

PHƯƠNG PHÁP PHÁT HIỆN DỊ THƯỜNG TRÊN ẢNH VIỄN THĂM QUANG HỌC ỨNG DỤNG TRONG CÔNG TÁC TÌM KIẾM CỨU NẠN

Nguyễn Văn Phương^{1*}, Đào Khánh Hoài², Tống Minh Đức¹ và Cao Thị Vinh¹

¹Khoa Công nghệ Thông tin, Học viện Kỹ thuật Quân sự

²Viện Công trình đặc biệt, Học viện Kỹ thuật Quân sự

*Người chịu trách nhiệm về bài viết: Nguyễn Văn Phương (email: phuongnv.dl@gmail.com)

Thông tin chung:

Ngày nhận bài: 20/08/2019

Ngày nhận bài sửa: 29/11/2019

Ngày duyệt đăng: 28/02/2020

Title:

Methods to detect anomalies in optical remote sensing images for search and rescue

Từ khóa:

Ảnh đa phổ, ảnh siêu phổ, ảnh viễn thám, phát hiện dị thường, tìm kiếm cứu nạn

Keywords:

Anomaly detection, hyperspectral images, multispectral images, remote sensing images, search and rescue

ABSTRACT

Research on human survival after a plane crash shows that victims are 10% less likely to survive if the rescue is delayed by more than 2 days, and the survival rate is up to 60% if the rescue is made timely within 8 hours (Xuân Đông, 2014). The same urgency also applies to maritime emergency situations or on land. Therefore, the time to find victims and rescue organizations is a decisive factor for the success of that campaign. To reduce the search time, an increasingly commonly used approach is to detect anomalies in high-resolution remote sensing images. In addition, the size of the missing person or object of interest is very small compared to the scene and is easily mixed with the terrain. Therefore, it is necessary to have methods to automatically locate objects that help improve the performance and speed of searching. In this paper, several methods of detecting anomalies in remote sensing images will be presented to solve the problem mentioned above.

TÓM TẮT

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 tỷ lệ sống sót lên tới 60% nếu việc cứu hộ được thực hiện kịp thời trong vòng 8 tiếng (Xuân Đông, 2014). Sự khẩn cấp tương tự cũng được áp dụng trong các tình huống cấp cứu hàng hải hay trên đất liền. Vì vậy, thời gian tìm ra người bị nạn và tổ chức giải cứu là nhân tố quyết định đến sự thành công của chiến dịch đó. Để giảm thời gian tìm kiếm, một cách tiếp cận ngày càng được sử dụng phổ biến là ứng dụng phát hiện dị thường trên ảnh viễn thám độ phân giải cao. Ngoài ra, kích thước của người mất tích hoặc vật cần quan tâm rất nhỏ so với cảnh và dễ dàng bị trộn lẫn với địa hình. Vì vậy, cần có các phương pháp tự động để định vị các đối tượng hỗ trợ nâng cao hiệu suất và tốc độ tìm kiếm. Trong bài báo này, một số phương pháp phát hiện dị thường trên ảnh viễn thám sẽ được trình bày để giải quyết vấn đề đã đề cập ở trên.

Trích dẫn: Nguyễn Văn Phương, Đào Khánh Hoài, Tống Minh Đức và 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. 56(1A): 21-36.

1 GIỚI THIỆU

Công nghệ viễn thám có tính ưu việt là khả năng bao quát rộng, phạm vi hoạt động rộng lớn, thu nhận hình ảnh nhanh, đa thời gian, không phụ thuộc vào địa hình, ít bị ảnh hưởng bởi thời tiết và không cần quá nhiều về nhân lực để tổ chức thành các nhóm tìm kiếm. Do đó, công nghệ này đã và đang trở thành một công cụ hỗ trợ đắc lực cho công tác tìm kiếm cứu nạn. 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.

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 *et al.* (1998), hệ thống Sarsat kết hợp với đối tác Cospas của Nga và NASA đã đạt được thành công rực rỡ 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. Đội tuần tra hàng không dân dụng CAP (Civil Air Patrol) của Mỹ đã phát triển hệ thống cảm biến ARCHER (Stevenson *et al.*, 2005), với mục đích triển khai rộng rãi hệ thống hỗ trợ tự động phát hiện sự bất thường, tín hiệu đặc trưng và các thay đổi liên quan đến máy bay bị rơi. Hệ thống này đã sử dụng ảnh siêu phổ xử lý thời gian thực để hỗ trợ các nhà khai thác nhanh chóng phát hiện các mục tiêu cần quan tâm dưới mặt đất.

Năm 2010, Corbane *et al.* (2010) đã nghiên cứu và thử nghiệm thành công hệ thống phát hiện các thuyền cỡ nhỏ trên ảnh vệ tinh quang học SPOT5 của Pháp độ phân giải 5m. Harris *et al.* (2012) đã thử nghiệm thành công và công bố quy trình phân tích ảnh vệ tinh quang học độ phân giải siêu cao (0,5m) Worldview-2 có nhiều kênh phổ để phát hiện các mảnh vỡ nhỏ trên biển ứng dụng trong tìm kiếm

cứu hộ trên biển trong các tình huống khẩn cấp như sóng thần, máy bay rơi. School (2012) đã công bố nghiên cứu phát hiện đối tượng chìm kích thước dưới điểm ảnh dựa trên kỹ thuật phân tích phổ dữ liệu ảnh vệ tinh Worldview-2, thực nghiệm trên biển. Cũng năm 2012, Meng and Kerekes (2012) đã công bố nghiên cứu ứng dụng ảnh vệ tinh độ phân giải siêu cao WorldView-2 để dò vết đối tượng. Năm 2014, Gao *et al.* (2014) đã công bố ứng dụng phân tích ảnh vệ tinh Worldview-2 để chiết tách thông tin về đối tượng chuyên động. Grossman (2014) làm việc cho cơ quan tình báo Mỹ, trong công trình luận án tiến sĩ “Phương pháp tự động tìm kiếm phổ cho mục đích phát hiện mục tiêu nhỏ” đã đưa ra được khái niệm cụ thể, định lượng được về mục tiêu nhỏ, đề xuất và cài đặt thử nghiệm thành công các thuật toán tự động tìm kiếm có hướng và thuật toán lọc khớp phổ cải tiến làm nổi lên các mục tiêu nhỏ cần quan tâm trên ảnh vệ tinh thương mại độ phân giải siêu cao có nhiều kênh phổ worldview-2. Nhóm các nhà nghiên cứu của Đại học Boston, Mỹ trong các năm 2012, 2013 và 2015 (Bolukbasi and Tran, 2012; Ramachandran and Moik, 2013; Marshall and Perkins, 2015) đã tập trung nghiên cứu phát hiện ngoại lai màu trên ảnh UAV ứng dụng cho công tác tìm kiếm cứu nạn, hiệu suất phát hiện các điểm ảnh ngoại lai trên tập dữ liệu mẫu của các thuật toán đều lớn hơn 95%. Năm 2018, Nguyễn Văn Phương và Đào Khánh Hoài đã đề xuất một số kỹ thuật phát hiện dị thường trên tám không gian màu khác nhau (RGB, LAB, XYZ, YCbCr, HSL, HSB, YUV, CMYK) của ảnh UAV (Nguyễn Văn Phương và Đào Khánh Hoài, 2018), kết quả nghiên cứu 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.

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 (Schowengerdt, 2007), siêu phổ (Chang, 2003; Grahn and Geladi, 2007) 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 tọa độ báo nạn có tính dung sai lớn. Các đối tượng cần tìm kiếm đôi khi bị che khuất bởi địa hình, bị che khuất bởi 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 (Bolukbasi and Tran, 2012; Ramachandran

and Moik, 2013; Marshall and Perkins, 2015). 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 suất và tốc độ tìm kiếm.

Phát hiện mục tiêu trong ảnh đa phổ, siêu phổ được tiếp cận theo ba hướng. Thứ nhất, xác định xem các đối tượng là mục tiêu mong muốn hay sự lộn xộn tự nhiên dựa trên tín hiệu quang phổ đã biết của mục tiêu mong muốn thu được từ thư viện quang phổ hoặc từ một tập hợp dữ liệu về mục tiêu đã được huấn luyện (Healey and Slater, 1999; Manolakis and Shaw, 2002a). Thứ hai, phát hiện các mục tiêu dựa trên phát hiện sự thay đổi, được sử dụng để xác định các thay đổi trong một cảnh xảy ra theo thời gian, có hoặc không có bất kỳ kiến thức nào về tín hiệu mục tiêu. Thứ ba, một máy dò các điểm ảnh dị thường (ngoại lai), xác định các vectơ phổ từ các điểm ảnh bị lệch hoặc có sự khác biệt phổ đáng kể so với các điểm ảnh nền xung quanh.

Đối với cách tiếp cận thứ nhất, do có sẵn các thư viện đặc trưng quang phổ cho nhiều loại vật liệu, các SSTD (Spectral Signature-based Target Detector) được kiểm tra rộng rãi (Manolakis, 2005, Manolakis *et al.*, 2003). Cách tiếp cận này giả định đặc trưng quang phổ mục tiêu đã biết và cố gắng phát hiện mọi điểm ảnh có phổ cho thấy mức độ tương quan cao với phổ tham chiếu, chúng được gọi là thuật toán so khớp phổ. Tuy nhiên, các kỹ thuật này dựa trên phổ tham chiếu, điển hình là độ phản xạ phổ được đo bằng máy quang phổ cầm tay, trong khi các điểm ảnh thu được tại cảm biến thường được đo bằng bức xạ quang phổ, do đó phải trải qua bước bù trừ khí quyển. Khi đó, kết quả phát hiện các phổ mục tiêu sẽ bị ảnh hưởng rất lớn. Ngoài ra, hiệu suất của các SSTD có thể bị hạn chế bởi sự không chắc chắn như bù trừ khí quyển, điều chỉnh bức xạ quang phổ, hình dạng tiếp nhận và nhiễu từ các vật liệu liền kề (Healey and Slater, 1999; Suen *et al.*, 2001). Trong công tác tìm kiếm cứu nạn, các đối tượng cần tìm kiếm rất phong phú và trong nhiều trường hợp phổ mục tiêu không được xác định trước nên phương pháp này chỉ áp dụng cho một số trường hợp cụ thể.

Đối với cách tiếp cận thứ hai, dữ liệu ảnh đa phổ, siêu phổ thu được từ trên cao trong khoảng thời gian dài, được sử dụng để phát hiện các thay đổi trên bề mặt của khu vực cần quan tâm. Các nhà nghiên cứu đã phát triển một số kỹ thuật (Eismann *et al.*, 2008; Mas, 1999; Singh, 1989) để xác định các thay đổi trên bề mặt địa hình theo thời gian, từ đó có thể phát hiện được mục tiêu cần tìm kiếm. Hình ảnh phải được đăng ký trước khi thực hiện việc phát hiện sự thay đổi (đăng ký hình ảnh là quá trình sắp xếp hình

ảnh vào cùng một khung tọa độ, các phương pháp đăng ký hình ảnh đã được Zitova and Flusser (2003) tổng hợp và đánh giá). Phát hiện sự thay đổi là một kỹ thuật mạnh mẽ giảm cảnh báo sai trong các máy dò mục tiêu và có thể được áp dụng trong các tình huống có hình ảnh tham chiếu trước của khu vực tìm kiếm mục tiêu. Tuy nhiên, phương pháp này phải đối phó với một số vấn đề, điển hình như: khoảng thời gian thu thập ảnh tham chiếu có sự thay đổi của khí quyển, độ nhạy của cảm biến, chiếu sáng nền, sự thay đổi tự nhiên của bề mặt mặt đất; sự sai lệch khi đăng ký hình ảnh, ... có thể ảnh hưởng đến hiệu suất phát hiện các đối tượng cần tìm kiếm. Ngoài ra, trong một số trường hợp, khu vực cần tìm kiếm không có đầy đủ ảnh tham chiếu đã lưu trữ trước đó dẫn đến phương pháp này không thực hiện được.

Cách tiếp cận thứ ba, máy dò dị thường được sử dụng để tìm những điểm ảnh dị thường. Các điểm ảnh dị thường trên ảnh đa phổ, siêu phổ được xác định là những điểm ảnh có phổ nổi bật hoặc khác biệt so với những điểm ảnh lân cận, những điểm ảnh này thừa thớt và hiếm khi đại diện cho ảnh. Tập hợp của các điểm ảnh dị thường liền kề nhau tạo thành một vùng rất nhỏ về mặt không gian và tồn tại với xác suất thấp trong một cảnh, những điểm ảnh này chứa mục tiêu cần tìm kiếm hoặc là nhiễu. Khác với cách tiếp cận thứ nhất là phải biết trước phổ mục tiêu, trong cách tiếp cận này, các thuật toán đều cố gắng xác định vị trí bất cứ thứ gì khác biệt về mặt không gian hoặc quang phổ từ môi trường xung quanh mà không cần biết trước về phổ mục tiêu. Trong công tác tìm kiếm cứu nạn, ngoài các mục tiêu đã biết trước như con người, các loại phương tiện như ô tô, tàu thuyền, máy bay, ... các mục tiêu nhân tạo có thể chứa đựng thông tin cho công tác này. Các đối tượng như vậy về cơ bản chúng ta không biết rõ về phổ phản xạ của chúng, cũng không biết rõ về đặc trưng hình học hay màu sắc để có thể sử dụng phương pháp so khớp quang phổ hay từ một tập hợp dữ liệu về mục tiêu đã được huấn luyện. Do đó, việc lựa chọn phương pháp phát hiện dị thường phổ (hoặc màu sắc) để xác định các vectơ phổ từ các điểm ảnh bị lệch hoặc có sự khác biệt phổ đáng kể so với các điểm ảnh nền xung quanh tương đối phù hợp cho công tác tìm kiếm cứu nạn.

Trong hơn 20 năm qua, nhiều bộ dò dị thường đã được xây dựng, bài báo này tập trung vào một số kỹ thuật để phát hiện các đối tượng nhân tạo nhỏ phù hợp cho nhiệm vụ tìm kiếm cứu nạn. Những mục tiêu này thường bị che lấp một phần bởi địa hình, lá cây, hoặc bị chìm một phần dưới nước. Các phần tiếp theo của bài báo sẽ trình bày phương pháp phát hiện dị thường trên ảnh đa phổ, siêu phổ; thảo luận về những thách thức và hướng phát triển trong thời

gian tới; đề xuất các tiêu chí để đánh giá sự hiệu quả của các thuật toán.

2 MỘT SỐ TIẾP CẬN PHÁT HIỆN DỊ THƯỜNG TRÊN ẢNH ĐA PHỔ, SIÊU PHỔ

Mục đích của phát hiện dị thường (AD – anomaly detection) là tìm kiếm các đối tượng trong ảnh, những đối tượng này có sự bất thường đối với nền. Các AD giả định rằng không có kiến thức biết trước về đặc trưng phổ mục tiêu và khảo sát đơn giản bộ dữ liệu để tìm những điểm ảnh có phổ khác biệt đáng kể so với nền. 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;
- (2) Phương pháp dựa trên phân cụm và phân đoạn;
- (3) Phương pháp dựa trên biến đổi phi tuyến;
- (4) Phương pháp dựa trên biến đổi tuyến tính;
- (5) Phương pháp dựa trên học sâu.

2.1 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 (Manolakis and Shaw, 2002a), 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 phần này, một số AD thống kê sẽ được giới thiệu, bao gồm: thuật toán phát hiện dị thường Reed-Xiaoли và các biến thể của nó; máy dò dị thường theo phương pháp thống kê bậc cao; ước lượng mật độ xác suất phi tham số nền.

2.1.1 Thuật toán phát hiện dị thường Reed-Xiaoли và các biến thể của nó

Thuật toán phát hiện dị thường trên ảnh đa phổ, siêu phổ thực sự bắt nguồn từ nghiên cứu của Reed and Xiaoли (Reed and Yu, 1990) công bố vào năm 1990 (Salem *et al.*, 2014, Ettabaa and Salem, 2019), thường được gọi là máy dò dị thường RX (RXD). RXD được coi là máy phát hiện dị thường chuẩn cho hình ảnh đa phổ, siêu phổ (Smetek and Bauer, 2007). Reed và Xiaoли đã đề xuất thuật toán tỷ lệ cảnh báo sai không đổi (CFAR) do Chen và Reed xây dựng (Chen and Reed, 1987). Nó được xem như là thuật toán phân lớp nhị phân theo phương pháp Neyman-Pearson (Lehmann, 1993) sử dụng kiểm nghiệm tỷ lệ khả năng tổng quát (GLRT - generalised likelihood ratio test). Trong đó giả thuyết đầu tiên, dữ liệu hình ảnh nền được mô hình hóa như một phân phối chuẩn với trung bình bằng 0

và giả thuyết thứ hai, tín hiệu của mục tiêu là sự kết hợp tuyến tính của nền với nhiễu tạp dư. Cốt lõi của quy tắc phát hiện các điểm ảnh dị thường được tính bằng cách tối đa hóa xác suất phát hiện với ràng buộc duy trì xác suất cảnh báo sai không đổi ở một giá trị mong muốn. Để đảm bảo dữ liệu nền tuân theo phân phối chuẩn, RXD được tính toán cục bộ thông qua một cửa sổ lấy PUT (pixel under test) làm trung tâm gọi là LRXD (Local RXD). Do LRXD dựa trên ước lượng cục bộ của các tham số nền nên nó phù hợp cho xử lý hình ảnh trong quá trình thu nhận, có thể được sử dụng cho các ứng dụng thời gian thực. Trong trường hợp này, một cửa sổ không trượt trên ảnh, mà một bộ đệm có thể được dùng để lưu trữ một vài dòng tiếp theo, được dùng cho các quá trình ước lượng ma trận nhiễu và ma trận hiệp phương sai. Một phiên bản thời gian thực được phát triển trong bởi Stellman *et al.* (2000) và được thử nghiệm trên máy ảnh độ phân giải cao trong thử nghiệm bay Dark HORSE 1 (Stellman *et al.*, 2000). Trong hệ thống này, các tham số nền được tính toán tại mỗi điểm ảnh bằng cách sử dụng đệ quy đáp ứng xung vô hạn trong lúc thu nhận từng dòng dữ liệu ảnh.

Tuy nhiên, RXD cũng gặp phải nhiều vấn đề: thứ nhất, mặc dù đã tính toán RXD trong một cửa sổ cục bộ nhưng dữ liệu nền trong cửa sổ cục bộ này thực tế rất hiếm khi phân bố của dữ liệu là phân bố chuẩn bởi các cảnh ảnh rất đa dạng và chứa nhiều lớp đối tượng khác nhau (Chang and Chiang, 2002; Banerjee *et al.*, 2006; Gurram and Kwon, 2011). Thứ hai, RXD 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) (Nasrabadi, 2007). Thứ ba, RXD 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) (Stein *et al.*, 2002; Banerjee *et al.*, 2006; Gurram and Kwon, 2011; Matteoli *et al.*, 2013).

Để giảm tỷ lệ báo động sai, Chang and Chiang (2002) đã trình bày bốn biến thể của RXD. Hai biến thể đầu tiên là NRXD (Normalized RXD) và MRXD (Modified RXD), hai biến thể này hoạt động tương tự như bộ lọc thích nghi. Cách tiếp cận thứ ba là RXD-UTD (RXD- Uniform Target Detector), sự thích ứng của quá trình phát hiện mục tiêu đồng nhất (Harsanyi, 1993) cho RXD. Biến thể thứ tư là CRXD (Causal RXD), CRXD tập trung vào việc xử lý thời gian thực. Trong CRXD, ma trận hiệp phương sai trong RXD được thay thế bằng ma trận

tương quan cho bốn biến thể và phép trừ giá trị trung bình của dữ liệu được loại bỏ.

Một phương pháp tiếp cận khác sử dụng ngưỡng tự động, dựa trên việc sử dụng biểu đồ của hình ảnh để xác định xác suất loại bỏ. Cách tiếp cận này đề xuất phân loại các điểm ảnh dị thường được phát hiện bằng biểu đồ của biện pháp lọc tương quan phù hợp và được xử lý theo thời gian thực. Bộ phân loại hoạt động theo nguyên lý phương sai tối thiểu cưỡng bức tuyến tính (Ch-I. Chang *et al.*, 2001). Du and Zhang (2011) đã đề xuất một biến thể của RXD bằng cách lựa chọn tùy ý các điểm ảnh đại diện nên cho mỗi khối dữ liệu thay vì sử dụng toàn bộ hình ảnh. Khoảng cách Malanahobis được tính giữa PUT và điểm ảnh đại diện của mỗi khối. Cách tiếp cận này ít nhạy cảm hơn với nhiễu và thể hiện sự phân tách tốt hơn giữa dị thường và nền.

Guo *et al.* (2014) đã đề xuất hai biến thể của RXD nhằm cải thiện đặc tính nền để có kết quả phát hiện tốt hơn. Biến thể đầu tiên là WRXD (Weighted RXD), WRXD thực hiện giảm trọng số của các điểm ảnh bất thường hoặc tín hiệu nhiễu và tăng trọng số của các điểm ảnh nền. Biến thể thứ hai là LF-RXD (Linear Filter - RXD), việc tính toán RXD dựa trên bộ lọc tuyến tính sử dụng xác suất của từng điểm ảnh nền để lọc các trường hợp dị thường hoặc nhiễu. Molero *et al.* (2013) đã đề xuất triển khai song song cho các máy dò GRXD (Global RXD) và LRXD (Local RXD) dựa trên các nền tảng đa lõi. Cách tiếp cận này trình bày tối ưu hóa phương pháp của Chang and Chiang (2002) bằng cách sử dụng đại số tuyến tính, thực hiện phân tách hệ phương trình ma trận để thoát khỏi nghịch đảo của ma trận tương quan. Cách tiếp cận này có lợi cho tính chất đối xứng của ma trận tương quan để chỉ tính một nửa. Đối với LRXD, mối quan hệ lặp lại giữa các ma trận liên quan đến các điểm ảnh lân cận được khai thác tốt. Liu and Chang (2004) đã đề xuất cách tiếp cận dựa trên nhiều cửa sổ để phát hiện tốt hơn các dị thường có kích thước và hình dạng khác nhau. Cách tiếp cận này phù hợp để thực hiện trên các máy phát hiện dị thường: RXD; phương pháp tiếp cận dựa trên cửa sổ không gian lồng nhau để phát hiện mục tiêu (Liu and Chang, 2004); biến đổi phân tách eigen dựa trên cửa sổ kép (Kwon *et al.*, 2003).

Imani (2018) cho rằng, các điểm ảnh liền kề điểm ảnh đang xét thường có các đặc trưng phổ, hình dạng và kết cấu tương đối giống nhau. Trong khi đó hầu hết các nghiên cứu bỏ qua các đặc điểm không gian có giá trị này trong việc tính toán đưa ra quyết định. Để giải quyết vấn đề này, Imani (2018) đề xuất hợp nhất thông tin về quang phổ và mối liên hệ không gian của các điểm ảnh lân cận bằng cách áp dụng bộ lọc Gabor 2D và 3D. Sau khi ảnh được lọc

qua Gabor thuật toán RXD sẽ được áp dụng để phát hiện các điểm ảnh dị thường.

Wu *et al.* (2019) đã đề xuất phương pháp SSAC (spectral and spatial approximate computing) để phát hiện nhanh các điểm ảnh dị thường trên ảnh siêu phổ thông qua ba giai đoạn. Giai đoạn đầu tiên là loại bỏ một số kênh phổ để giảm số chiều của dữ liệu thông qua việc phân tích mối tương quan của dữ liệu theo chiều không gian và chiều phổ. Giai đoạn thứ hai sử dụng thuật toán k-mean để phân cụm dữ liệu, và giai đoạn cuối cùng sử dụng RXD để phát hiện các điểm ảnh dị thường.

2.1.2 Máy dò dị thường theo phương pháp thống kê bậc cao

Ren *et al.* (2006) đã chỉ ra rằng, bằng các thí nghiệm sử dụng số liệu thống kê bậc hai để phát hiện mục tiêu xảy ra với xác suất thấp và phân bố nhỏ sẽ kém hiệu quả hơn so với sử dụng thống kê bậc cao. Cách tiếp cận của Ren và các cộng sự dựa trên quy trình làm trắng hóa để trừ các tín hiệu nền sau đó sử dụng phép chiếu không gian con trực giao. Một phát triển của phương pháp này được trình bày trong (Chang *et al.*, 2014), trong đó chiều ảo được sử dụng để phát hiện tự động số lượng tín hiệu khác biệt phổ có trong dữ liệu. Đối với phương pháp này, phép chiếu được thực hiện bằng phân tích thành phần độc lập nhanh (Hyvriinen and Oja, 2000), với tiêu chí phù hợp để xấp xỉ thông tin lẫn nhau do đó tăng tốc độ phát hiện.

Gu *et al.* (2008) đã đề xuất phương pháp phát hiện dị thường bằng cách phân tích thành phần chính của hạt nhân chọn lọc để khai thác tốt hơn mối tương quan của dải phổ bậc cao, và sau đó để tính toán ALS (average local singularity) dựa trên thống kê thứ tự cao, thành phần có ALS tối đa được coi là dị thường.

2.1.3 Ước lượng mật độ xác suất phi tham số nền

Khác với phương pháp GLRT là đi tìm các tham số thỏa mãn yêu cầu của các hàm mật độ xác suất (PDF - *probability density function*), phương pháp ước lượng mật độ phi tham số không cần giả sử bất kỳ dạng hàm số nào cho PDF có điều kiện. Hàm ước lượng phi tham số được cài đặt nhiều nhất cho PDF là hàm ước lượng Parzen (PE) (Parzen, 1962). Một PDF được ước lượng bằng cách đặt một hàm kernel cho mỗi mẫu huấn luyện hoặc dữ liệu.

Năm 2011, Veracini *et al.* (2011a, b) đề xuất sử dụng phương pháp Parzen Window (PW) để ước tính PDF nền. Sau khi PDF nền được xấp xỉ thông qua PW, nó được dùng làm đầu vào để phát hiện các dấu hiệu dị thường trên ảnh dựa trên phương pháp kiểm nghiệm tỷ lệ khả năng. Năm 2012, Bolukbasi

and Tran (2012) đã xây dựng kiểm nghiệm giả thuyết nhị phân cho phát hiện dị thường và sử dụng thuật toán KNN để tìm k láng giềng gần nhất để tính hàm mật độ xác suất phi tham số cho điểm ảnh đang xét. Năm 2014, Matteoli *et al.* (2014) đã đưa ra chiến lược để quyết định một điểm ảnh có phải là dị thường hay là nền dựa trên định lý Neyman-Pearson sử dụng các hàm PDF. Trong đó các tác giả đã kiểm nghiệm trên 3 hạt nhân PDF đó là hạt nhân Gaussian cố định băng thông, hạt nhân Gaussian không cố định băng thông và tìm kiếm k láng giềng gần nhất để ước lượng hàm mật độ giống như trong (Bolukbasi and Tran, 2012). Năm 2017, Zhao *et al.* (2017) đã xây dựng máy dò dị thường kết hợp phương pháp ước lượng mật độ phi tham số và dựa trên biểu diễn mối quan hệ tương quan để nâng cao hiệu quả phát hiện dị thường.

Các máy dò dựa trên ước lượng mật độ xác suất phi tham số không cần phải biết trước về phân bố của dữ liệu cũng không cần phải tính toán ma trận hiệp phương sai như RXD. Phương pháp này được tính toán toàn cục trên cả ảnh nên đã giảm được tỷ lệ dương tính giả so với RXD. Kết quả đã chứng minh rằng phương pháp này vượt qua máy dò RX truyền thống và máy dò KRX về hiệu suất phát hiện dị thường, nhưng chi phí tính toán của nó rất lớn (có độ phức tạp tính toán là $O(n^2)$), vẫn còn xa so với xử lý thời gian thực.

2.2 Phương pháp dựa trên phân cụm và phân đoạn

2.2.1 Bộ dò dị thường dựa trên cụm

Năm 2005, Carlotto (2005) đã đề xuất máy dò dị thường dựa trên cụm (CBAD - cluster based anomaly detector), được coi là máy phát hiện dị thường chuẩn cho các phương pháp tiếp cận dựa trên phân cụm (Salem *et al.*, 2014; Etabaa and Salem, 2019). Cách tiếp cận này là phân cụm các điểm ảnh 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, dữ liệu được cho là có phân phối theo mô hình hỗn hợp Gaussian (GMM - Gaussian-mixture model). Sau đó, 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. Cách tiếp cận này có khả năng phát hiện các đối tượng có kích thước khác nhau và tính toán hiệu quả hơn so với cách tiếp cận dựa trên cụm khác. Hiệu quả của phương pháp này đã được Hyta *et al.* (2007) chứng minh khi nghiên cứu so sánh các mô hình hỗn hợp Gaussian.

Một phiên bản CBAD có hiệu quả về thời gian được phát triển trong nghiên cứu (Duran *et al.*, 2006; Duran and Petrou, 2006), trong đó kỹ thuật phân cụm dựa trên bản đồ tự tổ chức (SOM - Self

Organizing Maps) (Penn, 2003; Duran and Petrou, 2005) được sử dụng. Trong bước đầu, sử dụng một tỷ lệ nhỏ ngẫu nhiên các điểm ảnh để phân cụm, do đó làm tăng tốc độ tính toán; sau đó phát hiện dị thường được thực hiện theo từng dòng, cùng với cập nhật động SOM và do đó có các tham số nền. Phân cụm SOM được chứng minh là chính xác, linh hoạt và hiệu quả về thời gian hơn phương pháp phân cụm k-means (Duran and Petrou, 2007). Sử dụng kỹ thuật này, thời gian thực hiện gần với RXD. Ngoài ra, hệ thống DARK HORSE 1 đã được đề cập (Stellman *et al.*, 2000) cung cấp một AD thời gian thực dựa trên CBAD. Xử lý thời gian thực thu được bằng cách hình thành các cụm ban đầu theo bước đệm đầu tiên, và sau đó bằng cách cập nhật đệ quy các tham số các cụm trong quá trình thu nhận ảnh.

Phương pháp Bayesian có thể tiếp cận dùng cho phân lớp không giám sát (Ashton, 1998; Hazel, 2000) bằng cách áp dụng quy tắc Posteriori tối đa để gán nhãn. Hazel (2000) không sử dụng mô hình nền khác nhau mà sử dụng mô hình trường ngẫu nhiên Gauss-Markov (GMRF) đa biến cho mỗi cụm, để tính đến sự tương quan không gian ở mức điểm ảnh. Tác giả tuyên bố rằng ngay cả mô hình kết cấu đẳng hướng bậc nhất được giả định đơn giản nhất cũng đưa ra cải thiện trong phân đoạn và phát hiện khi so sánh với phân cụm phổ đơn thuần.

2.2.2 Máy phát hiện dị thường dựa trên phân đoạn không gian

GMRF được sử dụng để phân đoạn ảnh trước khi phát hiện dị thường, do đó Schweizer and Moura (2000) cho rằng sự lộn xộn nền có thể được xem là GMRF. Mô hình này cho phép cắt hình ảnh thành các vùng Gauss-Markov có màu đại diện cho các vật liệu khác nhau. Ba phương pháp được đề xuất để ước tính các tham số của GMRF: khả năng tối đa, bình phương nhỏ nhất và khả năng tối đa gần đúng. So với RXD, cách tiếp cận này thoát khỏi sự đảo ngược của ma trận hiệp phương sai bằng cách tham số hóa trực tiếp nghịch đảo của nó dẫn đến chi phí tính toán thấp hơn.

Li *et al.* (2013) đã đề xuất phân vùng modulo dựa trên khối bằng cách sử dụng phân tích thành phần chính của phép chiếu nền để duy trì sự kết hợp không gian cục bộ. Kết quả phân đoạn không gian được kết hợp với phân loại điểm ảnh với quy tắc bỏ phiếu đa số. Kết quả đã chứng minh rằng việc sử dụng trình phát hiện RXD hoạt động với phân chia modulo dựa trên khối theo sau là không gian con được chiếu ngẫu nhiên vượt trội hơn so với trình phát hiện hoạt động với phân chia modulo dựa trên điểm ảnh.

Yuan *et al.* (2014) đã đề xuất một máy dò dị thường mới dựa trên sự phân kỳ thừa thớt cục bộ.

Phương pháp đề xuất bắt đầu bằng cách xây dựng các từ điển phổ và không gian địa phương bằng cách sử dụng một cửa sổ kép cho phép trích xuất các hệ số thừa thớt của từng điểm ảnh. Bước tiếp theo là về tính toán của bản đồ phân kỳ thừa thớt cục bộ ở mỗi dải quang phổ riêng biệt và sau đó một phân đoạn chung của các bản đồ phân kỳ thừa thớt cục bộ trên các dải khác nhau được thực hiện để phát hiện dị thường dẫn đến hiệu suất tốt hơn.

2.3 Phương pháp dựa trên biến đổi phi tuyến

2.3.1 Thuật toán Kernel - RX

Vấn đề chính với các máy dò 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 cảnh ảnh rất đa dạng và chứa nhiều lớp đối tượng khác nhau (Chang and Chiang, 2002; Banerjee *et al.*, 2006; Gurram and Kwon, 2011). Do đó, các máy dò dị thường phi tuyến được đề xuất sử dụng các chiến lược hạt nhân.

Một ý tưởng được Kwon and Nasrabadi (2005) phát triển được gọi phương pháp kernel và thủ thuật kernel (Scholkopf and Smola, 2001a). Triết lý cơ bản là thể hiện một mô hình phức tạp bằng một mô hình đơn giản hơn trong một không gian đặc trưng có số chiều lớn, thu được thông qua ánh xạ phi tuyến tính $\Phi(\cdot)$. Ánh xạ dữ liệu trong không gian đặc trưng N chiều với $N \gg L$ (có thể cho $N \rightarrow \infty$), cho phép các lớp nền và mục tiêu được rời rạc. Sau đó, do tính không đồng nhất nền làm giảm hiệu quả của mô hình phân phối chuẩn (NM - Normal Model) trong không gian ban đầu, nên ý tưởng chính là áp dụng NM trong không gian đặc trưng chiều cao hơn, trong đó được kỳ vọng là phù hợp hơn cho việc đặc trưng hóa tính không đồng nhất nền. Việc cài đặt trực tiếp của thuật toán RX trong không gian đặc trưng là không khả thi do có số chiều cao. Tuy nhiên, các tác giả chứng minh rằng thuật toán có thể được “kernelized”, tức là được biểu diễn dưới dạng tích vô hướng trong không gian đặc trưng, sau đó có thể được tính toán trong miền dữ liệu thông qua thủ thuật kernel. Thủ thuật này (Scholkopf and Smola, 2001a) cho phép việc tính toán tích vô hướng trong không gian đặc trưng chiều cao bằng các hàm đơn giản, gọi là các hàm kernel, được xác định trên các cặp dữ liệu đầu vào. Thực tế, thủ thuật này cho phép xây dựng các biến thể phi tuyến tính của bất kỳ thuật toán nào có thể được biểu diễn dưới dạng tích vô hướng. Phiên bản kernelized của thuật toán trong không gian đặc trưng được biểu diễn dưới dạng các ma trận Gram, có các phần tử là các hàm kernel được tính từ các cặp điểm ảnh đầu vào. Trong (Kwon and Nasrabadi, 2005), hàm kernel Gaussian RBF (radial basis function) được sử dụng.

2.3.2 Ước lượng vùng hỗ trợ nền

Một phương pháp phát hiện dị thường dựa trên cách tiếp cận vectơ hỗ trợ được đưa ra và áp dụng cho ảnh siêu phổ (Banerjee *et al.*, 2006). Phương pháp này dựa trên ý tưởng (Scholkopf *et al.*, 2001b): thay vì ước tính giá trị của PDF, phương pháp này sẽ ước lượng hình dạng và kích thước của “vùng hỗ trợ” nền, tức là khu vực trong không gian đầu vào trong đó hầu hết dữ liệu nền đều nằm trong đó. Ý tưởng này đã được áp dụng rộng rãi để thực hiện phát hiện dị thường trong một số lĩnh vực (Tax and Duin, 1999, 2004; Scholkopf *et al.*, 2001b).

Trong (Banerjee *et al.*, 2006), phương pháp SVDD (support vector data description) được sử dụng. SVDD (Tax and Duin, 1999, 2004) là một trình phân lớp cho phép ước lượng vùng hỗ trợ của dữ liệu huấn luyện bằng cách tìm ra “siêu cầu kín” tối thiểu chứa dữ liệu huấn luyện. Ở đây, dữ liệu huấn luyện là các điểm ảnh nền được bắt bởi các cửa sổ trượt kép. Các dị thường có thể được xác định bằng cách kiểm thử xem PUT có nằm trong hoặc ngoài của siêu cầu đó. Thật vậy, khoảng cách bình phương giữa PUT và tâm của siêu cầu được dùng làm thống kê kiểm tra ngưỡng. Trên thực tế, vấn đề tối ưu của việc tìm siêu cầu kín tối thiểu được thực hiện trong không gian đặc trưng chiều cao hơn, thu được qua ánh xạ phi tuyến tính $\Phi(\cdot)$, do đó xác định được ranh giới quyết định rất chặt chẽ trong không gian đầu vào ban đầu. Thuật toán có thể dễ dàng được diễn giải dạng tích vô hướng trong không gian đặc trưng và do đó có thể áp dụng thủ thuật kernel.

2.4 Phương pháp dựa trên biến đổi tuyến tính

2.4.1 Phân tích thành phần độc lập và phép chiếu

Phân tích thành phần độc lập (Hyvarinen and Oja, 2000) và theo đuôi phép chiếu (Huber, 1985) tuân theo cách tiếp cận chiếu dữ liệu siêu phổ chiếu cao vào không gian dữ liệu chiều thấp, trong khi vẫn giữ lại những thông tin quan tâm trong các ứng dụng phát hiện dị thường và mục tiêu, thường được xác định là sự hiện diện của các điểm ảnh dị thường đi lệch khỏi phân bố nền. Cách tiếp cận này được áp dụng rộng rãi trong phát hiện dị thường và mục tiêu (Ifarraguerri and Chang, 2000; Chang *et al.*, 2001; Du and Kopriva, 2008). Trong các trường hợp như vậy, các chỉ mục phép chiếu được sử dụng để tìm ra các phép chiếu phù hợp nhất thường là các mô-men có thứ tự cao. Các kỹ thuật này cho phép phát hiện và phân biệt các lớp mục tiêu khác nhau, đồng thời chiếu dữ liệu theo các hướng được đưa ra bằng cách tối ưu hóa các chỉ mục được chọn. Một số thuật toán như FastICA (Huber, 1985) và Tối đa hóa Kurtosis cưỡng bức (Du and Kopriva, 2008) rất hiệu quả về

mặt tính toán, cho nên chúng có thể phát hiện mục tiêu quan trọng với ít phép chiếu. Tuy nhiên, các vấn đề cần chú ý là thiết lập các điều kiện ban đầu và các điều kiện dừng. Hơn nữa, công việc tiền xử lý ảnh là rất cần thiết để kiểm tra các phép chiếu.

2.4.2 Biểu diễn thưa và biểu diễn hạng thấp

Trong thời gian gần đây, các phương pháp dựa trên biểu diễn đã thu hút được nhiều sự chú ý. 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 máy dò khác nhau. Máy dò dựa trên biểu diễn thưa được giới thiệu trong phát hiện mục tiêu siêu phổ có giám sát (Chen *et al.*, 2011a, b) và giả định rằng mỗi mẫu có thể được đại diện bởi một vài phần tử trong từ điển. Các máy dò dựa trên biểu diễn hợp tác được Li and Du (2015) đề xuất. Nó dựa trên khái niệm rằng mỗi điểm ảnh trong nền có thể được biểu diễn xấp xỉ bởi các vùng lân cận không gian của nó, trong khi dị thường không thể. Biểu diễn là sự kết hợp tuyến tính của các điểm ảnh lân cận và sự cộng tác giữa các điểm ảnh này được củng cố bằng cách giảm thiểu chuẩn ℓ_2 của vector trọng số biểu diễn. Tuy nhiên, không có phương pháp nào trong số các phương pháp này xem xét mối tương quan của tất cả các điểm ảnh trong ảnh siêu phổ; do đó, thông tin toàn cầu không được tính trong các phương pháp này.

Một phương pháp phát hiện dị thường mới dựa trên biểu diễn hạng thấp và biểu diễn thưa được Xu *et al.* (2016) đề xuất. Trái ngược với các phương pháp dựa trên biểu diễn khác, phương pháp được đề xuất được xây dựng dựa trên sự tách biệt giữa phần bất thường và phần nền, thông tin cơ sở được chứa trong biểu diễn hạng thấp nhất của các điểm ảnh siêu phổ. Biểu diễn hạng thấp có thể được sử dụng để tìm biểu diễn hạng thấp nhất của tất cả các điểm ảnh cùng chung tính chất. Sau đó, phần bất thường có thể thu được bằng phần dư của ảnh gốc và phần nền được phục hồi. Li *et al.* (2018) đã có sự kết hợp giữa LRX và biểu diễn thưa để phát hiện các điểm ảnh dị thường trên ảnh siêu phổ. Đầu tiên, LRX được sử dụng để thu được các điểm ảnh nền, những điểm ảnh nền này được sử dụng để xây dựng từ điển. Sau khi có được từ điển, nó được dùng để biểu diễn các điểm ảnh, độ lệch giữa vector điểm ảnh gốc và vector điểm ảnh được tái tạo sau biểu diễn thưa được dùng để phát hiện các điểm ảnh dị thường.

Vafadar and Ghassemian (2018) đã đề xuất phương pháp CRBORAD (collaborative-representation-based with outlier removal anomaly detector) và CRBORAD-Gaussian-kernel sử dụng cả thông tin phổ và không gian để phát hiện các điểm ảnh dị thường. Vafadar and Ghassemian (2018) cho

rằng, mỗi một điểm ảnh nếu là điểm ảnh nền thì nó có thể được xấp xỉ bởi các điểm ảnh lân cận trong vùng không gian xung quanh nó, ngược lại các điểm ảnh dị thường không thể được tạo bởi các điểm ảnh liền kề. Chính vì vậy, phải đi tìm một vector để biểu diễn điểm ảnh đang xét. Việc tìm vector này bằng cách nhân ma trận các điểm ảnh xung quanh điểm ảnh đang xét sau khi trừ đi các điểm ảnh ngoại lai trong một cửa sổ kép với một vector trọng số. Hiệu của vector điểm ảnh đang xét với vector vừa tìm được chính là giá trị dị thường của điểm ảnh đang xét, nếu nó lớn hơn một ngưỡng nào đó nó là điểm ảnh dị thường, ngược lại nó là nền.

Dựa trên ý tưởng của Vafadar và Ghassemian, Hou *et al.* (2018) đã thay đổi cách tính toán để đưa ra một vector trọng số mới, kết quả kiểm nghiệm đã vượt qua CRBORAD về hiệu suất phát hiện các điểm ảnh dị thường.

Xiong *et al.* (2018) cũng cho rằng, các điểm ảnh nền có thể được biểu diễn thưa bởi các vùng lân cận của chúng, trong khi các điểm ảnh dị thường thì không thể. Thông thường để tìm nghiệm thưa, người ta thường sử dụng thuật toán OMP (orthogonal matching pursuit), tuy nhiên, các điểm ảnh siêu phổ, thông thường tín hiệu phổ được trộn phi tuyến nên OMP không có hiệu quả tốt. Do đó Xiong *et al.* (2018) đề xuất sử dụng phương pháp KOMP (kernel orthogonal matching pursuit) để giải bài toán tìm nghiệm thưa trên. Nguyên tắc cơ bản là sử dụng hàm phi tuyến Φ để chiếu dữ liệu vào không gian đặc trưng có số chiều cao hơn, làm cho dữ liệu có thể phân tách và cho kết quả thu được bằng thuật toán KOMP phù hợp hơn cho dữ liệu đa phổ.

Ma *et al.* (2018) đề xuất một phương pháp phát hiện dị thường từ việc trích chọn đặc trưng. Ma *et al.* (2018) cho rằng, vector phổ của các điểm ảnh có thể được biểu diễn thưa bởi một vài kênh phổ nổi bật, sử dụng phương pháp biểu diễn thưa thông qua việc xây dựng đa từ điển sẽ được một vector phổ đặc trưng mới. Với vector phổ đặc trưng mới này sẽ gia tăng sự chênh lệch giữa nền và các dị thường từ đó phân tách giữa nền và dị thường dễ dàng và chính xác hơn.

Tan *et al.* (2019) đã đề xuất hai kỹ thuật để phát hiện các điểm ảnh dị thường. Thứ nhất, đó là đề xuất LSUNRSORAD (local summation unsupervised nearest regularized subspace with an outlier removal anomaly detector), Tan *et al.* (2019) cho rằng sự hiện diện của các điểm ảnh ngoại lai sẽ ảnh hưởng đến độ chính xác phát hiện dị thường của thuật toán. Để tăng độ chính xác phát hiện, chiến lược loại bỏ các điểm ảnh ngoại lai được đưa ra (các điểm ảnh có giá trị cường độ lớn hơn ngưỡng tối đa hoặc nhỏ hơn ngưỡng tối thiểu được coi là ngoại lai) trước khi sử

dụng thuật toán UNRS (Li *et al.*, 2014) để phát hiện các điểm ảnh dị thường. Thứ hai, đề xuất LSAD-CR-IDW (local summation anomaly detection based on collaborative representation and inverse distance weight), để sử dụng đầy đủ thông tin thống kê nền cục bộ, Tan *et al.* (2019) đề xuất sử dụng cửa sổ kép tổng hợp cục bộ. Đối với mỗi điểm ảnh thử nghiệm, chín cửa sổ được tạo ra bằng cách sử dụng chiến lược trượt một cửa sổ xung quanh điểm đang xét. Chín cửa sổ cục bộ này được sử dụng để tính toán khoảng cách Mahalanobis của điểm ảnh thử nghiệm, từ đó phân tách được điểm ảnh nền và điểm ảnh dị thường.

2.5 Phương pháp dựa trên học sâu

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 *et al.* (2017) đã đề xuất sử dụng mạng học sâu CNN (convolutional neural network) để phát hiện các điểm ảnh dị thường gọi là CNND (CNN-base detector). Để thực hiện phương pháp phát hiện dị thường này, Li *et al.* (2017) sử dụng một cảnh ảnh tham chiếu (từ cùng một cảm biến) với các mẫu đã được gán nhãn. Sử dụng các cặp điểm ảnh từ dữ liệu tham chiếu đo mức độ tương tự giữa điểm ảnh đang xét và môi trường xung quanh bằng CNN. Trung bình giá trị đầu ra của CNN làm đầu ra để phát hiện các điểm ảnh dị thường. Ma *et al.* (2018) đề xuất kỹ thuật DBN (deep belief network) để phát hiện các điểm dị thường. Bộ mã hóa tự động dựa trên

DBN được sử dụng để trích rút các đặc trưng và các lỗi tái cấu trúc của ảnh siêu phổ mà không cần giả định phân phối của dữ liệu. Khi đó, các điểm ảnh sẽ được biểu diễn dưới dạng một loạt các mã ngắn. Để phân loại các điểm ảnh dị thường, sử dụng phương pháp tính khoảng cách giữa điểm ảnh đang xét và các điểm ảnh lân cận của nó.

Yan *et al.* (2019) 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. Giai đoạn đầu thông tin về phổ được sử dụng để phân loại, giai đoạn hai là sự kết hợp thông tin về không gian để loại bỏ các vùng không chắc chắn dẫn đến sự cải thiện về hiệu suất phát hiện các điểm ảnh dị thường. Zhang and Cheng (2019) đề xuất phương pháp SAEASM (stacked autoencoders-based adaptive subspace model) sử dụng ba cửa sổ lấy điểm ảnh đang xét làm trung tâm, những điểm ảnh nằm trong cửa sổ trong cùng (gần với điểm ảnh đang xét nhất) gọi là những điểm ảnh hàng xóm cục bộ, những điểm ảnh nằm trong cửa sổ giữa gọi là những điểm ảnh nền cục bộ và những điểm ảnh nằm trong cửa sổ ngoài cùng được gọi là những điểm ảnh từ điển cục bộ. SAE (stacked autoencoders) thực hiện nhiệm vụ tìm các đặc trưng khác biệt giữa điểm ảnh đang xét và các điểm ảnh từ điển cục bộ. Sau khi thu được các đặc trưng, sử dụng 2-norm dựa trên mô hình không gian con thích ứng để phát hiện các điểm ảnh dị thường.

Bảng 1: Đặc điểm của một số phương pháp phát hiện dị thường

Cách tiếp cận	Phạm vi	Kích thước mục tiêu	Thời gian thực thi	Ghi chú
RXD và các biến thể của RXD	Dữ liệu phổ	Từ một phần điểm ảnh đến vài điểm ảnh	Chi LRX và CRX thực hiện thời gian thực	- Không cần biết trước phổ mục tiêu; - Có tỷ lệ dương tính giả cao nếu dữ liệu ảnh không tuân theo phân bố chuẩn và ảnh bị nhiễu; - Việc tính toán nghịch đảo ma trận hiệp phương sai với số chiều dữ liệu cao sẽ rất phức tạp.
KRX	Dữ liệu phổ	Từ một phần điểm ảnh đến vài điểm ảnh	Không theo thời gian thực	- Không cần biết trước phổ mục tiêu; - Có hiệu suất phát hiện dị thường cao hơn RXD; - Việc lựa chọn tham số tối ưu cho hàm hạt nhân khó khăn.
Máy dò dị thường theo phương pháp thống kê bậc cao	Dữ liệu phổ	Từ một phần điểm ảnh đến vài điểm ảnh	Không theo thời gian thực	- Không cần biết trước phổ mục tiêu; - Phát hiện mục tiêu xảy ra với xác suất thấp và phân bố nhỏ; - Có tốc độ và hiệu suất phát hiện dị thường cao hơn RXD.

Ước lượng mật độ xác suất phi tham số nền	Dữ liệu phổ	Từ một phần điểm ảnh đến vài điểm ảnh	$O(n^2)$	<ul style="list-style-type: none"> - Không cần biết trước phổ mục tiêu; - Không cần giả định phân bố của dữ liệu, không cần tính toán ma trận hiệp phương sai và nghịch đảo của nó; - Hiệu suất phát hiện dị thường cao hơn RXD; - Thời gian tính toán cao, độ phức tạp tính toán lớn ($O(n^2)$).
Bộ dò dị thường dựa trên cụm	Dữ liệu phổ	Từ một phần điểm ảnh đến vài điểm ảnh	Không theo thời gian thực	<ul style="list-style-type: none"> - Không cần biết trước phổ mục tiêu; - Không cần giả định phân bố của dữ liệu; - Hiệu suất phát hiện dị thường cao hơn RXD; - Thời gian tính toán cao do phải trải qua giai đoạn phân cụm trước.
Máy phát hiện dị thường dựa trên phân đoạn không gian	Dữ liệu phổ và dữ liệu không gian	Từ một phần điểm ảnh đến vài điểm ảnh	Không theo thời gian thực	<ul style="list-style-type: none"> - Không cần biết trước phổ mục tiêu; - Không cần giả định phân bố của dữ liệu; - Hiệu suất phát hiện dị thường cao hơn RXD; - Thời gian tính toán cao do phải trải qua giai đoạn phân đoạn trước.
Ước lượng vùng hỗ trợ nền	Dữ liệu phổ	Từ một phần điểm ảnh đến vài điểm ảnh	Không theo thời gian thực	<ul style="list-style-type: none"> - Không cần biết trước phổ mục tiêu; - Không cần giả định phân bố của dữ liệu; - Việc tìm ra “siêu cầu kín” rất khó khăn.
Biểu diễn thưa và biểu diễn hạng thấp	Dữ liệu phổ và dữ liệu không gian	Từ một phần điểm ảnh đến vài điểm ảnh	Không theo thời gian thực	<ul style="list-style-type: none"> - Không cần biết trước phổ mục tiêu; - Không cần giả định phân bố của dữ liệu; - Hiệu suất phát hiện dị thường cao; - Thời gian tính toán cao do phải trải qua giai đoạn tìm nghiệm thưa hoặc tìm ma trận hạng thấp.
Học sâu	Dữ liệu phổ và dữ liệu không gian	Mục tiêu có kích thước lớn	Không theo thời gian thực	<ul style="list-style-type: none"> - Không cần giả định phân bố của dữ liệu; - Hiệu suất phát hiện dị thường cao; - Phải biết trước phổ mục tiêu, dữ liệu đào tạo và dữ liệu kiểm tra phải được thu thập từ cùng một loại sensor.

3 TIÊU CHÍ ĐÁNH GIÁ HIỆU QUẢ CỦA CÁC THUẬT TOÁN PHÁT HIỆN DỊ THƯỜNG

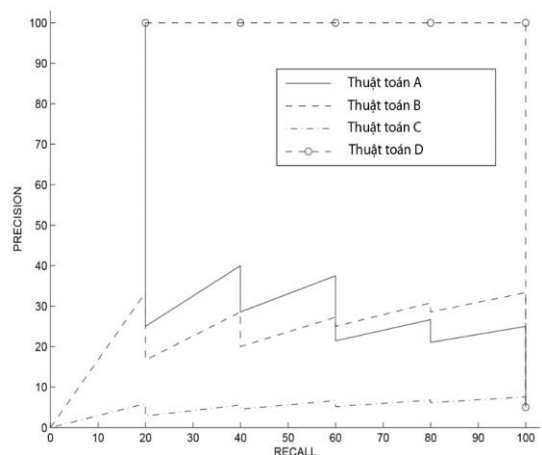
Đánh giá hiệu quả của một thuật toán phát hiện dị thường là vấn đề khó, bởi vì những điểm ảnh dị thường là rất hiếm. Một số nghiên cứu đã sử dụng các case study để cung cấp một đánh giá trực quan và định tính các dị thường cơ bản trong các kịch bản không giám sát. Hầu hết các thuật toán đưa ra giá trị 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). Sự cân bằng này có thể sử dụng độ chính xác (precision) và độ bao phủ (recall) để làm thước đo cho tính hiệu quả.

Gọi G là tập các điểm ảnh dị thường trên ảnh, $S(t)$ là tập các điểm ảnh dị thường thu được sau khi chạy thuật toán, với ngưỡng là t . Độ chính xác được định nghĩa là phần trăm số điểm ảnh dị thường tìm được đúng trên tổng số điểm ảnh dị thường thu được.

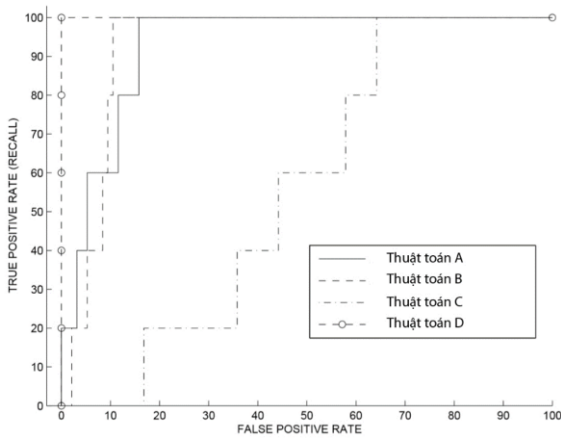
$$Precision(t) = 100 \times \frac{|S(t) \cap G|}{|S(t)|} \quad (1)$$

Độ bao phủ được định nghĩa là phần trăm số điểm ảnh dị thường tìm được đúng (với ngưỡng t) trên tổng số điểm dị thường trên ảnh.

$$Recall(t) = 100 \times \frac{|S(t) \cap G|}{|G|} \quad (2)$$



Hình 1: Đường cong Precision-Recall



Hình 2: Đường cong ROC

Hình 1 thể hiện mối quan hệ giữa độ chính xác và độ bao phủ khi thay đổi ngưỡng t . Đây được gọi là đường cong Precision-Recall (PR). Một thuật toán phát hiện các điểm ảnh dị thường tốt là thuật toán có cả Precision và Recall đều cao, tức càng gần 100 càng tốt.

Đường cong đặc trưng ROC (Receiver Operating Characteristics) có liên quan nhiều với đường cong PR (như Hình 2). Tỷ lệ dương tính đúng được ký hiệu TPR (True Positive Rate), $TPR(t)$ được định nghĩa tương tự như Recall. Tỷ lệ dương tính giả ký hiệu FPR (False Positive Rate) được định nghĩa là phần trăm tỷ lệ những kết quả sai tìm được (dương tính giả) trên tổng số điểm ảnh không phải điểm dị thường. Gọi tập dữ liệu D là tập tất cả các điểm ảnh, ta có:

$$TPR(t) = Recall(t) = 100 \times \frac{|S(t) \cap G|}{|G|} \quad (3)$$

$$FPR(t) = 100 \times \frac{|S(t) - (S(t) \cap G)|}{|D - G|} \quad (4)$$

Dựa trên đường cong ROC, có thể chỉ ra rằng một thuật toán có hiệu quả hay không dựa vào giá trị của FPR và TPR, một thuật toán hiệu quả khi có FPR thấp đồng thời TPR cao.

Trên Hình 1 và Hình 2, thuật toán D tốt nhất và thuật toán C là tồi nhất. Mặt khác, thuật toán A và B cũng là những thuật toán tốt, thể hiện ưu thế trên đường cong ROC. Một số nhà nghiên cứu sử dụng khu vực bên dưới đường ROC (AUC) như là một cách đánh giá hiệu quả tổng thể của thuật toán.

4 THÁCH THỨC VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

Các thách thức đặt ra trong việc phát hiện các điểm ảnh dị thường trên ảnh đa phổ, siêu phổ gồm: 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 máy dò 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.

Ngay từ đầu, các nhà nghiên cứu đã tiếp cận với vấn đề không có bất kỳ kiến thức trước về dữ liệu được xử lý. Do đó, người ta đã cố gắng sử dụng các phương pháp thống kê để so sánh giữa PUT và nền. Đối với các phương pháp thống kê, nền được mô hình hóa với phân bố tuyến tính của PDF và giả sử tính đồng nhất của nó. Giả định này làm nổi bật tỷ lệ cảnh báo sai đặc biệt đối với các hình ảnh có độ phân giải cao trong đó giả định về tính đồng nhất dường như không phù hợp vì sự đa dạng lớn của các vật liệu hiện diện trong cảnh đó. Để giảm thực tế này, nhiều phương pháp được đề xuất như một giải pháp cho một hoặc nhiều vấn đề này.

Các kỹ thuật được mô tả của Chang and Chiang (2002), Du and Zhang (2011), Molero *et al.* (2013) đã thành công trong việc xử lý thời gian thực. Tuy nhiên, họ bỏ qua các dị thường có kích thước nhỏ, các dị thường kích thước nhỏ có thể được phát hiện bởi RXD cục bộ, tuy nhiên thách thức là phát hiện các dị thường có kích thước khác nhau với cùng một cách tiếp cận, do đó Liu and Chang (2013) đã đề xuất một cách tiếp cận dựa trên việc sử dụng nhiều cửa sổ. Cách tiếp cận này cung cấp một giải pháp xử lý gần như theo thời gian thực cho từng điểm ảnh.

Để cải thiện tỷ lệ dương tính giả, các phương pháp thống kê bậc cao và ước lượng mật độ xác suất phi tham số nền do Ren *et al.* (2006), Gu *et al.* (2008), Chang *et al.* (2014), Veracini *et al.* (2011a, b), Matteoli *et al.* (2014),... được đề xuất. Cách tiếp cận này bắt nguồn từ thực tế là sự đóng góp của dị thường vào số liệu thống kê bậc cao có ý nghĩa hơn so với sự đóng góp của nó vào số liệu thống kê thứ hai. Chúng có khả năng phát hiện dị thường có kích thước khác nhau nhưng rất tốn thời gian. Một giải pháp khác để giảm tốc độ cảnh báo sai là sử dụng các máy dò dị thường dựa trên nhân có thể mô hình hóa nền với phân phối phi tuyến tính. Chúng cho kết quả phát hiện tốt hơn so với RXD chủ yếu cho hình ảnh có độ phân giải cao nhưng việc xác định các thông số tối ưu của hạt nhân là một vấn đề khó khăn.

Các máy dò dị thường dựa trên phân cụm và phân đoạn được đề xuất để đối phó với vấn đề tốc độ báo động sai lớn. Trong thực tế, phân cụm và phân đoạn cho phép chúng ta tạo ra một bản đồ chuyên đề trước khi phát hiện dị thường, bổ sung

kiến thức nội dung hiện có về hình ảnh và phân phối của chúng tạo điều kiện cho quá trình phát hiện. Những phương pháp này tránh báo động sai, cho kết quả tốt hơn máy dò dị thường dựa trên thống kê cho cảnh có độ phân giải cao và có thể phát hiện dị thường có kích thước khác nhau. Tuy nhiên, xử lý thời gian thực là một chủ đề cần đầu tư nghiên cứu vì cần nhiều thời gian cho phân cụm hoặc phân đoạn.

Chen *et al.* (2011a, b) sử dụng phương pháp biểu diễn thưa để phát hiện các điểm ảnh dị thường, trong nghiên cứu (Xu *et al.*, 2016) Xu và các cộng sự đề xuất phương pháp phát hiện dị thường dựa trên biểu diễn hạng thấp. Các phương pháp này sử dụng cho cảnh có độ phân giải cao và có thể phát hiện dị thường có kích thước khác nhau. Tuy nhiên, xử lý thời gian thực rất khó thực hiện do phải trải qua giai đoạn tìm nghiệm thưa hoặc tìm ra ma trận hạng thấp sau đó mới có thể tìm được các điểm ảnh dị thường.

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 *et al.* (2017) đã đề xuất sử dụng mạng học sâu CNN, Yan *et al.* (2019) đề xuất phương pháp 2SHyperNet, Zhang and Cheng (2019) đề xuất phương pháp SAEASM để phát hiện các điểm ảnh dị thường. Phương pháp học sâu đã cho thấy sự hiệu quả trong vấn đề này, tuy nhiên phải có dữ liệu đào tạo được gán nhãn lớn và tín hiệu phổ mục tiêu phải biết trước. Ngoài ra, dữ liệu đào tạo và dữ liệu kiểm tra phải được thu thập cùng một loại cảm biến.

Xem xét một điểm ảnh bất kỳ trong một cảnh chúng ta thấy rằng, điểm ảnh này ít nhiều đều có mối quan hệ với những điểm ảnh xung quanh nó. Tuy nhiên, ngoại trừ một số ít các nghiên cứu sử dụng phương pháp biểu diễn thưa, còn lại đều bỏ qua vấn đề này. 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 hiệu quả phát hiện dị thường trong thời gian tới.

Muốn tăng hiệu quả phát hiện dị thường, phải giảm được tỷ lệ dương tính giả. Tỷ lệ dương tính giả cao do hai nguyên nhân chính: thứ nhất, các thuật toán phát hiện dị thường tính toán cục bộ nên không xét đến mối tương quan của các điểm ảnh trong toàn bộ cảnh làm cho tỷ lệ dương tính giả cao. 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 chuyển đổi của bộ cảm biến,...). Trong khi đó, hầu hết các thuật toán hoạt động như một bộ lọc dẫn đến các điểm ảnh là nhiễu sẽ được đưa vào lớp dị thường làm cho tỷ lệ dương tính giả cao. Vì vậy, quá trình tiền xử lý dữ liệu, trích chọn các đặc trưng trước khi phân tích dữ

liệu có thể làm tăng hiệu suất phát hiện dị thường của các thuật toán.

Các phương pháp dựa trên phân cụm và phân đoạn sẽ là tương lai của máy dò dị thường vì khả năng phát hiện của chúng ngay cả trong các cảnh có độ phân giải cao, đặc biệt là khi sử dụng đặc tính phổ không gian của dữ liệu. Ngoài ra, phương pháp dựa trên biểu diễn thưa hoặc biểu diễn hạng thấp đã và đang được nhiều nhà nghiên cứu quan tâm. Bởi 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, chúng ta có thể thu được các máy dò khác nhau.

Hiện nay, các thiết bị phần cứng đã và đang rất phát triển, có hiệu năng và tốc độ tính toán cao. Tuy nhiên, đến một giai đoạn nào đó việc tính toán chỉ dựa trên tốc độ tính toán của phần cứng sẽ không đáp ứng được yêu cầu của các ứng dụng bởi nó sẽ dần đạt đến ngưỡng trong khi khối lượng dữ liệu tính toán ngày một tăng. Do đó nghiên cứu, phát triển các thuật toán vừa mang lại hiệu quả vừa có tốc độ tính toán cao sẽ rất hữu ích. Kỹ thuật phát hiện dị thường dựa trên ước lượng hàm mật độ xác suất phi tham số nền (mục 2.1.3) có hiệu suất phát hiện các điểm ảnh dị thường cao và đáng tin cậy, tuy nhiên nó có chi phí tính toán rất lớn nên khó áp dụng vào thực tế. Sử dụng cấu trúc dữ liệu nâng cao như phân nhóm các điểm ảnh, sử dụng cây KD-tree hay cây R-tree để quản lý các điểm ảnh sẽ làm tăng tốc độ ước lượng hàm mật độ xác suất nền dẫn đến giảm thời gian tính toán.

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.

5 KẾT LUẬN

Trong bài báo đã trình bày ba cách tiếp cận để phát hiện mục tiêu trên ảnh viễn thám quang học. Chỉ ra cách tiếp cận hợp lý để phát hiện các đối tượng nhân tạo nhỏ có thể chứa các thông tin hỗ trợ công tác tìm kiếm cứu nạn, đó là phát hiện dị thường trên ảnh viễn thám quang học. Các máy dò dị thường đầu tiên được đề xuất dựa trên các phương pháp thống kê, mặc dù phương pháp này rất mạnh để phát hiện các điểm ảnh dị thường nhưng chúng cũng gặp phải nhiều vấn đề như chi phí tính toán cao, khả năng phát hiện ra các dị thường có kích thước nhỏ rất hạn chế, có tỷ lệ dương tính giả cao. Để khắc phục vấn đề này, các mô hình phi tuyến tính đã được đề xuất với các máy dò dị thường dựa trên nhân. Các nghiên cứu khác cố gắng giải quyết vấn đề phát hiện

bất thường bằng các kỹ thuật khác nhau như phân cụm, phân đoạn hoặc biểu diễn thưa, biểu diễn hạng thấp, học sâu. Một số đặc điểm của các phương pháp phát hiện dị thường trên ảnh đa phổ, siêu phổ được liệt kê trong Bảng 1.

Các phương pháp tiếp cận được chỉ ra trong bài báo được phát triển nhằm giải quyết ba thách thức. Một trong những thách thức là tối ưu các thuật toán phát hiện dị thường hiện có để tăng tốc độ tính toán. Nỗ lực này là cần thiết kể cả các AD trong hệ thống thời gian thực, đây là một trong những yêu cầu quan trọng hàng đầu trong các ứng dụng viễn thám.

Dựa trên những thách thức đó, một số định hướng nghiên cứu phát triển trong thời gian tới đã được đề xuất như: khai thác mối tương quan về không gian của các điểm ảnh; tiền xử lý dữ liệu trước khi thực hiện các thuật toán; trích chọn các điểm đặc trưng,... có thể làm tăng hiệu quả phát hiện dị thường của các thuật toán, giảm tỷ lệ dương tính giả. Ngoài ra, cấu trúc dữ liệu nâng cao được sử dụng để tối ưu hoạt động của các thuật toán có thể làm giảm thời gian tìm kiếm, tăng cơ hội sống sót của các nạn nhân.

LỜI CẢM ƠN

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

TÀI LIỆU THAM KHẢO

Xuân Đông, 2014. 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, ngày truy cập 28/02/2020, địa chỉ <https://vnmcc.vishipel.vn/index.aspx?page=detail&id=7400>.

Nguyễn Văn Phương, Đào Khánh Hoài, 2018. Một số kỹ thuật phát hiện dị thường trên ảnh UAV ứng dụng cho công tác tìm kiếm cứu nạn. Các công trình nghiên cứu phát triển Công nghệ Thông tin và Truyền thông, V-1(39): 1-8.

Ashton, E. A., 1998. Detection of subpixel anomalies in multispectral infrared imagery using an adaptive Bayesian classifier. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., 36(2): 506-517.

Banerjee, A., Burlina, P., and Diehl, C., 2006. A support vector method for anomaly detection in hyperspectral imagery. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., 44(8): 2282-2291.

Bolukbasi, T., and Tran P., 2012. Outline color identification for search and rescue. Technical Report of Department of Electrical and Computer Engineering, Boston University, No. ECE-2012-07.

CAP, 2004. The United States air force auxiliary civil air patrol. in fact sheet, accessed on 28 February 2020. Available from <http://www.cap.gov>

Carlotto, M. J., 2005. A Cluster-Based Approach for Detecting Man-Made Objects and Changes in Imagery. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., 43(2): 374-387.

Chang, C-I., and Chiang, S-S., 2002. Anomaly Detection and Classification for Hyperspectral imagery. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 40(6): 1314-1325.

Chang, C-I., 2003. Hyperspectral Imaging: Techniques for Spectral Detection and Classification. Springer Science and Business Media, 370 pages.

Chang, Ch-I., Ren, H., and Chiang, Sh-Sh., 2001. Real-Time Processing Algorithms for Target Detection and Classification in Hyperspectral Imagery. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 39(4): 760-768.

Chang, S-S., Chang, C-I., and Ginsberg, I. W., 2001. Unsupervised Target Detection in Hyperspectral Images Using Projection Pursuit. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., 39(7): 1380-1391.

Chang, C-I., Xiong, W., and Wen, C.-H., 2014. A Theory of High-Order Statistics-Based Virtual Dimensionality for Hyperspectral Imagery. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 52(1): 188-208.

Chen, J. Y., and Reed, I. S., 1987. A Detection Algorithm for Optical Targets in Clutter. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-23(1): 46-59.

Chen, Y., Nasrabadi, N. M., and Tran, T. D., 2011a. Simultaneous joint sparsity model for target detection in hyperspectral imagery. IEEE Geosci. Remote Sens. Lett., 8(4): 676-680.

Chen, Y., Nasrabadi, N. M., and Tran, T. D., 2011b. Hyperspectral image classification via kernel sparse representation. in Proc. IEEE Int. Conf. Image Process., Brussels, Belgium: 1233-1236.

Corbane, C., Najman, L., and Pecoul, E., 2010. A complete processing chain for ship detection using optical satellite imagery. International Journal of Remote Sensing, 31(22): 5837-5854.

Du, Q., and Kopriva, I., 2008. Automated Target Detection and Discrimination Using Constrained Kurtosis Maximization. IEEE Geosci. Remote Sens. Letters, 5(1): 38-42.

Du, B., and Zhang, L., 2011. Random-Selection-Based Anomaly Detector for Hyperspectral Imagery. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 49(5): 1578-1589.

Duran, O., Petrou, M., Hathaway, D., and Nothard, J., 2006. Anomaly Detection Through Adaptive Background Class Extraction From Dynamic Hyperspectral Data. Proc. IEEE Nordic Sig. Proc. Conf.: 234-237.

- Duran, O., and Petrou, M., 2007. A Time-Efficient Method for Anomaly Detection in Hyperspectral Images. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 45(12): 3894-3904.
- Duran, O., and Petrou, M., 2005. A time-efficient clustering method for pure class selection. *Proc. IEEE Int. Geosci. Remote Sens. Symp.*, 1: 510-513.
- Eismann, M. T., Meola, J., and Hardie, R. C., 2008. Hyperspectral change detection in the presence of diurnal and seasonal variations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46: 237-249.
- Ettaba K. S., and Salem M. B. 2019. Anomaly detection in hyperspectral imagery: an overview. In *Environmental Information Systems: Concepts, Methodologies, Tools, and Applications*, 1587-1606.
- Gao, F., Li, B., Xu, Q., and Zhong, C., 2014. Moving Vehicle Information Extraction from Single-Pass WorldView-2 Imagery Based on ERGAS-SNS Analysis. *Remote Sensing*.
- Grahn, H., and Geladi, P., 2007. *Techniques and Applications of Hyperspectral Image Analysis*. John Wiley & Sons.
- Grossman, S. I., 2014. An automated directed spectral search methodology for small target detection. *ProQuest Dissertations And Theses; Thesis (Ph.D.)*, George Mason University, Virginia.
- Gu, Y., Liu, Y., and Zhang, Y., 2008. A selective KPCA algorithm based on high-order statistics for anomaly detection in hyperspectral imagery. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 5(1): 43-47.
- Guo, Q., Zhang, B., Ran, Q., Gao, L., Li, J., and Plaza, A., 2014. Weighted-RXD and linear filter-based RXD: improving background statistics estimation for anomaly detection in hyperspectral imagery. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(6): 2351-2366.
- Gurram, P., and Kwon, H., 2011. Support-vector-based hyperspectral anomaly detection using optimized kernel parameters. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 8(6): 1060-1064.
- Harris, T., Streett, D., Belge, J., Ramirez, E., Jankot, J., Vogt, J., Hulslander, D., and Kamphaus, B., 2012. Spectral target detection for detecting and characterizing floating marine debris. *American Geophysical Union Fall Meeting*.
- Harsanyi, J. C., 1993. Detection and classification of subpixel spectral signatures in hyperspectral image sequences. *Rapport de doctorat*, Universit de Maryland Baltimore County.
- Hazel, G. H., 2000. Multivariate Gaussian MRF for multispectral scene segmentation and anomaly detection. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 38(3): 1199-1211.
- Healey, G., and Slater, D., 1999. Models and methods for automated material identification in hyperspectral imagery acquired under unknown illumination and atmospheric conditions. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(11): 2706-2717.
- Hou Z., Chen Y., Tan K. and Du P., 2018. Novel hyperspectral anomaly detection methods base on unsupervised nearest regularized subspace. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLII-3: 539-546.
- Hyvrinen, A., and Oja, E., 2000. *Independent component analysis: algorithms and applications*. Neural Networks, Elsevier Science Ltd. Oxford, UK, 13(4-5): 411-430.
- Hytla, P., Hardie, R. C., Eismann, M. T., and Meola, J., 2007. Anomaly detection in hyperspectral imagery: A comparison of methods using seasonal data. *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*, 2(1): 656506-1-11.
- Hyvärinen, A., and Oja, E., 2000. *Independent component analysis: algorithms and applications*. Neural Networks, 13: 411-430.
- Huber, P. J., 1985. Projection Pursuit. *Ann. Statist.*, 13(2): 435-475.
- Imani M., 2018. 3D Gabor based hyperspectral anomaly detection. *AUT Journal of Modeling and Simulation*, 50(2): 189-194.
- Ifarraguerri, A., and Chang, C-I., 2000. Unsupervised hyperspectral image analysis with projection pursuit. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 38(6): 2529-2538.
- Kwon, H., Der, S. Z., and Nasrabadi, N. M., 2003. Adaptive anomaly detection using subspace separation for hyperspectral imagery. *Opt. Eng.*, 42(11): 3342-3351.
- Kwon, H., and Nasrabadi, N.M., 2005. Kernel RX-algorithm: a nonlinear anomaly detector for hyperspectral imagery. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 43(2): 388-397.
- Lehmann, E. L., 1993. The Fisher, Neyman-Pearson theories of testing hypotheses: One theory or two?. *Journal of the American Statistical Association*, 88(424): 1242-1249.
- Li, W., Du, Q., 2014. Unsupervised nearest regularized subspace for anomaly detection in hyperspectral imagery. In *Proceedings of the Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Melbourne, Australia, 21-26 July 2014: 1055-1058.
- Li F., Zhang X., Zhang L., Jiang D., and Zhang Y. 2018. Exploiting structured sparsity for hyperspectral anomaly detection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(7): 4050-4064.
- Liu, W., and Chang, C.-I., 2004. A nested spatial window-based approach to target detection for hyperspectral imagery. *Proceedings. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IGARSS'04*, 1.

- Li, W., Prasad, S., and Fowler, J. E., 2013. Integration of spectral–spatial information for hyperspectral image reconstruction from compressive random projections. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 10(6): 1379-1383.
- Li, W., and Du, Q., 2015. Collaborative representation for hyperspectral anomaly detection. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 53(3): 1463–1474.
- Li, W., Wu, G., & Du, Q. 2017. Transferred deep learning for anomaly detection in hyperspectral imagery. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 14(5): 597-601.
- Liu, W-M., and Chang, Ch-I., 2013. Multiple-window anomaly detection for hyperspectral imagery. *Selected Topics in IEEE Journal of Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 6(2): 644-658.
- Ma D., Yuan Y. and Wang Q., 2018. Hyperspectral anomaly detection via discriminative feature learning with multiple-dictionary sparse representation. *Remote Sensing*, 10(5): 745.
- Ma, N., Peng, Y., Wang, S., and Leong P.H.W. 2018. An unsupervised deep hyperspectral anomaly detector. *Sensors (Basel)*, 18(3): 693.
- Manolakis, D., and Shaw, G., 2002a. Detection algorithms for hyperspectral imaging applications. *IEEE Signal Process. Mag.*, 19: 29–43.
- Marshall, T., and Perkins, L. N., 2015. Color outline detection for search and rescue. Technical Report of Department of Electrical and Computer Engineering, Boston University, No. ECE-2015-01.
- Manolakis, D., 2005. Taxonomy of detection algorithms for hyperspectral imaging applications. *Optical Engineering*, 44(6): 066403 1-11.
- Manolakis, D., Marden, D., and Shaw, G. A., 2003. Hyperspectral image processing for automatic target detection applications. *IEEE Signal Process. Mag.*, 14(1): 79-116.
- Mas, J. F., 1999. Monitoring land-cover changes: A comparison of change detection techniques. *Int. J. Remote Sens.*, 20(1): 139–152.
- Matteoli, S., Veracini, T., Diani, M., and Corsini, G., 2013. A locally adaptive background density estimator: an evolution for rx-based anomaly detectors. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 11(1): 323-327.
- Matteoli, S., Veracini, T., Diani, M., and Corsini, G., 2014. Background density nonparametric estimation with data-adaptive bandwidths for the detection of anomalies in multi-hyperspectral imagery. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 11: 163 - 167.
- Meng, L. and Kerekes, J. P., 2012. Object tracking using high resolution satellite imagery. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 5: 146 - 152.
- Molero, J.M., Garzon, E.M., Garcia, I., and Plaza, A., 2013. Analysis and optimizations of global and local versions of the rx algorithm for anomaly detection in hyperspectral data. *Selected Topics in IEEE Journal of Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 6(2): 801-814.
- Nasrabadi, N. M., 2007. Penalized spectral matched filter for target detection in hyperspectral imagery. *Proc. IEEE International Geosci. Remote Sens. Symp.*: 4830-4833.
- Penn, B., 2002. Using self-organizing maps for anomaly detection in hyperspectral imagery. *Proc. IEEE Aerosp. Conf.*, 3: 1531-1535.
- Parzen, E., 1962. On the estimation of a probability density function and mode. *Ann. Math. Stat.*, 33.
- Ramachandran, M., and Moik W., 2013. Outline color identification for search and rescue. Technical Report of Department of Electrical and Computer Engineering, Boston University, No. ECE-2013-03.
- Reed, I. S., and Yu, X., 1990. Adaptive multiple-band CFAR detection of an optical pattern with unknown spectral distribution. *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process.*, 38(10): 1760-1770.
- Ren, H., Du, Q., Wang, J., Chang, Ch-I., Jensen, J. O., and Jensen, J. L., 2006. Automatic target recognition for hyperspectral imagery using high-order statistics. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 42(4): 1372-1385.
- Salem, M. B., Ettabaa, K. S., and Hamdi, M. A., 2014. Anomaly detection in hyperspectral imagery: an overview. *International Image Processing, Applications and Systems Conference*: 1-6.
- School, N. P., 2012. Detection of subpixel submerged mine – like targets in worldview-2 multispectral imagery. Monterey, California.
- Schowengerdt, R. A., 2007. *Remote sensing: Models and methods for image processing*. Academic Press, 3rd ed.
- Schweizer, S. M., and Moura, J. M. F., 2000. Hyperspectral imagery: clutter adaptation in anomaly detection. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 46(5): 1855-1871.
- Schölkopf, B., and Smola, A. J., 2001a. Learning with kernels: support vector machines, regularization, optimization, and beyond. MIT Press, accessed on 28 February 2020. Available from <http://www.learning-with-kernels.org/>.
- Schölkopf, B., Platt, J. C., Shawe-Taylor, J., A. Smola, J., and Williamson, R. C., 2001b. Estimating the support of a high dimensional distribution. *Neural Computation*, 13: 1443-1471.
- Schweizer, S. M., and Moura, J. M. F., 2000. Efficient detection in hyperspectral imagery, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 10(4): 584-597.
- Singh, A., 1989. Digital change detection techniques using remotely sensed data. *Int. J. Remote Sens.*, 10(6): 989–1003.

- Smetek, T. E., and Bauer, K. W., 2007. Finding hyperspectral anomalies using multivariate outlier detection. *Aerospace Conference*.
- Stevenson, B., O'Connor, R., Kendall, W., Stocker, A., Schaff, W., Alexa, D., Salvador, J., Eismann, M., Barnard, K., and Kerstenstein, J., 2005. Design and performance of the civil air patrol ARCHER hyperspectral processing system. in *Proc. SPIE*, 5806: 731–742.
- Stellman, C. M., Hazel, G. G., Bucholtz, F., and Michalowicz, J. V., 2000. Real-time hyperspectral detection and cuing. *Opt. Eng.*, 39(7): 1928-1935.
- Stein, D. W. J., Beaven, S. G., Hoff, L. E., Winter, E. M., Schaum, A. P., and Stocker, A. D., 2002. Anomaly detection from hyperspectral imagery. *IEEE Signal Process. Mag.*, 19(1): 58-69.
- Suen, P-H., Healy, G., and Slater, D., 2001. The impact of viewing geometry on material discriminability in hyperspectral images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(7): 352-358.
- Tan K., Hou Z., Wu F., Du Q. and Chen Y., 2019. Anomaly detection for hyperspectral imagery based on the regularized subspace method and collaborative representation. *Remote Sensing*, 11(11): 138.
- Tax, D. M. J., and Duin, R. P. W., 1999. Support vector domain description. *Pattern Recognition Letters*, 20: 1191-1199.
- Tax, D. M. J., and Duin, R. P. W., 2004. Support vector data description. *Machine Learning*, 54(1): 45-66.
- Vafadar M. and Ghassemian H., 2018. Anomaly detection of hyperspectral imagery using modified collaborative representation. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 15(4): 577 – 581.
- Veracini, T., Matteoli, S., Diani, M., and Corsini, G., 2011a. Nonparametric framework for detecting spectral anomalies in hyperspectral images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 8(4): 666-670.
- Veracini, T., Matteoli, S., Diani, M., and Corsini, G., 2011b. An anomaly detection architecture based on a data-adaptive density estimation. In *Proceedings of 2011 3rd Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS)*. Lisbon: IEEE.
- Xiong J., Ling Q., Lin Z. and Wu J., 2018. Kernel sparse representation for anomaly detection in hyperspectral imagery. *International Conference on Advances in Image Processing (ICAIP'18)*, June 16–18, 2018, Chengdu, China: 106-110.
- Xu, Y., Wu, Z., Li, J., Plaza, A., and Wei, Z., 2016. Anomaly detection in hyperspectral images based on low-rank and sparse representation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54(4): 1990-2000.
- Yuan, Z., Sun, H., Ji, K., Li, Zh., and Zou, H., 2014. Local sparsity divergence for hyperspectral anomaly detection. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 11(10): 1697-1701.
- Yan L., Yamaguchi M., Noro N., Takara Y., and Ando F. 2019. A novel two-stage deep learning-based small-object detection using hyperspectral images. *Optical Review*, 1-10.
- Zitova, B., and Flusser, J., 2003. Image registration methods: A survey. *Image Vision Comput.*, 21(11), 977–1000.
- Zhang L. and Cheng B. 2019. A stacked autoencoders-based adaptive subspace model for hyperspectral anomaly detection. *Infrared Physics & Technology*, 96: 52–60.
- Zhao, C., Wang, X., and Zhao, G., 2017. Detection of hyperspectral anomalies using density estimation and collaborative representation. *Remote Sensing Letters*, 8(11): 1025–1033.
- Wallace, R. G., Affensa, D. W., and McCandless, S. W., 1998. Search and rescue from space. Part of the *SPIE Conference on Automatic Target Recognition VIII*, 3371: 174-184.
- Wu Y., López S., Zhang B., Qiao F., and Gao L. 2019. Approximate computing for onboard anomaly detection from hyperspectral images. *Journal of Real-Time Image Processing*, 16(1): 99-114.