



**KHẢO SÁT PHÂN ĐOẠN ẢNH DỰA
VÀO SUPERPIXEL VÀ ỨNG DỤNG
TRONG PHÂN ĐOẠN ẢNH Y KHOA**

THÀNH VIÊN NHÓM 4

STT	HỌ VÀ TÊN	MSV
1	Quách Đình Huy Thiện (*)	20127041
2	Phùng Nghĩa Phúc	20127284
3	Giang Gia Bảo	20127446

NỘI DUNG

01

ĐỘNG LỰC NGHIÊN CỨU

02

PHÁT BIỂU BÀI TOÁN

03

CÁC PHƯƠNG PHÁP SUPERPIXEL

04

PHƯƠNG PHÁP ĐỀ XUẤT

05

KẾT LUẬN



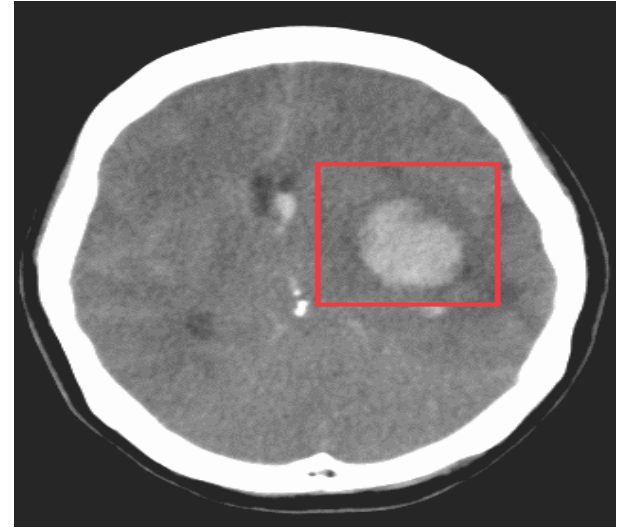
01

ĐỘNG LỰC NGHIÊN CỨU

ĐỘNG LỰC NGHIÊN CỨU

1. KHOA HỌC

- Do ảnh y khoa khác nhau với ảnh tự nhiên về miền biên thiên độ xám , trải dọc và biến thiên rất chậm. Ví dụ như hình ảnh cục máu não tràn ra phía bên ngoài , có độ biến thiên rất chậm. Vì vậy khi phân đoạn ảnh , không dễ dàng lấy được vùng máu não, mà sẽ dễ dàng bị lấy tràn ra phía bên ngoài. Do đó, không dễ sử dụng các phương pháp thông thường như K means để phân chia đoạn ảnh vì sẽ bị lấy tràn viền bên ngoài. Do khó khăn , bản chất cơ bản của ảnh y khoa nên người ta phát triển thêm superpixel bằng phương pháp Slic.



Phát hiện tụ máu não

ĐỘNG LỰC NGHIÊN CỨU

2. Ứng dụng thực tiễn

- Cung cấp một biểu diễn nhỏ gọn của dữ liệu hình ảnh bằng cách nhóm các dữ liệu tương tự nhau về mặt nhận thức.
- Superpixel được áp dụng rộng rãi trong các vấn đề về thị lực như: phát hiện độ mặn, đối tượng và phân đoạn ngữ nghĩa





02

PHÁT BIỂU BÀI TOÁN

PHÁT BIỂU BÀI TOÁN

- **INPUT**

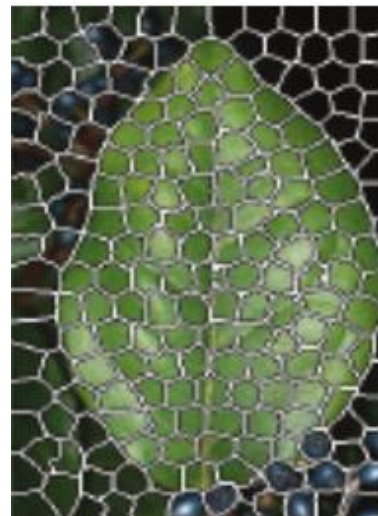
Là một hình ảnh



- **OUTPUT**

Là một phân đoạn ảnh, gồm những vùng dưới điều kiện ràng buộc:

- Kích thước
- Vị trí phân đoạn



PHÁT BIỂU BÀI TOÁN

FRAMEWORK

- OpenCV: là thư viện thị giác máy tính nguồn mở cung cấp nhiều chức năng, bao gồm xử lý hình ảnh, học máy và thuật toán thị giác máy tính.
- PyTorch: là một thư viện máy học mã nguồn mở dành cho Python.
- TensorFlow: là một thư viện máy học mã nguồn mở phổ biến dành cho Python.

PHÁT BIỂU BÀI TOÁN

ĐÓNG GÓP

- Việc phân đoạn ảnh dựa vào superpixel và ứng dụng vào y khoa là một thử thách quan trọng trong việc bảo vệ sức khỏe cũng như nhận diện bệnh của mỗi người, đòi hỏi phải có sự hiểu biết về cấu trúc, kết cấu, chi tiết của ảnh để mỗi người dễ dàng nhìn thấy.
- Vì vậy, trong báo cáo này chúng em sẽ trình bày các kỹ thuật phân đoạn ảnh dựa vào superpixel , tóm tắt, so sánh và chỉ ra các ưu điểm, nhược điểm của một số thuật toán. Từ đó, có thể giúp mọi người có cái nhìn tổng quát về các phương pháp để áp dụng vào y khoa. Ngoài ra, có thể lấy làm tài liệu để tham khảo cho việc lựa chọn ra kỹ thuật phù hợp cho quá trình nghiên cứu của mình hoặc dung để cải tiến kỹ thuật.

PHÁT BIỂU BÀI TOÁN

THÁCH THỨC

- Kết quả xử lý chưa đạt được chính xác 100%
- Phải có người chuyên môn để có thể đồng thời kiểm tra lại kết quả để cho ra kết quả cuối cùng chính xác nhất
- Tốc độ xử lý còn chậm và phải huấn luyện thuật toán trước khi áp dụng vào thực tế



03

CÁC PHƯƠNG PHÁP SUPERPIXEL

CÁC PHƯƠNG PHÁP SUPERPIXER

Phương pháp superpixels cổ điển

- **GRAPH-BASED ALGORITHMS**

Tiếp cận dựa trên đồ thị để tạo siêu pixel xử lý từng pixel dưới dạng một nút trong biểu đồ

- **GRADIENT-ASCENT-BASED ALGORITHMS**

Tăng dần độ dốc lặp đi lặp lại tinh chỉnh các cụm cho đến khi một số tiêu chí hội tụ được đáp ứng để tạo thành các siêu pixel

CÁC PHƯƠNG PHÁP SUPERPIXER

So sánh các phương pháp

	GS04 [8]	NC05 [23]	Graph-based			WS91 [28]	Gradient-ascent-based			SLIC
			SL08 [21]	GCa10 ^b [26]	GCb10 ^b [26]		MS02 [4]	TP09 ^b [15]	QS09 [25]	
Adherence to boundaries										
<i>Under-segmentation error</i> (rank)	0.23	0.22	-	0.22	0.22	-	-	0.24	0.20	0.19
<i>Boundary recall</i> (rank)	0.84	0.68	-	0.69	0.70	-	-	0.61	0.79	0.82
Segmentation speed										
320 × 240 image	1.08s ^a	178.15s	-	5.30s	4.12s	-	-	8.10s	4.66s	0.36s
2048 × 1536 image	90.95s ^a	N/A ^c	-	315s	235s	-	-	800s	181s	14.94s
Segmentation accuracy (using [11] on MSRC)	74.6%	75.9%	-	-	73.2%	-	-	62.0%	75.1%	76.9%
Control over amount of superpixels	No	Yes	Yes	Yes	Yes	No	No	Yes	No	Yes
Control over superpixel compactness	No	No	No	No ^d	No ^d	No	No	No	No	Yes
Supervoxel extension	No	No	No	Yes	Yes	Yes	No	No	No	Yes

CÁC PHƯƠNG PHÁP SUPERPIXER

Phương pháp superpixels hiện đại

- **K-MEAN CLUSTERING**

Thuật toán k-mean clustering sẽ phân cụm cường độ của các pixels trên ảnh thành k clusters. Sau đó giá trị của mỗi pixels sẽ được thay thế bởi centroids của chúng để segment hình ảnh.

- **SLIC**

Thuật toán SLIC được sử dụng để phân đoạn dựa trên sự giống nhau của màu LAB và khoảng cách không gian. Ưu điểm của nó là tiêu thụ thời gian ngắn, kích thước đồng nhất của khối siêu pixel và đường viền thông thường được sử dụng rộng rãi trong ảnh màu, viễn thám quang học, cảnh tự nhiên và các tác vụ phân đoạn ảnh khác.

CÁC PHƯƠNG PHÁP SUPERPIXER

SO SÁNH SLIC VÀ K-MEANS

STT	SLIC	K-MEANS
1	Từ giá trị K cho trước ta tính giá trị S	Khởi tạo số cụm k và tâm.
2	Đảo lộn các tâm nhóm trong khu vực nxn lân cận, chọn vị trí gradient thấp nhất.	Gán tất cả các pixel vào tâm gần nhất dựa trên khoảng cách d. $d = \ p(x, y) - c_k\ $
3	While ($E < \alpha$) {Với từng tâm nhóm: Gán pixel phù hợp nhất từ không gian $2S * 2S$ lân cận dựa trên khoảng cách S được tính. Tính lại tâm nhóm mới và độ lỗi E.}	Sau khi tất cả các pixel đã được chỉ định, hãy tính toán lại vị trí mới của tâm bằng cách sử dụng biểu thức dưới đây: $c_k = \frac{1}{k} \sum_{y \in c_k} \sum_{x \in c_k} p(x, y)$
4	Kết nối các phần rời rạc bằng cách gán nhãn các phần rời rạc với các nhãn của cụm lân cận lớn nhất.	Lặp lại quy trình cho đến khi thỏa mãn giá trị dung sai hoặc sai số. Định hình lại cụm pixel thành hình ảnh



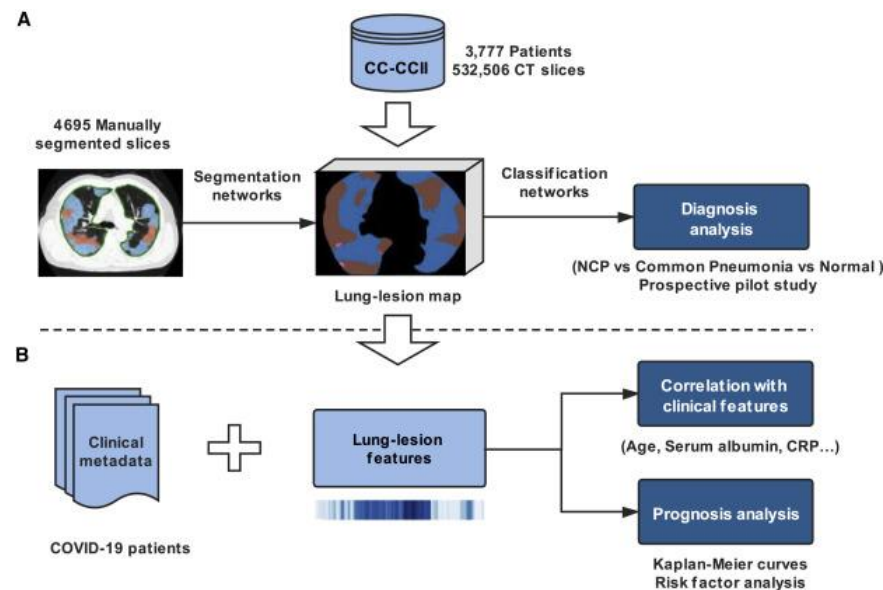
04

PHƯƠNG PHÁP ĐỀ XUẤT

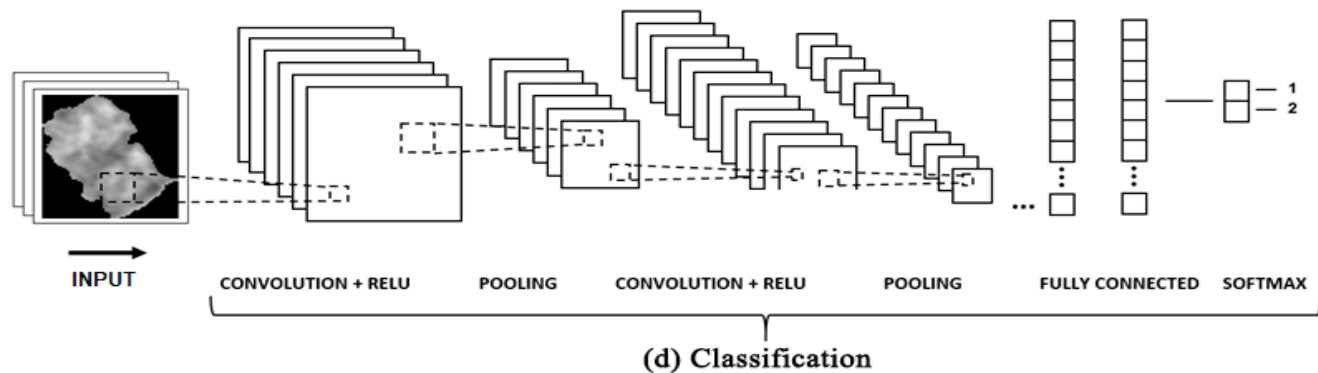
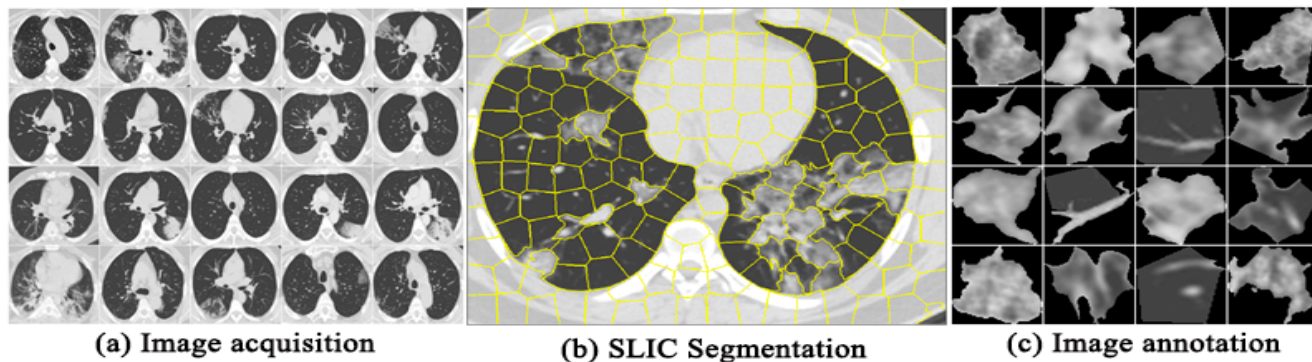
PHƯƠNG PHÁP ĐỀ XUẤT

Hệ thống chuẩn đoán bệnh viêm phổi liên quan tới COVID – 19 dựa vào superpixel với deep learning

- Phương pháp được đề xuất áp dụng phương pháp SLIC Superpixels để phân đoạn các vùng nhiễm trùng trong ảnh, cũng như toàn bộ phổi.
- Phương pháp SLIC sử dụng thuật toán K-means để tạo các vùng tương tự, được gọi là superPixel. Tham số k của thuật toán đề cập đến số lượng superPixel trong ảnh và cho phép kiểm soát kích thước của các siêu pixel.



SLIC SUPERPIXEL

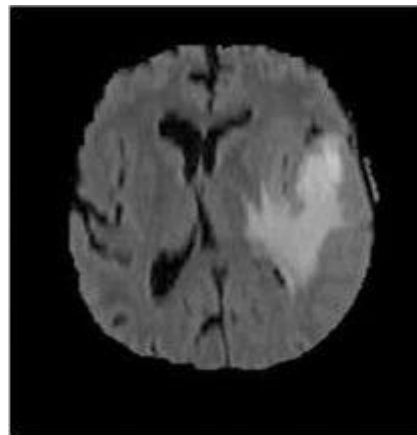


- (a) Thu thập hình ảnh, (b) Phân đoạn SLIC, (c) Chú thích hình ảnh và cuối cùng
(d) Phân loại COVID -19 vùng bị nhiễm và các vùng phổi khác.

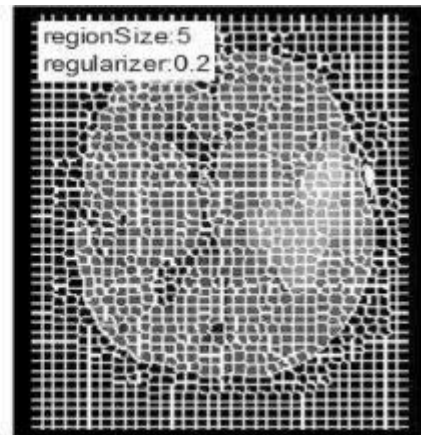
SLIC Algorithms

Tiếp cận bài toán

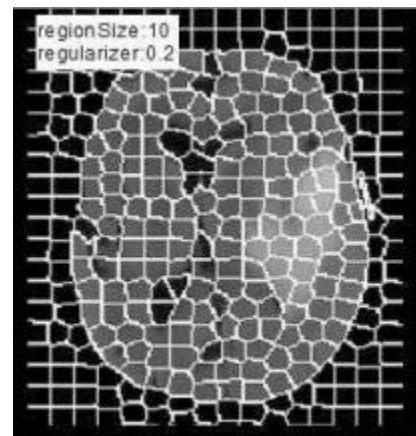
- Tiếp cận hệ thống trên bằng Phân đoạn CT ngực bằng phương pháp SLIC và phân loại từng phân đoạn (superpixel) thành một loại cụ thể.
- Sử dụng các trọng số của deep neural network để phân loại các superpixel trong hình ảnh và định lượng các vùng nhiễm.
- Kết quả của deep learning trong hệ thống này được sử dụng thành công để hỗ trợ các bác sĩ X quang chuẩn đoán định lượng nhiễm



(a)



(b)



(c)

SLIC SUPERPIXEL

Các bước thực hiện

Bước 1: Chuyển ảnh đưa vào thành dạng CEILAB space.

Bước 2: Từ giá trị K cho trước ta tính giá trị S

Bước 3. Đảo lộn các tâm nhóm trong khu vực $n \times n$ lân cận, chọn vị trí gradient thấp nhất.

Bước 4: While ($E < \alpha$) {

Với từng tâm nhóm: Gán pixel phù hợp nhất từ không gian $2S \times 2S$ lân cận dựa trên khoảng cách S được tính

Tính lại tâm nhóm mới và độ lỗi E.

}

Bước 5: Kết nối các phần rời rạc bằng cách gán nhãn các phần rời rạc với các nhãn của cụm lân cận lớn nhất.

Algorithm 1 SLIC superpixel segmentation

```
/* Initialization */
Initialize cluster centers  $C_k = [l_k, a_k, b_k, x_k, y_k]^T$  by
sampling pixels at regular grid steps  $S$ .
Move cluster centers to the lowest gradient position in a
 $3 \times 3$  neighborhood.
Set label  $l(i) = -1$  for each pixel  $i$ .
Set distance  $d(i) = \infty$  for each pixel  $i$ .
repeat
  /* Assignment */
  for each cluster center  $C_k$  do
    for each pixel  $i$  in a  $2S \times 2S$  region around  $C_k$  do
      Compute the distance  $D$  between  $C_k$  and  $i$ .
      if  $D < d(i)$  then
        set  $d(i) = D$ 
        set  $l(i) = k$ 
      end if
    end for
  end for
end repeat
/* Update */
Compute new cluster centers.
Compute residual error  $E$ .
until  $E \leq \text{threshold}$ 
```

SLIC SUPERPIXEL

HẠN CHẾ SLIC VÀ COMPLEXITY

1. Hạn chế

- SLIC không thực thi kết nối một cách rõ ràng. Ở bước 5, phân cụm thủ tục một số pixel “orphan” không thuộc về cùng 1 thành phần được kết nối như trung tâm cụm có thể vẫn còn.

2. Khắc phục

- Để khắc phục điều trên, thì các pixel đó được gán nhãn của trung tâm cụm gần nhất bằng thuật toán các thành phần được kết nối

3. Complexity: $O(N)$

05

KẾT LUẬN

KẾT LUẬN

- Phân đoạn ảnh dựa vào superpixel là một điều cần thiết cho các ứng dụng thị giác máy tính, bởi vì nhu cầu y khoa xác định các vùng nhiễm bệnh và không nhiễm bệnh để giúp các bác sĩ và người dân chữa bệnh kịp thời. Các loại phương pháp tiếp cận khác nhau đã được trình bày bao gồm các phương pháp truyền thống và phương pháp hiện đại.
- Các loại phương pháp truyền thống khó có thể phân đoạn ảnh dựa vào superpixel được nhưng một số phương pháp hiện đại sẽ tạo ra kết quả rất đáng mong chờ cho từng loại ảnh.
- Vấn đề của phương pháp hiện đại là độ phức tạp tính toán cao và sử dụng nhiều bộ nhớ. Trong tương lai, cần nghiên cứu ra những thuật toán mới để giảm thiểu độ phức tạp và có thể xử lý đồng thời cả cấu trúc đơn giản, cấu trúc phức tạp.



THANKS FOR WATCHING!

DO YOU HAVE ANY QUESTIONS?