VNUHCM Journal of Advanced Research and Natural Sciences 2026, 10(3):3716-3731

Open Access Full Text Article

Bài nghiên cứu

Ứng dụng các thuật toán xử lý ảnh trong xác định loại phân cực và góc lệch hyperbol trên lát cắt radar xuyên đất

Nguyễn Hữu Tâm[1,2,*], Đặng Hoài Trung[1,2], Nguyễn Ngọc Trường[1,2]

Use your smartphone to scan this QR code and download this article

TÓM TẮT

Trong phương pháp radar xuyên đất (GPR), sóng điện từ tần số cao được phát vào môi trường dưới mặt đất và phản xạ trở lại khi gặp các đối tượng có sự tương phản về tính chất điện từ. Trên lát cắt GPR, các phản xạ từ đối tượng ngầm thường biểu hiện dưới dạng các hyperbol, trong đó vị trí đỉnh, hình dạng nhánh, góc lệch và sự phân cực là những đặc trưng quan trọng phục vụ quá trình minh giải. Việc nhận diện tự động các đặc trưng này có ý nghĩa thực tiễn trong xử lý khối lượng lớn dữ liệu khảo sát, hỗ trợ liên kết các dị thường trên nhiều tuyến đo và giảm phụ thuộc vào thao tác thủ công.

Nghiên cứu này ứng dụng và so sánh hai thuật toán xử lý ảnh, bao gồm AutoHVS và RANSAC trong việc xác định tọa độ đỉnh và góc lệch nhánh hyperbol trên lát cắt GPR. Bên cạnh đó, nghiên cứu đề xuất cách sử dụng AutoHVS để hỗ trợ nhận diện loại phân cực dựa trên cấu trúc biên ảnh sau khi áp dụng thuật toán Canny Edge. Việc phân tích loại phân cực thông qua biên ảnh mở ra hướng đi mới trong việc hỗ trợ phân loại bản chất vật liệu của đối tượng. Kết quả từ mô hình lý thuyết và dữ liệu thực địa tại nhiều khu vực có cấu trúc hạ tầng ngầm đa dạng cho thấy hai phương pháp cho kết quả tương đối nhất quán trong xác định góc lệch. Đồng thời phương pháp kết hợp AutoHVS–RANSAC giúp tăng tính tự động và giảm ảnh hưởng của nhiễu trong quá trình lựa chọn vùng dữ liệu đầu vào. Kết quả nghiên cứu góp phần xây dựng quy trình xác định tự động các đặc trưng hình học của hyperbol, hỗ trợ minh giải dữ liệu GPR trong các bài toán khảo sát địa chất và công trình ngầm.

Từ khoá: Radar xuyên đất, góc lệch, AutoHVS, RANSAC

[1]*Khoa Vật lý – Vật lý kỹ thuật, Trường Đại học Khoa học tự nhiên, TP. Hồ Chí Minh, Việt Nam*

[2]*Đại học Quốc Gia Thành Phố Hồ Chí Minh, Việt Nam*

Liên hệ

Nguyễn Hữu Tâm, Khoa Vật lý – Vật lý kỹ thuật, Trường Đại học Khoa học tự nhiên, TP. Hồ Chí Minh, Việt Nam

Đại học Quốc Gia Thành Phố Hồ Chí Minh, Việt Nam

Email: nhuutam1989@gmail.com

Lịch sử

- Ngày nhận: 31-10-2025
- Ngày sửa đổi: 19-05-2026
- Ngày chấp nhận: 28-05-2026
- Ngày đăng: 08-09-2026

DOI : https://doi.org/10.32508/vnuhcmj-arns.v10i3.1489

Check for updates

Bản quyền

© Tạp chí ĐHQG Tp.HCM. Đây là bài báo công bố mở được phát hành theo các điều khoản của the Creative Commons Attribution 4.0 International license.

MỞ ĐẦU

Trong các khảo sát GPR đối với môi trường phức tạp, việc xây dựng mô hình cấu trúc 2.5D hoặc 3D thường đòi hỏi phải liên kết chính xác các dị thường phản xạ trên nhiều lát cắt. Do đó, cần có những kỹ thuật để xác định các tính chất đặc trưng của các đối tượng ngầm, được biểu diễn dưới dạng các hyperbol tán xạ trên cùng lát cắt GPR. Chính vì vậy, đặc điểm của từng đối tượng đó sẽ phụ thuộc vào hình dạng và kích thước của hyperbol, được biểu thị theo các thông số vị trí đỉnh, loại phân cực và góc lệch từ đỉnh đến vị trí nhánh bất kỳ.

Việc xác định các đặc trưng của hyperbol hình thành từ đối tượng ngầm trên ảnh GPR là một bài toán phức tạp trong điều kiện thực tế, đặc biệt đối với việc tính toán chính xác góc lệch. Do đó, nghiên cứu này sử dụng đồng thời hai thuật toán là thuật toán chọn lọc tự động dựa trên nghiên cứu trước đó được gọi là AutoHVS[1] và thuật toán RANSAC[2]. Thuật toán RANSAC là công cụ mạnh mẽ và hiệu quả trong việc xác định hình dạng hình học thông qua việc khớp mô hình hyperbol từ dữ liệu B-scan[3]. Nghiên cứu tiến hành xác định góc lệch từ đỉnh đến các nhánh của hyperbol và so sánh kết quả của hai phương pháp ở những độ sâu ảnh khác nhau. Bài báo đánh giá xem liệu hai phương pháp này có đưa ra kết quả tương đồng hay không khi độ sâu ảnh thay đổi. Bên cạnh đó, bài báo đưa ra phương pháp xác định loại phân cực của thuật toán AutoHVS trên ảnh GPR đồng thời thực hiện kết hợp hai thuật toán để xác định góc lệch nhằm tối ưu hóa cả hai phương pháp trên. Chỉ số MAD[4] được sử dụng để đánh giá sự khác biệt về góc lệch của hai phương pháp ở các độ sâu ảnh khác nhau.

Nghiên cứu này mang ý nghĩa quan trọng giúp cung cấp cái nhìn khách quan về ưu và nhược điểm của hai thuật toán trong xử lý ảnh GPR, hỗ trợ việc lựa chọn thuật toán phù hợp tùy theo độ sâu của đối tượng mục tiêu. Việc xác định chính xác đỉnh, góc lệch, loại phân cực của hyperbol tạo ra bộ khung dữ liệu hình học của hyperbol, góp phần quan trọng hỗ trợ minh giải dữ liệu Radar xuyên đất.

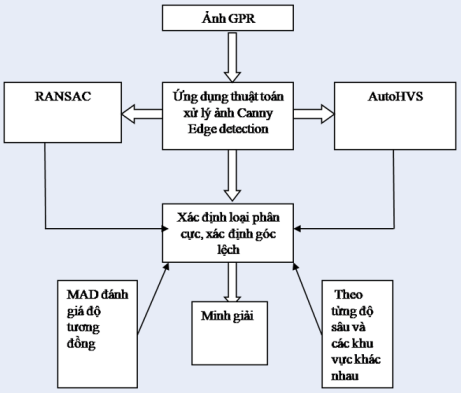
PHƯƠNG PHÁP

Sơ đồ thực hiện

Quy trình xử lý gồm ba bước chính: xử lý lát cắt GPR bằng thuật toán nhận diện biên Canny Edge detec-

Trích dẫn bài báo này: Tâm N H, Trung D H, Trường N N. **Ứng dụng các thuật toán xử lý ảnh trong xác định loại phân cực và góc lệch hyperbol trên lát cắt radar xuyên đất**. *VNUHCM J. Adv. Res. Nat. Sci.* 2026; 10(3):3716-3731.

tion[5,6] với một ngưỡng phù hợp để đảm bảo giảm nhiễu cho từng thuật toán. Sau đó, xác định đỉnh và nhánh hyperbol bằng AutoHVS, cuối cùng là ước lượng góc lệch bằng RANSAC và phương pháp kết hợp AutoHVS–RANSAC. Thuật toán phân tích trực tiếp trên đơn vị điểm ảnh để bảo toàn tính nguyên bản của dữ liệu GPR. Việc tính toán trên đơn vị điểm ảnh giúp cho phép đánh giá hiệu năng thuần túy của thuật toán AutoHVS và RANSAC dựa trên cấu trúc hình học thực tế của ảnh. Trong khi đó,việc phân tích theo độ sâu điểm ảnh cho phép định lượng chính xác ngưỡng suy giảm tín hiệu mà tại đó thuật toán bắt đầu cho kết quả kém ổn định. Sơ đồ quy trình xử lý dữ liệu được thể hiện trong Hình 1.

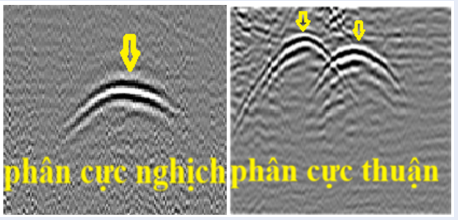


Hình 1: Sơ đồ quy trình xử lý dữ liệu (Nguồn: Nhóm tác giả)

Sự phân cực trên ảnh GPR

Trong điện từ học, sự phân cực của sóng điện từ[7] mô tả hướng dao động của vec-tơ cường độ điện trường và vec-tơ cường độ từ trường $\vec{E}$ và $\vec{H}$. Trong nghiên cứu này, sự phân cực của sóng điện từ thể hiện qua sự đảo pha của tín hiệu trên lát cắt GPR. Tùy thuộc vào mối liên hệ giữa trở kháng của đối tượng và môi trường, tín hiệu sóng con (wavelet) phản xạ trở lại sẽ cùng pha với sóng tới (phân cực thuận) hay ngược pha với sóng tới (phân cực nghịch)[8].

Hình 2 thể hiện hai dạng phân cực thuận và phân cực nghịch trên lát cắt GPR. Phân cực thuận thông thường sẽ xuất hiện khi trở kháng (dẫn điện kém) của đối tượng khảo sát lớn hơn so với môi trường xung quanh (ống nhựa hoặc bê tông), còn phân cực nghịch thường tiết lộ đối tượng khảo sát có khả năng dẫn điện tốt hơn môi trường (cáp điện, ống kim loại). Chính vì vậy, việc xác định loại phân cực có ý nghĩa quan trọng trong minh giải dữ liệu GPR. Thông thường, việc xác định loại phân cực có thể thực hiện bằng cách



Hình 2: Tín hiệu phân cực thuận và phân cực nghịch trên ảnh GPR sau xử lý (Nguồn: Nhóm tác giả)

nhìn trực tiếp trên lát cắt GPR, nhưng cách này bị hạn chế trong trường hợp quá nhiều đối tượng, hình ảnh mờ, chồng chéo khó phân biệt. Do vậy, cần có những thuật toán xử lý ảnh tự động, có độ tin cậy cao để xác định nhanh và chính xác loại phân cực, từ đó dự đoán về đặc điểm của các đối tượng cần quan tâm.

Ứng dụng thuật toán Canny Edge detection trong xác định biên ảnh

Thuật toán phát hiện biên Canny giúp chuyển toàn bộ lát cắt GPR sang ảnh biên, nhờ đó có thể xác định rõ vị trí các phân cực trên nền biên ảnh. Đối với phân cực nghịch giữa hai cực đại biên ảnh xuất hiện một khoảng cực tiểu biên ảnh dạng trắng – đen – trắng (Hình 3), đối với phân cực thuận chỉ xuất hiện một cực đại biên ảnh được bao bọc bởi các cực tiểu biên ảnh (Hình 4). Dựa vào sự khác biệt này có thể kết hợp thuật toán phát hiện biên Canny Edge và AutoHVS để xác định loại phân cực.



Hình 3: Phân cực nghịch được thể hiện dưới dạng trắng - đen - trắng trên ảnh biên (Nguồn: Nhóm tác giả)

Xác định góc lệch bằng thuật toán RANSAC

Nghiên cứu này sử dụng mô hình thuật toán RANSAC trong Radar xuyên đất để xác định góc lệch. Mối liên hệ giữa hai lần thời gian truyền sóng t (s) và



Hình 4: Phân cực thuận được thể hiện dưới dạng đen - trắng - đen trên ảnh biên (Nguồn: Nhóm tác giả)

vị trí đối tượng x (m) trên mặt cắt GPR có dạng[9]:

$$t^2 = t_0^2 + \frac{4}{v^2}(x - x_0)^2 \quad (01)$$

Trong đó: t_0 (s) là thời gian hai lần truyền sóng tại đỉnh hyperbol (vị trí cao nhất); x_0 (m) là vị trí của đỉnh hyperbol; v (m/s) vận tốc truyền sóng trong môi trường.

Biến đổi phương trình trên thành dạng: $Y=AX_1+BX_2+C$

Thực hiện tuyến tính hóa mô hình[10] Với $Y=t^2$, $X_1=x^2$, $X_2=x$ ta được

$$t^2 = Ax^2 + Bx + C \quad (02)$$

Sử dụng hàm RANSACRegressor[2] của thư viện Scikit-learn[11] tìm ra các hệ số tối ưu A, B, và C để mô hình này khớp với các điểm ảnh đã trích xuất. Sau khi tìm được các hệ số A, B, C tìm được tọa độ đỉnh:

$$x_0 = \frac{-B}{2A} \quad (03)$$

$$t_0 = \sqrt{\left|C - \frac{B^2}{4A}\right|} \quad (04)$$

Tính toán góc lệch tại vị trí bất kỳ trên ảnh Canny ta có $\theta = arc\tan\frac{dt_{px}}{dx_{px}}$

Trong ngôn ngữ lập trình python[12] sử dụng các thư viện numpy[13], pandas[14], matplotlib.pyplot[15], math[16], opencv[17] tiến hành khởi tạo mô hình sử dụng thuật toán RANSAC để khớp hàm hyperbol thực hiện các bước sau:

Sử dụng thuật toán Canny Edge phát hiện cạnh lưu kết quả vào tệp trung gian, tìm tọa độ ngẫu nhiên các điểm ảnh trắng trong ma trận tọa độ ảnh đầu vào sau đó tiến hành mô hình hóa toán học.

edges = cv2.Canny(img, a, b); a,b: là các ngưỡng đầu vào.

Tuyến tính hóa dữ liệu trên ảnh theo công thức (2):

$$t^2 = Ax^2 + Bx + C$$

Theo đó: Y = tpx**2; X = np.column_stack((xpx**2, xpx)).

Khởi tạo bộ hồi quy RANSACRegressor thư viện sklearn.linear_model, trích xuất các hệ số từ mô hình tốt nhất tìm được A, B, C:

RANSAC = RANSACRegressor(min_samples=a, residual_threshold=b)

RANSAC.fit(X, Y)

A: float = RANSAC.estimator_.coef_[0]

B: float = RANSAC.estimator_.coef_[1]

C: float = RANSAC.estimator_.intercept_

Tính toán tọa độ đỉnh (x_0, t_0)

$$x_0 = \frac{-B}{2A} \quad (05)$$

$$t_0 = \sqrt{\left|C - \left(Ax_0^2 + Bx_0\right)\right|} \quad (06)$$

x0_pixel: float = -B / (2 * A)

t0_pixel: float = np.sqrt(np.abs(C - (A * x0_pixel**2 + B * x0_pixel)))

t0_1 = np.sqrt(np.abs(C - (B**2 / (4 * A))))

khai báo các giá trị dt_{px} cần tính

góc lệch được tính:

θ = math.degrees(math.atan((dtpx) / (abs($x_n$hanh) − $x0_p$ixel)))

Xác định góc lệch bằng thuật toán AutoHVS

Đối với thuật toán AutoHVS để xác định được góc lệch từ đỉnh đến một điểm bất kì trên nhánh hyperbol đầu tiên ta xác định góc lệch từ đỉnh đến một điểm truy vết bất kì ra mỗi nhánh theo công thức tổng quát:

$$\alpha = \frac{\sum_{k=m}^{n}\theta_k}{n-m+1} \quad (07)$$

Tại mỗi thực thể điểm ảnh dịch chuyển thứ k góc lệch được cập nhật dựa trên tỉ số giữa tổng các thành phần hình chiếu đứng và ngang của các bước di chuyển trước đó được tính theo công thức:

$$\theta(k) = \tan^{-1}\frac{\sum_{i=1}^{n}\triangle t_i}{\sum_{j=1}^{k}\triangle x_j} \quad (08)$$

Trong đó: $\triangle t_i$, $\triangle x_j$ là các thành phần dịch chuyển tương ứng theo độ sâu điểm ảnh và tọa độ ngang; k: số lần dịch chuyển; m: là giá trị vị trí dịch chuyển cận dưới; n: giá trị vị trí dịch chuyển cận trên.

Công thức (7) cho phép xác định giá trị trung bình góc lệch từ điểm ảnh dịch chuyển thứ n đến m. Khi xác định góc lệch tại một vị trí bất kì trên nhánh, chỉ cần cho n=m, vì điểm dịch chuyển có thể theo phương

ngang hoặc phương thẳng đứng nên để xác định góc lệch từ đỉnh đến vị trí nhánh theo từng độ sâu ảnh ta thực hiện lưu trữ những giá trị góc θ theo công thức (8) ứng với mỗi dịch chuyển có sự thay đổi theo phương thẳng đứng và sau đó trích xuất các góc có độ sâu ảnh phù hợp. Hình 5 mô tả các thông số quan trọng như góc lệch θ khoảng thời gian dt, vị trí đỉnh và các điểm ảnh trắng tạo nên cấu trúc hyperbol.

Mô hình xác định góc lệch thuật toán AutoHVS qua các giai đoạn như sau:

- Tiền xử lý và lọc ảnh biên:

Đầu vào: Ảnh Canny cường độ I và ngưỡng Tmin, Tmax.

Đầu ra: Tập hợp đỉnh hyperbol H={(x1, y1), (x2, y2),…}

- Xử lý sơ bộ

Trích xuất bản đồ cạnh Canny E= Canny (I, Tmin, Tmax)

Tác động vào mỗi điểm ảnh E(j, i)

Nếu giá trị E(j, i) > 255

Khởi tạo góc lệch tích lũy Gt= 0, Gmau=0

Thiết lập tọa độ tạm thời (qj,qi)=(j,i)

Khởi chạy vòng lặp

k=0 đến ngưỡng độ dài hyperbol

- Truy vết dịch chuyển điểm ảnh

Tính tổng cường độ lân cận theo ba hướng vec-tơ (thuật toán tìm kiếm vec-tơ, cách tiếp cận này bền vững hơn các phương pháp liên kết điểm ảnh truyền thống vì nó xem xét gradient cường độ cục bộ).

F_1 (phương ngang): $\sum E[qj, qi \ldots qi + 2]$

F_2 (thẳng đứng): $\sum E[qj \ldots qj + 2, qi]$

F_3 (phương chéo): $\sum E[qj + n, qi + n]$

Xác định hướng tối đa

Tìm thấy F_{max} = max(F_1, F_2, F_3)

Cập nhật vị trí hiện tại (qj, qi) theo hướng F_{max}

Cập nhật góc tích lũy: Gtu+=sin(θ), Gmau+=cos(θ)

- Lọc hình học

Tính toán góc định hướng α = arctan(Gtu/Gmau)

Nếu 0<α<90 và n_{diag}>ngưỡng (các tham số này và ngưỡng này được xác định bằng thực nghiệm để loại bỏ nhiễu sọc ngang và dọc, trùng lắp cực đại trong quá trình dịch chuyển).

Thêm tọa độ (i, j) danh sách ứng viên tiềm năng H_{temp}

- Lọc Euclidean (loại bỏ các điểm ứng viên thừa và giảm bớt ảnh hưởng của việc phân đoạn quá mức).

- Hiệu chỉnh tâm đỉnh (do ảnh Radar có độ phân giải hữu hạn, các phản xạ thường xuất hiện dưới dạng vệt sáng có độ dày, việc hiệu chỉnh tâm giúp tăng độ chính xác khi ước lượng tham số hyperbol).

Từ (j,i) thực hiện quét 2 chiều

Đo độ dày W = $n_{trái}$+$n_{phải}$

Di chuyển đỉnh về tâm: $x_{hiệu\ chỉnh} = x_{thô} \frac{n_{phải} - n_{trái}}{2}$

Trả danh sách cuối cùng

- Tính góc lệch

Xuất θ = arctan(Gtu/Gmau)

Khởi tạo biến tích lũy dt_{dc} =0 (tích lũy các giá trị có dịch chuyển theo phương thẳng đứng), khởi tạo ngưỡng độ sâu điểm ảnh dt_{px}.

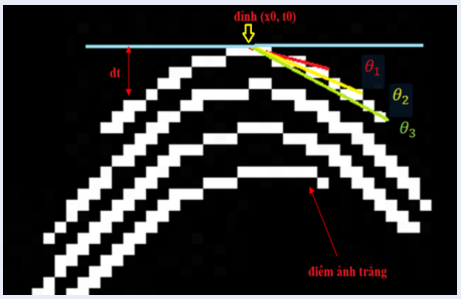
Truy vết lại từ đỉnh tách biệt hai nhánh xác định góc lệch (việc tách biệt dữ liệu nhánh trái và nhánh phải cho phép thuật toán xử lý các trường hợp hyperbol bị biến dạng không đối xứng hoặc bị che khuất một phần).

Truy vết nhánh phải thực thi từ giá trị $x_{hiệu\ chỉnh}$ nhưng giới hạn hướng di chuyển sang phải, lưu (q_j,q_i) vào tập hợp R.

Truy vết nhánh trái thực thi từ giá trị $x_{hiệu\ chỉnh}$ nhưng giới hạn hướng di chuyển sang trái, lưu (q_j,q_i) vào tập hợp R.

Nếu dt_{px} = dt_{dc} (các giá trị dt cần tính góc lệch) bắt đầu tính góc α dựa trên tích lũy từng nhánh

Tính góc trung bình hai nhánh



Hình 5: Minh họa việc xác định góc lệch (Nguồn: Nhóm tác giả)

Xác định góc lệch bằng cách kết hợp hai phương pháp

Mặc dù thuật toán RANSAC có ưu điểm trong việc thiết lập các đường cong hyperbol lý thuyết, nhưng nhược điểm lớn nhất là cơ chế lấy mẫu ngẫu nhiên trên toàn bộ điểm ảnh của dữ liệu GPR. Trong các ảnh biên có mật độ nhiễu điểm trắng cao, RANSAC đòi hỏi số lượng vòng lặp cực lớn để tìm được mô hình chính xác dẫn đến việc phải lựa chọn kết quả thủ công bằng trực quan, gây tốn thời gian và sai số trong việc xác định vị trí đỉnh. Để khắc phục hạn chế này, thuật toán AutoHVS được sử dụng nhằm tự động hóa quy trình chọn lọc vùng dữ liệu tiềm năng, giúp tối ưu hóa hiệu suất và độ chính xác của mô hình. AutoHVS cho phép xác định tọa độ các nhánh chính xác đến từng điểm ảnh trên ảnh Canny, loại bỏ hoàn toàn việc lựa

chọn thủ công cảm tính và khắc phục triệt để sai số vị trí, hỗ trợ giải quyết triệt để vấn đề chạy rất nhiều lần của RANSAC truyền thống. AutoHVS có thể tạo ra một tệp dữ liệu đầu vào, bao gồm tọa độ hai nhánh của hyperbol cho thuật toán RANSAC, nhờ vậy giảm thời gian khớp hoàn hảo một đường cong một cách ngẫu nhiên. Phương pháp được thực hiện theo các bước sau:

Khởi chạy AutoHVS xác định vị trí đỉnh hyperbol và tệp ma trận tọa độ các nhánh hyperbol.

Điều chỉnh tệp ma trận tọa độ và đỉnh hyperbol của AutoHVS.

Tọa độ nhánh trái x_trai, y_trai, tọa độ nhánh phải x_phai, y_phai

Gộp dữ liệu:

X = np.concatenate([x_trai, x_phai])

Y = np.concatenate([y_trai, y_phai])

Tuyến tính hóa dữ liệu:

y^2 - y0^2 = b^2 * (x - x0)^2)

dX_sq = ((X - x0) ** 2).reshape(-1, 1)

dY_sq = Y ** 2 - y0 ** 2

RANSAC=RANSACRegressor

(estimator=LinearRegression(fit_intercept=False), residual_threshold=a, random_state=b)

RANSAC.fit(dX_sq, dY_sq)

x0_pixel: float = -B / (2 * A)

t0_pixel: float = np.sqrt(np.abs(C - (A * x0_pixel**2 + B * x0_pixel)))

t0_1 = np.sqrt(np.abs(C - (B**2 / (4 * A))))

Khai báo các giá trị dt_{px} cần tính.

Xác định góc lệch: θ = math.degrees(math.atan ((dtpx) / (abs($x_n$hanh) − $x0_p$ixel))).

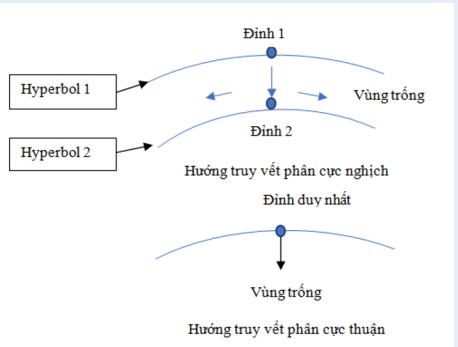
Phương pháp xác định loại phân cực

Nghiên cứu này sử dụng AutoHVS để xác định tính chất phân cực tự động các đối tượng hyperbol trong ảnh GPR,quy trình thực hiện được trình bày ở Hình 6. Đầu tiên, xác định giá trị cực đại của các vec-tơ chỉ hướng, tiến hành truy vết giá trị điểm ảnh cho đến khi chạm cực tiểu điểm ảnh, sau cùng thuật toán sẽ đổi hướng truy vết hoặc dừng hẳn. Bằng cách sử dụng ba vec-tơ chỉ hướng $\vec{F_1}$, $\vec{F_2}$, $\vec{F_3}$ cho mỗi nhánh hyperbol tương ứng với hướng sang trái, phải, xuống phía dưới và hướng theo phương lệch 45° so với phương ngang theo công thức sau:

$$F_i = \sum_{j=1}^{3} P_j \quad (09)$$

Các giá trị P_1, P_2, P_3 lần lượt là giá trị điểm ảnh của ba điểm ảnh liên tiếp theo hướng i của $\vec{F}$ Nếu độ lớn F_1=0 chúng ta sẽ có một khoảng trống theo hướng $\vec{F_1}$. Nếu độ lớn F_1 lớn hơn F_2 và F_3, chúng ta sẽ có một cực đại điểm ảnh theo phương ngang. Thực hiện tương tự với vec-tơ $\vec{F_2}$theo phương thẳng đứng xuống dưới và vec-tơ $\vec{F_3}$ theo phương lệch với phương ngang góc 45°.

Sau khi xác định vị trí đỉnh, thực hiện phương pháp truy vết theo phương thẳng đứng hướng xuống theo tính chất loại phân cực như đã trình bày ở trên. Đối với phân cực nghịch, cần xác định có ít nhất một đỉnh hyperbol bên dưới hyperbol đã được xác định, hướng truy vết hướng xuống sẽ chạm khoảng trống cực tiểu biên ảnh hoặc chạm cực đại biên ảnh sau k lần truy vết. Kết quả truy vết của phân cực nghịch sẽ cho hai điểm biểu diễn liền kề đặc trưng cho đỉnh của hai hyperbol liền kề, khoảng cách giữa hai điểm liền kề sẽ chỉ giới hạn bởi một ngưỡng thực nghiệm. Khi tiến hành truy vết theo phương thẳng đứng từ đỉnh hyperbol đầu tiên, sau k lần truy vết, điểm ảnh sẽ tiến tới giá trị F_2 khác 0 ứng với đỉnh hyperbol tiếp theo. Tại đây, khởi chạy AutoHVS lần hai kiểm tra tính chất đỉnh và tiến hành truy vết sang cả hai nhánh trái và phải, nếu điểm này thỏa mãn tiêu chí hình học của một đỉnh hyperbol thì sẽ đảm bảo tính chất phân cực nghịch.



Hình 6: Phương pháp truy vết ảnh xác định loại phân cực (Nguồn: Nhóm tác giả)

Đối với phân cực thuận, khi tiến hành truy vết theo phương thẳng đứng sẽ không tìm được chuỗi cực đại điểm ảnh bên dưới đỉnh của hyperbol ban đầu, kết quả truy vết của phân cực thuận sẽ cho ra một điểm ảnh duy nhất đặc trưng của hai vùng trống và đỉnh của một hyperbol. Phương pháp thực hiện như sau:

- Khởi chạy AutoHVS xác định vị trí đỉnh hyperbol và tệp ma trận tọa độ các nhánh hyperbol.

Với mỗi đỉnh thực hiện truy vết dọc (x_i, y_i+dy) với dy=1 và tăng dần một điểm ảnh.

Nếu E=0 (E đại diện giá trị điểm ảnh trên ảnh Canny) tiếp tục tăng dy = dy+1 (bỏ qua điểm ảnh trống phía dưới).

Nếu E=255 (điểm ảnh trắng)

- Tiến hành phân tích cấu trúc cục bộ của điểm trắng mới
- Khởi chạy AutoHVS lần hai kiểm tra tính chất đỉnh truy vết sang cả hai nhánh trái và phảinếu điểm này thỏa mãn tiêu chí hình học của một đỉnh hyperbol => cập nhật (x_i, y_{mi})

Độ lệch = y_{mi}- y_i

Nếu độ lệch < ngưỡng (ngưỡng này từ kinh nghiệm xác thực xem đỉnh đó có thực sự là điểm bắt đầu của một cấu trúc phản xạ liên tục hay cấu trúc phân cực). Nếu độ lệch đạt yêu cầu => phân cực nghịch.

Nếu dy > ngưỡng (điểm truy vết đi quá xa nhưng vẫn không phát hiện dấu hiệu hyperbol tiếp theo hoặc có điểm ảnh trắng nhưng không đạt yêu cầu đỉnh tiếp theo) => phân cực thuận.

Chỉ số sai số tuyệt đối trung bình MAD

Để đánh giá sự khác biệt giữa kết quả từ phương pháp AutoHVS và thuật toán RANSAC, nghiên cứu này sử dụng chỉ số sai số tuyệt đối trung bình (Mean Absolute Deviation - MAD). Đây là chỉ số đại diện cho độ lệch trung bình giữa hai phương pháp đo được xác định bởi công thức:

$$MAD = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|x_{i-y_i}\right|$$

Ở đây x_i, y_i lần lượt là giá trị góc lệch thu được từ việc sử dụng hai phương pháp AutoHVS và RANSAC trên mỗi tuyến

n là số tuyến đo

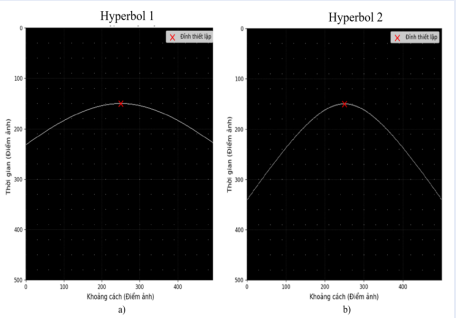
$$MAD_{\text{độ sâu ảnh}} = \frac{\sum(AutoHVS_{\text{tuyến thứ i}} - RANSAC_{\text{tuyến thứ i}})}{\text{tổng số tuyến}}$$

MAD ít bị ảnh hưởng bởi các giá trị ngoại lệ hơn so với RMSE[18] trong đo đạc thực địa, nếu một tuyến đo có nhiễu cực lớn RMSE sẽ bị phóng đại sai số do bình phương trong khi MAD phản ánh sai số trung bình một cách thực tế hơn, MAD cho biết trung bình mỗi tuyến đo phương pháp AutoHVS lệch bao nhiêu độ so với RANSAC giúp dễ hình dung về sai số.

Mô hình lý thuyết

Nhóm nghiên cứu thực hiện tạo 2 mẫu hyperbol hoàn chỉnh ngẫu nhiên xen kẽ các nhiễu chấm hình thành mô hình lý thuyết trên ảnh. Sau đó, tiến hành áp dụng RANSAC và AutoHVS trên các giá trị ảnh hyperbol ngẫu nhiên này để đánh giá khả năng xác định góc lệch trong trường hợp hyperbol lý tưởng. Hình 7a, Hình 7b trình bày 2 hyperbol lý thuyết trên ảnh Canny với thông số góc lệch ban đầu được xác định trước theo phương trình hyperbol. Do bản chất ngẫu nhiên của RANSAC, thuật toán thực hiện quá trình lặp và được kết hợp với kiểm chứng trực quan để xác định mô hình tối ưu, kết quả có độ trùng khớp hình học cao nhất cho thấy sai số xác định góc trình bày ở Bảng 1.

Dữ liệu hyperbol đầu vào: lưới ma trận 500 x 500 điểm ảnh, đỉnh hyperbol có tọa độ x_0= 150 điểm ảnh, t_0=150 điểm ảnh, mỗi 30 điểm ảnh xuất hiện chấm nhiễu nền, ngưỡng Canny đầu vào 100, 200, độ sâu ảnh kiểm tra từ 9-15 điểm ảnh. Hệ số độ dốc 02 mô hình lần lượt là 0,5 và 1,5



Hình 7: Mô hình lý thuyết hyperbol: (a) Hyperbol 1; (b) Hyperbol 2 (Nguồn: Nhóm tác giả)

Trong lý thuyết, tọa độ x và t là số thực, nhưng trong ma trận ảnh, điểm ảnh chỉ có thể nằm ở tọa độ nguyên. Vì vậy, khi AutoHVS dò theo từng điểm ảnh thực tế này nó chịu ảnh hưởng của việc làm tròn tọa độ dẫn đến một sai số nhỏ nhất định như trên bảng. Kết quả cho thấy RANSAC có chỉ số MAD thấp hơn, thuật toán này tối ưu hóa trên toàn bộ tập điểm và không bị ảnh hưởng bởi sai số do làm tròn số. Trong khi đó, AutoHVS với MAD là 0,167 vẫn cho thấy sai số cực thấp đối với mô hình lý thuyết.

Khu vực nghiên cứu và dữ liệu thực tế

Nhóm nghiên cứu sử dụng dữ liệu khảo sát thực tế tại 03 khu vực có các đối tượng ở độ sâu khác nhau, sử dụng cùng thiết bị GPR hãng IDS (Ý) sản xuất tần số 700 MHz có màn chắn. Các đặc trưng dữ liệu khảo sát được mô tả chi tiết ở Bảng 2.

Dữ liệu 1: 04 lát cắt tại khu dân cư Gia Hòa, Phường Bình Hưng, TP. Hồ Chí Minh. Các tuyến đo đi qua một ống cấp nước sâu khoảng 1.0 m dọc theo tuyến dân cư.

Dữ liệu 2: 03 lát cắt tại Cơ sở Đông Hòa, Trường Đại học Khoa học tự nhiên, ĐHQG-HCM. Đối tượng nghiên cứu là đường ống cấp nước sâu khoảng 1,5 m và cáp điện ở độ sâu ảnh khoảng 1.0 m.

Dữ liệu 3: 01 lát cắt GPR biểu hiện hyperbol của hai đường ống dẫn khí Nam Côn Sơn sâu khoảng 2,0 m.

Bảng 1: Kết quả xử lý 02 mô hình lý thuyết (Nguồn: Nhóm tác giả)

dtpx (điểm ảnh)	Góc lý thuyết (độ)	Góc RANSAC (độ)	Góc AutoHVS (độ)		MAD tổng thể góc (độ)	
			Trái	Phải	RANSAC	AutoHVS
Mô hình 1						
9	6,88	6,84	6,84	6,84		
10	7,24	7,19	7,21	7,21		
11	7,58	7,53	7,54	7,54		
12	7,90	7,84	7,85	7,85	0,046	0,050
13	8,20	8,15	8,13	8,13		
14	8,42	8,44	8,47	8,47		
15	8,77	8,72	8,70	8,70		
Mô hình 2						
9	11,81	11,84	11,56	11,56		
10	12,41	12,44	12,26	12,26		
11	12,97	13,00	12,90	12,90		
12	13,51	13,54	13,49	13,49	0,034	0,167
13	14,01	14,05	13,78	13,78		
14	14,50	14,54	14,28	14,28		
15	14,96	15,00	14,73	14,73		

Bảng 2: Mô tả về dữ liệu sử dụng, số lượng mẫu thí nghiệm (Nguồn: Nhóm tác giả)

Nhóm dữ liệu	Khu vực khảo sát	Đối tượng mục tiêu	Độ sâu	Số lượng mẫu dữ liệu	Số mẫu hyperbol	Số lượng dữ liệu độ sâu điểm ảnh
Dữ liệu 1	Khu dân cư Gia Hòa, TP Hồ Chí Minh	Ống cấp nước dân dụng	Khoảng 1,0 m	04 mẫu	04	24
Dữ liệu 2	Trường Đại học Khoa học tự nhiên	Ống cấp nước và cáp điện	Khoảng 1,5 m	03 mẫu	04	8
Dữ liệu 3	Đường ống khí Nam Côn Sơn	Hai đường ống dẫn khí	Khoảng 2,0 m	01 mẫu	02	12

Tổng cộng 8 lát cắt GPR với 10 hyperbol đối tượng thực tế ở những khu vực và độ sâu khác nhau được sử dụng để đánh giá sự khác biệt và hiệu quả các phương pháp trong việc xác định góc lệch. Các lát cắt sau xử lý được chuyển đổi thành ảnh PNG với cùng tỉ lệ 579 x 595, dữ liệu đồng thời được ghi nhận từ điểm ảnh thứ 9 đến điểm ảnh thứ 14 so với vị trí đỉnh tìm được của các thuật toán để tiến hành đối chiếu. Việc chọn 9 đơn vị điểm ảnh theo độ sâu đảm bảo thoát khỏi vùng nhiễu đỉnh và bắt đầu đi vào phần nhánh nơi góc lệch của hyperbol trở nên rõ ràng và ổn định để đo đạc chính xác. Bước nhảy một điểm ảnh là mức tối thiểu trên ảnh kỹ thuật số, nên việc ghi nhận dữ liệu dưới 9 điểm ảnh có khả năng tạo ra sai số lớn. Đồng thời, càng đi xa đỉnh theo các nhánh, năng lượng sóng GPR sẽ suy giảm theo khoảng cách và phụ thuộc vào tính chất điện từ của môi trường. Trong nghiên cứu này, từ điểm ảnh thứ 15 trở đi so với vị trí đỉnh tín hiệu trên mặt cắt GPR, tín hiệu trở nên mờ, khó xác định, thậm chí không xuất hiện trên ảnh Canny nên

không thể thực hiện so sánh hoặc đảm bảo độ chính xác trong việc tính toán góc lệch.

KẾT QUẢ

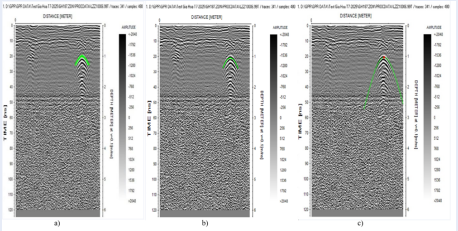
Đánh giá sự khác biệt về kết quả xác định góc lệch giữa các phương pháp

Hình 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16 và 17 trình bày kết quả xác định đỉnh và góc lệch hyperbol của hai thuật toán ở 08 lát cắt GPR từ độ sâu 9 đến 14 đơn vị điểm ảnh theo phương thẳng đứng tính từ đỉnh hyperbol. Bảng 3 trình bày dữ liệu kết quả sử dụng hai thuật toán để xác định đỉnh và góc lệch ở mỗi tuyến đo.

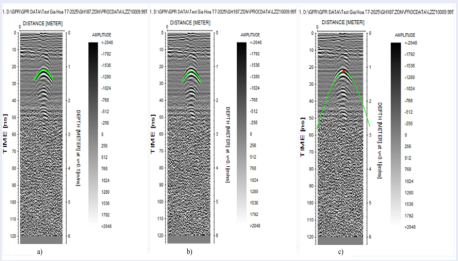
Bảng 3 cho thấy thuật toán AutoHVS có khả năng ghi nhận cụ thể góc lệch đối với từng nhánh, từ đó có thể tính được giá trị trung bình của hai nhánh hyperbol. Trong khi đó, thuật toán RANSAC chỉ cung cấp một giá trị mỗi nhánh. Bởi vì RANSAC là thuật toán khớp hàm lý thuyết giữ nguyên tính đối xứng của hai nhánh hyperbol, nên kết quả tính toán góc lệch của các nhánh tương tự nhau. Ngược lại, thuật toán AutoHVS có thể xác định góc lệch từng nhánh hyperbol nên nhạy hơn khi đánh giá tính bất đối xứng của từng nhánh hyperbol. Kết quả này có ý nghĩa rất lớn trong minh giải dữ liệu, góp phần làm rõ chi tiết từng đối tượng cần quan tâm trong mặt cắt GPR ở những môi trường phức tạp.

Thực hiện so sánh giữa giá trị góc lệch trung bình giữa hai nhánh của AutoHVS và giá trị góc lệch của thuật toán RANSAC. Ta thấy trong cả hai phương pháp giá trị góc lệch có xu hướng tăng nhẹ khi độ sâu ảnh tăng, điều này phản ánh đúng thực tế tính chất sóng Radar xuyên đất, theo đó giá trị góc lệch sẽ tăng dần bám sát đường tiệm cận hyperbol. Ở độ sâu điểm ảnh lớn hơn RANSAC có xu hướng đưa ra giá trị góc lệch cao hơn một chút so với AutoHVS ở một số tuyến như tuyến 3 và tuyến 4 khu dân cư Gia Hòa. Hình 18 cho thấy chỉ số MAD tổng thể giữa của góc lệch trung bình hai nhánh của AutoHVS và góc lệch của RANSAC có sự khác biệt về giá trị tính toán góc lệch của hai phương pháp từ 0,67° đến 1,5°. Bảng 4 trình bày chỉ số MAD tổng thể của hai phương pháp trên tất cả các tuyến đo và độ sâu điểm ảnh vào khoảng 1,0682°. Trong bối cảnh đo đạc GPR đây thường là một sai số nhỏ và có thể chấp nhận được cho thấy sự tương thích tốt giữa hai thuật toán, với sự khác biệt này có thể thấy rằng kết quả xác định góc lệch của hai phương pháp không khác biệt đáng kể.

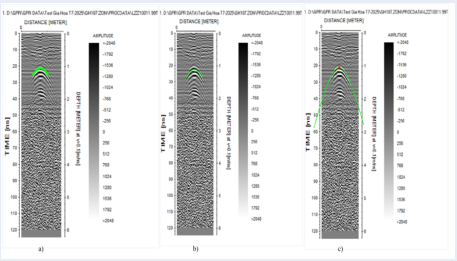
Cả hai phương pháp đều cho kết quả các vị trí đỉnh tương đối gần nhau, nếu nhìn trực quan trên ảnh GPR phương pháp AutoHVS có vị trí đỉnh phù hợp hơn do tác động trực tiếp vào từng điểm ảnh, RANSAC đôi khi cho kết quả đỉnh hyperbol lệch khỏi điểm ảnh trắng trên ảnh Canny, việc khớp đường cong giúp RANSAC có khả năng tính góc lệch mượt mà hơn và thậm chí có thể khớp đường cong lý thuyết nơi mà hình nhánh hyperbol mờ nhạt không hiện rõ hoặc thậm chí không có trên ảnh khi nhìn bằng mắt thường.



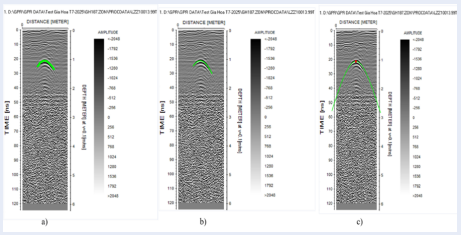
Hình 8: Kết quả xử lý tuyến đo thứ 1 khu dân cư Gia Hòa: (a) AutoHVS; (b) RANSAC; (c) Kết hợp hai phương pháp (Nguồn: Nhóm tác giả)



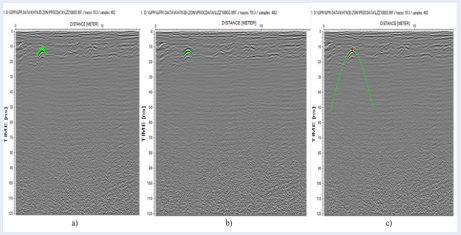
Hình 9: Kết quả xử lý tuyến đo thứ 2 khu dân cư Gia Hòa: (a) AutoHVS; (b) RANSAC; (c) Kết hợp hai phương pháp (Nguồn: Nhóm tác giả)



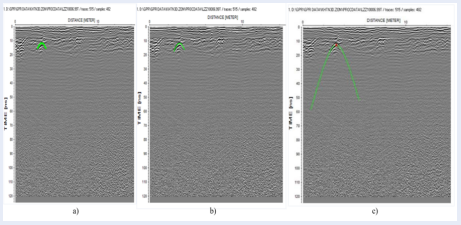
Hình 10: Kết quả xử lý tuyến đo thứ 3 khu dân cư Gia Hòa: (a) AutoHVS; (b) RANSAC; (c) Kết hợp hai phương pháp (Nguồn: Nhóm tác giả)



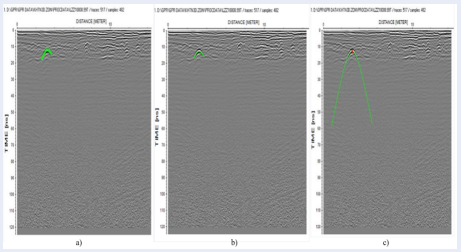
Hình 11: Kết quả xử lý tuyến đo thứ 4 khu dân cư Gia Hòa: (a) AutoHVS; (b) RANSAC; (c) Kết hợp hai phương pháp (Nguồn: Nhóm tác giả)



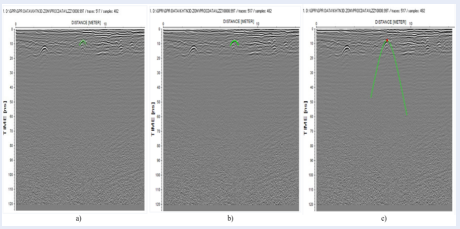
Hình 12: Kết quả xử lý tuyến đo 1 Trường Đại học Khoa học tự nhiên: (a) AutoHVS; (b) RANSAC; (c) Kết hợp hai phương pháp (Nguồn: Nhóm tác giả)



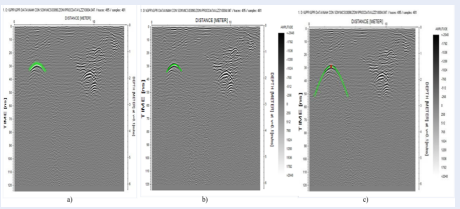
Hình 13: Kết quả xử lý tuyến đo 2 Trường Đại học Khoa học tự nhiên: (a) AutoHVS; (b) RANSAC; (c) Kết hợp hai phương pháp (Nguồn: Nhóm tác giả)



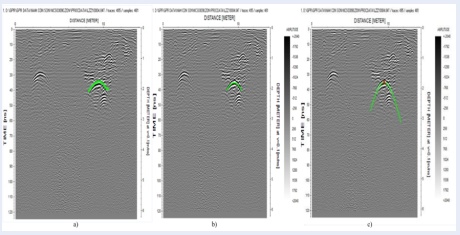
Hình 14: Kết quả xử lý tuyến đo 3- hyperbol thứ nhất Trường Đại học Khoa học tự nhiên: (a) AutoHVS; (b) RANSAC; (c) Kết hợp hai phương pháp (Nguồn: Nhóm tác giả)



Hình 15: Kết quả xử lý tuyến đo 3-hyperbol thứ hai Trường Đại học Khoa học tự nhiên: (a) AutoHVS; (b) RANSAC; (c) Kết hợp hai phương pháp (Nguồn: Nhóm tác giả)



Hình 16: Kết quả xử lý tuyến đo Nam Côn Sơn hyperbol thứ nhất: (a) AutoHVS; (b) RANSAC; (c) Kết hợp hai phương pháp (Nguồn: Nhóm tác giả)



Hình 17: Kết quả xử lý tuyến đo Nam Côn Sơn hyperbol thứ hai: (a) AutoHVS; (b) RANSAC; (c) Kết hợp hai phương pháp (Nguồn: Nhóm tác giả)

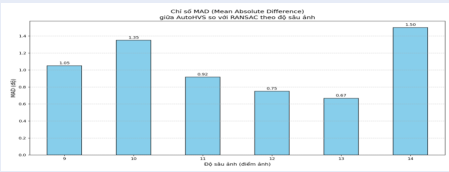
Bảng 3: Góc lệch theo độ sâu điểm ảnh của từng phương pháp và kết hợp cả hai phương pháp (Nguồn: Nhóm tác giả)

Độ sâu ảnh (điểm ảnh)	AutoHVS				RANSAC		Kết hợp	
	Nhánh trái (độ)	Nhánh phải (độ)	Trung bình hai nhánh (độ)	Tọa độ Đỉnh (x/t)	Mỗi nhánh	Tọa độ Đỉnh (x/t)	Mỗi nhánh	Tọa độ Đỉnh (x/t)
				dtpx=9				
KDC Gia Hòa								
Tuyến 1	31	31	31	321 151	30	323 153	30	322 147
Tuyến 2	33	29	31	121 156	30	122 160	29	122 157
Tuyến 3	31	29	30	104 156	29	104 160	29	104 156
Tuyến 4	33	31	32	115 156	31	114 156	30	114 156
Trường Đại học Khoa học tự nhiên, ĐHQG-HCM								
Tuyến 1	33	39	36	162 125	33	162 129	32	162 126
Tuyến 2	33	39	36	162 125	34	166 126	34	166 127
Tuyến 3 (hyperbol 1)	31	37	34	169 126	35	168 130	32	168 127
Tuyến 3 (hyperbol 2)	39	42	40,5	322 110	41	322 110	38	322 111
Nam Côn Sơn								
Hyperbol 1	22	22	22	154 191	22	154 195	22	154 191
Hyperbol 2	22	25	23	392 213	23	390 218	23	390 214
				dtpx =10				
KDC Gia Hòa								
Tuyến 1	33	32	32,5	321 151	31	323 153	31	322 147
Tuyến 2	33	30	31,5	121 156	31	122 160	30	122 157
Tuyến 3	33	32	32,5	104 156	31	104 160	31	104 156
Tuyến 4	34	32	33	115 156	32	114 156	32	114 156
Trường Đại học Khoa học tự nhiên, ĐHQG-HCM								
Tuyến 1	34	40	37	162 125	34	162 129	34	162 126
Tuyến 2	34	40	37	167 126	34	166 126	35	166 127
Tuyến 3 (Hyperbol 1)	32	38	35	169 126	34	168 130	34	168 127
Tuyến 3 (Hyperbol 2)	42	40	41	322 110	42	322 110	40	322 111
Nam Côn Sơn								
Hyperbol 1	23	23	23	154 191	23	154 195	23	154 191
Hyperbol 2	23	27	25	392 213	24	390 218	24	390 214
				dtpx =11				

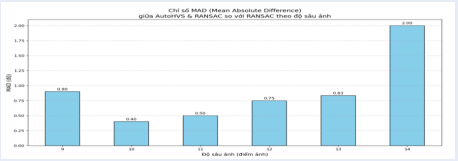
Continued on next page

Table 3 continued

Độ sâu ảnh (điểm ảnh)			AutoHVS		RANSAC		Kết hợp	
KDC Gia Hòa								
Tuyến 1	33	33	33	321 151	32	323 153	32	322 147
Tuyến 2	35	31	33	121 156	32	122 160	31	122 157
Tuyến 3	33	33	33	104 156	31	104 160	32	104 156
Tuyến 4	35	33	34	115 156	34	114 156	33	114 156
Nam Côn Sơn								
Hyperbol 1	24	25	23,5	154 191	24	154 195	24	154 191
Hyperbol 2	24	28	26	392 213	25	390 218	25	390 214
				dtpx =12				
KDC Gia Hòa								
Tuyến 1	34	34	34	321 151	34	323 153	33	322 147
Tuyến 2	35	32	33,5	121 156	33	122 160	32	122 157
Tuyến 3	34	34	34	104 156	32	104 160	33	104 156
Tuyến 4	37	34	35,5	115 156	35	114 156	34	114 156
Nam Côn Sơn								
Hyperbol 1	25	26	25,5	154 191	25	154 195	25	154 191
Hyperbol 2	25	29	27	392 213	26	390 218	26	390 214
				dtpx =13				
KDC Gia Hòa								
Tuyến 1	34	34	34	321 151	35	323 153	34	322 147
Tuyến 2	36	33	34,5	121 156	35	122 160	33	122 157
Tuyến 3	34	34	34	104 156	34	104 160	34	104 156
Tuyến 4	37	34	35,5	115 156	37	114 156	35	114 156
Nam Côn Sơn								
Hyperbol 1	26	27	26,5	154 191	26	154 195	26	154 191
Hyperbol 2	26	29	27,5	392 213	27	390 218	27	390 214
				dtpx =14				
KDC Gia Hòa								
Tuyến 1	35	35	35	321 151	37	323 153	35	322 147
Tuyến 2	34	36	35	121 156	37	122 160	34	122 157
Tuyến 3	35	35	35	104 156	36	104 160	35	104 156
Tuyến 4	35	38	36,5	115 156	39	114 156	36	114 156
Nam Côn Sơn								
Hyperbol 1	27	27	27	154 191	28	154 195	26	154 191
Hyperbol 2	27	30	28,5	392 213	29	390 218	28	390 214



Hình 18: Chỉ số MAD giữa AutoHVS so với RANSAC theo độ sâu ảnh (Nguồn: Nhóm tác giả)



Hình 19: Chỉ số MAD giữa việc kết hợp AutoHVS và RANSAC so với RANSAC theo độ sâu ảnh (Nguồn: Nhóm tác giả)

Nghiên cứu cho thấy cả hai thuật toán đều có khả năng xác định tốt góc lệch của hyperbol, nhưng vẫn chịu ảnh hưởng đáng kể bởi nhiễu nền hoặc nhiễu lốm đốm trên ảnh còn sót lại sau quá trình tiền xử lý trên ảnh Canny. Sự hiện diện của nhiễu làm cho quá trình truy vết của AutoHVS dễ bị sai lệch hoặc dừng đột ngột, dẫn tới việc khó xác định vị trí đỉnh hyperbol hoặc tạo ra đỉnh giả, từ đó khó xác định được góc lệch. Đối với RANSAC nhiễu làm tăng thời gian tính toán rất lớn và khả năng hội tụ về mô hình hyperbol đúng là rất thấp và tốn thời gian.

Kết hợp hai phương pháp để xác định góc lệch

Trong nghiên cứu này, hai thuật toán được kết hợp để tận dụng các ưu điểm của chúng nhằm tăng độ chính xác trong việc xác định đỉnh và khớp hoàn hảo đường cong đi qua đúng các vị trí tọa độ nhánh của thuật toán RANSAC, từ đó giúp xác định góc lệch hiệu quả hơn. Hình 8c, Hình 9c, Hình 10c, Hình 11c, Hình 12c, Hình 13c, Hình 14c, Hình 15c, Hình 16c, Hình 17c trình bày các lát cắt sau khi tiến hành kết hợp hai phương pháp để xác định góc lệch. Biểu đồ MAD (Hình 19) cho thấy không có khác biệt đáng kể về sai số trong việc kết hợp hai phương pháp để xác định góc lệch so với phương pháp RANSAC truyền thống, thậm chí ở độ sâu từ 9-13 điểm ảnh sự khác biệt là dưới 1°. Đồng thời, Bảng 4 cũng cho thấy chỉ số MAD tổng thể trên tất cả các tuyến đo và độ sâu là 0,8523°. Khi thực hiện khớp hàm được định hướng bằng AutoHVS tính tự động được nâng cao đáng kể. Nhà khảo sát không cần điều chỉnh thủ công vùng dữ liệu cho RANSAC để hạn chế nhiễu, đồng thời giảm đáng kể số lần lựa chọn hyperbol phù hợp trên ảnh. Việc kết hợp hai phương pháp vừa giúp lưu trữ lại thông tin khác biệt giữa hai nhánh, vừa nâng cao tính tự động hóa và vừa có thể đảm bảo được tính đối xứng của hyperbol trong khi sai số không thay đổi đáng kể. Hơn thế nữa bằng việc khớp hàm hyperbol, RANSAC có thể hỗ trợ AutoHVS trong việc xác định vị trí đỉnh hyperbol trong trường hợp ảnh gốc bị mờ, mất dữ liệu đỉnh chỉ còn dữ liệu nhánh hoặc mất một bên nhánh. Sự kết hợp này tạo tiền đề quan trọng để mở rộng phạm vi nghiên cứu sang lĩnh vực phục hồi ảnh Radar xuyên đất. Nhờ vào mô hình hình học đã được khôi phục, có thể phát triển các kỹ thuật nội suy vật lý hoặc khử mờ thích nghi nhằm tái thiết lập cấu hình ban đầu của ảnh.

Kết quả so sánh chéo giữa thuật toán RANSAC tiêu chuẩn và việc kết hợp thuật toán AutoHVS & RANSAC cho thấy sự nhất quán cao khi xác định góc lệch hyperbol trong điều kiện dữ liệu thực tế, chỉ số sai khác tuyệt đối trung bình MAD tổng thể giữa hai phương pháp là 0,8523°. Điều này chứng tỏ trung bình kết quả tính toán góc lệch của hai thuật toán chỉ chênh lệch nhau chưa đến 1°. Sự sai khác nhỏ này cung cấp bằng chứng mạnh mẽ về độ tin cậy tương đối của cả hai thuật toán khi không có giá trị chuẩn tuyệt đối.

Góc lệch của cùng đối tượng ngầm và các đối tượng ngầm khác nhau

Dựa vào giá trị góc lệch của 04 tuyến đo theo Bảng 3 tại khu dân cư Gia Hòa, chúng ta thấy rằng không có sự khác biệt đáng kể về góc lệch đối với các hyperbol biểu thị cùng một đối tượng ngầm và trong cùng một khu vực khảo sát, điều này khẳng định tính ổn định của các thuật toán trong việc xác định góc lệch của hyperbol và việc thay đổi đột ngột về góc lệch nếu có không phải từ các thuật toán. Đồng thời kết quả cũng cho thấy cùng một đối tượng ngầm thì sự sai lệch về góc lệch giữa các hyperbol của đối tượng ở mỗi tuyến là không đáng kể.

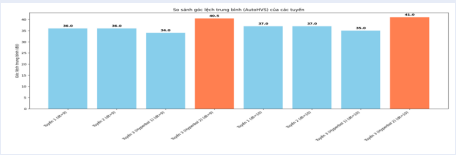
Hình 20 và 21 trình bày biểu đồ so sánh góc lệch của các đối tượng tại các tuyến đo thứ 1, 2, 3 khu vực trường Đại học Khoa học tự nhiên. Dựa trên trên biểu đồ ta thấy rằng không có sự khác biệt lớn về góc lệch đối với cùng một đối tượng ngầm ống cấp nước (hyperbol 1) ở cả ba tuyến đo. Trong khi đó đối với đối tượng ngầm là nhiễu tín hiệu điện (hyperbol 2) góc lệch của đối tượng này có sự khác biệt lớn so với góc lệch ống cấp nước ở các tuyến đo 1, 2 và 3 ở độ sâu 9 và 10 điểm ảnh. Cả hai phương pháp AutoHVS và

Bảng 4: Chỉ số MAD tổng thể (Áp dụng cho 8 lát cắt tại 03 khu vực đo với 10 hyperbol) (Nguồn: Nhóm tác giả)

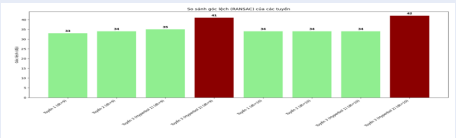
	AutoHVS và RANSAC (độ)	AutoHVS kết hợp RANSAC so với RANSAC (độ)
Chỉ số MAD tổng thể (Áp dụng chung cho 8 lát cắt tại 03 khu vực đo với 10 hyperbol)	1,0682	0,8523

RANSAC đều có thể xác định rõ sự khác biệt này, điều này có ý nghĩa quan trọng trong việc xác định sự khác biệt giữa đối tượng gây nhiễu và đối tượng ngầm cần quan tâm. Sự gia tăng đột biến của góc lệch có thể chỉ báo một sự khác biệt tính chất điện của đối tượng hoặc một sai số lớn trong quá trình thực hiện đo đạc, việc xây dựng các thuật toán tự động có khả năng phát hiện sự khác thường này hỗ trợ rất nhiều cho nhà khảo sát tại thực địa.

Bảng 3 cũng cho thấy nếu sử dụng AutoHVS luôn có sự sai lệch giữa hai nhánh hyperbol, có nhiều yếu tố làm ảnh hưởng đến sự sai lệch như độ dốc tuyến đo tại mỗi khu vực đo, lệch hướng đo, sai lệch khoảng cách đo, nhiễu… Tuy nhiên sự sai lệch này nhìn chung là nhỏ hơn so với sự sai lệch giữa các đối tượng ngầm khác nhau.



Hình 20: So sánh góc lệch trung bình các tuyến trường KHTN (AutoHVS) (Nguồn: Nhóm tác giả)

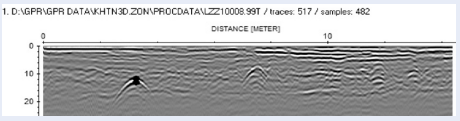


Hình 21: So sánh góc lệch các tuyến tại Trường Đại học Khoa học tự nhiên, ĐHQG-HCM bằng thuật toán RANSAC (Nguồn: Nhóm tác giả)

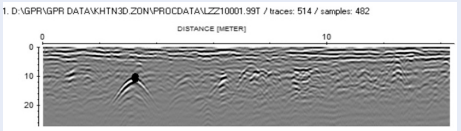
Như vậy qua việc xác định góc lệch chúng ta có thể thấy rằng đối với cùng một đối tượng ngầm tại cùng một khu vực khảo sát khả năng cao không có sự sai lệch quá lớn về góc lệch, vì vậy khi nhà khảo sát tiến hành đo đạc tại thực địa có thể đặt vấn đề khảo sát lại vị trí tuyến đo khi có sự thay đổi bất thường về góc lệch, đồng thời những đối tượng ngầm khác nhau trong một khu vực đo có khả năng có sự sai lệch lớn về góc lệch.

Xác định loại phân cực

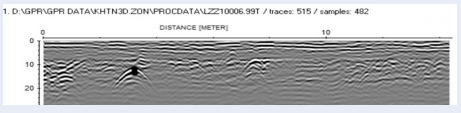
Hình 22, 23 và 24 trình bày cách thuật toán xác định loại phân cực, có hai vị trí đỉnh trên và đỉnh dưới được xác định thể hiện cho hai hyperbol, đối với trường hợp phân cực thuận thuật toán sẽ không định vị được đỉnh phía dưới. Việc xác định loại phân cực được thực hiện sau khi đã xác định được vị trí đỉnh của hyperbol. Trong trường hợp phân cực nghịch thuật toán Auto-HVS xác định vị trí đỉnh của hyperbol là vị trí đỉnh cao nhất đồng thời hướng dịch chuyển hướng xuống dưới và về hai phía nhánh của hyperbol nên không ảnh hưởng bởi các nhiễu loạn ở vùng phía trên đỉnh của các hyperbol. Đối với phân cực thuận chỉ biểu thị một vị trí đỉnh duy nhất.



Hình 22: Trình bày kết quả xác định loại phân cực lát cắt thứ nhất (Nguồn: Nhóm tác giả)



Hình 23: Trình bày kết quả xác định loại phân cực lát cắt thứ hai (Nguồn: Nhóm tác giả)



Hình 24: Trình bày kết quả xác định loại phân cực lát cắt thứ ba (Nguồn: Nhóm tác giả)

Việc tự động xác định loại phân cực vẫn phụ thuộc lớn vào chất lượng hình ảnh, thuật toán chỉ đạt hiệu quả cao khi nhiễu thấp và đỉnh hyperbol hiển thị rõ nét trên ảnh Canny. Trong điều kiện ảnh bị mờ,

nhiễu mạnh hoặc mất dấu đỉnh thì khả năng nhận diện của hệ thống bị hạn chế đáng kể. Trong khảo sát GPR, thông tin về loại phân cực là một tham số trọng yếu không thể tách rời, việc xác định chính xác đặc tính phân cực đóng vai trò quyết định trong quy trình minh giải dữ liệu sau thực địa. Đặc biệt, sự kết hợp đồng thời giữa vị trí đỉnh, góc lệch và loại phân cực không chỉ giúp tối ưu hóa khả năng nhận diện mục tiêu mà còn là cơ sở để tái cấu trúc hình học đối tượng một cách chuẩn xác, ngay cả trong điều kiện môi trường có độ nhiễu cao hoặc dữ liệu bị khuyết thiếu.

THẢO LUẬN

Nghiên cứu đã tiến hành thực nghiệm trên 02 mô hình lý thuyết và 08 lát cắt GPR được thu thập từ 03 khu vực có đặc điểm địa chất và hạ tầng kỹ thuật khác nhau (Khu dân cư Gia Hòa, Trường Đại học Khoa học tự nhiên và đường ống Nam Côn Sơn). Bộ dữ liệu nàybao gồm tổng cộng 02 hyperbol mẫu lý thuyết, 10 hyperbol mẫu ở các độ sâu biến thiên từ 1.0 m đến hơn 2.0 m trên thực tế và từ 9 đến 14 điểm ảnh trên ảnh. Các thuật toán đã chứng minh được khả năng thích nghi tốt với nhiều loại đối tượng cống bê tông, đường ống kim loại, cáp điện. Việc thuật toán Canny kết hợp AutoHVS nhận diện chính xác loại phân cực dựa trên cấu trúc điểm ảnh cho thấy hệ thống có khả năng lọc nhiễu môi trường hiệu quả, không bị phụ thuộc vào cường độ tín hiệu phản xạ mạnh hay yếu. Sự tương quan giữa hai phương pháp AutoHVS và RANSAC được thể hiện rõ qua chỉ số sai số tuyệt đối trung bình MAD, với giá trị MAD tổng thể đạt 1,0682°. Kết quả khẳng định rằng việc xác định góc lệch bằng các thuật toán tự động có độ tin cậy cao, điểm cải tiến trọng tâm của nghiên cứu là việc sử dụng AutoHVS làm bộ lọc khoanh vùng dữ liệu đầu vào cho RANSAC. Phương pháp đề xuất giải quyết được bài toán thử và sai của RANSAC truyền thống làm tăng hiệu suất tính toán, thay vì phải lấy mẫu ngẫu nhiên trên diện rộng việc khu trú vùng dữ liệu tiềm năng giúp thuật toán hội tụ nhanh hơn và tránh được các giá trị ngoại lai không mong muốn. Khác với các mô hình khớp hàm lý thuyết thuần túy, phương pháp đề xuất khả năng ghi nhận sự bất đối xứng của các nhánh hyperbol, một đặc điểm quan trọng khi đối tượng nằm trong môi trường địa chất không đồng nhất hoặc bị nghiêng.

Thuật toán AutoHVS có ưu thế vượt trội trong việc xác định chính xác vị trí đỉnh hyperbol do tác động trực tiếp vào từng điểm ảnh. Đồng thời còn có khả năng ghi nhận góc lệch riêng biệt cho từng nhánh, giúp phát hiện tính bất đối xứng của các đối tượng trong môi trường địa chất phức tạp, đây là vấn đề mà các mô hình khớp hàm lý thuyết thường bỏ qua. Tuy nhiên thuật toán này dễ bị ảnh hưởng bởi nhiễu nền hoặc nhiễu lốm đốm gây sai lệch trong quá trình truy vết. Thuật toán RANSAC mang lại kết quả tính toán góc lệch chính xác và ổn định nhờ cơ chế khớp hàm, giúp tái tạo các nhánh hyperbol ngay cả khi tín hiệu trên ảnh mờ nhạt. Nhược điểm lớn nhất là cơ chế lấy mẫu ngẫu nhiên trên toàn bộ ảnh khiến thời gian tính toán tăng mạnh khi có nhiều nhiễu, đôi khi vị trí đỉnh tìm được không khớp hoàn toàn với điểm ảnh thực tế.

Việc kết hợp AutoHVS để xác định vùng dữ liệu tiềm năng làm đầu vào cho RANSAC đã giải quyết triệt để sự phụ thuộc vào cảm tính của người vận hành. Dữ liệu phân tích cho thấy chỉ số MAD giảm xuống còn 0,8523° khi dùng phương pháp kết hợp. Kết quả này cho thấy sự ổn định cao hơn so với việc sử dụng RANSAC đơn lẻ trên toàn bộ lát cắt, vốn dễ bị ảnh hưởng bởi nhiễu. Về xác định loại phân cực, việc kết hợp thuật toán Canny Edge và cơ chế truy vết theo phương thẳng đứng của AutoHVS cho phép tự động phân biệt chính xác tín hiệu phân cực thuận và phân cực nghịch dựa trên cấu trúc điểm ảnh. Phương pháp đề xuất loại bỏ hoàn toàn tính chủ quan và sai số do cảm tính của người vận hành, trong khi việc vạch đường hyperbol thủ công tốn nhiều thời gian và khó đồng nhất giữa các lần thực hiện. Các thuật toán không chỉ giúp xác định nhanh thông số góc lệch mà còn cung cấp một công cụ định lượng để chuẩn hóa dữ liệu đầu vào. Việc xác định góc lệch với sai số dưới 1° trên các lát cắt kế cận cho thấy sự ổn định của phương pháp. Đây là tiền đề quan trọng để xây dựng các mô hình diễn giải cấu trúc hạ tầng ngầm 2,5D hoặc 3D một cách tự động, giảm thiểu rủi ro từ yếu tố con người và nâng cao hiệu suất công tác khảo sát thực địa.

KẾT LUẬN

Nghiên cứu này đã thành công trong việc đề xuất và đánh giá một quy trình xử lý dữ liệu Radar xuyên đất thực tế dựa trên các thuật toán xử lý ảnh nhằm xác định đỉnh, góc lệch và loại phân cực của các đối tượng ngầm. Việc sử dụng chỉ số sai lệch tuyệt đối trung bình (MAD) để đánh giá sự khác biệt góc lệch giữa hai kết quả tính toán ở các độ sâu khác nhau cho thấy tính tương đồng của các thuật toán. Chỉ số MAD tổng thể được tính toán là 1,0682° cho thấy kết quả góc lệch của hai thuật toán chỉ chênh lệch nhau trung bình chưa đến 1°, còn khi kết hợp hai thuật toán với nhau là 0,8523°. Điều này khẳng định độ tin cậy tương đối cao của cả hai phương pháp khi áp dụng trong môi trường thực tế phức tạp. Kết quả thực nghiệm cho thấy, sự kết hợp giữa AutoHVS và RANSAC tạo ra một quy trình phát hiện hình dạng hyperbol ổn định. Tuy nhiên, kết quả phụ thuộc mạnh vào độ sắc nét của

ảnh biên đầu vào, nên việc tối ưu hóa ngưỡng Canny vẫn là chìa khóa để đảm bảo các thuật toán không bị đánh lừa bởi các cấu trúc nhiễu có hình dạng tương đồng với các hyperbol.

Phân tích sự khác biệt kết quả theo từng độ sâu ảnh cho thấy sự ổn định của cả hai thuật toán ít bị ảnh hưởng bởi sự thay đổi của độ sâu thực tế của đối tượng khảo sát. Nghiên cứu cho phép người khảo sát tùy chọn sử dụng từng thuật toán hoặc kết hợp cả hai, giúp tối ưu hóa ưu điểm của cả RANSAC và AutoHVS. Bài báo cũng đã trình bày phương pháp xác định loại phân cực của đối tượng dựa trên thuật toán AutoHVS, nâng cao tính tự động và bổ sung thông tin quan trọng cho việc minh giải. Các kết quả nghiên cứu cung cấp một công cụ đáng tin cậy và linh hoạt, nâng cao khả năng tự động hóa và độ chính xác trong việc giải đoán dữ liệu GPR.

Nghiên cứu khẳng định sự kết hợp vị trí đỉnh, góc lệch, và loại phân cực cung cấp bộ khung dữ liệu cốt lõi, tối ưu hóa khả năng nhận diện mục tiêu và cho phép tái cấu trúc hình học đối tượng một cách chuẩn xác. Đồng thời sự sai khác về góc lệch trên cùng một lát cắt được chỉ ra là dấu hiệu nhận biết các đối tượng ngầm khác nhau. Việc tự động xác định các thông số này bằng thuật toán máy tính giúp giảm thiểu đáng kể thời gian xử lý tại hiện trường và khắc phục kịp thời các sai lệch dữ liệu, tránh gây khó khăn trong giai đoạn minh giải sau đo đạc. Kết quả này tạo tiền đề quan trọng, mở ra triển vọng mới trong việc nghiên cứu các thuật toán tái tạo và phục hồi chất lượng ảnh gốc từ các tín hiệu GPR bị suy giảm.

DANH MỤC CÁC TỪ VIẾT TẮT

GPR: Ground penetrating radar
MAD: Độ lệch tuyệt đối trung bình
RMSE: Sai số bình phương trung bình gốc

XUNG ĐỘT LỢI ÍCH

Các tác giả đồng ý không có bất kỳ xung đột lợi ích nào liên quan đến các kết quả đã công bố.

ĐÓNG GÓP CỦA TÁC GIẢ

Nguyễn Hữu Tâm: Ý tưởng, thu thập dữ liệu, xử lý dữ liệu, xây dựng phương pháp, viết nội dung, lập trình thuật toán.

Đặng Hoài Trung: Thu thập dữ liệu, thảo luận, xử lý dữ liệu, viết nội dung.

Nguyễn Ngọc Trường: Xử lý dữ liệu.

LỜI CẢM ƠN

Chúng tôi xin chân thành cảm ơn Trường Đại học Khoa học tự nhiên, ĐHQG-HCM đã hỗ trợ kinh phí để thực hiện nghiên cứu này. Nghiên cứu này được tài trợ bởi Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh theo đề tài mã số DS.C2025-18-05.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Tam N, Đ H Trung, Van N. Locate hyperbolas on Ground Penetrating Radar slices with auto filter selection algorithm. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science;2024.
2. Fischler MA, Bolles RC. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. Communications of the ACM. 1981;24(6):381–395.
3. Bader M, Sevara C, Schreg R, Meyer C. Hyperbola Detection with RetinaNet and Comparison of Hyperbola Fitting Methods in GPR Data from an Archaeological Site. Remote Sens. 2022;14(15):3665.
4. Leys C, Ley C, Klein O, Bernard P, Licata L. Detecting outliers: Do not use standard deviation of mean, use absolute deviation around the median. J Exp Soc Psychol. 2013;49(4):764–6.
5. Green B. Canny edge detection tutorial. Retrieved: March. 2002;6:2005.
6. Canny J. A computational approach to edge detection. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell. 1986;8(6):679–98.
7. Jol HM. Ground penetrating radar theory and applications: elsevier. 2008;.
8. Vấn N, Giảng N. Ra đa xuyên đất: phương pháp và ứng dụng. NXB ĐHQG TP HCM. 2013;.
9. Annan AP. Ground Penetrating Radar: Workshop Notes. Mississauga, Ontario: Sensors & Software Inc; 2001.
10. Draper NR, Smith H. Applied Regression Analysis, 3rd ed. New York, NY, USA: John Wiley & Sons; 1998.
11. Pedregosa F, Varoquaux G, Gramfort A, Michel V, Thirion B, Grisel O, et al. Scikit-learn: Machine learning in Python. Journal of Machine Learning Research. 2011;12:2825–2830.
12. Van Rossum G, Drake FL. Python 3 Reference Manual. Scotts Valley, CA: CreateSpace; 2009.
13. Harris CR, Millman KJ, Van Der Walt SJ, Gommers R, Virtanen P, Cournapeau D. Array programming with NumPy. Nature. 2020;585(7825):357–362. Available from: https://doi.org/10.1038/s41586-020-2649-2.
14. The pandas development team. pandas-dev/pandas: Pandas [software]. Zenodo; 2020 Feb [cited 2026 Jan 23].; 2020. Available from: https://doi.org/10.5281/zenodo.3509134.
15. Hunter JD. Matplotlib: A 2D graphics environment. Comput Sci Eng. 2007;9(3). Available from: https://doi.org/10.1109/MCSE.2007.55.
16. 16.Python Software Foundation. Python Language Reference, version 3.12. 2026. Available from: https://www.python.org.
17. Bradski G. The OpenCV Library. J Softw Dr Dobb's J Softw Tools. 2000;25(11):120–123.
18. Huber PJ, Ronchetti EM. Robust Statistics. 2nd ed. John Wiley & Sons; 2009.

VNUHCM Journal of Advanced Research and Natural Sciences 2026, 10(3):3716-3731

Open Access Full Text Article

Research Article

Application of image processing algorithms for determining polarization types and limb tilt angles of hyperbolas in ground penetrating radar profiles

Nguyen Huu Tam[1,2,*], Dang Hoai Trung[1,2], Nguyen Ngoc Truong[1,2]

Use your smartphone to scan this QR code and download this article

ABSTRACT

In the Ground Penetrating Radar (GPR) method, high-frequency electromagnetic waves are transmitted into the subsurface environment and subsequently reflected upon encountering buried objects that exhibit significant contrasts in electromagnetic properties. On GPR radargrams, these reflections from underground targets typically manifest as hyperbolic signatures, in which the apex position, limb geometry, tilt angle, and signal polarity constitute the most fundamental features for the data interpretation process. The automated identification and extraction of these specific characteristics are of immense practical significance for processing large-scale survey datasets, facilitating the correlation of anomalies across multiple scan lines, and substantially reducing the heavy reliance on manual interventions.

This research implements and performs a comprehensive comparative analysis of two prominent image processing algorithms, namely AutoHVS and RANSAC, for the precise determination of apex coordinates and hyperbola limb tilt angles on GPR profiles. Furthermore, the study proposes an innovative approach utilizing the AutoHVS algorithm to assist in identifying polarity types based on edge structures following the application of the Canny edge detection algorithm. The capability to analyze polarity types through edge structures opens up new research directions for supporting the classification of the material nature of detected objects. Results derived from both theoretical models and real-world, field-acquired data across various locations with diverse underground infrastructure indicate that the two methods yield highly consistent outcomes for tilt angle determination. Simultaneously, the hybrid AutoHVS–RANSAC approach effectively enhances the level of automation and mitigates the adverse impacts of noise during the input data selection phase. These research findings contribute to the establishment of a robust automated workflow for identifying the geometric features of hyperbolas, thereby providing significant support for GPR data interpretation in geological surveys and underground engineering applications.

Key words: Ground Penetrating Radar (GPR), tilt angle, AutoHVS, RANSAC

[1]*Faculty of Physics and Engineering Physics, University of Science, Ho Chi Minh City, Vietnam*

[2]*Vietnam National University, Ho Chi Minh City, Vietnam*

Correspondence

Nguyen Huu Tam, Faculty of Physics and Engineering Physics, University of Science, Ho Chi Minh City, Vietnam

Vietnam National University, Ho Chi Minh City, Vietnam

Email: nhuutam1989@gmail.com

History

- Received: 31-10-2025
- Revised: 19-05-2026
- Accepted: 28-05-2026
- Published Online: 08-09-2026

DOI : **https://doi.org/10.32508/vnuhcmjarns.v10i3.1489**

Check for updates

Copyright

© VNUHCM Journal. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution 4.0 International license.

Cite this article : Tam N H, Trung D H, Truong N N. **Application of image processing algorithms for determining polarization types and limb tilt angles of hyperbolas in ground penetrating radar profiles**. *VNUHCM J. Adv. Res. Nat. Sci.* 2026; 10(3):3716-3731.