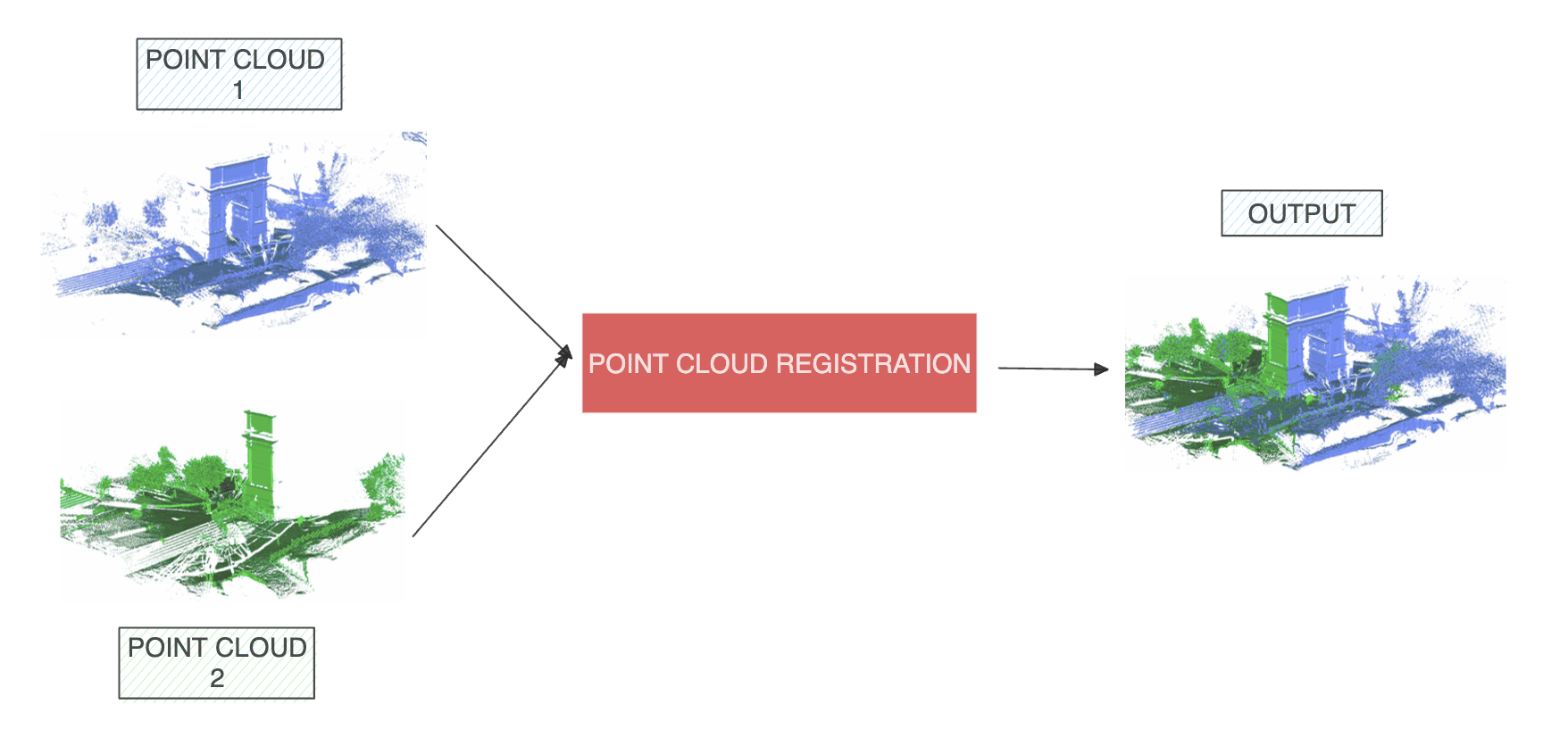
# Registration

## Khái niệm

Là quá trình căn chỉnh hai hoặc nhiều đám mây điểm (point cloud) sao cho chúng khớp với nhau trong cùng một hệ tọa độ. Điều này là vô cùng cần thiết nếu chúng ta có dữ liệu từ nhiều cảm biến hoặc góc quét khác nhau.



Ảnh ở: [Point Cloud Registration: Beyond the Iterative Closest Point Algorithm](https://www.thinkautonomous.ai/blog/point-cloud-registration/)

**Ví dụ**:

* Trong xe tự hành, Registration giúp ghép các Point Cloud từ LiDAR ở các thời điểm khác nhau để tạo bản đồ 3D.
* Khi kết hợp Point Cloud từ LiDAR với ảnh RGB, Registration đảm bảo các điểm 3D được chiếu chính xác lên ảnh 2D.

## Tầm quan trọng

Nếu không căn chỉnh đúng, dữ liệu sẽ bị lệch, dẫn đến sai sót trong tái tạo 3D, định vị robot, hoặc phát hiện vật thể.

## Tại sao chúng ta cần căn chỉnh trong xử lý điểm đám mây?

1. Kết hợp dữ liệu từ nhiều góc độ khác nhau

* Đám mây điểm thường được thu thập từ các thiết bị như LIDAR hoặc camera 3D, mỗi lần quét chỉ cho một phần góc độ của đối tượng (do góc quét hạn hẹp).
* Để tạo mô hình 3D hoàn chỉnh, chúng ta cần ghép các đám mây điểm này lại với nhau. Căn chỉnh chúng để đảm bảo các thành phần riêng lẻ khớp với nhau một cách chính xác.

1. Xử lý khác biệt về hướng

* Mỗi lần LIDAR hoặc Camera 3D … quét thì chúng có thể được thực hiện từ vị trí và góc độ khác nhau, dẫn đến các đám mây điểm nằm ở hệ tọa độ khác nhau.
* Căn chỉnh giúp di chuyển và xoay chúng (points cloud) nằm đúng vị trí tương ứng với nhau.

1. Tăng độ chính xác và giảm sai số

* Nếu không căn chỉnh, các đám mây điểm này sẽ không chồng khớp, dẫn đến mô hình 3D bị méo mó hoặc sai lệch
* Thuật toán như ICP sẽ giúp tối ưu hóa sự khớp nối, giảm sai số giữa các điểm tương ứng của hai hay nhiều point cloud.

1. Xử lý dữ liệu lớn và phức tạp

* Trong các ứng dụng như quét thành phố hoặc môi trường lớn, căn chỉnh là bước quan trọng để tổ chức dữ liệu từ hàng triệu điểm thành một mô hình thống nhất.

# Các phương pháp Registration

## ICP (Iternative Closest Point) Registration

### Thuật toán ICP là gì?

* Là thuật toán dùng để căn chỉnh hai đám mây điểm: Một đám mây nguồn là P và một đám mây đích là Q.
* Mục tiêu là tìm cách nào đó để xoay và di chuyển P để nó khớp với Q tốt nhất (gần trùng với Q hoặc trùng với Q).

### Nguyên lý hoạt động

* Tìm cặp điểm gần nhất

Với mỗi điểm trong đám mây nguồn (P), thuật toán sẽ xác định điểm gần nhất trong đám mây đích (Q) dựa trên khoảng cách Euclidean. Các cặp điểm này được coi là tương ứng tạm thời (tức là cặp điểm này có thể sẽ bị thay đổi).

* Tính toán biến đổi

Dựa trên các cặp điểm tương ứng, ICP sẽ tính toán ma trận quay (Rotation) và Vector tịnh tiến (Translation) nhằm giảm thiểu tổng sai số giữa các cặp điểm. Sai số thường được định nghĩa là tổng bình phương khoảng cách:

* Áp dụng biến đổi

Ma trận quay và vector tịnh tiến được áp dụng để cập nhật vị trí của đám mây nguồn (P) đưa nó gần hơn với đám mây đích (Q)

* Lặp lại

Các bước trên thực hiện lặp đi lặp lại, mỗi lần cập nhật các cặp điểm tương ứng và ma trận biến đổi, cho đến khi sai số E hội tụ (nhỏ hơn ngưỡng cho trước) hoặc đạt số lần lặp tối đa.

### Hình ảnh sau khi sử dụng thuật toán ICP

### Ưu điểm và nhược điểm

Khi sử dụng point to point tức sử dụng công thức sai số sau

Trong đó pi và qi lần lượt là điểm nguồn và điểm đích

Ưu điểm:

* Dễ triển khai tính toán toán đơn giản
* Phù hợp với point cloud có cấu trúc rõ ràng và sự chồng lấn lớn và ít nhiễu.

Nhược điểm:

* Nhạy cảm với nhiễu và ngoại lai dẫn đến lỗi sẽ tăng mạnh vì khoảng cách Euclidean được tính trực tiếp.
* Kém hiệu quả với bề mặt không đồng nhất vì nó không tận dụng được thông tin cấu trúc bề mặt

### Hướng giải quyết để cải thiện phần nhược điểm Point to Point?

Sử dụng biến thể Point to Plane:

Trong đó bổ sung thêm ni cho những qi là vector pháp tuyến

Ưu điểm:

Khắc phục được nhiều điểm yếu của Point to Point ICP bằng cách sử dụng thông tin bề mặt (pháp tuyến).

* Giảm phụ thuộc vào căn chỉnh ban đầu: Nhờ tối ưu hóa khoảng cách từ điểm đến mặt phẳng thay vì Điểm đến Điểm thì sẽ cho hội tụ tốt hơn ngay cả khi căn chỉnh ban đầu không chính xác, đặc biệt trên các bề mặt phẳng hoặc gần phẳng.
* Tăng tốc độ hội tụ: Việc sử dụng pháp tuyến giúp thuật toán tận dụng cấu trúc bề mặt, giảm số lần lặp cần thiết để đạt kết quả tối ưu, khắc phục vấn đề hiệu suất trên bề mặt không đồng nhất.
* Chống nhiễu tốt hơn: Point-to-Plane ICP ít bị ảnh hưởng bởi nhiễu nhỏ, vì nó tập trung vào hướng pháp tuyến thay vì khoảng cách tuyệt đối giữa các điểm.

Nhược điểm:

Làm tăng độ phức tạp và phụ thuộc vào chất lượng dữ liệu đầu vào.

## Registration Nâng Cao

### Colored Point Cloud Registration

* Khái niệm: Là kỹ thuật căn chỉnh tập hợp điểm (Point Cloud) bằng cách sử dụng cả thông tin tọa độ (X, Y, Z) và thông tin màu sắc (thường là RGB hoặc HSV).
* Mục tiêu: Là ghép các point cloud từ các góc nhìn khác nhau hoặc từ cảm biến khác nhau thậm chí là từng thời điểm khác nhau thành một hệ tọa độ chung. Tương tự như các phương pháp registration khác nhưng bổ sung thêm màu sắc để tăng độ chính xác.
* Sự khác biệt so với ICP truyền thống (chỉ dùng X, Y, Z)
* ICP truyền thống: Chỉ dùng tọa độ không gian (X, Y, Z) để tính khoảng cách Euclidean giữa các điểm gần nhất, sau đó tối ưu hóa chuyển động (R và t) để căn chỉnh hai point cloud. Dẫn đến sẽ không hiệu quả nếu các vật thể vô tình cùng chung hình dạng nhưng khác đặc trưng (như màu sắc, …)
* Colored ICP: Ngoài sử dụng khoảng cách không gian, thì Colored ICP còn xem xét khoảng cách giữa các màu sắc giữa các điểm. Dẫn đến hàm chi phí được điều chỉnh để cân bằng giữa độ tương đồng không gian và màu sắc. Điều này giúp cải thiện độ chính xác khi căn chỉnh các point cloud có thông tin màu sắc.
* Ưu điểm chính:
* Phân biệt vật thể tốt hơn: Thông tin màu sắc giúp phân biệt có hình dạng tương tự nhưng khác màu sắc.

Ví dụ: Trong xe tự hành biển báo màu đỏ có thể được nhận diện chính xác hơn nhờ dữ liệu màu.

* Tăng độ chính xác: Màu sắc cung cấp một số đặc trưng bổ sung, giúp giảm sai số khi căn chỉnh các point cloud.
* Thách thức (Nhược điểm):
* Ảnh hưởng bởi nhiễu màu sắc
* Tăng độ phức tạp của thuật toán do sử dụng thêm hàm chi phí màu sắc
* Thực hành:

|  |  |
| --- | --- |
| Sử dụng ICP truyền thống  (Point to Plane) | Sử dụng Colored ICP |
| A drawing of a triangle on a wall  AI-generated content may be incorrect. | A drawing of a triangle  AI-generated content may be incorrect. |

### Global registration

Hai phương pháp ICP và Colored ICP đều thuộc nhóm local registration, yêu cầu một estimate khởi tạo đủ gần. Khi ta không có phép biến đổi khởi tạo đủ gần, thuật toán local có thể kẹt tại cực tiểu cục bộ. Khi đó ta cần đến Global Registration để tìm alignment “toàn cục” ngay từ đầu.

Global registration tìm phép biến đổi ban đầu để căn chỉnh hai point cloud (source, target) mà không cần khởi tạo trước. Kết quả thường dùng làm input cho các bước local refinement.

Khái niệm cơ bản:

* Là tìm vị trí và hướng xoay tổng thể để ghép hai hoặc nhiều đám mây điểm lại mà không cần biết vị trí gần đúng ban đầu.
* Phù hợp khi point cloud ban đầu cách xa nhau hoặc chưa được căn chỉnh.

1. FPFH:

Fast Point Feature Histograms (FPFH) là một loại đặc trưng cục bộ cho point cloud, hỗ trợ việc đăng ký (registration) 3D một cách nhanh và hiệu quả hơn so với Point Feature Histograms (PFH) gốc.

FPH cơ bản: PFH mô tả hình học quanh một điểm qua việc tính toán ba biến đổi góc giữa pháp tuyến tại và mỗi cặp hàng xóm của nó trong bán kính , kết hợp thành histogram đa chiều. PFH có độ phân biệt cao nhưng phức tạp O(k2) với k là số hàng xóm

Simplified PFH (SPFH): chỉ tính mối quan hệ góc giữa và từng hàng xóm (không xét toàn bộ cặp đôi), độ phức tạp O(k).

FPFH: sau khi có SPFH cho mọi điểm, FPFH của được tổng hợp từ chính SPFH của và trung bình có trọng số SPFH của mỗi hàng xóm, cũng O(k). Công thức:

với là khoảng cách giữa và

* FPFH là lựa chọn lý tưởng cho các ứng dụng đăng ký 3D cần cả **tốc độ** lẫn **sự chính xác** trong môi trường có nhiều dữ liệu và outlier.

1. Trích xuất đặc điểm hình học với FPFH

Down-sample point cloud với voxel size

Ước lượng normals

Ước tính các pháp tuyến, sau đó tính toán một đặc điểm FPFH cho mỗi điểm. Đặc điểm FPFH là một vectơ 33 chiều mô tả thuộc tính hình học cục bộ của một điểm.

A blue and yellow object

AI-generated content may be incorrect.

* so sánh “tương đồng” giữa các điểm trong không gian đặc trưng, chuẩn bị cho bước RANSAC

1. RANSAC

**RANSAC (Random Sample Consensus)** là một thuật toán ước lượng tham số mô hình trong dữ liệu có nhiều nhiễu (outlier). Thay vì dùng toàn bộ dữ liệu (vốn có thể bị nhiễu làm sai lệch), RANSAC chọn ngẫu nhiên những mẫu nhỏ để đề xuất mô hình, rồi tìm tập “đồng thuận” (consensus set) của các điểm phù hợp với mô hình đó sao cho giá trị ngoại lệ không ảnh hưởng đến mô hình.

vd trong trường hợp này là 1 đường thẳng trong không gian 2 chiều

A comparison of a graph

AI-generated content may be incorrect.

Thuật toán RANSAC về cơ bản bao gồm hai bước được lặp đi lặp lại:

* Trong bước đầu tiên, một con các điểm dữ liệu được chọn ngẫu nhiên từ tập dữ liệu đầu vào. Một mô hình sẽ được xây dựng bằng cách xấp xỉ các điểm dữ liệu trên tập hợp này (giả sử tập dữ liệu này đủ nhiều để có thể xây dựng nên một mô hình)
* Trong bước thứ hai, thuật toán kiểm tra điểm dữ liệu nào phù hợp với mô hình ở bước đầu tiên. Một phần tử dữ liệu sẽ được coi là ngoại lệ nếu nó không phù hợp với mô hình trong một ngưỡng lỗi nhất định.

Ưu điểm của RANSAC là khả năng ước lượng: RANSAC có thể tạo ra các mô hình có mức độ chính xác cao ngay cả khi có một số lượng đáng kể các giá trị ngoại lai trong tập dữ liệu.

Nhược điểm của RANSAC là nó không có giới hạn trên về thời gian cần thiết để tính toán (trừ khi chúng ta vét cạn mọi tập con). Khi số lần lặp bị giới hạn, mô hình thu được có thể không tối ưu và thậm chí có thể hoàn toàn không phù hợp.

* Theo đó, RANSAC đưa ra một sự đánh đổi: tính toán số lần lặp lại nhiều hơn và xác suất tạo ra một mô hình hợp lý sẽ tăng lên và ngược lại.

Để đạt được xác suất thành công là p thì chúng ta sẽ cần số vòng lặp là:

**s**: kích thước mẫu MSS - Minimal Sample Set (là tập con nhỏ nhất của dữ liệu gốc cần để ước lượng tham số một mô hình).

: ngưỡng sai số để coi một điểm là inlier.

**N**: số vòng lặp cần thử để đạt xác suất thành công p.

ransac\_n: các điểm ngẫu nhiên được chọn từ đám mây điểm nguồn

pruning algorithms:

* CorrespondenceCheckerBasedOnDistance: kiểm tra xem các đám mây điểm được căn chỉnh có gần nhau không (nhỏ hơn ngưỡng đã chỉ định)
* CorrespondenceCheckerBasedOnEdgeLength: kiểm tra xem độ dài của bất kỳ hai cạnh tùy ý nào (đường thẳng được tạo thành bởi hai đỉnh) được rút ra riêng lẻ từ sự tương ứng của nguồn và đích có giống nhau không
* CorrespondenceCheckerBasedOnNormal: xem xét mối quan hệ chuẩn của đỉnh của bất kỳ sự tương ứng nào. Nó tính toán tích vô hướng của hai vectơ chuẩn và lấy giá trị radian cho ngưỡng
* Chỉ những kết quả khớp vượt qua bước cắt tỉa mới được sử dụng để tính toán phép biến đổi, được xác thực trên toàn bộ đám mây điểm

registration\_ransac\_based\_on\_feature\_matching là chức năng cốt lõi

RANSACConvergenceCriteria là siêu tham số quan trọng nhất của hàm, cho phép xác định số lần lặp RANSAC tối đa và số bước xác thực tối đa. Hai số này càng lớn thì kết quả càng chính xác, nhưng thuật toán cũng mất nhiều thời gian hơn

Thực hiện :

* Chọn 4 điểm ngẫu nhiên từ source\_down
* Tìm điểm tương ứng trong target\_down qua nearest-neighbor trong không gian FPFH
* Thực hiện cắt tỉa - “pruning”:
  + Khoảng cách Euclid < distance\_threshold (1.5 × voxel\_size)
  + Độ dài cạnh tương ứng > 0.9 .
* Ước lượng phép biến đổi Point-to-Point từ các tương ứng còn lại
* Lặp lại RANSAC tối đa 4 000 000 vòng và 500 vòng xác thực

A blue and yellow dotted object

AI-generated content may be incorrect.

1. Tinh chỉnh cục bộ - Local Refinement

Local Refinement trong quy trình đăng ký point cloud là bước tinh chỉnh cục bộ sau khi đã có một phép biến đổi khởi tạo (thường từ global registration). Mục tiêu của nó là làm cho hai point cloud khớp “chặt” hơn, giảm tối đa sai số chi tiết, bằng cách tận dụng thông tin hình học cục bộ.

Global registration (qua RANSAC hoặc Fast Global) chạy trên dữ liệu đã down-sample, nhằm tìm ra alignment “tổng thể” mà không cần estimate ban đầu. Kết quả nhanh nhưng chưa đủ chặt: có thể còn lệch ở chi tiết nhỏ, khoảng cách inlier lớn hơn mong muốn.

Local Refinement dùng point cloud gốc đầy đủ (độ phân giải cao hơn) và thuật toán ICP để đảm bảo:

* + Tối ưu sai số theo pháp tuyến (point-to-plane) hoặc theo điểm (point-to-point),
  + Giảm RMSE giữa các cặp inlier xuống mức milimét,
  + Tăng fitness (tỉ lệ điểm phù hợp) lên gần 1.

Thực hiện:

áp dụng Point-to-plane ICP lên point cloud gốc với threshold = 0.4 × voxel\_size

A blue and yellow object

AI-generated content may be incorrect.

### Fast Global Registration

Fast Global Registration là một thuật toán đăng ký toàn cục 3D hiệu quả cao, cho phép căn chỉnh hai (hoặc nhiều) bề mặt 3D dù chỉ chồng lắp một phần, không cần khởi tạo, và nhanh hơn cả nhiều phương pháp trước đó

Tạo các cặp tương ứng ban đầu:

* + Tính FPFH cho mỗi điểm, như trong Global Registration thông thường
  + Reciprocity: chỉ giữ các cặp nếu cả hai cùng chọn nhau làm nearest neighbor
  + Tuple test**:** đảm bảo tính nhất quán của một nhóm ba cặp, loại bỏ nhiều outlier
* Kết quả là tập tương ứng thô tương đối sạch, không cần cập nhật lại trong quá trình tối ưu

Thay vì dùng RANSAC để sinh và kiểm định mô hình, FGR định nghĩa trực tiếp một **hàm sai số robust**

trong đó là hàm phạt Geman–McClure**(**thực hiện xác thực và cắt tỉa tự động mà không phát sinh thêm chi phí tính toán):

với tham số μ giúp “mềm” hóa phạt cho những residual lớn (outliers)

Thuật toán tối ưu hóa là một quy trình lặp xen kẽ (alternating) giữa hai bước : Cập nhật trọng số (line processes) và Cập nhật biến đổi T. Kèm theo đó là chiến lược Graduated Non-Convexity

* Fast Global Registration kết hợp feature-based matching (FPFH + filtering) với một hàm mục tiêu robust (Geman–McClure) và thuật toán tối ưu thay phiên, cho phép tìm phép biến đổi toàn cục nhanh chóng và chính xác, sau đó có thể được tinh chỉnh thêm bằng ICP nếu cần.

Ưu điểm:

Không sinh RANSAC hay truy vấn nearest‐neighbor trong vòng lặp → tiết kiệm chi phí tính toán.

Một giai đoạn duy nhất tối ưu trực tiếp toàn cục, cho kết quả chặt tương đương local refinement tốt nhất

Thực hiện:

A group of people in a room

AI-generated content may be incorrect. A screenshot of a computer

AI-generated content may be incorrect.

A blue and yellow dotted object

AI-generated content may be incorrect.

A screenshot of a computer

AI-generated content may be incorrect.

So sánh :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | RANSAC | FGR |
| Thời gian thực thi | ~ 87.9 s | ~ 0.16 s |
| Fitness | 0.681 (≈ 68 %) | 0.510 (≈ 51 %) |
| Inlier RMSE | 0.0336 (m ~ 3.36 cm) | .0173 (m ~ 1.73 cm) |
| Số correspondences | 3242 cặp | 2429 cặp |

* RANSAC : Fitness cao hơn, Số correspondences nhiều, bám sát bể mặt tốt hơn nhưng rất chậm
* FGR: Siêu nhanh, RMSE thấp hơn (những cặp được giữ lại có độ chính xác cao hơn), phù hợp khởi tạo nhanh trước khi refine. Nhưng Fitness thấp hơn (coverage kém hơn, dễ bỏ sót chi tiết)

### PoseGraph

#### Khái niệm

Là một biểu diễn đồ thị (graph) được sử dụng để tối ưu hóa căn chỉnh toàn cục của nhiều point cloud hoặc các tư thế (Poses) của cảm biến (LiDAR)

Trong đó mỗi node (nút) trong đồ thị sẽ biểu diễn cho một tư thế (Vị trí và hướng của cái cảm biến tại một thời điểm), và edge (cạnh) đại diện cho mối quan hệ giữa các node (nút) thường là Pairwise Registration (như ICP hoặc Global Registration …) kèm theo sai số (error)

#### Ưu điểm

Giảm sai số tích lũy khi căn chỉnh nhiều point cloud, tăng độ chính xác cho bản đồ 3D, và hỗ trợ Loop Closure (Đại khái là: Khi quay lại ví trí đã đi trước đó thì hệ thống sẽ tự động điều chỉnh dữ liệu để đảm bảo sự nhất quán) khi cảm biến quay lại khu vực đã quét trong xe tự hành

#### Nhược điểm

Tuy nhiên, nó phức tạp tính toán và phụ thuộc vào chất lượng căn chỉnh thô; giải pháp tiềm năng là giảm kích thước điểm.

### Multiway Registration

Khái niệm:

Là quá trình đồng thời xác định các phép biến đổi (vị trí và hướng) cho tập hợp nhiều đám mây điểm sao cho các đám mây này được căn chỉnh trong cùng một hệ tọa độ chung một cách tối ưu nhất.

Khác biệt với Pairwise Registration là Multiway Registration sẽ tối ưu hóa toàn cục, tránh lỗi tích tụ.

Pose graph:

Mục tiêu: tối ưu hóa vị trí và hướng của từng đỉnh sao cho tổng sai số dựa trên các cạnh là nhỏ nhấtối ưu hóa vị trí và hướng của từng đỉnh sao cho tổng sai số dựa trên các cạnh là nhỏ nhất

Việc tối ưu Pose Graph thường dùng các thuật toán phi tuyến như Gauss-Newton hoặc Levenberg-Marquardt để giảm thiểu lỗi một cách hiệu quả.

Nguyên lí hoạt động:

* Pairwise Registration: Áp dụng các thuật toán đăng ký giữa từng cặp đám mây điểm gần nhau như ICP, RANSAC kết hợp đặc trưng điểm để tìm các phép biến đổi tương đối.
* Xây dựng Pose Graph: Tạo đồ thị với các đám mây điểm là các node, cạnh nối giữa các node là các phép biến đổi đã tìm được.
* Tối ưu hóa Pose Graph: Sử dụng các phương pháp tối ưu phi tuyến để điều chỉnh toàn bộ các pose sao cho sai số giữa các đám mây được giảm thiểu tối đa, tạo sự đồng nhất và chính xác.
* Áp dụng biến đổi: Chuyển đổi toàn bộ các đám mây điểm về hệ tọa độ chung dựa trên pose tối ưu.

Ưu điểm:

* Giảm sai số tích tụ: Giúp tránh hiện tượng lỗi cộng dồn khi ghép nhiều đám mây điểm theo chuỗi.
* Tăng tính nhất quán: Đảm bảo toàn bộ hệ thống đám mây điểm khớp với nhau tốt hơn

Thách thức (Nhược điểm):

* Chi phí tính toán cao
* Phụ thuộc vào kết quả đăng ký cặp ban đầu
* Yêu cầu hiệu chỉnh (tuning) nhiều tham số

Thực hành:

|  |  |
| --- | --- |
| Trước khi dùng | Sau khi dùng |
|  |  |