Trường Đại học Khoa học Tự nhiên Khoa Công nghệ Thông tin



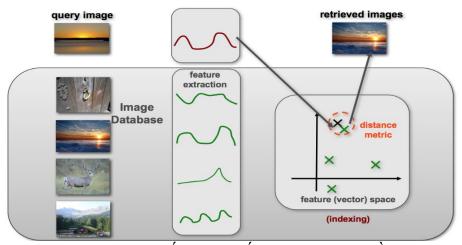
Project: Food Image Retrieval

Nhóm 3 Tống Gia Huy – 21127307 Phan Đặng Anh Khôi – 21127325

Contents

I. Sơ đồ chung của bài toán truy vấn	
	2
learning] - [Phân loại hình ảnh và truy xuất l	trieval based on visual features and machine hình ảnh dựa trên đặc trưng hình ảnh và học
ii. Related Work của bài báo	
a) Phương pháp phân loại và truy vấn ảnh 2	hình ảnh dựa trên đặc điểm thị giác của hình
	hình ảnh dựa kết hợp học máy và đặc điểm 4
· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	ác phương pháp truy xuất hình ảnh dựa trên 5
iii. Kết quả	6
CIE L*a*b* Color Moments Feature] [Truy Gray Level Co-Occurrence Matrix và mô mo	Co-Occurrence Matrix Texture Feature and xuất ảnh thức ăn sử dụng đặc trưng kết cấu en màu CIE L*a*b*]
	7
ii. Dữ liệu	7
iii. Phương Pháp	8
a) Tiền xử lý:	9
b) Phân đoạn:	9
iv. Phương pháp - Gray Level Co-Occ	urrence Matrix9
v. Phương pháp - Đặc Trưng màu CIE I	_ *a*b 10
vi. Phương pháp - Độ Đo Khoảng Các	h 10
vii. Kết quả	11
III. Giải pháp của nhóm	12
V. MAP của mô hình	21
VI. Cải tiến của nhóm	21

I. Sơ đồ chung của bài toán truy vấn



Hình ảnh hệ thống truy vấn đơn giản (Nguồn: https://github.com/pochih/CBIR/blob/img/CBIR.png)

- Ở đây nhóm cũng theo sơ đồ này theo các bước sau:
 - 1/ Chuẩn bị dữ liệu.
 - 2/ Rút trích đặc trưng từ dữ liệu.
 - 3/ Truy vấn.

II. Related Work

1/ [Food image classification and image retrieval based on visual features and machine learning] - [Phân loại hình ảnh và truy xuất hình ảnh dựa trên đặc trưng hình ảnh và học máy]

i. Tóm Tắt

- Phương pháp truy vấn và phân loại ảnh truyền thống dựa trên từ khóa không đáp ứng nhu cầu hằng ngày của con người => phương pháp nhận dạng ảnh dựa trên nội dung trong ảnh ra đời.
- Bài báo này đề xuất nghiên cứu về phương pháp phân loại hình ảnh thực phẩm và truy xuất hình ảnh dựa trên các đặc trưng thị giác và học máy phương pháp truy xuất và phân loại hình ảnh thực phẩm dựa trên mạng Faster R-CNN.
- Tập dữ liệu là Dish-233 gồm 233 món ăn và 49.168 hình ảnh.

ii. Related Work của bài báo

- a) Phương pháp phân loại và truy vấn hình ảnh dựa trên đặc điểm thị giác của hình ảnh
- (1) Phương pháp phân loại dựa trên các đặc điểm thị giác trực tiếp của ảnh

Đặc điểm màu sắc (RGB): F = r[R] + g[G] + b[B]. Ta cũng đã biết mô hình RGB trên máy không thể ánh xạ hết các màu sắc trong tự nhiên => Đổi sang hệ tọa độ HSV.

$$H = \begin{cases} & \text{undefined } \max = \min \\ 60^{\circ} \times \frac{g-b}{\max-\min} + 0^{\circ} \quad \max = r, g \ge b \\ 60^{\circ} \times \frac{g-b}{\max-\min} + 360^{\circ} \quad \max = r, g < b \\ & 60^{\circ} \times \frac{b-r}{\max-\min} + 120^{\circ} \quad \max = g \\ & 60^{\circ} \times \frac{max-\min}{r-g} + 240^{\circ} \quad \max = b, \end{cases}$$

$$S = \begin{cases} & 0 \quad \max = 0 \\ & 1 - \frac{\min}{\max} \quad \max \ne 0, \end{cases} V = \max.$$

- Đặc điểm hình dạng (shape, texture): đôi khi màu sắc thôi là chưa đủ và ta phải cần đặc điểm hình dạng của vật thể trong ảnh – contour (đường viền) và edge (biên cạnh).
 - + Nhắc về cạnh, định nghĩa nó là sự thay đổi đột ngột trong màu sắc. Đối với đường viền thì nó cũng được lấy từ cạnh nhưng nó khác biệt với cạnh ở chỗ tạo thành một boundary xung quanh vật thể, giúp xác định ranh giới giữa vật và nền.
 - + Sobel, Canny, Laplacian là bước đầu tiên trong việc rút trích đặc trưng. Tiếp theo, để rút trích đặc trưng hình dạng, phương pháp phổ biến được sử dụng là sử dụng góc (angle) để đếm số cạnh và biểu diễn tần suất (tạo ra histogram) tạo ra descriptor để từ đó lấy thông tin đặc trưng.

(2) Phương pháp truy vấn dựa vào Hash

- Khi nhắc đến truy vấn, người ta thường tìm các điểm gần nhất với chỉ mục trong tập dữ liệu.
- Phương pháp cấu trúc cây để tìm chỉ mục: giải quyết được truy vấn nhưng gặp phải vấn đề khi dữ liệu tăng thì cấu trúc cây tăng lên theo cấp số nhân.
 Sử dụng các loại hash: spectral hash (SH), position-sensitive hash (LSH),...
- Thuật toán truy vấn sử dụng spectral hash: Giả sử có m mẫu, mỗi mẫu kích thước n chiều, tính giá trị trung bình của mỗi đặc trưng.

$$u_j = \sum_{i=1}^m \quad x_j^i \, / \, m$$

với i là số thứ tự của mẫu, j là chiều của vector mẫu, và xij là giá trị của đặc trưng ở chiều thứ nhất của mẫu thứ nhất.

- b) Phương pháp phân loại và truy vấn hình ảnh dựa kết hợp học máy và đặc điểm thị giác hình ảnh.
- (1) BOW Sử dụng vector đặc trưng gồm từ vựng để đại diện cho văn bản bỏ qua trình tự.

1/ Xây dựng không gian tỉ lệ: Miêu tả tính không thay đổi theo tỉ lệ của hình ảnh.

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) \times (x, y)$$

- 2/ Phát hiện điểm cực trị trong không gian DOG.
- 3/ Lựa chọn điểm đặc trưng: Xác định vị trí và tỉ lệ của điểm đặc trưng, loại bỏ điểm ảnh có độ cong cục bộ không đối xứng.
- 4/ Gán vector đặc trưng 128 chiều: Tính giá trị magnitude và hướng gradient tại mỗi điểm đặc trưng:

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

$$\theta(x,y) = atan2(L(x,y+1) - L(x,y-1), L(x+1,y) - L(x-1,y))$$

Sau đó sử dụng thuật toán phân cụm như k-means hoặc SVM để giảm bớt dữ liệu và độ phức tạp tính toán.

5/ Sử dụng BOW lên ảnh.

(2) Thuật toán truy vấn hình ảnh sau BOW

- 1/ Nhập hình ảnh cần tìm và cơ sở dữ liệu.
- 2/ Sử dụng mô hình đã huấn luyện imagenet-vgg-very-deep-16.mat, thuật toán CNN để trích xuất đặc trưng của hình ảnh.
- 3/ Tính toán độ tương đồng giữa hình ảnh tìm kiếm và hình ảnh cơ sở dữ liệu bằng khoảng cách Euclid hoặc góc.
- 4/ Sắp xếp hình ảnh theo kích thước tích vô hướng, chọn N hình ảnh đầu tiên.
- 5/ Phân loại N hình ảnh này dựa trên mô hình BOW.
- 6/ Loại bỏ các hình ảnh thuộc loại không đồng nhất, giữ lại hình ảnh thuộc loại lớn.
- 7/ Cung cấp kết quả tìm kiếm cuối cùng cho người dùng.

c) Phân loại hình ảnh thực phẩm và các phương pháp truy xuất hình ảnh dựa trên đặc trưng hình ảnh và học máy

(1) Mạng CNN

- Đã được giới thiệu ở môn Thị giác máy tính gồm các đặc điểm giúp cho mạng trở nên vượt trội khi làm việc với ảnh.
- Local Connectivity CNN chỉ kết nối nơ-ron trong một khu vực cục bộ của ảnh đầu vào;
- Shared Weights trong các lớp tích chập của CNN, các bộ lọc được dùng để trích xuất đặc trưng từ ảnh được chia sẻ trọng số (tức các vị trí trong ảnh);
- Spatial or Temporal Sub-sampling sau mỗi lớp tích chập là lớp subsampling giúp giảm kích thước đầu ra bằng cách giảm sự biểu diễn của các đặc trưng.

(2) Cấu trúc mạng CNN

- Gồm 3 lớp, convolution, subsampling và dense.

(3) Trích xuất đặc trưng hình ảnh vùng miền dựa trên Faster R-CNN

- So với các phương pháp thị giác truyền thống, CNN có thể trích xuất thông tin ngữ nghĩa giàu hơn.
- Bài báo đã tận dụng đầy đủ thuật toán Faster R-CNN để trích xuất các khu vực của hình ảnh thực phẩm, rút trích đặc trưng của các vùng thực phẩm và áp dụng chúng vào các nhiệm vụ phân loại và truy xuất hình ảnh thực phẩm.
- Để trích xuất hiệu quả các đặc trưng hình ảnh thực phẩm, 2 bước sau đây được dùng là: Fine-tune FasterR-CNN(tinh chỉnh mạng FasterR-CNN), Trích xuất đặc trưng CNN dựa trên các khu vực phát hiện thực phẩm.
 - 1/ Lựa chọn các danh mục thực phẩm đã được hiệu chỉnh từ thư viện visual gene. Sau đó, tinh chỉnh lại FasterR-CNN và cuối cùng thu được các vùng ứng viên của mỗi hình ảnh thực phẩm.
 - 2/ Sau khi tinh chỉnh FasterR-CNN, mô hình đó được dùng để thu các vùng ứng viên của hình ảnh thực phẩm và điểm số của mỗi ứng viên.
- Đối với các vùng ứng viên có điểm số cao cho mỗi hình ảnh, các đặc trưng của lớp FC7 được trích xuất bằng mạng AlexNet dựa trên các tọa độ của các khung ứng viên, và sau đó các đặc trưng của các vùng có điểm số cao hơn được nối tiếp để thu được biểu diễn đặc trưng của hình ảnh cuối cùng.

- Khi input một hình ảnh query, các đặc trưng thị giác của hình ảnh thực phẩm được trích xuất dựa trên Faster R-CNN đã được điều chỉnh và CNN. Sau đó phép tính độ tương đồng được thực hiện với cơ sở dữ liệu truy vấn để trả lại kết quả truy vấn.

iii. Kết quả

Method	Accuracy rate
CNN-G	0.356
CNN-G-F	0.704
Faster-R-CNNG	0.748
Article method	0.754

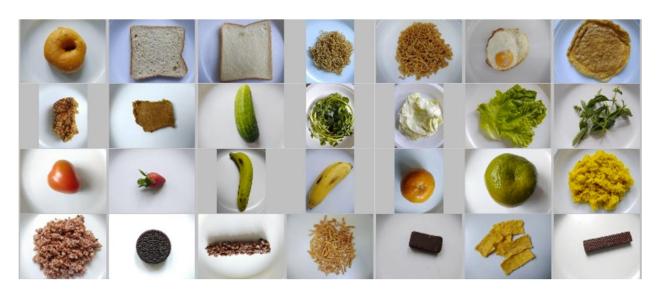
Độ chính xác của các phương pháp được đề cập trong bài báo

2/ [Food Image Retrieval with Gray Level Co-Occurrence Matrix Texture Feature and CIE L*a*b* Color Moments Feature] [Truy xuất ảnh thức ăn sử dụng đặc trưng kết cấu Gray Level Co-Occurrence Matrix và mô men màu CIE L*a*b*]

i. Tóm Tắt

- Truy vấn văn bản không thể đáp ứng được nhu cầu của người dùng khi họ cần tìm thông tin và công thức của món ăn bằng hình ảnh. Do vậy, một hệ thống truy vấn ảnh chuyên dụng dựa vào nội dung là cần thiết cho việc tìm kiếm thực phẩm.
- Bài báo này đề xuất tác vụ truy xuất ảnh thức ăn mà sau đó có thể được ghép với công thức tương ứng của nó. Các đặc trưng được sử dụng trong tác vụ này là kết cấu (Gray-Level Co-occurrence Matrix) và mô men màu (CIE L*a*b).
- Với 1303 mẫu huấn luyện và 31 mẫu kiểm tra, hệ thống có thể đạt được kết quả tốt tới 97.6% Mean Average Precision trong tốp 10. Các độ đo khoảng cách Euclid, Manhattan, Minkowski, Canberra cũng được dùng để đánh giá độ hiệu quả của truy vấn.

ii. Dữ liệu

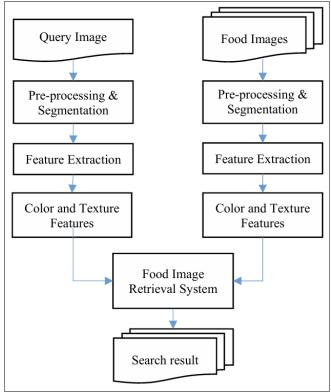


Code	Class	Image Count
001	Donut	71
002	Wheat bread	71
003	White bread	17
004	Instant fried noodles	17
005	Flat noodles	17
006	Sunny side egg	71
007	Omellete	17
008	Fried chicken	17
009	Rendang (Indonesian beef simmered with coconut milk)	53
030	Milo nuggets	35
031	Monde's Genji Pie	17

Gồm 1334 ảnh và 32 lớp.

Được chụp ở nhiều góc độ, cao độ, và trạng thái trước và sau khi ăn.

iii. Phương Pháp



Sơ đồ chung của hệ thống

a) Tiền xử lý:

- Ảnh được chuyển sang ảnh xám (để trích xuất đặc trưng kết cấu) và khử nhiễu bằng bộ lọc trung vị.

b) Phân đoạn:

- Mask được tạo ra bằng cách:
 - Sử dụng Otsu Thresholding để chuyển các pixel thấp hơn ngưỡng T thành màu đen và ngược lại thành trắng.
 - Thực hiện phép đóng lên mask để khử các điểm nhiễu.
- Xử dụng phép AND lên mask và từng kênh màu của ảnh gốc để cho ra ảnh được phân đoạn.

iv. Phương pháp - Gray Level Co-Occurrence Matrix

- Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) là phương pháp để trích xuất đặc trưng thống kê kết cấu.
- GLCM được xây dựng dựa vào giá trị độ xám của các pixel tại vùng đang xét và tần suất xuất hiện của các cặp pixel. Các cặp pixel được xét với khoảng cách d và hướng góc θ (bài báo này sử dụng các góc 0, 45, 90, và 135 độ).
- Sau khi xây dựng GLCM, các giá trị đặc trung thống kê được tính theo công thức:

$$Contrast = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (i-j)^2 P(i,j)$$

$$Energy = \sum_{j=0}^{G-1} \sum_{i=0}^{G-1} (P(i,j))^2$$

$$Entropy = -\sum_{j=0}^{G-1} \sum_{i=0}^{G-1} P(i,j) \log(P(i,j))$$

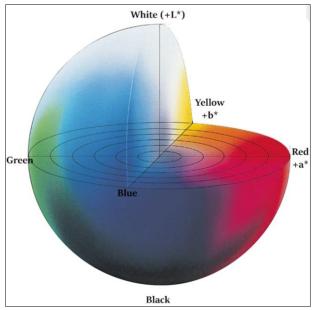
$$(3) \qquad Entropy = \sum_{j=0}^{G-1} \sum_{i=0}^{G-1} \frac{P(i,j)}{1+|i-j|}$$

$$(4) \qquad Correlation = \frac{\sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (i-\mu_y)(j-\mu_x)P(i,j)}{\sigma_x \sigma_y}$$

$$(7)$$

v. Phương pháp - Đặc Trưng màu CIE L*a*b

- Các đặc trưng màu trong bài báo được trích xuất từ không gian màu CIE
 L*a*b.
- Các đặc trưng được sử dụng là: trung bình, độ lệch chuẩn, độ xiên, và độ nhọn.



vi. Phương pháp - Độ Đo Khoảng Cách

- Bài báo sử dụng nhiều độ đo để kiểm tra độ hiệu quả của hệ thống khi thực hiện truy vấn. Các độ đo sử dụng bao gồm các khoảng cách: Euclidean, Manhattan, Minkowski, và Canberra.

$$D_{EUCLIDEAN}(v_1, v_2) = \sqrt{\sum_{k=1}^{N} (v_{1k} - v_{2k})^2}$$

$$D_{MANHATTAN}(v_1, v_2) = \sum_{k=1}^{N} |v_{1k} - v_{2k}|$$

$$D_{MINKOWSKI}(v_1, v_2) = \sqrt{\sum_{k=1}^{N} |v_{1k} - v_{2k}|^p}$$

$$D_{CANBERRA}(v_1, v_2) = \sum_{k=1}^{N} \frac{|v_{1k} - v_{2k}|}{|v_{1k} + v_{2k}|}$$
(11)

vii. Kết quả

Proximity Measure	GLCM	Color Moments	GLCM+Color Moments
Euclidean	0.808	0.848	0.896
Manhattan	0.792	0.825	0.858
Minkowski	0.819	0.870	0.910
Canberra	0.788	0.827	0.865

Thống kế kết quả mean average precision với các đặc trưng và độ đo khoảng cách tương ứng

Тор-К	Proximity Measure				
rank	Euclidean	Manhattan	Minkowski	Canberra	
10	0.954	0.930	0.976	0.927	
20	0.896	0.858	0.910	0.865	
30	0.843	0.799	0.839	0.779	
40	0.788	0.768	0.802	0.754	
50	0.762	0.743	0.770	0.722	
60	0.740	0.713	0.747	0.705	
70	0.716	0.689	0.718	0.685	
80	0.694	0.663	0.696	0.665	
90	0.684	0.643	0.679	0.651	
100	0.675	0.635	0.667	0.638	

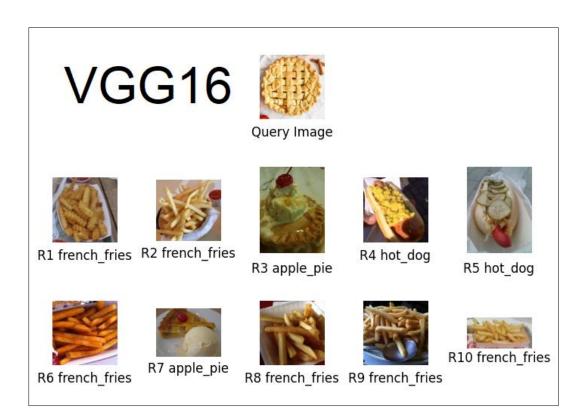
Thống kê mean average precision với các độ đo khoảng cách và thứ hạng kết quả trả về

III. Giải pháp của nhóm

- Sử dụng mạng CNN với bộ trọng số đã được huấn luyện sẵn (pretrained weight) là "imagenet" để rút trích đặc trưng và truy vấn.
- "imagenet" là bộ dữ liệu gồm hơn 14 triệu ảnh với hơn 20000 danh mục khác nhau.
- Nhóm đã thực nghiệm thử nghiệm trích xuất đặc trưng trên hai mô hình là VGG-16 và Resnet tạo ra 2 file đặc trưng .h5.
- Bằng cách loại bỏ các lớp cuối cùng (như Dense) và giữ lại các lớp convolutional và pooling.
- Dữ liệu sử dụng để trích xuất: [food-11 Image Classification Dataset]
- Tập dữ liệu gồm 11 class và mỗi class gồm 900 ảnh, với tổng cộng 9900 ảnh (training).
- Sau khi trích xuất đặc trưng thì ta có được file.h5 lưu trữ các vector đặc trưng.
- Sử dụng tích vô hướng để tính độ tương đồng: *np.dot(queryVec, feats.T)*. Với queryVec là một vector đặc trưng mảng 1 chiều có kích thước (n,) và feats (n, m) với m là số ảnh và n là chiều dài của mỗi vector đặc trưng.
- Tích vô hướng càng cao thì độ tương đồng càng giống nhau. Sắp xếp từ thấp đến cao sử dụng rank_ID = np.argsort(scores)[::-1]
- Tạo và lưu figure.

Các kết quả truy vấn IV. **Apple Pie**

Resnet Query Image R5 french_fries R1 french_fries R2 french_fries R3 french_fries R4 apple pie R9 hamburger R6 french fries R7 apple pie R8 hot dog



R10 hot dog

Burger

Resnet



Query Image











R1 hamburger R2 hamburger R3 hamburger

R4 hamburger R5 hamburger











R6 hamburger

R7 hamburger

R8 hamburger R9 hamburger R10 hamburger



Query Image











R1 hamburger R2 hamburger

R3 hamburger

R4 hamburger R5 hamburger











R6 hamburger R7 hamburger R8 hamburger R9 hamburger R10 hamburger

Cheesecake

Resnet



Query Image











R1 cheesecake R2 cheesecake R3 cheesecake R4 cheesecake R5 hamburger











R6 apple_pie

R7 cheesecake

R8 hot_dog

R9 omelette

R10 apple_pie



Query Image











R1 omelette R2 hamburger

R3 omelette

R4 fried_rice

R5 chicken_curry











R6 omelette R7 fried_rice

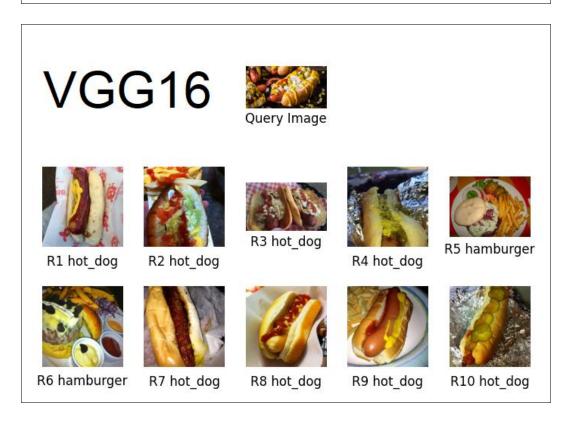
R8 fried_rice

R9 pizza

R10 apple_pie

Hotdog

Resnet Query Image R1 sushi R2 sushi R3 hot_dog R4 hot_dog R5 sushi R6 cheesecake R7 hamburger R8 hot_dog



Ice cream

Resnet



Query Image











R1 ice_cream

R2 ice_cream

R3 ice_cream

R4 sushi

R5 apple_pie











R6 omelette

R8 fried_rice

R9 sushi

R10 apple_pie



Query Image











R1 ice_cream

R2 ice_cream

R3 sushi

R4 hamburger R5 hamburger











R6 cheesecake

R7 sushi

R8 ice_cream

R9 sushi

R10 hamburger

Omelette

Resnet



Query Image









R1 omelette

R2 omelette

R3 omelette

R4 omelette

R5 omelette











R6 omelette

R7 omelette

R8 omelette

R9 hamburger

R10 omelette



Query Image











R1 omelette

R2 hot_dog

R3 omelette R4 chicken_curry R5 omelette











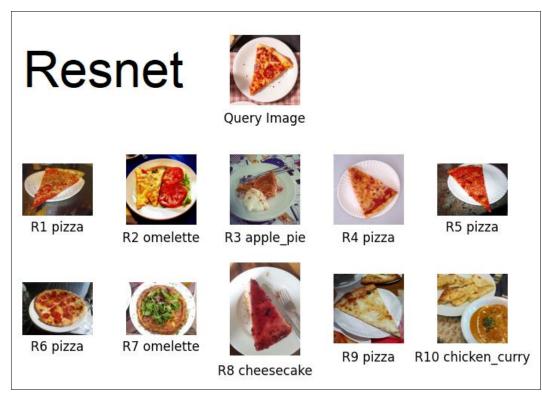
R6 omelette

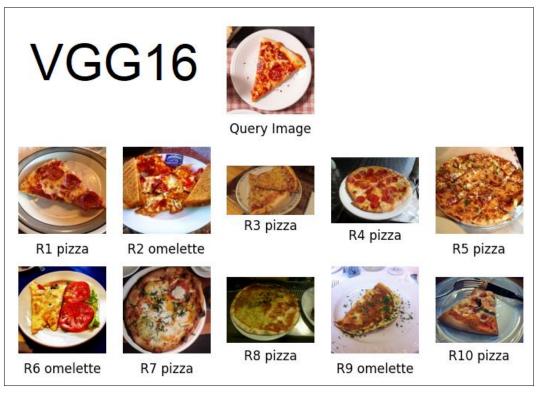
R7 omelette

R8 hamburger R9 omelette

R10 cheesecake

Pizza





Sushi

Resnet



Query Image







R2 sushi



R3 sushi



R4 omelette



R5 sushi



R6 cheesecake



R7 sushi



R8 omelette



R9 ice_cream



R10 sushi



Query Image



R1 sushi



R2 sushi



R3 ice_cream



R4 sushi



R5 sushi



R6 fried_rice



R7 ice_cream



R8 sushi



R9 apple_pie



R10 sushi

V. MAP của mô hình

VGG-16

- k=3: 0.8060
- k=5: 0.7006
- k=11: 0.4647
- k=21: 0.0700

ResNet

- k=3: 0.8589
- k=5: 0.7810
- k=11:0.5953
- k=21: 0.1267
 - ➡ Mô hình ResNet có kết quả tốt hơn có thể là nhờ độ phức tạp của ResNet để rút được nhiều vector đặc trưng tốt hơn, từ đó nâng cao hiệu quả của mô hình.

VI. Cải tiến của nhóm

- Chưa có, nhưng nhóm đã nghĩ tới việc finetuning lại mô hình sử dụng bộ trọng số imagenet trước khi rút trích đặc trưng có thể sẽ tăng độ chính xác cho việc truy vấn.