



## Journal of Mining and Earth Sciences

Website: <http://jmes.humg.edu.vn>

# LiDAR point cloud classification using point elevation and reflection intensity



Phuong Huu Thi Nguyen <sup>1,\*</sup>, Duc Van Dang <sup>2</sup>, Xuan Truong Nguyen <sup>3</sup>, Loi Huu Pham <sup>1</sup>, Thang Minh Nguyen <sup>4</sup>

<sup>1</sup> Hanoi University of Mining and Geology, Hanoi, Vietnam

<sup>2</sup> Institute of Information Technology - VAST, Hanoi, Vietnam

<sup>3</sup> Scientific and technical development support center - HUMG, Hanoi, Vietnam

<sup>4</sup> General Department of Geology and Minerals – MONRE, Hanoi, Vietnam

### ARTICLE INFO

#### Article history:

Received 09<sup>th</sup> June 2022

Revised 29<sup>th</sup> Sept. 2022

Accepted 04<sup>th</sup> Oct. 2022

#### Keywords:

Intensity,  
LiDAR,  
LiDAR point cloud,  
LiDAR point elevation.

### ABSTRACT

*The data obtained from LiDAR includes a lot of valuable information and is applied in many different fields such as geodesy - cartography, and antiques. information transmission, etc. LiDAR point cloud contains a lot of information about the object such as high point, point reflection intensity, nominal distance (NPS), and grayscale value, etc., each information is used in different problems. to clarify the three-dimensional spatial distribution, the zoning surface, or the features of the topography and features in the survey area. In the article, the authors use information altitude and reflection intensity, two typical symbols of data LiDAR, to implement a mathematical layer application to set digital elevation (DEM), model the face number (DSM), and 3D model to verify the partition of address, address at the area of testing. Pitch information is used by the author to separate groups of ground (ground) and non-ground (non-ground) points. Value reflection will be used to enhance accuracy when performing groundless classification into vegetative strata, and tall buildings. The use of point intensity reflection enhances the accuracy of previous high point-based geometry processing methods. With the accuracy of the problem analysis class reaching (ground (93.8%), building (91%), and vegetation (93,7%)), the models are set up just out of the partition of the required answer surface of the problem application.*

Copyright © 2022 Hanoi University of Mining and Geology. All rights reserved.

\*Corresponding author

E - mail: [nguyenthihuuphuong@humg.edu.vn](mailto:nguyenthihuuphuong@humg.edu.vn)

DOI: 10.46326/JMES.2022.63 (5).05



## Tạp chí Khoa học Kỹ thuật Mỏ - Địa chất

Trang điện tử: <http://tapchi.humg.edu.vn>

# Phương pháp phân lớp đám mây điểm LiDAR sử dụng độ cao và cường độ phản xạ của điểm

Nguyễn Thị Hữu Phương<sup>1,\*</sup>, Đặng Văn Đức<sup>2</sup>, Nguyễn Trường Xuân<sup>3</sup>, Phạm Hữu Lợi<sup>1</sup>, Nguyễn Minh Thắng<sup>4</sup>

<sup>1</sup> Trường Đại học Mỏ - Địa chất, Hà Nội, Việt Nam

<sup>2</sup> Viện Công nghệ thông tin – VAST, Hà Nội, Việt Nam

<sup>3</sup> Trung tâm Hỗ trợ phát triển Khoa học kỹ thuật - HUMG, Hà Nội, Việt Nam

<sup>4</sup> Tổng cục Địa chất và Khoáng sản – MONRE, Hà Nội, Việt Nam

### THÔNG TIN BÀI BÁO

### TÓM TẮT

#### Quá trình:

Nhận bài 09/6/2022

Sửa xong 29/9/2022

Chấp nhận đăng 04/10/2022

#### Từ khóa:

Cường độ phản xạ,  
Đám mây điểm LiDAR,  
Độ cao điểm,  
LiDAR.

Dữ liệu thu nhận được từ LiDAR gồm nhiều thông tin có giá trị và được ứng dụng trong nhiều lĩnh vực khác nhau như trắc địa – bản đồ, khảo cổ, thông tin truyền thông,... Đám mây điểm LiDAR chứa nhiều thông tin về đối tượng như độ cao điểm, cường độ phản xạ của điểm, khoảng cách danh nghĩa (Nominal Point Spacing - NPS), giá trị độ xám,... mỗi thông tin được sử dụng trong bài toán khác nhau để làm rõ hơn sự phân bố không gian ba chiều, phân bố bề mặt hay đặc trưng của địa hình, địa vật tại khu vực khảo sát. Trong bài báo, nhóm tác giả sử dụng thông tin độ cao và cường độ phản xạ, hai đặc trưng điển hình của dữ liệu LiDAR, để thực hiện bài toán phân lớp ứng dụng thành lập mô hình số độ cao (DEM), mô hình số bề mặt (DSM) và mô hình 3D để xác định sự phân bố của địa hình, địa vật tại khu vực thử nghiệm. Thông tin độ cao được nhóm tác giả sử dụng để tách nhóm điểm mặt đất (ground) và không mặt đất (non - ground). Giá trị cường độ phản xạ sẽ được sử dụng để tăng độ chính xác khi thực hiện phân loại điểm không mặt đất thành lớp thực vật, nhà cao tầng. Việc sử dụng cường độ phản xạ của điểm giúp tăng cường độ chính xác của các phương pháp xử lý hình học dựa trên độ cao điểm như trước đây. Với độ chính xác của bài toán phân lớp: đất (93,8%), công trình (91,0%) thực vật (93,7%), các mô hình được thành lập đã chỉ ra sự phân bố của bề mặt đáp ứng được yêu cầu của bài toán ứng dụng.

© 2022 Trường Đại học Mỏ - Địa chất. Tất cả các quyền được bảo đảm.

\*Tác giả liên hệ

E - mail: [nguyenthihuuphuong@humg.edu.vn](mailto:nguyenthihuuphuong@humg.edu.vn)

DOI: 10.46326/JMES.2022.63 (5).05

## 1. Mở đầu

Công nghệ LiDAR là sự phát triển và ứng dụng các thiết bị laser, định vị vệ tinh và đo quán tính để thu thập dữ liệu địa không gian trên bề mặt Trái đất (Yunfei và nnk., 2008). Tia laser được phản hồi từ mặt đất hay từ các bề mặt đối tượng như cây, đường hoặc nhà,... với mỗi xung sẽ đo được thời gian đi và về của tín hiệu, từ đó tính được khoảng cách từ nguồn phát laser tới đối tượng. Các đối tượng trên bề mặt Trái đất khác nhau có khả năng phản xạ tia quét laser với cường độ khác nhau. Mỗi thời điểm phát xung laser về phía đối tượng, hệ thống định vị vệ tinh (GNSS) và hệ thống đo hàng quán tính (INS) sẽ xác định vị trí không gian của điểm phát, góc định hướng trong không gian của tia quét (Dong và Chen, 2017). Số lượng tia phản xạ từ các đối tượng trên bề mặt Trái đất phụ thuộc vào tính không gian của các đối tượng trên đó. Số lượng tia phản xạ thu nhận được trên một giây là rất lớn, LiDAR thực hiện quét bề mặt với mật độ điểm dày đặc, kết quả cho ra dữ liệu đám mây điểm (ĐMĐ) biểu thị chi tiết bề mặt vùng quét. ĐMĐ là tập hợp các điểm dữ liệu tương tự thể giới thực theo ba chiều. Mỗi điểm được xác định bởi vị trí và màu sắc của chính nó. Trong ĐMĐ, điểm được đặc trưng bởi tọa độ (x, y), độ cao (z) và được hiển thị dưới dạng pixel để tạo mô hình 3D có độ chính xác cao (Vladutescu, 2018). Các thuộc tính dữ liệu LiDAR có thể khác nhau, tùy thuộc vào cách dữ liệu được thu thập và xử lý. Hầu hết các điểm dữ liệu LiDAR sẽ có giá trị cường độ, đại diện cho lượng năng lượng ánh sáng được cảm biến ghi lại (Wasser, 2020). Tuy nhiên, nếu chỉ sử dụng các đặc trưng hình học như độ cao không đủ thông tin để đánh giá về bản chất của địa hình, địa vật. Bản chất bề mặt sẽ ảnh hưởng đến việc phản xạ của tia laser, do đó, giá trị cường độ phản xạ là thông tin có giá trị để nhận biết bề mặt. Cường độ đo lường ánh sáng phản chiếu và ít phụ thuộc vào điều kiện ánh sáng so với cường độ mà bộ quét thụ động cảm nhận được.

Đặc trưng điểm LiDAR được công bố trong nghiên cứu của Yunfei và nnk. (2008) giới thiệu cách tiếp cận có thể phân chia lớp thực vật từ điểm ground trong khu vực đồi núi. Cách tiếp cận này chủ yếu dựa trên sự thay đổi về độ lệch của mật độ dữ liệu LiDAR từ các tín hiệu phản hồi. Với khu vực thử nghiệm ở phía nam của Đức và trung tâm thành phố Stuttgart, các tác giả đã đề xuất cách

tiếp cận thống kê để lọc điểm mặt đất dựa trên mối quan hệ mật độ trong đám mây điểm LiDAR. Trong đó, độ lệch và độ nhọn của sự phân bố này là hai đặc trưng, được sử dụng trong thống kê, và sự thay đổi của hai thông số được sử dụng để có thể biết được sự thay đổi của thực vật và ground. Kết quả phân lớp được sử dụng để tạo ra DTM, DSM và CHM (Mô hình chiều cao tán cây - Canopy Height Model). Rodriguez-Perez và nnk. (2017) đã sử dụng thuật toán phát hiện điểm để phát hiện và phân lớp các đối tượng đô thị và cây cối từ dữ liệu 3D MLS (Quét Laser di động - Mobile Laser Scanning) và TLS (Quét Laser mặt đất - Terrestrial Laser Scanning). Phương pháp bao gồm cả việc phân đoạn tự động để loại bỏ đi những phần không liên quan đến quá trình phân đoạn đối tượng. Những đối tượng này được phân đoạn bằng thuật toán RX và sau đó được phân cụm để chia lớp đối tượng thành các lớp như cây cối, hồ nhân tạo,...

Cũng chung ý tưởng phân lớp đám mây điểm LiDAR sử dụng phương pháp phân lớp điểm, Lin và nnk. (2012) đã thực hiện quá trình phân lớp bằng việc sử dụng đám mây điểm 3D. Đám mây điểm này được phân đoạn thành các đoạn độc lập, sau đó một vài đặc trưng của đối tượng được tính toán và cuối cùng các điểm sẽ được tự động phân lớp theo các đặc trưng này. Jing và nnk. (2021) đã nghiên cứu và sử dụng phương pháp phân lớp đám mây điểm LiDAR đa mặt được gọi là SE-PointNet ++ được đề xuất thông qua tích hợp khối SE (Squeeze-and-Excitation) với mạng phân đoạn ngữ nghĩa PointNet ++ được cải tiến. PointNet ++ trích xuất các đối tượng địa phương từ các điểm được lấy mẫu không đồng đều và đại diện cho mối quan hệ hình học giữa các điểm thông qua nhóm nhiều tỷ lệ. Khối SE được nhúng vào PointNet ++ để củng cố các kênh quan trọng nhằm tăng độ nhạy của đặc trưng của đám mây điểm tốt hơn các thuật toán học máy thông thường.

Dựa trên các đặc điểm của đám mây điểm LiDAR trong đô thị, nghiên cứu của Gao và nnk. (2020) dựa trên từ điển saliency và mô hình phân bố Dirichlet tiềm ẩn (LDA) để phân lớp đám mây điểm LiDAR. Phương pháp sử dụng thẻ thông tin về dữ liệu huấn luyện và nguồn thẻ của từng mục từ điển để xây dựng mô hình huấn luyện từ điển quan trọng trong mã rời rạc để thể hiện tính năng của điểm được đặt chính xác hơn. Và nó cũng sử

dụng trình phân lớp AdaBoost đa đường để thực hiện các tính năng của bộ tích điểm đa cấp.

Với kết quả thu nhận được từ những thử nghiệm trong các nghiên cứu đã được chỉ ra độ cao và giá trị cường độ tia phản xạ là những đặc trưng quan trọng của dữ liệu LiDAR. Đây là hai đặc trưng điển hình của dữ liệu LiDAR giúp dễ dàng nhận dạng loại đối tượng. Qua đó, có thể thấy độ cao và cường độ phản xạ của điểm là dữ liệu đầu vào quan trọng của bài toán phân lớp đám mây điểm LiDAR. Dựa trên hai đặc trưng này sẽ thực hiện bài toán phân lớp chính xác và ứng dụng cho các bài toán khác nhau. Sử dụng độ cao và cường độ phản xạ trong bài toán phân lớp thành lập DEM/DSM và mô hình 3D là phù hợp và cần thiết. Với thông tin cường độ phản xạ của điểm được sử dụng không bị ảnh hưởng của môi trường chiếu sáng mà phụ thuộc vào bản chất bề mặt của vật phản xạ. Nhất là trong bối cảnh hiện nay, các bài toán ứng dụng tại Việt Nam đang phụ thuộc vào phần mềm xử lý dữ liệu được bán kèm cùng thiết bị LiDAR, bị ảnh hưởng bởi bản quyền và sự hạn chế trong chuyển giao công nghệ.

## 2. Đặc trưng độ cao điểm và cường độ phản xạ

Dữ liệu chính được tạo ra trong quá trình quét tia laser của LiDAR là điểm. Điểm LiDAR được hình thành khi cảm biến quang học truyền chùm tia laser về phía mục tiêu trong khi di chuyển qua các tuyến đường khảo sát cụ thể. Sự phản xạ của tia laser từ mục tiêu được máy thu trong cảm biến LiDAR phát hiện và phân tích. Các máy thu này ghi lại thời gian chính xác từ khi xung laser rời khỏi hệ thống đến khi nó được quay trở lại để tính toán khoảng cách giữa cảm biến và mục tiêu. Kết hợp với thông tin vị trí, các phép đo khoảng cách này được chuyển đổi thành phép đo các điểm ba chiều của mục tiêu phản xạ trong không gian. Dữ liệu điểm sau khi thu thập được đặc trưng bởi tọa độ  $x$ ,  $y$ ,  $z$  tham chiếu đến vị trí địa lý chính xác bằng cách phân tích phạm vi thời gian laser, góc quét laser, vị trí GNSS và thông tin đạo hàng quán tính INS.

Các đặc trưng điểm LiDAR được duy trì cho mỗi xung laser được ghi lại gồm (Geodetics, 2020):

- Giá trị  $(x, y, z)$ : tọa độ mặt phẳng  $(x, y)$  và độ cao  $(z)$  thể hiện vị trí chính xác của điểm. Trong đó, giá trị độ cao của điểm là giá trị quan trọng thể hiện cấu trúc bề mặt và thường được sử dụng nhiều nhất trong bài toán phân lớp đám mây điểm LiDAR.

Hệ thống LiDAR đo thời gian cần thiết để ánh sáng phát ra đi xuống mặt đất và quay trở lại. Thời gian đó được dùng để tính quãng đường đã đi. Khoảng cách di chuyển sau đó được chuyển đổi thành độ cao. Các phép đo này được thực hiện bằng cách sử dụng các thành phần chính của hệ thống LiDAR bao gồm GNSS xác định vị trí  $X, Y, Z$  của năng lượng ánh sáng và IMU cung cấp định hướng của máy bay trên bầu trời (Neonscience, 2020).

- Cường độ (Intensity): cường độ của tia laser phản xạ, được cung cấp dưới dạng số nguyên từ  $1 \div 256$ . Con số này thay đổi theo thành phần của vật thể bề mặt phản xạ chùm tia laser. Số thấp cho biết hệ số phản xạ thấp trong khi số cao cho biết hệ số phản xạ cao. Cường độ của chùm tia laser quay trở lại cũng có thể bị ảnh hưởng bởi góc tới (góc quét), phạm vi, thành phần bề mặt, độ nhám và độ ẩm. Đây là giá trị thường được sử dụng để phân lớp bề mặt (ESRI, 2016). Trong tình huống giả định, cường độ tia laser phản xạ không bị ảnh hưởng khi góc quét nhỏ hơn  $10^\circ$ , chỉ giá trị cường độ thường phụ thuộc vào khoảng cách từ nguồn phát đến đối tượng, góc quan sát, và đặc trưng bề mặt. Từ những giá trị cường độ của điểm phản xạ, có thể biết được cấu trúc bề mặt và loại đối tượng như thảm thực vật, nhà cao tầng, thực vật cao,... Do đó, giá trị cường độ có thể sử dụng cho các ứng dụng như phân tích khu vực nguy hiểm, phân tích bề mặt,...

## 3. Phân lớp đám mây điểm LiDAR sử dụng độ cao điểm và giá trị cường độ

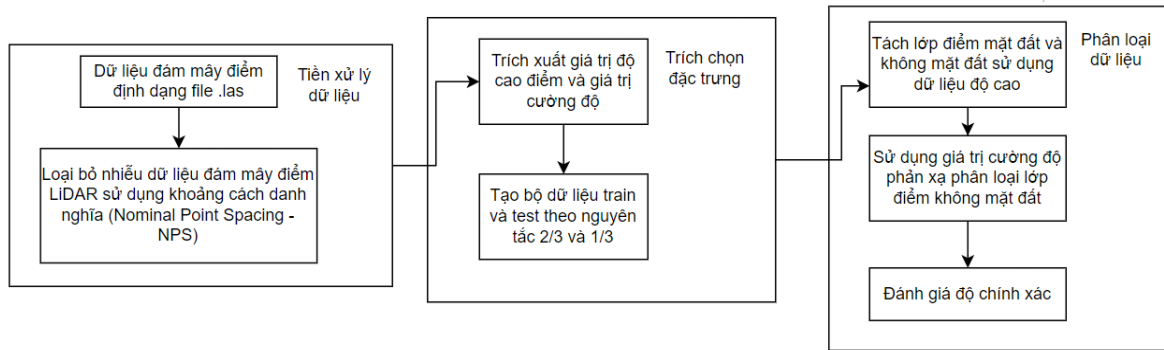
Phương pháp phân lớp đám mây điểm LiDAR dựa trên độ cao điểm và giá trị cường độ được thể hiện theo quy trình như trong Hình 1.

### 3.1. Tiền xử lý dữ liệu

a) Đám mây điểm LiDAR được thu nhận từ quá trình bay quét sẽ được xuất ra file dưới định dạng .las.

b) Thực hiện trích chọn đặc trưng:

Lấy thông tin độ cao  $(Z)$  của điểm. Giá trị độ cao của điểm trong đám mây điểm LiDAR là giá trị đặc trưng của dữ liệu LiDAR. Dựa trên giá trị độ cao ta có thể thực hiện các bài toán phân lớp, xây dựng các mô hình, tạo mô phỏng,... Trong bài báo



Hình 1. Phương pháp phân lớp đám mây điểm LiDAR sử dụng độ cao và giá trị cường độ.

này, nhóm tác giả sử dụng giá trị độ cao của điểm LiDAR để thực hiện tính toán phân bố theo độ cao để từ đó tính được khoảng cách danh nghĩa giữa các điểm theo phân bố độ cao. Theo đó, bước trích xuất giá trị độ cao của điểm từ file .las sẽ được thực hiện trước các bước tính toán tiếp theo.

#### c) Tạo đồ thị Voronoi:

Đồ thị Voronoi là khái niệm cơ bản chỉ cấu trúc dữ liệu được nghiên cứu trong hình học. Một đồ thị Voronoi được định nghĩa như một đồ thị tối thiểu của tập hữu hạn các hàm liên tục (Kalantari, 2013). Đồ thị Voronoi thường chia tập dữ liệu thành các vùng, mỗi vùng gồm các điểm gần với điểm nhất định hơn so với các điểm khác. Như vậy ta có thể nói mỗi điểm trong đám mây điểm sẽ có khoảng cách nhất định với một điểm nào đó (Pokojski và nnk., 2018). Do đó, sử dụng đồ thị Voronoi rất dễ để tìm ra vùng đa giác theo đường bay, từ đó tính toán được khoảng cách danh nghĩa NPS. Để tìm được đồ thị Voronoi của đám mây điểm, nhóm tác giả dựa trên thuật toán dòng quét Fortune (từ dưới lên trên), thuật toán được thực hiện theo các bước sau:

Về tập điểm  $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$  với  $p_i$  là các điểm LiDAR bao gồm các thuộc tính  $(x, y, z, \text{cường độ phản xạ, thứ tự trả về, \dots})$ . Tìm đồ thị Voronoi theo các bước sau (Pokojski và nnk., 2018):

Bước 1: Xác định vị trí các điểm dựa trên tọa độ mặt bằng điểm  $(x, y)$  - kí hiệu  $s$ .

Bước 2: Xác định một phép biến đổi  $*(P)$  với  $*(P) = (p_x, p_y + d(P))$ , xác định đường quét  $T$ ,  $R_s$  là vùng bao quanh vị trí  $s$ ,  $B_{ij}$  là vùng biên giữa hai vị trí  $s_i, s_j$ . Coi các  $s_m$  là các vị trí với giá trị tối thiểu của tọa độ  $y$  theo  $x$ . Tập  $Q = P - \{s_m\}$ , tạo các đường biên dọc ký hiệu  $B_{0s_1, s_2}, B_{0s_2, s_3}, \dots, B_{0s_{m-1}, s_m}$ . Đường quét  $T$  là tập hợp bao gồm các giá trị  $\{*(R_{s_1}), B_{0s_1, s_2}, *(R_{s_2}), B_{0s_2, s_3}, \dots, *(R_{s_{m-1}}), B_{0s_{m-1}, s_m}\}$ .

Bước 3: nếu  $s_i$  là vị trí trong  $*(P)$  sử dụng phép biến đổi  $*(P)$  để tìm tần suất xảy ra của vùng  $R_s$  trong  $T$ . Nếu  $s_i$  thuộc vào  $T$  tạo một đường biên  $B$  mới và loại bỏ bất kỳ điểm nào nằm ở vùng ranh giới, và thêm bất kỳ điểm nào nằm ở vùng giao của vùng trên và dưới của đường quét.

Bước 4: Nếu  $s_i$  là đỉnh của Voronoi, xét  $s_i$  theo vị trí bên trái hay bên phải của đường quét, tiến hành tạo mới đường biên  $B$  mới và loại bỏ hay thêm vào các điểm ở vùng biên theo vị trí của điểm.

Bước 5: Ghi nhận lại các vị trí  $s_i$  này vào tạo đường phân vùng vị trí.

Bước 6: Lưu lại các đường biên này trong đường quét để tạo thành đồ thị Voronoi.

d) Sau khi tìm được đồ thị Voronoi của đám mây điểm LiDAR, NPS được tính theo mật độ điểm. Sự phân bố điểm trong không gian theo các bước sau:

- Sắp xếp giá trị khoảng cách và mật độ từ thấp đến cao.

Trong đó, khoảng cách (Point Spacing -  $PS$ ) và mật độ điểm (Point Density -  $PD$ ) được tính theo các công thức sau:

$$PD = \frac{1}{V} \quad (1)$$

Trong đó:  $V$  - một ô Voronoi.

Ô Voronoi cho một nút trong đồ thị Voronoi là phần bên trong của đa giác lồi của các điểm gần nhất.

$$PS = \text{MAX}(\Delta p_{ki} \in P_k) \quad (2)$$

Trong đó:  $\Delta p_{ki}$  - khoảng cách giữa hai điểm ( $m$ );  $P_k$  - tập điểm lân cận của  $p_k$  (điểm).

Tính toán phân vị của giá trị  $PS$  và  $PD$  bằng cách gán giá trị phân vị này =  $NPS$ .

Các phân vị là các điểm cắt chia phạm vi phân

phối xác suất thành các khoảng liên tục với xác suất bằng nhau hoặc chia các quan sát trong một mẫu theo cùng một cách. Phân vị được tính theo công thức:

$$Pe = \frac{n}{N} * 100 \quad (3)$$

Trong đó: n - xếp hạng của giá trị đã cho, hoặc số lượng giá trị nhỏ hơn một giá trị cho trước; N - tổng số dữ liệu.

e) Sử dụng thuật toán kNN (k - Nearest Neighbors - k láng giềng gần nhất) dựa trên NPS loại bỏ nhiễu đám mây điểm LiDAR.

Dựa trên mật độ điểm và NPS, sử dụng kNN tìm kiếm điểm lân cận gần nhất theo NPS, sử dụng giá trị ngưỡng là một số nguyên k thường được khởi gán theo độ lớn của dữ liệu (gán giá trị bằng tổng số điểm trong ĐMĐ) và giá trị NPS cho mọi điểm được kí hiệu là x. Khoảng cách giữa các điểm mẫu và x được sắp xếp theo:

$$D_1(x) < \dots < D_{k-1}(x) < D_k(x) < \dots < D_N(x) \quad (4)$$

Tính toán xác suất theo công thức:

$$P(x) = N^{-1} D_k(x) \sum_{i=1}^N K[D_k(x)(x - X_i)] \quad (5)$$

Trong đó:  $D_k(x)$  - khoảng cách từ x đến k láng giềng của nó (m);  $K(\dots)$  là hàm Gaussian.

Sau khi có giá trị xác suất, loại bỏ biên bằng cách so sánh độ cao của các điểm với điểm lân cận, nhằm tìm kiếm những điểm bị loại bỏ. Điểm bị loại bỏ là điểm có giá trị độ cao thay đổi quá lớn trước và sau khi so sánh với k láng giềng của nó và giá trị mật độ là thấp.

Để so sánh được độ cao của các điểm với điểm lân cận, sử dụng công thức:

$$\begin{cases} Z_{th} = 3 * P(x) * Z_{std} \\ Z_{std} = \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{k=1}^k (Z_k - Z_{mean})^2} \\ Z_{mean} = \frac{1}{k} \sum_{k=1}^k Z_k \end{cases} \quad (6)$$

Trong đó:  $Z_{th}$  - ngưỡng độ cao để phát hiện điểm nhiễu (m);  $Z_{std}$  - phân bố chuẩn của điểm lân cận (m);  $P(x)$  - hàm xác suất;  $Z_{mean}$  - trung bình độ cao của điểm lân cận (m);  $Z_k$  - độ cao của điểm đang xét nhiễu (m). Nếu giá trị  $Z_k > Z_{th}$ ; đó là nhiễu, điểm sẽ bị loại bỏ.

### 3.2. Trích chọn đặc trưng

Thực hiện trích xuất thông tin độ cao và giá trị cường độ.

#### 3.2.1. Trích xuất thông tin độ cao của điểm

Trong hệ thống LiDAR, ánh sáng được phát ra từ tia laser xuống bề mặt địa hình. Tia laser truyền xuống mặt đất và nhanh chóng phản xạ lại từ những đối tượng trên bề mặt như tòa nhà, cành cây,... và cả bề mặt. Năng lượng tia phản xạ sau đó quay trở lại cảm biến LiDAR và được ghi lại.

Hệ thống LiDAR đo thời gian cần thiết để ánh sáng phát ra đi xuống mặt đất và quay trở lại. Các phép đo này được thực hiện bằng cách sử dụng các thành phần chính của hệ thống LiDAR bao gồm GNSS xác định vị trí x, y, z của tia quét và đơn vị đo lường quán tính (IMU) cung cấp định hướng của máy bay trên bầu trời.

Tính toán thực tế để đo khoảng cách mà một photon ánh sáng trở lại đã đi đến và đi từ một vật thể theo công thức sau:

$$D = (S*T)/2 \quad (7)$$

Trong đó: S - tốc độ của tia quét (m/s); T - thời gian đi và về của tia quét (s).

Trong bài báo, nhóm tác giả sử dụng thông tin độ cao làm đầu vào để phân tách nhóm điểm ground và non - ground.

#### 3.2.2. Trích xuất thông tin giá trị cường độ

Khi tia laser quét qua mặt phẳng mịn và không trong suốt, cường độ phản xạ lớn hơn cường độ phản xạ trên mặt phẳng có bề mặt mờ. Vì vậy, nếu một số khối có vật liệu phản xạ thấp được đặt trong một cảnh, các đặc điểm của dữ liệu đã quét được sử dụng làm các đặc trưng để hiệu chuẩn tốt hơn (Lin và nnk., 2020). Vì giá trị cường độ của các điểm đặc trưng là thấp hơn so với các điểm xung quanh, mẫu hiệu chuẩn có thể được trích xuất dễ dàng bằng các ngưỡng xác định trước. Sự phân loại các điểm có thể được thể hiện như sau:

$$P_i \in S_{CP}, \text{ nếu } I_{min} \leq I_{P_i} \leq I_{max} \quad (8)$$

Trong đó:  $S_{CP}$  - tập hợp điểm mẫu (điểm),  $I_{min}$  và  $I_{max}$  - ngưỡng trên và ngưỡng dưới của cường độ.

Có thể sử dụng hàm Gaussian để tính toán sự phân bố của tia phản xạ theo công thức:

$$k_s = e^{-\frac{\sigma^2}{n}} \quad (9)$$

Trong đó:  $k_s$  - hàm mật độ cường độ;  $\sigma$  - sự phân bố chuẩn của dữ liệu; n - số thành phần của

mô hình Gaussian.

Cường độ trung bình  $\mu$  của các điểm lân cận được sử dụng, vì nó là điều kiện các đặc trưng cường độ.

### 3.2.3. Lựa chọn tập dữ liệu huấn luyện và kiểm tra

Sử dụng nguyên tắc 2/3 dữ liệu làm tập huấn luyện và 1/3 dữ liệu làm tập kiểm tra cho tập dữ liệu thử nghiệm. Phân chia bộ dữ liệu theo nguyên tắc trên một cách ngẫu nhiên.

## 3.3. Phân lớp dữ liệu

### 3.3.1. Tách điểm ground và non - ground sử dụng thuật toán cực đại hóa kỳ vọng (Expectation Maximization - EM)

Giả sử có tập dữ liệu  $Z = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_n\}$ , với  $Z$  là độ cao của điểm trong đám mây điểm (m). Mô hình xác suất của phân bố Gaussian được thể hiện như sau:

$$P(Z_i) = \sum_{k=1}^K \Pi_k \text{Gaussian}(Z_i | \mu, \Sigma_k, C_k)^\beta \quad (10)$$

Trong đó:  $\mu$  - giá trị trung bình của tập dữ liệu (m),  $\Sigma$  - ma trận hiệp phương sai,  $C$  - hệ số mixing,  $\sigma$  - độ lệch chuẩn,  $\beta$  - tham số lập lịch được tính theo các công thức dưới đây:

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n Z_i}{n} \quad (11)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (r_i)^2} \quad (12)$$

$$\Sigma_k = V(L - r_i^2 I)^{1/2} R \quad (13)$$

$$C_k = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \gamma_k(Z_i) \quad (14)$$

Tăng dần giá trị  $\beta$  cho mỗi vòng lặp (giá trị của  $\beta$  không lớn hơn 1,  $\beta_{max} = 1$ ). Giá trị  $\beta$  được tăng thật chậm, nếu  $\beta > 1$ , tiến hành giảm dần về 1.

- Tính toán xác suất của một điểm  $Z_i$  thuộc về thành phần thứ  $k$  theo công thức:

$$P(k|Z_i) = \frac{(P(Z_i|k)P(k))^\beta}{P(Z_i)^\beta} \quad (15)$$

Trong đó:

$$P(Z_i) = \sum_{k=1}^K P(Z_i|k)P(k) \quad (16)$$

$$P(Z_i|k) = \sum_{k=1}^K C_k \text{Gaussian}(Z_i | \mu, \Sigma_k) \quad (17)$$

Với hàm phân bố Gaussian được tính theo công thức:

$$\text{Gaussian}(Z_i | \mu, \Sigma_k) = \frac{1}{2\pi\Sigma_k} * e^{-\frac{r_i^2}{2\sigma^2}} \quad (18)$$

Sau đó, thực hiện tham số cho mô hình với các giá trị  $\mu, \Sigma, C, \sigma$ .

Để phân loại điểm  $Z_i$  vào lớp  $k$  sẽ dựa trên hai điều kiện:

$$\begin{cases} \text{nếu } P(k|Z_i) \geq 0.5 \\ I_p < 1 \end{cases}$$

### 3.3.2. Phân loại nhóm điểm non-ground với giá trị cường độ phản xạ sử dụng Vector máy hỗ trợ (SVM)

Ta có vector đặc trưng của mô hình bao gồm các giá trị:

$$F_p = \{z_i, \text{reflection intensity}, \text{return number}, PS, PD\} \quad (19)$$

Có thể đánh giá trọng số của các đặc trưng thông qua công thức:

$$FW(p) = \sum_{i=1}^n \frac{\alpha_i v_{ip}}{\sum_{p*=1}^D v_{ip*}} \quad (20)$$

Trong đó:  $FW$  - trọng số của đặc trưng  $p$ ,  $D$  - số chiều đặc trưng,  $n$  - số vector hỗ trợ,  $\alpha_i v_i$  - hệ số vector hỗ trợ. Khi áp dụng cho tập dữ liệu huấn luyện, điểm sẽ được gán vào lớp tùy thuộc vào trọng số của nó. Đây là phương pháp thường được áp dụng cho bộ dữ liệu có lượng điểm lớn.

Thuật toán SVM được sử dụng để phân lớp nhóm điểm non - ground có sử dụng vector đặc trưng  $F_p$  được thực hiện như sau (Rodriguez-Perez và nnk., 2017):

Tập dữ liệu huấn luyện:  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , với  $X_i \in \mathbb{R}^d$ ,  $c_i$  - nhãn của lớp. Mô hình huấn luyện được biểu diễn như sau:

$$\min \phi(\omega, \epsilon) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n \epsilon_i \quad (21)$$

Với:

$$\begin{cases} c_i [\omega^T \varphi(x_i) + b] = c_i \sum_{i=1}^N \omega_i x_i + b \\ \text{với } i = 1 \dots n \\ \epsilon_i > 0 \text{ với } i = 1 \dots N \end{cases} \quad (22)$$

Trong đó:  $\omega$  - vector trọng số;  $C > 0$  - tham số tính toán sai số trong mô hình huấn luyện và độ phức tạp của mô hình;  $b$  - khoảng cách từ điểm trên siêu mặt phẳng đến điểm gốc;  $\phi(\omega, \epsilon)$  - hàm

ánh xạ dữ liệu đầu vào tới một không gian có chiều cao hơn, nơi dữ liệu có thể được phân tách một cách tuyến tính;  $\epsilon_i$  sẽ so sánh sự sai khác giữa  $\omega^T \varphi(x_i) + b$  và  $c_i$ .

Nếu  $\sum_{i=1}^N \omega_i x_i + b \geq 1$  điểm sẽ thuộc vào lớp A, ngược lại  $\sum_{i=1}^N \omega_i x_i + b \leq -1$  điểm sẽ thuộc lớp B.

Sai lệch được dung sai số với các giá trị được quan sát và dự đoán của dữ liệu đào tạo tối đa là  $\epsilon_i$  và các sai số lớn hơn sẽ bị loại bỏ. Để tối ưu bài toán, có thể sử dụng một Kernel để tăng độ chính xác cho vector nhiều chiều, Kernel Gaussian thường sẽ được sử dụng trong trường hợp này có dạng:

$$K(x_i, c_j) = e^{-\frac{1}{2\delta} \|x_i - c_j\|^2} \quad (23)$$

### 3.3.3. Đánh giá độ chính xác

Để thực hiện đánh giá độ chính xác của quá trình phân lớp, nhóm tác giả sử dụng độ đo: Độ chính xác (Precision), Độ hồi tưởng (Recall), F1 và ma trận sai số (confusion matrix) để thực hiện đánh giá. Giả sử có bảng ma trận sai số như sau:

Bảng 1. Bảng ma trận sai số.

Thực tế \ Dự đoán	Positive	Negative
Positive	TP - True Positive	FP - False Positive
Negative	FN - False Negative	TN - True Negative

Dựa trên ma trận sai số các độ đo được tính toán theo công thức:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (24)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (25)$$

Trong đó: TP - True Positive, điểm thuộc lớp  $A_i$  được phân loại vào đúng lớp  $A_i$ ;

TN - True Negative, điểm thuộc lớp  $B_i$  được phân loại vào đúng lớp  $B_i$ ;

FP - False Positive, điểm thuộc lớp  $A_i$  bị phân lớp nhầm vào lớp  $B_i$ ;

FN - False Negative, điểm thuộc lớp  $B_i$  bị phân lớp nhầm vào lớp  $A_i$ .

Dựa trên đường chéo chính của ma trận, một độ đo được nhóm tác giả sử dụng chính là độ chính xác tổng thể (Overall Accuracy - OA) để đánh giá độ chính xác của phân lớp với SVM. OA được tính theo công thức:

$$OA = \frac{\text{Tỉ lệ điểm được phân lớp đúng}}{\text{Tổng số điểm}} \quad (26)$$

## 3.4. Kết quả thử nghiệm và đánh giá độ chính xác

### 3.4.1. Bộ dữ liệu thử nghiệm

Dữ liệu thử nghiệm của bài báo là dữ liệu LiDAR hàng không (ALS) tại khu vực thành phố Ưng Bí, tỉnh Quảng Ninh vào năm 2020. Đám mây điểm có định dạng file .las chuẩn 1.2, với 1.458.323 điểm, mật độ điểm là 10.20 điểm/m<sup>2</sup>. Với các đặc trưng cường độ phản xạ, thứ tự tia phản hồi của điểm được thể hiện trong Bảng 2:

Bảng 2. Giá trị thứ tự tia phản xạ và cường độ phản xạ của điểm LiDAR.

STT	Tên thuộc tính	(Min, Max)
1	Thứ tự tia phản xạ	(0,4)
2	Số lượng tia phản xạ	(0,4)
3	Cường độ tia phản xạ	(0,255)

### 3.4.2. Kết quả phân loại

Trích xuất giá trị x, y, z, cường độ, thứ tự phản xạ trong đám mây điểm thể hiện trong Hình 2.

X	Y	Z
717068.79	4366595.37	2253.23 255 1
717069.10	4366595.51	2253.28 155 1
717069.49	4366595.66	2253.11 255 1
717069.52	4366595.59	2253.17 255 1
717069.20	4366595.46	2253.22 175 1
717068.87	4366595.33	2253.27 175 1
717068.59	4366595.20	2253.21 165 1
717069.31	4366594.11	2253.44 165 1
717069.72	4366594.28	2253.28 255 1
717070.08	4366594.42	2253.22 155 1
717070.40	4366594.56	2253.25 255 1
717070.65	4366594.68	2253.45 175 1
717070.76	4366594.75	2254.00 165 3

Hình 2. Đặc trưng của điểm được trích xuất.

Với ba cột đầu tiên thể hiện giá trị x, y, z, cột thứ 4 thể hiện giá trị cường độ của tia laser phản xạ và cột cuối cùng thể hiện thứ tự tia phản hồi. Quá trình phân lớp được thực hiện như sau:

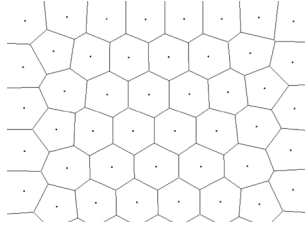
- Loại bỏ nhiễu với NPS và kNN.

Dựa trên đồ thị Voronoi được tạo trong Hình 3, sắp xếp điểm theo thứ tự tăng dần của độ cao, thực hiện tính toán mật độ điểm và sử dụng kNN (với k được lựa chọn theo tổng số điểm trong ĐMĐ) theo bộ dữ liệu đã được sắp xếp sẽ có tỉ lệ nhiễu trong bộ dữ liệu được thể hiện trong Hình 4.

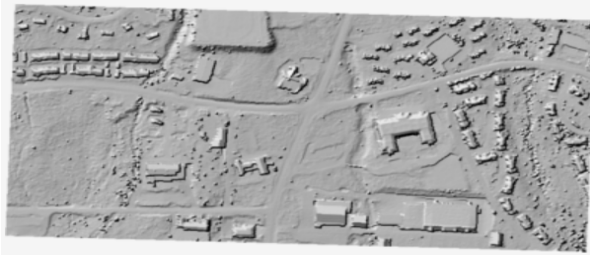
- Thực hiện phân lớp dữ liệu với EM theo các bước được thể hiện trong mục 3.3.1.



+ Lựa chọn số cụm, kết quả số lượng điểm trong mỗi cụm được thể hiện trong Bảng 4:



Hình 3. Một phần đồ thị Voronoi được tạo.



Hình 4. Mô hình DEM của khu vực thực nghiệm.

Bảng 3. Tỷ lệ nhiễu trong bộ dữ liệu thử nghiệm.

STT	Điểm	Số lượng điểm	
1	Giá trị đúng	1.452.134	100%
2	Nhiều	6.198	
3	Tổng số điểm	1.458.323	

Bảng 4. Số lượng điểm của từng cụm sau phân lớp.

	Cụm 1	Cụm 2	Cụm 3	Cụm 4
Số điểm	563.890	53.692	768.432	72.309

- Sử dụng cường độ phản xạ, cụm đã được phân cụm và công thức tính chỉ số thực vật các cụm được gán nhãn cho kết quả như trong Bảng 5:

Bảng 5. Gán nhãn cho cụm dựa trên cường độ phản xạ và chỉ số thực vật.

	Mặt đất	Tòa nhà	Thực vật	Chưa phân loại
Số điểm	563.890	53.692	768.432	72.309

- Thực hiện phân tách và tăng cường độ chính xác của quá trình gán nhãn với giá trị cường độ phản xạ kết hợp thông tin độ cao, ta có kết quả được thể hiện trong Bảng 6.

Bảng 6. Điểm được tăng độ chính xác với giá trị cường độ và độ cao.

	Mặt đất	Tòa nhà	Thực vật	Chưa phân loại
Số điểm	563.802	53.245	769.255	72.201

- Đánh giá độ chính xác của quá trình phân lớp với Precision, Recall và F1 được thể hiện trong Bảng 7.

Bảng 7. Đánh giá độ chính xác.

	Mặt đất	Tòa nhà	Thực vật	Chưa phân loại
Độ chính xác	93,8%	91,00%	93,7%	89,2%
Độ hồi tưởng	94,0%	90,50%	92,8%	89,70%
F1	93,9%	90,75%	93,25%	89,45%

Qua kết quả đánh giá với các độ đo trong Bảng 5, có thể thấy các điểm sau phân lớp đảm bảo độ chính xác cho các bài toán ứng dụng như tạo DEM/DSM với độ phân giải 1 m trong các Hình 4.

#### 4. Thảo luận

Qua kết quả thử nghiệm thấy rằng các đặc trưng của điểm trong đám mây điểm là thuộc tính rất quan trọng trong quá trình thu thập dữ liệu LiDAR. Khi được sử dụng và áp dụng thuật toán phù hợp có thể phục vụ cho nhiều bài toán khác nhau.

Đặc trưng của điểm LiDAR là thông tin rất quan trọng trong phân loại ĐMĐ. Với những đặc trưng thu được như độ cao và giá trị cường độ phản xạ được sử dụng trong bài báo đã cho kết quả phân loại trên bộ dữ liệu thử nghiệm với độ chính xác gần 94% với lớp ground và thực vật, 91% với lớp nhà được thể hiện trong Bảng 7. Kết quả sau phân loại được sử dụng để thành lập mô hình DEM, DSM với độ phân giải 1m cho kết quả có độ chính xác cao.

#### 5. Kết luận

Kết quả phân loại trong bài báo đã chỉ ra sự cần thiết của lựa chọn các đặc trưng của dữ liệu LiDAR quyết định tới độ chính xác của bài toán phân lớp. Các thông tin thu nhận được từ công nghệ LiDAR là rất lớn. Tuy nhiên, bộ dữ liệu có nhiều nhiễu và các điểm chưa được phân lớp là cản trở lớn để sử dụng dữ liệu LiDAR vào bài toán ứng dụng cụ thể. Với phương pháp loại bỏ nhiễu, thuật toán phân loại và các đặc trưng được sử dụng đã cho thấy giá trị và ý nghĩa của việc lựa chọn đặc trưng điểm phù hợp với yêu cầu của bài toán phân loại.

Với những thông tin về khu vực như dữ liệu đám mây điểm, thông số của hệ thống... đặc biệt

là những thông tin về đặc trưng của điểm trong file .LAS là thông tin quan trọng và có giá trị khi cung cấp đặc trưng và là dữ liệu đầu vào để thực hiện được bài toán phân lớp. Qua dữ liệu thử nghiệm, những đặc trưng này giúp quá trình phân lớp đạt được độ chính xác để thành lập DEM/DSM/mô hình 3D.

### Lời cảm ơn

Nhóm tác giả xin chân thành cảm ơn đề tài cấp cơ sở T22-03, Trường Đại học Mỏ - Địa chất đã tài trợ cho bài báo này.

### Đóng góp của các tác giả

Nguyễn Thị Hữu Phương - nghiên cứu về thuật toán và đưa ra quy trình, thực hiện thực nghiệm trong bài báo. Phạm Hữu Lợi, Nguyễn Minh Thắng - chỉnh sửa dữ liệu, thực nghiệm và đánh giá kết quả. Đặng Văn Đức, Nguyễn Trường Xuân - hỗ trợ và đưa ra định hướng giúp thực hiện nghiên cứu.

### Tài liệu tham khảo

Dong, P. and Chen, Q. (2017). *LiDAR remote sensing and applications*. CRC Press.

ESRI (2016). *ArcGIS for Desktop*. <http://desktop.arcgis.com/en/arcmap/10.3/manage-data/las-dataset/what-is-lidar-data.html>.

Gao, Y. & Li, M.C. (2020). Airborne lidar point cloud classification based on multilevel point cluster features. *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 42, 1231-1237.

Geodetics, (2020). *LiDAR intensity: What is it and What are it's application?*. <https://geodetics.com/lidar-intensity-applications/>.

Jing, Z., Guan, H., Zhao, P., Li, D., Yu, Y., Zang, Y., Wang, H. and Li, J. (2021). Multispectral LiDAR point cloud classification using SE-PointNet++. *Remote Sensing*, 13(13), 2516.

Kalantari, B. (2013). The State of the Art of Voronoi Diagram Research. *Transactions on Computational Science XX*, 1-4.

Lin, C.C., Mao, W.L. & Hu, T.L. (2020). Point Cloud Registration Using Intensity Features. *Sensors and Materials*, 32(7), 2355-2364.

Lin, K.F., Wang, C.P., & Sui, P.H. (2012). *Object-Based Classification for LiDAR Point Cloud*. Semantic scholars. <https://pdfs.semanticscholar.org/ea05/a9226252f933470a88fa73a3150802ad08e3.pdf>.

Neonscience (2020). *The Basic of LiDAR*. <https://www.neonscience.org/resources/learning-hub/tutorials/lidar-basics>.

Pokojski, W., & Pokojska, P. (2018). Voronoi diagrams—inventor, method, applications. *Polish Cartographical Review*, 50(3), 141-150.

Rodríguez-Cuenca, B., García-Cortés, S., Ordóñez, C., & Alonso, M.C. (2015). Automatic detection and classification of pole-like objects in urban point cloud data using an anomaly detection algorithm. *Remote Sensing*, 7(10), 12680-12703.

Rodriguez-Perez, R., Vogt, M., & Bajorath, J. (2017). Support vector machine classification and regression prioritize different structural features for binary compound activity and potency value prediction. *ACS omega*, 2(10), 6371-6379.

Vladutescu, V. (2018). Lidar system and working principles. *Application in atmospheric monitoring, surveillance and metrology*. New York City College of Technology. New York.

Yunfei, B., Guoping, L., Chunxiang, C., Xiaowen, L., Hao, Z., Qisheng, H., Linyan, B. and Chaoyi, C. (2008). Classification of LIDAR point cloud and generation of DTM from LIDAR height and intensity data in forested area. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 37(7), 313-318.

Wasser, L. A. (2020). *The Basics of LiDAR-Light Detection and Ranging-Remote Sensing*. National Science Foundation [Online]. Open Data to Understand our Ecosystems. Available: <https://www.neonscience.org/lidar-basics> [Accessed: October 28, 2020].