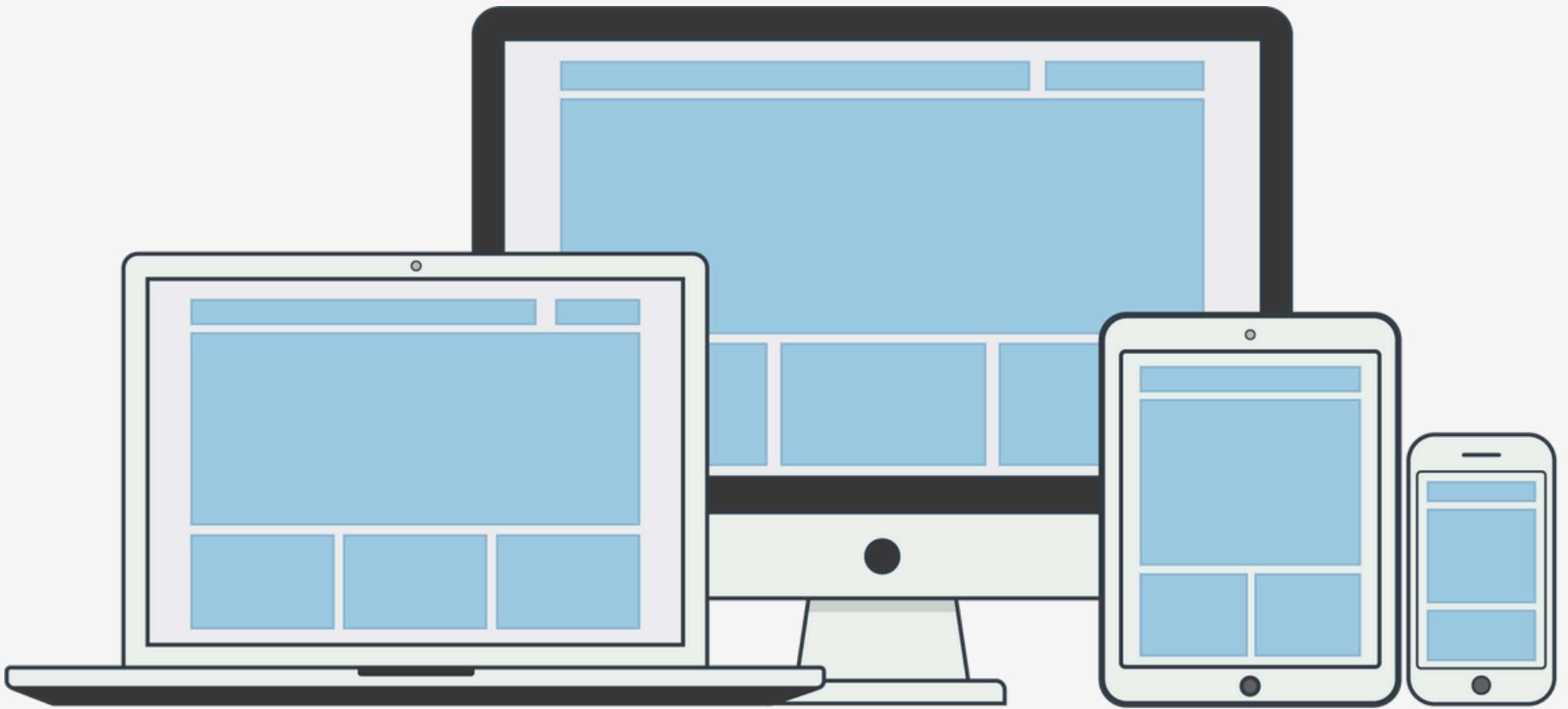


# **GHÉP ẢNH PANORAMA**

---



## Thành viên nhóm 6:

Họ và Tên	Mã sinh viên	Đóng góp
Nguyễn Duy Hiếu	B22DCCN313	50%
Bùi Tiến Dũng	B22DCCN122	50%



Giảng viên hướng dẫn:

Thầy Phạm Hoàng Việt

# MỤC LỤC



- 1. Mô tả bài toán**
- 2. Cơ sở lý thuyết**
- 3. Phương pháp thực hiện**
- 4. Nhận xét kết quả**

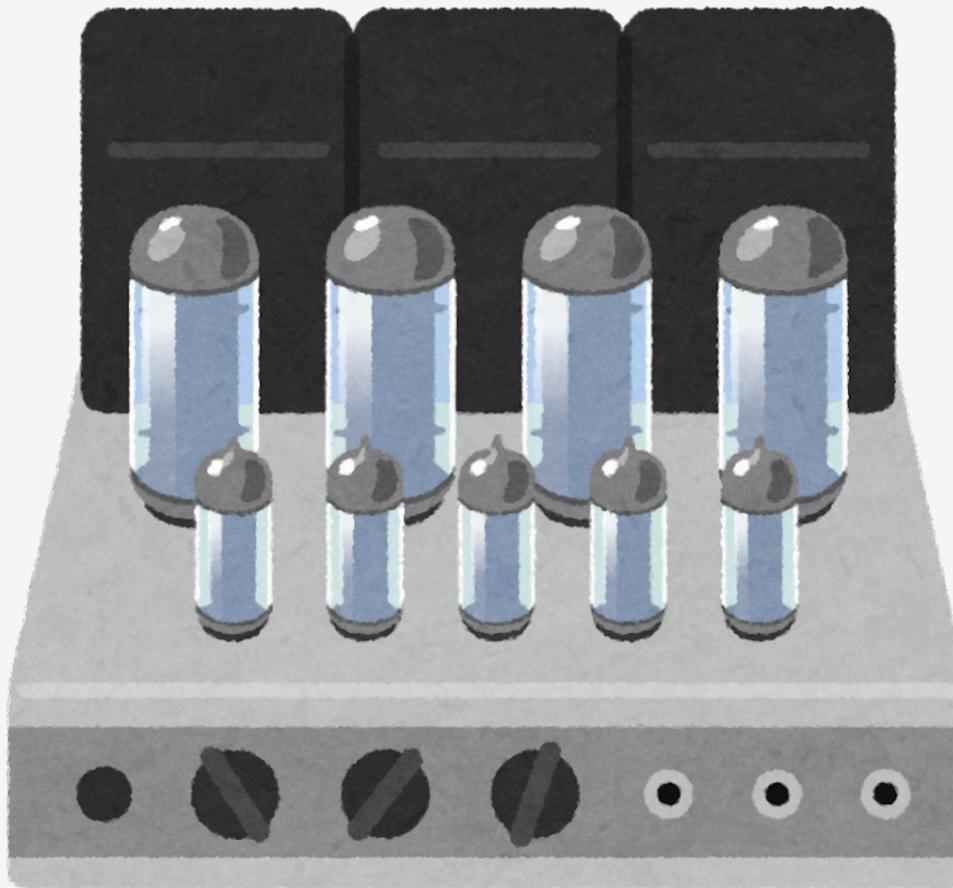
# 1 . MÔ TẢ BÀI TOÁN

**Ghép ảnh panorama là quá trình kết hợp hai hoặc nhiều ảnh có phần chồng lấp thành một ảnh lớn liền mạch, cho phép tạo ra góc nhìn rộng hơn của cảnh vật.**

Mục tiêu của bài toán này bao gồm:

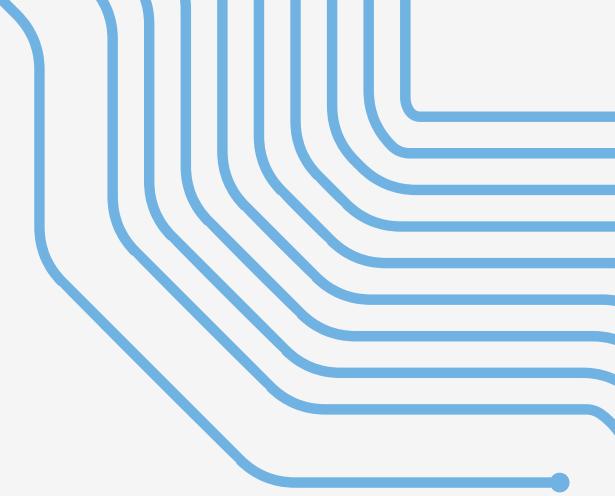
- Xác định chính xác các điểm đặc trưng tương ứng giữa các ảnh.
- Tính toán ma trận chuyển đổi hình học (homography) để căn chỉnh các ảnh.
- Kết hợp các ảnh thành một ảnh panorama hoàn chỉnh với các vùng chuyển tiếp mượt mà.

## 2. CƠ SỞ LÝ THUYẾT



- Thuật toán SIFT (Scale-Invariant Feature Transform)
- Homography
- RANSAC (Random Sample Consensus)

## 2.1 THUẬT TOÁN SIFT



*SIFT là thuật toán phát hiện và mô tả đặc trưng cục bộ trong ảnh, được đề xuất bởi David Lowe. Thuật toán này được sử dụng rộng rãi nhờ các tính chất nổi bật:*

- Bất biến theo tỷ lệ : có khả năng nhận diện đặc trưng ngay cả khi ảnh bị phóng to hoặc thu nhỏ.
- Bất biến theo phép quay : vector mô tả đặc trưng không thay đổi khi ảnh quay một góc bất kỳ.
- Bất biến một phần đối với thay đổi ánh sáng: giảm ảnh hưởng của các biến đổi sáng – tối.
- Bất biến một phần theo biến dạng góc nhìn: có khả năng xử lý các biến dạng nhỏ do thay đổi góc chụp.

## 2.1 THUẬT TOÁN SIFT

### Bước 1: Xây dựng không gian tỷ lệ

- Mục tiêu: Tạo các bản làm mờ (Gaussian-blurred) của ảnh gốc ở nhiều mức độ sigma khác nhau ( $\sigma, k\sigma, k^2\sigma, \dots$ ):
- Công thức Gaussian:  $L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * f(x, y)$ :

Trong đó :  $f(x,y)$  là ảnh gốc.

$G(x,y,\sigma)$  là bộ lọc Gaussian với độ lệch chuẩn  $\sigma$ .

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)$$

$L(x,y,\sigma)$  là ảnh sau khi Gaussian lọc.

# 2.1 THUẬT TOÁN SIFT

## Bước 2: Phát hiện điểm cực trị trong không gian

### tỷ lệ

- Mục tiêu : Tìm các Initial Keypoints(điểm chính ban đầu) bằng cách phát hiện điểm cực trị trong không gian 3 chiều (x,y, $\sigma$ )
- Tạo Difference of Gaussian (DoG) để phát hiện điểm nổi bật:  $D(x,y,\sigma)=L(x,y,k\sigma)-L(x,y,\sigma)$
- So sánh mỗi điểm trong DoG với 26 điểm lân cận:
  - 8 điểm trong cùng mức
  - 9 điểm trong mức trên
  - 9 điểm trong mức dưới
- Nếu điểm đó lớn nhất hoặc nhỏ nhất  $\rightarrow$  được coi là Initial Keypoint

# 2.1 THUẬT TOÁN SIFT

## Bước 3: Cải thiện độ chính xác của vị trí keypoint

- Mục tiêu: Xác định chính xác vị trí keypoint và loại bỏ các keypoint không ổn định.
- Nội suy vị trí keypoint bằng khai triển Taylor bậc hai của DoG quanh điểm cực trị mẫu:
- Vị trí cực trị nội suy được tính bằng cách giải:  
$$D(\hat{x}) = D + \frac{\partial D^T}{\partial x} \hat{x} + \frac{1}{2} \hat{x}^T H \hat{x}$$
$$\frac{\partial D(x)}{\partial x} = 0 \Rightarrow \hat{x} = -H^{-1} \nabla D$$
- Nếu độ lệch  $\hat{x}$  lớn hơn 0,5 ở bất kỳ chiều nào trong ba chiều của nó, chúng ta kết luận rằng điểm cực trị nằm gần điểm mẫu khác hơn và lặp lại nội suy
- Sau khi tính  $\hat{x}$ , giá trị hàm tại cực trị nội suy:  
$$D(\hat{x}) = D + \frac{1}{2} \frac{\partial D^T}{\partial x} \hat{x}$$
- Nếu  $D(\hat{x}) < \text{ngưỡng}$  (ví dụ 0.03) thì keypoint bị loại vì độ tương phản quá thấp.

# 2.1 THUẬT TỐÁN SIFT

## Bước 4: Loại bỏ phản hồi cạnh

- Mục tiêu: loại bỏ các keypoint trên cạnh vì không ổn định.

- Tính ma trận Hessian  $2 \times 2$  tại vị trí keypoint:

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix}$$

- Tính giá trị riêng của Hessian:  $\alpha$  (lớn nhất),  $\beta$  (nhỏ nhất)

$$\text{tr}(H) = D_{xx} + D_{yy} = \alpha + \beta$$

$$\det(H) = D_{xx}D_{yy} - D_{xy}^2 = \alpha\beta$$

- Tỉ số kiểm tra:

$$\frac{(\text{tr}(H))^2}{\det(H)} = \frac{(\alpha + \beta)^2}{\alpha\beta} \leq (r + 1)^2/r$$

- Nếu không thỏa mãn phương trình trên với  $r = 10$  thì keypoint bị loại bỏ

# 2.1 THUẬT TOÁN SIFT

## Bước 5: Định hướng điểm chính

- Mục tiêu: biểu diễn một điểm chính liên quan đến hướng của nó và do đó đạt được tính bất biến đối với việc xoay hình ảnh
- Mỗi keypoint đã có vị trí  $(x, y)$  và tỷ lệ  $\sigma$  từ bước trước. Lấy ảnh Gaussian  $L(x, y, \sigma)$  gần nhất với tỷ lệ keypoint.
- Với mỗi pixel trong vùng lân cận keypoint, tính gradient theo x và y:

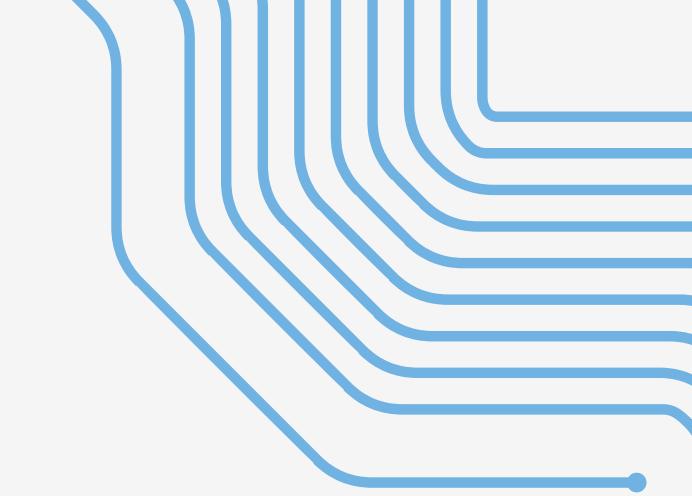
$$L_x = L(x+1, y) - L(x-1, y), \quad L_y = L(x, y+1) - L(x, y-1)$$

- Từ đó tính độ lớn dốc  $M(x, y)$  và góc định hướng  $\theta(x, y)$ :

$$M(x, y) = \sqrt{L_x^2 + L_y^2}, \quad \theta(x, y) = \arctan \frac{L_y}{L_x}$$

# 2.1 THUẬT TOÁN SIFT

## Bước 6: Tạo bộ mô tả điểm chính



- Mục tiêu : Đảm bảo bất biến với tỷ lệ, xoay, ánh sáng và một phần với góc nhìn.
- Chọn vùng  $16 \times 16$  pixel quanh keypoint. Vùng này xoay theo hướng keypoint  $\theta$  (từ Bước 5) đảm bảo bất biến xoay. Vùng này được chia thành 16 ô nhỏ  $4 \times 4$  pixel.
- Với mỗi pixel trong ô  $4 \times 4$ : Tính dốc  $M(x, y)$  và hướng  $\theta(x, y)$ . Các hướng này có thể lượng tử hóa thành tám hướng có thể khác nhau 45. Bộ mô tả khóa cuối cùng là véc tơ 128 chiều
- Để đạt được tính bất biến định hướng, tọa độ của bộ mô tả và hướng gradient được xoay tương ứng với hướng điểm chính
- Để giảm hiệu ứng chiếu sáng, véc tơ đặc trưng được chuẩn hóa theo hai giai đoạn:
  - chuẩn hóa thành độ dài đơn vị bằng cách chia từng phần cho véc tơ định mức
  - chuẩn hóa lại các giá trị vector lớn hơn 0.2

## 2.2 HOMOGRAPHY

*Homography là một ma trận biến đổi hình học  $3 \times 3$  mô tả mối quan hệ giữa hai mặt phẳng. Homography được sử dụng để biến đổi các điểm từ ảnh này sang ảnh kia*



## 2.2 HOMOGRAPHY

### Công thức Homography

Homography được viết:

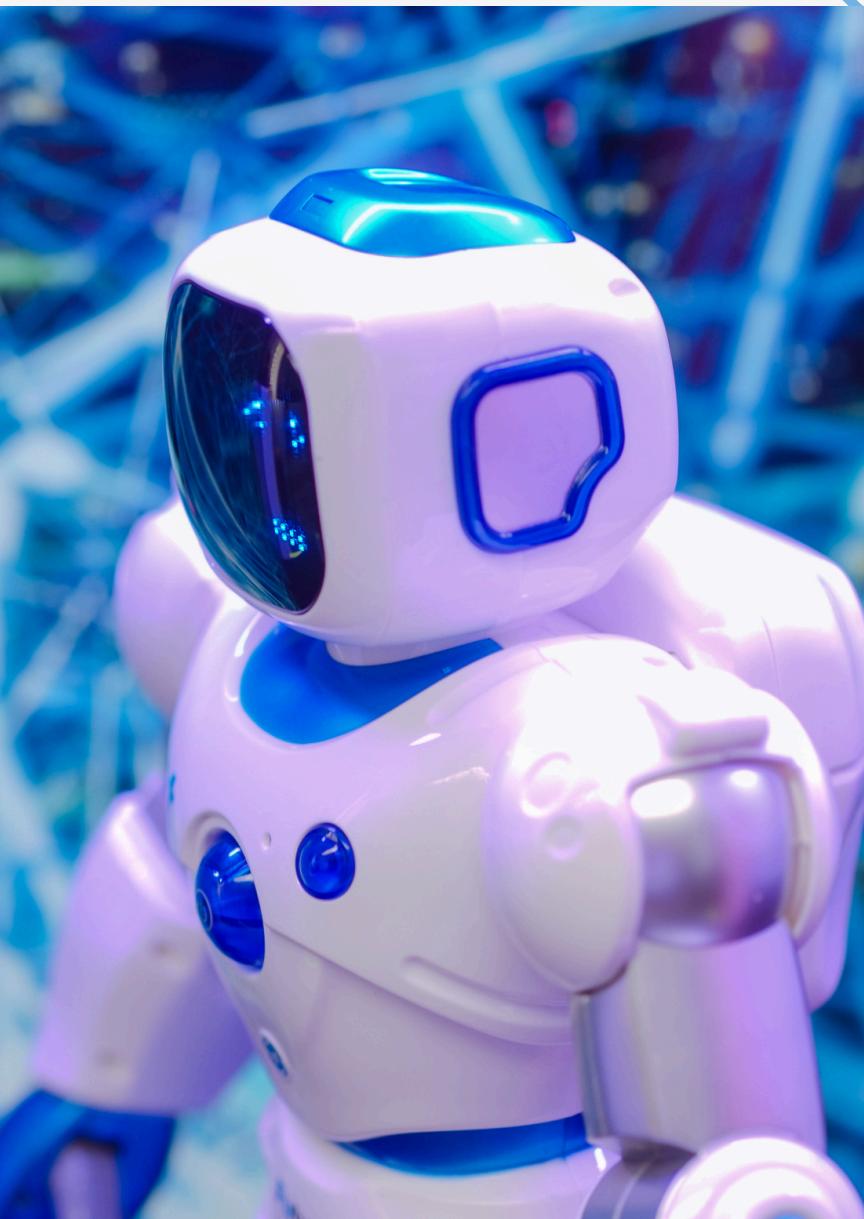
$$H = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix}$$

Biến đổi điểm từ ảnh 1 sang ảnh 2:

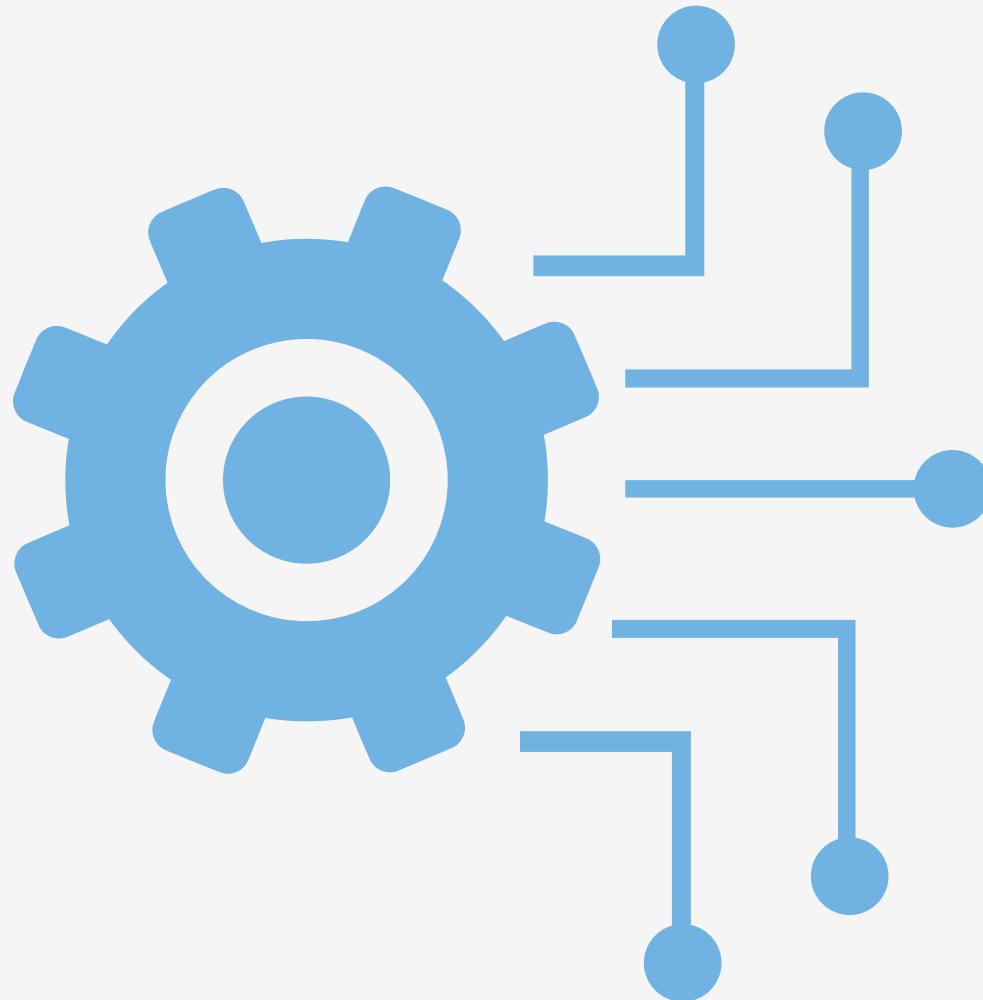
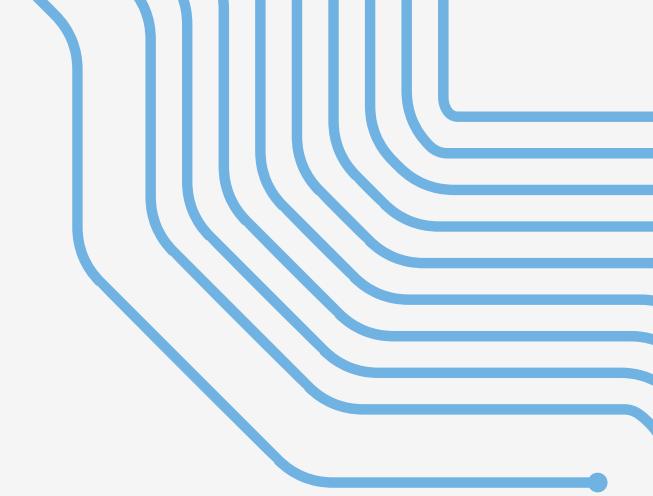
$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ w' \end{bmatrix} = H \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}$$

Chuẩn hóa về tọa độ cuối:

$$x'' = \frac{x'}{w'}, \quad y'' = \frac{y'}{w'}$$



## 2.3 RANSAC (RANDOM SAMPLE CONSENSUS)

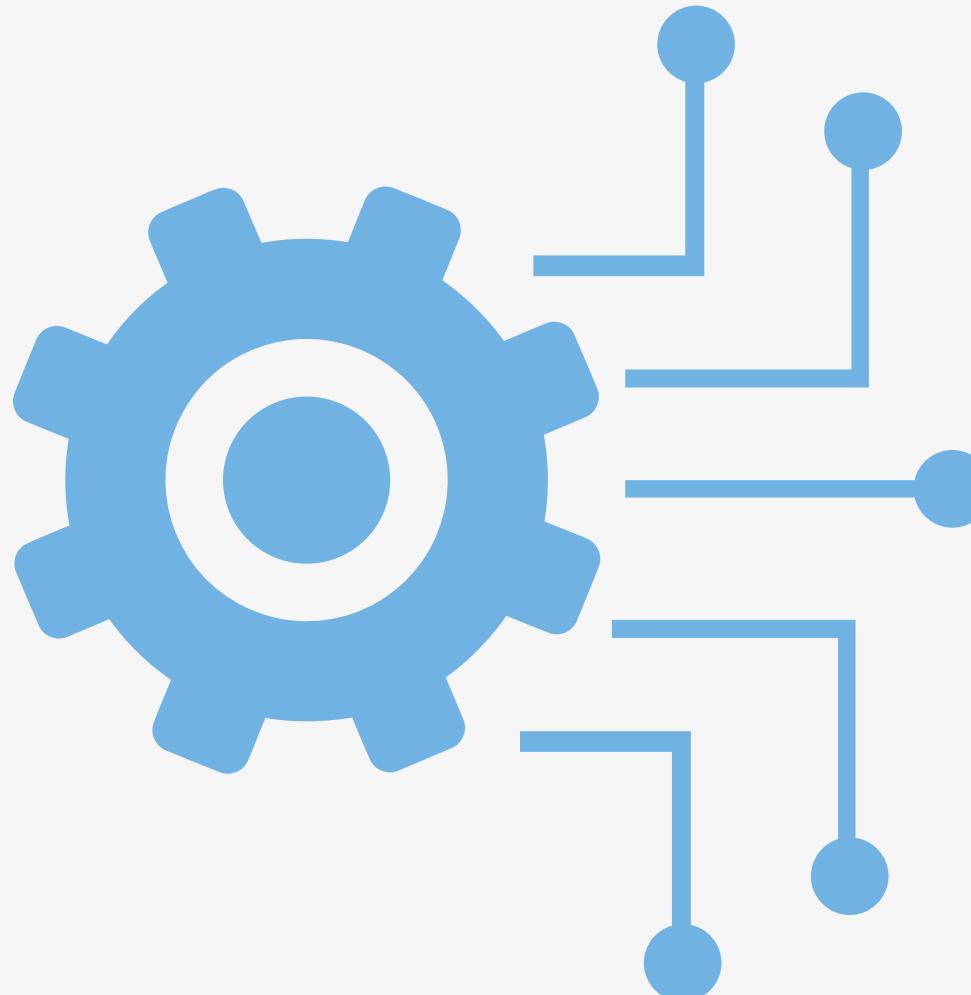


### Khái niệm:

Ransac là một phương pháp ước lượng mạnh mẽ, có khả năng loại bỏ các cặp điểm khớp sai (outliers) trong quá trình ước lượng homography.

## 2.3 RANSAC (RANDOM SAMPLE CONSENSUS)

### Quy trình:



1. Chọn ngẫu nhiên 4 cặp điểm để ước lượng homography
2. Dùng H dự đoán vị trí các điểm còn lại.
3. Tính sai số giữa điểm dự đoán và điểm thực.
4. Các điểm có sai số nhỏ → inliers.
5. Lặp lại nhiều lần và chọn H có số inlier lớn nhất.

Kết quả cuối cùng : homography được tính lại từ toàn bộ inlier, đảm bảo chính xác và ổn định khi ghép ảnh.



### **3. PHƯƠNG PHÁP THỰC HIỆN**

- 1. Lưu đồ thuật toán**
- 2. Kết quả thực hiện**
- 3. Các thư viện quan trọng**

### 3.1 LUƯU ĐỒ THUẬT TOÁN

- 1.Đọc ảnh đầu vào, resize và chuyển sang RGB để xử lý
- 2.Chuyển đổi ảnh sang ảnh xám để xử lý SIFT
3. Khởi tạo thuật toán SIFT
4. Phát hiện keypoints và tính toán descriptors
- 5.Sử dụng thuật toán khớp đặc trưng để tìm các cặp điểm tương ứng giữa hai ảnh  
(sử dụng Brute Force Matcher)

### 3.1 LUU ĐO THUẬT TOÁN

6. Lấy tọa độ keypoints từ các match tốt

7. Sử dụng RANSAC để ước lượng ma trận homography từ các cặp điểm khớp tốt

8. Xác định kích thước ảnh panorama

9. Áp dụng phép biến đổi hình học để ghép hai ảnh thành một ảnh panorama

10. Cắt phần dư thừa

11. Lưu và hiển thị ảnh panorama kết quả



## 3.2 KẾT QUẢ THỰC HIỆN

2 Ảnh đầu vào

Ảnh 1



Ảnh 2



## 3.2 KẾT QUẢ THỰC HIỆN

Ảnh so khớp giữa 2 ảnh



## 3.2 KẾT QUẢ THỰC HIỆN

Ảnh panorama kết quả





### 3.3 MỘT SỐ THƯ VIỆN QUAN TRỌNG

OpenCV (cv2): Thư viện xử lý ảnh chính

NumPy (np): Thư viện tính toán số học, xử lý mảng

Matplotlib (plt): Thư viện vẽ đồ thị, hiển thị ảnh



## 4. NHẬN XÉT

**Phân tích kết quả**

**Các yếu tố ảnh hưởng đến kết quả**

**Hướng phát triển và ứng dụng**

## 4. NHẬN XÉT

### 1. Phân tích kết quả

- Ảnh panorama kết quả có sự liên tục tốt tại vùng ghép, không có hiện tượng méo mó hoặc đứt gãy đáng kể, cho thấy ma trận homography được ước lượng chính xác.
- Tỷ lệ inliers/outliers cao cho thấy thuật toán SIFT đã hoạt động hiệu quả trong việc tìm các cặp điểm khớp chất lượng.
- Các vùng có nhiều đặc trưng (như cạnh, góc, và vùng có kết cấu phức tạp) đã tạo ra nhiều điểm khớp, giúp tăng độ tin cậy khi ước lượng homography.



## **4. NHẬN XÉT**

### **2.Các yếu tố ảnh hưởng đến kết quả**

**Chất lượng ảnh đầu vào** Ảnh có nhiễu thấp, tương phản tốt sẽ cho kết quả tốt hơn

#### **Độ chồng lấp giữa các ảnh**

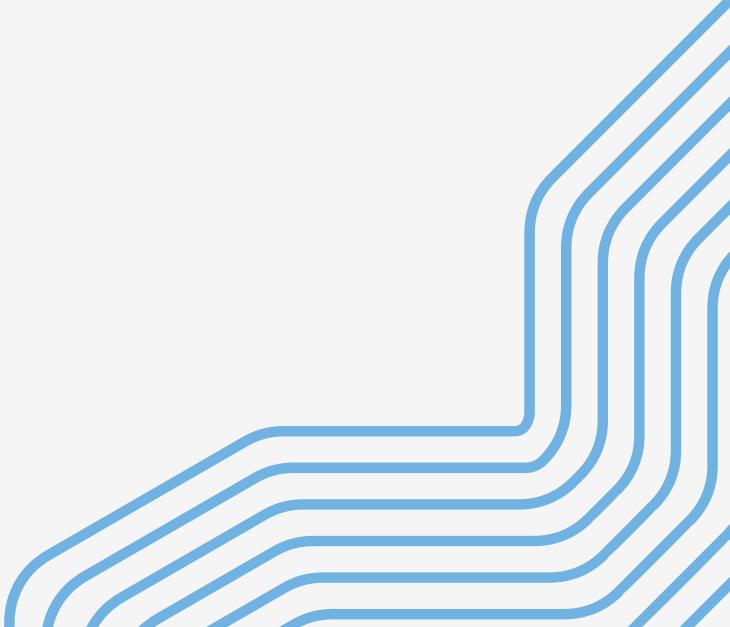
Độ chồng lấp lớn hơn thường dẫn đến nhiều cặp điểm khớp hơn và homography chính xác hơn

#### **Sự thay đổi về góc nhìn**

SIFT có khả năng xử lý các thay đổi nhỏ về góc nhìn, nhưng gặp khó khăn với các thay đổi lớn

#### **Nội dung ảnh**

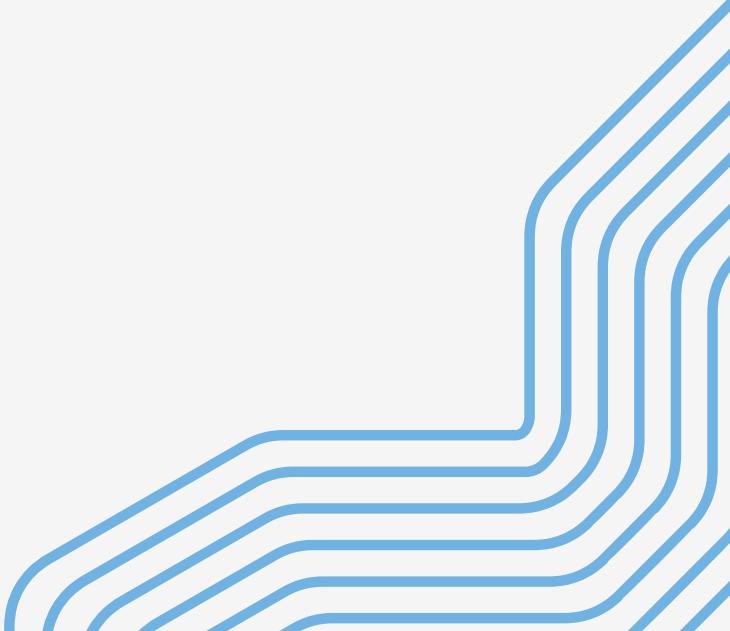
Ảnh có nhiều chi tiết và đặc trưng dễ nhận biết sẽ cho kết quả tốt hơn



## **4. NHẬN XÉT**

### **3. Hướng phát triển**

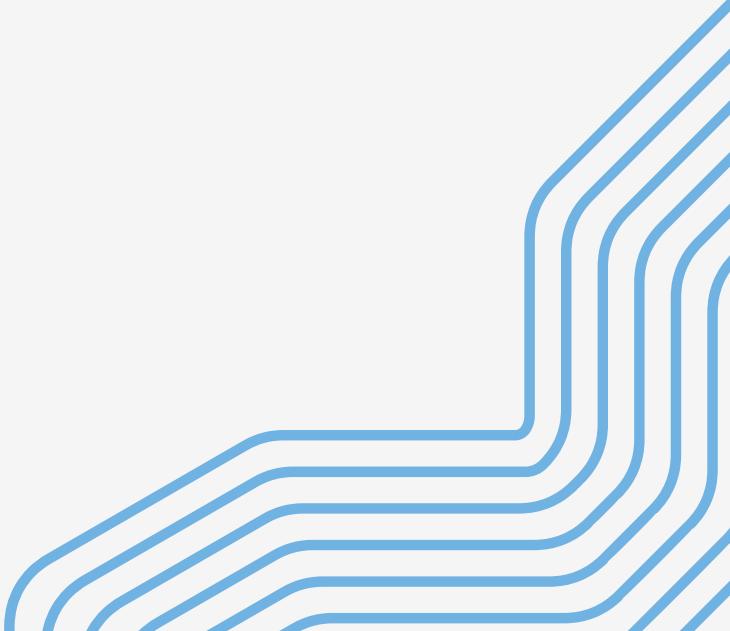
- Tối ưu tốc độ xử lý**
- Cải thiện chất lượng ghép ảnh**
- Phát triển thành ứng dụng**
- Ứng dụng AI / Deep Learning**



## **4. NHẬN XÉT**

### **4. Ứng Dụng**

- Chụp ảnh toàn cảnh 180° – 360°
- Bản đồ & GIS
- Camera giám sát
- Quảng cáo & phim ảnh



**THANKS FOR  
WATCHING**