nhưng trong một số trường hợp, các đồ vật đi kèm như quần áo, chăn mền, lều trại, vật dụng cá nhân, mảnh vỡ phương tiện, ... có thể cung cấp một số thông tin hữu ích. Vì vậy, phát hiện dị thường (hoặc ngoại lai) sẽ cung cấp một cách tiếp cận phù hợp hơn cho vấn đề này. Dị thường trên ảnh UAV được xác định là những điểm ảnh hoặc cụm điểm ảnh có màu nổi bật hoặc khác biệt nhiều so với những điểm ảnh lân cận, những điểm ảnh này thừa thớt và hiếm khi đại diện cho ảnh. Nói chung, các dấu hiệu dị thường là rất nhỏ về mặt không gian và tồn tại với xác suất thấp trong một cảnh ảnh.

Nhóm các nhà nghiên cứu của Đại học Boston, Mỹ trong các năm 2012, 2013 và 2015 [6,7,8] đã tập trung nghiên cứu một số kỹ thuật phát hiện ngoại lai màu trên ảnh UAV ứng dụng cho công tác tìm kiếm cứu nạn. Đầu tiên, đó là kỹ thuật kiểm nghiệm giả thuyết nhị phân để phát hiện các điểm ảnh dị thường [6]. Trong kỹ thuật này, các tác giả đã áp dụng quy tắc Neyman-Pearson dựa trên việc tính toán hàm mật độ xác suất phi tham số của dữ liệu nền để đưa ra quyết định. Kỹ thuật thứ hai [7], M. Ramachandran và W. Moik đề xuất sử dụng thuật toán K-Mean để phân các điểm ảnh thành các cụm. Tất cả các điểm ảnh trong một cụm được xác định là bình thường nếu như số lượng tâm của các cụm lân cận được bao quanh trong một vùng xác định bởi bán kính R (tính từ tâm cụm đang xét) lớn hơn hoặc bằng N_{max} . Ngược lại, tất cả những điểm ảnh nằm trong cụm đang xét là những điểm ảnh dị thường. Kỹ thuật thứ ba [8], khoảng trống phân tích thành phần chính (PCAG). Máy dò dị thường xác định các khoảng trống giữa các cụm dọc theo vector có độ biến thiên lớn nhất, tìm kiếm vùng lớn nhất dọc theo vector riêng để tách ra tập hợp các điểm ảnh dị thường. Kỹ

Tác giả liên hệ: Nguyễn Văn Phương,

Email: phuongnv.dl@gmail.com

Đề tài soạn: 02/7/2019, chỉnh sửa: 22/8/2019, chấp nhận đăng:

30/8/2019

thuật thứ tư [6,7,8], các tác giả kiểm nghiệm khả năng phát hiện dị thường trên ảnh UAV của thuật toán RX [10] và một số biến thể của RX như: Biến đổi phân tách eigen dựa trên cửa sổ kép (DWEST), phát hiện mục tiêu dựa trên cửa sổ không gian lồng nhau (NSWTD) và phát hiện mục tiêu dựa trên cửa sổ lồng vào nhau (MW-NSWTD). Kết quả của các nghiên cứu cho thấy rằng ảnh chụp từ UAV có thể đáp ứng được cho công tác tìm kiếm cứu nạn. Hiệu suất phát hiện các điểm ảnh ngoại lai (những điểm ảnh này có thể chứa các thông tin hữu ích hỗ trợ cho công tác tìm kiếm cứu nạn) của các thuật toán trên tập dữ liệu mẫu đều lớn hơn 95%.

Trong nghiên cứu [9], các tác giả đã khảo sát khả năng phát hiện dị thường màu của RX [10] và một số biến thể của nó trên tám không gian màu khác nhau của ảnh UAV. Kết quả cho thấy rằng, sử dụng không gian màu phù hợp sẽ cho kết quả khả quan, có thể hỗ trợ phát hiện các đối tượng chứa thông tin cho công tác tìm kiếm cứu nạn.

Toán tử phát hiện dị thường RX [10] do Reed và Xiaoli công bố vào năm 1990 và thường được coi là một chuẩn [11] để phát hiện dị thường trên ảnh đa phổ và siêu phổ. Trong các nghiên cứu [6,7,8,9], RX đã được kiểm nghiệm trên ảnh UAV và đã được chứng minh tính hiệu quả của nó. Tuy nhiên, RX cũng có một số hạn chế: thứ nhất, dữ liệu ảnh phải tuân theo mô hình Gaussian đa biến. Tuy nhiên, điều này rất hiếm khi xảy ra ngoài thực tế bởi các cảnh ảnh rất đa dạng và chứa nhiều lớp đối tượng khác nhau [12,13]. Thứ hai, để đưa dữ liệu về gần với phân bố chuẩn, RX tính toán cục bộ trong một cửa sổ, do đó ma trận hiệp phương sai được ước lượng từ một số lượng nhỏ các mẫu dữ liệu có số chiều lớn dẫn đến nghịch đảo của chúng thường không ổn định (cần chuẩn tắc hóa để giảm các lỗi thống kê) [15]. Thứ ba, RX có tỷ lệ dương tính giả cao, nó phát hiện các điểm ảnh dị thường trong vùng cục bộ quanh điểm ảnh đang xét nhưng không phải trong toàn cục (một cái cây đơn lẻ trong đồng cỏ đồng nhất cục bộ được coi là dị thường cục bộ, ngay cả khi toàn bộ ảnh có cả một khu rừng) [12,14,16,17].

Tăng hiệu quả của thuật toán phát hiện các điểm ảnh dị thường để tránh bỏ sót các dấu hiệu cần tìm kiếm là điều cần thiết. Trong nghiên cứu này, chúng tôi đề xuất biện pháp để tăng hiệu quả phát hiện dị thường của toán tử dò tìm dị thường RX bằng cách kết hợp RX với phương pháp khử nhiễu, trích rút đặc trưng SIFT hoặc phương pháp trích rút đặc trưng SURF, nội dung cụ thể sẽ được trình bày trong phần 2, phần 3 sẽ trình bày kết quả kiểm nghiệm thực tế trên ảnh chụp từ UAV.

II. GIẢI PHÁP TĂNG HIỆU QUẢ PHÁT HIỆN DỊ THƯỜNG TRÊN ẢNH UAV

Như đã giới thiệu trong phần mở đầu, RX là một thuật toán chuẩn cho bài toán phát hiện dị thường màu trên ảnh UAV. Để tăng hiệu suất phát hiện dị thường của RX, chúng ta phải khắc phục được những điểm hạn chế của nó. Qua quá trình nghiên cứu chúng tôi thấy rằng, nguyên nhân chủ yếu dẫn đến hiệu suất phát hiện dị thường của RX giảm do tỷ lệ dương tính giả cao [12,14,16,17]. Tỷ lệ dương tính giả cao do hai nguyên nhân chính: thứ nhất, để đáp ứng yêu cầu trong giả thuyết thứ nhất (giả thuyết H_0), RX tính toán cục bộ thông qua một cửa sổ, lấy điểm đang xét làm trung tâm nên không xét đến mối tương quan của các điểm ảnh trong toàn bộ cảnh, làm cho tỷ lệ dương tính giả cao (một cái cây đơn lẻ trong đồng cỏ đồng nhất cục bộ được coi là dị thường cục bộ, ngay cả khi toàn bộ ảnh

có cả một khu rừng). Thứ hai, quá trình thu nhận hình ảnh của các bộ cảm biến thường có nhiễu được thêm vào (nhiều ánh sáng, nhiễu khí quyển, nhiễu tín hiệu chuyên đổi của bộ cảm biến,...). Trong khi đó, RX hoạt động như một bộ lọc [13] dẫn đến các điểm ảnh là nhiễu sẽ được đưa vào lớp dị thường làm cho tỷ lệ dương tính giả cao.

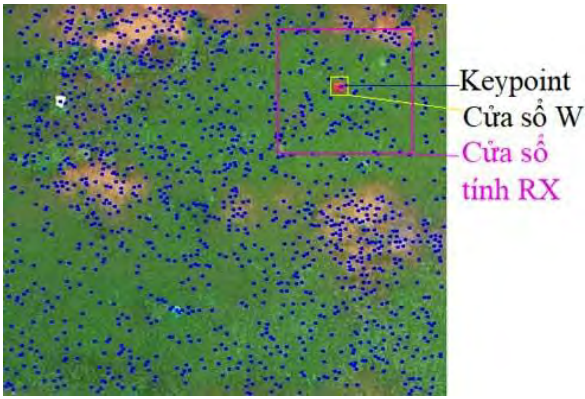
Để giảm tỷ lệ dương tính giả do tính toán RX cục bộ gây ra, các nhà nghiên cứu đã tính toán RX theo phương pháp toàn cục (GRX) [13,18]. Tuy nhiên, phương pháp tính toán RX toàn cục trong nhiều trường hợp phạm vào giả thuyết H_0 , bỏ lỡ các điểm ảnh dị thường vì sự phân biệt không đủ chính xác [19].

Trong nghiên cứu này, chúng tôi đề xuất phương pháp giảm tỷ lệ dương tính giả bằng cách loại bỏ bớt nhiễu trước khi tính toán RX. Để giảm bớt nhiễu của ảnh, trước khi tính toán RX chúng tôi sẽ khử nhiễu bằng cách tích chập ảnh gốc với toán tử Gaussian Blur $G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}$, đây được gọi là bước làm mịn ảnh trước khi tính toán RX.

Dựa vào tính chất của các điểm ảnh dị thường là có màu sắc nổi bật hoặc có sự khác biệt lớn so với các điểm ảnh xung quanh và chúng rất thưa thớt, hiếm khi đại diện cho ảnh, chúng tôi sẽ sử dụng một số công cụ để định vị nó. Tập những điểm ảnh được định vị này có thể không chứa tất cả các điểm ảnh dị thường và có thể có thêm các điểm ảnh bình thường nhưng chúng là những điểm ảnh có màu sắc nổi bật (có thể có giá trị lớn nhất hoặc nhỏ nhất) trong một vùng cục bộ, những điểm ảnh này gọi là tập những điểm đặc trưng. Từ các điểm ảnh đặc trưng, sử dụng RX để tính toán các điểm xung quanh trong một phạm vi nhất định để tìm các điểm ảnh dị thường thực sự, các điểm ảnh còn lại chúng ta sẽ bỏ qua và coi nó là những điểm ảnh bình thường. Như vậy, thay vì phải tính toán RX cho toàn bộ các điểm ảnh, chúng ta chỉ đi tính toán RX cho một tập hợp nhỏ các điểm ảnh xung quanh các điểm đặc trưng, từ đó giảm được nhiễu bị gán vào tập giá trị dị thường làm giảm tỷ lệ dương tính giả.

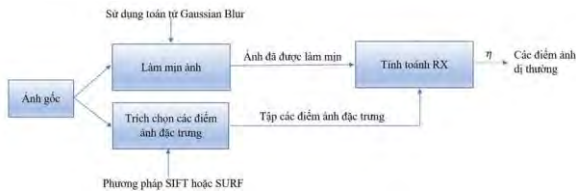
Qua nghiên cứu hai phương pháp trích rút các điểm ảnh đặc trưng bất biến cục bộ SIFT [20] và [21] chúng tôi thấy rằng, trong một cụm các điểm ảnh dị thường nằm cạnh nhau sẽ có ít nhất một điểm ảnh được chọn là điểm đặc trưng. Điều này hoàn toàn phù hợp bởi các điểm ảnh dị thường có màu sắc nổi bật hoặc khác biệt so với những điểm ảnh xung quanh, trong khi đó SIFT và SURF tìm những điểm có giá trị lớn nhất hoặc nhỏ nhất trong một vùng cục bộ làm điểm ảnh đặc trưng. Như vậy, SIFT và SURF là những công cụ phù hợp để tìm tập các điểm ảnh đặc trưng phù hợp với mục đích trên.

Sau khi tìm được tập hợp những điểm đặc trưng, tại mỗi một điểm đặc trưng, chúng tôi chỉ tính toán RX cho một số điểm ảnh xung quanh điểm đặc trưng thông qua một cửa sổ giới hạn gọi là cửa sổ W , những điểm ảnh nằm ngoài cửa sổ W sẽ được gán luôn cho lớp bình thường mà không phải tính toán. W có tâm là điểm ảnh đặc trưng đang xét, W phải bao hết toàn bộ các điểm ảnh dị thường (nếu có) xung quanh điểm đặc trưng. Nhưng W cũng không được quá lớn, nếu lớn quá sẽ tương đương với việc tính toán RX cho toàn bộ các điểm ảnh (Xem Hình 1).



Hình 1. Các chấm màu xanh là các điểm đặc trưng, các điểm ảnh trong cửa sổ W sẽ được tính toán phân loại, cửa sổ lớn là khu vực cục bộ để tính vector trung bình μ và ma trận hiệp phương sai K trong giai đoạn tính toán RX.

Các bước để tăng hiệu quả phát hiện dị thường của RX được thể hiện trên Hình 2. Đầu tiên, ảnh đầu vào sẽ trải qua bước làm mịn và cũng từ ảnh gốc này được dùng để trích rút các điểm ảnh đặc trưng. Ảnh sau khi làm mịn, kết hợp với tập các điểm ảnh đặc trưng sẽ được sử dụng để tính toán RX. Phần sau sẽ giới thiệu về toán tử phát hiện dị thường RX, phương pháp trích rút đặc trưng SIFT và SURF.



Hình 2. Sơ đồ các bước nhằm tăng hiệu quả phát hiện dị thường của RX.

A. Toán tử phát hiện dị thường RX

Thuật toán RX là thuật toán chuẩn phát hiện dị thường, ban đầu được phát triển bởi Read và Xiaoli [10] cho các ảnh đa phổ và siêu phổ, nó mô tả cơ bản trên hai giả thiết. Thứ nhất, ảnh nền như là một phân phối chuẩn Gaussian với trung bình không và ma trận hiệp phương sai chưa biết, đó là một ước tính tổng thể hoặc cục bộ từ dữ liệu $(N(0, \mathbf{K}))$. Thứ hai, giả thiết mục tiêu là sự kết hợp tuyến tính của tín hiệu mục tiêu và nhiễu xung quanh. Vì vậy, vector phổ tương trưng cho phân phối chuẩn với giá trị trung bình của tín hiệu mục tiêu (hoặc nhiễu mục tiêu) và nhiễu cộng bằng ma trận hiệp phương sai nền trong giả thiết.

$$\begin{aligned} H_0: x(n) &= x^0(n) \\ H_1: x(n) &= x^0(n) + bs(n) \end{aligned} \quad (1)$$

Trong đó, $s(n) \in S = [s(1), s(2), \dots, s(N)]$ là một mẫu tín hiệu dạng vector hàng gồm N phần tử, $x(n) = [x_1(n), x_2(n), \dots, x_j(n)]^T$ đại diện cho J ảnh con tương quan ($N > J$) có thể chứa tín hiệu quang học với hình dạng biết trước và vị trí không biết trước. $x^0(n)$ là vector nhiễu tạp dư, $b = [b_1, b_2, \dots, b_j]^T$ là vector cường độ tín hiệu không biết trước gồm j phần tử, $j = 1, 2, \dots, J$. Khi đó, toán tử dò tìm dị thường của RX như sau:

$$\delta_{RX}(r) = (r - \mu)^T \mathbf{K}_{L \times L}^{-1} (r - \mu) \stackrel{H_1}{\underset{H_0}{\leq}} \eta \quad (2)$$

Trong đó r là vector phổ các điểm ảnh, $\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N r_i$ (N là tổng số điểm ảnh) là vector phổ trung bình khu vực quan tâm, L là số kênh phổ (mỗi một kênh phổ là một nguồn năng lượng được thu nhận bởi sự phản xạ của vật trong một dải sóng tới bộ cảm biến của thiết bị thu. Ví dụ, ảnh màu RGB có 3 kênh phổ, kênh R nhận phản xạ ánh sáng với bước sóng trong khoảng từ 0,63-0,69 μm , kênh G nhận phản xạ ánh sáng với bước sóng trong khoảng từ 0,25-0,60 μm và kênh B nhận phản xạ ánh sáng với bước sóng trong khoảng từ 0,45-0,52 μm), $\mathbf{K} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (r_i - \mu)(r_i - \mu)^T$ là ma trận hiệp phương sai của các kênh phổ.

Quá trình dò tìm dị thường của RX dựa trên khai thác sự khác biệt giữa các tín hiệu phổ của các điểm ảnh đầu vào và các điểm ảnh xung quanh. Công thức (2) cơ bản rất giống với công thức đo khoảng cách Mahalanobis.

Trong bài báo này, chúng tôi thực hiện hai phiên bản của thuật toán RX, đó là:

- Global-RX (GRX): ma trận hiệp phương sai quang phổ \mathbf{K} và phổ trung bình toàn cục μ được xác định bằng toàn bộ hình ảnh và tất cả các dải phổ áp dụng cho phương trình (2).

- Local-RX (LRX): đánh giá từng điểm ảnh một cách riêng lẻ, ma trận hiệp phương sai \mathbf{K} và phổ trung bình cục bộ μ được xác định cục bộ trong một cửa sổ xung quanh điểm ảnh đang xét đó.

B. Phương pháp trích rút đặc trưng SIFT

SIFT (Scale-invariant Feature Transform) là thuật toán trích rút đặc trưng cục bộ bất biến trong ảnh do David Lowe [20] công bố vào năm 2004. Đặc trưng được trích chọn trong SIFT là các điểm đặc biệt (keypoint), các điểm này kèm theo các mô tả về nó là một vector có 128 phần tử. Có bốn giai đoạn chính để thực hiện thuật toán bao gồm: Phát hiện cực trị không gian tỷ lệ (Scale-space Extrema Detection); Lọc và trích xuất các điểm đặc biệt (Keypoint localization); Gán hướng cho các điểm đặc trưng (Oriented Assignment) và Bộ mô tả điểm đặc trưng (Keypoint Description).

Giai đoạn đầu tiên, thuật toán sẽ áp dụng hàm sai khác Gaussian (DoG - Difference of Gaussian) để tìm ra các điểm có khả năng làm điểm đặc trưng tiềm năng (candidate keypoints), đó là những điểm rất ít phụ thuộc (bất biến) vào sự thu phóng ảnh và xoay ảnh. Sau khi áp dụng hàm DoG thu được các lớp kết quả khác nhau (scale), bước tiếp theo là tìm các cực trị trong các lớp kết quả theo từng miền cục bộ. Cụ thể là tại mỗi điểm trên các lớp kết quả sẽ được so sánh với 8 điểm lân cận trên cùng lớp và 18 điểm lân cận của hai lớp liền kề trên và dưới. Nếu điểm đang xét có giá trị hoặc là lớn nhất hoặc là nhỏ nhất so với 26 điểm đó, nó sẽ là điểm cực trị và có tiềm năng là điểm đặc trưng.

Giai đoạn thứ hai, vì số lượng các cực trị là rất lớn, một số trong chúng có thể không cần thiết. Ở giai đoạn này sẽ loại bỏ các điểm có độ tương phản kém (nhạy cảm với nhiễu) hoặc tính đặc trưng cục bộ ít hơn các điểm khác hoặc có xu hướng là đường biên đối tượng. Bước thực hiện này gồm 3 công đoạn:

- Phép nội suy lân cận cho vị trí đúng của điểm tiềm năng;
- Loại trừ các điểm có tính tương phản kém;
- Loại bỏ các điểm dư thừa theo biên.

Giai đoạn thứ ba, để xác định hướng và biên độ cho điểm đặc trưng sử dụng các công thức:

$$m(x, y) = \sqrt{\frac{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2}{+(L(x, y+1) - L(x, y-1))^2}} \quad (3)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \frac{L(x+1, y) - L(x-1, y)}{L(x, y+1) - L(x, y-1)} \quad (4)$$

trong đó, $L(x, y)$ là ảnh đã được làm mịn ở tỉ lệ nhỏ nhất, $m(x, y)$ là độ lớn của vector định hướng, $\theta(x, y)$ là hướng của vector định hướng (biểu diễn qua góc θ).

Giai đoạn cuối cùng, xây dựng bộ mô tả điểm đặc trưng: bằng cách sử dụng một cửa sổ có kích thước 16×16 có tâm là điểm đặc trưng đang xét, sau đó tính toán và nhóm thành các tiểu vùng 4×4 . Mỗi một tiểu vùng được chia thành 8 hướng, độ lớn của mỗi hướng được định lượng bằng tổng của các hướng gần với hướng đang xét. Như vậy, đặc tả của vector đặc trưng gồm có $4 \times 4 \times 8 = 128$ chiều.

C. Phương pháp trích rút đặc trưng SURF

SURF (Speed Up Robust Feature) là một phương pháp phát hiện và mô tả hình ảnh mạnh mẽ do Herbert Bay và các cộng sự công bố vào năm 2006 [21], SURF được lấy cảm hứng từ SIFT, tuy nhiên trong phiên bản tiêu chuẩn, SURF nhanh hơn nhiều so với SIFT và nó chống lại sự biến đổi hình ảnh khác nhau tốt hơn SIFT. SURF dựa trên tổng xấp xỉ các đặc trưng Haar wavelet 2D và sử dụng hiệu quả cho các ảnh tích hợp (Integral Image).

Giai đoạn đầu tiên của SURF là dò tìm các điểm nổi bật, bộ dò của SURF được xây dựng dựa trên ma trận Hessian kết hợp với việc sử dụng ảnh tích hợp để giảm thời gian tính toán đặc trưng. Nếu như SIFT xấp xỉ việc tính Laplacian của hàm Gaussian (LoG) bằng việc tính DoG thì SURF xấp xỉ việc tính đạo hàm cấp hai của hàm Gaussian bằng các hộp lọc (box filters). Việc xác định vị trí và hệ số tỉ lệ tương ứng của điểm đặc trưng dựa trên định thức của ma trận Hessian. Vị trí và tỉ lệ của điểm đặc trưng được xác định bằng phép loại trừ phi cực đại trong một vùng $3 \times 3 \times 3$ [21].

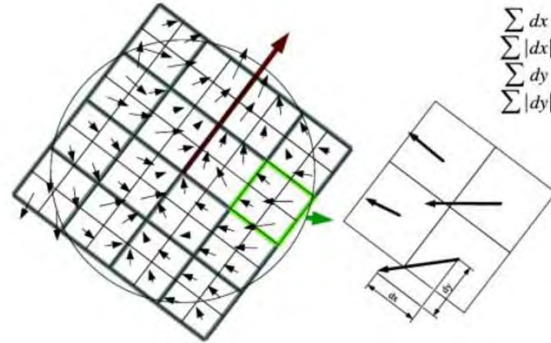
Giai đoạn thứ hai, gán hướng cho điểm nổi bật, phải xác định được vùng hình xung quanh điểm đặc trưng vừa tìm được, gán một giá trị hướng duy nhất cho điểm đặc trưng. Kích thước của hình tròn phụ thuộc vào hệ số tỉ lệ tương ứng trong không gian ảnh mà điểm đặc trưng tìm được.

Giai đoạn cuối cùng, xây dựng các vùng hình vuông xung quanh điểm đặc trưng men theo vector hướng vừa ước lượng được ở giai đoạn thứ hai, vùng hình vuông này được chia nhỏ thành 4×4 hình vuông con để ghi nhận thông tin trên miền không gian ảnh lân cận. Haar wavelet được rút trích trên toàn bộ không gian điểm ảnh và tác động trên hai hướng ngang và dọc được cộng dồn các giá trị d_x và d_y trên mỗi hình vuông con. Các giá trị tuyệt đối $|d_x|$ và $|d_y|$ cũng được cộng dồn để lấy thông tin về độ lớn của sự thay đổi cường độ sáng trên ảnh.

Mỗi hình vuông con sẽ được mô tả bởi một vector 4 chiều:

$$V = [\sum d_x, \sum d_y, \sum |d_x|, \sum |d_y|] \quad (5)$$

Như vậy, vector mô tả đặc trưng là 64 chiều ($4 \times 4 \times 4$) gọi là SURF - 64, xem Hình 3. Ngoài ra còn có các phiên bản khác dựa trên cách chia hình vuông con như SURF - 36, SURF - 128.



Hình 3. 4×4 hình vuông con xung quanh điểm đặc trưng.

III. THỰC NGHIỆM PHÁT HIỆN DỊ THƯỜNG TRÊN ẢNH UAV

A. Kịch bản thử nghiệm

Dữ liệu ảnh UAV thu chụp trong các tình huống tìm kiếm cứu nạn thực tế ở Việt Nam còn rất hiếm và cơ bản là không được phát hành công khai. Để kiểm nghiệm kết quả nghiên cứu, chúng tôi tiếp cận theo hai cách: thứ nhất, chúng tôi sử dụng ba ảnh đã được công bố trong nghiên cứu "Một số kỹ thuật phát hiện dị thường trên ảnh UAV ứng dụng trong công tác tìm kiếm cứu nạn" [9]. Ảnh thứ nhất được thể hiện trên Hình 4, chụp ở địa hình đồng bằng bằng máy ảnh Canon IXUS 127 HS ở độ cao 190m, độ phân giải mặt đất là 63mm/1 điểm ảnh; ảnh thứ hai và ảnh thứ ba được thể hiện trên Hình 5 và Hình 6, chụp ở địa hình rừng thưa và địa hình vùng biển ven bờ bằng máy ảnh Sony DSC-WX220 ở độ cao 200m, độ phân giải mặt đất là 64mm/1 điểm ảnh. Mỗi ảnh có kích thước 1000×1000 điểm ảnh và được lấy ba mẫu dị thường khác nhau tùy theo các địa hình khác nhau. Cảnh chụp ở địa hình đồng bằng (chúng tôi gọi là Ảnh 1) và cảnh chụp ở địa hình rừng thưa (chúng tôi gọi là Ảnh 2) được lấy ba mẫu áo có màu sắc và kích cỡ khác nhau trên mỗi ảnh. Cảnh chụp tại vùng biển ven bờ (chúng tôi gọi là Ảnh 3) được lấy hai mẫu áo phao cứu sinh có màu sắc khác nhau và một phao cứu sinh.



Hình 4. Cảnh chụp tại khu vực đồng bằng đã được cấy ba mẫu áo có kích cỡ và màu sắc khác nhau (Ảnh 1).



Hình 7. Ảnh 4 chụp tại khu vực bố trí một số chiếc quần áo có kích thước vào màu sắc khác nhau..

Hình 5. Cảnh chụp tại khu vực rừng thưa đã được cấy ba mẫu áo có kích cỡ và màu sắc khác nhau (Ảnh 2).

Thứ hai, trong khu vực của Học viện Kỹ thuật Quân sự tại Láng - Hòa Lạc, Thạch Thất, Hà Nội, chúng tôi bố trí một số quần, áo có màu sắc và kích cỡ khác nhau; một số miếng nhựa dẻo (mô phỏng là một số mảnh vỡ của phương tiện); bố trí một áo phao cứu sinh trên một hồ nước. Sử dụng thiết bị bay DJI Inspire 1 gắn camera X3 model FC350, bay ở độ cao 254m và có độ phân giải mặt đất là 4cm/1 điểm ảnh. Hình 7 là hình ảnh chụp trong khu vực bố trí một số quần, áo (chúng tôi gọi là Ảnh 4), Hình 8 là hình ảnh chụp trong khu vực bố trí một số mảnh nhựa dẻo được xem như là các mảnh vỡ của phương tiện (chúng tôi gọi là Ảnh 5) và Hình 9 là hình ảnh chụp trong khu vực bố trí áo phao cứu sinh (chúng tôi gọi là Ảnh 6).



Hình 8. Ảnh 5 chụp tại khu vực bố trí một số mảnh nhựa dẻo được xem như là các mảnh vỡ của phương tiện.



Hình 6. Cảnh chụp tại khu vực biển ven bờ đã được cấy hai mẫu áo phao cứu sinh và một phao cứu sinh (Ảnh 3).



Hình 9. Ảnh 6 chụp tại khu vực bố trí áo phao cứu sinh.

Để kiểm tra khả năng chống lại nhiễu của phương pháp chúng tôi đề xuất, lần lượt thêm 5% và 10% nhiễu Gaussian vào tất cả sáu ảnh trên (xem các Hình 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20 và 21).



Hình 10. Ảnh 1 đã được thêm vào 5% nhiễu Gaussian.



Hình 11. Ảnh 1 đã được thêm vào 10% nhiễu Gaussian.

Như vậy, chúng ta có sáu ảnh ở những địa hình khác nhau và được cây hoặc dải trên địa hình những mẫu vật khác nhau; sáu ảnh thu được từ việc thêm vào 5% nhiễu Gaussian vào sáu ảnh gốc; sáu ảnh thu được từ việc thêm vào 10% nhiễu Gaussian vào sáu ảnh gốc. Tổng có tất cả mười tám ảnh để kiểm tra phương pháp đề xuất. Tương ứng với mỗi một ảnh như vậy, chúng tôi sẽ chạy các thuật toán: RX toàn cục (GRX), RX cục bộ (LRX), thuật toán chúng tôi đề xuất là sự kết hợp của làm mịn ảnh, SIFT sau đó tính toán RX (SIFT-RX) và thuật toán chúng tôi đề xuất là sự kết hợp của làm mịn ảnh, SURF sau đó tính toán RX (SURF-RX). Hiệu suất phát hiện dị thường của các thuật toán được tính bằng diện tích dưới đường cong ROC (Receiver Operating Characteristic).



Hình 12. Ảnh 2 đã được thêm vào 5% nhiễu Gaussian.



Hình 13. Ảnh 2 đã được thêm vào 10% nhiễu Gaussian.



Hình 14. Ảnh 3 đã được thêm vào 5% nhiễu Gaussian.



Hình 15. Ảnh 3 đã được thêm vào 10% nhiễu Gaussian.



Hình 16. Ảnh 4 đã được thêm vào 5% nhiễu Gaussian.



Hình 19. Ảnh 5 đã được thêm vào 10% nhiễu Gaussian.



Hình 17. Ảnh 4 đã được thêm vào 10% nhiễu Gaussian.



Hình 20. Ảnh 6 đã được thêm vào 5% nhiễu Gaussian.



Hình 18. Ảnh 5 đã được thêm vào 5% nhiễu Gaussian.



Hình 21. Ảnh 6 đã được thêm vào 10% nhiễu Gaussian.

B. Kết quả tính toán

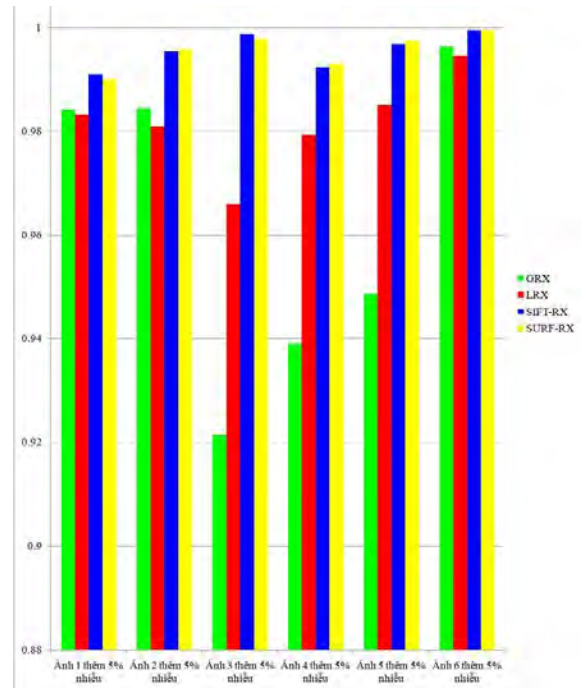
Trong trường hợp tính toán các thuật toán trên 6 ảnh gốc (ảnh chưa thêm nhiễu vào), nhìn vào Bảng I và Hình 22 chúng ta thấy, hiệu suất phát hiện dị thường của thuật toán LRX cho kết quả tốt hơn GLX (trung bình LRX đã vượt GRX 1,65% về hiệu suất phát hiện dị thường). Hiệu suất phát hiện các điểm ảnh dị thường của thuật toán LRX đã rất cao (trung bình chung là 99,20%), vì vậy sẽ rất khó khăn để xây dựng một thuật toán vượt trội hẳn do hiệu suất phát hiện dị thường của LRX đã đạt rất gần đến giới hạn (100%). Tuy nhiên, phương pháp của chúng tôi để suất là SIFT-RX và SURF-RX đã vượt LRX lần lượt là 0,56% và 0,59% về hiệu suất phát hiện dị thường.

Bảng I. Hiệu suất phát hiện dị thường của các thuật toán trên 6 ảnh gốc (ảnh chưa thêm nhiễu).

	GRX	LRX	SIFT-RX	SURF-RX
Ảnh 1	0,9981	0,9970	0,9986	0,9987
Ảnh 2	0,9937	0,9963	0,9981	0,9982
Ảnh 3	0,9520	0,9783	0,9988	0,9991
Ảnh 4	0,9469	0,9882	0,9933	0,9940
Ảnh 5	0,9623	0,9927	0,9968	0,9974
Ảnh 6	0,9999	0,9994	0,9999	0,9999
Trung bình	0,9755	0,9920	0,9976	0,9979

Bảng II. Hiệu suất phát hiện dị thường của các thuật toán trên 6 ảnh gốc đã được thêm 5% nhiễu Gaussian.

	GRX	LRX	SIFT-RX	SURF-RX
Ảnh 1	0,9842	0,9833	0,9909	0,9900
Ảnh 2	0,9844	0,9809	0,9954	0,9957
Ảnh 3	0,9214	0,9659	0,9987	0,9978
Ảnh 4	0,9390	0,9793	0,9923	0,9929
Ảnh 5	0,9486	0,9851	0,9967	0,9974
Ảnh 6	0,9963	0,9945	0,9994	0,9994
Trung bình	0,9623	0,9815	0,9956	0,9955

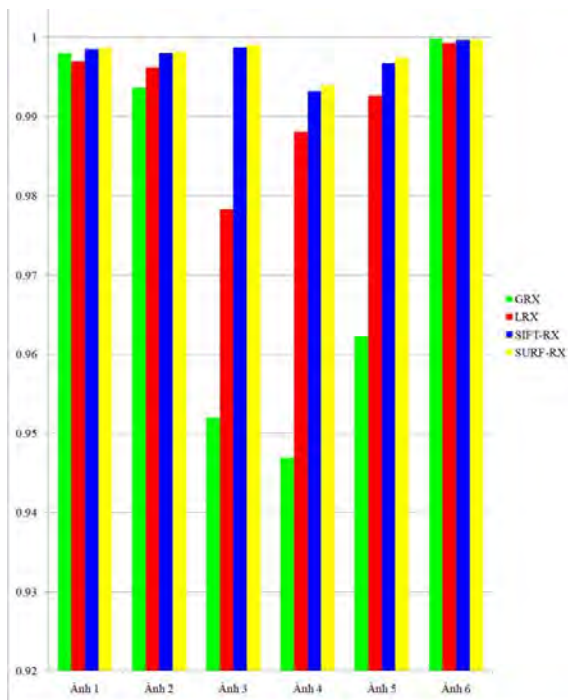


Hình 23. Biểu đồ so sánh hiệu suất phát hiện dị thường của các thuật toán trên sáu ảnh gốc đã được thêm vào 5% nhiễu Gaussian.

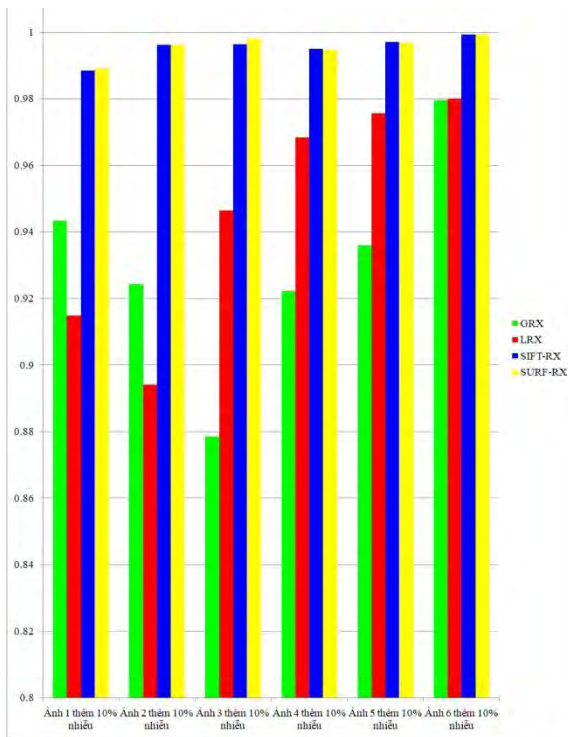
Trong trường hợp tính toán các thuật toán trên 6 ảnh gốc đã được thêm vào 5% nhiễu Gaussian, nhìn vào Bảng II và Hình 23 chúng ta thấy, hiệu suất phát hiện dị thường của các thuật toán đã giảm đi so với tính toán trên 6 ảnh gốc (tương ứng với các thuật toán GRX, LRX, SIFT-RX, SURF-RX, hiệu suất phát hiện dị thường đã giảm trung bình là: 1,32%, 1,05%, 0,19%, 0,16%). Lúc này, LRX vẫn là thuật toán tốt hơn GRX. Phương pháp chúng tôi đề xuất đã có khoảng cách rõ ràng về hiệu suất phát hiện dị thường so với LRX. Hiệu suất phát hiện dị thường trung bình của SIFT-RX và SURF-RX đã vượt LRX lần lượt là 1,41% và 1,40%.

Bảng III. Hiệu suất phát hiện dị thường của các thuật toán trên 6 ảnh gốc đã được thêm 10% nhiễu Gaussian.

	GRX	LRX	SIFT-RX	SURF-RX
Ảnh 1	0,9433	0,9149	0,9884	0,9892
Ảnh 2	0,9244	0,8941	0,9962	0,9962
Ảnh 3	0,8785	0,9464	0,9963	0,9980
Ảnh 4	0,9223	0,9684	0,9949	0,9947
Ảnh 5	0,9390	0,9793	0,9923	0,9929
Ảnh 6	0,9469	0,9882	0,9933	0,9940
Trung bình	0,9307	0,9466	0,9954	0,9957



Hình 22. Biểu đồ so sánh hiệu suất phát hiện dị thường của các thuật toán trên sáu ảnh gốc.



Hình 24. Biểu đồ so sánh hiệu suất phát hiện dị thường của các thuật toán trên sáu ảnh gốc đã được thêm vào 10% nhiễu Gaussian.

Trong trường hợp tính toán các thuật toán trên 6 ảnh gốc đã được thêm vào 10% nhiễu Gaussian, nhìn vào Bảng III và Hình 24 chúng ta thấy, hiệu suất phát hiện dị thường của thuật toán LRX và GRX đã giảm đi đáng kể so với tính toán trên 6 ảnh gốc (hiệu suất phát hiện dị thường của cả hai thuật toán đã giảm đi trung bình là 4,5%). Trong khi đó, SIFT-RX và SURF-RX chỉ giảm đi trung bình là 0,2% hiệu suất phát hiện dị thường so với tính toán trên 6 ảnh gốc. LRX vẫn là thuật toán tốt hơn GRX. Phương pháp chúng tôi đề xuất đã thực sự có khoảng cách rõ ràng về hiệu suất phát hiện dị thường so với LRX. Hiệu suất phát hiện dị thường trung bình của SIFT-RX và SURF-RX đã tốt hơn LRX lần lượt là 4,88% và 4,91%.

Như vậy, từ kết quả kiểm nghiệm này chúng ta thấy rằng, phương pháp của chúng tôi đề xuất đã cho hiệu suất phát hiện dị thường trên ảnh UAV tốt hơn RX. Đặc biệt là trong trường hợp ảnh có nhiễu, nhiễu này có thể được thêm vào trong quá trình thu nhận hình ảnh từ thiết bị.

Xét về thời gian tính toán, nhìn vào Bảng IV chúng ta thấy, thuật toán GRX có thời gian tính toán nhanh nhất, sau đó đến LRX, SIFT-RX chậm nhất. Thời gian tính toán trung bình của SURF-RX chậm hơn GRX 3 lần, chậm hơn LRX 2.5 lần. Thời gian tính toán trung bình của SIFT-RX chậm hơn GRX 6.5 lần, chậm hơn LRX 5.4 lần. Điều này hoàn toàn hợp lý bởi trước khi thực thi SIFT-RX và SURF-RX phải trải qua giai đoạn làm mịn ảnh, trích rút các điểm đặc trưng.

Bảng IV. Thời gian thực thi của các thuật toán (s).

	GRX	LRX	SIFT-RX	SURF-RX
Ảnh 1	3,17	3,80	13,82	9,14
Ảnh 1 + 5% nhiễu	3,17	3,80	11,84	9,19
Ảnh 1 + 10% nhiễu	3,18	3,80	12,20	9,39
Ảnh 2	3,13	3,79	25,38	9,73
Ảnh 2 + 5% nhiễu	3,10	3,78	22,21	9,92
Ảnh 2 + 10% nhiễu	3,13	3,79	21,09	9,91
Ảnh 3	3,07	3,76	8,97	9,72
Ảnh 3 + 5% nhiễu	3,09	3,76	8,23	9,78
Ảnh 3 + 10% nhiễu	3,23	3,78	8,70	9,48
Ảnh 4	3,53	4,52	28,77	10,53
Ảnh 4 + 5% nhiễu	3,61	4,30	25,53	10,63
Ảnh 4 + 10% nhiễu	3,58	4,28	21,58	10,56
Ảnh 5	2,27	2,70	21,73	6,90
Ảnh 5 + 5% nhiễu	2,34	2,81	19,15	6,76
Ảnh 5 + 10% nhiễu	2,32	2,72	16,34	6,81
Ảnh 6	4,79	5,75	43,71	14,73
Ảnh 6 + 5% nhiễu	4,81	5,76	41,15	14,60
Ảnh 6 + 10% nhiễu	4,77	5,75	37,82	14,18
Trung bình	3,34	4,02	21,57	10,08

IV. KẾT LUẬN

Trong công tác tìm kiếm cứu nạn việc nâng cao hiệu suất phát hiện các đối tượng cần tìm kiếm hoặc dấu hiệu chứa đựng thông tin về đối tượng cần tìm kiếm mang ý nghĩa hết sức quan trọng. Việc đó sẽ rút ngắn thời gian, làm giảm phí tổn tài chính, sức lực, tinh thần, đồng thời nâng cao cơ hội cứu nạn. Kết quả khảo sát đánh giá các kỹ thuật phát hiện dị thường trên ảnh UAV thực hiện trong nghiên cứu này đã được tiếp cận khoa học dựa trên toán tử phát hiện dị thường RX và phương pháp kết hợp làm mịn ảnh, tìm kiếm tập các điểm ảnh đặc trưng sau đó mới tính toán RX đã mang lại hiệu quả cao.

Qua kết quả kiểm nghiệm trên tập ảnh UAV có cây các mẫu vật hoặc bố trí các mẫu vật trên nền địa hình cho thấy rằng phương pháp của chúng tôi đề xuất đã cho hiệu suất phát hiện dị thường tốt hơn RX. Đặc biệt, trong trường hợp ảnh có nhiễu (nhiều được thêm vào hoàn toàn phù hợp với điều kiện chụp ảnh trong các tình huống tìm kiếm cứu nạn), phương pháp của chúng tôi đề xuất có hiệu suất phát hiện dị thường tốt hơn RX và ít bị ảnh hưởng bởi nhiễu. Tuy nhiên, nó cũng có điểm yếu là thời gian tính toán chậm hơn RX.

LỜI CẢM ƠN

Nghiên cứu này được tài trợ kinh phí từ đề tài nghiên cứu khoa học cấp quốc gia mã số VT-UD.04/16-20 thuộc Chương trình KHCN vũ trụ. Nhóm tác giả cảm ơn sự ủng hộ và đồng hành của Ban chủ nhiệm Chương trình KHCN vũ trụ.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] X. Đồng, Tổ chức và hoạt động của Trung tâm VNMCC trong Tổ chức Cospas-Sarsat. Đài thông tin vệ tinh mặt đất Cospas-Sarsat Việt Nam, (2014).
- [2] Nghị định số 36/2008/NĐ-CP ngày 28-3-2008 của chính phủ về quản lý tàu bay không người lái và các phương tiện bay siêu nhẹ, (2018).
- [3] V. T. T. Bách, Tàu bay không người lái và một số khái niệm cơ bản, Tổng công ty Quản lý bay Việt Nam. Available online at <https://vatm.vn/tau-bay-khong-nguoi-lai-va-mot-so-khai-niem-co-ban-n5358.html>, (2019).
- [4] S. Grogan, R. Pellerin, and M. Gamache, The use of unmanned aerial vehicles and drones in search and rescue operations – a survey, in Conference: PROLOG 2018, (2018) pp. 1–12.
- [5] H. Shakhatreh, A. H. Sawalmeh, A. I. Al-Fuqaha, Z. Dou, E. K. Almaita, I. M. Khalil, N. S. Othman, A. Khreishah, and M. Guizani, Unmanned aerial vehicles (uavs): A survey on civil applications and key research challenges, in IEEE Access, vol. 7, (2019) pp. 1–63.
- [6] T. Bolukbasi and P. Tran, Outline color identification for search and rescue, Technical Report of Department of Electrical and Computer Engineering, Boston University, no. ECE-2012-07, (2012).
- [7] M. Ramachandran and W. Moik, Outline color identification for search and rescue, Technical Report of Department of Electrical and Computer Engineering, Boston University, no. ECE-2013-03, (2013).
- [8] T. Marshall and L. N. Perkins, Color outline detection for search and rescue, Technical Report of Department of Electrical and Computer Engineering, Boston University, no. ECE-2015-01, (2015).
- [9] N. Phương and K. Hoài, Một số kỹ thuật phát hiện dị thường trên ảnh uav ứng dụng trong công tác tìm kiếm cứu nạn, Các công trình nghiên cứu phát triển công nghệ thông tin và truyền thông, vol. V-1, no. 39, (2018) pp. 1–8.
- [10] I. S. Reed and X. Yu, Adaptive multiple-band cfar detection of an optical pattern with unknown spectral distribution, IEEE transactions on acoustics, speech, and signal processing, vol. 38, no. 10, (1990) pp. 1760–1770.
- [11] T. E. Smetek and K. W. Bauer, Finding hyperspectral anomalies using multivariate outlier detection, in Aerospace Conference, (2007).
- [12] A. Banerjee, P. Burlina, and C. Diehl, A support vector method for anomaly detection in hyperspectral imagery, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 44, no. 8, (2006) p. 2282–2291.
- [13] C.-I. Chang and S.-S. Chiang, Anomaly detection and classification for hyperspectral imagery, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 40, no. 6, (2002) p. 1314–1325.
- [14] P. Gurram and H. Kwon, Support-vector-based hyperspectral anomaly detection using optimized kernel parameters, IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 8, no. 6, (2011) p. 1060–1066.
- [15] N. M. Nasrabadi, “Penalized spectral matched filter for target detection in hyperspectral imagery,” 2007 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, (2007) pp. 4830–4833.
- [16] D. W. J. Stein, S. G. Beaven, L. E. Ho, E. M. Winter, A. P. Schaum, and A. D. Stocker, Anomaly detection from hyperspectral imagery, IEEE Signal Process. Mag., vol. 19, no. 1, (2002) p. 58–69.
- [17] S. Matteoli, T. Veracini, M. Diani, and G. Corsini, Models and methods for automated background density estimation in hyperspectral anomaly detection, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 51, no. 5, (2013) p. 2837–2852.
- [18] M. T. Eismann, Hyperspectral Remote Sensing. SPIE., (2012).
- [19] L. Wang, Z. Li, and J. Sun, “Improved rx algorithm with global statistics,” Applied Mechanics and Materials, vol. 446-447, (2014) pp. 942–945.
- [20] D. Lowe, “Distinctive image features from scaleinvariant keypoints,” Int. J. Comput. Vision, vol. 60, no. 2, (2004) p. 91–110.
- [21] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, and L. Gool, “Surf - speeded up robust features,” Computer Vision – ECCV 2006, (2006) pp. 404–417.

EFFICACY IMPROVEMENT OF ANOMALY DETECTION ON UAV IMAGES FOR SEARCH AND RESCUE

Abstract: Search and rescue activities include finding and rescuing people and vehicles that stuck in difficult situations. Recently, a device which widely used in both military and civilian is the Unmanned Aerial Vehicle (UAV). It becomes a very important device for the search and rescue mission. However, the large number of high-resolution images obtained from this device and the large search area are a large barrier to detect with the naked eye. Automatic detection of goals is the right solution. To avoid missed goals, increasing the detection efficiency of the algorithms is necessary. In this paper, we propose a method to increase the target detection efficiency of the RX algorithm when combined with extraction feature methods by SIFT and SURF. The test results on the sample data set show markedly different results, especially in the case of the image have interfered.

Keywords: Anomaly detection, SIFT, SURF, UAV images, Search and rescue



Nguyen Van Phuong, Tốt nghiệp trường Học viện Kỹ thuật Quân sự 2003, nhận bằng thạc sĩ tại Học viện Kỹ thuật Quân sự 2009. Hiện tại là nghiên cứu sinh tại Khoa Công nghệ Thông tin, Học viện Kỹ thuật Quân sự. Lĩnh vực nghiên cứu: GIS, xử lý ảnh viễn thám quang học. E-mail: phuongnv.dl@gmail.com.



Đào Khánh Hoài, Nhận học vị Tiến sĩ năm 2005. Hiện công tác tại Học viện Kỹ thuật Quân sự. Lĩnh vực nghiên cứu: GIS, xử lý ảnh vệ tinh, UAV, đo ảnh và thị giác máy tính. E-mail: geogroup2008@gmail.com



Tống Minh Đức, Tốt nghiệp trường Học viện Kỹ thuật Quân sự năm 2000. Nhận bằng tiến sĩ tại Trường Đại học tổng hợp kỹ thuật Điện (LETI) - Nga năm 2007. Hiện là giảng viên tại Khoa Công nghệ Thông tin – Học viện Kỹ thuật Quân sự. Lĩnh vực nghiên cứu: Xử lý ảnh, nhận dạng đối tượng, An toàn bảo mật thông tin. E-mail: ductm@mta.edu.vn