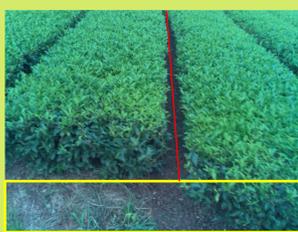


単眼カメラによる茶園管理機自動化システムの開発

静岡県立掛川西高等学校 2年 川下健太



1. 研究目的

農業分野において、労働力不足により生産量の減少や耕作放棄地の増加という問題が発生する中、作業機械の自動化を進める動きがみられる。茶業においても、主に超音波センサを用いた茶園管理機の自動化が研究されている [1]。そこで、私は単眼カメラによる茶園管理機自動化のシステムを研究した。このシステムは、コストが低く、様々な状態の茶園に対応できる。

具体的には、入力画像から茶園のうね間の茶園管理機が走行可能なスペース、うねの始点と終点をリアルタイムに検出することを目的とした。一般的な茶園、茶園管理機を Fig.1 に、提案する茶園管理機自動化システムの画像処理メソッドを Fig.2 に示す。

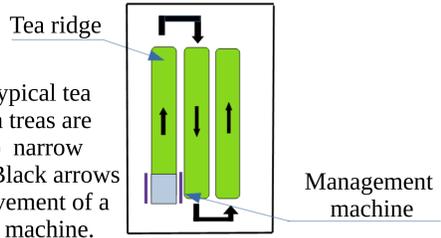


Figure 1. A typical tea field. The tea trees are trimmed into narrow ridges. The black arrows denote a movement of a management machine.

2. メソッド

2.1. Histogram Backprojection

茶うねの領域検出に使用する Histogram Backprojection の基本的な処理以下に示す。ここで、 n 色の色をもつ HSV モデルに変換した画像の hue, saturation の値のみを用いたカラーヒストグラム H は、ベクトル $(h_{c_1}, h_{c_2}, \dots, h_{c_n})$ であり、この各要素 h_{c_i} はピクセル値が c_i であるピクセルの個数を表す。以下にこのプロセスを、Fig. 3 に処理結果を示す。この処理を入力画像に対し複数のサンプル画像を用いて行う。

Procedure 1: Histogram Backprojection [8]

1. Convert an input image and a sample image (target) into HSV model and calculate a 2-dimensional color histogram whose axis are hue and saturation. Let I and M be the 2-D histograms of the input image and the sample image respectively.
2. Compute a ratio histogram R whose elements are defined by $r_{c_j} = \min\left[\frac{m_{c_j}}{i_{c_j}}, 1\right]$.
3. Backproject R onto the input image, that is, the input image values are replaced by the values of R that they index. Let E be the calculated new image whose pixel values are corresponding to the probability of being object in the sample image (target).
4. Apply a convolution with a circular disc, $E = E * D$ where D and $*$ denote the disk kernel and the symbol of convolution respectively.
5. Apply the thresholding to obtain a binary image.

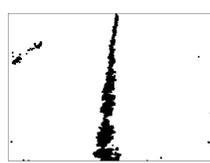


Figure 3. (a) Input image. (b) Histogram Backprojection result.

2.2. Binary Image Evaluation

上記出力画像からある行のピクセル値を出し、その行の中でのピクセル値が 0, 1 であるピクセルの連続回数をそれぞれ、 $B_1, B_2, \dots, B_\alpha, W_1, W_2, \dots, W_\beta$ とおく (Fig. 4) と、バイナリー画像の評価に使用する値 K は以下の式より得られる。

$$K = \frac{1}{\alpha} \sum_{i=1}^{\alpha} B_i \times \frac{1}{\beta} \sum_{j=1}^{\beta} W_j \quad (1)$$

うねの領域の検出に失敗したバイナリー画像には、主に以下の Fig. 5, Fig. 6, Fig. 7 があり、それぞれについて K の値はうね領域を正確に検出したバイナリー画像の方が他方より大きくなる。

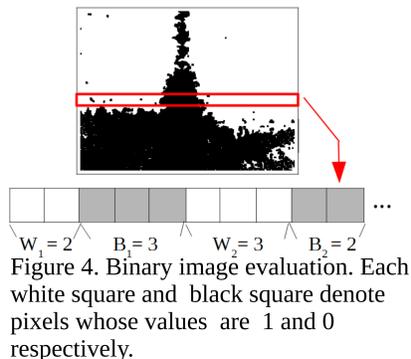


Figure 4. Binary image evaluation. Each white square and black square denote pixels whose values are 1 and 0 respectively.

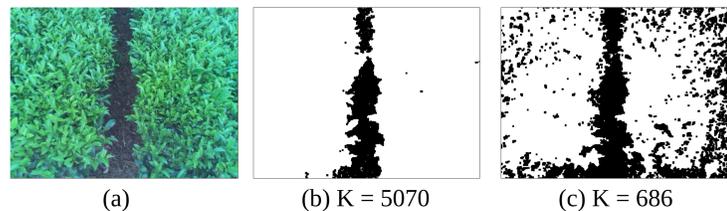


Figure 5. (a) Input image. (b) Less noisy binary image. (c) Noisy binary image.

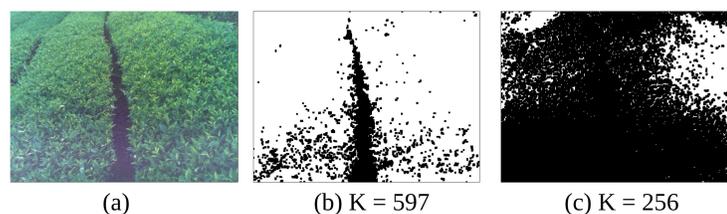


Figure 6. (a) Input image. (b) Binary image that tea ridges are accurately detected. (c) Binary image that tea ridges are partly detected.

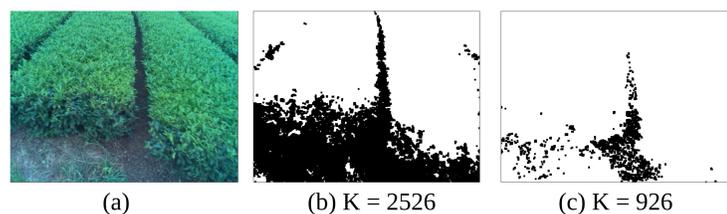


Figure 7. (a) Input image. (b) Binary image that tea ridges are accurately detected. (c) Binary image that tea ridges are excessively detected.

5. 参考文献

[1] 鹿児島県農業開発総合センター・茶業部・栽培研究室, “茶園管理機を自動化できるロボット技術,” http://www.naro.affrc.go.jp/laboratory/karc/prefectural_results/files/30_6_01.pdf, 2018, accessed on 4 January 2020.

[2] Ming Li, Kenji Imou, Katsuhiko Wakabayashi and Shinya Yokoyama, “Review of research on agricultural vehicle autonomous guidance,” IJABE, 2(3), 2009.

[3] Shao-Yuan Lo, Hsueh-Ming Hang, Sheng-Wei Chan and Jing-Jih Lin, “Multi-Class Lane Semantic Segmentation using Efficient Convolutional Networks,” MMSP, 2019.

[4] Yingping Huang, Yangwei Li, Xing Hu and Wenyan Ci, “Lane Detection Based on Inverse Perspective Transformation and Kalman Filter,” KSII Transactions on Internet and Information Systems, 12(2), 2018.

[5] 古性裕之, 毛利宏, “Helmholtz の原理に基づく曲線輪郭線検出と道路白線検出への適用,” 日本機械学会論文集, 83(856), 2017.

[6] Cong Hoang Quach, Van Lien Tran, Duy Hung Nguyen, Viet Thang Nguyen, Minh Trien Pham and Manh Duong Phung, “Real-time Lane Marker Detection Using Template Matching with RGB-D Camera,” SigTelCom, 2018.

2.3. Sample Image (target) Selection

蓄積したサンプル画像から Histogram Backprojection に使用する、カラーヒストグラム間に適度な差がみられ、かつピクセル値の範囲が小さいサンプル画像を選出する。

まず、 n 色の色をもつ 2 枚のサンプル画像のカラーヒストグラム E, P について、その各要素の差の 2 乗の平均値 $A(E, P)$ を考える。

$$A(E, P) = \frac{1}{n} \sum_{\sigma=1}^n (e_{c_\sigma} - p_{c_\sigma})^2 \quad (2)$$

処理前、 ρ 枚のサンプル画像 (候補画像) のカラーヒストグラム F_1, F_2, \dots, F_ρ があるとすると、そのうちの 1 つ F_ψ について、 F_1, F_2, \dots, F_ρ (ただし F_ψ を除く) との A の平均値を計算し、 $AM(F_\psi)$ とおく。

$$AM(F_\psi) = \frac{1}{\rho-1} \sum_{\omega=1}^{\rho} A(F_\psi, F_\omega) \quad (3)$$

この値を $\Psi = 1, 2, \dots, \rho$ について計算し、それが最も小さくなるサンプル画像を候補画像から外す。これを繰り返して候補画像の枚数が必要数に達したとき、残った候補画像が選出されたサンプル画像となる。

2.4. End detection

2 つの閾値を用いた Hysteresis Thresholding を行ない、茶うねの領域に属する区画を検出する。

バイナリー画像を区画 i ($i = 1, 2, \dots, s$) に横方向に分割し、各区画内の値が 1 であるピクセルの割合 $Z(i)$ を閾値 Th_{min}, Th_{max} ($Th_{min} < Th_{max}$) により $Z(i) < Th_{min}, Th_{min} < Z(i) < Th_{max}, Z(i) > Th_{max}$ の 3 種類に分類し、 $Z(i) > Th_{max}$ である区画と、 $Th_{min} < Z(i) < Th_{max}$ でありかつ $Z(i) > Th_{max}$ である区画と直接、または同じ分類の区画をはさんで接している区画をうね領域、ROI として検出する (Fig. 10)。また、うね領域の前後に Th_{lenmin} 以上の幅をもつうね領域でない領域が検出された場合、それぞれを始点、終点として検出する。

2.5. Lane Detection

ROI から、茶園管理機が走行可能なうね間のスペースの中心を直線として近似する。ここでは、ある最も右上のピクセルの位置が (x, y) である長方形の区画 $i_{(x,y)}$ 内の値が 0 であるピクセルの割合を $B(i_{(x,y)})$ とおく。

まず、値 x_1 をランダムに定め、縦幅 h 、横幅 w であり、 $B(i_{(x_1, y_1)}) > Th_{bp}$ (Th_{bp} は閾値) を満たす y_1 をとめる (Fig. 11)。ただし、 w はうね間のスペースの横幅より大きいものとする。

次に、 $|x_1 - x_{u2}| < To, |x_1 - x_{d2}| < To$ を満たし、かつ $B(i_{(x_{u2}, y_1-h)}) > Th_{bp}, B(i_{(x_{d2}, y_1-h)}) > Th_{bp}$ を最大にする x_{u2}, x_{d2} をそれぞれとめる。そして、 x_{u3}, x_{d3}, \dots について上記を繰り返し (Fig. 12)、各領域内でピクセル値が 0 である inlier を検出し、Least square regression を用いてそれを直線として近似する。ただし、ここで定めるのは 1 次関数 $x = ay + b$ における a, b である。

3. メソッドの評価

上記メソッドを ground truth データを作成して評価した。ただし、画像の resolution は茶園内のみを含む画像 (Normal) では、 440×240 [pixel]、その他 (うねの始点を含む Start, 終点を含む End) では 640×480 [pixel] とし、End detection はうねの始点、終点を検出されれば成功、Lane detection は、検出した直線を $\cos\theta + y\sin\theta = r$ 形式に変換して ground truth データと比較し、 r が ± 15 [pixel]、 θ が Normal は $\pm 4^\circ$ 、その他は $\pm 5^\circ$ 以内であれば成功とした。結果を Table 1, Fig. 13 に示す。また、Lane detection に RANSAC [11, 12] を使用したメソッドでは、 $\text{acc} = 0.386, \text{Time} = 0.411$ [s] であった。

Image type	# Frame	End acc	Lane acc	Time [s]	
Inside a tea field	Normal	651	0.978	0.888	0.206
	Start	300	1.00	0.800	0.262
	End	250	0.992	0.525	0.343
Outside a tea field	165	0.909	-	0.264	

Table 1. The Detection results of the proposed method. End acc: accuracy of the end detection. Lane acc: accuracy of the lane detection.

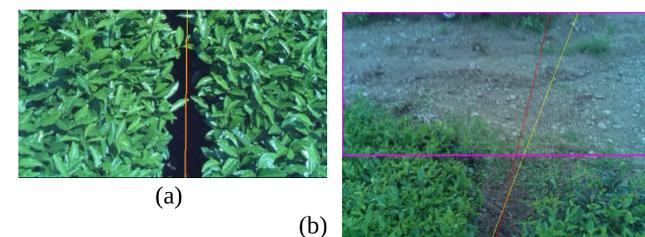


Figure 13. Sample detection results. (a) Correct (Normal). (b) False (End). The yellow and red line denote a ground truth and detection result respectively. The purple rectangle denotes the area outside a tea field.

4. 結論

茶園管理機自動化に効果的なメソッドを提案し、その有効性が示された。ただ、このメソッドは日光、草木などの影響を少なからず受け、十分にロボラストとは言えない。特に、うねの始点、終点を除いた ROI においては、その縦幅が小さくなることで、検出精度が低下した。これは、IMU からの位置情報をもとに制御することで改善できると考えられる。さらに、処理速度が遅い。また、このシステムのみで茶園管理機自動化が実現できるわけではない。管理機のキャタピラの制御、人間との衝突を回避するシステムなども必要となる。今後は、実用化に向けてこれらの点を研究する。

Figure 8. A sample image.

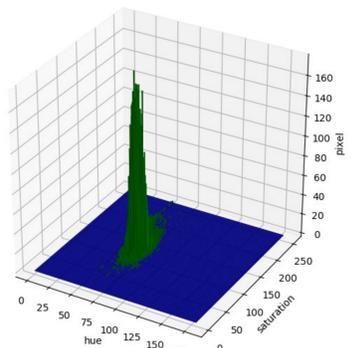


Figure 9. 3-dimensional visualization of a color histogram. The blue and green bar denote the element whose value is 0 and greater than 0 respectively.

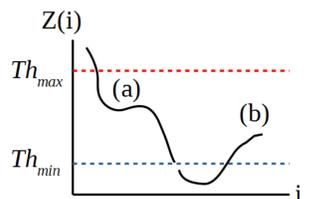


Figure 10. Sample of $Z(i)$. (a) Tea ridge. (b) Outside a tea field.

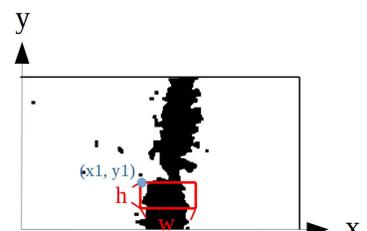


Figure 11. Visualized demotion of the rectangular area.

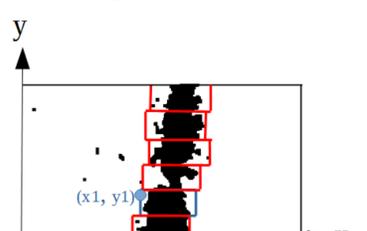


Figure 12. Visualized description of the rectangle stack process.