

ỨNG DỤNG KỸ THUẬT GHÉP ẢNH PANORAMA TRONG MẠNG CẢM BIẾN KHÔNG DÂY

Nguyễn Hữu Phát*, Nguyễn Mạnh Thế

Viện Điện tử viễn thông, Đại học Bách khoa Hà Nội, 1 Đại Cồ Việt, Q. Hai Bà Trưng, Hà Nội

*Email: *phat.nguyenhuu@hust.edu.vn*

Đến Tòa soạn: 24/4/2014; Chấp nhận đăng: 20/6/2015

TÓM TẮT

Bài báo này trình bày về kỹ thuật ghép ảnh Panorama. Phương pháp mà chúng tôi đề xuất dựa trên các kỹ thuật trích chọn điểm đặc trưng, đối chiếu ảnh, tìm tìm ma trận Homography kết hợp với RANSAC (RANdom SAMple Consensus). Trong mạng cảm biến, số lượng node lớn, chúng tôi phân chia tác vụ xử lý trên các node kết hợp với việc truyền đa chặng. Điều đó làm giảm năng lượng tiêu thụ của mạng cảm biến cũng như cân bằng năng lượng và thời gian sống của các node cũng lâu hơn.

Từ khóa: panorama, ghép ảnh, căn chỉnh ảnh, SIFT, RANSAC, homography.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Mạng cảm biến không dây (WSNs) là một hệ thống các cảm biến không dây thường được phát triển ngẫu nhiên trong các điều kiện đặc biệt mà không cần sự tham gia của con người để giám sát sự thay đổi của môi trường, phát hiện các dấu hiệu bất thường trong các công trình hay thu thập thông tin về một vùng trong một khoảng thời gian nhất định. Để giao tiếp với nhau các nút mạng cần phải tự tổ chức được trong môi trường không ổn định với một nguồn năng lượng dự trữ ban đầu được cung cấp.

Trong mạng cảm biến mặc dù các nút bị giới hạn về năng lượng nhưng chúng lại có ưu thế là số lượng nút rất lớn do giá thành rẻ và dễ dàng triển khai trong một vùng rộng lớn. Bên cạnh đó do số lượng nút lớn nên tại một nút trung tâm chúng ta sẽ thu được các ảnh với góc nhìn và vị trí khác nhau. Tận dụng đặc tính này chúng tôi đề xuất áp dụng thuật toán xử lý ảnh (image mosaic) cho mạng cảm biến không dây. Ý tưởng cơ bản của thuật toán này là dựng lại một ảnh lớn từ các ảnh nhỏ để cho một hình ảnh rõ nét trong các ứng dụng giám sát.

Công nghệ camera ngày càng phát triển nhưng hiện nay góc chụp của camera chỉ dừng lại ở khoảng $50^{\circ} \times 35^{\circ}$ so với góc nhìn của mắt người đạt $200^{\circ} \times 135^{\circ}$. Như vậy 1 bức ảnh sẽ không truyền đạt được nhiều thông tin [1]. Để giải quyết vấn đề trên, ta thực hiện ghép một số ảnh chụp

từng phần của một vật thể hay phong cảnh (có phần gối lên nhau) để tạo thành một bức ảnh toàn cảnh lớn hơn – hay còn gọi là ảnh Panorama [2].

Mục tiêu của bài báo là khôi phục hình ảnh trong một vùng rộng lớn nhờ một hệ thống các nút cảm biến với độ chính xác cao nhất. Do giới hạn về nguồn lực trong mạng cảm biến (năng lượng các nút và khả năng xử lý) nên để hoàn thành mục tiêu này là một thách thức lớn. Do đó, bài báo này sẽ đề xuất thuật toán Panorama dùng để khôi phục ảnh trong điều kiện tối ưu hóa năng lượng tiêu tốn trong mạng cảm biến.

2. GIẢI PHÁP THỰC HIỆN

Kỹ thuật ghép ảnh Panorama gồm các bước sau:

Bước 1: Trích chọn điểm đặc trưng giữa hai ảnh.

Bước 2: Tìm những điểm tương đồng giữa hai bức ảnh.

Bước 3: Tính ma trận Homography.

Bước 4: Chọn ma trận Homography tốt nhất bằng RANSAC.

Bước 5: Ghép nối hai bức ảnh với nhau.

2.1. Trích chọn điểm đặc trưng

2.1.1. Tìm điểm đặc trưng

Điểm đặc trưng trong ảnh là một điểm ảnh có chứa nhiều thông tin hơn các điểm ảnh lân cận. Biểu diễn ảnh theo điểm đặc trưng sẽ cô đọng hơn, giảm được không gian tìm kiếm trong các bài toán ứng dụng.

Ta sử dụng thuật toán tìm điểm đặc trưng bất biến SIFT (The Scale Invariant Feature Transform) như trong tài liệu [3]. Những điểm đặc trưng này không thay đổi khi xoay ảnh, co giãn ảnh hay thay đổi cường độ sáng của ảnh. Trong bước này chúng ta thực hiện các bước nhỏ sau:

Phát hiện điểm cực trị Scale-space

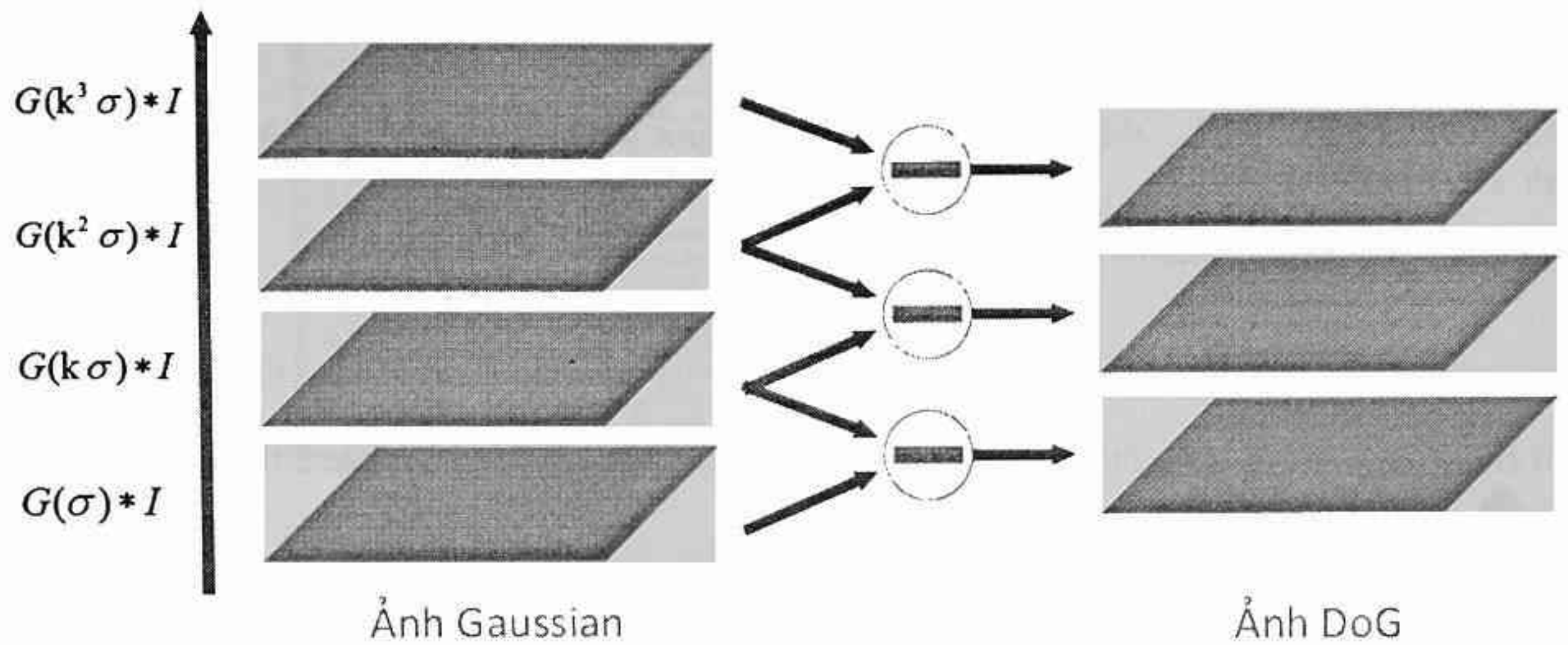
Các điểm hấp dẫn với đặc trưng SIFT tương thích với các cực trị địa phương của bộ lọc difference of Gaussian (DoG) [3, 4], ở các tỉ lệ khác nhau. Không gian tỉ lệ của một hình ảnh là hàm $L(x, y, k\sigma)$ được mô tả như sau:

$$L(x, y, k\sigma) = G(x, y, k\sigma) * I(x, y), \quad (1)$$

với $G(x, y, k\sigma)$ là biến tỉ lệ Gaussian (variable scale Gaussian), $I(x, y)$ là ảnh đầu vào, $*$ là phép nhân chập, và

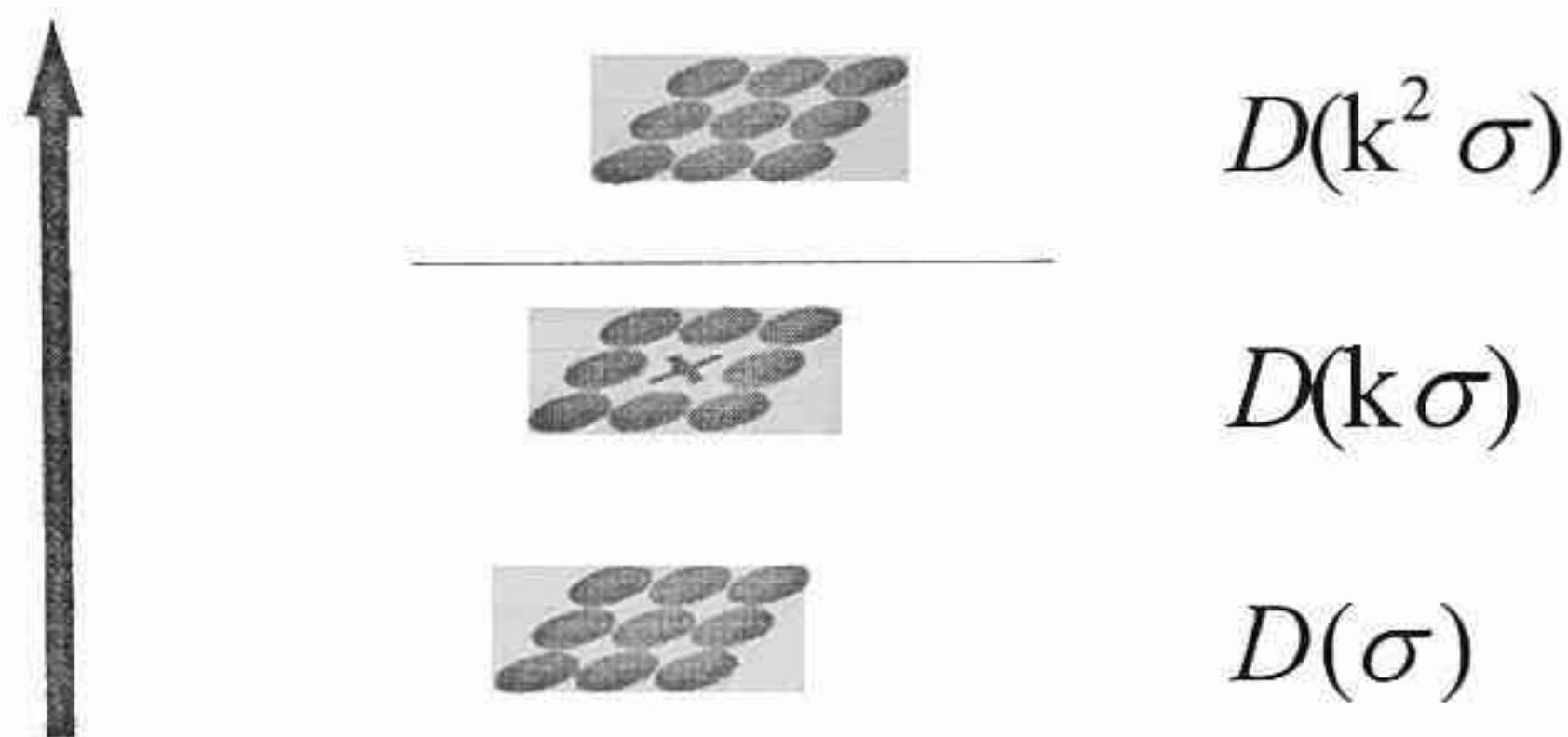
$$G(x, y, \sigma) = 1 / (2\pi\sigma^2) e^{-(x^2 + y^2) / 2\sigma^2}, \quad (2)$$

Các điểm hấp dẫn được xác định là các cực đại hoặc cực tiểu của các ảnh. DoG qua các tỉ lệ thể hiện như trên Hình 1. "Difference of Gaussians" (sự khác biệt của các đường Gauss) hoạt động bằng cách thực hiện hai phép làm mờ Gauss trên ảnh. Với mỗi lệnh một bán kính làm mờ khác nhau và trừ chúng cho nhau để tạo ra kết quả như Hình 2.



Hình 1. Tính toán DoG [3].

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) \quad (3)$$



Hình 2. Điểm X sẽ được so sánh với 26 láng giềng của nó [3].

Mỗi điểm ảnh trong DoG được so sánh với 8 điểm ảnh láng giềng của nó ở cùng tỉ lệ đó và 9 láng giềng kể ở các tỉ lệ ngay trước và sau nó. Nếu điểm ảnh đó đạt giá trị cực tiểu hoặc cực đại thì sẽ được chọn làm các điểm hấp dẫn. Mỗi điểm hấp dẫn ứng viên sau khi được chọn sẽ được đánh giá xem có được giữ lại hay không.

Loại bỏ các điểm hấp dẫn có độ tương phản thấp

Sử dụng khai triển Taylor

$$D(x) = D + \frac{\partial D}{\partial x} x + \frac{1}{2} x^T \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} x, \quad (4)$$

$$\hat{x} = -\frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial x^2} \frac{\partial D}{\partial x}. \quad (5)$$

Sau đó loại bỏ các điểm có độ tương phản thấp $D(\hat{x}) < 0.03$.

Một số điểm hấp dẫn dọc theo các cạnh không giữ được tính ổn định khi ảnh bị nhiễu và xoay ảnh cũng bị loại bỏ

Sử dụng “Trace and Determinant of Hessian”, ta có

$$He = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix}, \quad (6)$$

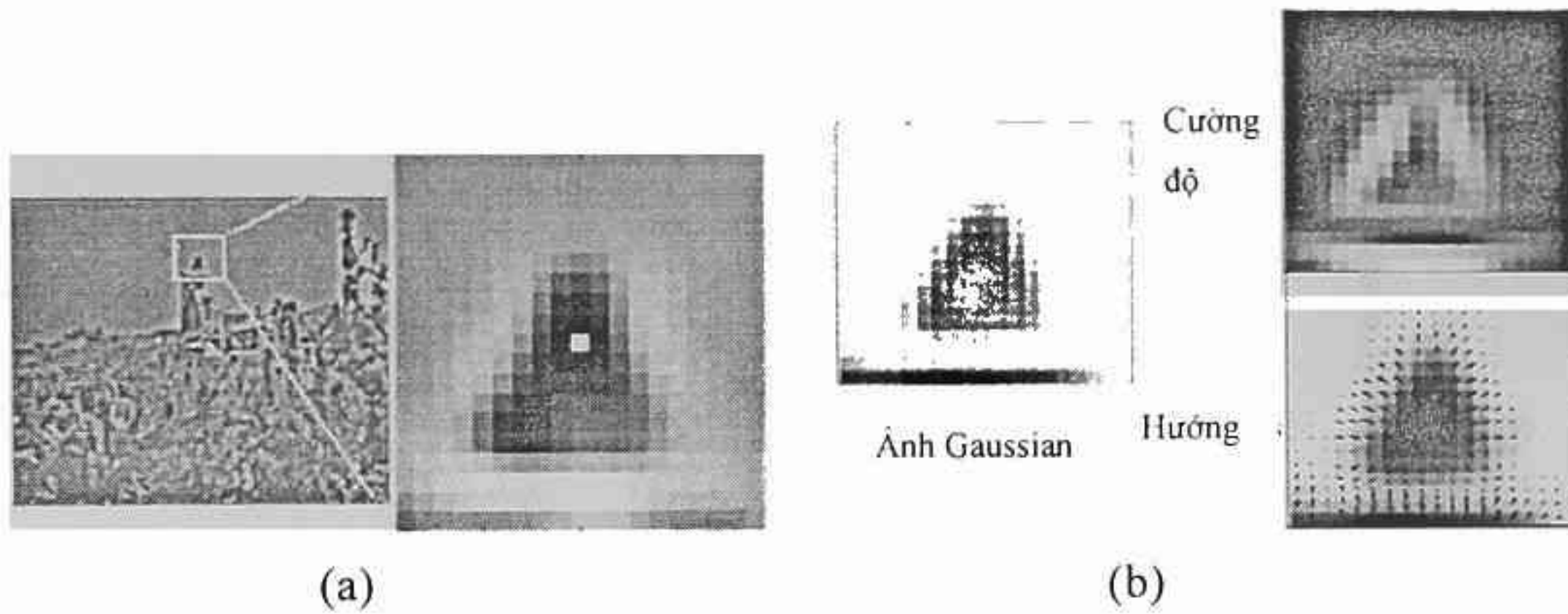
với He là ma trận Hessian, D_{xx} là đạo hàm bậc 2 theo x và D_{xy} là đạo hàm bậc 2 theo x và y .

Để kiểm tra tỉ lệ độ cong chúng ta sử dụng công thức:

$$\frac{Tr(He)^2}{Det(He)} < \frac{(r+1)^2}{r}, \quad (7)$$

với $r = 10$ [3].

2.1.2. Định hướng cho điểm đặc trưng



Hình 3. Định hướng cho điểm đặc trưng [3].
a) Vùng cực trị và b) Xác định cường độ và hướng.

Các bước được trình bày trong Hình 3. Ở Hình 3 (a) vị trí điểm đặc trưng được xác định là vùng cực trị. Trong Hình 3 (b), chúng tôi tính toán hướng và độ lớn của ảnh Gaussian:

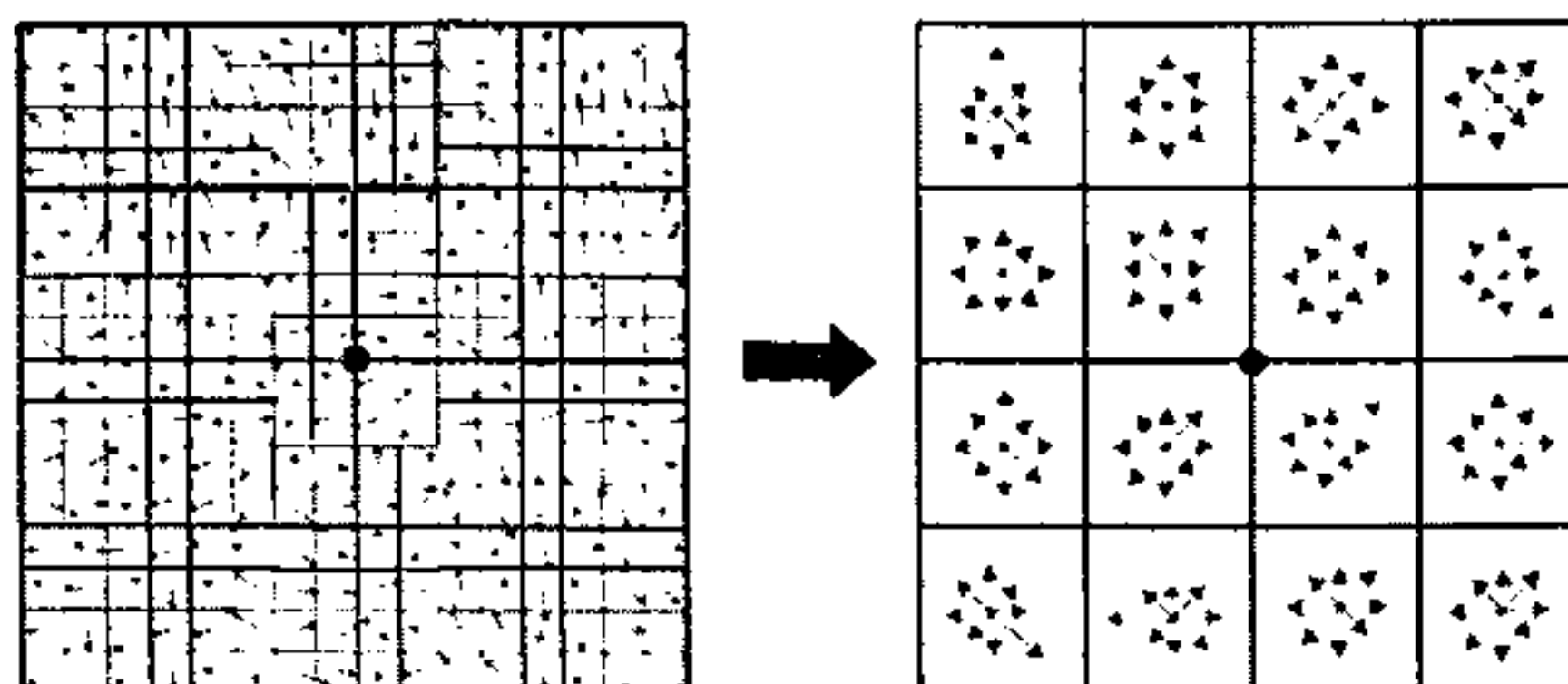
$$m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \quad (8)$$

Với $m(x, y)$ là độ lớn.

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)} \right) \quad (9)$$

với $\theta(x, y)$ là hướng.

2.1.3. Mô tả điểm đặc trưng



Hình 4. Biểu diễn các vector đặc trưng [3].

Hình 4 mô tả quá trình tổng hợp các vector định hướng trong khu vực với độ dài tương đương độ lớn gradient trung bình, chúng ta tạo ra mảng chứa gradient tổng hợp đó như sau:

$$\text{Số chiều} = 8 \text{ chiều} \times (4 \times 4) = 128. \quad (10)$$

2.2. Tìm điểm tương đồng giữa hai bức ảnh [5]

2.3. Trong bước này chúng tôi so sánh descriptor của keypoint trong ảnh này với descriptor của keypoint trong ảnh kia

Hai điểm trong không gian được coi là tương đồng nếu khoảng cách Euclide giữa hai điểm là nhỏ nhất và tỉ số giữa khoảng cách gần nhất và khoảng cách gần nhì phải nhỏ hơn một ngưỡng cho trước. Trong bài báo này, chúng tôi chọn ngưỡng là 0.8 [3].

Khoảng cách Euclide được tính bằng công thức sau [6]:

$$\begin{aligned} d(p, q) &= \sqrt{(p_1 - q_1)^2 + (p_2 - q_2)^2 + \dots + (p_n - q_n)^2} \\ &= \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2} \end{aligned} \quad (11)$$

ở đây $n = 128$ vì mỗi điểm được đặc trưng bởi 128 chiều.

2.4. Tính ma trận Homography [7]

Homography là một định nghĩa của toán học. Đó là sự dịch chuyển sử dụng phép chiếu hình học, hay nói cách khác nó là sự kết hợp của cặp điểm trong phép chiếu phối cảnh. Ảnh thực trong không gian ba chiều có thể biến đổi về không gian ảnh bằng phép chiếu thông qua ma trận biến đổi Homography H . Các phép chiếu biến đổi thông qua ma trận Homography không đảm bảo về kích thước và góc của vật được chiếu, nhưng bảo đảm về tỉ lệ:

$$X' = HX \quad (12)$$

Chúng tôi tính H bằng phương pháp DLT (Direct Linear Transformation).

Trong hệ tọa độ không đồng nhất, công thức (12) có thể được viết lại như sau:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_1 & h_2 & h_3 \\ h_4 & h_5 & h_6 \\ h_7 & h_8 & h_9 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (13)$$

Với $h_9 = 1$ vì không gian chiều là không gian 2 chiều.

Lần lượt chia dòng thứ nhất của công thức trên cho dòng thứ ba và dòng thứ hai cho dòng thứ ba, ta được biểu thức sau:

$$-h_1x - h_2y - h_3 + (h_7x + h_8y + h_9)u = 0 \quad (14)$$

$$-h_4x - h_5y - h_6 + (h_7x + h_8y + h_9)v = 0 \quad (15)$$

Hai công thức trên có thể được viết dưới dạng ma trận như sau:

$$A_i h = 0 \quad (16)$$

trong đó:

$$A_i = \begin{bmatrix} -x & -y & -1 & 0 & 0 & 0 & ux & uy & u \\ 0 & 0 & 0 & -x & -y & -1 & vx & vy & v \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$\text{Và } h = (h_1 \ h_2 \ h_3 \ h_4 \ h_5 \ h_6 \ h_7 \ h_8 \ h_9)^T. \quad (18)$$

Với mỗi cặp điểm tương ứng ta có hai biểu thức nên chỉ cần 4 cặp điểm tương ứng là ta có thể xác định được ma trận H . Áp dụng công thức SVD [9] cho ma trận A ta được:

$$A = U \sum V^T = \sum_{i=1}^9 s_i u_i v_i^T. \quad (19)$$

trong đó, s_i là giá trị đơn, s_i sẽ được sắp xếp theo thứ tự giảm dần. Nghĩa là s_9 sẽ có giá trị nhỏ nhất. Khi đó giá trị của h_i bằng giá trị cuối cùng của cột v_i :

$$Ah = 0,$$

$$A = UDV^T = U \begin{bmatrix} d_{11} & \cdots & d_{19} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{91} & \cdots & d_{99} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{11} & \cdots & v_{19} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{91} & \cdots & v_{99} \end{bmatrix}^T, \quad (20)$$

$$h = \frac{[v_{19}, \dots, v_{99}]}{v_{99}}. \quad (21)$$

Chúng ta chia cho v_{99} để $h_9 = 1$.

2.5. Chọn ma trận H tốt nhất bằng RANSAC [9]

2.6. RANSAC là viết tắt của cụm từ “RANdom SAMple Consensus” có nghĩa là “đồng thuận mẫu ngẫu nhiên”.

Ý tưởng của thuật toán là: Từ tập dữ liệu đầu vào có hai loại dữ liệu là “*inlier*” và “*outlier*”, trong đó, “*inlier*” là các dữ liệu không phải nhiễu và “*outlier*” là các dữ liệu nhiễu, ta tiến hành

tính toán và tìm ra mô hình tốt nhất cho tập dữ liệu. Việc tính toán và chọn ra mô hình tốt nhất sẽ được lặp đi lặp lại k lần, với giá trị k được chọn đủ lớn để đảm bảo rằng xác suất p (thường là 0.99) của tập dữ liệu mẫu ngẫu nhiên không chứa "outlier".

Thuật toán:

Lặp lại k lần:

- Chọn 4 cặp điểm tương đồng ngẫu nhiên.
- Tính ma trận Homography H_{tmp} từ 4 điểm như đã trình bày ở trên
- Tính khoảng cách d của tập các cặp điểm tương đồng.

$$d_i = d(\vec{X}_i, H_{tmp} \vec{X}_i) + d(\vec{X}_i, H_{tmp} \vec{X}_i) \quad (22)$$

- Tính số lượng m các cặp điểm inlier thỏa mã điều kiện $d_i < \text{ngưỡng}$
- Nếu $\text{inlier} > \text{max_inlier}$ thì $\text{max_inlier} = \text{inlier}$ và ma trận Homography $H = H_{tmp}$

trong đó $k = \frac{\log(1-p)}{\log(1-w^n)}$ (23)

w là tỉ lệ giữa số inlier trên tổng số điểm. Thông thường chọn 50 %.

2.7. Ghép hai bức ảnh

Sau khi ma trận Homography được tính toán, bước cuối cùng trong việc tạo ảnh Panorama là hòa trộn hai bức ảnh lại với nhau. Ý tưởng cơ bản để thực hiện bước này là sử dụng một ảnh làm trung tâm, sau đó sử dụng ma trận Homography để chiếu ảnh còn lại tới mặt phẳng ảnh trung tâm như trong Hình 5.



Hình 5. Ghép hai bức ảnh.

Ảnh bên trái được sử dụng là mặt phẳng chiếu, bức ảnh bên phải là ảnh được chiếu lên mặt phẳng ảnh thứ nhất sử dụng ma trận Homography. Phần màu xanh là phần riêng của mỗi bức ảnh, còn phần màu đen là phần chung của hai bức ảnh. Sau khi ghép ảnh chúng tôi nhận thấy kích thước của bức ảnh không phải hình chữ nhật và có hiện tượng méo ở ảnh bên phải. Để giải quyết vấn đề này chúng tôi đề xuất hai giải pháp:

Giải pháp thứ nhất: Khi chụp thay vì xoay camera, ta tịnh tiến camera.

Giải pháp thứ hai: Sau khi ghép ảnh, tiến hành crop ảnh theo hình chữ nhật.

3. KẾT QUẢ ĐẠT ĐƯỢC

3.1. Thiết lập ban đầu

3.1.1. Năng lượng thay đổi giữa các góc chụp

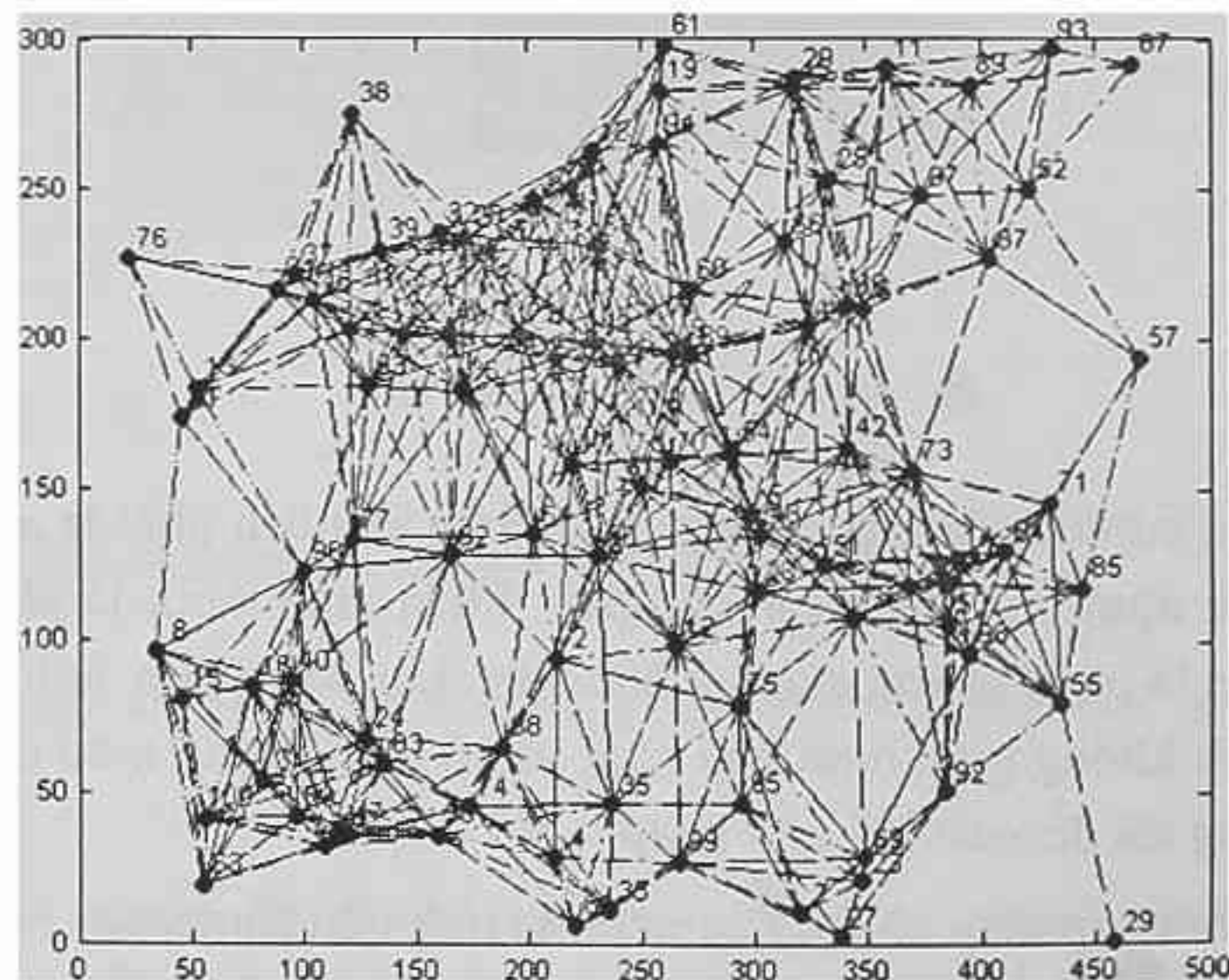
Chúng tôi thực hiện mô phỏng thuật toán bằng phần mềm Matlab. Ảnh đầu vào được chụp từ cảm biến thực với các trường hợp: tịnh tiến camera, góc lệch giữa hai camera (mô tả như trong Hình 6) là 15° , 30° , và 45° . Mỗi trường hợp chúng tôi chụp 3 cặp ảnh với các kích thước là 160×120 pixel, 320×240 pixel, 640×480 pixel.



Hình 6. Góc lệch giữa 2 camera.

3.1.2. Năng lượng tiêu thụ trên mạng cảm biến không dây

Thiết lập mô phỏng mạng cảm biến với 100 nodes mạng, vị trí ngẫu nhiên trên vùng có kích thước 500×300 m. Năng lượng ban đầu cho mỗi nút là 12J. Số lượng node nguồn là 10. Mạng cảm biến bị coi là chết khi 10 node nguồn chết.



Hình 7. Mạng cảm biến.

Giải pháp chúng tôi đề xuất là truyền đa chặng xử lý panorama phân tán trên các node. Để so sánh hiệu quả của giải pháp đề xuất, chúng tôi mô phỏng cả hai trường hợp là truyền đa chặng xử lý panorama phân tán và xử lý panorama tập trung tại 1 nút nguồn. Để thuận tiện tính toán chúng tôi sử dụng cặp ảnh đầu vào có kích thước 320×240 pixels, góc chụp lệch 30° .

3.1.3. Xây dựng mô hình tính toán năng lượng

Để tính toán năng lượng tiêu thụ chúng tôi sử dụng phần mềm Joule meter [13].

Để đánh giá năng lượng tiêu tốn cho truyền dữ liệu, chúng ta sử dụng mô hình tính toán năng lượng [10, 11, 12]. Theo mô hình này, năng lượng truyền một bit dữ liệu là

$$e_{tx} = \begin{cases} \epsilon_{elec} + \epsilon_{fs} d^2, & d < d_0 \\ \epsilon_{elec} + \epsilon_{mp} d^4, & d \geq d_0 \end{cases}, \quad (24)$$

và năng lượng nhận một bit là

$$e_{rx} = \epsilon_{elec}, \quad (25)$$

ở đây d_0 là khoảng cách ngưỡng được xác định nhờ đo khoảng cách truyền thẳng lớn nhất và d là khoảng cách giữa thiết bị truyền và nhận. Ký hiệu ϵ_{elec} là năng lượng tiêu tốn bởi mạch điện cho một bit và $\epsilon_{fs} d^2$ hoặc $\epsilon_{mp} d^4$ là năng lượng phụ thuộc vào phương thức truyền dữ liệu.

Để đánh giá năng lượng tiêu tốn cho ghép dữ liệu ảnh, chúng ta sử dụng mô hình ghép ảnh Panorama. Năng lượng tiêu tốn cho quá trình ghép ảnh (E_{Pn}) là

$$E_{Pn} = E_{Ex} + E_{Fs} + E_H + E_{Oh} + E_{Cb}, \quad (26)$$

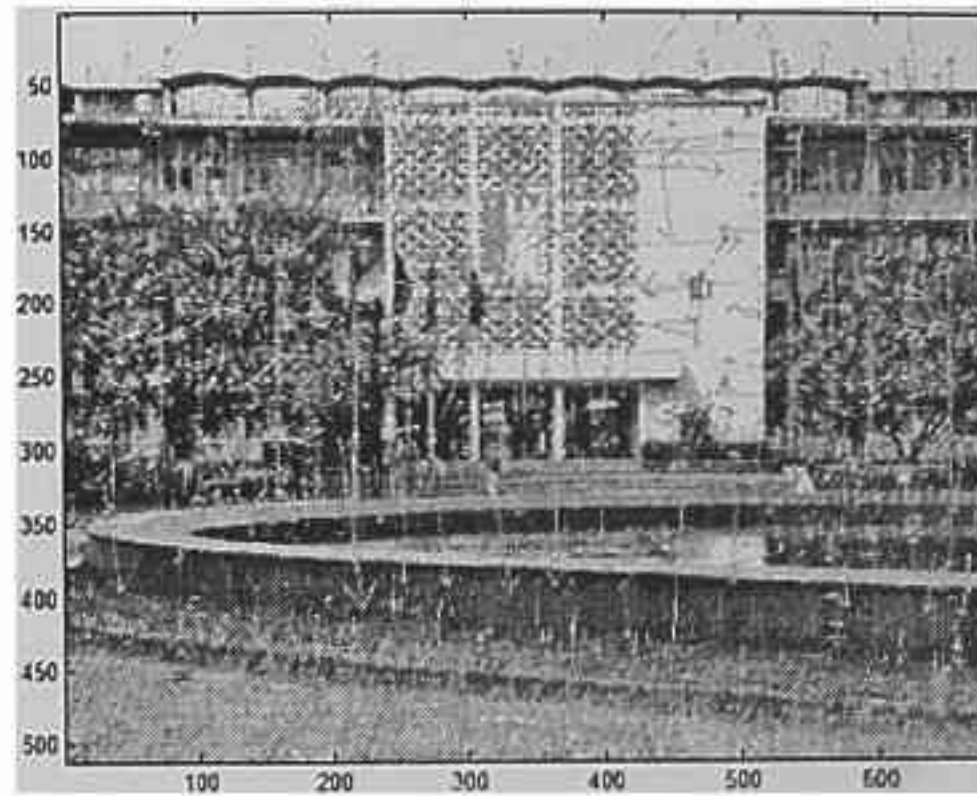
ở đây E_{Ex} , E_{Fs} , E_H , E_{Oh} , và E_{Cb} là năng lượng tiêu tốn cho các quá trình trích chọn điểm đặc trưng giữa hai ảnh, tìm những điểm tương đồng giữa hai bức ảnh, tính ma trận Homography, chọn ma trận Homography tốt nhất bằng RANSAC, ghép nối hai bức ảnh với nhau.

Chúng tôi thực hiện thuật toán trong hai trường hợp truyền thẳng và truyền đa chặng để xem xét tính cân bằng năng lượng của mạng. Sau một thời gian nghiên cứu chúng tôi thu được một số kết quả sau:

3.2. Kết quả 1

3.2.1. Trích chọn điểm đặc trưng SIFT

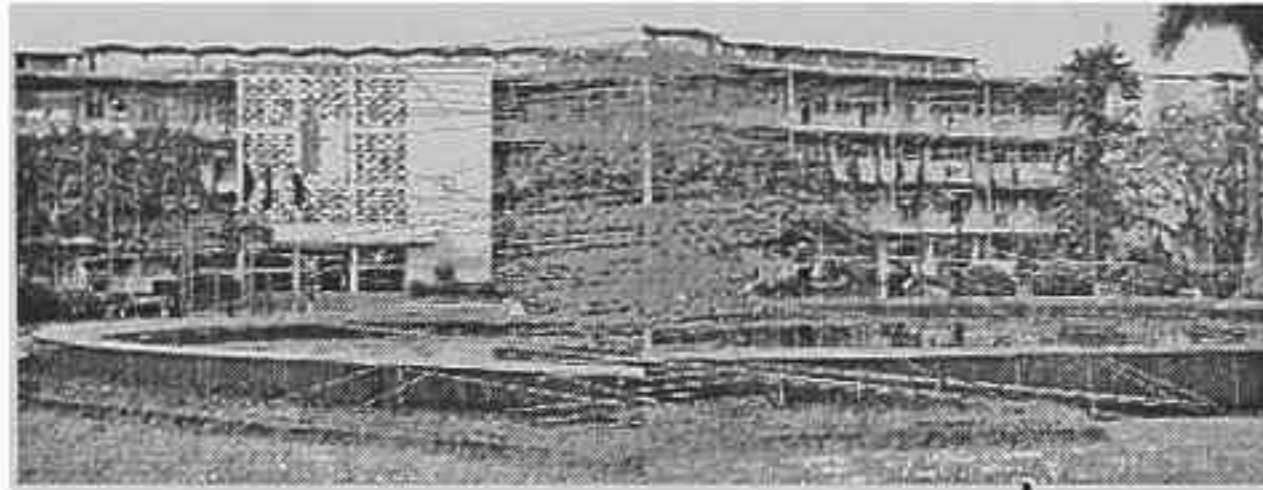
Hình 8 thể hiện kết quả đạt được ở bước 1. Các điểm đặc trưng được thể hiện bằng các vectơ màu xanh, thể hiện hướng và độ lớn



Hình 8. Các điểm đặc trưng được thể hiện bằng các vector.

3.2.2. Tìm điểm tương đồng

Hình 9 thể hiện kết quả của bước 2, tìm điểm tương đồng giữa hai bức ảnh. Các điểm tương đồng được nối với nhau bằng các đường màu xanh. Chúng tôi nhận thấy rằng có những điểm tương đồng xác định sai, vì vậy cần dùng RANSAC để tính được ma trận H tốt nhất, không bị ảnh hưởng bởi các điểm tương đồng xác định sai.

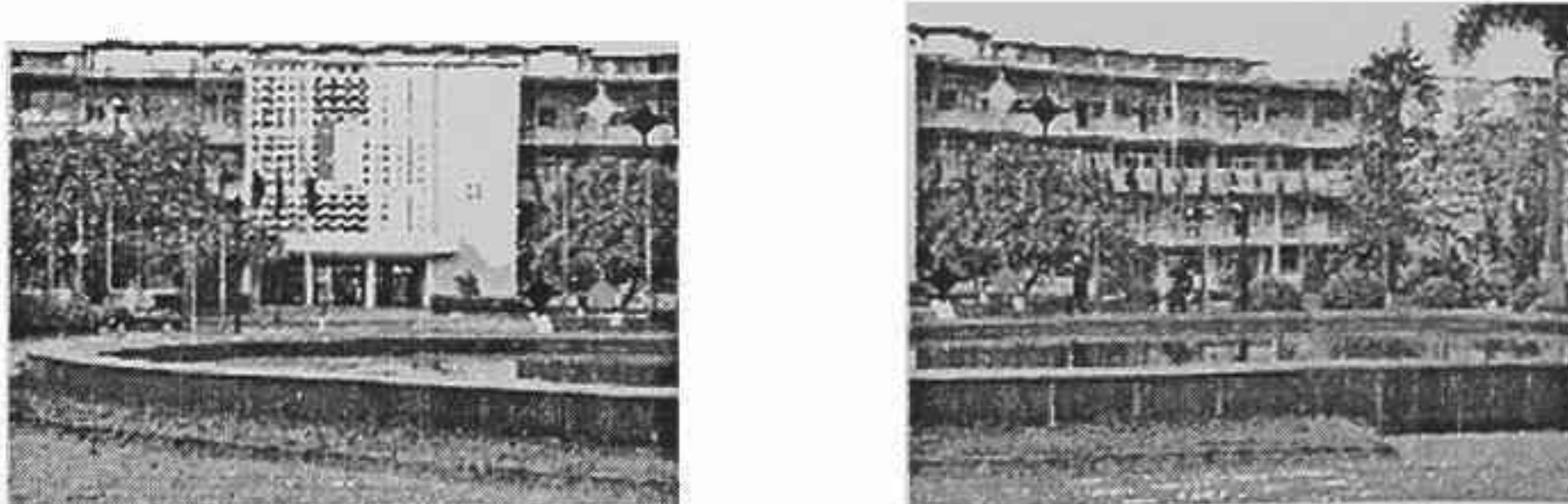


Hình 9. Các điểm tương đồng được nối với nhau bằng các đường thẳng.

3.3. Kết quả 2

3.3.1. Tính ma trận H và RANSAC

Hình 10 thể hiện kết quả đạt được ở bước 3 trong thuật toán của chúng tôi.



Hình 10. Sau khi thực hiện RANSAC, 4 cặp điểm điểm màu lục, lam, vàng, đỏ là cho ta ma trận H tốt nhất.

3.3.2. Ghép ảnh

Hình 11 thể hiện kết quả đạt được ở bước 4 trong thuật toán của chúng tôi. Chúng tôi nhận thấy rằng ảnh đầu ra có hiện tượng méo do ảnh 2 bị nhân với ma trận H. Để khắc phục hiện tượng này chúng ta thực hiện tịnh tiến camera kết quả như trên Hình 12.



Hình 11. Ghép hai bức ảnh với góc quay camera là 30° .



Hình 12. Tịnh tiến camera.

3.3.3. Crop

Để khắc phục hiện tượng méo ảnh panorama. Chúng tôi đề xuất giải pháp là crop ảnh panorama để được kích thước hình chữ nhật. Kết quả thể hiện như trên Hình 13.



Hình 13. Ảnh panorama sau khi crop.

3.4. Năng lượng tiêu tốn

3.4.1. Năng lượng thay đổi giữa các góc chụp

Trong phần này chúng tôi mô phỏng mạng cảm biến không dây như thiết lập trong phần 3.1.1. Kết quả năng lượng tính toán được thể hiện như trên Bảng 1

Bảng 1. Năng lượng tiêu thụ trên từng node mạng với kích thước và góc chụp khác nhau:
a) Bước 1 và 2, b) Bước 3 và 4.

(a)

	Bước 1: SIFT			Bước 2: Tính H, RANSAC		
Góc	Size	Xử lí	Truyền	Size	Xử lí	Truyền
	pixel	mWh	J	pixel	mWh	J
Tĩnh tiến	160 × 120	1,979	0,083	177 × 124	0,006	0,178
15	160 × 120	2,219	0,083	224 × 136	0,083	0,215
30	160 × 120	1,886	0,083	251 × 141	0,127	0,236
45	160 × 120	1,999	0,083	476 × 241	0,351	0,579
Tĩnh tiến	320 × 240	6,102	0,332	367 × 173	0,039	0,606
15	320 × 240	6,449	0,332	448 × 274	0,796	0,862
30	320 × 240	6,194	0,332	637 × 280	6,743	1,102
45	320 × 240	6,889	0,332			0,332
Tĩnh tiến	640 × 480	132,732	1,327	764 × 543	0,043	3,119
15	640 × 480	112,312	1,327	856 × 504	0,087	3,191
30	640 × 480	129,632	1,327	950 × 527	0,151	3,490
45	640 × 480	132,272	1,327	1151 × 544	0,175	4,032

(b)

	Bước 3: Ghép			Bước 4: Crop		
Góc	Size	Xử lí	Truyền	Size	Xử lí	Truyền
	pixel	mWh	J	pixel	mWh	J
Tĩnh tiến	177 × 124	0,307	0,142	163 × 109	0,302	0,038
15	224 × 136	0,443	0,197	159 × 110	0,312	0,038
30	251 × 141	0,307	0,229	226 × 110	0,080	0,054
45	479 × 241	0,482	0,745	235 × 110	0,248	0,056
Tĩnh tiến	367 × 273	0,522	0,491	340 × 230	0,317	0,169
15	488 × 274	0,614	0,819	310 × 230	0,327	0,154
30	637 × 280	0,672	1,156	573 × 240	0,358	0,297
45						
Tĩnh tiến	764 × 543	2,103	2,688	638 × 532	0,549	0,733
15	856 × 505	0,595	2,798	630 × 470	0,344	0,640
30	950 × 527	0,595	3,244	630 × 470	0,302	0,640
45	1151 × 544	3,074	4,057	630 × 470	0,468	0,640

3.4.1. Năng lượng tiêu thụ trên mạng cảm biến không dây

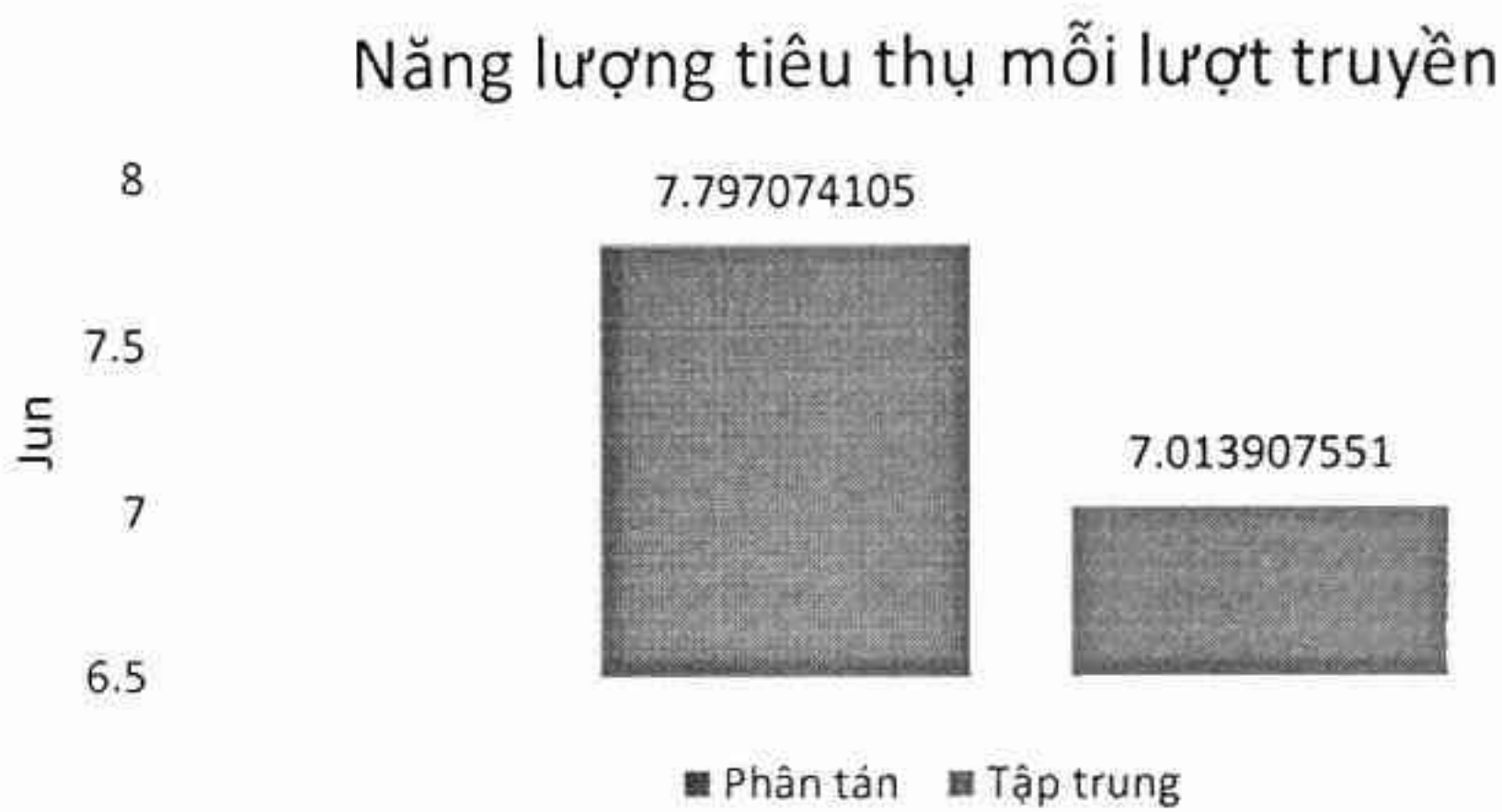
Trong phần này chúng tôi mô phỏng mạng cảm biến không dây với thiết lập ban đầu như 3.1.2. Kết quả năng lượng tính toán được thể hiện như trên Bảng 2 và 3 và Hình 14, 15 và 16.

Bảng 2. Năng lượng tiêu thụ trên từng node mạng.

	Ảnh 1		Ảnh 2		Năng lượng	Thời gian	Lần	Năng lượng/lần	Năng lượng/bit
	pixel		pixel		J	s		J	J
Bước 1	320	240	320	240	1080,7	239,711	100	2,39711	1.30052E-06
Bước 2	320	240	320	240	207,2	21,782	100	2,072	5.62066E-07
Bước 3	468		240		1122,5	180,901	200	5,6125	2.08203E-06

Bảng 3. Kết quả tính toán năng lượng tiêu thụ trên mạng cảm biến.

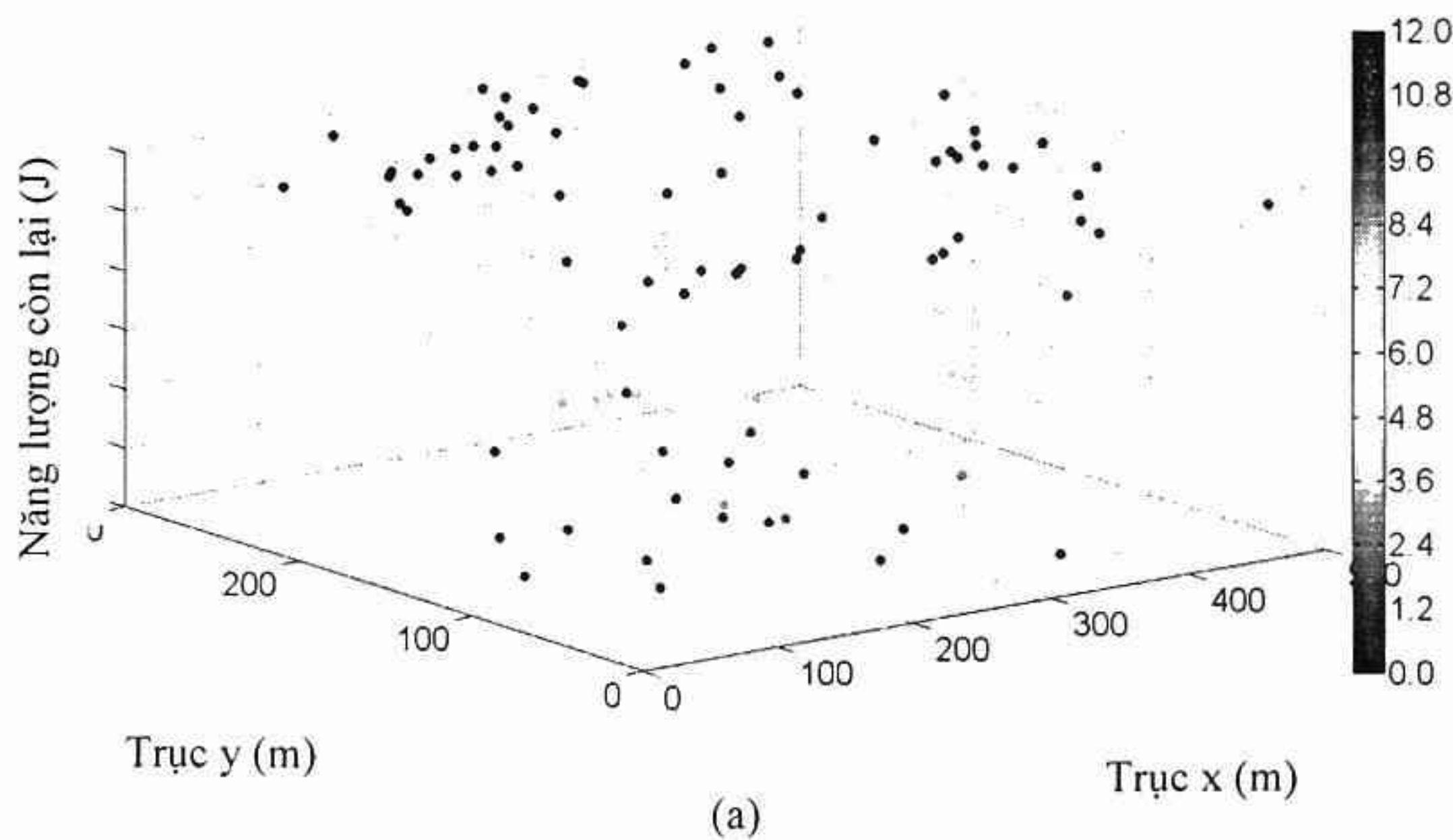
Mode	Round	Time	Energy	Energy/round
Phân tán	45	124.565	350.8683	7.797074
Tập trung	10	32.717	107.9423	10.79423

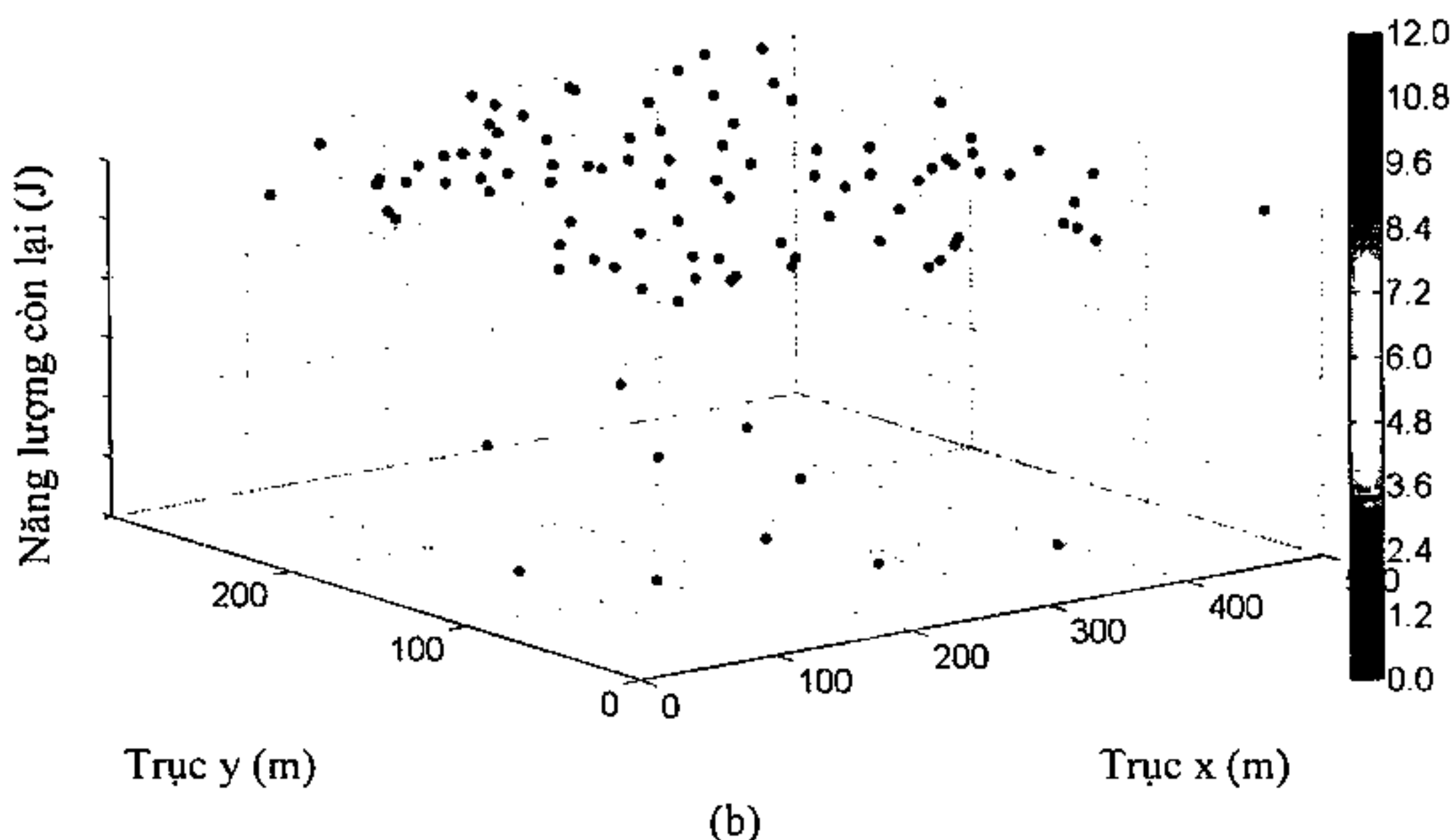


Hình 14. Năng lượng tiêu thụ trung bình trên một lượt truyền.



Hình 15. Năng lượng tiêu thụ toàn hệ thống.





Hình 16. Phân bố năng lượng trong mạng cảm biến không dây:
a) Xử lý phân tán, b) Xử lý tập trung.

Qua các Hình 14, 15, 16 chúng tôi nhận thấy phương thức truyền đa chặng, xử lý phân tán mạng cảm biến tồn tại lâu hơn, tiêu thụ ít năng lượng hơn so với phương thức truyền thẳng nhờ việc xử lý các nhiệm vụ phân tán trên đường truyền từ nút nguồn về nút gốc. Thời gian tồn tại của mạng cũng lâu hơn.

3.5. Bàn luận

3.5.1. Trích chọn điểm đặc trưng

a) **Ưu điểm:** Thuật toán SIFT vượt trội về độ chính xác do ít bị ảnh hưởng bởi hướng, cường độ sáng, nhiễu... của ảnh đầu vào do các điểm đặc trưng tìm bởi thuật toán SIFT là điểm đặc trưng bất biến. Từ đó giúp việc tính toán ma trận Homography chính xác hơn, hạn chế sai sót khi thực hiện ghép ảnh

b) **Nhược điểm:** Tốc độ còn chậm do khối lượng xử lý lớn, nhiều bước, cần xét nhiều scale khác nhau

3.5.2. Ghép ảnh

Đối với hai giải pháp là crop ảnh và tịnh tiến camera có thể thấy giải pháp tịnh tiến camera mặc dù ảnh Panorama ít bị méo, hầu như không cần crop lại. Tuy nhiên sự khác nhau giữa hai bức ảnh không nhiều vì vậy góc quan sát của ảnh panorama nhỏ. Còn với giải pháp quay camera và crop ảnh thì góc quan sát của ảnh panorama rộng hơn.

3.5.3. Năng lượng tiêu tốn

Qua kết quả thực hiện ở 3.4. Có thể thấy năng lượng tiêu tốn của toàn hệ thống sẽ giảm xuống khi thực hiện xử lý phân tán trên các node mạng.

Mặc dù các ảnh đầu vào có cùng kích thước nhưng năng lượng tiêu tốn lại khác nhau do mỗi cặp ảnh lại có phần chồng lấn khác nhau, từ đó dẫn đến số lượng điểm tương đồng giữa hai bức ảnh khác nhau, làm cho khối lượng cần xử lý ở các bước tiếp theo cũng khác nhau. Phần chồng lấn càng lớn thì năng lượng tiêu tốn càng lớn

Khi so sánh năng lượng tiêu tốn giữa truyền đa chặng xử lý phân tán và xử lý tập trung tại nút nguồn ta thấy truyền đa chặng tiêu thụ ít năng lượng hơn, thời gian tồn tại của mạng cũng lâu hơn.

Việc năng lượng tiêu tốn giảm khi truyền đa chặng sẽ mang đến sự cân bằng năng lượng cho mạng WSNs.

4. KẾT LUẬN

Bài báo tập trung vào việc nghiên cứu kỹ thuật ghép ảnh Panorama từ hai ảnh đầu vào. Trong mỗi bước nêu lên cơ sở lý thuyết cơ bản, đưa ra đánh giá và đi sâu triển khai các kỹ thuật đó để áp dụng trong bài toán ghép ảnh Panorama. Hướng tiếp theo chúng tôi sẽ thực hiện các bước:

- Tối ưu các kỹ thuật nhằm cải thiện thời gian và đưa ra kết quả chính xác hơn.
- Thực hiện kỹ thuật ghép ảnh Panorama với nhiều hơn 2 ảnh đầu vào.
- Tìm thuật toán giải quyết vấn đề ảnh ghép chưa khớp.
- Tìm thuật toán làm mờ biên của ảnh.
- Loại bỏ hiện tượng bóng ma.

Nhằm nâng cao chất lượng ảnh phục vụ cho ứng dụng tìm kiếm cũng như nhận dạng đối tượng.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Alexander T., Maricke H., Mirela K., Nico D. - Effects of Field of view on Human Locomotion, Proc. SPIE 6955, Head- and Helmet-Mounted Displays XIII: Design and Applications, 69550H, April 2008.
2. Oleksijczuk D. - The First Panoramas: Visions of British Imperialism; 2011.
3. David L. - Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints, International Journal of Computer Vision **60** (2) (2004) 91-110.
4. Michael D., Mortimer A. - Molecular expressions microscopy primer: Digital image processing - difference of gaussians edge enhancement algorithm, Olympus America Inc., and Florida State University.
5. Jgou H., Douze M., and Schmid C. - Searching with quantization: approximate nearest neighbor search using short codes and distance estimators. Technical Report RR-7020, INRIA, 2009.

6. Michel D., Elena D. - Encyclopedia of Distances, 2009.
7. Elan D. - Homography Estimation, Carleton University, 2007.
8. Melzer T. - SVD and its Application to Generalized Eigenvalue problem, Technical Report, June 2004.
9. Martin F., Robert B. - Random sample consensus: A paradigm for model fitting with application to image analysis and automated cartography, Communications of the ACM 24 (1981) 381–395.
10. Heinzelman W. B., Chandrakasan A. P., and Balakrishnan H. - An application-specific protocol architecture for wireless microsensor networks, IEEE Transactions on Wireless Communications 1 (4) 2002 660–670.
11. Lu Q., Luo W., and Ye X. - Collaborative in-network processing of LT based image compression algorithm in WMSNs. In Proceedings of the 1st International Workshop on Education Technology and Computer Science (ETCS '09), March 2009, pp. 839–843.
12. Lu Q., Luo W., Wang J., and Chen B. - Low-complexity and energy efficient image compression scheme for wireless sensor networks, Computer Networks 52 (13) (2008) 2594–2603.
13. Joulemeter. Accessed 8 April 2015. Available: <http://research.microsoft.com/en-us/projects/joulemeter>

ABSTRACT

APPYING PANORAMA TECHNOLOGY FOR WIRELESS SENSOR NETWORKS

Phat Nguyen Huu*, The Nguyen Manh

Hanoi University of Science and Technology, 1 Dai Co Viet road, Hanoi, Vietnam

*Email: phat.nguyenhuu@hust.edu.vn

This paper presents about combining Panorama image technique. The method that we propose is based on the techniques of choosing specific extract, comparing photos, finding Homography matrix and combining with RANSAC. In WSNs, a number of nodes are large. We use distributed processing on nodes by using multi-path routing and cutting overlaps. The energy consumption of the system will be reduced and balanced since lifetime of nodes is longer.

Keywords: panorama, image alignment, image stitching, SIFT, RANSAC, homography.