

**TRƯỜNG ĐẠI HỌC BÁCH KHOA HÀ NỘI**  
**VIỆN TOÁN ỨNG DỤNG & TIN HỌC**

—o0o—



**ỨNG DỤNG NHẬN DIỆN VÀ ĐẾM CÂY CỌ DẦU**  
**SỬ DỤNG PHƯƠNG PHÁP HAAR-BASED CASCADE CLASSIFIER**

**ĐỒ ÁN 3**  
**Chuyên ngành: Toán Tin**

**Giáo viên hướng dẫn : LÊ KIM THƯ**  
**Sinh viên thực hiện : NGÔ TRƯỜNG GIANG**  
**SHSV : 20121584**

**Hà Nội - 06/2017**

# **NHẬN XÉT CỦA THẦY HƯỚNG DẪN**

**1. Mục đích và nội dung của đề án**

**2. Kết quả đạt được**

**3. Ý thức làm việc của sinh viên ...**

Hà Nội, ngày 05 tháng 05 năm 2017

Giảng viên hướng dẫn  
(Ký và ghi rõ họ tên)

# Mục lục

<b>1</b>	<b>Lời cảm ơn</b>	<b>5</b>
<b>2</b>	<b>Lời nói đầu</b>	<b>6</b>
<b>3</b>	<b>Giới thiệu và đặt vấn đề</b>	<b>7</b>
3.1	Viễn thám, ảnh vệ tinh chất lượng cao, ảnh UAV . . . . .	7
3.2	Máy học cơ bản và ứng dụng trong thị giác máy tính . . . . .	9
3.3	Ứng dụng xử lý ảnh viễn thám vào nhận diện cây cọ dầu . . .	10
<b>4</b>	<b>Phương pháp thực hiện</b>	<b>12</b>
4.1	Phương pháp nhận diện đối tượng Haar Cascade . . . . .	12
4.1.1	Đặc trưng dạng Haar và ảnh nguyên (Integral Image)	12
4.1.2	Nhận xét . . . . .	13
4.1.3	Phương pháp xây dựng máy học phân lớp dựa trên AdaBoost . . . . .	14
4.1.4	Phương pháp xây dựng máy học phân lớp hiệu quả dạng Cascade . . . . .	15
<b>5</b>	<b>Vùng nghiên cứu và dữ liệu</b>	<b>18</b>
<b>6</b>	<b>Kết quả thực hiện</b>	<b>19</b>
6.1	Sử dụng thư viện OpenCV để luyện máy học nhận diện và đếm cây cọ . . . . .	19
6.2	Mô tả chương trình . . . . .	19
6.3	Kết quả và ước lượng độ chính xác . . . . .	19
6.4	phân tích và so sánh . . . . .	19
<b>7</b>	<b>Kết luận</b>	<b>20</b>
	<b>Chỉ mục</b>	<b>22</b>

## Danh sách hình vẽ

1	Tình hình thị trường dầu cò trong 5 năm trở lại đây . . . . .	7
2	Một số đặc trưng dạng Haar cơ bản . . . . .	13
3	Tổng cường độ sáng trong hình chữ nhật . . . . .	14
4	Mô tả của một máy học nhận diện dạng cascade . . . . .	16

## Danh sách bảng

1	Thuật toán AdaBoost cho học phân lớp . . . . .	21
---	--	----

# 1 Lời cảm ơn

Lời đầu tiên, em xin chân thành cảm ơn các thầy giáo trong Trường Đại học Bách Khoa Hà Nội, cùng các thầy cô trong Viện Toán ứng dụng và Tin học, đã dành tâm huyết truyền đạt những kiến thức quý báu cho chúng em trong suốt những năm tháng học em tại trường.

Với lòng biết ơn sâu sắc, em xin cảm ơn cô Lê Kim Thư đã giúp đỡ em rất nhiều trong quá trình thực hiện đồ án này.

Em cũng xin cảm ơn gia đình và bạn bè đã động viên, giúp đỡ em rất nhiều trong thời gian em làm đồ án.

Cuối cùng em xin chúc các thầy cô giáo trong Trường Đại Học Bách Khoa Hà Nội lời chúc sức khỏe và thành đạt.

Hà Nội, ngày 05 tháng 05 năm 2017

Ngô Trường Giang

## 2 Lời nói đầu

Cây cọ dầu là loại cây công nghiệp có vai trò quan trọng trong kinh tế của đất nước nhiệt đới Malaysia, đất nước đứng thứ hai thế giới về sản lượng dầu cọ, với sản lượng năm 2014 đạt 19.5 tỉ tấn. Nguồn lợi kinh tế đem lại cho đất nước này từ ngành công nghiệp dầu cọ ước tính 16.1 tỉ USD vào năm 2015, chiếm 5-6% GDP của cả đất nước này. Diện tích và sản lượng trồng cọ được kiểm soát bởi cả các hộ trồng cọ nhỏ lẻ (chiếm khoảng 40%) và các công ty dầu cọ lớn (chiếm khoảng 60%) (nguồn cleanmalaysia). Việc giám sát được quá trình phát triển, phát hiện ra những vùng trồng cọ mới và ước tính được sản lượng trồng cọ của mỗi vùng là một yếu tố quan trọng trong dự báo và kiểm soát giá của dầu cọ trên thị trường.

Số cây cọ trong một vùng trồng cọ là một thông tin cơ bản để theo dõi được sự phát triển của cây cọ cũng như tính toán được sản lượng, bước đầu của nông nghiệp thông minh (intelligent agriculture).

Cùng với sự phát triển của khoa học viễn thám, ngành khoa học về thu thập thông tin về những đối tượng địa lý, từ trên cao, thường là vệ tinh hoặc máy bay. Dữ liệu ảnh độ phân giải cao về mặt đất đang càng ngày càng phổ biến.

Trong báo cáo này, tôi sẽ trình bày phương pháp sử dụng ảnh viễn thám của vùng Jalan Bukit Kuantan, Malaysia, giúp tự động nhận diện và đếm số lượng cây cọ của một vùng trồng cọ dầu.

Phương pháp được sử dụng dựa trên phương pháp nhận diện đối tượng Haar-based Cascades Classifier, lần đầu tiên được đề xuất bởi P. Viola và M. Jones[1] năm 2001.

Tôi đã sử dụng phương pháp này để luyện cho một máy học trên tập dữ liệu ảnh cây cọ dầu thu được từ nguồn ảnh viễn thám ban đầu, từ đó tạo ra chương trình máy học có khả năng nhận diện và đếm số cây cọ với độ chính xác tương đối tốt. Thư viện xử lý ảnh mã nguồn mở OpenCV OpenCV được tôi sử dụng để đào tạo máy học và nhận diện cây trong ảnh.

#### Crude Palm Oil Futures End of Day Settlement Price

**583.25**

U.S. dollars and cents per metric ton

Open: ---

Change:

-2.50

Contract Month: JUN17

High: ---

Estimated Volume:

As of: Friday, June 2, 2017

Low: ---

Prior Day Open Interest:

Source: CME - CME Group

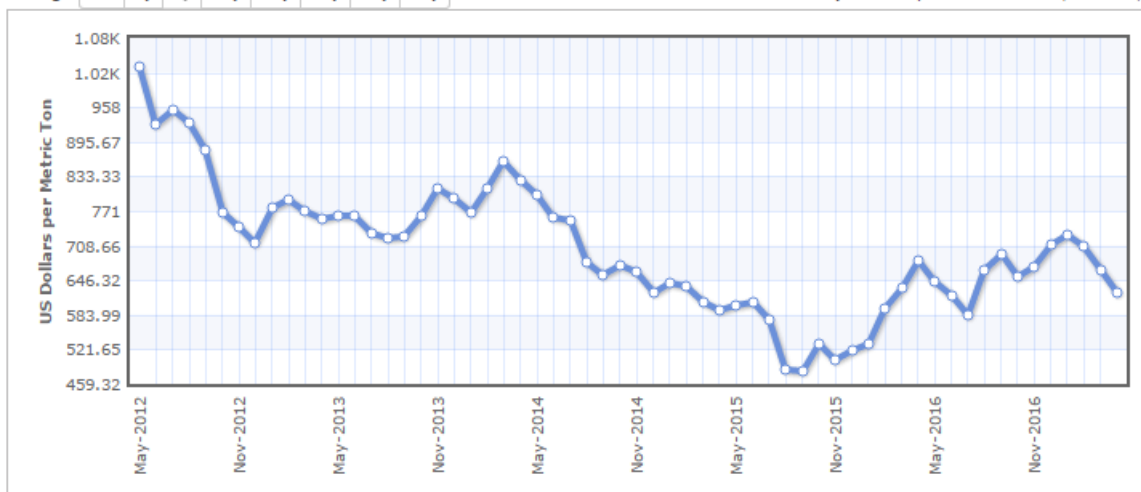
Last: ---

Contract Specifications

#### Palm oil Monthly Price - US Dollars per Metric Ton

Range 6m 1y 5y 10y 15y 20y 25y 30y

May 2012 - Apr 2017: -407.910 (-39.56 %)



**Description:** Palm oil, Malaysia Palm Oil Futures (first contract forward) 4-5 percent FFA, US Dollars per Metric Ton

Hình 1: Tình hình thị trường dầu cọ trong 5 năm trở lại đây (nguồn index-mundi)

## 3 Giới thiệu và đặt vấn đề

### 3.1 Viễn thám, ảnh vệ tinh chất lượng cao, ảnh UAV

Viễn thám là ngành khoa học về quan sát và thu thập thông tin về những đối tượng và hiện tượng diễn ra mà không liên hệ trực tiếp với đối tượng đó, do đó trái ngược với quan sát thực địa.

Viễn thám được sử dụng trong rất nhiều lĩnh vực khác nhau, gồm có địa lý, những ngành trong khoa học trái đất (ví dụ như sinh thái học, thủy văn học, hải dương học, địa chất học, v.v.), và cả trong quân sự, kinh tế, và nhiều ngành khác nữa. Gần đây, khái niệm viễn thám thường được sử dụng để nhắc

đến việc sử dụng các vệ tinh hoặc máy bay cùng với các công nghệ cảm biến hiện đại nhằm nhận diện và phân loại các vật thể trên trái đất, sử dụng các loại tín hiệu điện từ.

Viễn thám có thể chia ra hai loại chính là viễn thám chủ động (tín hiệu được phát ra từ vệ tinh hoặc máy bay và bị phản xạ ngược trở lại hoặc bị hấp thu bởi các đối tượng, thu lại được bằng các cảm biến) và viễn thám bị động (thu nhận sự phản chiếu ánh sáng mặt trời từ các vật thể vào các cảm biến) (nguồn Wikipedia).

Chất lượng của ảnh vệ tinh được quyết định bởi các độ phân giải sau:

- Độ phân giải không gian, kích thước của một pixel được ghi lại trong ảnh vệ tinh ứng với bao nhiêu mét trên thực địa.
- Độ phân giải phổ, bước sóng của những giải tần số khác nhau tạo ra những băng khác nhau được ghi lại trong ảnh viễn thám.
- Độ phân giải giá trị thu được, thường nằm trong phạm vi từ 8 cho tới 14 bits trong ảnh viễn thám.
- Độ phân giải thời gian là tần suất bay qua và thu được thông tin về một khu vực nhất định của vệ tinh hoặc máy bay và được sử dụng trong phân tích chuỗi thời gian.

Trong những năm gần đây, công nghệ cảm biến và khoa học hàng không vũ trụ đã phát triển mạnh mẽ, trở thành một ngành công nghiệp chứ không còn là độc quyền của chính phủ các nước. Kết quả của sự phát triển này là thu được ảnh vệ tinh chất lượng cao (very high resolution - VHR) với độ phân giải không gian nhỏ hơn  $1m$ , đã được thu thập phủ khắp bề mặt trái đất, nổi bật là những vệ tinh mới như GeoEye-1 và các vệ tinh WorldView-1, WorldView-2, WorldView-3 và WorldView-4 của DigitalGlobe.

Những ảnh vệ tinh chất lượng cao đã đóng góp lớn trong công nghệ viễn thám hiện đại, khi mang đến ảnh chất lượng tốt hơn, các độ phân giải cao hơn, đa dạng thông tin hơn về trái đất, giúp người sử dụng ảnh đưa ra quyết định chính xác, cũng như góp phần xây dựng bản đồ thế giới đầy đủ hơn.



Bên cạnh ảnh vệ tinh chất lượng cao, ảnh của thiết bị bay không người lái (unmanned aerial vehicle - UAV) cũng đang được sử dụng bởi cộng đồng viễn thám như một hệ thống thu thập dữ liệu thông tin địa lý mới không kém phần hiệu quả.

Trong một thời gian dài trước đây, ảnh UAV chỉ được sử dụng cho mục đích quân sự, nhưng với sự tiến bộ của công nghệ và giá thành giảm, những thiết bị bay không người lái trở thành một giải pháp thực tiễn cho nhiều ứng dụng khác nhau như giám sát nông nghiệp, phát hiện thay đổi bất thường, nông nghiệp chính xác hay đếm xe ô tô.

Tính linh động cao của những thiết bị UAV cho phép sự can thiệp ngay lập tức và đo lường có tương tác theo những yêu cầu cụ thể của khách hàng.

Trong thực tế, UAV có khả năng:

1. Cho phép theo dõi một vùng diện tích nhỏ với độ phân giải không gian cực nhỏ (lên đến  $1\text{cm}/\text{pixel}$ ).
2. Có thể di chuyển đến điểm mong muốn theo dõi chỉ trong vài phút.
3. Cho phép thu thập thông tin theo chiều thời gian của cùng một vùng tại những khoảng thời gian xác định.

Tuy nhiên, ảnh UAV cũng gặp phải những khó khăn khi những phương pháp xử lý ảnh từng được áp dụng cho ảnh vệ tinh trước đây không còn phù hợp nữa, vì những ảnh UAV có độ phân giải không gian nhỏ hơn nhiều.

### **3.2 Máy học cơ bản và ứng dụng trong thị giác máy tính**

Theo Wikipedia, **Máy học** (machine learning) là một lĩnh vực của trí tuệ nhân tạo (artificial intelligence) liên quan đến việc nghiên cứu và xây dựng các kỹ thuật cho phép các hệ thống "học" tự động từ dữ liệu để giải quyết những vấn đề cụ thể.

Máy học đã được ứng dụng không chỉ vào đời sống mà còn vào rất nhiều những lĩnh vực khoa học khác, một trong số đó chính là thị giác máy tính.

Thị giác máy tính là một lĩnh vực liên ngành, quan tâm đến việc giúp máy tính đạt được khả năng hiểu được ảnh và video kỹ thuật số, từ đó trích xuất những thông tin hữu ích. Từ quan điểm kỹ thuật, thị giác máy tính tìm kiếm sự tự động hóa những tác vụ mà hệ thống thị giác của mắt người có thể làm được.

Một số tác vụ thông thường của hệ thống thị giác máy tính: nhận diện, phân tích chuyển động, khôi phục ảnh và tái tạo khung cảnh.

Nhận diện đối tượng là một hướng lớn và được tập trung rất nhiều trong thị giác máy tính, đồng thời những kỹ thuật máy học được tạo ra để phục vụ cho tác vụ này cũng rất nhiều. Trong nhận diện đối tượng thì nhiệm vụ cơ bản là xác định được vị trí của một loại đối tượng cần tìm ở trong ảnh. Nếu có nhiều đối tượng thuộc loại đó xuất hiện thì cũng phải tìm được vị trí của tất cả các đối tượng này.

Bài toán đếm số cây cọ trong ảnh hoàn toàn có thể đưa về bài toán nhận diện cây cọ trong ảnh.

### **3.3 Ứng dụng xử lý ảnh viễn thám vào nhận diện cây cọ dầu**

Cọ dầu là cây công nghiệp phát triển trong vùng khí hậu nóng ẩm. Dầu cọ được chiết xuất từ thịt của quả cây cọ dầu trở thành nguyên liệu thô cho rất nhiều sản phẩm mà đứng đầu là dầu ăn vì sản lượng của dầu cọ rất lớn so với các loại cây cho dầu khác như hướng dương, đậu nành hay cải dầu.

Dầu cọ có nhu cầu rất lớn trên thị trường khiến cho sự phát triển của diện tích trồng cọ đã tăng trưởng nhanh chóng trong vài thập kỷ gần đây.

Trong báo cáo này, tôi sẽ trình bày phương pháp đếm số cây cọ trong ảnh viễn thám từ dữ liệu ảnh vệ tinh chất lượng cao chụp một vùng trồng cọ ở thành phố Kuantan, Malaysia.

Ảnh vệ tinh chất lượng cao sau khi được tiền xử lý, sẽ được dùng để lấy

mẫu những ảnh con chứa cây cọ dầu và những ảnh con không chứa cây cọ dầu. Những ảnh mẫu được tạo ra từ quá trình tiền xử lý và lấy mẫu sẽ được dùng để luyện máy học giúp tự động nhận diện và đếm số cây cọ dầu có ở trong ảnh.

Với phương pháp nhận diện đối tượng Haar-based Cascade Classifier được đề xuất bởi P. Viola và M. Jones [1], máy học thu được bằng cách áp dụng phương pháp này trong có khả năng đếm nhanh chóng số lượng cây cọ dầu trong ảnh.

Cuối cùng, tôi sẽ trình bày một ứng dụng desktop, sử dụng thư viện OpenCV và ngôn ngữ lập trình Python, thực thi phương pháp nhận diện đối tượng Haar Cascade, để đếm số cây cọ có trong một bức ảnh viễn thám khác của cùng vùng Kuantan, Malaysia.

## 4 Phương pháp thực hiện

Sau đây, tôi sẽ trình bày phương pháp học máy được sử dụng trong bài này để nhận diện và đếm số cây cọ dầu trong ảnh viễn thám, phương pháp Haar Cascade do P. Viola và M. Jones[1] đề xuất.

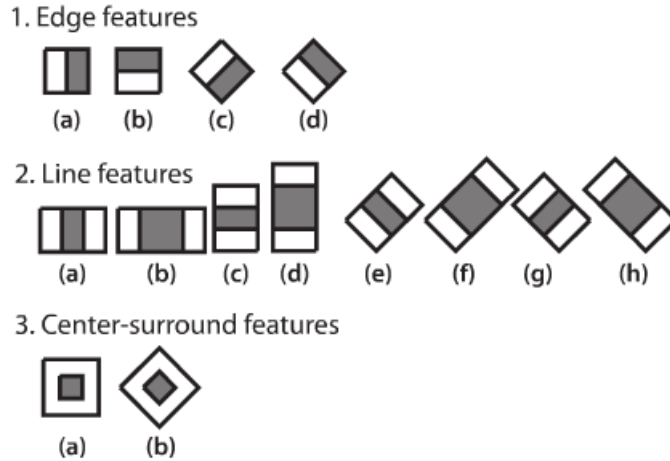
### 4.1 Phương pháp nhận diện đối tượng Haar Cascade

#### 4.1.1 Đặc trưng dạng Haar và ảnh nguyên (Integral Image)

Thủ tục nhận diện đối tượng ở trong một bức ảnh phụ thuộc vào giá trị thu được của những đặc trưng thu được từ ảnh đó. Có rất nhiều lý do cho việc sử dụng đặc trưng thay vì từng pixel ảnh. Lý do chung nhất là những đặc trưng này có khả năng mã hóa những tri thức học được từ tập dữ liệu luyện. Lý do thứ hai là hệ thống phân lớp dựa trên đặc trưng thì nhanh hơn dựa trên từng pixel. Những đặc trưng dạng Haar là những đặc trưng của ảnh kỹ thuật số, có cái tên bắt nguồn từ sự tương tự với Haar wavelet[?], và là một trong những đặc trưng được sử dụng phổ biến trong nhận dạng đối tượng.

Papageorgiou et al.[?] đã đề cập đến việc sử dụng những đặc trưng dựa trên Haar wavelets thay vì sử dụng cường độ sáng tại mỗi điểm ảnh. Viola và Jones đã sử dụng ý tưởng này và phát triển những đặc trưng dạng Haar (Haar-like features). Một đặc trưng dạng Haar tính toán trên những vùng hình chữ nhật kề nhau tại một vị trí xác định trên cửa sổ nhận diện, tính tổng cường độ sáng trong mỗi vùng và tính hiệu của những tổng này. Ví dụ, ta có một cơ sở dữ liệu hình ảnh về mặt người. Dễ dàng quan sát thấy trong tất cả các ảnh rằng vùng mắt thường tối hơn so với vùng má. Do đó một đặc trưng dạng Haar cho mặt người có thể là hai hình chữ nhật kề nhau nằm trên vùng mắt và vùng má. Vị trí của hai hình chữ nhật này được định nghĩa tương đối với cửa sổ nhận diện.

Để tính toán tổng cường độ sáng trong một hình chữ nhật nhanh chóng, Viola và Jones[1] đã sử dụng một dạng biểu diễn trung gian cho ảnh được gọi là ảnh nguyên (integral image). Ảnh nguyên có cùng kích thước với ảnh thực,



Hình 2: Một số đặc trưng dạng Haar cơ bản, (1) Các đặc trưng 2 hình chữ nhật, (2) Các đặc trưng 3 hình chữ nhật, (3) Các đặc trưng dạng trung tâm.

giá trị của ảnh nguyên tại mỗi điểm ảnh  $(x, y)$  bao gồm tổng cường độ sáng của số pixel nằm về phía bên trái và phía trên của  $(x, y)$ . Công thức tính giá trị ảnh nguyên:

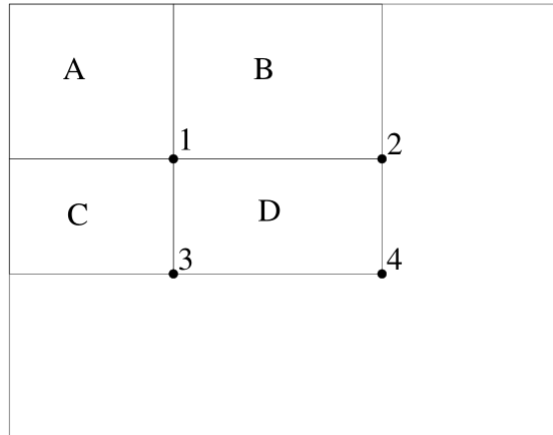
$$ii(x, y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x', y')$$

Với  $ii(x, y)$  là ảnh nguyên và  $i(x, y)$  là ảnh gốc. Sử dụng ảnh nguyên, bất kì hình chữ nhật có cũng có thể tính tổng cường độ sáng nhanh trong bằng 4 giá trị của ảnh nguyên tại 4 đỉnh của hình chữ nhật, thời gian tính toán là hằng số. Đây cũng chính là ưu điểm của đặc trưng dạng Haar so với các đặc trưng khác, thời gian tính toán rất nhanh.

#### 4.1.2 Nhận xét

Những đặc trưng dạng Haar chỉ giới hạn trong các hình chữ nhật, và chỉ có 3 hướng cơ bản: dọc, ngang và chéo  $45^\circ$ , nên những đặc trưng này thường rất yếu trong nhận diện ảnh. Tuy nhiên, tập hợp của những đặc trưng này, lại cung cấp một sự thể hiện tốt của đối tượng cần nhận diện.

Với độ phân giải của cửa sổ nhận diện là  $24 \times 24$ , số lượng đặc trưng dạng



Hình 3: Tổng cường độ sáng trong hình chữ nhật D được tính bằng  $ii(4) + ii(1) - ii(2) - ii(3)$

Haar cũng đã khá lớn, lên đến hơn 180, 000 đặc trưng. Đa phần trong số chúng là không có ý nghĩa. Mặc dù các đặc trưng có thể tính toán rất nhanh, tính toán trên cả tập đặc trưng này vẫn rất tốn thời gian. Giả thiết được Viola và Jones[1] đặt ra bằng thực nghiệm là chỉ có một số lượng rất ít trong số những đặc trưng này có thể kết hợp để tạo ra một máy học phân lớp hiệu quả. Do đó, ta cần lựa chọn ra những đặc trưng hiệu quả trong nhận diện đối tượng và xây dựng một máy học phân lớp dựa trên tập những đặc trưng hiệu quả này.

#### 4.1.3 Phương pháp xây dựng máy học phân lớp dựa trên AdaBoost

Cho một tập những đặc trưng và một tập dữ liệu luyện được gán nhãn dương (có đối tượng cần nhận diện) và âm (không có đối tượng cần nhận diện), bất kỳ phương pháp máy học nào cũng có thể dùng để học hàm phân lớp. Viola và Jones[1] đã lựa chọn một phương pháp tương tự như AdaBoost để lựa chọn ra một tập nhỏ những đặc trưng và luyện một máy học phân lớp.

Thuật toán ở đây được thiết kế để lựa chọn ra những đặc trưng tốt nhất cho việc phân lớp những ảnh dương và âm. Cho mỗi đặc trưng, một hàm ngưỡng phân lớp tối ưu được lựa chọn để tối thiểu hóa số ảnh bị phân nhầm

lớp. Hàm phân lớp này kí hiệu là  $h_j(x)$  của đặc trưng  $f_j$ , với ngưỡng  $\theta_j$  và parity  $p_j$  để chỉ chiều của bất phương trình, có dạng:

$$h_j(x) = \begin{cases} 1 & \text{nếu } p_j f_j(x) < p_j \theta_j, \\ 0 & \text{ngược lại.} \end{cases}$$

Ở đây  $x$  là một cửa sổ kích thước  $24 \times 24$  của ảnh.

Sau đây là sơ đồ của quá trình boosting.

#### 4.1.4 Phương pháp xây dựng máy học phân lớp hiệu quả dạng Cascade

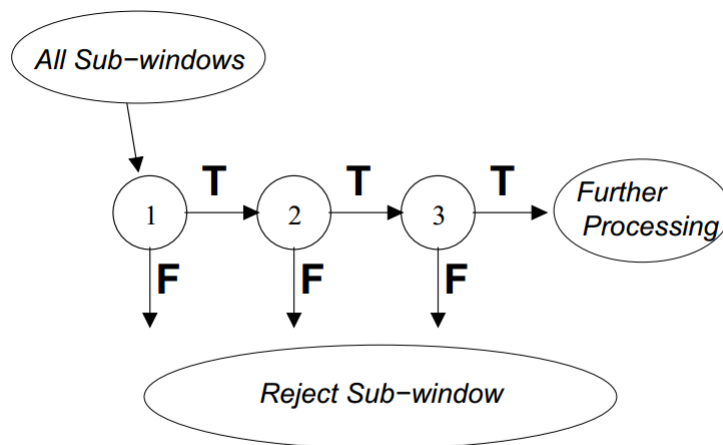
Phần này sẽ mô tả một thuật toán xây dựng một máy học phân lớp dạng thang cascade hay dạng tầng, để tăng hiệu năng của quá trình nhận diện đồng thời giảm thời gian tính toán. Ý tưởng là sử dụng những máy học phân lớp đơn giản được xây dựng để loại bỏ phần lớn những cửa sổ âm trước khi sử dụng những máy học phân lớp phức tạp để đạt được tỉ lệ false positive thấp.

Ngưỡng của một máy học phân lớp có thể điều chỉnh để đạt được tỉ lệ false negative gần tới không, để đảm bảo không có cửa sổ nào có đối tượng bị bỏ sót, đồng thời loại bỏ đi đa phần những cửa sổ âm.

Dạng tổng quát của quá trình nhận dạng là một dạng đơn giản của cây quyết định, mà ta gọi là cascade. Những kết quả dương từ máy học phân lớp đầu tiên sẽ được đưa vào máy học phân lớp thứ hai và tiếp tục phân lớp. Kết quả dương của máy học phân lớp thứ hai sẽ được đưa vào máy học thứ ba, cứ thế tiếp diễn. Những cửa sổ bị các máy học phân lớp nhận diện là âm sẽ ngay lập tức bị loại bỏ khỏi lần phân lớp tiếp theo.

Cấu trúc của máy học nhận dạng cascade phản ánh thực tế rằng trong một bức ảnh, đa phần cửa sổ là âm, vì thế nó cố gắng loại bỏ những cửa sổ âm này ở những giai đoạn sớm nhất có thể, những cửa sổ dương sẽ được phân lớp dương lần lượt qua các máy học phân lớp của cascade, sự kiện này hiếm khi xảy ra.

Luyện một máy học phân lớp dạng cascade liên quan đến hai sự đánh đổi. Trong hầu hết các trường hợp, nhiều đặc trưng được sử dụng hơn sẽ giúp



Hình 4: Mô tả của một máy học nhận diện dạng cascade. Một chuỗi những máy học phân lớp được áp dụng cho những cửa sổ. Máy học phân lớp đầu tiên sẽ loại bỏ một số lượng lớn những ví dụ âm với xử lý rất đơn giản (chỉ có một vài đặc trưng được sử dụng). Những máy học phân lớp tiếp theo sẽ loại bỏ những cửa sổ âm khác nhưng phức tạp hơn (nhiều đặc trưng hơn). Sau một vào bước xử lý, số cửa sổ phải xử lý giảm đi đáng kể. Phần cuối là xử lý về sau, có thể sử dụng một hệ thống nhận diện khác hoặc tiếp tục thêm các máy học phân lớp vào.



đạt được tỉ lệ nhận diện cao hơn và tỉ lệ false positive thấp hơn. Đồng thời máy học phân lớp có nhiều đặc trưng sẽ tốn nhiều thời gian để tính toán hơn. Ta có thể định nghĩa ra một framework tối ưu trong đó: i. số máy học phân lớp, ii. số đặc trưng trong mỗi máy học, iii. ngưỡng của mỗi máy học, được đánh đổi để tối thiểu hóa số đặc trưng cần tính toán. Việc tìm được cách xây dựng máy học cascade tối ưu không phải là vấn đề dễ.

Trong thực tế, một framework rất đơn giản được sử dụng để tạo ra một máy học phân lớp có hiệu năng cao. Đó là tại mỗi giai đoạn, giảm tỉ lệ false positive và giảm tỉ lệ nhận diện. Mỗi một giai đoạn được luyện bằng cách theo vào những đặc trưng cho đến khi tỉ lệ nhận diện vào tỉ lệ false positive đạt được yêu cầu. Các giai đoạn được thêm vào cho tới khi tỉ lệ false positive và tỉ lệ nhận diện đạt yêu cầu.

## **5 Vùng nghiên cứu và dữ liệu**

## **6 Kết quả thực hiện**

### **6.1 Sử dụng thư viện OpenCV để luyện máy học nhận diện và đếm cây cọ**

Trong bộ thư viện mã nguồn ở OpenCV đã có sẵn chương trình để luyện máy học phân lớp dạng cascade, được sử dụng để nhận dạng mặt người như một ví dụ áp dụng lý thuyết mà Viola Jones đã đề xuất.

Tôi đã sử dụng lại chương trình này, chạy với bộ dữ liệu cây cọ dầu thu thập được, thu được một máy học có khả năng nhận diện và đếm số cây cọ dầu có trong ảnh.

Sau đây là các bước của quá trình luyện máy học Cascade Classifier nhận diện cây cọ dầu.

1. Chuẩn bị dữ liệu
2. Xử lý dữ liệu ảnh chuẩn bị cho luyện máy học phân lớp
3. Cấu hình tham số và chạy máy học Cascade Classifier
4. Hiển thị kết quả thu được từ máy học

### **6.2 Mô tả chương trình**

Chương trình nhận diện và đếm số cây sử dụng kết quả luyện được từ thư viện OpenCV.

### **6.3 Kết quả và ước lượng độ chính xác**

### **6.4 phân tích và so sánh**

## **7 Kết luận**

- Cho một tập ảnh mẫu  $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$  với  $y_i = 0, 1$  ứng với mẫu là dương (chứa đối tượng cần nhận diện) hay âm (không chứa đối tượng cần nhận diện).
- Khởi tạo các trọng số  $w_{1,i} = \frac{1}{2m}$  với  $y_i = 0$  và  $w_{1,i} = \frac{1}{2l}$  với  $y_i = 1$ , trong đó  $m$  và  $l$  lần lượt là số mẫu dương và mẫu âm.
- For  $t = 1, \dots, T$ :

1. Chuẩn hóa những trọng số:

$$w_{t,i} \rightarrow \frac{w_{t,i}}{\sum_{j=1}^n w_{t,j}}$$

sao cho vectơ trọng số  $w_t$  là phân phối xác suất.

2. với mỗi đặc trưng,  $j$ , luyện một hàm phân lớp  $h_j$ . Tỷ lệ lỗi được tính ứng với  $w_t$ ,

$$\epsilon_j = \sum_i w_j |h_j(x_i) - y_i|$$

3. Chọn một hàm phân lớp  $h_t$  với tỷ lệ lỗi thấp nhất  $\epsilon_t$

4. cập nhật các trọng số:

$$w_{t+1,i} = w_{t,i} \beta_t^{(1-e_i)}$$

trong đó  $e_i = 0$  nếu  $x_i$  được phân lớp đúng,  $e_i = 1$  nếu ngược lại, và  $\beta_t = \frac{\epsilon_t}{1-\epsilon_t}$ .

- Hàm phân lớp cuối cùng được tính dựa trên các  $h_t$  được lựa chọn ra:

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \text{nếu } \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \geq \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \alpha_t, \\ 0 & \text{ngược lại.} \end{cases}$$

với  $\alpha_t = \log \frac{1}{\beta_t}$

Bảng 1: Thuật toán AdaBoost cho học phân lớp. Mỗi vòng lặp lựa chọn ra một đặc trưng từ danh sách ~~những~~ <sup>21</sup> đặc trưng.

# Chỉ mục

Máy học, 9

## Tài liệu

- [1] P. Viola and M. Jones, *Rapid object detection using a boosted cascade of simple features*, in IEEE Comp. Soc. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR 2001, vol. 1. IEEE, 2001, pp. 1-511.