

## Nhóm 5 - Chủ đề 4

# FINDING SIMILAR ITEMS

Tìm kiếm tương tự

Thành viên nhóm:

Hoàng Hữu Đức	23020046
Lê Minh Tuấn	23020149
Phạm Minh Thông	23020164
Bùi An Huy	23020079
Lê Minh Đạt	23020037

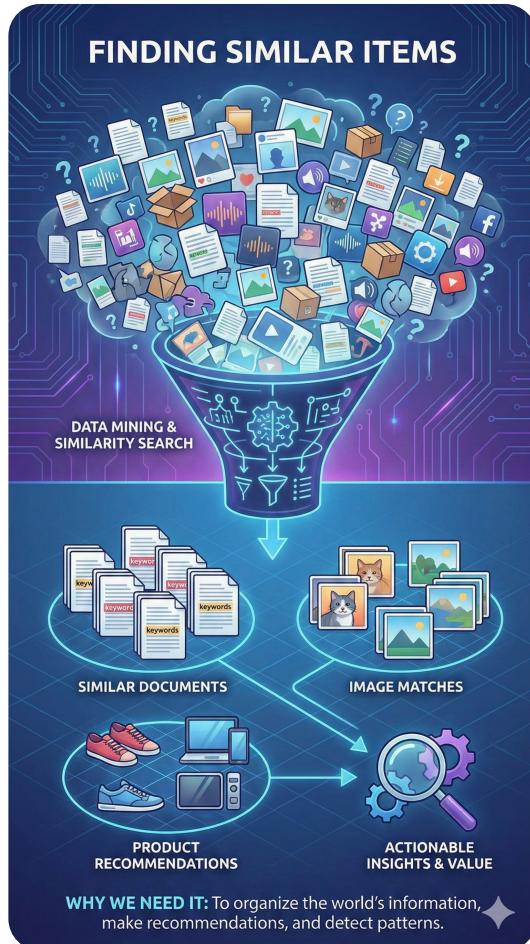
# Mục lục

1. Giới thiệu
2. Ứng dụng thực tế
3. Biểu diễn dữ liệu
4. Các phép đo độ tương đồng
5. Các kỹ thuật tìm cặp tương đồng

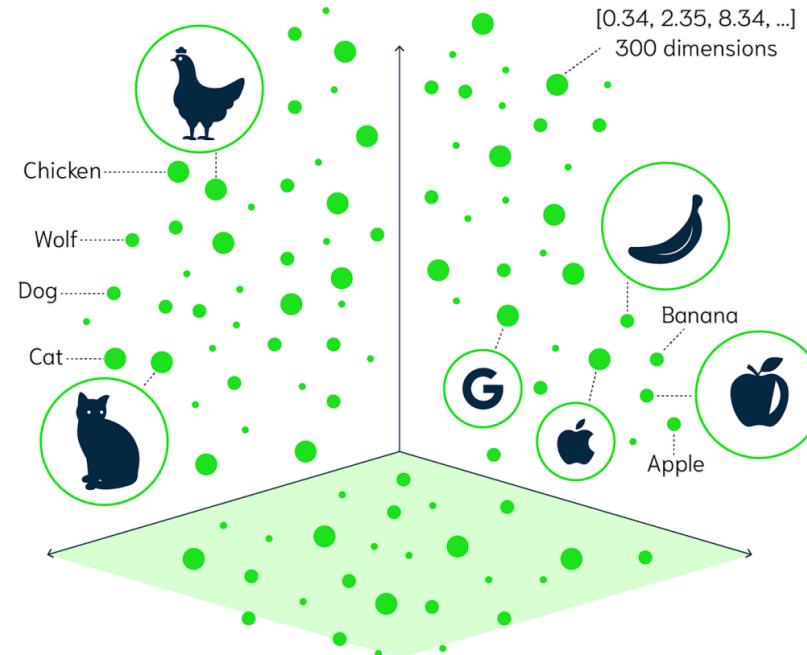
# Mục lục

- 1. Giới thiệu**
- 2. Ứng dụng thực tế**
- 3. Biểu diễn dữ liệu**
- 4. Các phép đo độ tương đồng**
- 5. Các kỹ thuật tìm cặp tương đồng**

# Giới thiệu



Hình 1: For?



Hình 2: Present



Hình 3: Find

# Mục lục

1. Giới thiệu

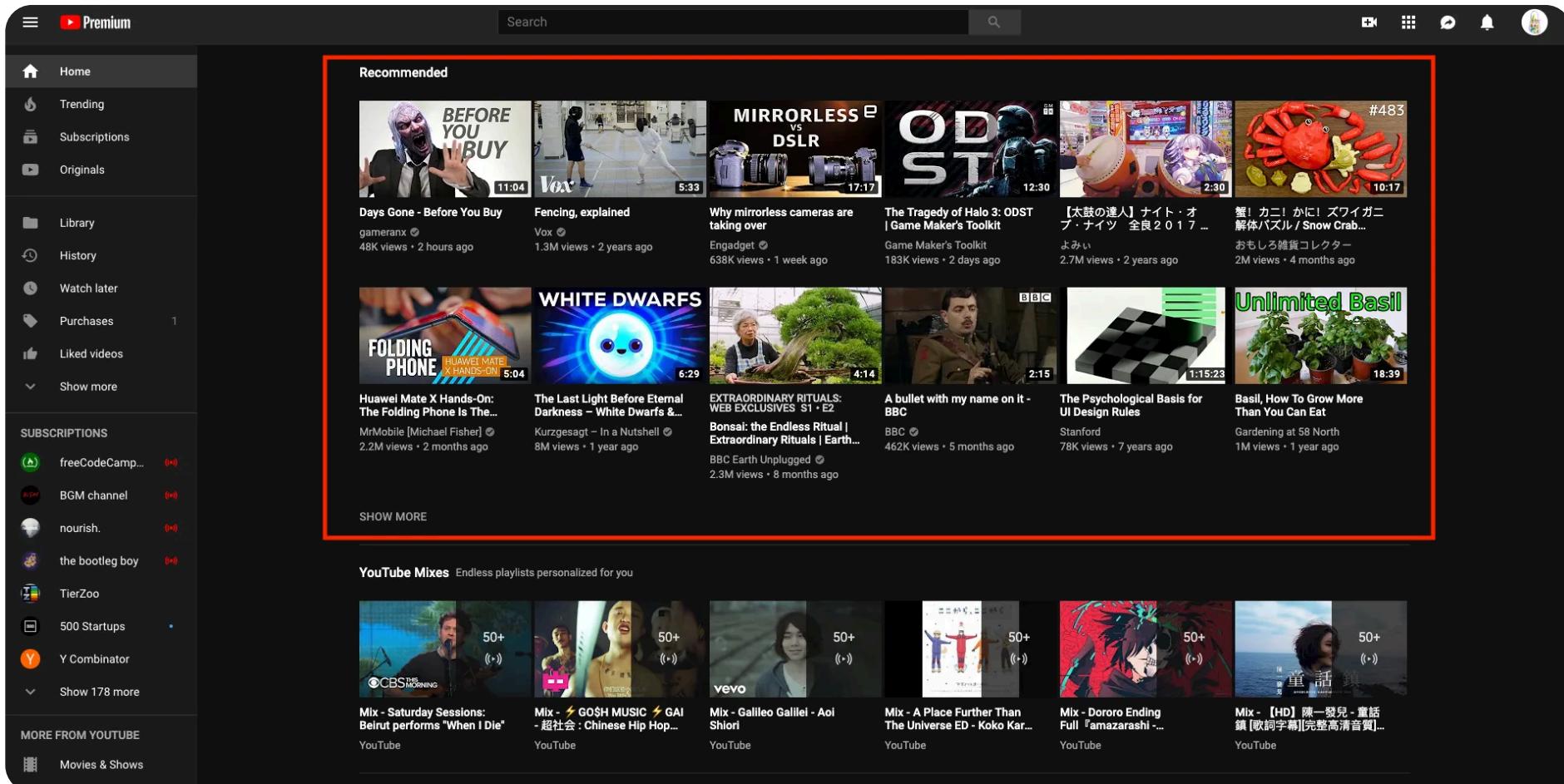
2. Ứng dụng thực tế

3. Biểu diễn dữ liệu

4. Các phép đo độ tương đồng

5. Các kỹ thuật tìm cặp tương đồng

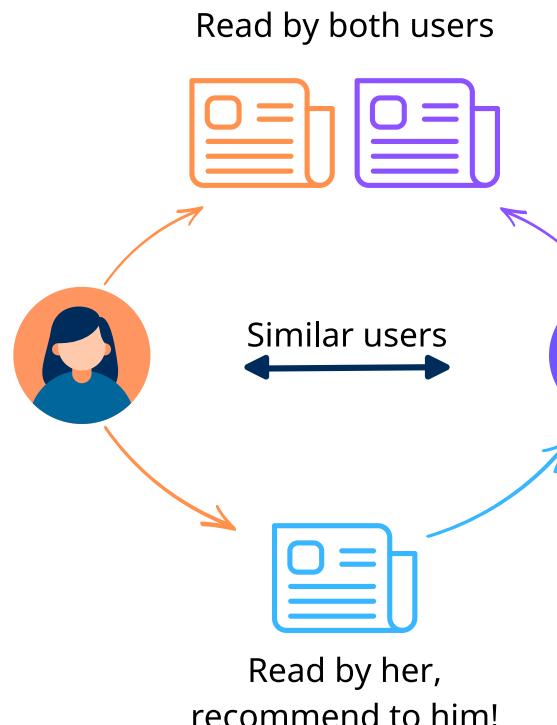
## 2.1. Hệ thống đề xuất



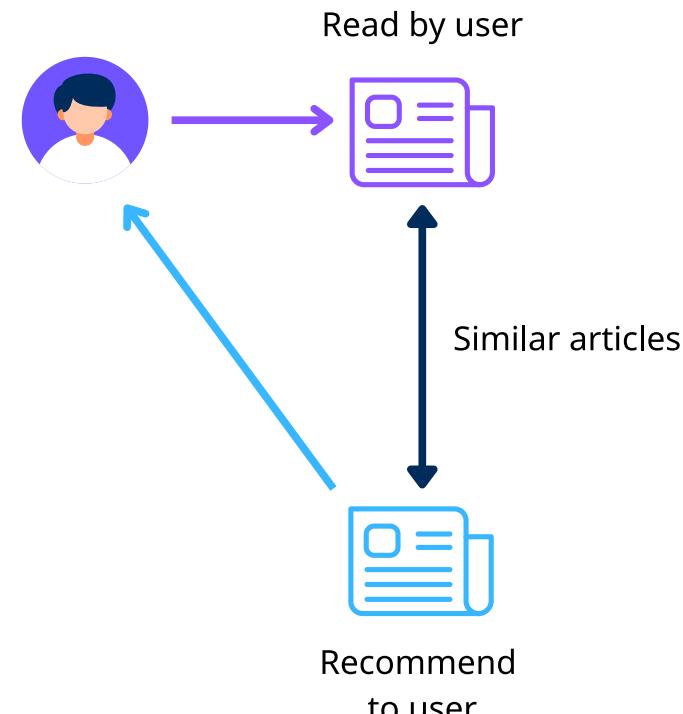
Hình 4: Hệ thống đề xuất trên YouTube

## 2.1. Hệ thống đề xuất

### COLLABORATIVE FILTERING



### CONTENT-BASED FILTERING



Hình 5: Các loại hệ thống đề xuất

## 2.2. Nhận diện trùng lặp văn bản

The screenshot shows the Turnitin software interface. On the left, there is a preview of a Microsoft Word document titled "Exegesis paper.docx". The document contains two sections: "INTRODUCTION" and "TEXT AND STRUCTURE". The introduction discusses Romans 8:12-17, mentioning it as one of the most remarkable paragraphs in the New Testament, often quoted by Paul. It describes the Spirit's work in believers, granting them the status of sons and daughters of God, forming one of the most beautiful pictures of the believer's joy and security anywhere in Scripture. The text and structure section is partially visible. At the bottom of the document preview, there are "Share" and "Search" buttons.

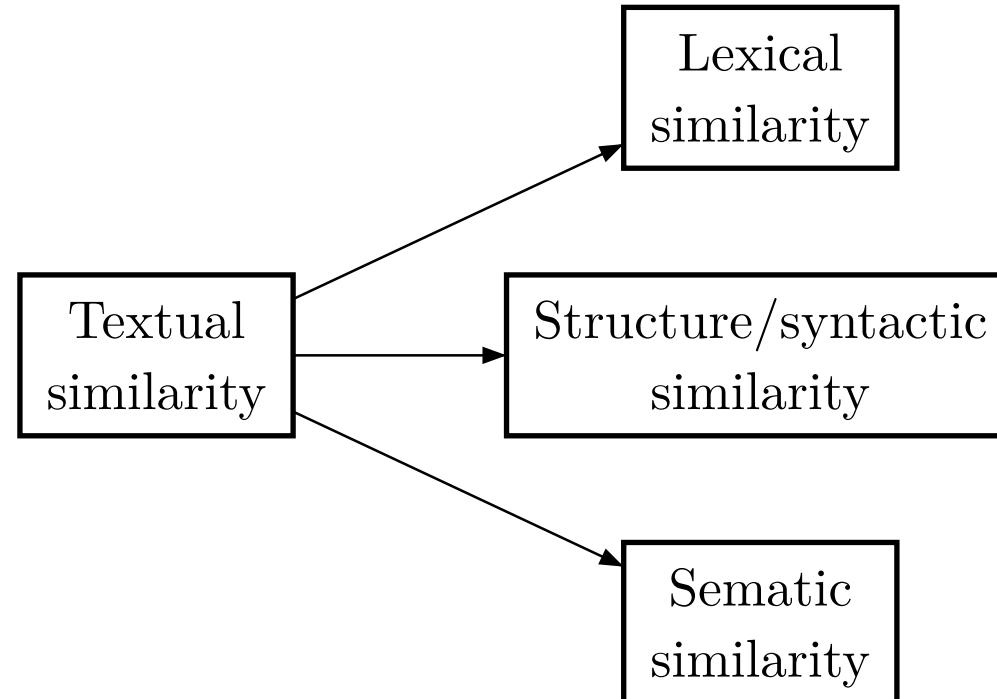
On the right, the Turnitin results are displayed. The overall similarity is 40%. The top sources of plagiarism are listed:

Rank	Source	Similarity (%)
1	dokumen.pub INTERNET	2%
2	ebin.pub INTERNET	2%
3	sbts-wordpress-uploads.s3.amazonaws.com INTERNET	1%
4	bibliotekanauki.pl INTERNET	1%
5	blogs.corban.edu INTERNET	<1%
6	ourarchive.otago.ac.nz INTERNET	<1%
7	repository.sbts.edu INTERNET	<1%
8	dartmouthbible.org INTERNET	<1%

At the bottom of the Turnitin interface, there is a "Page 1 of 26" indicator and a "Next" button.

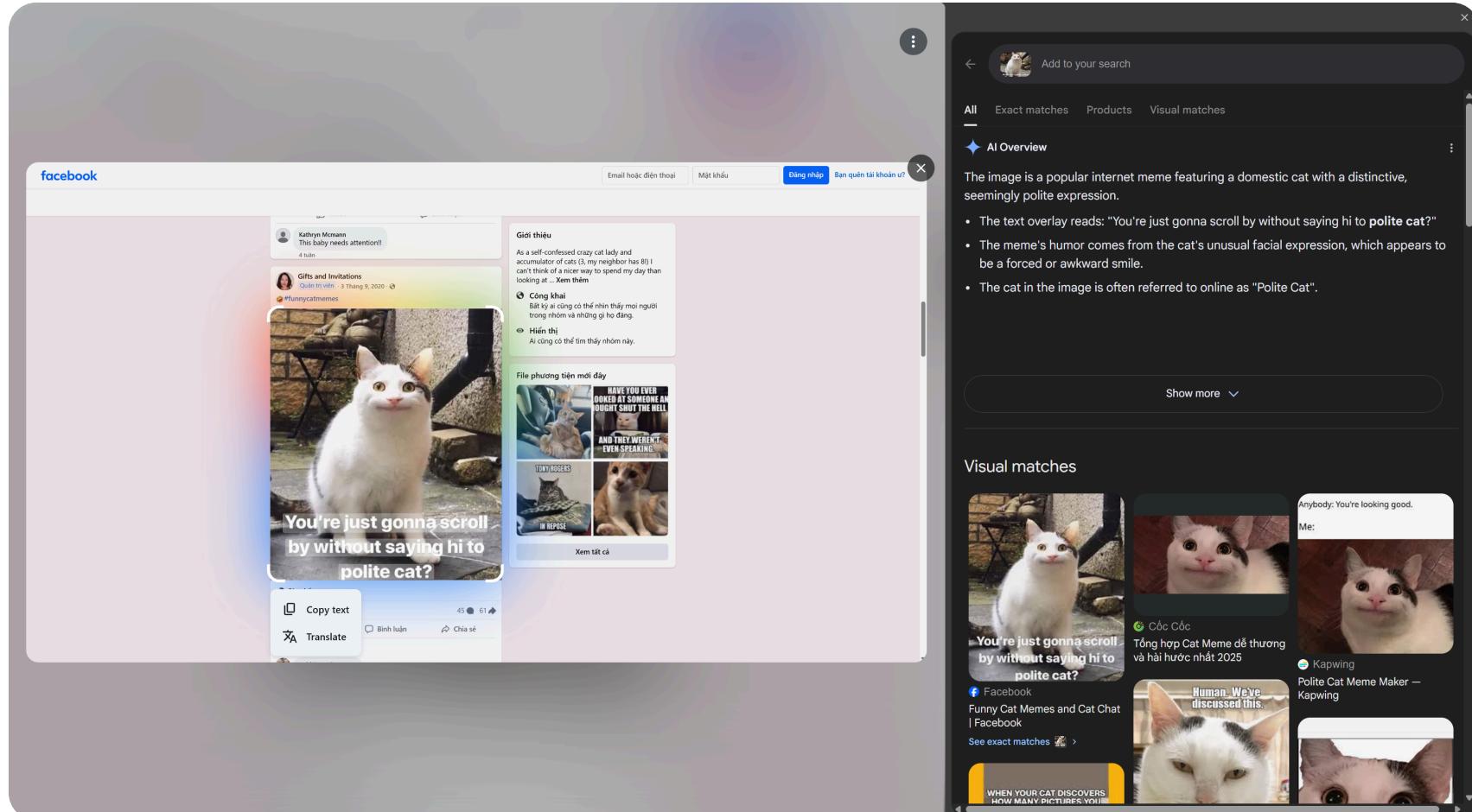
Hình 6: Giao diện phần mềm Turnitin

## 2.2. Nhận diện trùng lặp văn bản



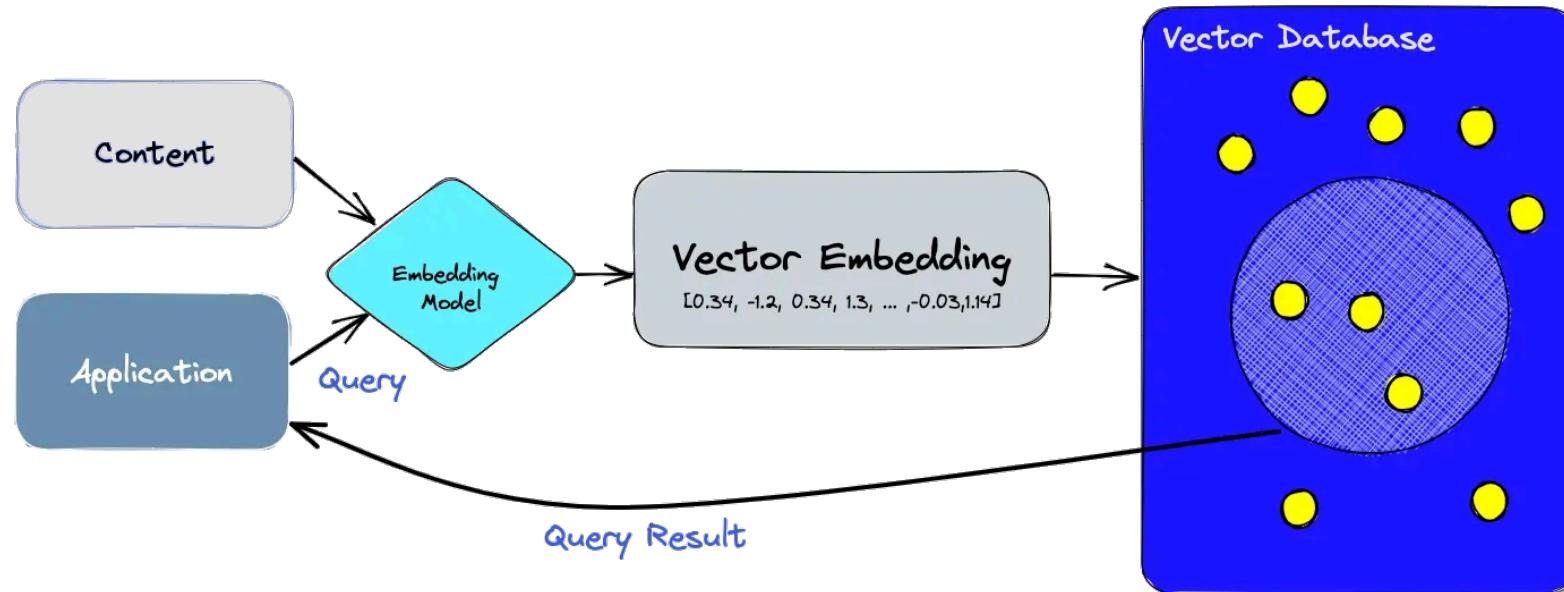
Hình 7: Các loại tương đồng văn bản

## 2.3. Tìm hình ảnh giống nhau



Hình 8: Tìm kiếm hình ảnh tương tự sử dụng Google Lens

## 2.4. Cách hoạt động

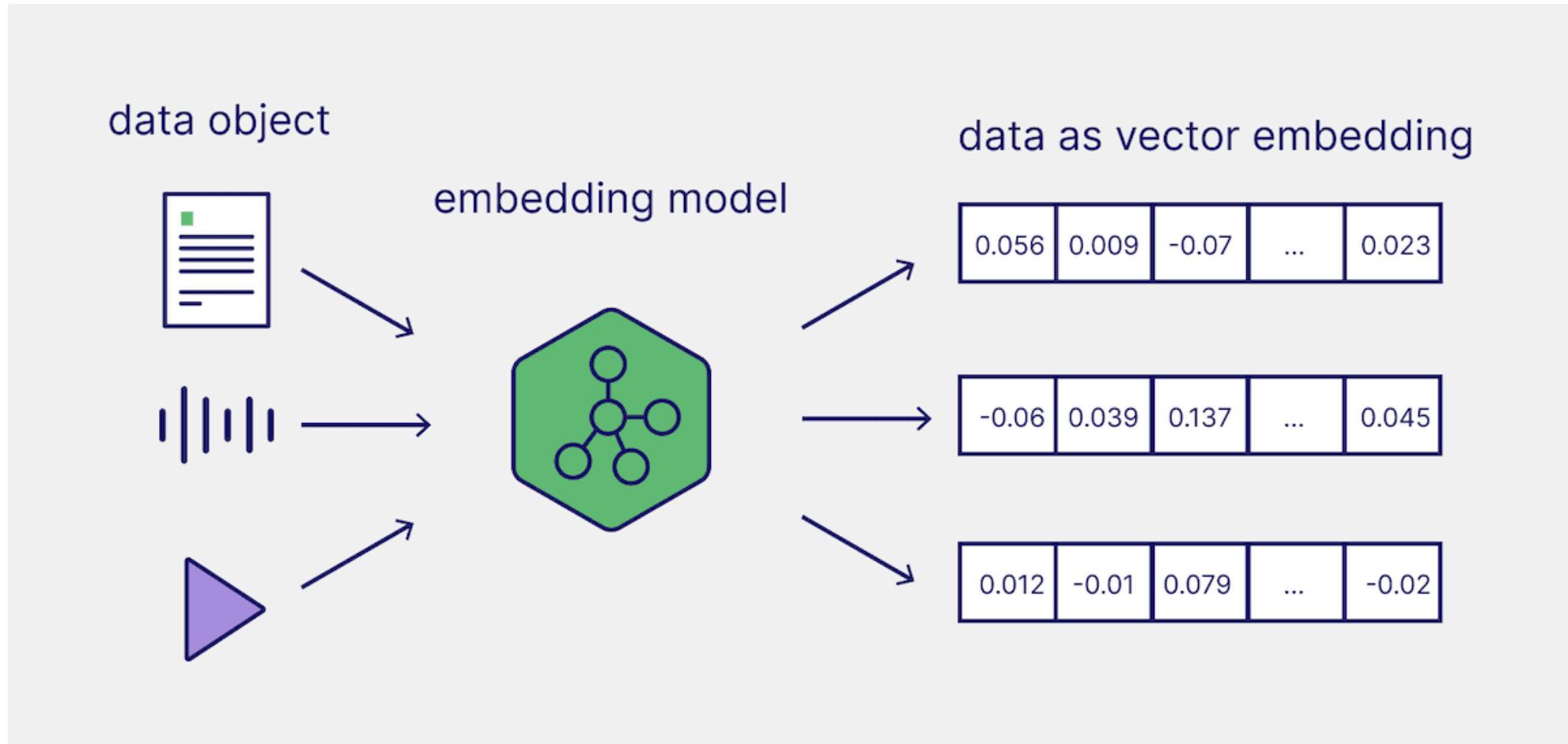


Hình 9: Luồng hoạt động của hệ thống tìm kiếm tương tự

# Mục lục

- 1. Giới thiệu**
- 2. Ứng dụng thực tế**
- 3. Biểu diễn dữ liệu**
- 4. Các phép đo độ tương đồng**
- 5. Các kỹ thuật tìm cặp tương đồng**

### 3.1. Vector

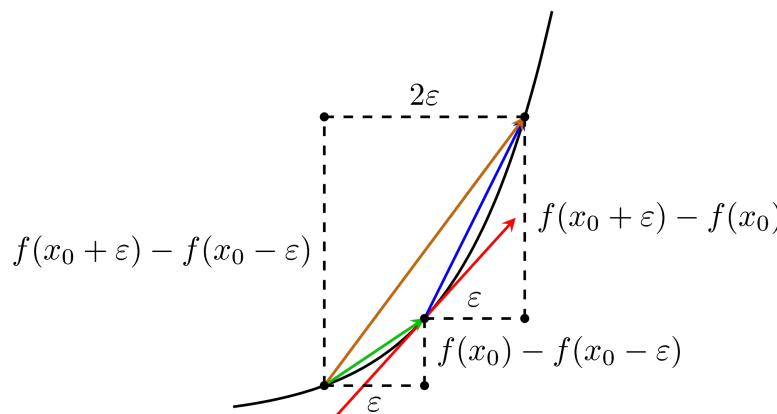


Hình 10: Công dụng của một mô hình embedding

# 3.1. Vector

## KIẾU BIỂU DIỄN PHỐ BIỀN NHẤT

- Các mô hình học máy dựa trên nền tảng của đại số:



Hình 11: Đạo hàm

**a**

$$\begin{pmatrix} c_1 & c_2 \\ c_3 & c_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_1 & a_2 \\ a_3 & a_4 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} b_1 & b_2 \\ b_3 & b_4 \end{pmatrix}$$

**b**

$$m_1 = (a_1 + a_4)(b_1 + b_4)$$
$$m_2 = (a_3 + a_4)b_1$$
$$m_3 = a_1(b_2 - b_4)$$
$$m_4 = a_4(b_3 - b_1)$$
$$m_5 = (a_1 + a_2)b_4$$
$$m_6 = (a_3 - a_1)(b_1 + b_2)$$
$$m_7 = (a_2 - a_4)(b_3 + b_4)$$
$$c_1 = m_1 + m_4 - m_5 + m_7$$
$$c_2 = m_3 + m_5$$
$$c_3 = m_2 + m_4$$
$$c_4 = m_1 - m_2 + m_3 + m_6$$

**c**

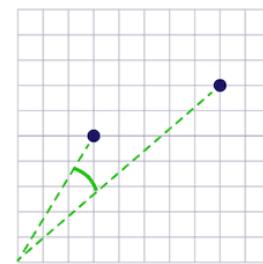
$$\mathbf{u} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & -1 \end{pmatrix}$$
$$\mathbf{v} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & -1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & -1 & 0 & 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$
$$\mathbf{w} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 & -1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & -1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

Hình 12: Nhân ma trận

### 3.1. Vector

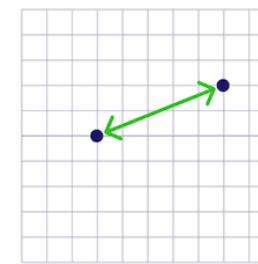
- Có thể đo khoảng cách một cách nhanh chóng và dễ dàng

## Distance Metrics in Vector Search



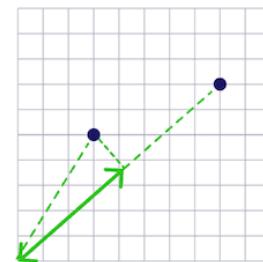
Cosine Distance

$$1 - \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|}$$



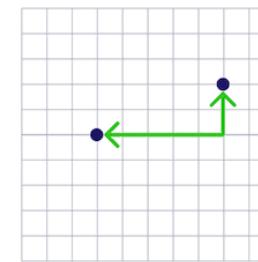
Squared Euclidean  
(L2 Squared)

$$\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2$$



Dot Product

$$A \cdot B = \sum_{i=1}^n A_i B_i$$



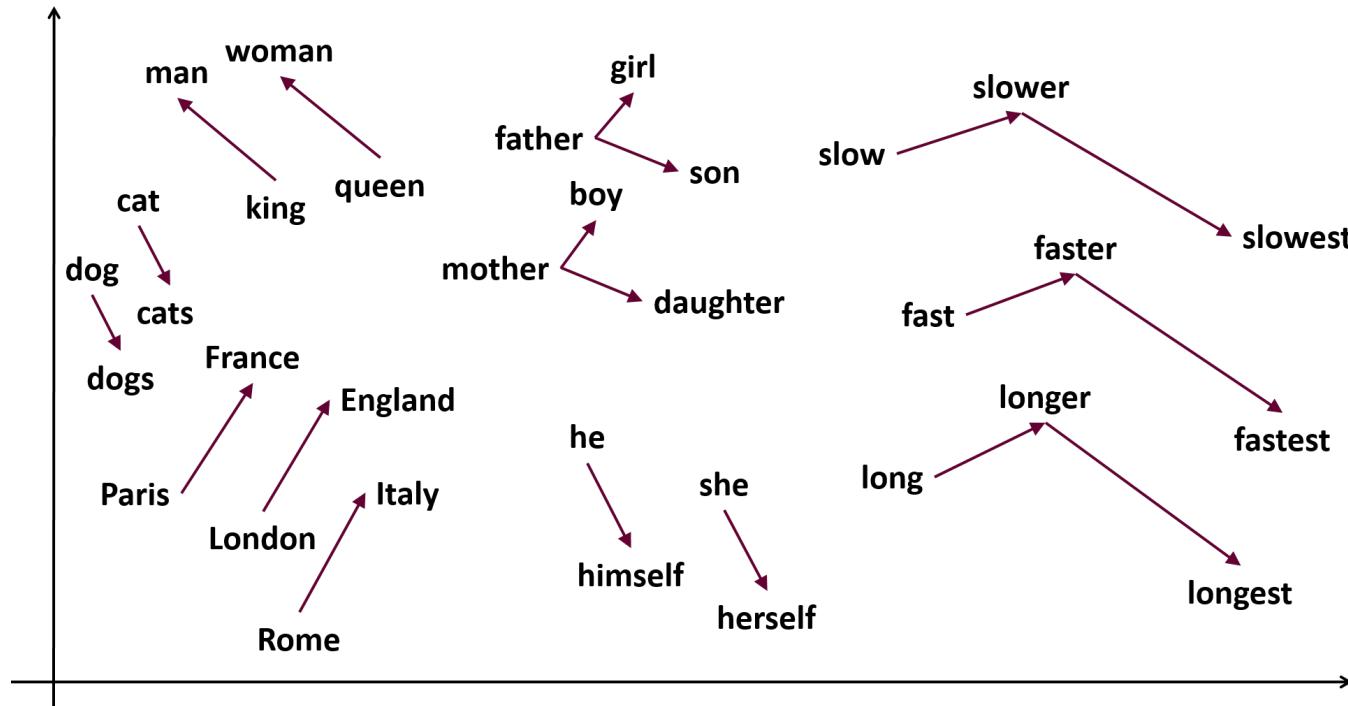
Manhattan (L1)

$$\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|$$

Hình 13: Khoảng cách vector trong không gian

### 3.1. Vector

- Dễ cải tiến tốc độ sử dụng GPU
- Tạo ra không gian vector liên tục giúp mô hình có thể tự hiểu ngữ nghĩa



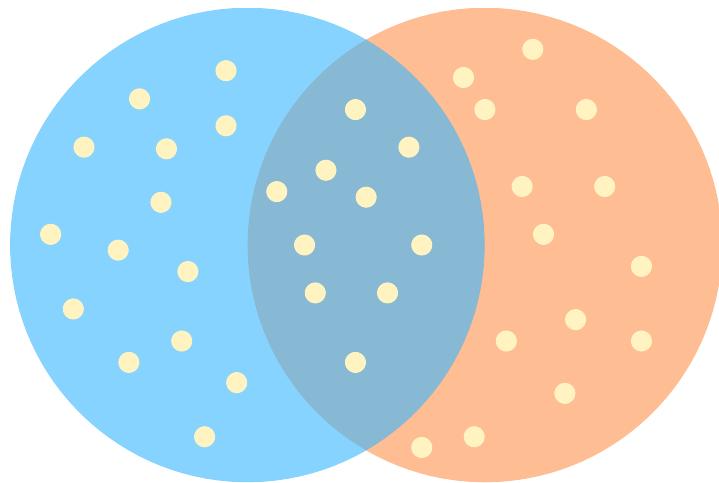
Hình 14: Không gian các từ

## 3.2. Hashing

# Mục lục

1. Giới thiệu
2. Ứng dụng thực tế
3. Biểu diễn dữ liệu
- 4. Các phép đo độ tương đồng**
5. Các kỹ thuật tìm cặp tương đồng

## 4.1. Jaccard Similarity



$$J(A, B) = \frac{A \cap B}{A \cup B}$$

Hình 15: Jaccard Similarity

## 4.2. Phép đo khoảng cách

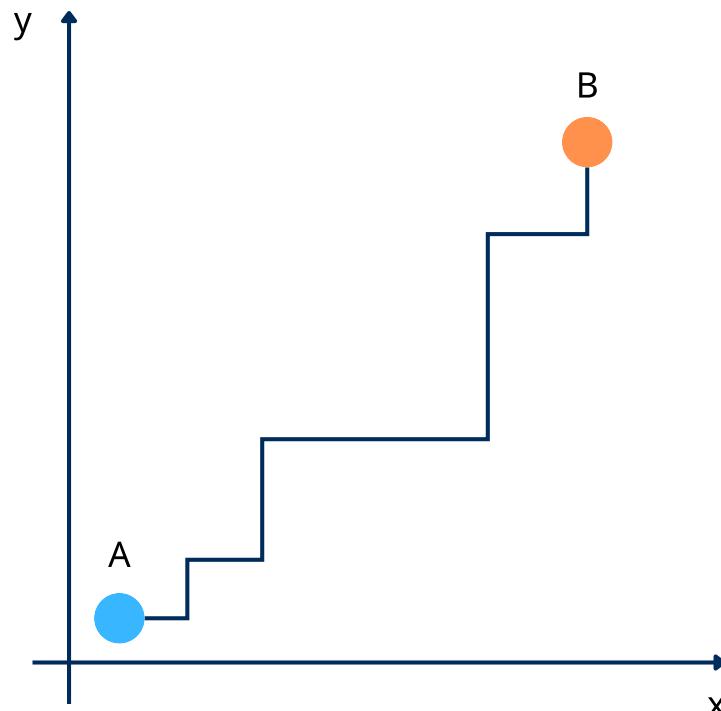
### 4.2.1. $L_p$ norm

Dạng tổng quát:

$$d_p(x, y) = \left( \sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^p \right)^{\frac{1}{p}}$$

## 4.2. Phép đo khoảng cách

Với  $p = 1$ , ta có khoảng cách Manhattan:

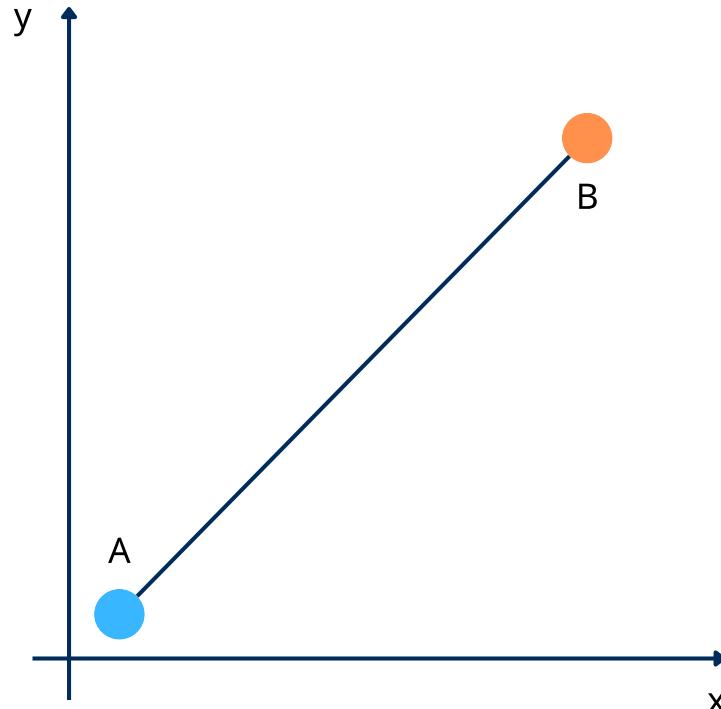


$$d_1(x, y) = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i|$$

Hình 16: Manhattan Distance

## 4.2. Phép đo khoảng cách

Với  $p = 2$ , ta có khoảng cách Euclidean:



$$d_2(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^2}$$

Hình 17: Euclidean Distance

## 4.2. Phép đo khoảng cách

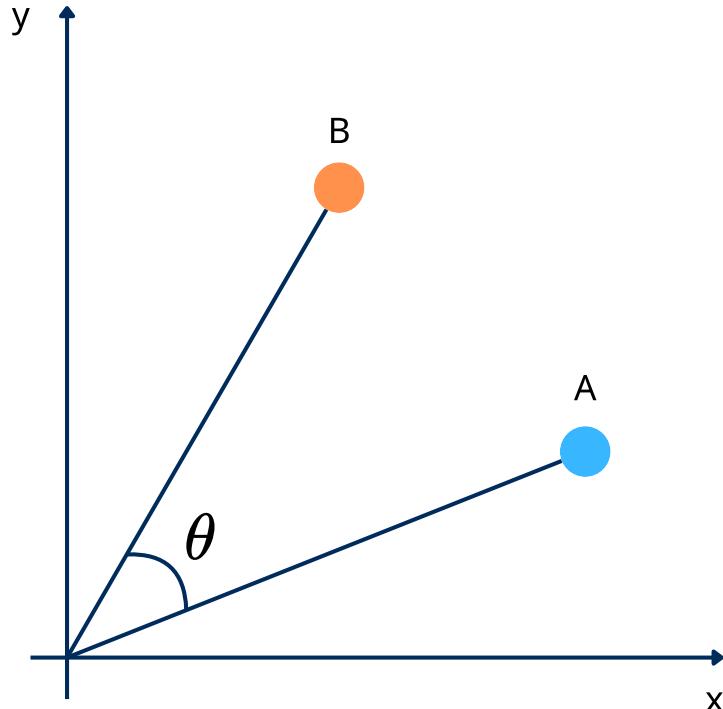
### 4.2.2. Jaccard Distance

$$d_J(A, B) = 1 - J(A, B)$$

Trong đó  $J(A, B)$  là Jaccard Similarity giữa hai tập  $A$  và  $B$ .

## 4.2. Phép đo khoảng cách

### 4.2.3. Cosine Similarity



$$\cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{\|A\| * \|B\|}$$

Hình 18: Cosine Similarity

## 4.2. Phép đo khoảng cách

4.2.4. Edit Distance

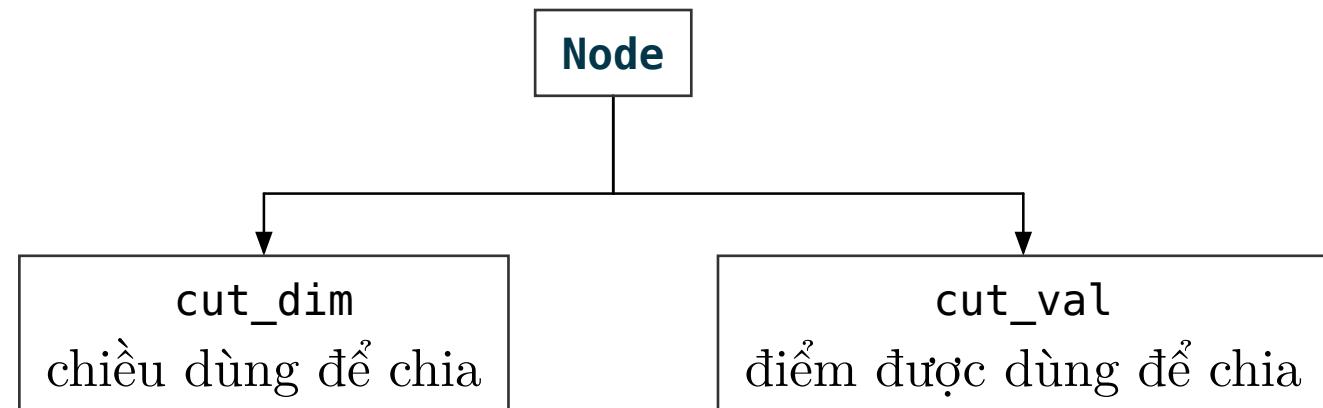
4.2.5. Hamming Distance

## 4.3. So sánh

# Mục lục

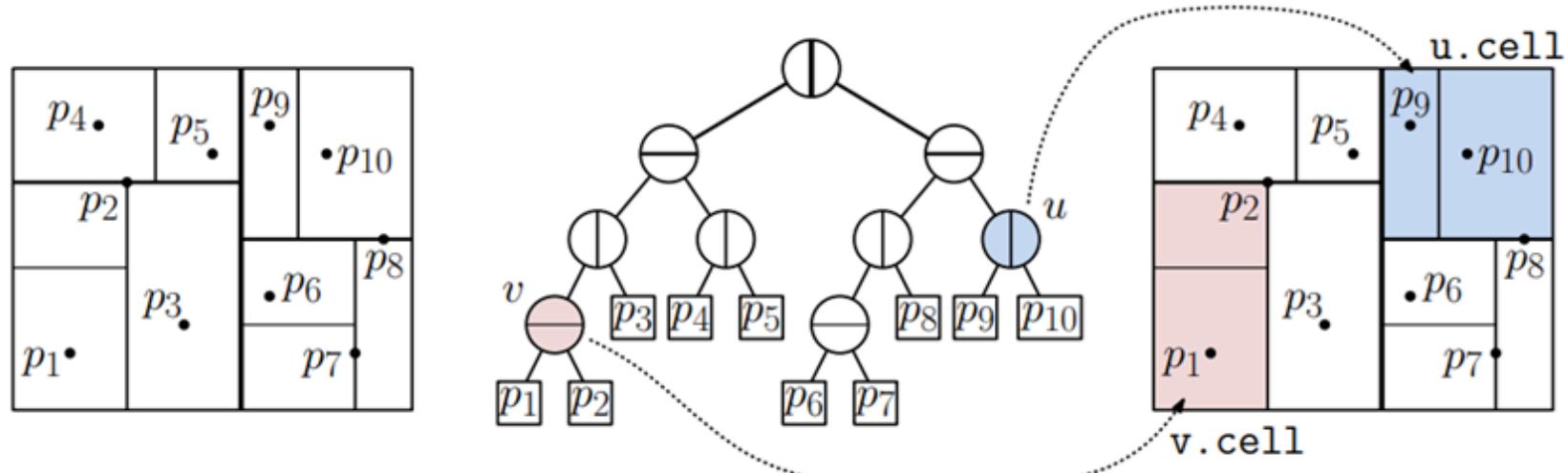
1. Giới thiệu
2. Ứng dụng thực tế
3. Biểu diễn dữ liệu
4. Các phép đo độ tương đồng
5. Các kỹ thuật tìm cặp tương đồng

## 5.1. K-D Tree



Hình 19: Cấu trúc K-d Tree

## 5.1. K-D Tree



Hình 20: Ví dụ cây với một tập điểm 2D

# 5.1. K-D Tree

## Xây dựng cây

---

### Thuật toán 1: Xây dựng cây K-d Tree

---

```
1 function build( $P$ , depth)
2   if  $P$  is empty then
3     return None
4   if  $|P| = 1$  then
5     return Node(depth mod  $k$ ,  $P[0]$ , None, None)
6   mid  $\leftarrow$  midpoint to partition  $P$  into  $P_0$  and  $P_1$  by depth mod  $k$ 
7   left_node  $\leftarrow$  build( $P_0$ , depth + 1)
8   right_node  $\leftarrow$  build( $P_1$ , depth + 1)
9   return Node(depth mod  $k$ , mid, left_node, right_node)
```

---

Độ phức tạp:

- Giả sử ở mỗi bước đệ quy ta chia đôi tập điểm  $\Rightarrow \mathcal{O}(n \log n)$
- Tìm trung vị:
  - Quicksort:  $\mathcal{O}(n \log^2 n)$
  - Median of medians:  $\mathcal{O}(n \log n)$
  - Duy trì  $k$  danh sách sắp xếp theo từng chiều:  $\mathcal{O}(nk \log n)$

## 5.1. K-D Tree

### Chèn

---

**Thuật toán 2:** Chèn điểm vào cây K-d Tree

---

```
1 function insert( $x$ , node, depth)
2   if node is empty then
3      $\sqsubset$  return Node(depth mod  $k$ ,  $x$ , None, None)
4   if  $x == \text{node.data}$  then
5      $\sqsubset$  return error “duplicate”
6   cd  $\leftarrow$  depth mod  $k$ 
7   if  $x[cd] < \text{node.data}[cd]$  then
8      $\sqsubset$  node.left  $\leftarrow$  insert( $x$ , node.left, depth + 1)
9   else
10     $\sqsubset$  node.right  $\leftarrow$  insert( $x$ , node.right, depth + 1)
11  return node
```

---

Độ phức tạp:

- Ngẫu nhiên:  $\mathcal{O}(\log n)$
- Tối đa:  $\mathcal{O}(n)$

## 5.1. K-D Tree

### Tìm điểm có chiều $d$ nhỏ nhất

---

**Thuật toán 3:** Tìm điểm có chiều  $d$  nhỏ nhất

---

```
1 function findMin(root, d)
2   if root is empty then
3     return None
4   if root.cut_dim == d then
5     if root.left is empty then
6       return root
7     return findMin(root.left, d)
8   else
9     left_min ← findMin(root.left, d)
10    right_min ← findMin(root.right, d)
11    res ← root
12    for candidate in [left_min, right_min] do
13      if candidate != None and candidate.point[d] < res.point[d] then
14        res ← candidate
15    return res
```

---

# 5.1. K-D Tree

## Xóa

---

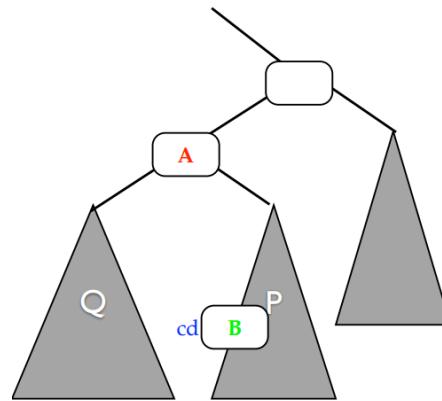
**Thuật toán 4:** Xóa điểm trong cây K-d Tree

---

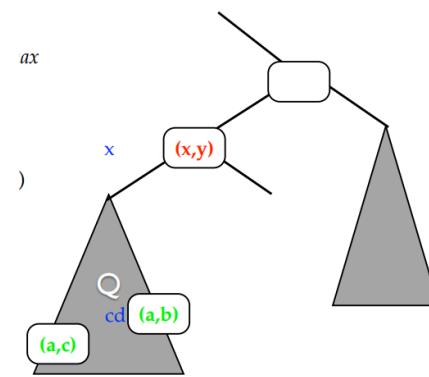
```
1 function delete(root, point, depth)
2   if root is empty then
3     return None
4   if root.point == point then
5     if root.right is not empty then
6       minNode ← findMin(root.right, root.cut_dim)
7       root.point ← minNode.point
8       root.right ← delete(root.right, minNode.point, depth + 1)
9     else if root.left is not empty then
10      minNode ← findMin(root.left, root.cut_dim)
11      root.point ← minNode.point
12      root.right ← delete(root.left, minNode.point, depth + 1)
13      root.left ← None
14    else
15      return None
16    return root
17    axis ← depth mod k
18    if point[axis] < root.point[axis] then
19      root.left ← delete(root.left, point, depth + 1)
20    else
21      root.right ← delete(root.right, point, depth + 1)
22    return root
```

---

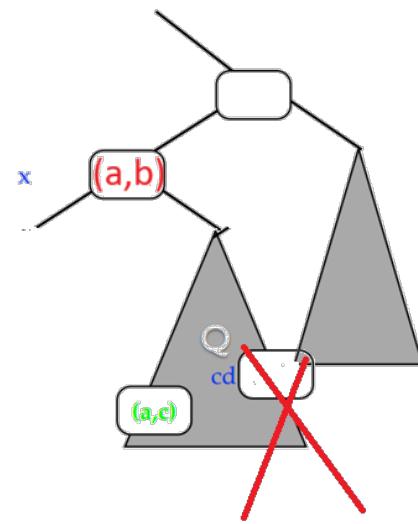
## 5.1. K-D Tree



Hình 21: Tồn tại con bên phải



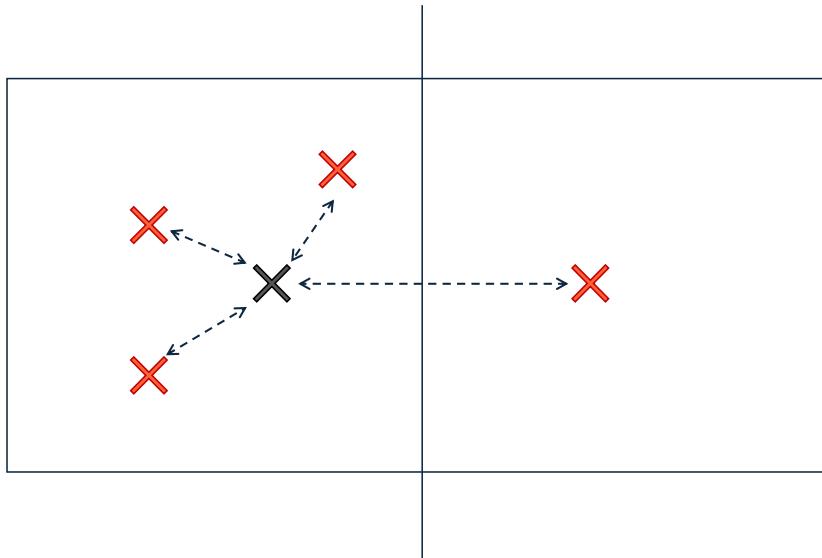
,  
Hình 22: Không tồn tại  
con bên phải



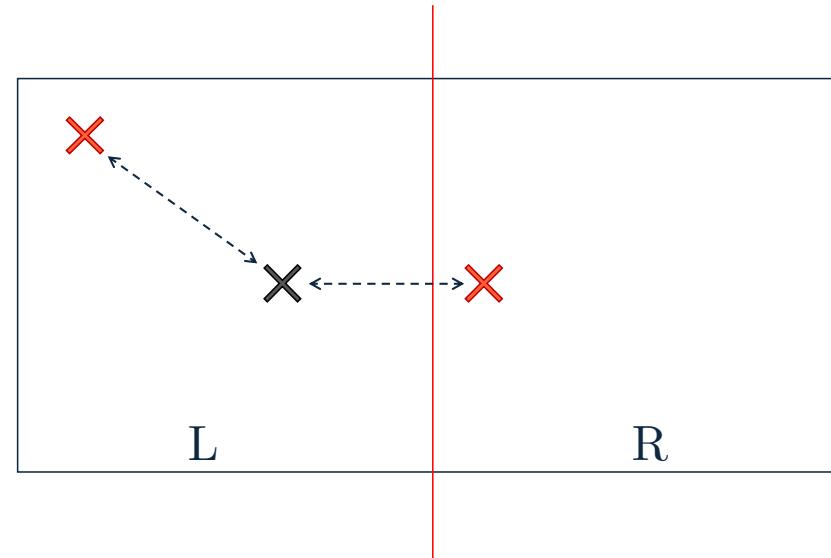
Hình 23: Không tồn tại  
con bên phải

## 5.1. K-D Tree

Tìm  $k$  điểm gần nhất.



Hình 24: Cắt tia giúp giảm số lượng điểm duyệt



Hình 25: Cắt tia không làm giảm số lượng điểm cần duyệt

# 5.1. K-D Tree

---

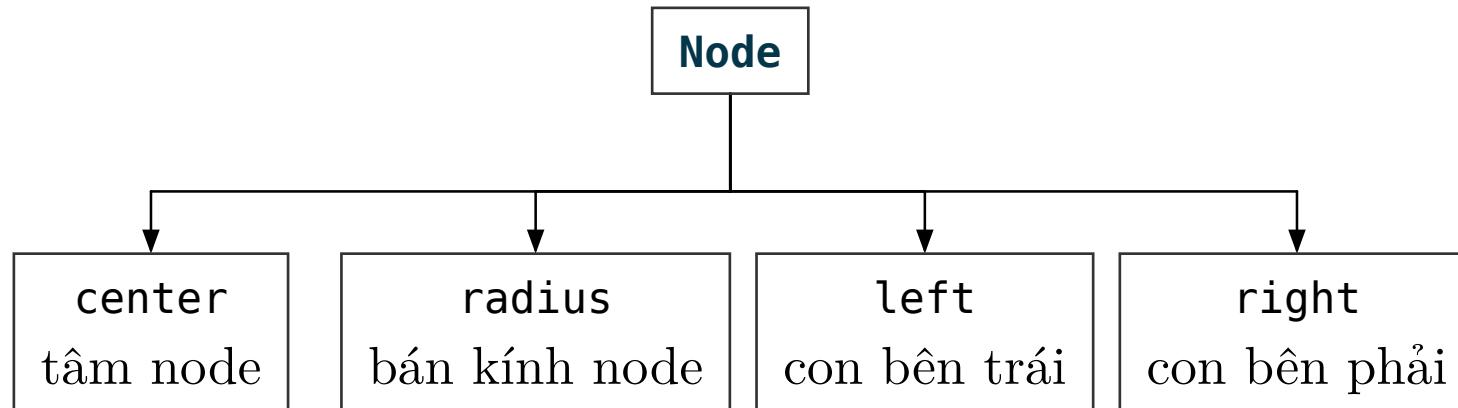
**Thuật toán 5:** Tìm  $k$  điểm gần nhất

---

```
1 function kNearestNeighbor(root, depth, point, k)
2     if root is empty then
3         return
4     cut_dim ← depth mod  $d$ 
5     if point[cut_dim] < root.cut_val[cut_dim] then
6         if root.left is not empty then
7             ↘ kNearestNeighbor(root.left, depth + 1, point, k)
8             estimated_dist ← (point[cut_dim] - root.cut_val[cut_dim])2
9             if estimated_dist ≤ pq.maxDist() or len(pq) < k then
10                if root.right is not empty then
11                    ↘ kNearestNeighbor(root.right, depth + 1, point, k)
12                    pq.add(root.cut_val)
13                else if point[cut_dim] > root.cut_val[cut_dim] then
14                    if root.right is not empty then
15                        ↘ kNearestNeighbor(root.right, depth + 1, point, k)
16                        estimated_dist ← (point[cut_dim] - root.cut_val[cut_dim])2
17                        if estimated_dist ≤ pq.maxDist() or len(pq) < k then
18                            if root.left is not empty then
19                                ↘ kNearestNeighbor(root.left, depth + 1, point, k)
20                                pq.add(root.cut_val)
21                            else
22                                if root.left is not empty then
23                                    ↘ kNearestNeighbor(root.left, depth + 1, point, k)
24                                if root.right is not empty then
25                                    ↘ kNearestNeighbor(root.right, depth + 1, point, k)
26                                pq.add(root.cut_val)
```

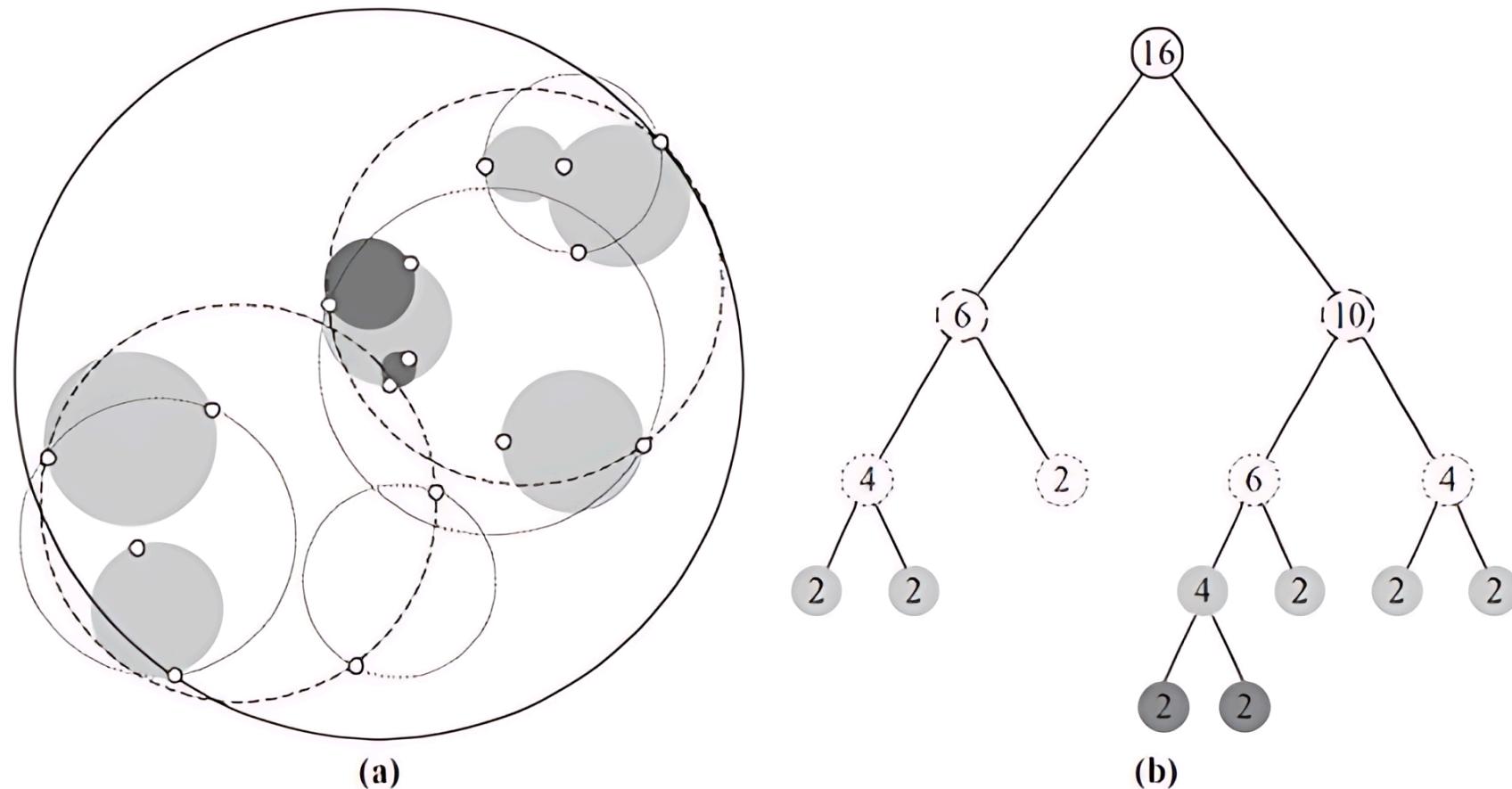
---

## 5.2. Ball Tree



Hình 26: Cấu trúc Ball Tree

## 5.2. Ball Tree



Hình 27: Minh họa Ball Tree

## 5.2. Ball Tree

### Xây dựng cây

---

**Thuật toán 6:** Xây dựng cây Ball Tree

---

```
1 function CONSTRUCT_BALLTREE( $D$ , max_leaf_size)
2    $N = |D|$ 
3   center  $\leftarrow$  CENTROID( $D$ )
4   radius  $\leftarrow \max_{x \in D} \|x - \text{center}\|$ 
5   node  $\leftarrow$  new Node(center=center, radius=radius)
6   if  $N \leq \text{max\_leaf\_size}$  then
7     node.points  $\leftarrow D$ 
8     node.is_leaf  $\leftarrow$  True
9     return node
10  else
11     $p_L \leftarrow \arg \max_{x \in D} \|x - \text{center}\|$ 
12     $p_R \leftarrow \arg \max_{x \in D} \|x - p_L\|$ 
13     $D_{\text{left}} \leftarrow \{x \in D \mid \|x - p_L\| \leq \|x - p_R\|\}$ 
14     $D_{\text{right}} \leftarrow D \setminus D_{\text{left}}$ 
15    node.left  $\leftarrow$  CONSTRUCT_BALLTREE( $D_{\text{left}}$ , max_leaf_size)
16    node.right  $\leftarrow$  CONSTRUCT_BALLTREE( $D_{\text{right}}$ , max_leaf_size)
17    return node
```

---

Độ phức tạp:

- Trung bình:  $\mathcal{O}(Nd \log N)$
- Xấu nhất :  $\mathcal{O}(N^2d)$  khi split rất lệch

## 5.2. Ball Tree

### Chèn

---

**Thuật toán 7:** Chèn điểm vào Ball Tree

---

```
1 function INSERT(node, x)
2     if node.is_leaf then
3         node.points.append(x)
4         if |node.points| > max_leaf_size then
5             ↘ rebuild(node)
6     else
7         if dist(x, node.left.center) < dist(x, node.right.center)
8             then
9                 ↘ INSERT(node.left, x)
10            else
11                ↘ INSERT(node.right, x)
12    update(node.center, node.radius)
```

---

Độ phức tạp:

- Trung bình:  $\mathcal{O}(d \log N)$
- Xấu nhất :  $\mathcal{O}(dN)$

## 5.2. Ball Tree

### Xóa

---

#### Thuật toán 8: Xóa điểm khỏi Ball Tree

---

```
1 function DELETE(node, x)
2   if node.is_leaf then
3     ↘ remove(x, node.points)
4   else
5     if dist(x, node.left.center) < dist(x, node.right.center) then
6       ↘ DELETE(node.left, x)
7     else
8       ↘ DELETE(node.right, x)
9       ↘ update(node.center, node.radius)
```

---

Độ phức tạp:

- Trung bình:  $\mathcal{O}(d \log N)$
- Xấu nhất :  $\mathcal{O}(dN)$

## 5.2. Ball Tree

### Tìm $k$ điểm gần nhất

Thuật toán 9: Tìm  $k$  điểm gần nhất

```
1 function BALLTREE_KNN(root, q, k)
2     heap ← empty max-heap
3     function SEARCH(node)
4         if node is leaf then
5             for p in node.points do
6                 d ← dist(q, p)
7                 if heap.size < k then
8                     heap.push((d, p))
9                 else if d < heap.max_key then
10                    heap.replace_max((d, p))
11        return
12        dL ← max(0, dist(q, node.left.center) - node.left.radius)
13        dR ← max(0, dist(q, node.right.center) - node.right.radius)
14        if dL < dR then
15            if heap.size < k or dL ≤ heap.max_key then
16                SEARCH(node.left)
17            if heap.size < k or dR ≤ heap.max_key then
18                SEARCH(node.right)
19        else
20            if heap.size < k or dR ≤ heap.max_key then
21                SEARCH(node.right)
22            if heap.size < k or dL ≤ heap.max_key then
23                SEARCH(node.left)
24        SEARCH(root)
25    return heap.items sorted asc by distance
```

Độ phức tạp:

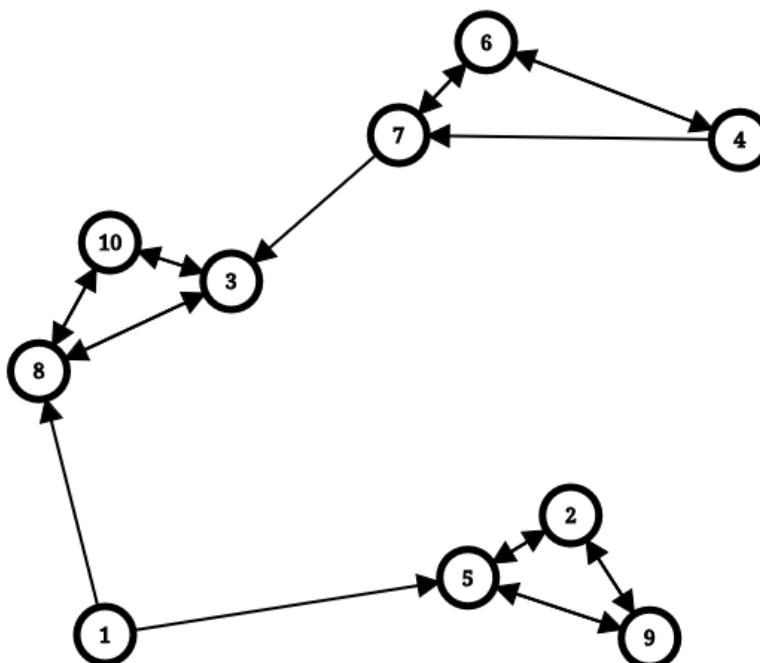
- Trung bình:  $\mathcal{O}(d \log N)$ 
  - $d$  để tính khoảng cách từ truy vấn đến các node con trong cây
  - $\log N$  số tầng trung bình của cây
- Xấu nhất :  $\mathcal{O}(dN)$

## 5.3. LSH

## 5.4. K-Nearest-Neighbor Graph

### 5.4.1. Định nghĩa

- Mỗi đỉnh có cạnh nối tới  $k$  đỉnh gần nhất



Hình 28: Ví dụ đồ thị có  $k = 3$ , khoảng cách Euclid

## 5.4. K-Nearest-Neighbor Graph

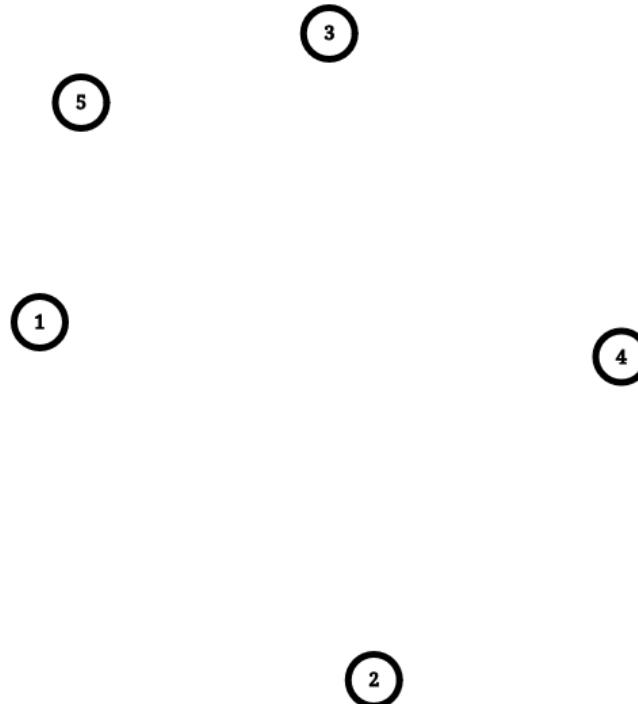
### 5.4.2. Xây dựng

- Brute-force: Tính khoảng cách giữa mọi cặp đỉnh
- Độ phức tạp:  $\mathcal{O}(n^2d)$

## 5.4. K-Nearest-Neighbor Graph

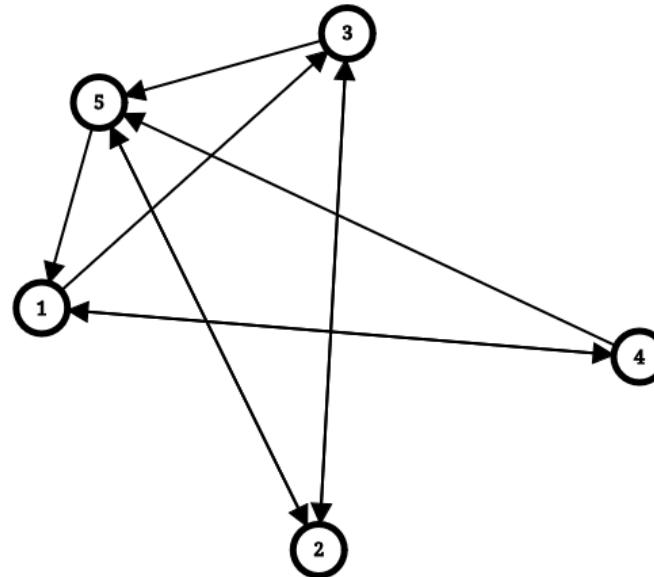
- *Efficient K-Nearest Neighbor Graph Construction for Generic Similarity Measures*
- Hàng xóm của hàng xóm khả năng cao cũng là hàng xóm
- Bắt đầu với đồ thị ngẫu nhiên, cải thiện dần

## 5.4. K-Nearest-Neighbor Graph



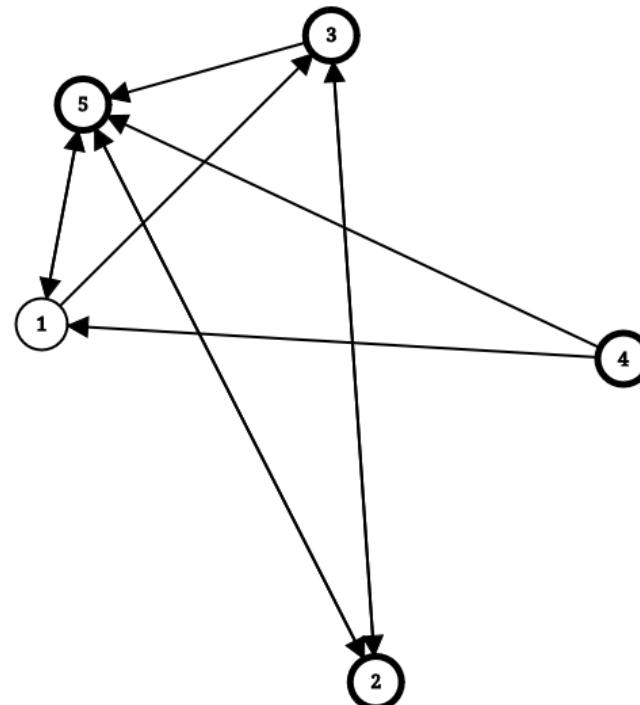
Hình 29: Tập đỉnh cần tạo đồ thị

## 5.4. K-Nearest-Neighbor Graph



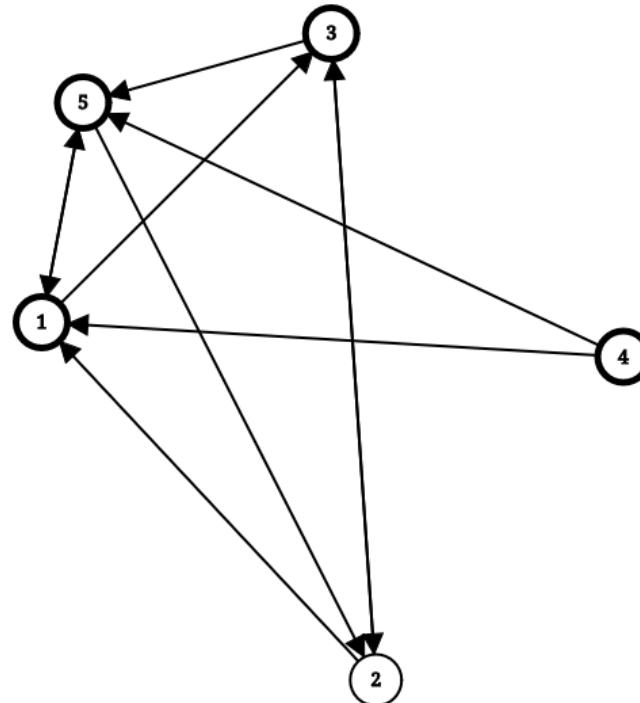
Hình 30: Đồ thị ban đầu được khởi tạo ngẫu nhiên

## 5.4. K-Nearest-Neighbor Graph



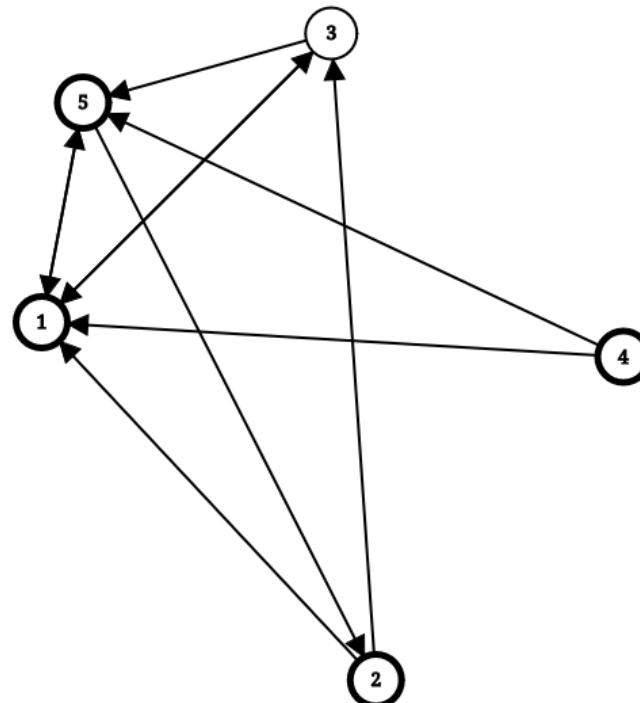
Hình 31: Cải thiện hàng xóm đỉnh 1

## 5.4. K-Nearest-Neighbor Graph



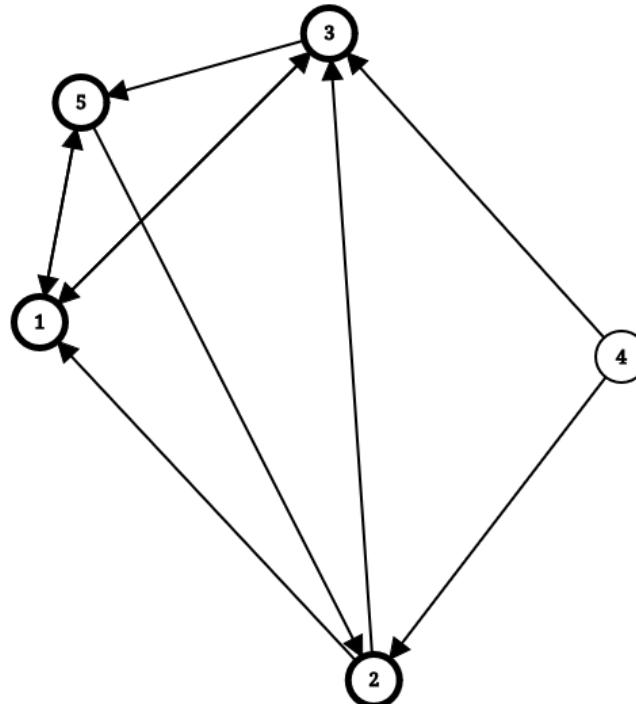
Hình 32: Cải thiện hàng xóm đỉnh 2

## 5.4. K-Nearest-Neighbor Graph



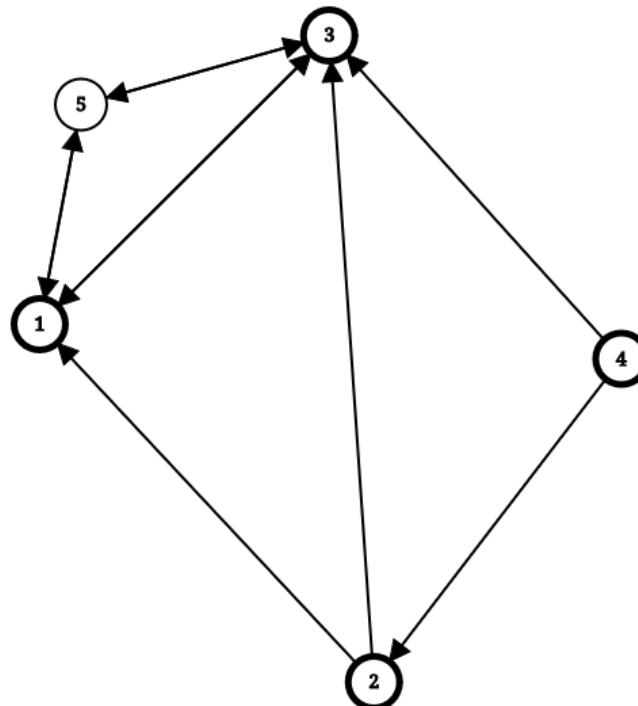
Hình 33: Cải thiện hàng xóm đỉnh 3

## 5.4. K-Nearest-Neighbor Graph



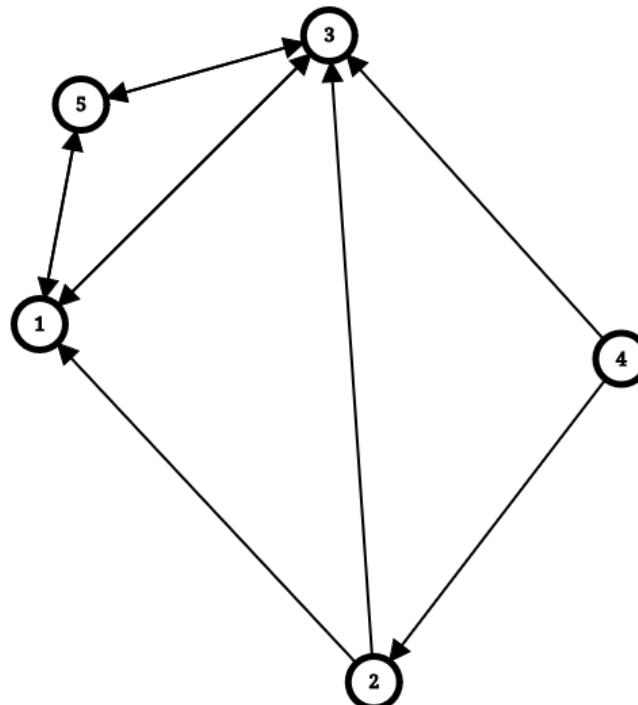
Hình 34: Cải thiện hàng xóm đỉnh 4

## 5.4. K-Nearest-Neighbor Graph



Hình 35: Cải thiện hàng xóm đỉnh 5

## 5.4. K-Nearest-Neighbor Graph



Hình 36: Không còn cải thiện thêm được nữa

## 5.4. K-Nearest-Neighbor Graph

---

### Thuật toán 10: Xây dựng KNNG với NNDescent

---

```
1 function NNDescent(V)
2   for u in V do
3     ↘ randomly pick k other nodes
4   while number of updates < threshold do
5     for u in V do
6       for v in neighbors(u) do
7         for v' in neighbors(v) do
8           ↘ compute  $d(u, v')$ 
9   pick out k closest nodes to u, update u's neighbor list
```

---

Dộ phức tạp thuật toán là  $\mathcal{O}(mnk^2d)$

- $m$  lần lặp
- Mỗi lần duyệt mất  $nk^2$
- Tính khoảng cách mất  $d$

Ưu điểm:

- Hoạt động với mọi hàm khoảng cách
- Sử dụng thêm ít bộ nhớ
- Độ chính xác cao
- Dễ cài đặt

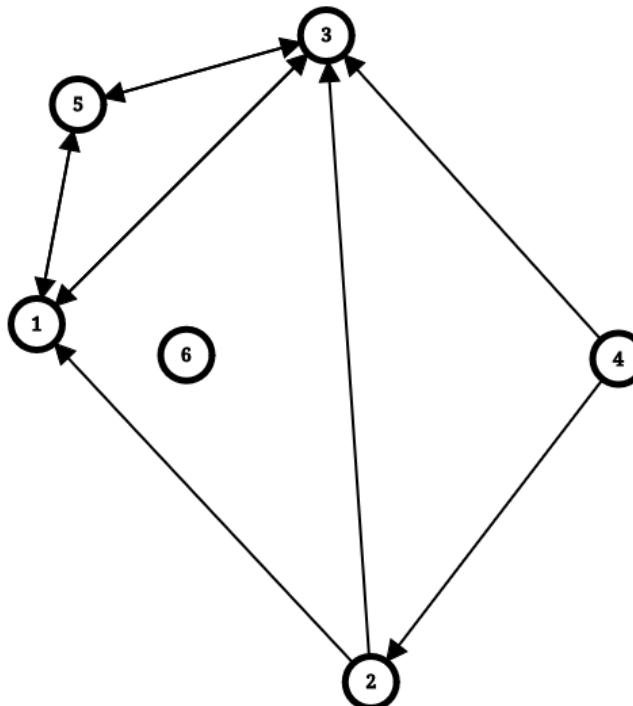
## 5.4. K-Nearest-Neighbor Graph

### 5.4.3. Truy vấn

- Heuristic/meta-heuristic
- Di chuyển theo hướng có các đỉnh gần đỉnh truy vấn  $q$  nhất

## 5.4. K-Nearest-Neighbor Graph

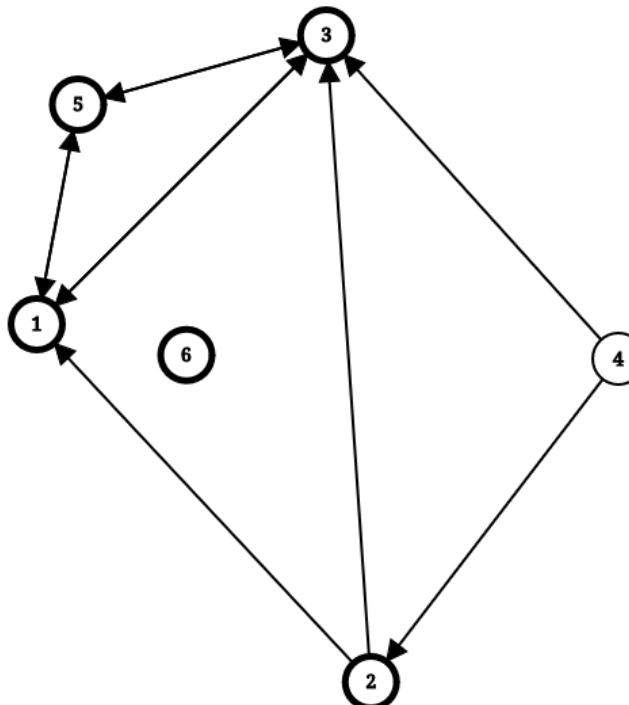
[4]



Hình 37: Chọn ngẫu nhiên đỉnh số 4 để bắt đầu

## 5.4. K-Nearest-Neighbor Graph

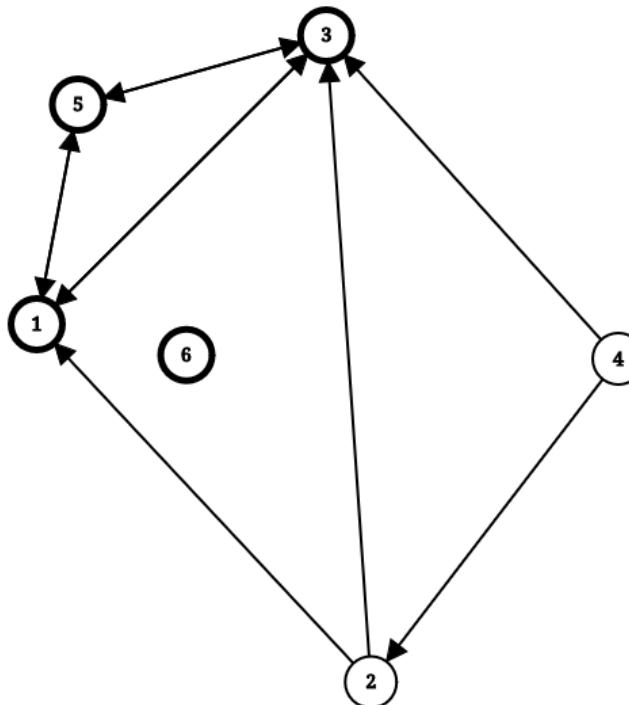
[4, 3, 2]



Hình 38: Thăm đỉnh 4, xét hàng xóm là 2 và 3

## 5.4. K-Nearest-Neighbor Graph

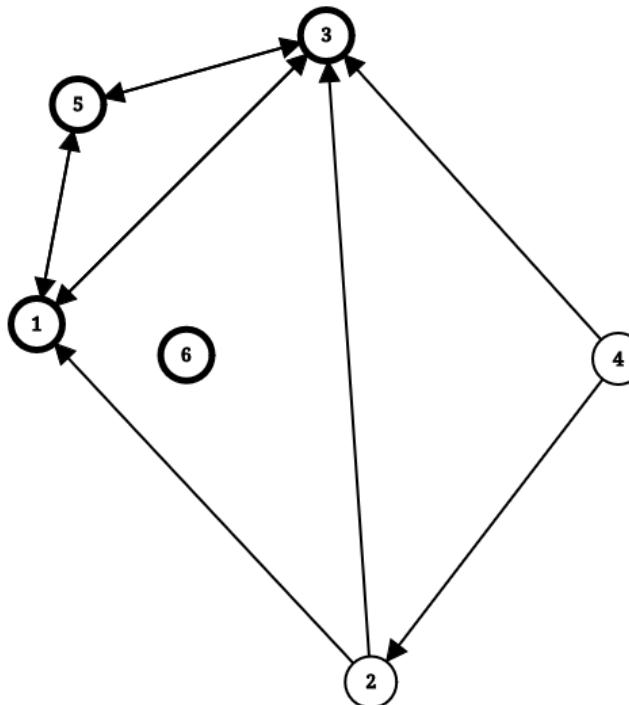
[4, 3, 2, 1]



Hình 39: Thăm đỉnh 2, xét hàng xóm là 1 và 3

## 5.4. K-Nearest-Neighbor Graph

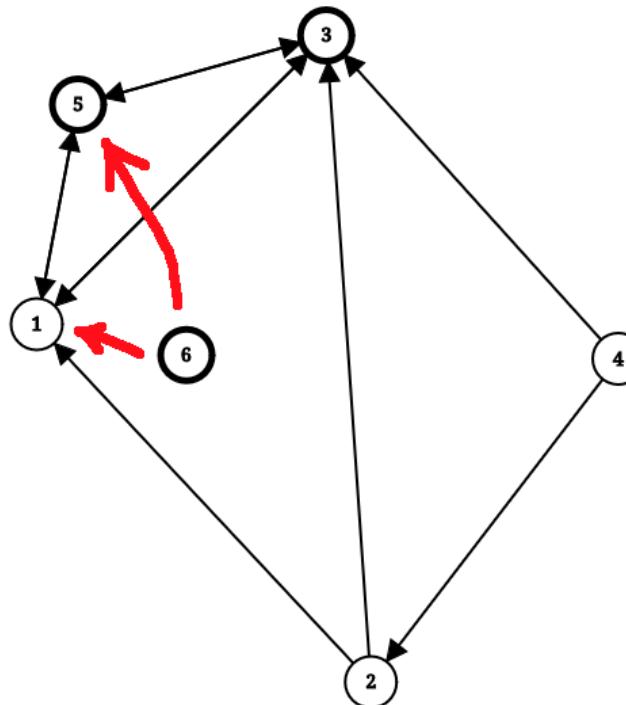
[4, 3, 2, 1]



Hình 40: Thăm đỉnh 2, xét hàng xóm là 1 và 3

## 5.4. K-Nearest-Neighbor Graph

[4, 3, 2, 1, 5]



Hình 41: Thăm đỉnh 1, xét hàng xóm là 3 và 5

## 5.4. K-Nearest-Neighbor Graph

---

### Thuật toán 11: Tìm kiếm trên KNNG

---

```
1 function KNNQuery(G, q, k)
2     variable visited = generateStartingNodes(G)
3     variable min_heap((u, v) -> compare(d(u, q), d(v, q)))
4     = visited
5     while stopping conditions not met
6         variable u = min_heap.pop()
7         for v in neighbors(u)
8             if v not in visited
9                 visited.add(v)
10                min_heap.add(v)
```

---

Độ phức tạp thuật toán là  $\mathcal{O}(m(\log(m) + k_{\text{graph}}(d + \log(m))))$

–  $m$  lần lặp

– Mỗi đỉnh đồ thị có  $k_{\text{graph}}$  hàng xóm

Thực tế nhanh hơn brute-force nhiều

## 5.4. K-Nearest-Neighbor Graph

### 5.4.4. Cập nhật

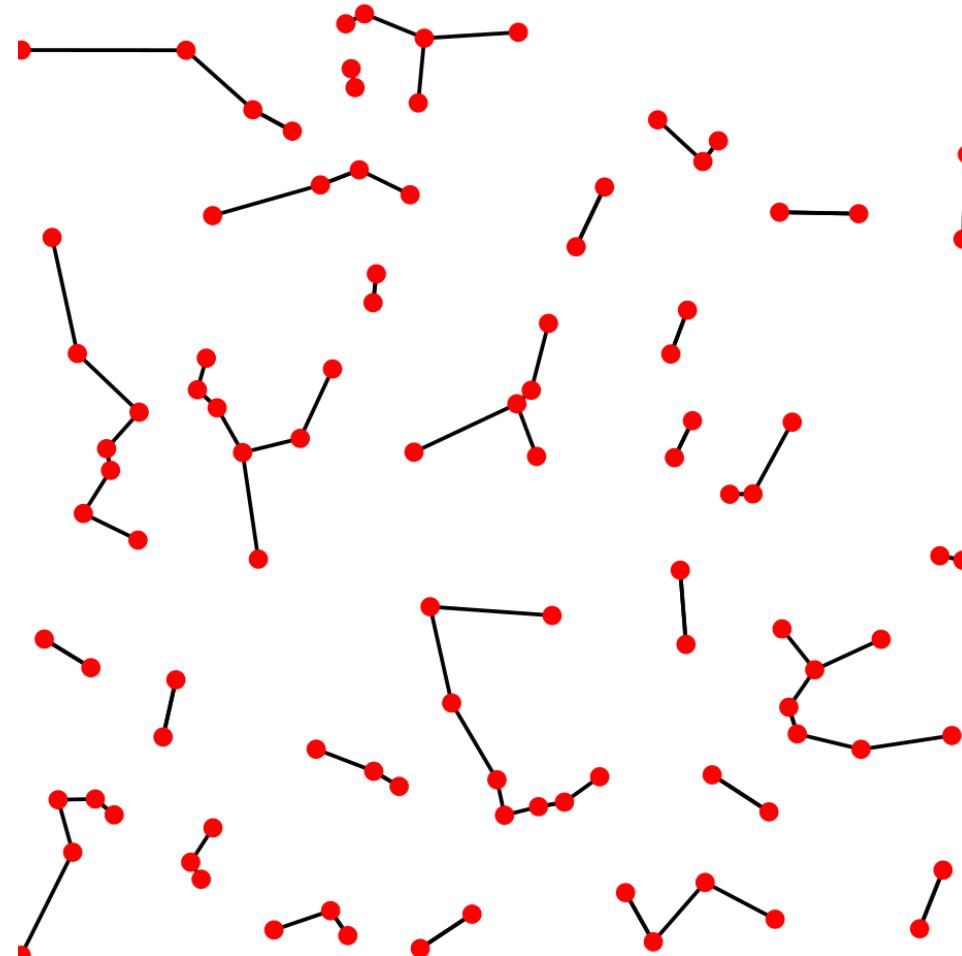
- Không có hỗ trợ tốt thao tác cập nhật
- Cập nhật cục bộ
- Tái xây dựng sau 1 khoảng thời gian

## 5.4. K-Nearest-Neighbor Graph

### 5.4.5. Nhận xét

- Ưu
  - Đơn giản
  - Thể hiện cấu trúc cục bộ của dataset
- Nhược
  - Không hỗ trợ cập nhật
  - Chất lượng đồ thị phụ thuộc dataset

## 5.4. K-Nearest-Neighbor Graph



Hình 42: Nhược điểm của KNNG

## 5.4. K-Nearest-Neighbor Graph

- Phù hợp với dataset:
  - Tĩnh
  - Dày
  - Kích cỡ tương đối