





Động lực nghiên cứu

Động lực khoa học

Là một lĩnh vực nghiên cứu quan trọng trong khoa học máy tính và trí tuệ nhân tạo.

Liên quan đến việc xử lý dữ liệu ảnh và tìm kiếm thông tin trong ảnh, đó là những vấn đề rất thú vị và phức tạp.

Các nhà nghiên cứu trong lĩnh vực này đang phát triển các phương pháp mới để cải thiện hiệu quả và độ chính xác của hệ thống tìm kiếm ảnh. Họ cũng đang tìm hiểu cách để ứng dụng các công nghệ mới nhất như học sâu (deep learning) vào nghiên cứu của họ.

Động lực nghiên cứu

Về mặt thực tiễn

Với sự phát triển của công nghệ và internet, hình ảnh đã trở thành một phương tiện truyền thông phổ biến và quan trọng trong cuộc sống hàng ngày. Việc phát triển các công nghệ tìm kiếm ảnh sẽ giúp chúng ta tìm kiếm các hình ảnh cần thiết nhanh chóng và chính xác hơn.

Điều này rất hữu ích cho các ứng dụng thực tế như: tìm kiếm sản phẩm trên các trang web thương mại điện tử, tìm kiếm thông tin y học từ các hình ảnh y khoa, tìm kiếm thông tin về môi trường từ các hình ảnh địa lý v.v.



Hình ảnh có thể đến từ nhiều nguồn khác nhau và có thể được chụp từ nhiều góc độ khác nhau. Hình ảnh cũng có thể **bị nhiễu** và **mất chất lượng**, gây ảnh hưởng đến kết quả truy xuất.

Vấn đề xử lý ảnh số lượng **lớn** và **đa dạng**.

Các mạng học sâu hiện có được đào tạo cho việc phân loại hình ảnh nên việc trích xuất đặc trưng trở thành một thách thức trong bài toán truy vấn.



Challenge

 \Diamond

Các phương pháp tìm kiếm phổ biến hiện nay gồm: tìm theo từ khóa (Text-based Image Retrieval), tìm theo nội dung (Content-based Image Retrieval) và tìm theo ngữ nghĩa (Semantic-based Image Retrieval)



Phát biểu bài toán

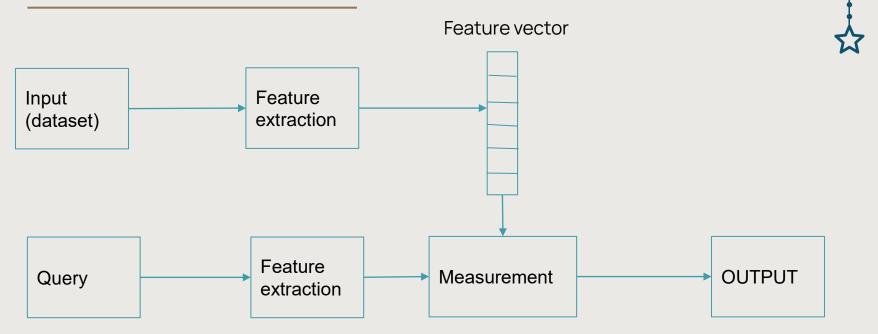
a) Input:

Dữ liệu đầu vào của bài toán Image Retrieval thường có 3 dạng: query image, văn bản mô tả hoặc là cả query image và văn bản mô tả.

b) Output:

Tập hợp các hình ảnh từ cơ sở dữ liệu tương đồng với query image nhất hoặc gần với mô tả văn bản nhất.

Phân tích các bài toán thành phẩn





Content - based image retrieval 🖒

 \Diamond

Input: Ảnh đầu vào.

Output: Các ảnh tương tự với ảnh đầu vào theo độ tương đồng về nội dung, ví dụ như màu sắc, hình dạng, kích thước, texture, v.v.



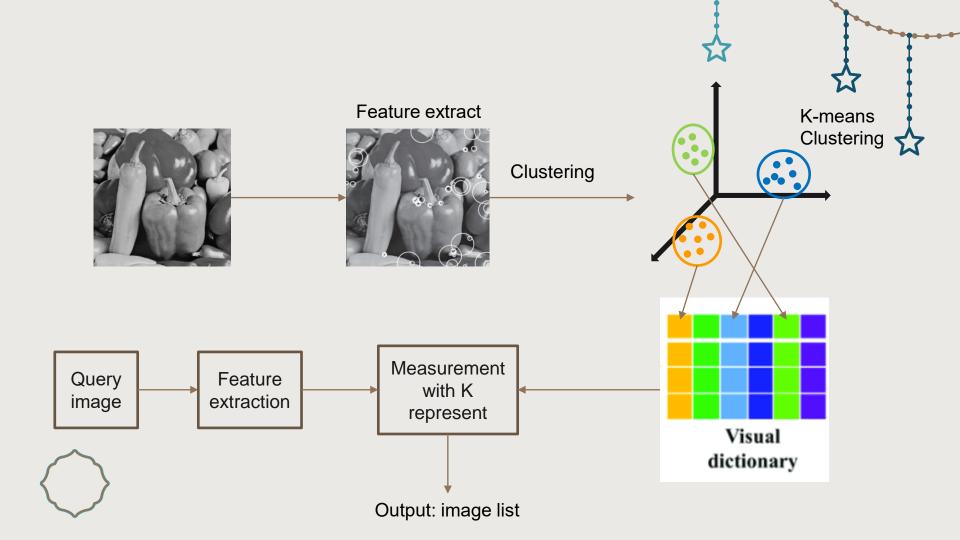
Giải quyết bài toán

1. Bag of visual words

Phương pháp **truyền thống** trong bài toán CBIR

Đây là một phương pháp dựa trên **đặc trung cục bộ** và áp dụng kỹ thuật **clustering** để biểu diễn hình ảnh.





Giải quyết bài toán

2. Sử dụng deep learning

Framework deep learning được đề xuất cho CBIR, bao gồm hai giai đoạn:

- (i) huấn luyện một mô hình học sâu từ một bộ sưu tập lớn dữ liệu huấn luyện.
- (ii) áp dụng mô hình học sâu đã được huấn luyện để học các biểu diễn đặc trưng cho các tác vụ CBIR trong một miền dữ liệu mới.



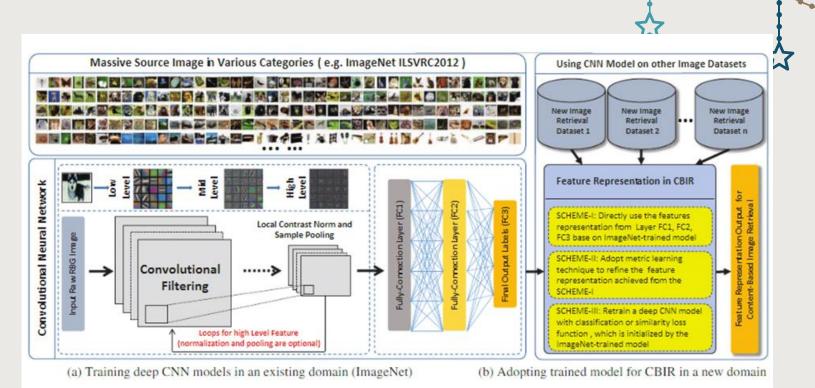
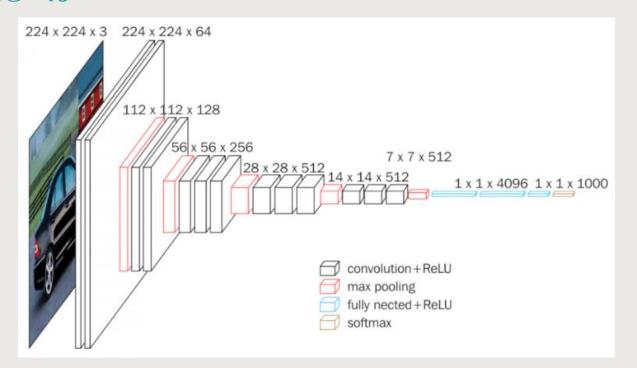


Figure 1: A Framework of Deep Learning with Application to Content-based Image Retrieval.



VGG - 16

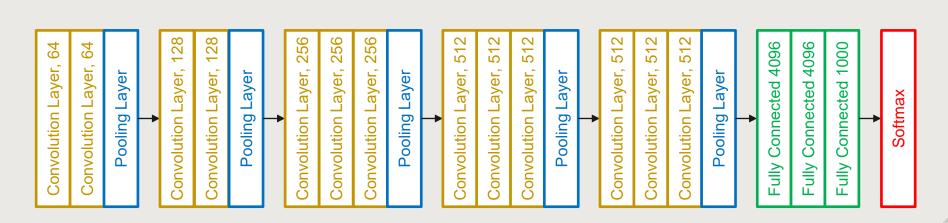






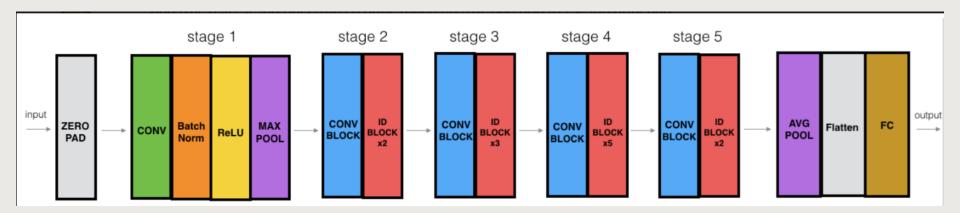


VGG-16



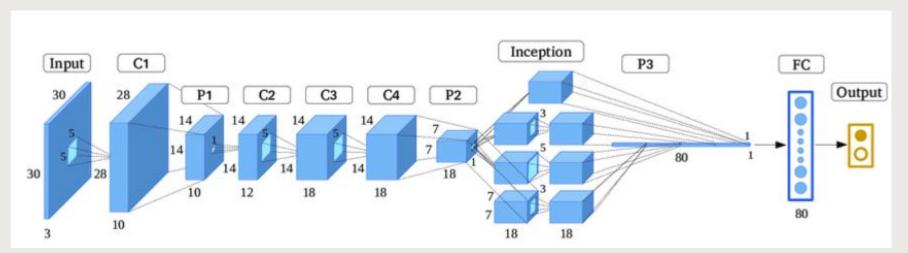


ResNet





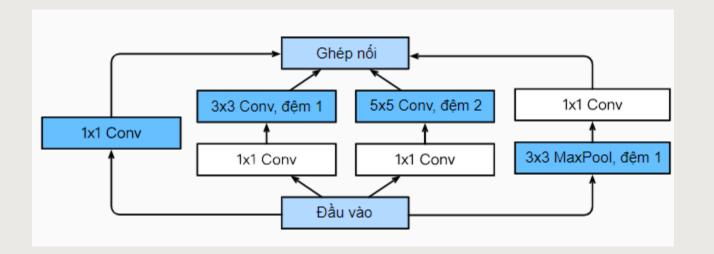
Googlenet - Inception v1







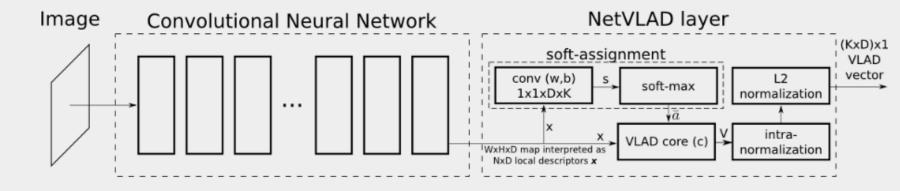
Inception Structure in Googlenet







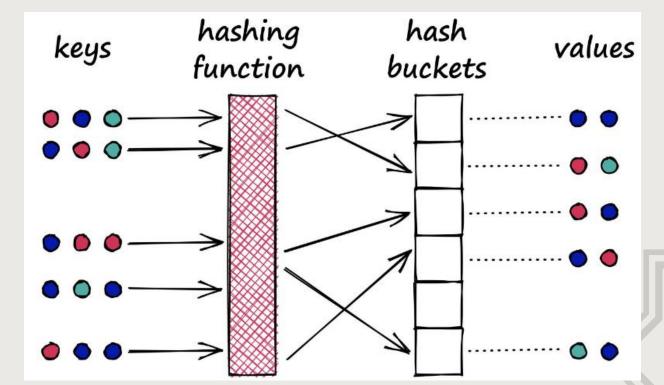
NetVLAD (Net of VLAD)



CNN architecture with the NetVLAD layer



Hash based indexing







Hash based indexing



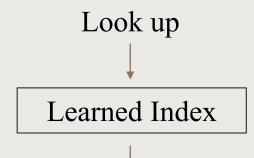
Kỹ thuật băm Locality sensitive hashing(LSH):

- ☐ Tất cả các vector đặc trưng trong cơ sở dữ liệu mà có cùng giá trị đầu ra sau khi trải qua một hàm băm h thì sẽ được đặt vào cùng một ô.
- ☐ Khi truy vấn ảnh, áp dụng hàm băm để trả ra kết quả và ánh xạ tới 1 ô đã có sẵn trong database.



Learned Secondary Indexing





Fingerprint Vector
Permutation Vector
Base data

						7					
•	10	01	10	00	11	10	01	00	10	01	
r	6	9	8	5	4	0	3	2	7	1	
l	19	42	31	21	15	12	1	34	7	5	







Gồm 3 phần: permutation vector, learned index, fingerprint vector

- Learned index: Ánh xạ Lookup key đến bounded search range
- Permutation vector: nén base data bằng cách thiết lập phần tử thứ i của tập dữ liệu d là d[p[i]].
- Fingerprint vector: lưu mỗi giá trị một kích thước cố định, nếu fingerprint trong lookup có trong fingerprint vector thì tiếp tục truy cập, ngược lại thì dừng truy cập để tiết kiệm bộ nhớ.





Cho hai vector khác không a, b

Euclid	Cosin	Mahalanobis
$d_e = \sqrt{\sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2}$	$d_{c} = \cos(\theta) = \frac{a.b}{\ a\ \ b\ }$ $= \frac{\sum_{i=1}^{n} a_{i}b_{i}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} a_{i}^{2}} \sqrt{\sum_{i=1}^{n} b_{i}^{2}}}$	$d_{m} = \sqrt{(a_{i} - b_{j})^{T} c^{-1} (a_{i} - b_{j})}$ c-1: covariance matrix



Ví dụ









Euclid	$d_{e} = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (a_{i} - b_{i})^{2}}$ $= \sqrt{(0.9 - 1)^{2} + (0.07 - 0)^{2} + (0.03 - 0)^{2}}$ $= 0.126$	
Cosin	$d_{c} = \frac{\sum_{i=1}^{n} a_{i}b_{i}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} a_{i}^{2}} \sqrt{\sum_{i=1}^{n} b_{i}^{2}}}$ $= \frac{0.9 \times 1 + 0.07 \times 0 + 0.03 \times 0}{\sqrt{0.9^{2} + 0.07^{2} + 0.03^{2}} \sqrt{1^{2} + 0^{2} + 0^{2}}}$ $= 0.996$	
Mahalanobis	Covariance matrix $c^{-1} = \begin{bmatrix} 0.2412 & 0.2833 & 9.6667 \\ 0 & 0.3333 & 12.6667 \\ 0 & 0 & 6.7111 \end{bmatrix}$ $d_{m} = \sqrt{\begin{bmatrix} 0.9 & 0.07 & 0.03 \end{bmatrix}} \times \begin{bmatrix} 0.2412 & 0.2833 & 9.6667 \\ 0 & 0.3333 & 12.6667 \\ 0 & 0 & 6.7111 \end{bmatrix}} \times \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$ $= \sqrt{0.0058} = 0.08$	





Nhận xét:

- Khoảng cách euclid và mahalanobis có giá trị nhỏ => hình ảnh có độ tương đồng lớn.
- Cosin ra kết quả ngược lại (giá trị lớn gần bằng một) nhưng theo ý nghĩa của độ đo cosin thì đó là một kết quả tốt (khá tương đồng với query).







Tuy nhiên, **không phải tất cả** các khoảng cách **đều phù hợp** cho tác vụ CBIR. Trong một số trường hợp, khoảng cách Euclid không đủ tốt để phân biệt các ảnh tương đồng và không tương đồng. Từ đó, **distance metric learning** được sử dụng kết hợp với các độ đo để học một khoảng cách phù hợp cho tác vụ CBIR.

Giả sử: tập dữ liệu ảnh chứa các bức ảnh của động vật, bao gồm cả hổ và gấu. Nếu bạn có hai bức ảnh của 2 loài gấu khác nhau, chúng rất giống nhau về hình dạng, thì khoảng cách Euclid giữa chúng có thể khá nhỏ, dù chúng có thể khác nhau về màu sắc và một số đặc điểm khác. Nếu chỉ dùng khoảng cách euclid thì có thể chưa chính xác.



Triplet network



anchor

positive



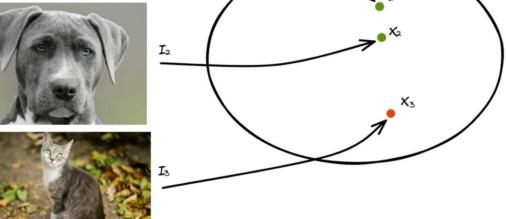
Representation Space











Triplet network



Vấn đề cần giải quyết:

- Minimize khoảng cách giữa anchor với positive?
- Maximize khoảng cách giữa anchor với negative?



Triplet network



Bộ ba ta có ảnh anchor (a), positive (p) và negative (n): (a,p,n) chia thành các cặp: (a,p); (a,n)

Hàm triplet loss function:

$$L = \max(d(a,n) - d(a,p) + \max(n),0)$$

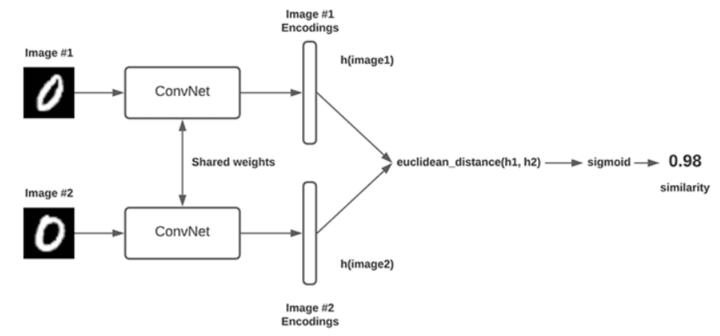
margin là một hằng số (thường được đặt là 1), đảm bảo khoảng cách giữa anchor và negative lớn hơn khoảng cách giữa anchor và positive một lượng tối thiểu.

Tối ưu hóa gradient descent: stochastic gradient descent (SGD)



Siamese network







Siamese network



- Input: hai ảnh x_i, x_i
- Mỗi ảnh sẽ đi qua ConvNet của Siamese Network để xử lý, sau đó mỗi ConvNet sẽ trả về một vector (h₁ và h₂)
- Tính khoảng cách Euclidean giữa h₁ và h₂.
- Dùng hàm Sigmoid để chuẩn hóa giá trị khoảng cách Euclidean về khoảng [0, 1]. Kết quả của hàm Sigmoid càng gần 1 thì hai hình ảnh càng giống nhau.

Siamese network



Siamese loss function

$$L_{Siam}(x_i, x_j) = \frac{1}{2} s(x_i, x_j) D(x_i, x_j) + \frac{1}{2} (1 - S(x_i, x_j)) \max(0, m - D(x_i, x_j))$$

 $S(x_i, x_j)$: Sigmoid function

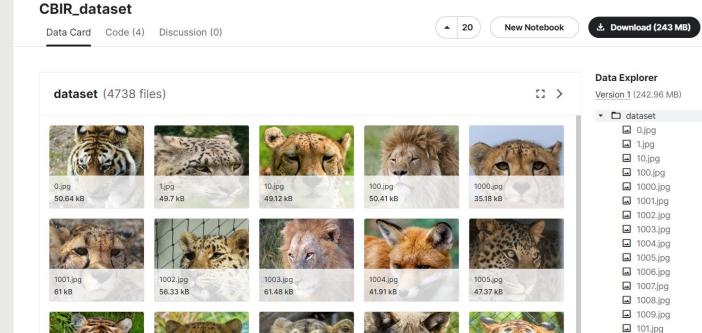
D(x_i, x_i): khoảng cách Euclid





■ 1010.jpg■ 1011.jpg■ 1012.jpg

Dataset



1009.jpg

101.jpg



1006.jpg

1007.jpg

1008.jpg

Query: ånh 4571 trong dataset

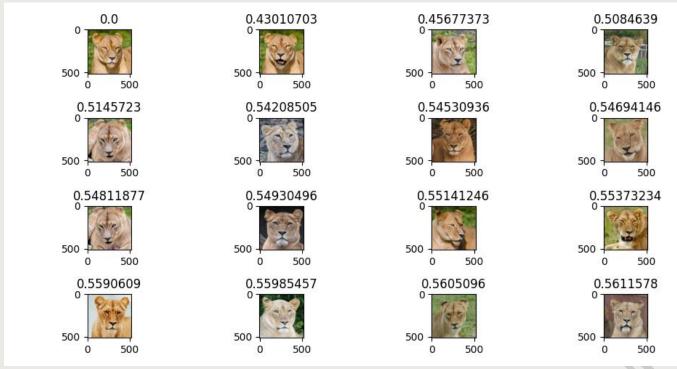








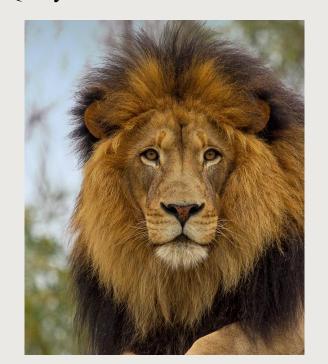
Output:







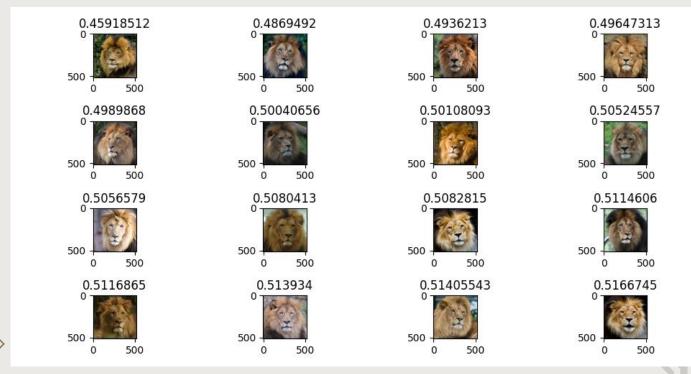
Query: anh download từ internet











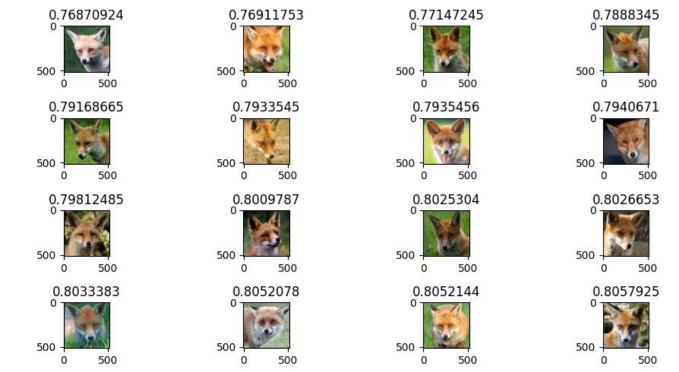




Query: anh download từ internet











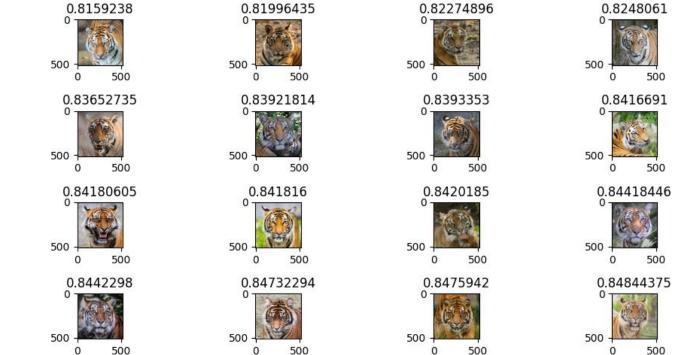


Query: anh download tù internet

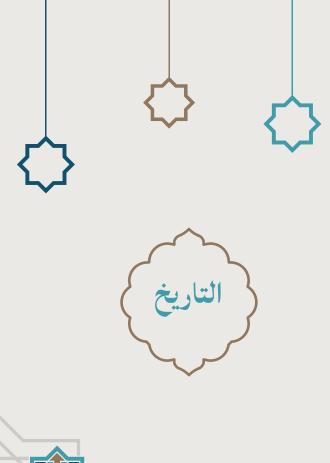












Thanks for your attention!



