

BỘ QUỐC PHÒNG
HỌC VIỆN KỸ THUẬT QUÂN SỰ

NGUYỄN VĂN PHƯƠNG

PHÁT TRIỂN MỘT SỐ KỸ THUẬT PHÁT HIỆN
DỊ THƯỜNG TRÊN ẢNH VIỄN THÁM QUANG
HỌC PHỤC VỤ CÔNG TÁC TÌM KIẾM CỨU NẠN

Chuyên ngành: CƠ SỞ TOÁN HỌC CHO TIN HỌC
Mã số: 9 46 01 10

TÓM TẮT LUẬN ÁN TIẾN SĨ KỸ THUẬT

Hà Nội - 2023

CÔNG TRÌNH ĐƯỢC HOÀN THÀNH TẠI
HỌC VIỆN KỸ THUẬT QUÂN SỰ - BỘ QUỐC PHÒNG

Người hướng dẫn khoa học:

1. TS Đào Khánh Hoài
2. TS Tống Minh Đức

Phản biện 1: PGS.TS Đặng Văn Đức - Viện CNTT/Viện HLKH&CNVN

Phản biện 2: TS Lê Đại Ngọc - Cục Bản đồ/Bộ Tổng Tham mưu

Phản biện 3: PGS.TS Trần Nguyên Ngọc - Học viện Kỹ thuật Quân sự

Luận án sẽ được bảo vệ trước Hội đồng đánh giá luận án cấp Học viện theo Quyết định số 950/QĐ-HV ngày 09 tháng 3 năm 2023 của Giám đốc Học viện Kỹ thuật Quân sự, họp tại Học viện Kỹ thuật Quân sự vào hồi ... giờ ... ngày tháng ... năm 2023

Có thể tìm hiểu luận án tại:

- Thư viện Quốc gia Việt Nam
- Thư viện Học viện Kỹ thuật Quân sự.

DANH MỤC CÁC CÔNG TRÌNH SỬ DỤNG TRONG
LUẬN ÁN

- CT1 **Nguyễn Văn Phương**, Đào Khánh Hoài, Tống Minh Đức, Cao Thị Vinh (2020), "Phương pháp phát hiện dị thường trên ảnh viễn thám quang học ứng dụng trong công tác tìm kiếm cứu nạn", Tạp chí Khoa học Trường Đại học Cần Thơ, Tập 56, số 1A, tr. 21–36, ISSN: 1859-2333. DOI: 10.22144/ctu.jvn.2020.003.
- CT2 **Nguyễn Văn Phương**, Đào Khánh Hoài (2018), "Một số kỹ thuật phát hiện dị thường trên ảnh UAV ứng dụng trong công tác tìm kiếm cứu nạn", Chuyên san Các công trình nghiên cứu phát triển Công nghệ thông tin và Truyền thông - Bộ Thông tin và Truyền thông, Tập V-1, Số 39, tr. 1–8, ISSN: 1859-3534, DOI: 10.32913/rd-ict.vol1.no39.581.
- CT3 **Nguyễn Văn Phương**, Đào Khánh Hoài, Tống Minh Đức (2020), "Tăng hiệu quả phát hiện dị thường trên ảnh UAV ứng dụng trong công tác tìm kiếm cứu nạn", Tạp chí Khoa học và Công nghệ - Đại học Thái Nguyên, Tập 225, Số 06, tr. 58 – 65, ISSN: 1859-2171.
- CT4 **Nguyễn Văn Phương**, Đào Khánh Hoài, Tống Minh Đức (2019), "Tăng tốc độ phát hiện dị thường trên ảnh đa phổ và siêu phổ ứng dụng trong công tác tìm kiếm cứu nạn", Chuyên san Các công trình nghiên cứu phát triển Công nghệ thông tin và Truyền thông - Bộ Thông tin và Truyền thông, Tập 2019, Số 2, tr. 70-82, ISSN: 1859-3534, DOI: 10.32913/micict-research-vn.v2019.n2.866.
- CT5 **Nguyen Van Phuong**, Dao Khanh Hoai, Tong Minh Duc (2020), "The Anomaly Detection Efficiency of Kernel Density Estimation Functions on UAV Images", Section on Information and Communication Technology (ICT), No. 15, pp. 7-22, ISSN: 1859 – 0209.

KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN CỦA LUẬN ÁN

Một số kết quả đạt được của luận án

1. Đề xuất kỹ thuật giảm tỷ lệ dương tính giả (làm tăng độ chính xác phát hiện) của thuật toán phát hiện dị thường dựa trên ước lượng mật độ hạt nhân [120, 121] bằng cách khử bớt nhiễu trên ảnh gốc và xác định các khu vực giới hạn tính toán của thuật toán KDE. Kết quả thử nghiệm cho thấy, thuật toán IKDE tăng 0,58% về độ chính xác phát hiện dị thường so với thuật toán KDE.

2. Đề xuất kỹ thuật tăng tốc độ tính toán của thuật toán IKDE, bằng cách nhóm các điểm ảnh có giá trị giống nhau, sắp xếp nhóm các điểm ảnh, áp dụng cây kd-Tree để tìm kiếm nhanh các điểm ảnh, nhóm điểm ảnh thỏa mãn hàm nhân; tính toán PDF đa luồng trên CPU hoặc song song trên GPU. Từ kết quả thử nghiệm cho thấy kỹ thuật đề xuất mang lại hiệu quả cao về thời gian tính toán, đặc biệt trên ảnh màu RGB, thời gian tính toán đã giảm tới hơn 99% so với các thuật toán như KDE, Intel TBB, GPU CUDA. Trên ảnh đa phổ 8 kênh phổ và ảnh siêu phổ 224 kênh phổ, thuật toán GP-PC đã giảm được ít nhất 82,21% so với thuật toán GPU CUDA. Độ chính xác phát hiện các điểm ảnh dị thường vẫn được giữ nguyên so với thuật toán IKDE.

Hướng phát triển của luận án

1. Giải quyết được vấn đề mất cân bằng của dữ liệu đầu vào có thể làm tăng độ chính xác phát hiện các điểm ảnh dị thường của các thuật toán, bằng cách: thu thập thêm dữ liệu; lấy lại mẫu trong tập dữ liệu; ... Ngoài ra, có thể sử dụng phương pháp phạt mô hình (Penalized Models).

2. Nghiên cứu, phân tích mối quan hệ ràng buộc dữ liệu, mối tương quan về mặt không gian của các điểm ảnh có thể làm tăng độ chính xác phát hiện dị thường của các thuật toán.

3. Có thể sử dụng giá trị hàm DoG để tìm kích thước cửa sổ W thích nghi cho PUT, tránh lãng phí thời gian tính toán.

4. Phát hiện cụm điểm ảnh dị thường cần kết hợp các đặc trưng hình dạng, kích thước trên cùng một kỹ thuật phát hiện các điểm ảnh dị thường.

5. Xây dựng bộ dữ liệu đặc trưng đầy đủ, phong phú sẽ cải thiện đáng kể việc nghiên cứu trong lĩnh vực này, cho phép so sánh tốt hơn giữa các phương pháp theo các kịch bản khác nhau.

MỞ ĐẦU

1. Tính cấp thiết của Luận án:

Theo số liệu của Ủy ban Quốc gia Ứng phó sự cố thiên tai và tìm kiếm cứu nạn [3], từ năm 2004 đến năm 2021, tại Việt Nam đã có 54.964 vụ thiên tai, sự cố, hậu quả làm chết 14.937 người, mất tích 2.616 người, bị thương 15.502 người, làm hư hỏng hàng chục ngàn trang thiết bị. Hiện nay, do biến đổi khí hậu toàn cầu và những hoạt động thiếu ý thức của con người, nhất là trong bảo vệ môi trường sống nên dự báo trong những năm tới, tình hình thiên tai, sự cố diễn biến phức tạp, bất thường, theo chiều hướng cực đoan, cả về tính chất, quy mô, cường độ và mức độ tàn phá. Theo đó, công tác tìm kiếm cứu nạn cũng phải được đầu tư đúng mức để theo kịp tình hình thực tế.

Một công cụ đang ngày càng được chứng minh có hiệu quả cao không chỉ trong công tác tìm kiếm cứu nạn mà còn trong nhiều ứng dụng khác như trong nông nghiệp và lâm nghiệp [5], tài nguyên nước [34], rà phá bom mìn [8, 55], công nghiệp thực phẩm [35],... đó là sử dụng ảnh viễn thám quang học. Bởi công nghệ Viễn thám có nhiều tính năng ưu việt so với phương pháp truyền thống như độ phủ trùm rộng, thời gian cập nhật ngắn, dải phổ rộng, có thể thu nhận ảnh ở những khu vực rất khó tiếp cận như vùng núi cao, rừng rậm, hải đảo, khu vực ngoài lãnh thổ,... Đặc biệt, trong những năm gần đây, các thiết bị bay không người lái (UAV) đã và đang phát triển rất mạnh mẽ, được ứng dụng rộng rãi cả trong dân sự và quân sự. Nó thực sự là một nguồn lực rất lớn cho sứ mệnh tìm kiếm, cứu nạn 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.

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 hoặc được báo nạn. Cách tiếp cận sử dụng ảnh viễn thám quang học là sử dụng ảnh đa phổ [102], siêu phổ [15, 36] có độ phân giải cao được các cảm biến gắn trên máy bay, khinh khí cầu hoặc vệ tinh thu nhận hoàn toàn khả thi và mang lại hiệu quả cao. Tuy nhiên, các ảnh hưởng bất lợi gây ra bởi đặc trưng của địa hình, điều kiện thời tiết khắc nghiệt làm cho vị trí báo nạn có dung sai lớn. Các đối tượng

cần tìm kiếm đôi khi bị che khuất bởi địa hình, mật độ dày đặc của lá cây hoặc 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, va ly, túi xách, lều bạt nơi cắm trại, các mảnh vỡ phương tiện,... (gọi tắt là những đối tượng nhân tạo) có thể cung cấp một số thông tin hữu ích [12, 80, 95]. Ngoài ra, các thiết bị cảm biến thu dữ liệu phải quét trên một diện rộng và dung lượng dữ liệu lớn là một rào cản đối với việc tìm kiếm thủ công bằng mắt thường. Các kỹ thuật tự động phát hiện mục tiêu là giải pháp phù hợp giúp người quan sát nâng cao hiệu quả và tốc độ tìm kiếm. Vì vậy, đề tài "*Phát triển một số kỹ thuật phát hiện dị thường trên ảnh viễn thám quang học phục vụ công tác tìm kiếm cứu nạn*" mang tính cấp thiết.

Đề tài tập trung vào hai hướng nghiên cứu chính đó là đề xuất thuật toán nhằm nâng cao độ chính xác phát hiện các điểm ảnh dị thường và tăng tốc độ tính toán. Những kết quả đạt được của Luận án sẽ góp phần xây dựng cơ sở lý thuyết ứng dụng ảnh viễn thám quang học trong công tác tìm kiếm cứu nạn.

2. Các đóng góp của luận án:

1. Đề xuất thuật toán tăng độ chính xác phát hiện các điểm ảnh dị thường của thuật toán phát hiện dựa trên ước lượng mật độ hạt nhân (KDE - Kernel Density Estimation) [120, 121] bằng cách giảm tỷ lệ dương tính giả (gọi tắt là IKDE).
2. Đề xuất thuật toán tăng tốc độ tính toán của thuật toán IKDE bằng cách sử dụng kỹ thuật nhóm điểm ảnh, sắp xếp điểm ảnh, áp dụng cây kd-tree và tính toán hàm mật độ xác suất đa luồng trên CPU hoặc song song trên GPU.

Luận án sử dụng phương pháp thực nghiệm để chứng minh tính đúng đắn của các phương pháp đề xuất. Sử dụng các ngôn ngữ lập C++ và C# để cài đặt các thuật toán. Sử dụng bộ dữ liệu mẫu do Phòng thí nghiệm khoa học và công nghệ quốc phòng (DSTL)- Vương quốc Anh cung cấp [23] và dữ liệu do NCS thu thập làm dữ liệu nguồn để đánh giá các thuật toán đã đề xuất.

3. Bộ cục luận án:

Luận án được tổ chức như sau: mở đầu; 3 chương nội dung; kết luận và hướng nghiên cứu tiếp theo; danh mục các công trình công bố và tài liệu tham khảo.

Bảng 3.1: Thời gian thực thi của các thuật toán (tính bằng giây).

Thuật toán	6010_1_2	6010_1_2_M	Salinas
KDE	1.819.712	11.038	557
Intel TBB [86]	1.404.590	9.052	458
GPU CUDA [87]	21.609	253	14
GP-KDT	21	3.744	40
GP-MC	15	548	8
GP-PC	5	45	2

cao nhất là 99,999% (trên ảnh 6010_1_2). Trong chế song song trên GPU, trên Bảng 3.1 thể hiện thuật toán GP-PC đã nhanh hơn thuật toán GPU CUDA ít nhất 82.21% (trên ảnh 6010_1_2_M) và cao nhất là 99,999% (trên ảnh 6010_1_2).

3.7 Kết luận

Một số vấn đề đã được trình bày trong chương này gồm:

- *Thứ nhất*, đã trình bày chi tiết bốn bước để tăng tốc độ tính toán của thuật toán IKDE.
- *Thứ hai*, kết quả cho thấy: kỹ thuật đề xuất mang lại hiệu quả cao về thời gian tính toán. Đặc biệt trên ảnh màu RGB, thời gian tính toán đã giảm tới hơn 99% so với các thuật toán như thuật toán tính toán trực tiếp (Thuật toán 2.1). Điểm đặc biệt trong đề xuất này, độ chính xác phát hiện các điểm ảnh dị thường của thuật toán không thay đổi so với thuật toán tính toán trực tiếp, đây là điều hết sức quan trọng khi áp dụng hỗ trợ công tác tìm kiếm cứu nạn.

Thuật toán 3.5: Phát hiện các điểm ảnh dị thường sử dụng kỹ thuật nhóm các điểm ảnh cùng giá trị và tính toán song song (gọi tắt là GP-PC).

input: X : ma trận các điểm ảnh, G : danh sách nhóm các điểm ảnh, L : số kênh phổ, h : băng thông, ϵ : hằng số để $K(u) \neq 0$, η : ngưỡng phát hiện dị thường.

output: *anomaly_value*: giá trị dị thường của các điểm ảnh.

- 1 $X' \leftarrow$ ma trận các điểm ảnh sau khi làm tròn;
- 2 $S \leftarrow$ tập các điểm ảnh đặc trưng;
- 3 $B \leftarrow$ tập hợp các điểm ảnh nằm trong các cửa sổ lấy các điểm trong S làm tâm;
- 4 $r \leftarrow h \times \epsilon$;
- 5 $id \leftarrow blockDim.x * blockIdx.x + threadIdx.x$;
- 6 **for** $i \leftarrow 1$ **to** $|G[id]|$ **do**
- 7 **if** $X'[G[id][i]] \in B$ **then**
- 8 $P \leftarrow \text{SearchGroupPixels}(G, X'[G[id][i]], r)$;
- 9 $sum_ker \leftarrow 0$;
- 10 **for** $j \leftarrow 1$ **to** $|P|$ **do**
- 11 **for** $l \leftarrow 1$ **to** $|P[j]|$ **do**
- 12 $mul \leftarrow 1$;
- 13 **for** $d \leftarrow 1$ **to** L **do**
- 14 $mul \leftarrow$
- 15 $mul \times K\left(\frac{X'[G[id][i]][d] - X'[P[j][l]][d]}{h}\right)$;
- 16 $sum_ker \leftarrow sum_ker + mul$;
- 17 **if** $sum_ker/N \leq \eta$ **then**
- 18 $\text{atomicAdd}(\&anomaly_value[G[id][i]], 1)$;
- 19 **else**
- 20 $\text{atomicAdd}(\&anomaly_value[G[id][i]], 0)$;
- 21 **else**
- 22 $\text{atomicAdd}(\&anomaly_value[G[id][i]], 0)$;

Chương 1

Tổng quan về phát hiện dị thường trên ảnh viễn thám quang học

1.1 Ảnh viễn thám quang học

Viễn thám (Remote sensing) là khoa học thu nhận thông tin về một vật thể, một vùng, hoặc một hiện tượng qua phân tích dữ liệu thu được bởi phương tiện không tiếp xúc với vật, vùng hoặc hiện tượng khi khảo sát [67]. Hiểu đơn giản, viễn thám là thăm dò từ xa về một đối tượng hoặc một hiện tượng mà không có sự tiếp xúc trực tiếp với đối tượng hoặc hiện tượng đó. Điều này thực hiện được do các vật thể khác nhau hấp thụ và phát ra bức xạ điện từ (photon) theo cách đặc trưng của thành phần hóa học cấu tạo nên nó. Nếu đo năng lượng của bức xạ này bằng một thiết bị theo bước sóng, kết quả thu được là tín hiệu quang phổ và như vậy, quang phổ có thể được sử dụng để mô tả đặc trưng cho bất kỳ vật liệu nào. Sự kết hợp giữa quang phổ, công nghệ hình ảnh và phương pháp để thu thập thông tin quang phổ trên các khu vực rộng lớn được gọi là quang phổ hình ảnh.

1.1.1 Phổ của ảnh viễn thám quang học

Sensor giữ nhiệm vụ thu nhận các năng lượng bức xạ do vật thể phản xạ, tỉ số giữa năng lượng phản xạ và năng lượng tới là một hàm của bước sóng. Giá trị phản xạ sẽ thay đổi theo giá trị bước sóng đối với hầu hết các vật liệu do năng lượng ở mỗi bước sóng nhất định sẽ tán xạ hoặc hấp thụ ở các mức độ khác nhau. Đường võng xuống của các đường cong quang phổ đánh dấu dải bước sóng dao động mà vật liệu hấp thụ năng lượng tới. Các đặc điểm này thường được gọi là dải hấp thụ. Hình dạng tổng thể, vị trí, khả năng hấp thụ của đường cong quang phổ trong nhiều trường hợp có thể được sử dụng để xác định và phân biệt các vật liệu khác nhau.

1.1.2 Các loại ảnh viễn thám quang học

Có ba loại ảnh viễn thám quang học, đó là: ảnh toàn sắc (ảnh chỉ có một kênh phổ); ảnh đa phổ [102] và ảnh siêu phổ [15, 36].

1.1.3 Cấu trúc dữ liệu của ảnh viễn thám quang học

Ảnh đa phổ, siêu phổ được lưu trữ dưới dạng một file thống nhất bao gồm các điểm ảnh được tổ chức thành một ma trận, mỗi một điểm ảnh là một vector

có kích thước bằng với số kênh phổ để lưu trữ phổ phản xạ của từng kênh phổ hoặc mỗi một kênh phổ được lưu như là một ảnh đen trắng. Tùy thuộc vào định dạng của từng kiểu file ảnh sẽ có những cách để lưu trữ khác nhau.

1.2 Bài toán phát hiện dị thường trên ảnh viễn thám quang học phục vụ công tác tìm kiếm cứu nạn

1.2.1 Khái niệm dị thường

Các điểm ảnh dị thường trên ảnh đa phổ, siêu phổ được xác định là những điểm ảnh có phổ (hoặc màu sắc) 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. Nhìn chung, các dấu hiệu dị thường là rất nhỏ về mặt không gian và tồn tại với xác suất thấp trong một cảnh ảnh.

1.2.2 Công tác tìm kiếm cứu nạn

Tìm kiếm cứu nạn là toàn bộ các hoạt động của lực lượng cứu nạn, cứu hộ, được tiến hành khi có một sự cố, tai nạn xảy ra nhằm tìm kiếm và giải cứu một người nào đó đang gặp nạn, bị mất tích, bị thương,... ở một khu vực xa xôi hoặc khó tiếp cận, chẳng hạn như ở rừng, núi, sa mạc hoặc trên biển. Trên thế giới, đặc biệt là các nước sở hữu công nghệ vệ tinh, việc ứng dụng công nghệ viễn thám phục vụ công tác tìm kiếm cứu nạn đã được áp dụng và mang lại hiệu quả to lớn. Một số nước phát triển như Mỹ, Nhật, Nga đều có các trung tâm quốc gia hoặc Bộ các tình huống khẩn cấp phản ứng nhanh với các tình huống thảm họa, thiên tai trong đó công nghệ thông tin vệ tinh, thông tin địa lý và thông tin viễn thám là các hợp phần không thể thiếu. Đi kèm với nó là các phân hệ phần mềm xử lý thông tin địa lý, ảnh viễn thám kết xuất các thông tin hữu ích góp phần đẩy nhanh quá trình phản ứng với thảm họa, tìm kiếm cứu nạn và giảm nhẹ thiệt hại. Theo Wallacea và các cộng sự [123], hệ thống Sarsat kết hợp với đối tác Cospas của Nga và NASA đã đạt được thành công lớn khi đã giải cứu thành công hơn 8.000 người trên thế giới trong 16 năm hoạt động. Các cuộc tìm kiếm hiện đang được thực hiện với sự hỗ trợ của thông tin vô tuyến, cảm biến quang học và radar trong các nền tảng trên không.

1.2.3 Phát biểu bài toán

Bài toán phát hiện dị thường trên ảnh viễn thám quang học được phát biểu như sau:

- Cho một ảnh đa phổ, siêu phổ có N điểm ảnh và L kênh phổ: $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_i\}_{i=1}^N \in \mathbf{R}^{L \times N}$.

- Xét một điểm ảnh $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^L, i = 1, 2, \dots, N$, hãy phân đúng \mathbf{x}_i vào một trong hai lớp là lớp "dị thường" hoặc lớp "bình thường".

Thuật toán 3.4: Phát hiện các điểm ảnh dị thường sử dụng kỹ thuật nhóm các điểm ảnh cùng giá trị và tính toán đa luồng (gọi tắt là GP-MC).

input: $X, G, startindex, endindex, L, h, \epsilon, \eta$.

output: C_1, C_2 .

```

1   $G \leftarrow \text{CreateGroupPixels}(X, N, L)$ ;
2   $X' \leftarrow$  ma trận các điểm ảnh sau khi làm trơn
3   $S \leftarrow$  tập các điểm ảnh đặc trưng
4   $B \leftarrow$  tập hợp các điểm ảnh nằm trong các cửa sổ lấy các điểm
   trong  $S$  làm tâm;
5   $C_1 \leftarrow \emptyset; C_2 \leftarrow \emptyset; r \leftarrow h \times \epsilon$ ;
6  for  $i \leftarrow startindex$  to  $endindex$  do
7      for  $j \leftarrow 1$  to  $|G[i]|$  do
8          if  $X'[G[i][j]] \in B$  then
9               $P \leftarrow \text{SearchGroupPixels}(G, X'[G[i][j]], r)$ ; //theo
   Thuật toán 3.2
10              $sum\_ker \leftarrow 0$ ;
11             for  $l \leftarrow 1$  to  $|P|$  do
12                 for  $f \leftarrow 1$  to  $|P[l]|$  do
13                      $mul \leftarrow 1$ ;
14                     for  $d \leftarrow 1$  to  $L$  do
15                          $mul \leftarrow$ 
    $mul \times K \left( \frac{X'[G[i][j]][d] - X'[P[l][f]][d]}{h} \right)$ ;
16                          $sum\_ker \leftarrow sum\_ker + mul$ ;
17             if  $sum\_ker/N \leq \eta$  then
18                  $C_2 \leftarrow C_2 \cup \{X[G[i][j]]\}$ ;
19             else
20                  $C_1 \leftarrow C_1 \cup \{X[G[i][j]]\}$ ;
21         else
22              $C_1 \leftarrow C_1 \cup \{X[G[i][j]]\}$ ;

```

Thuật toán 3.3: Phát hiện các điểm ảnh dị thường sử dụng kỹ thuật nhóm các điểm ảnh cùng giá trị và cây kd-tree (gọi tắt là GP-KDT).

input: $X, N, L, h, \epsilon, K(u), \eta$.
output: C_1, C_2 .

- 1 $G \leftarrow \text{CreateGroupPixels}(X, N, L)$;
- 2 $X' \leftarrow$ ma trận các điểm ảnh sau khi làm trơn
- 3 $S \leftarrow$ tập các điểm ảnh đặc trưng
- 4 $B \leftarrow$ tập hợp các điểm ảnh nằm trong các cửa sổ lấy các điểm trong S làm tâm;
- 5 $C_1 \leftarrow \emptyset; C_2 \leftarrow \emptyset; r \leftarrow h \times \epsilon$;
- 6 **for** $i \leftarrow 1$ **to** $|G|$ **do**
 - 7 $query \leftarrow X'[G[i][1]]$;
 - 8 $K \leftarrow \text{SearchGroupPixels}(G, query, r)$;
 - 9 $T \leftarrow \text{CreateKDTree}(L, |K|, L)$;
 - 10 **for** $j \leftarrow 1$ **to** $|G[i]|$ **do**
 - 11 **if** $X'[G[i][j]] \in B$ **then**
 - 12 $P \leftarrow \text{T.SearchKdTree}(X'[G[i][j]], r)$;
 - 13 **for** $l \leftarrow 1$ **to** $|P|$ **do**
 - 14 $mul_ker \leftarrow 1$;
 - 15 **for** $d \leftarrow 1$ **to** L **do**
 - 16 $mul_ker \leftarrow$
 $mul_ker \times K\left(\frac{X'[G[i][j]][d] - P[l][d]}{h}\right)$;
 - 17 $sum_ker \leftarrow sum_ker + mul_ker$;
 - 18 **if** $\frac{sum_ker}{N} \leq \eta$ **then**
 - 19 $C_2 \leftarrow C_2 \cup \{X[G[i][j]]\}$;
 - 20 **else**
 - 21 $C_1 \leftarrow C_1 \cup \{X[G[i][j]]\}$;
 - 22 **else**
 - 23 $C_1 \leftarrow C_1 \cup \{X[G[i][j]]\}$;

1.3 Một số tiếp cận về phát hiện dị thường

Dựa trên các phương pháp phát hiện các điểm ảnh dị thường trên ảnh đa phổ, siêu phổ khác nhau, năm nhóm phương pháp được phân chia như sau:

1. Phương pháp dựa trên mô hình xác suất thống kê: trên quan điểm lý thuyết, vấn đề phát hiện các điểm ảnh dị thường có thể được xem như là vấn đề phân lớp nhị phân [79], có nghĩa rằng mục đích của nhiệm vụ này là phân loại các điểm ảnh vào một trong hai lớp "dị thường" hoặc "bình thường". Trong phương pháp phát hiện các điểm ảnh dị thường dựa trên mô hình xác suất thống kê có các thuật toán như: thuật toán phát hiện dị thường Reed-Xiaoli [96] và các biến thể của nó [16, 18, 25, 39, 42, 51, 58, 69, 88, 98, 125]; máy dò dị thường theo phương pháp thống kê bậc cao [17, 38, 97]; ước lượng mật độ xác suất phi tham số nền [12, 83, 120, 121, 135].

2. Phương pháp dựa trên phân cụm và phân đoạn: cách tiếp cận này là phân cụm các điểm ảnh hoặc là phân đoạn không gian để thu được bản đồ chủ đề theo phương pháp lượng tử hóa biểu đồ của các thành phần chính hình ảnh. Trong mỗi cụm hoặc đoạn không gian, dữ liệu được cho là có phân phối theo mô hình hỗn hợp Gaussian. Sau đó, có thể sử dụng phương pháp đo khoảng cách Mahalanobis để kiểm tra khoảng cách từ PUT đến tâm của mỗi cụm. Điểm ảnh vượt quá ngưỡng được coi là dị thường. Phương pháp dựa trên phân cụm có các thuật toán như: thuật toán phân cụm trực tiếp trên bản đồ tự tổ chức [27, 93], thuật toán hình thành các cụm ban đầu theo bước đệm đầu tiên, sau đó bằng cách cập nhật đệ quy các tham số các cụm trong quá trình thu nhận hình ảnh [110], phương pháp Bayesian để tiếp cận dùng cho phân lớp không giám sát [7, 43]. Phương pháp dựa trên phân đoạn có các thuật toán: phân vùng module dựa trên khối bằng cách sử dụng phân tích thành phần chính [64], kỹ thuật phát hiện dựa trên phân kỳ thừa thớt cục bộ [131].

3. Phương pháp dựa trên biến đổi phi tuyến: vấn đề chính với các kỹ thuật phát hiện dị thường dựa trên thống kê là giả định về tính tuyến tính của nền. Trong thực tế, sự phân bố của hàm mật độ xác suất của hình ảnh đa phổ, siêu phổ là rất xa so với phân phối chuẩn. Do đó, các kỹ thuật phát hiện dị thường phi tuyến được đề xuất sử dụng các chiến lược hạt nhân. Kỹ thuật cơ bản của phương pháp này chính là sử dụng dụng một hàm ánh xạ phi tuyến để ánh xạ dữ liệu từ không gian có số chiều thấp sang không gian có số chiều rất cao. Điều này cho phép lớp nền và lớp mục tiêu được rời rạc, tách xa nhau dẫn đến việc phát hiện các điểm ảnh dị thường hiệu quả hơn. Sau khi dữ liệu đã được

ánh xạ sang không gian N chiều; có thể sử dụng RX để phát hiện dị thường, do đó thuật toán Kernel – RX [59] được đề xuất. Một hướng tiếp cận khác là sử dụng ước lượng vùng hỗ trợ nền, có nghĩa rằng sẽ tìm một siêu cầu kín tối thiểu chứa các điểm ảnh bình thường, những điểm ảnh nào nằm ngoài siêu cầu kín này là những điểm ảnh dị thường [9].

4. Phương pháp dựa trên biến đổi tuyến tính: ngược với với phương pháp dựa trên biến đổi phi tuyến, phương pháp dựa trên biến đổi tuyến tính sử dụng phân tích thành phần độc lập tiếp cận theo cách ngược lại là chiếu dữ liệu siêu phổ có chiều cao vào không gian dữ liệu chiều thấp, trong khi vẫn giữ lại những thông tin quan trọng [18, 26, 50]. Ngoài ra, sử dụng phương pháp biểu diễn hạng thấp và biểu diễn thưa, các phương pháp này giả định rằng tín hiệu phổ có thể được biểu diễn bằng cách sử dụng từ điển. Với các ràng buộc khác nhau về các hệ số biểu diễn có thể thu được các phương pháp phát hiện dị thường khác nhau [63, 68, 119, 127,137].

5. Phương pháp dựa trên học máy: trong thời gian gần đây, phương pháp học sâu đã thu hút sự chú ý của các nhà khoa học và áp dụng nó ngày càng nhiều trong phân tích ảnh siêu phổ. Li và các cộng sự [65] đã đề xuất sử dụng mạng nơ-ron tích chập để phát hiện các điểm ảnh dị thường vào năm 2017. Yan và các cộng sự [128] đề xuất phương pháp 2SHyperNet (two-stage deep learning – base hyperspectral neural network) bằng cách sử dụng một mạng học sâu hai giai đoạn trên ảnh siêu phổ để phát hiện người trên biển.

1.4 Tiêu chí đánh giá độ chính xác của các thuật toán phát hiện dị thường

Để đánh giá độ chính xác của một thuật toán phát hiện dị thường xem nó tốt hay xấu là một vấn đề khó, bởi vì những điểm ảnh dị thường là những điểm ảnh hiếm. Hầu hết các thuật toán đưa ra giá trị dị thường và ngưỡng để kết luận các điểm ảnh có là dị thường hay không. Việc chọn ngưỡng sẽ ảnh hưởng đến việc bỏ sót (dương tính giả) hoặc nhầm lẫn với các điểm ảnh không phải là dị thường (âm tính giả). Trong công bố "Facing Imbalanced Data Recommendations for the Use of Performance Metrics" [53], Jeni và các cộng sự đã sử dụng một số độ đo như Accuracy, F-score, AUC, Precision-Recall để đánh giá độ chính xác của các thuật toán nhận biết các đơn vị hành động trên khuôn mặt của các tập dữ liệu mất cân bằng; kết quả cho thấy rằng, chỉ có AUC phản ánh chính xác độ chính xác của các thuật toán, các độ đo còn lại đều bị suy giảm do dữ liệu mất cân bằng, đặc biệt là trong các trường hợp

Thuật toán 3.2: Tìm kiếm những nhóm điểm ảnh nằm trong bán kính r , tâm là PUT (SearchGroupPixels)

input: A : mảng chứa nhóm điểm ảnh, $query$: PUT, r : bán kính.

output: L : danh sách nhóm các điểm ảnh cần tìm kiếm.

```

1  $L \leftarrow \emptyset$ ;
2  $index$ : chỉ số của nhóm chứa  $query$ , tính theo công thức (3.1);
3  $L \leftarrow L \cup \{A[index]\}$ 
4 for  $i \leftarrow index - 1$  to 1 do
5   if khoảng cách từ  $query$  đến  $A[i]$  trên chiều dữ liệu thứ nhất
     vẫn nhỏ hơn hoặc bằng  $r$  then
6      $L \leftarrow L \cup \{A[i]\}$ ;
7   else
8      $\leftarrow$  break;
9 for  $i \leftarrow index + 1$  to  $|A|$  do
10  if khoảng cách từ  $query$  đến  $A[i]$  trên chiều dữ liệu thứ nhất
     vẫn nhỏ hơn hoặc bằng  $r$  then
11     $L \leftarrow L \cup \{A[i]\}$ ;
12  else
13     $\leftarrow$  break;

```

GPU CUDA cũng do Michailidis và các cộng sự đề xuất tại [87]. Cuối cùng, tương ứng với mỗi ảnh, thực thi các thuật toán do luận án đề xuất, bao gồm: GP-KTD, GP-MC và GP-PC. Sử dụng hàm hạt nhân Hypercube với băng thông cố định $h = 10$ để kiểm nghiệm các thuật toán trên 3 ảnh này. Thời gian thực thi của các thuật toán được thể hiện trên Bảng 3.1.

So sánh thời gian tính toán giữa các chế độ đơn luồng trên CPU, đa luồng trên CPU và song song trên GPU chúng ta thấy rằng: ở chế độ đơn luồng, trên Bảng 3.1 thể hiện thuật toán GP-KDT đã nhanh hơn Thuật toán 2.1 ít nhất 66,10% (trên ảnh 6010_1_2_M) và cao nhất là 99,999% (trên ảnh 6010_1_2). Trong chế độ đa luồng trên CPU, trên Bảng 3.1 thể hiện thuật toán GP-MC đã nhanh hơn thuật toán Intel TBB ít nhất 93,55% (trên ảnh 6010_1_2_M) và

3.4 Tính toán PDF và phân loại các điểm ảnh

Tính toán PDF cho PUT là chức năng chính và quan trọng nhất của thuật toán phát hiện các điểm ảnh dị thường trên ảnh đa phổ, siêu phổ. Chính vì vậy, thời gian để ước lượng hàm mật độ xác suất theo phương pháp phi tham số cho PUT cũng chiếm phần lớn thời gian xử lý của thuật toán. Điểm mấu chốt tiêu tốn nhiều thời gian trong phương pháp ước lượng mật độ xác suất phi tham số là tìm kiếm những điểm dữ liệu thỏa mãn điều kiện $K(u) \neq 0$. Thuật toán để tìm những nhóm điểm ảnh là ứng viên tham gia tính toán PDF cho PUT được thể hiện trong Thuật toán 3.2.

Để tính toán PDF và phân loại các điểm ảnh, luận án đã xây dựng các thuật toán: phát hiện các điểm ảnh dị thường sử dụng kỹ thuật nhóm các điểm ảnh cùng giá trị và cây kd-tree (Thuật toán 3.3, gọi tắt là GKDT); phát hiện các điểm ảnh dị thường sử dụng kỹ thuật nhóm các điểm ảnh cùng giá trị và tính toán đa luồng trên CPU (Thuật toán 3.4, gọi tắt là GMCPU); phát hiện các điểm ảnh dị thường sử dụng kỹ thuật nhóm các điểm ảnh cùng giá trị và tính toán song song trên GPU (Thuật toán 3.5, gọi tắt là GPGPU);

3.5 Đánh giá độ phức tạp của các thuật toán

- Thuật toán phát hiện các điểm ảnh dị thường sử dụng kỹ thuật nhóm các điểm ảnh và cây kd-tree là $O(N^2)$, M là số nhóm các điểm ảnh.

- Thuật toán phát hiện các điểm ảnh dị thường sử dụng kỹ thuật nhóm các điểm ảnh và tính toán đa luồng trên CPU hoặc song song trên GPU là $O(N^2)$.

3.6 Thử nghiệm và đánh giá kết quả đề xuất

3.6.1 Dữ liệu thử nghiệm

Dữ liệu thử nghiệm gồm ba loại ảnh khác nhau, loại ảnh đầu tiên là ảnh màu 3 kênh phổ có tên là 6010_1_2 [24], loại ảnh thứ 2 là ảnh đa phổ 8 kênh phổ có tên là 6010_1_2_M [24], và loại ảnh thứ 3 là ảnh siêu phổ 224 kênh phổ có tên là Salinas [47].

3.6.2 Phương pháp thử nghiệm

Tương ứng với mỗi một ảnh đã trình bày ở trên, chạy các thuật toán: Thuật toán tính toán trực tiếp cho các điểm ảnh (KDE) theo Thuật toán 2.1; thuật toán tính toán đa luồng trên CPU sử dụng ngôn ngữ lập trình Intel TBB do Michailidis và các cộng sự đề xuất tại [86]; thuật toán tính toán song song trên

mất cân bằng nghiêm trọng. Vì vậy, độ đo AUC được dùng để kiểm nghiệm độ chính xác phát hiện các điểm ảnh dị thường của các thuật toán.

1.5 Thách thức và hướng phát triển

Thách thức đầu tiên liên quan đến việc tăng tỷ lệ phát hiện trong khi giảm tỷ lệ báo động giả. Thách thức thứ hai liên quan đến việc phát hiện dị thường với các hình dạng và kích cỡ khác nhau. Trong thực tế, kích thước của dị thường có thể dao động từ một phần điểm ảnh đến vài điểm ảnh và việc phát hiện các dị thường với kích thước khác nhau cùng một kỹ thuật phát hiện dị thường là một thách thức lớn. Thách thức thứ ba, đó là tốc độ tính toán, các kỹ thuật phát hiện dị thường có thời gian tính toán gần với thời gian thực sẽ rất hữu ích trong các ứng dụng thực tế, đặc biệt là trong công tác tìm kiếm cứu nạn. Cuối cùng, dù có nhiều bộ dữ liệu có sẵn cho cộng đồng khoa học với mục đích phân lớp, vẫn còn thiếu bộ dữ liệu cho mục đích phát hiện dị thường. Tính khả dụng của các bộ dữ liệu được chia sẻ sẽ cải thiện đáng kể việc nghiên cứu trong lĩnh vực này, cho phép so sánh tốt hơn giữa các phương pháp theo các kịch bản khác nhau.

1.6 Kết luận

Một số vấn đề đã được trình bày trong chương này gồm:

- *Thứ nhất*, trình bày một số kiến thức tổng quan về ảnh viễn thám quang học và ứng dụng ảnh viễn thám quang học phục vụ công tác tìm kiếm cứu nạn.
- *Thứ hai*, phát biểu về bài toán phát hiện dị thường (ngoại lai) trên ảnh viễn thám quang học, là cơ sở để nghiên cứu tìm các giải pháp để giải quyết bài toán này.
- *Thứ ba*, nghiên cứu các cách tiếp cận trên thế giới về bài toán phát hiện dị thường trên ảnh viễn thám quang học. Trên cơ sở đó, luận án đã chỉ ra những kết quả đạt được và nêu lên ba thách thức cần được giải quyết.

Chương 2

Kỹ thuật nâng cao độ chính xác phát hiện dị thường trên ảnh viễn thám quang học

2.1 Giới thiệu chung

Thuật toán phát hiện các điểm ảnh dị thường dựa trên KDE [120, 121] là một trong những phương pháp phát hiện các điểm ảnh dị thường dựa trên mô hình xác suất thống kê, thuật toán này đã được xây dựng và kiểm chứng trong những năm gần đây, trong các nghiên cứu [12, 83, 135] đã cho thấy được độ chính xác trong việc phát hiện các điểm ảnh dị thường trên ảnh đa phổ, siêu phổ và độ chính xác phát hiện dị thường của nó đã vượt RXD. Chính vì lý do đó, thuật toán phát hiện các điểm ảnh dị thường dựa trên KDE được lựa chọn để nghiên cứu và cải tiến nhằm tăng độ chính xác phát hiện các điểm ảnh dị thường trên ảnh đa phổ, siêu phổ ứng dụng cho công tác tìm kiếm cứu nạn.

2.2 Thuật toán phát hiện dị thường dựa trên KDE

Phát hiện các điểm ảnh dị thường trên ảnh đa phổ, siêu phổ 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 phổ, 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 $\mathbf{x}_i = (\mathbf{x}_{i1}, \mathbf{x}_{i2}, \dots, \mathbf{x}_{iL})^T, i = 1, 2, \dots, N$, để phân \mathbf{x}_i vào lớp C_1 hoặc C_2 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:

$$H(\mathbf{x}_i) = \begin{cases} H_0 : \mathbf{x}_i \in C_1; \\ H_1 : \mathbf{x}_i \in C_2. \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2.1)$$

Theo quy tắc Neyman-Pearson, ta có:

$$\hat{\Lambda}_{NP}(\mathbf{x}_i) = \begin{matrix} H_1 \\ \frac{f_{\mathbf{X}|H_1}(\mathbf{x}_i)}{f_{\mathbf{X}|H_0}(\mathbf{x}_i)} \geq \eta, i = 1, 2, \dots, N \\ H_0 \end{matrix} \quad (2.2)$$

Trong đó $\hat{f}(\cdot)$ là hàm mật độ xác suất có điều kiện, η là ngưỡng thích hợp để phân \mathbf{x}_i vào lớp C_1 hoặc C_2 . Tuy nhiên, trong thực tế, các tham số để tính toán

thỏa mãn điều kiện $K(u) \neq 0$; tính toán đa luồng trên CPU giống như đề xuất của Michailidis và các cộng sự trong [86] hoặc tính toán song song trên GPU CUDA như trong đề xuất của Michailidis và các cộng sự [87].

3.3 Thuật toán nhóm các điểm ảnh và sắp xếp

Do giá trị của các điểm ảnh thông thường được lưu trữ ở dạng số nguyên và giá trị nhỏ hơn hoặc bằng 10bit nên để giảm độ phức tạp tính toán, sẽ xây dựng một mảng hai chiều, gọi là mảng \mathbf{A} . Để xác định vị trí của các điểm ảnh trong mảng \mathbf{A} , thực hiện tính toán giá trị tổ hợp 3 kênh phổ theo công thức:

$$index_i = \sum_{d=1}^3 (m+1)^{3-d} \times x_{id}, i = 1, 2, \dots, N \quad (3.1)$$

trong đó,

$$m = \max x_{id}, d = 1, 2, 3; i = 1, 2, \dots, N \quad (3.2)$$

là giá trị lớn nhất của ba kênh phổ đầu tiên của tất cả các điểm ảnh (thông thường, đối với ảnh lưu trữ 8bit/1 kênh $m = 256$, 10bit/kênh $m = 1024, \dots$). $index_i$ tương ứng với chỉ số trên chiều thứ nhất của mảng \mathbf{A} . Thuật toán nhóm được trình bày cụ thể tại Thuật toán 3.1.

Thuật toán 3.1: Nhóm các điểm ảnh (CreateGroupPixels)

input: X : ma trận của các điểm ảnh, N : số điểm ảnh.

output: A : mảng chứa các nhóm điểm ảnh.

- 1 $m \leftarrow$ giá trị lớn nhất của ba kênh phổ đầu tiên của tất cả các điểm ảnh (tìm M theo công thức (3.2));
 - 2 $A \leftarrow \text{sizeof}((M+1)^3)$; // Khởi tạo mảng A
 - 3 **for** $i \leftarrow 1$ **to** N **do**
 - 4 $index \leftarrow 0$;
 - 5 **for** $d \leftarrow 1$ **to** 3 **do**
 - 6 $index \leftarrow index + (M+1)^{3-d} \times X[i][d]$;
 - 7 $\mathbf{A}[index] \leftarrow \mathbf{A}[index] \cup \{i\}$;
-

Do sử dụng phương pháp tổ hợp 3 kênh phổ theo công thức (3.1) để tạo chỉ số của nhóm nên hiển nhiên các nhóm của các điểm ảnh đã được sắp xếp tăng dần theo chiều thứ nhất của dữ liệu. Và như vậy, chúng ta không phải tiêu tốn thêm thời gian để sắp xếp lại danh sách nhóm các điểm ảnh.

Chương 3

Kỹ thuật tăng tốc độ phát hiện dị thường trên ảnh viễn thám quang học

3.1 Giới thiệu chung

Công tác tìm kiếm cứu nạn là công việc khó khăn và phức tạp, đòi hỏi sự khẩn trương về thời gian tìm kiếm. Thuật toán IKDE cho thấy sự hiệu quả, dễ dàng cài đặt, độ chính xác phát hiện các điểm ảnh dị thường tốt. Tuy nhiên, độ phức tạp tính toán của thuật toán này là $O(LMN)$, dẫn đến việc ứng dụng thuật toán này vào trong công tác tìm kiếm cứu nạn là không khả thi. Để áp dụng thuật toán IKDE nhằm phát hiện các điểm ảnh dị thường phục vụ trong công tác tìm kiếm cứu nạn, luận án đề xuất giải pháp có thể giảm thời gian tính toán tới hơn 99% so với thuật toán KDE và có thể ứng dụng ngoài thực tế.

3.2 Tăng tốc độ tính toán của thuật toán IKDE

Qua quá trình nghiên cứu cho thấy rằng, khi tính hàm mật độ xác suất theo công thức (2.4), việc tìm những điểm ảnh trong phạm vi băng thông để $K(u) \neq 0$ tiêu tốn rất nhiều thời gian, những điểm ảnh nằm ngoài băng thông sẽ làm cho $K(u) = 0$ và như vậy sẽ không làm thay đổi giá trị của $\hat{f}(\cdot)$ trong công thức (2.4) nên chúng ta sẽ bỏ qua những điểm ảnh này. Vì vậy, phương pháp đầu tiên nghĩ đến là làm thế nào để giảm dữ liệu tham gia tính toán mà không làm thay đổi độ chính xác phát hiện các điểm ảnh dị thường của thuật toán IKDE. Lợi dụng sự giống nhau trên miền giá trị của nhiều điểm ảnh trên cùng một ảnh, đặc biệt là trên ảnh màu RGB, sẽ nhóm những điểm ảnh này thành một nhóm. Bước tiếp theo, các nhóm điểm ảnh sẽ được sắp xếp, với mục đích để chọn nhanh các nhóm điểm ảnh có thể chứa các điểm ảnh thỏa mãn điều kiện $K(u) \neq 0$. Như vậy, bước phân nhóm cơ bản làm giảm đáng kể số lượng dữ liệu cần tính toán, bước sắp xếp các nhóm điểm ảnh sẽ chọn nhanh được những nhóm điểm ảnh trong đó có các điểm ảnh có thể làm thỏa mãn điều kiện $K(u) \neq 0$. Những nhóm điểm ảnh không được lựa chọn để tham gia tính toán chúng ta không cần quan tâm đến nó nên đã giảm được khối lượng dữ liệu cần tính toán, giảm được thời gian tính toán. Sau khi những nhóm điểm ảnh được lựa chọn để tham gia ước lượng PDF cho PUT, chúng ta có thể dùng một trong ba phương pháp: sử dụng cây kd-tree để tìm nhanh những điểm ảnh

các hàm mật độ xác suất có điều kiện trong công thức (2.2) 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 $\hat{f}_{X|H_1}(x_i)$ là một hằng số, khi đó công thức (2.2) được rút ngắn thành:

$$\Lambda(\mathbf{x}_i) = \begin{matrix} H_1 \\ \geq \\ \log\{\hat{f}_{\mathbf{X}|H_0}(\mathbf{x}_i)\} \\ < \\ H_0 \end{matrix} \eta, i = 1, 2, \dots, N \quad (2.3)$$

Do mật độ xác suất của dữ liệu nền $\hat{f}_{\mathbf{X}|H_0}(\mathbf{x}_i)$ 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 [83, 120, 121, 135], các tác giả đã sử dụng phương pháp ước tính mật độ xác suất phi tham số để ước lượng mật độ xác suất cho điểm ảnh x_i . Công thức ước tính mật độ hạt nhân của dữ liệu đa biến được định nghĩa trong [122] là:

$$\hat{f}(\mathbf{x}_i) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \left\{ \prod_{d=1}^L \frac{1}{h_d} K\left(\frac{\mathbf{x}_{id} - \mathbf{x}_{jd}}{h_d}\right) \right\} \quad (2.4)$$

Trong đó, $\hat{f}(\cdot)$ gọi là hàm mật độ xác suất (PDF - Probability Density Function), $K(u)$ được gọi là hàm nhân thỏa mãn điều kiện $\int_{-\infty}^{\infty} K(u)d(u) = 1$ và h_d là băng thông, N là số điểm ảnh, L là số kênh phổ. $K(u)$ có thể là các hàm nhân điển hình do Hardle trình bày trong [122]. Thuật toán 2.1 được xây dựng để phân các điểm ảnh vào một trong hai lớp C_1 và C_2 .

2.3 Giải pháp tăng độ chính xác của thuật toán phát hiện các điểm ảnh dị thường dựa trên KDE

Thuật toán KDE hoạt động theo nguyên tắc dựa trên giá trị của hàm mật độ xác suất để phân lớp. Nếu điểm ảnh đang xét có mật độ xác suất thấp (nhỏ hơn ngưỡng η), nó sẽ được phân về lớp C_2 và ngược lại. Trong khi đó, các điểm ảnh là nhiễu thường chiếm một phần nhỏ trong ảnh nên nó sẽ được phân vào lớp dị thường làm tăng tỷ lệ dương tính giả, dẫn đến giảm độ chính xác phát hiện dị thường của thuật toán.

Thuật toán 2.1: Phát hiện các điểm ảnh dị thường dựa trên KDE (gọi tắt là Thuật toán KDE) [118, 119]

input: X : Ma trận các điểm ảnh, N : số điểm ảnh, L : số kênh phổ, h : băng thông, η : ngưỡng phát hiện dị thường.

output: C_1, C_2 .

```

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  $L$  do
7        $mul\_ker \leftarrow mul\_ker \times K\left(\frac{X[i][d] - X[j][d]}{h}\right);$ 
8      $sum\_ker \leftarrow sum\_ker + mul\_ker;$ 
9   if  $\frac{sum\_ker}{N} \leq \eta$  then
10      $C_2 \leftarrow C_2 \cup \{X[i]\};$ 
11   else
12      $C_1 \leftarrow C_1 \cup \{X[i]\};$ 

```

Trong nghiên cứu về tăng độ chính xác phát hiện dị thường trên ảnh UAV ứng dụng trong công tác tìm kiếm cứu nạn [CT3], NCS và tập thể cán bộ hướng dẫn đã đề xuất phương pháp giảm tỷ lệ dương tính giả của thuật toán phát hiện các điểm ảnh dị thường dựa trên KDE bằng cách thực hiện theo ba bước, gồm: trích chọn các điểm ảnh đặc trưng và làm mịn ảnh; tính toán thuật toán phát hiện các điểm ảnh dị thường dựa trên KDE cho những điểm ảnh xung quanh các điểm ảnh đặc trưng; phân loại các điểm ảnh đã được tính toán.

Bước đầu tiên, trích chọn các điểm ảnh đặc trưng và làm mịn ảnh. Để giảm một phần nhiễu trên ảnh, luận án sử dụng dụng phương pháp làm mịn ảnh bằng cách tích chập ảnh gốc với toán tử Gaussian Blur:

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}, \quad (2.5)$$

Bảng 2.1: Độ đo AUC của thuật toán KDE và thuật toán IKDE trên 36 ảnh gốc

Tên file ảnh	KDE	IKDE	Tên file ảnh	KDE	IKDE
Ảnh (a)	0,9981	0,9982	6110_3_1	0,9130	0,9220
Ảnh (b)	0,9969	0,9976	6110_3_1_A	0,7064	0,7074
Ảnh (c)	0,9719	0,9883	6110_3_1_M	0,8673	0,8753
Ảnh (d)	0,9591	0,9600	6110_4_0	0,9263	0,9313
Ảnh (e)	0,9887	0,9947	6110_4_0_A	0,8503	0,8533
Ảnh (f)	0,9996	0,9999	6110_4_0_M	0,9509	0,9529
6010_1_2	0,9034	0,9114	6120_2_0	0,9082	0,9152
6010_1_2_A	0,7192	0,7262	6120_2_0_A	0,7758	0,7858
6010_1_2_M	0,8656	0,8726	6120_2_0_M	0,9278	0,9308
6090_2_0	0,8106	0,8196	6140_1_2	0,9177	0,9217
6090_2_0_A	0,9564	0,9664	6140_1_2_A	0,8350	0,8420
6090_2_0_M	0,9693	0,9773	6140_1_2_M	0,9240	0,9302
6100_2_2	0,8466	0,8556	6170_0_4	0,8121	0,8181
6100_2_2_A	0,8519	0,8549	6170_0_4_A	0,9882	0,9912
6100_2_2_M	0,8726	0,8826	6170_0_4_M	0,9759	0,9819
6110_1_2	0,9272	0,9332	6170_2_4	0,8524	0,8574
6110_1_2_A	0,9480	0,9552	6170_2_4_A	0,9999	0,9999
6110_1_2_M	0,8940	0,9052	6170_2_4_M	0,9783	0,9803

mật độ hạt nhân.

- *Thứ hai*, trình bày thuật toán tăng độ chính xác phát hiện dị thường dựa trên ước lượng mật độ hạt nhân. Cài đặt các thuật toán dựa trên ý tưởng đã đề xuất.
- *Thứ ba*, kiểm nghiệm đề xuất, sử dụng 36 ảnh để kiểm tra độ chính xác phát hiện các điểm ảnh dị thường của thuật toán KDE và thuật toán đề xuất (thuật toán IKDE). Cụ thể: thuật toán IKDE có độ chính xác cao hơn thuật toán KDE trung bình là 0,58%.

tổng số điểm ảnh dị thường trong một ảnh không vượt quá 0.05% tổng số điểm ảnh trong một ảnh. Các ảnh đều được chụp vào ban ngày, trời nắng nhẹ. Thứ ba, sử dụng 30 ảnh gồm: 10 ảnh 3 kênh phổ; 10 ảnh 8 kênh hồng ngoại gần và 10 ảnh 8 kênh phổ hồng ngoại ngắn do Phòng thí nghiệm khoa học và công nghệ quốc phòng (DSTL)- Vương quốc Anh cung cấp [24].

2.6.2 Phương pháp thử nghiệm

Như vậy, chúng ta có 36 ảnh để thử nghiệm, sử dụng thuật toán KDE và thuật toán IKDE để đánh giá. Độ chính xác phát hiện dị thường của các thuật toán được tính bằng độ đo AUC.

2.6.3 Kết quả thử nghiệm

Quan sát Bảng 2.1 chúng ta thấy, độ chính xác phát hiện các điểm ảnh dị thường của các thuật toán trên 3 ảnh được cấy mẫu dị thường (ảnh: a, b và c), trên 3 ảnh rải các mẫu ở thực địa (ảnh: d, e và f) và trên 10 ảnh 3 kênh phổ của DSTL cao hơn những ảnh còn lại. Ảnh 8 kênh phổ hồng ngoại ngắn là những ảnh cho độ chính xác phát hiện của các thuật toán thấp nhất, phần lớn độ chính xác phát hiện các điểm ảnh dị thường của các thuật toán trên loại ảnh này nhỏ hơn 85%, nhiều ảnh độ chính xác phát hiện chỉ ở mức hơn 70%. Quan sát tập dữ liệu đầu vào cho thấy: từ ảnh (a) đến (f) và 10 ảnh 3 kênh phổ của DSTL có độ phân giải cao (độ phân giải $\leq 1,24m/pixel$), những ảnh còn lại có độ phân giải tương đối thấp ($7,5m/pixel$). Như vậy, chất lượng hình ảnh sẽ ảnh hưởng đến độ chính xác phát hiện các điểm ảnh dị thường của các thuật toán.

Trên Bảng 2.1 cho ta thấy, phương án đề xuất (thuật toán IKDE) có độ chính xác phát hiện các điểm ảnh dị thường tốt hơn thuật toán gốc (thuật toán KDE). Cụ thể, thuật toán IKDE cho độ chính xác phát hiện các điểm ảnh dị thường trung bình tốt hơn thuật toán KDE trung bình 0.58%. Như vậy, đề xuất của luận án để loại bỏ một phần nhiễu được phân vào lớp "dị thường" của các thuật toán hoàn toàn chính xác; do nhiễu trong mỗi ảnh không phải là nhiều nên không có chênh lệch lớn về độ chính xác phát hiện giữa thuật toán KDE và thuật toán IKDE.

2.7 Kết luận

Một số vấn đề đã được trình bày trong chương này gồm:

- Thứ nhất, trình bày thuật toán phát hiện dị thường dựa trên ước lượng

Trong đó, σ là hệ số làm mịn, σ càng cao thì ảnh càng mịn. Tuy nhiên, σ càng cao thì độ sắc nét (chi tiết) của các đối tượng càng giảm, có thể làm mất tính đặc trưng của các điểm ảnh dị thường dẫn đến độ chính xác phát hiện các điểm ảnh dị thường của thuật toán giảm so với ảnh chưa qua làm mịn.

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, luận án sẽ sử dụng một công cụ để định vị các điểm ảnh này. 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 Thuật toán KDE để tính toán các điểm xung quanh trong một phạm vi giới hạn 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 toán Thuật toán 2.1 cho toàn bộ các điểm ảnh, chúng ta chỉ đi tính toán 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.

Qua nghiên cứu phương pháp trích rút các điểm ảnh đặc trưng bất biến cục bộ SIFT [71] cho thấy, 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 tìm những điểm ảnh có giá trị lớn nhất hoặc nhỏ nhất trong một vùng cục bộ làm điểm ảnh đặc trưng.

Bước thứ hai, thuật toán phát hiện các điểm ảnh dị thường dựa trên KDE cho những điểm ảnh xung quanh các điểm ảnh đặc trưng. Sau khi tìm được tập hợp những điểm đặc trưng, tại mỗi một điểm đặc trưng, chỉ tính toán thuật toán phát hiện các điểm ảnh dị thường dựa trên KDE 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 Thuật toán KDE cho toàn bộ các điểm ảnh.

Bước thứ ba, phân loại các điểm ảnh đã được tính toán. Những điểm ảnh

được tính toán giá trị dị thường trong bước thứ hai sẽ được phân loại khi so sánh với một ngưỡng phát hiện dị thường η . Những điểm ảnh không được tính toán trong bước thứ hai sẽ được xác định là những điểm ảnh bình thường. Thuật toán 2.2 được xây dựng theo ý tưởng đã được trình bày ở trên.

Thuật toán 2.2: Cải tiến thuật toán phát hiện các điểm ảnh dị thường dựa trên KDE (gọi tắt là thuật toán IKDE)

input: X : ma trận các điểm ảnh, N : số điểm ảnh, L : số kênh phổ, h : băng thông, η : ngưỡng phát hiện dị thường, W : cửa sổ.

output: C_1, C_2 .

```

1  $P \leftarrow$  tập các điểm ảnh đặc trưng (sử dụng thuật toán SIFT);
2  $X' \leftarrow$  GaussianBlur( $X, \sigma$ ); // làm mờ ảnh theo công thức (2.5)
3  $C_0 \leftarrow \{X'_i\}, i=1,2,\dots,N; C_1 \leftarrow \emptyset; C_2 \leftarrow \emptyset;$ 
4 foreach  $p \in P$  do
5    $w \leftarrow$  tập hợp các điểm ảnh nằm trong  $W$  lấy  $p$  là tâm;
6   foreach  $X'_i \in w$  do
7     if  $X'_i \in C_0$  then
8        $sum\_ker \leftarrow 0;$ 
9       for  $j \leftarrow 1$  to  $N$  do
10         $mul \leftarrow 1;$ 
11        for  $d \leftarrow 1$  to  $L$  do
12           $mul \leftarrow mul \times K \left( \frac{X'[i][d] - X'[j][d]}{h} \right);$ 
13           $sum\_ker \leftarrow sum\_ker + mul;$ 
14        if  $\frac{sum\_ker}{N} \leq \eta$  then
15           $C_2 \leftarrow C_2 \cup \{X'_i\};$ 
16        else
17           $C_1 \leftarrow C_1 \cup \{X'_i\};$ 
18           $C_0 \leftarrow C_0 - \{X'_i\};$ 
19  $C_1 \leftarrow C_1 \cup C_0;$ 

```

2.4 Tính đúng đắn của thuật toán IKDE

Để phân một điểm ảnh vào lớp "bình thường" C_1 hay lớp "dị thường" C_2 (từ hàng 8 đến hàng 18) phải căn cứ trên hàm mật độ xác suất của điểm ảnh đang xét và được thực hiện như thuật toán gốc (thuật toán KDE).

Vì vậy, cần phải chứng minh tất cả các điểm dị thường đều được xét, hay nói cách khác, các điểm dị thường phải nằm trong các cửa sổ W lấy các điểm đặc trưng làm tâm.

Thật vậy:

- Trong một cụm điểm ảnh dị thường, có ít nhất 1 điểm ảnh được chọn làm điểm ảnh đặc trưng theo Thuật toán SIFT như đã trình bày tại Mục 2.3.

- Thuật toán cải tiến IKDE đã xét tất cả các điểm đặc trưng (hàng 4), tại mỗi một điểm đặc trưng, xét toàn bộ các điểm ảnh nằm trong một cửa sổ W lấy điểm ảnh đặc trưng đó làm tâm (hàng 6), kích thước cửa sổ W dài và rộng gấp 2 lần cụm điểm ảnh dị thường (do các điểm ảnh đặc trưng thường nằm trên biên của cụm ảnh dị thường) nên tất cả các điểm ảnh dị thường đều được xét. Do đó, tất cả các điểm ảnh dị thường được phân vào lớp C_2 nên thuật toán IKDE có tính đúng đắn.

2.5 Đánh giá độ phức tạp của thuật toán KDE và IKDE

- Độ phức tạp tính toán của thuật toán KDE là $O(N^2)$.

- Độ phức tạp tính toán của thuật toán IKDE là $O(L.M.N) = O(N^2)$ (vì $M \leq N$, L là hằng số).

* *Tính hiệu quả của thuật toán:* Về lý thuyết, độ phức tạp tính toán của Thuật toán KDE bằng với độ phức tạp tính toán của thuật toán IKDE. Xét trường hợp tồi nhất thì $M=N$. Tuy nhiên, thực tế thì $M \ll N$ do đó, thời gian tính toán của Thuật toán IKDE đã giảm đáng kể so với Thuật toán KDE.

2.6 Thử nghiệm và đánh giá kết quả đề xuất

2.6.1 Dữ liệu thử nghiệm

Để kiểm nghiệm kết quả nghiên cứu, luận án tiếp cận theo ba cách: thứ nhất, cây một số mẫu dị thường vào 3 ảnh (Ảnh: a, b, c) chụp từ thiết bị UAV trên ba loại địa hình khác nhau (địa hình đồng bằng, địa hình rừng thưa và địa hình vùng biển). Thứ hai, để tạo tình huống gần sát với thực tế, bố trí một số mẫu dị thường trên không gian quan sát, sử dụng thiết bị UAV thu chụp (3 ảnh: d, e, f). Những mẫu được cây đã được chỉnh sửa kích thước sao cho tương đồng với độ phân giải mặt đất của các ảnh, có kích thước rất nhỏ so với ảnh,

