

## TỰ ĐỘNG PHÁT HIỆN BÚP CHÈ DỰA TRÊN THỊ GIÁC MÁY TÍNH

Nguyễn Thị Thủy\*, Vũ Hải, Nguyễn Thị Huyền, Phạm Thị Lan Anh

*Khoa Công nghệ Thông tin, Học viện Nông nghiệp Việt Nam*

*Email\* : nttthuy@vnua.edu.vn*

Ngày gửi bài: 22.07.2015

Ngày chấp nhận: 03.09.2015

### TÓM TẮT

Đối với người trồng chè và các nhà nghiên cứu về chè, việc đếm số lượng búp chè trong một diện tích mẫu thường được thực hiện để đánh giá năng suất của chè, theo dõi sinh trưởng của chè, hoặc quyết định thời điểm thích hợp cho việc thu hoạch chè. Tuy nhiên, đó là một công việc nhàm chán và mất nhiều thời gian. Bài báo này nghiên cứu một phương pháp ứng dụng thị giác máy tính để tự động phát hiện và đếm số lượng búp chè trong một ảnh được chụp trên một diện tích chè nhất định. Đầu tiên chúng tôi xây dựng một mô hình thống kê cho phân bố màu sắc của búp chè để có thể tách được những khu vực có thể chứa búp chè (khu vực quan tâm - ROI) từ một nền phức tạp. Với mỗi ROI, chúng tôi trích chọn các đặc trưng với hy vọng các đặc trưng đó sẽ là những đặc trưng chỉ xuất hiện quanh một đỉnh búp chè dựa vào hai yếu tố: mật độ của các điểm ảnh ở tâm búp chè và phân bố của hướng gradient theo cấu trúc hình sao. Các điểm đặc trưng xung quanh sau khi được phát hiện sẽ được đưa vào bộ phân loại Mean-shift để xác định vị trí tâm của những búp chè. Phương pháp đề xuất được đánh giá dựa trên một tập ảnh được chụp ở các vị trí khác nhau trên ruộng chè và ở những độ tuổi khác nhau. Kết quả cho thấy hệ thống nhận dạng búp chè với độ chính xác 86%, hệ thống có thể phát hiện sai ở mức 24%. Với cách tiếp cận này, chúng ta có thể xây dựng ứng dụng hỗ trợ cho công việc liên quan của người trồng chè hoặc các nhà nghiên cứu về cây chè.

Từ khoá: Bộ phân cụm Mean-shift, nhận dạng lá, phát hiện búp chè, thị giác máy tính.

### A Computerized Vision - Based Method for Automatic Detection of Tea Shoot Tips

#### ABSTRACT

For tea producers and tea researchers, counting tender shoots in a sampling area is usually done to evaluate productivity, record the growth of tea or to decide the appropriate time for harvest. However, it is a tedious and time consuming task. In this paper, we proposed a computerized vision - based method for automatically detecting and counting the number of tea shoot tips in an image acquired from a tea field. First, we built a parametric model of a tea - shoot tips color distribution in order to roughly separate Regions - of - Interest (ROIs) from a complicated background. For each ROI, we then extracted supportive (local) features with expectations that these features will only appear around an apical bud of tea shoots thanks to two measurements: the density of edge pixels and the statistic of gradient directions. Consequently, the extracted features were put into a mean shift cluster to locate the position of tea shoot tips. The proposed method was evaluated on a set of testing images at different sites of tea fields and different plant ages. The results showed that the system could recognize tea shoot tips with 86% accuracy. It is, therefore, possible to design a counting-assisted tool for supporting tea producers or tea researchers.

Keywords: Computerized vision, mean - shift cluster, tea shoot tips detection.

#### 1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Đối với các nhà nghiên cứu chè, việc theo dõi chất lượng, năng suất cây chè liên quan đến nhiều công việc khác nhau như đánh giá năng suất, theo dõi sâu bệnh, quyết định thời gian

thu hoạch chè. Trong các công việc này, các nhà nghiên cứu chè thường sử dụng một thông số là mật độ búp chè trên một đơn vị diện tích mẫu để so sánh và đánh giá. Đối với người trồng chè, trước khi đưa ra quyết định thu hái chè, ngoài các kinh nghiệm và quan sát từ thực tế, một

tham số có thể giúp người trồng chè ra quyết định đó là số lượng búp chè trưởng thành trong một diện tích mẫu. Tuy nhiên, đối với người sản xuất chè và các nhà nghiên cứu chè thì đây là một công việc tẻ nhạt và mất nhiều thời gian. Trong bài báo này, chúng tôi đưa ra giải pháp để cải thiện phương pháp thủ công bằng cách sử dụng thị giác máy tính. Với hệ thống tự động này, chỉ cần đưa vào ảnh chụp một diện tích chè nhất định và hệ thống có thể đếm số lượng búp chè có trong ảnh. Do đó phương pháp được đề xuất này sẽ giúp làm giảm bớt gánh nặng cho người sản xuất chè cũng như các nhà nghiên cứu chè.

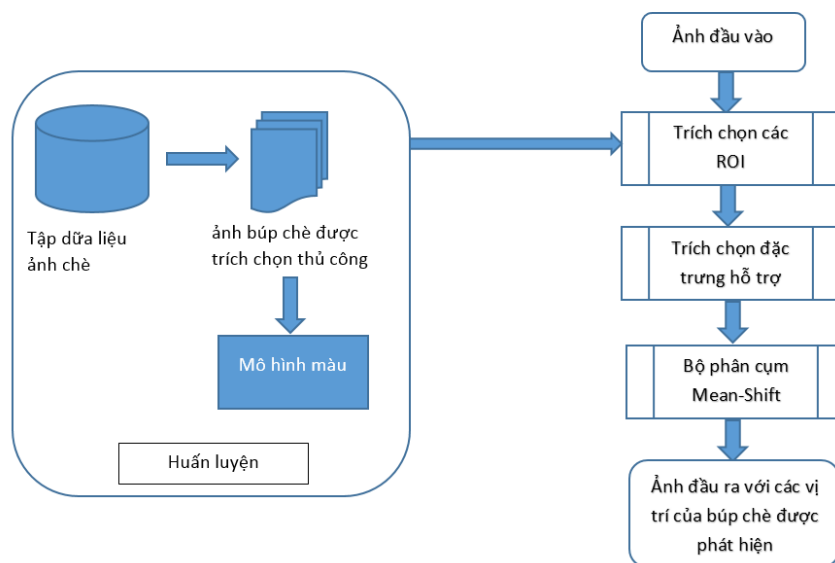
Thị giác máy tính là sử dụng các thiết bị điện tử như camera, sensor để thu nhận ảnh từ thực tế, sau đó sử dụng máy tính tự động phân tích hình ảnh qua đó nhận biết các đối tượng, miêu tả cảnh vật hoặc tiến hành điều khiển hoạt động hệ thống. Kỹ thuật này đã được nghiên cứu và ứng dụng rộng rãi vào nhiều lĩnh vực khác nhau, trong đó có nông nghiệp. Leafsnap (Kuma et al., 2012) là một hệ thống ứng dụng nổi tiếng về nhận dạng các giống cây trồng một cách tự động từ ảnh lá của chúng. Nó sử dụng các đặc trưng ảnh như giá trị bão hòa của không gian màu HSV và độ cong tương trưng cho hình dáng của lá. Wang et al. (2008) kết hợp các kỹ thuật của các phép toán hình thái học và moment hình thái để phân loại hình ảnh lá với một nền phức tạp. Golzarian et al. (2011) đánh giá một số phương pháp như dựa

trên vùng, dựa trên đường viền để tách một cây ngũ cốc từ ảnh chụp được. Về kỹ thuật xử lý ảnh chè, Zhiyi et al. (2012) sử dụng 12 đặc trưng về màu sắc và 6 đặc trưng về kết cấu để xác định các mức độ chất lượng chè dựa trên cảm quan. Wang et al. (2011) đề xuất phương pháp xây dựng một mô hình 3 - D của búp chè từ ảnh 2 - D chụp được. Các tác giả trong này thực hiện trích chọn một cách cẩn thận để thu được ảnh chỉ chứa một búp chè, do vậy họ mất nhiều công sức cho việc xử lý ảnh và kỹ thuật bằng tay để phân đoạn một búp chè.

Hệ thống mà chúng tôi đề xuất là để tự động đếm số lượng búp chè trong một vùng lấy mẫu (một vùng với diện tích bằng  $0,5 \times 0,5m^2$ ) như trong hình 1(a). Để làm được việc này, chúng tôi cần xác định được vị trí của búp chè trong ảnh chụp. Sẽ không hiệu quả nếu như chúng tôi sử dụng cách tiếp cận dựa trên phân đoạn giống như Wang et al. (2011) đã thực hiện để tách riêng những búp chè ra khỏi những lá già. Bởi vì việc phân đoạn một số lượng lớn búp chè từ một nền phức tạp (ví dụ: các cành, lá già, và các đối tượng đan xen khác) với độ chính xác cao là công việc khó khăn và đòi hỏi thời gian tính toán lớn. Trong bài báo này, chúng tôi đưa ra các thông tin miêu tả để có thể nhận biết búp chè một cách dễ dàng và trực quan. Trước tiên chúng tôi dựa vào màu sắc đặc trưng của búp chè và hơn nữa, như ta thấy trong hình 1(b), một búp chè bao gồm sự giao nhau của những lá chè non và một đỉnh búp (ngọn). Những điểm



**Hình 1. (a) Khu vực lấy mẫu (khung hình vuông), (b) Minh họa những búp chè trong (a)**



Hình 2. Các bước thực hiện của hệ thống đề xuất

này có thể được trích chọn dựa trên hai đặc trưng: mật độ của các điểm ảnh ở tâm búp chè và trạng thái phân bố của hướng gradient theo cấu trúc hình sao. Đó là những đặc trưng cục bộ có giá trị giúp cho việc xác định vị trí của búp chè dễ dàng. Hệ thống tự động phát hiện búp chè của chúng tôi sẽ được thực hiện qua các bước như được mô tả trong hình 2.

## 2. MÔ HÌNH NHẬN DẠNG BÚP CHÈ

### 2.1. Huấn luyện mô hình thống kê màu của búp chè

Dựa vào đặc điểm màu sắc của lá chè non và búp chè non thường có màu xanh sáng còn lá già thường có màu xanh đậm. Chúng tôi xây dựng một mô hình phân lớp dữ liệu nhằm mục đích phân ảnh đầu vào thành hai lớp: lớp các vùng quan tâm và lớp nền từ đó tiến hành tách các ROI khỏi nền.

Với mô hình này chúng tôi tạo một tập dữ liệu để huấn luyện gồm 300 ảnh có chứa búp chè chụp từ các vị trí khác nhau của cây chè ở những độ tuổi khác nhau. Sau đó sử dụng công cụ Interactive Segmentation Tool để trích chọn ảnh từng búp chè. Do ảnh chứa búp chè được chụp trong những điều kiện ánh sáng khác nhau nên chúng tôi lựa chọn một không gian màu sắc chuẩn để chuẩn hoá. Khi đó với mỗi điểm tại vị trí  $[i, j]$  trong không gian màu  $[R, G,$

$B]$  ban đầu của ảnh búp chè được biểu diễn bằng vectơ đặc trưng  $X(i,j) = [r \ g]^T$  trong đó  $r = \frac{R}{R+G+B}$  và  $g = \frac{G}{R+G+B}$ .

Phân tích histogram theo các giá trị  $[r, g]$  tại mỗi điểm của ảnh búp chè trong tập dữ liệu huấn luyện ta thấy phân bố của  $[r, g]$  tương đương với một hình elip Gaussian của mô hình p.d.f đơn thức. Do đó, sự phân bố màu sắc của búp chè có thể được tham số hoá sử dụng các giá trị trung bình  $m_s = [m_r \ m_g]^T$  và ma trận hiệp phương sai  $C_s = \begin{bmatrix} \sigma_r^2 & \sigma_{rg} \\ \sigma_{rg} & \sigma_g^2 \end{bmatrix}$  (1)

Khoảng cách giữa một điểm ảnh  $X(i,j) = [r \ g]^T$  và một màu trung bình của phân bố được xác định bởi khoảng cách Mahalanobis:

$$\lambda(i,j)^2 = [X(i,j) - m_s]^T C_s^{-1} [X(i,j) - m_s] \quad (2)$$

Xác suất để một điểm ảnh là điểm ảnh của búp chè (ký hiệu là  $L_s$ ) được xác định bởi:

$$P(X(i,j)|L_s) = (2\pi)^{-1} \left| C_s^{-1} \right| \exp \left[ \frac{-\lambda^2(i,j)}{2} \right] \quad (3)$$

### 2.2. Nhận dạng búp chè

Sau khi huấn luyện mô hình phân bố màu của búp chè chúng tôi thực hiện nhận dạng và đếm số lượng búp chè có trong ảnh đầu vào. Bước nhận dạng búp chè được thực hiện qua nhiều giai đoạn:

### 2.2.1. Giai đoạn tiền xử lý

Ảnh chứa búp chè được chúng tôi chụp từ những ruộng chè đến kỳ thu hoạch bằng máy ảnh cầm tay với điều kiện ánh sáng tự nhiên (ban ngày). Mỗi ảnh chụp một vùng với diện tích được xác định bởi một khung mẫu có kích thước  $0,5 \times 0,5 \text{m}^2$  và chụp vuông góc với mặt phẳng của khung mẫu. Sau đó chúng tôi sử dụng công cụ Irfan View để cắt ảnh theo đường bao của khung mẫu (Hình 3).

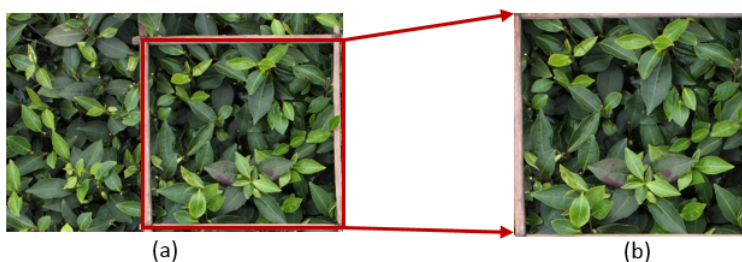
### 2.2.2. Trích chọn các ROI

Các ROI được trích chọn trên ảnh thử nghiệm bằng cách tính giá trị  $\lambda(i,j)$  cho mỗi điểm ảnh và so sánh nó với một giá trị ngưỡng  $\tau$  (được chọn theo kinh nghiệm). Nếu  $\lambda(i,j) \leq \tau$ , gán giá trị 1 cho điểm ảnh tại vị trí  $(i,j)$  và ngược lại nếu  $\lambda(i,j) > \tau$ , gán giá trị 0 cho điểm ảnh tại vị trí  $(i,j)$ . Kết thúc quá trình phân ngưỡng (so sánh) sẽ cho kết quả là một ảnh nhị phân. Ảnh nhị phân này sau đó được đưa qua bộ lọc trung vị và phép biến đổi top-hat để kết nối các pixel phân

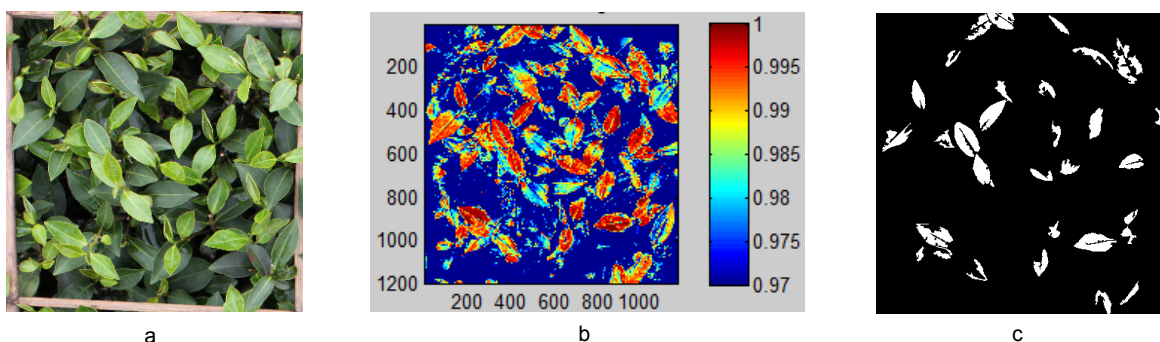
tán và để tách các ROI. Các bước thực hiện được mô tả trong hình 4 như sau: Hình 4(a) biểu diễn ảnh đầu vào; hình 4(b) thể hiện khoảng cách  $\lambda(i,j)$ ; sử dụng ngưỡng  $\tau$  được lựa chọn trước, một bộ lọc trung vị với kích thước cửa sổ  $5 \times 5$  và biến đổi top-hat với phần tử cấu trúc là một hình đĩa có bán kính bằng 5 chúng tôi tìm được các ROI như thể hiện trong hình 4(c). Các ROI sau đó được tách ra như trong hình 5(a) với tâm và điểm đánh dấu màu vàng trong hình 5(b).

### 2.2.3. Trích chọn đặc trưng hỗ trợ

Kết quả của việc trích chọn các ROI cho thấy các vùng chứa lá non có màu sắc khá giống với mô hình màu đã học được từ tập dữ liệu huấn luyện. Do đó nếu kết luận tất cả các ROI đều là vùng chứa búp chè thì sẽ không chính xác vì có thể vùng đó chỉ chứa các lá non chứ không chứa búp chè. Để giải quyết vấn đề này chúng tôi sử dụng đặc trưng hỗ trợ (cục bộ) cho các ROI được trích chọn để xác định chính xác búp chè. Chúng tôi thử nghiệm một số phương pháp trích chọn

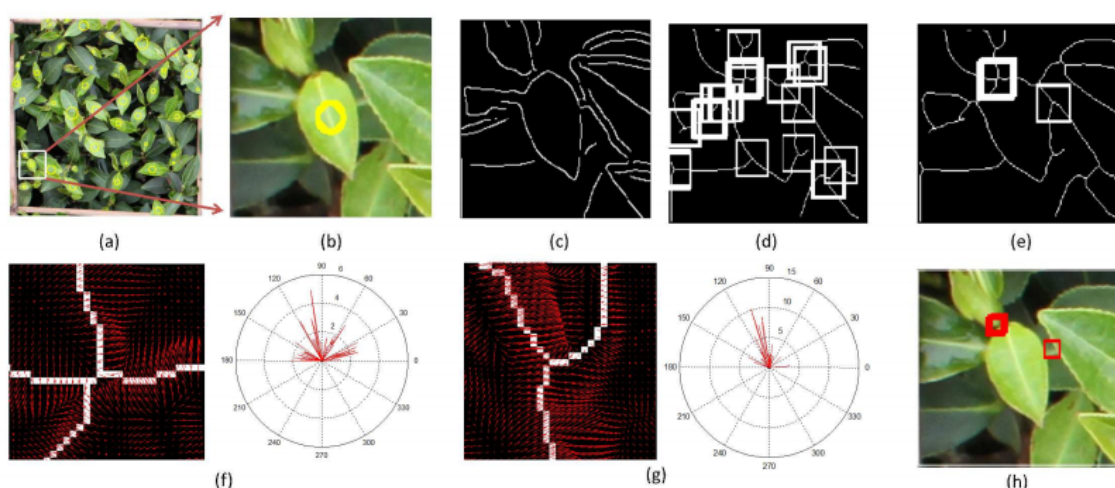


Hình 3. (a) Ảnh ban đầu, (b) Ảnh được cắt theo đường bao của khung mẫu



Hình 4. Trích chọn các ROI

Ghi chú: (a) Ảnh đầu vào, (b) Khoảng cách  $\lambda(i,j)$  được tính trên ảnh đầu vào, (c) Các ROI được trích chọn sau khi phân ngưỡng và áp dụng các kỹ thuật lọc trung vị và biến đổi top-hat.



**Hình 5. Trích chọn đặc trưng hỗ trợ**

Ghi chú: (a) Vòng tròn màu vàng là trọng tâm của các ROI phủ lên ảnh đầu vào, (b) Hình ảnh phóng to của một cửa sổ quanh tâm của nó, (c) Kết quả phát hiện biên với  $\sigma = 5$ , (d) đặc trưng hỗ trợ với mật độ pixel cạnh cao, (f) Một đặc trưng hỗ trợ (ảnh bên trái) và lược đồ histogram của nó (ảnh bên phải), (g) Một đặc trưng không phải là đặc trưng hỗ trợ và lược đồ histogram của nó, (e) Các đặc trưng hỗ trợ được loại bỏ nhờ đặc trưng hướng cạnh, (h) Các đặc trưng hỗ trợ được vẽ trên ảnh ban đầu (b)

đặc trưng như Harris corners, SIFT, SURF, tuy nhiên qua quan sát chúng tôi thấy những đặc trưng này không cho kết quả tốt. Bên cạnh đó bằng trực quan chúng ta có thể thấy một búp chề có một số đặc điểm nổi bật như: Tại trung tâm của búp chề, mật độ các pixel là cao nhất vì ở đó có nút giao nhau giữa các lá non và chồi đỉnh, tồn tại tại một hướng trội của cạnh tại các nút giao. Theo cách tiếp cận này, chúng tôi nhận dạng đặc trưng hỗ trợ tốt hơn và dễ dàng hơn trong việc nhận dạng búp chề.

Với mỗi ROI được trích chọn, ta có thể tìm được một tập đặc trưng hỗ trợ  $F = \{f_k | k = 1 \dots N_{\text{points}}\}$  qua một cửa sổ  $\omega = [m \times n]$  xung quanh tâm ROI có kích thước bằng hai lần bounding box của ROI (như biểu diễn trong hình 5(b)). Tại mỗi điểm  $[i, j]$  trong  $\omega$ , một đặc trưng  $f_k$  đại diện cho điểm giao nhau của lá và chồi đỉnh khi nó thỏa mãn 2 điều kiện:

- Mật độ pixel quanh  $[i, j]$  cao.
- Sự đồng nhất của phân bố hướng cạnh.

Để tìm các đặc trưng hỗ trợ cho một ROI, trước tiên chúng tôi sử dụng phương pháp Canny (Canny, 1986) để phát hiện biên trong cửa sổ  $\omega$  như biểu diễn trong hình 5(c). Tiếp theo, chúng tôi sử dụng các phép toán hình thái

bao gồm phép co giãn và làm mảnh ảnh (Gonzalez, 2008) để có được xương ảnh như biểu diễn trong hình 5(d). Với điều kiện thứ nhất, chúng tôi đếm số lượng pixel có trong một vùng lân cận với tâm tại  $[i, j]$ . Những khu vực có mật độ cao được đánh dấu bằng hình chữ nhật màu trắng trong hình 5(d). Tuy nhiên không phải tất cả những khu vực này là vị trí của búp chề vì có thể đó là phần giao nhau giữa các lá, do đó cần loại bỏ những vùng này bằng cách kiểm tra điều kiện thứ hai. Để kiểm tra điều kiện thứ hai, với mỗi điểm  $p$  trong hình chữ nhật màu trắng như chỉ ra trong hình 5(d), chúng tôi xác định vectơ gradient  $D(p) = \{dx, dy\}$  của nó. Biên độ  $\text{Amp}(p)$  và hướng của vectơ gradient  $\theta(p)$  được trích chọn. Để thể hiện rõ đặc trưng hướng cạnh, chúng tôi biểu diễn một lược đồ histogram  $H$  trong tọa độ cực với  $K$  khoảng chia (định nghĩa trước giá trị  $K = 256, \Delta\theta = 360/K = 1,4^\circ$ )

$$H(\alpha_i) = \frac{N(\alpha_i)}{SN}$$

Trong đó:  $N(\alpha_i) = \sum_{p \in \Theta} \log(\text{Amp}(p))$  và  $SN = \sum_{i=1}^K N(\alpha_i)$

$$\text{Với } \Theta = \left\{ p \mid \alpha_i - \frac{\Delta\theta}{2} \leq \theta(p) < \alpha_i + \frac{\Delta\theta}{2} \right\} \quad (4)$$

Histogram  $H$  là ổn định và lan ra mọi hướng khi một đặc trưng hỗ trợ là điểm giao nhau, như

trong hình 5(f), khi một đặc trưng hỗ trợ không phải là điểm giao nhau thì lược đồ histogram chỉ phân bố theo một hướng chiếm ưu thế, như trong hình 5(g). Dựa vào điều kiện này nhiều vùng tìm kiếm được với điều kiện một bị loại bỏ và chỉ còn lại một số ít đặc trưng hỗ trợ thoả mãn như chỉ ra trong hình 5(e). Các bước thực hiện như trên được áp dụng cho tất cả các ROI và chúng tôi thu được tất cả các đặc trưng hỗ trợ trên một ảnh đầu vào như biểu diễn trong hình 6(a).

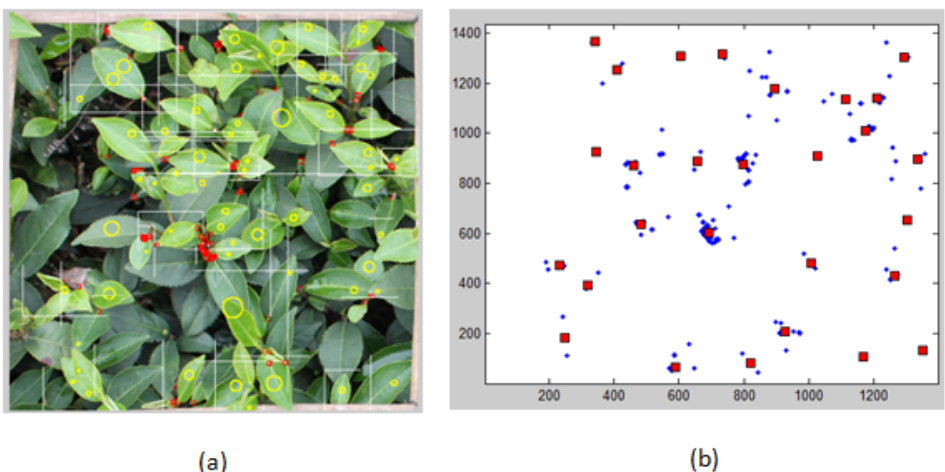
**2.2.4. Phân cụm đặc trưng hỗ trợ**

Để xác định vị trí của các búp chè, các đặc trưng hỗ trợ sẽ được phân cụm và tâm của các cụm xác định vị trí của các búp chè. Có một số hướng tiếp cận cho bài toán phân cụm như K-Mean, Gaussian Mixture Model, Mean-shift. Một đặc điểm của Mean-shift là nó coi không gian đặc trưng là hàm mật độ xác suất. Nếu khu vực dày đặc (hoặc cụm) tồn tại trong không gian đặc trưng thì chúng sẽ tương ứng với các cực đại địa phương của hàm mật độ xác suất. Đặc điểm này rất phù hợp với tập các đặc trưng hỗ trợ được phát hiện bởi vì các đặc trưng hỗ trợ được phát hiện xung quanh chồi đỉnh với mật độ cao. Vì vậy, phương pháp phân cụm bằng Mean-shift được chúng tôi lựa chọn.

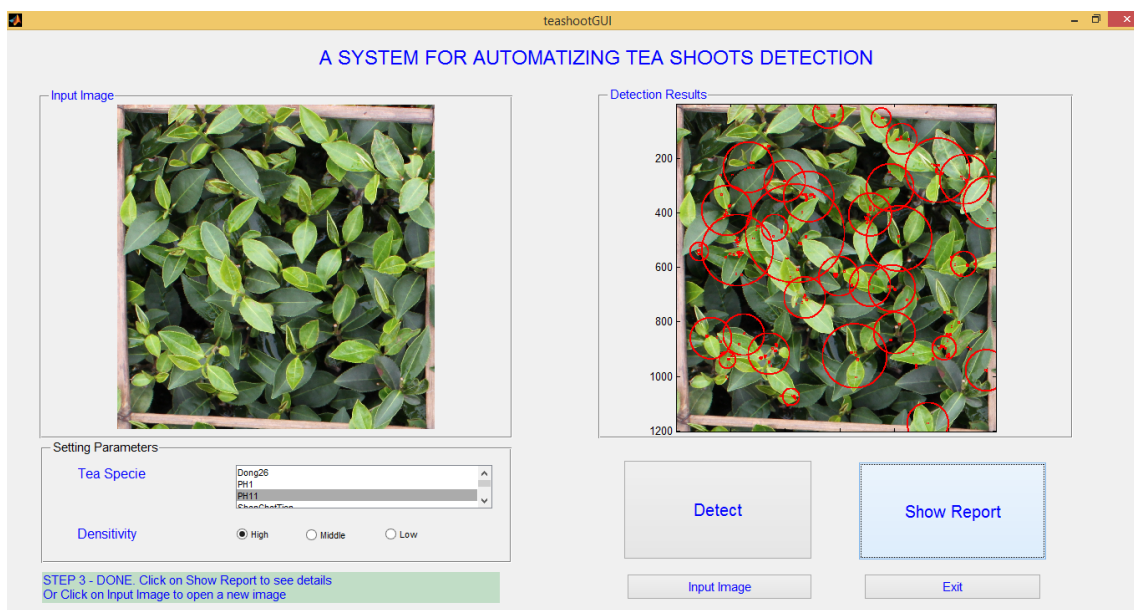
Vị trí của các đặc trưng hỗ trợ đưa vào bộ phân cụm Mean-shift. Vị trí các đặc trưng hỗ trợ và trọng tâm của các cụm được vẽ trên hình 6(b).

**3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN**

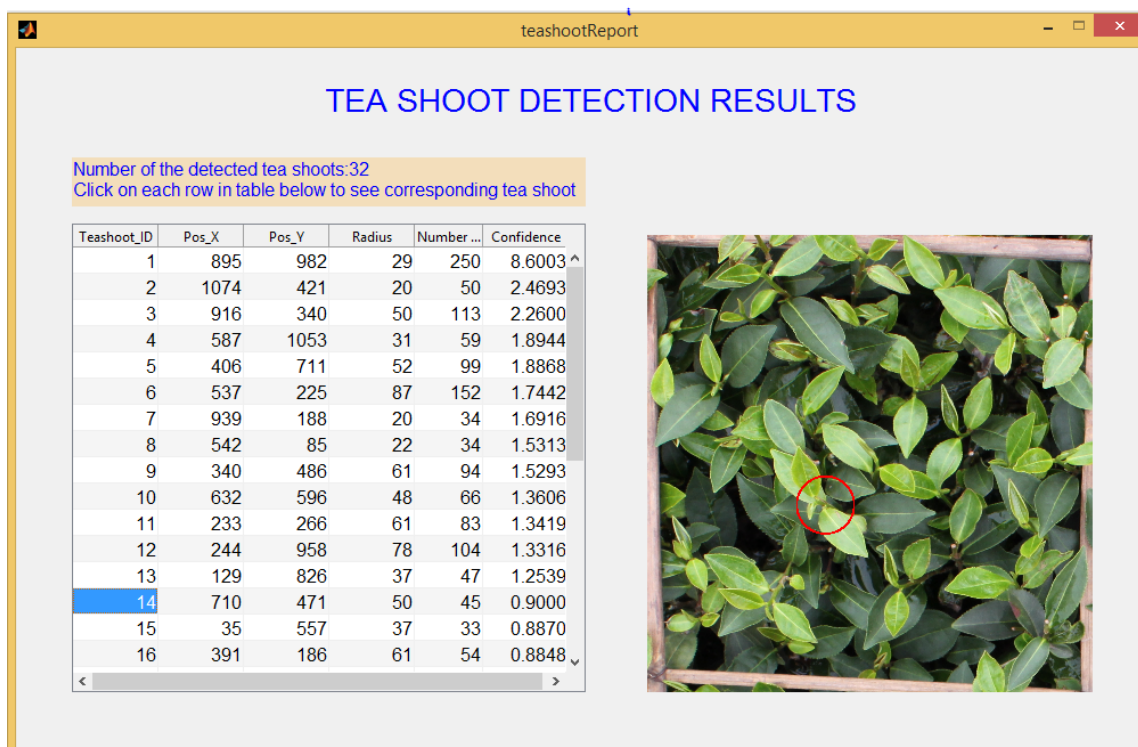
Chúng tôi đã sử dụng Matlab để cài đặt ứng dụng và thực nghiệm trên tập dữ liệu ảnh tự chụp bốn giống chè với hai độ tuổi khác nhau ở các vùng núi phía Bắc Việt Nam. Chúng tôi sử dụng 300 ảnh chụp được để trích chọn ra các ảnh búp chè dùng để huấn luyện mô hình màu của búp chè (như đã giải thích trong phần 2.1). Chương trình ứng dụng cho phép đưa một ảnh bất kì vào, cho phép người dùng tùy chọn loại của ảnh đầu vào phù hợp với một trong các loại chè đã được liệt kê, cho phép chọn mật độ búp chè: thấp, trung bình, hoặc cao. Tham số này phụ thuộc vào những loại chè khác nhau và có thể tuân theo từng ruộng chè và kinh nghiệm của chuyên gia về chè sau đó thực hiện phát hiện và đếm số lượng búp chè có trong ảnh. Giao diện của ứng dụng được thiết kế trực tiếp trên GUI của Matlab (Hình 7). Người dùng cũng có thể sử dụng chức năng Show Report để dễ dàng kiểm tra kết quả đạt được (Hình 8).



**Hình 6. (a) Điểm màu đỏ đánh dấu các đặc trưng hỗ trợ xác định được trong cửa sổ  $\omega$  (hình chữ nhật màu trắng), (b) Đặc trưng hỗ trợ được đánh dấu bằng điểm xanh, điểm màu đỏ là tâm của các cụm**



Hình 7. Giao diện chương trình



Hình 8. Báo cáo kết quả

Để đánh giá phương pháp được đề xuất chúng tôi sử dụng hai tiêu chuẩn là Sensitivity (Sens) và False Alarm Rate (F.A.R.):

$$\text{Sens} = \frac{TP}{TP+FN} \text{ và } \text{F.A.R.} = \frac{FP}{TP+FP} \quad (5)$$

Trong đó: TP là số lượng búp chè được phát hiện đúng, FP là số lượng búp chè được nhận dạng sai và FN là số lượng búp chè bị bỏ qua mà hệ thống không nhận dạng được. Hệ thống chỉ

**Bảng 1. Kết quả nhận dạng búp chè trong bộ ảnh kiểm tra**

STT	TP	FP	FN	Sens. (%)	F.A.R. (%)
1	4	1	0	100	20
2	9	3	1	90	25
3	19	2	3	86	10
4	5	1	2	71	17
5	10	4	2	83	29
6	11	4	2	85	27
7	6	3	0	100	33
8	9	4	2	82	31
9	13	5	2	87	28
10	4	1	1	80	20
				86	24

cần 5 giây để nhận dạng vị trí của búp chè. Bảng 1 đưa ra kết quả khi chúng tôi thử nghiệm trên 10 ảnh đầu vào. Kết quả cho thấy hệ thống phát hiện và nhận dạng búp chè đạt độ chính xác 86%, bên cạnh đó vẫn còn 24% phát hiện sai. Lý do chính dẫn tới nhận dạng sai là vị trí những lá non thuộc các búp chè khác nhau ở quá gần nhau.

Các chuyên gia trồng chè cho rằng hệ thống chỉ cần phát hiện đúng đến 70% là đạt yêu cầu. Với hệ thống này kết quả phát hiện đúng đến 86%, trong đó không có ảnh nào bị dưới 74%, cho thấy hệ thống có thể hoạt động tốt hơn yêu cầu thực tế.

#### 4. KẾT LUẬN

Trong bài viết này, chúng tôi trình bày một hệ thống tự động đếm số lượng búp chè từ ảnh chụp. Phương pháp mà chúng tôi đề xuất tập trung vào việc trích chọn các đặc trưng hỗ trợ chứ không phải là tách búp chè khỏi nền. Để có được các đặc trưng này, chúng tôi sử dụng hai đặc điểm là mật độ các điểm ảnh ở tâm búp chè và thống kê các hướng cạnh. Đó là những đặc điểm của búp chè mà chúng ta có thể dễ dàng nhận ra bằng trực giác. Kết quả thực nghiệm với các loài chè và ở những độ tuổi khác nhau cho thấy tính khả thi của phương pháp được đề xuất. Hệ thống là cơ sở để phát triển

một công cụ hỗ trợ cho người sản xuất chè cũng như các nhà nghiên cứu về cây chè.

#### TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Canny, J. (1986). A computational approach to edge detection. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE T-PAMI*, 8: 679 - 698.
- Golzarian R.M., J. Cai, R. Frick, and S. Miklavcic (2011). Segmentation of cereal plant images using level set methods a comparative study. *Journal of Information and Electronics Engineering*, p. 72 - 78.
- Gonzalez, R., and R. Woods, (2008). *Digital Image Processing: Pearson Prentice Hall*.
- Kumar Neeraj, Peter N. Belhumeur, Arijit Biswas, David W. Jacobs, W. John Kress, Ida C. Lopez, João V. B. Soares (2012). "Leafsnap: A computer vision system for automatic plant species identification". *Proceedings of the 12th European Conference on Computer Vision*, vol. LNCS 7584: 502 - 516.
- Wang, J., X.Zeng, and J. Liu (2011). Three - dimensional modeling of tea - shoots using images and models. *Sensors*, 11(4): 3803 - 3815.
- Wang, X. - F., D. - S. Huang, , J. - X. Du, , H. Xu, , and L. Heutte (2008). Classification of plant leaf images with complicated background. *Applied mathematics and computation*, 205(2): 916 - 926.
- Zhiyi, H. C. C. Quansheng, and C. Jianrong (2012). Identification of green tea (*Camellia sinensis*) quality level using computer vision and pattern recognition. *Proceedings of the 2012 International Conference on Biological and Biomedical Sciences*, p. 20 - 28.