

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
Trường Đại học Kỹ thuật Lê Quý Đôn

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. Bởi thiết bị này có thể mang cảm biến hình ảnh có độ phân giải cao, phạm vi hoạt động rộng, địa hình đa dạng mà không cần quá nhiều nhân lực và chi phí cho quá trình tìm kiếm. 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 quy tắc quyết định dựa trên kiểm tra tỷ lệ khả năng sử dụng mô hình phi tham số để ước tính hàm mật độ xác suất của dữ liệu nền bằng cách kết hợp kết hợp với các kỹ thuật: khử nhiễu; trích rút đặc trưng SIFT, 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.

Ngày nhận bài: 04/02/2020; Ngày hoàn thiện: 27/4/2020; Ngày đăng: 04/5/2020

EFFICIENT ANOMALY DETECTION ON UAV IMAGES FOR SEARCH AND RESCUE

Nguyen Van Phuong*, Dao Khanh Hoai, Tong Minh Duc
Le Quy Don Technical University

ABSTRACT

Search and rescue activities include finding and rescuing people and vehicles trapped in difficult. In recent times, unmanned aerial vehicles (UAV) have been used in both military and civilian applications. It is a huge resource for the search and rescue mission. Because this device can carry high-resolution image sensors, a wide range of activities, diverse terrain without too many cores force and cost for the search process. However, the large number of images obtained and combined with high resolution in a large area of a scene is a great barrier to detect with the naked eyes. Therefore, automatic target detection is the right solution. To avoid missed targets, increasing the detection efficiency of the algorithms is necessary. In this study, we propose a method to increase the efficiency anomaly detection of the decision rule based on the ratio test of the ability to use a non-parametric model to estimate the probability density function of the background data by combining with techniques: noise cancellation; SIFT, SURF feature extraction. Test results on the sample data set showed noticeable differences, especially in the case of image noise.

Keywords: Anomaly detection; SIFT; SURF; UAV Images; search and rescue.

Received: 04/02/2020; Revised: 27/4/2020; Published: 04/5/2020

* Corresponding author. Email: phuongnv.dl@gmail.com

1. Giới thiệu

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 nhiên, 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]-[9] có thể hỗ trợ và đẩy nhanh quá trình này.

Nhóm các nhà nghiên cứu của Đại học Boston, Mỹ trong các năm 2012, 2013 và 2015 [6]-[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

(Probability Density Function - PDF) 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. 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 thuật thứ tư [6]-[9], 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 (được thiết kế để tối đa hóa việc tách dữ liệu hai lớp trong không gian con có số chiều dữ liệu thấp [11]) 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%.

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 kỹ thuật kiểm nghiệm giả thuyết nhị phân 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. Bằng cách kết hợp phương pháp này với kỹ thuật khử

nhiều, trích chọn các điểm ảnh đặc trưng SIFT hoặc SUFT, nội dung cụ thể sẽ được trình bày trong phần 2 và phần 3 của bài báo này, phần 4 sẽ trình bày kết quả kiểm nghiệm thực tế trên ảnh chụp từ UAV.

2. Chiến lược phát hiện các điểm ảnh dị thường

Phát hiện các điểm ảnh dị thường trên ảnh UAV có thể được coi là nhiệm vụ phân các điểm ảnh vào một trong hai lớp “bình thường” (lớp C_1) hoặc “dị thường” (lớp C_2). Xét một ảnh có L kênh ảnh, ảnh này được tạo thành từ tập hợp gồm n điểm ảnh $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n)$. Quan sát thứ i trên $\mathbf{X}$ là $\mathbf{x}_i = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^L)^T$, $i=1, 2, \dots, n$, để có thể phân $\mathbf{x}_i$ vào lớp “bình thường” hoặc “dị thường” theo phương pháp thống kê là giải quyết vấn đề kiểm nghiệm giả thuyết nhị phân bằng cách sử dụng quy tắc Neyman-Pearson dựa trên tỷ lệ khả năng (LR) của hàm mật độ xác suất có điều kiện theo hai giả thuyết:

$$\hat{H}(\mathbf{x}_i) = \begin{cases} H_0: \mathbf{x}_i \in C_1 \\ H_1: \mathbf{x}_i \in C_2 \end{cases}, i=1, 2, \dots, n \quad (1)$$

Theo quy tắc Neyman-Pearson, ta có:

$$\Lambda_{NP} = \frac{\hat{f}_{X|H_1}(\mathbf{x}_i)}{\hat{f}_{X|H_0}(\mathbf{x}_i)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta, i=1, 2, \dots, n \quad (2)$$

Trong đó $\hat{f}_{X|H_j}(\cdot)$, $j = 0, 1$ là hàm mật độ xác suất có điều kiện, η là ngưỡng thích hợp để phân $\mathbf{x}_i$ vào lớp “bình thường” hoặc lớp “dị thường”. Tuy nhiên, trong thực tế các tham số để tính toán các hàm mật độ xác suất có điều kiện trong công thức (2) thường không có sẵn bởi vì chúng ta thiếu kiến thức lớp “dị thường”, hoàn toàn chưa có các nghiên cứu thống kê về nó, hơn nữa các điểm ảnh dị thường có giá trị phổ bất kỳ, chỉ phụ thuộc vào cảnh của ảnh, chúng là những điểm độc lập hoặc cụm điểm ảnh nhưng có kích thước rất nhỏ so với ảnh và có mật độ thưa thớt. Vì vậy, chúng ta có thể giả định rằng $\hat{f}_{X|H_1}(\mathbf{x}_i)$ là một hằng số, khi đó công thức (2) được rút gọn thành:

$$\Lambda(\mathbf{x}_i) = -\log \{ \hat{f}_{X|H_0}(\mathbf{x}_i) \} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta, i=1, 2, \dots, n \quad (3)$$

Do mật độ xác suất của dữ liệu nền $\hat{f}_{X|H_0}(\mathbf{x}_i)$ chưa được biết nên nó phải được ước tính từ dữ liệu có sẵn. Với giả thuyết rằng các điểm ảnh dị thường rất ít, mật độ thưa nên tất cả các điểm ảnh $\mathbf{x}_i \in \mathbf{X}$, $i=1, 2, \dots, n$ có thể được sử dụng cho ước tính này.

Trong các nghiên cứu [12]-[14], các tác giả đã sử dụng phương pháp ước tính mật độ xác suất phi tham số để ước lượng $\hat{f}_{X|H_0}(\mathbf{x}_i)$, bởi nó có ưu điểm là không cần phải đưa ra bất kỳ một giả định nào về phân phối của dữ liệu. Trong phương pháp này, công cụ chính của nó là ước lượng mật độ hạt nhân (Kernel Density Estimation – KDE) đã được Rosenblatt công bố vào năm 1956 [15] và sau đó được Parzen phát triển, công bố vào năm 1962 [16]. Công thức ước tính mật độ hạt nhân được định nghĩa trong [17] là:

$$\hat{f}(\mathbf{x}_i) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \left\{ \prod_{d=1}^L \frac{1}{h_d} K \left(\frac{x_i^d - x_j^d}{h_d} \right) \right\} \quad (4)$$

Trong đó, $\hat{f}(\cdot)$ gọi là PDF, $K(u)$ được gọi là hàm hạt nhân, h_d là hệ số tỷ lệ quyết định “khoảng rộng” của hàm nhân hay còn gọi là băng thông. Thảo luận mở rộng về các thuộc tính thống kê của $\hat{f}(\cdot)$ có thể được tìm thấy trong [18], $K(u)$ có thể là các hàm nhân điển hình do Hardle trình bày trong [17] được thể hiện trên bảng 1.

Bảng 1. Một số hàm nhân điển hình [17]

Tên nhân	$K(u)$	Điều kiện
Uniform	0.5	$ u \leq 1$
Hypercube	1	$ u \leq 0.5$
Triangular	$1 - u $	$ u \leq 1$
Epanechnikov	$\frac{3}{4\sqrt{5}} - \frac{3u^2}{20\sqrt{5}}$	$ u \leq \sqrt{5}$
Gaussian	$\frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}u^2}$	

Không làm mất tính tổng quát, chúng tôi sẽ có định băng thông, đặt $h = h_1 = h_2 = \dots = h_d$, $d=1, 2, \dots, k$. Thuật toán 1 (AL1) được xây dựng để phân các điểm ảnh vào một trong hai lớp và C_1 hoặc C_2 .

Thuật toán 1: phát hiện các điểm ảnh dị thường trên ảnh UAV

Input: $\mathbf{X}$: Ma trận các điểm ảnh, n : số

điểm ảnh, k : số kênh phổ, h : băng thông, ε : điều kiện để $K(u) \neq 0$, η : ngưỡng phát hiện dị thường.

Output: C_1 : tập các điểm ảnh “bình thường”, C_2 : tập các điểm ảnh “dị thường”.

```

1   $C_1 \leftarrow \emptyset; C_2 \leftarrow \emptyset;$ 
2  for  $i \leftarrow 1$  to  $n$  do
3    sum_ker  $\leftarrow 0$ ;
4    for  $j \leftarrow 1$  to  $n$  do
5      mul_ker  $\leftarrow 1$ ;
6      for  $d \leftarrow 1$  to  $k$  do
7        mul_ker  $\leftarrow$  mul_ker*
           $K(\frac{|x[i][d]-x[j][d]|}{h});$ 
8      end
9      sum_ker  $\leftarrow$  sum_ker + mul_ker;
10   end
11   if  $\frac{\text{sum\_ker}}{n} \leq \eta$  then
12      $C_2 \leftarrow C_2 \cup X[i];$ 
13   else
14      $C_1 \leftarrow C_1 \cup X[i];$ 
15   end
16 end

```

3. Giải pháp tăng hiệu quả phát hiện dị thường trên ảnh UAV

Qua quá trình nghiên cứu chúng tôi thấy rằng, nguyên nhân dẫn đến hiệu suất phát hiện các điểm ảnh dị thường trên ảnh UAV của AL1 giảm do nhiễu gây ra. 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 chuyển đổi của bộ cảm biến,...). Trong khi đó, AL1 hoạt động theo nguyên tắc dựa trên giá trị của hàm mật độ xác suất để phân lớp. Nếu như điểm ảnh đó có mật độ xác suất thấp nó sẽ phân về lớp “dị thường” và ngược lại. Trong khi đó, các điểm ảnh là nhiễu chiếm một phần rất nhỏ trong ảnh nên nó được phân vào lớp dị thường làm cho tỷ lệ dương tính giả cao, do đó giảm hiệu suất phát hiện dị thường của thuật toán.

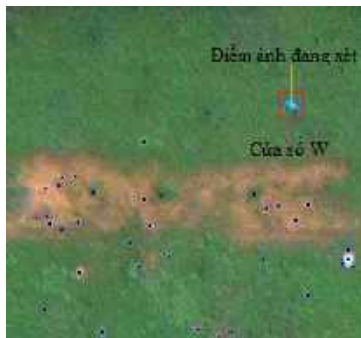
Trong nghiên cứu này, chúng tôi đề xuất phương pháp giảm tỷ lệ dương tính giả bằng cách loại bỏ bớt nhiễu trước khi tính toán theo AL1. Loại bỏ bớt nhiễu bằng cách tích chập ảnh gốc với toán tử Gaussian Blur

$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma} e^{-(x^2-y^2)/2\sigma^2}$, đây được gọi là bước làm mịn ảnh.

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 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. Chúng ta sẽ tính PDF cho các điểm xung quanh các điểm ảnh đặc trưng này trong một phạm vi nhất định để tìm các điểm ảnh dị thường thực sự, các điểm ảnh còn lại sẽ được bỏ qua và coi nó là những điểm ảnh bình thường. Như vậy, thay vì phải tính PDF cho toàn bộ các điểm ảnh, chúng ta chỉ đi tính PDF cho một tập hợp nhỏ các điểm ảnh xung quanh các điểm đặc trưng, từ đó giảm được nhiều bị gán vào tập giá trị dị thường làm giảm tỷ lệ dương tính giả. Ngoài ra, phương pháp này còn làm giảm thời gian tính toán do chỉ phải tính PDF cho số lượng điểm ảnh ít hơn tổng số điểm ảnh trong ảnh đang xét.

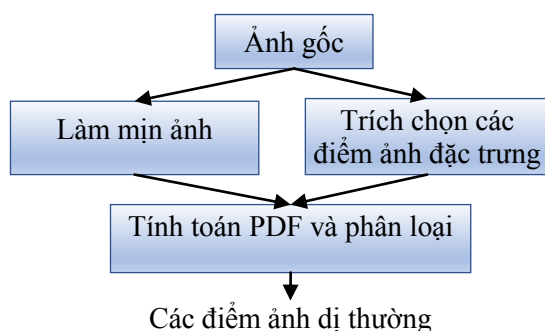
Qua nghiên cứu hai phương pháp trích rút các điểm đặc trưng bất biến cục bộ SIFT [19] và SURF [20] chúng tôi thấy rằng, trong một cụm các điểm ảnh dị thường nằm cạnh nhau sẽ có ít nhất một điểm ảnh được chọn là điểm đặc trưng. Điều này hoàn toàn phù hợp bởi các điểm ảnh dị thường có màu sắc nổi bật hoặc 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 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 PDF 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 PDF 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

Các bước để tăng hiệu quả phát hiện dị thường của AL1 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 PDF và phân loại.



Hình 2. Sơ đồ các bước nhằm tăng hiệu suất phát hiện dị thường của Thuật toán 1

4. Thực nghiệm phát hiện dị thường trên ảnh UAV

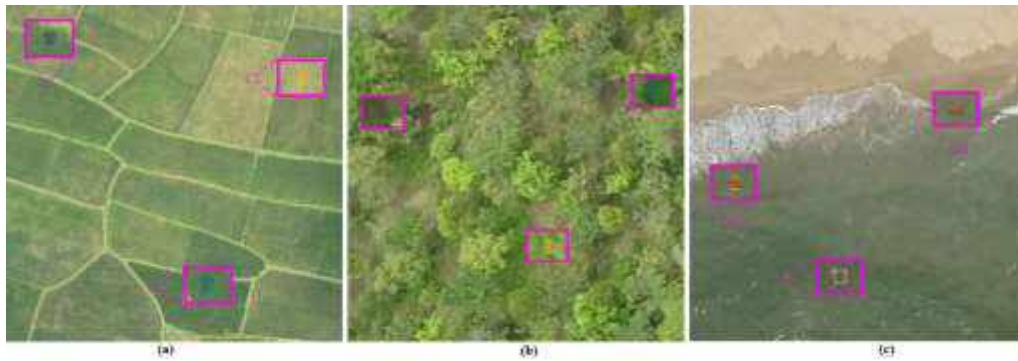
4.1. Kịch bản thực nghiệm

Dữ liệu ảnh UAV thu chụp trong các tình huống tìm kiếm cứu nạn thực tế ở Việt Nam

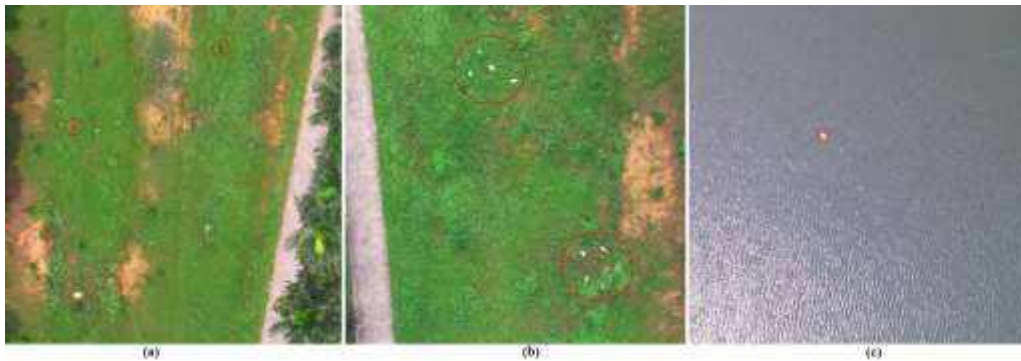
còn rất hiếm và cơ bản là không được phát hành công khai. Để kiểm nghiệm kết quả nghiên cứu, chúng tôi tiếp cận theo hai cách: thứ nhất, sử dụng ba ảnh đã được công bố trong nghiên cứu "Một số kỹ thuật phát hiện dị thường trên ảnh UAV ứng dụng trong công tác tìm kiếm cứu nạn" [9]. Ảnh thứ nhất được thể hiện trên hình 3 (a), chụp ở địa hình đồng bằng bằng máy ảnh Canon IXUS 127 HS ở độ cao 190 m, độ phân giải mặt đất là 63 mm/1 điểm ảnh; ảnh thứ hai và ảnh thứ ba được thể hiện trên hình 3(b) và hình 3(c), chụp ở địa hình rừng thưa và địa hình vùng biển ven bờ bằng máy ảnh Sony DSC-WX220 ở độ cao 200 m, độ phân giải mặt đất là 64 mm/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.

Thứ hai, trong khu vực của Học viện Kỹ thuật Quân sự tại Láng - Hòa Lạc, 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 4(a) là hình ảnh chụp trong khu vực bố trí một số quần, áo (chúng tôi gọi là Ảnh 4), hình 4(b) 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 4(c) là hình ảnh chụp trong khu vực bố trí áo phao cứu sinh (chúng tôi gọi là Ảnh 6).

Để kiểm tra khả năng chống lại nhiễu của phương pháp chúng tôi đề xuất, lần lượt thêm 2% và 5% nhiễu Gaussian vào tất cả sáu ảnh đã nêu ở trên.



Hình 3. Ba ảnh đã được công bố trong nghiên cứu [9]



Hình 4. Ba ảnh được chụp trong khu vực của Học viện Kỹ thuật Quân sự tại Láng - Hòa Lạc, Hà Nội.

Như vậy, 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: AL1, thuật toán chúng tôi đề xuất là sự kết hợp của làm mịn ảnh, SIFT sau đó tính PDF và phân loại theo AL1 (SIFT-AL1) và thuật toán chúng tôi đề xuất là sự kết hợp của làm mịn ảnh, SURF sau đó tính PDF và phân loại theo AL1 (SURF-AL1). Hiệu suất phát hiện dị thường của các thuật toán được tính bằng diện tích dưới đường cong ROC (Receiver Operating Characteristic).

4.2. Kết quả tính toán

Trường hợp tính toán các thuật toán trên 6 ảnh gốc, nhìn vào bảng 2 chúng ta thấy, hiệu suất phát hiện các điểm ảnh dị thường của AL1 đã tương đối cao (trung bình chung là 98,57%), vì vậy sẽ rất khó khăn để xây dựng một thuật toán vượt trội hẳn so với hiệu suất phát hiện dị thường của AL1 (do đã đạt rất gần đến giới hạn 100%). Tuy nhiên, phương pháp của chúng tôi đề xuất là SIFT-AL1 và

SURF-AL1 đã vượt 0,41% so với AL1 về hiệu suất phát hiện các điểm ảnh dị thường.

Bảng 2. Hiệu suất phát hiện dị thường của các thuật toán trên 6 ảnh gốc (ảnh chưa thêm nhiễu)

	AL1	SIFT-AL1	SURF-AL1
Ảnh 1	0,9981	0,9982	0,9982
Ảnh 2	0,9969	0,9976	0,9976
Ảnh 3	0,9719	0,9883	0,9881
Ảnh 4	0,9591	0,9600	0,9600
Ảnh 5	0,9887	0,9947	0,9947
Ảnh 6	0,9996	0,9999	0,9999
Trung bình	0,9857	0,9898	0,9898

Trường hợp tính toán các thuật toán trên 6 ảnh gốc đã được thêm vào 2% nhiễu Gaussian, nhìn vào bảng 3 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 AL1, SIFT-AL1, SURF-AL1, hiệu suất phát hiện dị thường đã giảm trung bình là: 1,46%, 0,24%, 0,24%). Lúc này, phương pháp chúng tôi đề xuất đã có khoảng cách rõ ràng về hiệu suất phát hiện dị thường so với AL1. Hiệu suất phát hiện dị

thường trung bình của SIFT-AL1 và SURF-AL1 đã vượt 1,62% so với AL1.

Bảng 3. Hiệu suất phát hiện dị thường của các thuật toán trên 6 ảnh gốc đã được thêm 2% nhiễu Gaussian

	AL1	SIFT-AL1	SURF-AL1
Ảnh 1 + 2% nhiễu	0,9871	0,9937	0,9936
Ảnh 2 + 2% nhiễu	0,9904	0,9976	0,9977
Ảnh 3 + 2% nhiễu	0,9280	0,9829	0,9826
Ảnh 4 + 2% nhiễu	0,9453	0,9544	0,9545
Ảnh 5 + 2% nhiễu	0,9785	0,9956	0,9957
Ảnh 6 + 2% nhiễu	0,9976	0,9999	0,9999
Trung bình	0,9712	0,9874	0,9873

Trường hợp tính toán các thuật toán trên 6 ảnh gốc đã được thêm vào 5% nhiễu Gaussian, nhìn vào bảng 4 chúng ta thấy, hiệu suất phát hiện dị thường của thuật toán AL1 đã giảm đi đáng kể so với tính toán trên 6 ảnh gốc (hiệu suất phát hiện dị thường của AL1 đã giảm đi trung bình là 4,6%). Trong khi đó, SIFT-AL1 và SURF-AL1 chỉ giảm đi trung bình là 0,7% hiệu suất phát hiện dị thường so với tính toán trên 6 ảnh gốc. Phương pháp chúng tôi đề xuất đã thực sự có khoảng cách rõ ràng về hiệu suất phát hiện dị thường so với AL1. Hiệu suất phát hiện dị thường trung bình của SIFT-AL1 và SURF-AL1 đã tốt hơn 4,32% so với AL1.

Bảng 4. Hiệu suất phát hiện dị thường của các thuật toán trên 6 ảnh gốc đã được thêm 5% nhiễu Gaussian

	AL1	SIFT-AL1	SURF-AL1
Ảnh 1 + 5% nhiễu	0,9508	0,9834	0,9836
Ảnh 2 + 5% nhiễu	0,9300	0,9956	0,9956
Ảnh 3 + 5% nhiễu	0,8866	0,9727	0,9721
Ảnh 4 + 5% nhiễu	0,9272	0,9532	0,9535
Ảnh 5 + 5% nhiễu	0,9600	0,9922	0,9922
Ảnh 6 + 5% nhiễu	0,9829	0,9994	0,9994
Trung bình	0,9396	0,9828	0,9827

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 AL1. 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.

Bảng 5. Thời gian thực thi của các thuật toán (s)

	AL1	SIFT-AL1	SURF-AL1
Ảnh 1	11600	6595	9631
Ảnh 2	12600	10887	11300
Ảnh 3	9500	2364	7749
Ảnh 4	13700	12473	11301
Ảnh 5	9200	8847	7443
Ảnh 6	24400	20072	20222
Trung bình	13500	10206	11274

Xét về thời gian tính toán, nhìn vào bảng 5 chúng ta thấy, AL1 có thời gian tính toán chậm nhất. Thời gian tính toán của SIFT-AL1 đã giảm được trung bình 29,4% so với AL1, thời gian tính toán của SURF-AL1 đã giảm được trung bình 16,5% so với AL1. Lý do giảm được thời gian tính toán do SIFT-AL1 và SURF-AL1 đã bỏ qua quá trình tính PDF cho một số điểm ảnh (những điểm ảnh này mặc định là những điểm ảnh bình thường). Như vậy, phương pháp chúng tôi đề xuất vừa tăng hiệu suất phát hiện các điểm ảnh dị thường vừa giảm được thời gian tính toán.

5. Kết luận

Trong công tác tìm kiếm cứu nạn, việc nâng cao hiệu suất phát hiện các đối tượng cần tìm kiếm hoặc các 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 quy tắc quyết định kiểm tra tỷ lệ khả năng sử dụng mô hình phi tham số để ước tính hàm mật độ xác suất của dữ liệu nền. Bằng cách kết hợp kỹ thuật đó với các phương pháp trích rút đặc trưng SIFT và SURF 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 AL1. 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 AL1 và ít bị ảnh hưởng bởi nhiễu. Ngoài ra, thời gian tính toán cũng nhanh hơn AL1.

TÀI LIỆU THAM KHẢO/ REFERENCES

- [1]. X. Dong, *Organization and operation of the VNMCC Center in Cospas - Sarsat Organization*, Viet Nam Local User Terminal/Mission Control Center, 2014.
- [2]. Decree No. 36/2008/ND-CP of March 28, 2008, *The management of unmanned aircraft and ultralight aircraft*, 2008.
- [3]. V. T. T. Bach, "Unmanned aircraft and some basic concepts", *Vietnam Air Traffic Management Corporation*, 2019. [Online]. Available: <https://vatm.vn/tau-bay-khong-nguoi-lai-va-mot-so-khai-niem-co-ban-n5358.html>. [Accessed Jan. 15, 2020].
- [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, pp. 1-12, 2018.
- [5]. H. Shakhathreh, 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," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 1-63, 2019.
- [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. V. Phuong, and D. K. Hoai, "Anomaly Detection Techniques on UAV Images for Search and Rescue," *Journal of Research and Development on Information and Communication Technology*, vol. V-1, no. 39, pp. 1-8, 2018.
- [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, pp. 1760–1770, 1990.
- [11]. H. Kwon, S. Z. Der, and N. M. Nasrabadi, "Adaptive anomaly detection using subspace separation for hyperspectral imagery," *Opt. Eng.*, vol. 42, no. 11, pp. 3342-3351, 2003.
- [12]. S. Matteoli, T. Veracini, M. Diani, and G. Corsini, "Background Density Nonparametric Estimation With Data-Adaptive Bandwidths for the Detection of Anomalies in Multi-Hyperspectral Imagery," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 11, pp. 163-167, 2014.
- [13]. T. Veracini, S. Matteoli, M. Diani, and G. Corsini, "Nonparametric Framework for Detecting Spectral Anomalies in Hyperspectral Images," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 8, no. 4, pp. 666-670, 2011.
- [14]. C. Zhao, X. Wang, and G. Zhao, "Detection of hyperspectral anomalies using density estimation and collaborative representation," *Remote Sensing Letters*, vol. 8, no. 11, pp. 1025-1033, 2017.
- [15]. M. Rosenblatt, "Remarks on Some Nonparametric Estimates of a Density Function," *The Annals of Mathematical Statistics*, vol. 27, no. 3, pp. 832-837, 1956.
- [16]. E. Parzen, "On Estimation of a Probability Density Function and Mode," *Annals of Mathematical Statistics*, vol. 33, pp. 1065-1076, 1962.
- [17]. W. Hardle, A. Werwatz, M. Muller, and S. Sperlich, "Nonparametric Density Estimation", in *Nonparametric and Semiparametric Models*, Springer Series in Statistics, 2004, pp. 39-83.
- [18]. L. Devroye, and L. Györfi, *Nonparametric Density Estimation: The L1 View*, Wiley, New York, 1985.
- [19]. D. Lowe, "Distinctive image features from scaleinvariant keypoints," *Int. J. Comput. Vision*, vol. 60, no. 2, pp. 91-110, 2004.
- [20]. H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, and L. Gool, "Surf - speeded up robust features," *Computer Vision – ECCV 2006*, vol. 3951, pp. 404-417, 2006.