

ユズ葉面積指数推定における領域抽出法の検討とガウス過程回帰の適用

1210303 小島圭智

【 知能情報学研究室 】

1 はじめに

高知県はユズの収穫量が多く栽培も盛んに行われているが、隔年結果が大きいという課題が挙げられる。隔年結果の防止には葉面積指数 (Leaf Area Index:LAI) による栽培管理が提案されており、測定はプラントキャノピーアナライザー等の高価な装置が必要である。

文献 [1] では機械学習を用いた LAI 推定方法が提案されているが、固定閾値での領域抽出のため画像の撮影環境の変化を吸収できないことや、モデルの推定結果の信頼度を知ることができないなどの問題が挙げられる。

本研究では、文献 [1] と同様に機械学習を用いた安価で容易な LAI 推定方法の提案を目的とし、魚眼カメラにより撮影したユズの樹体画像に対する領域抽出の精度向上と推定結果の信頼度の導入を検討する。

2 提案手法

2.1 判別分析法・顕著性マップを用いた領域抽出

文献 [1] の固定閾値による領域抽出に加えて、判別分析法 (大津の二値化) と顕著性マップを提案する。

判別分析法は輝度分布に対して分離度が最大となる閾値を自動で求め、葉領域を抽出し二値化処理を行う。

また、文献 [2] の手法から色情報を元に高精度な顕著性マップを生成し葉領域を抽出し二値化処理を行う。文献 [2] では、計算コスト削減を目的に Superpixels による抽象化を行うが、本研究で使用するデータでは精度悪化を招くため省略することで抽出精度を向上させた。

2.2 ガウス分布・cosine カーブによるマスキング

魚眼画像を考慮し、LAI 推定で対象の木がある中心付近の画素の寄与率を上げるため、上記の二値画像に対してガウス分布と cosine カーブにより重み付けする。

重み付け後、対象以外の木や人を除去するために中心から半径 350pixel の領域以外をマスク処理し、白 pixel を葉の領域として全 pixel で割った値を葉面積比率 (Leaf Area Ratio:LAR) として実験に用いる。

2.3 ガウス過程回帰のモデル構築

文献 [1] から線形回帰 (LR)、サポートベクトル回帰 (SVR) をパラメータを見直して構築する。SVR のカーネルは RBF, poly を使用し、パラメータは RBF が C と γ , poly が C と d を調整する。 C は正則化の強さ、 γ はカーネル係数、 d はカーネル関数の次数を表す。

また、モデルの推定結果の信頼度を導入するためにガウス過程回帰 (GPR) を使用する。GPR のカーネルは $\text{ConstantKernel} \times \text{RBF} + \text{WhiteKernel}$ を使用し、信頼度を表す confidence は目的変数の分布の標準偏差 (σ) を 1.96 倍した $\pm 1.96\sigma$ (95%信頼区間) とする。

表 1 各モデルの評価 (MAPE, 過学習を除去)

学習モデル	外れ値除去有り		
	外れ値除去無し	(3 σ)	(4 σ)
LR	10.31(s,-)	7.11(s,-)	7.30(s,-)
SVR(RBF)	7.69(s,-)	7.32(s,-)	7.40(s,-)
SVR(poly)	6.06(s,g)	5.61(s,g)	6.09(s,g)
GPR	4.82(s,g)	3.27(s,g)	3.27(s,g)

※固定閾値 (f), 判別分析法 (o), 顕著性マップ (s), マスキング無し (-), ガウス分布 (g), cosine カーブ (c)

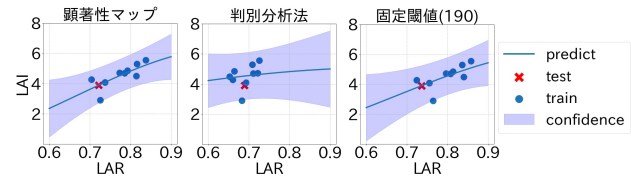


図 1 GPR の予測モデル (外れ値除去無し)

3 実験設定

データセットは、高知県農業技術センター果樹試験場の 10 本のユズの木を方角 (4 方位)、幹からの距離 (30~80cm, 10cm 刻み) の条件で撮影し、一つ抜き法で学習データと検証データ (9:1) に分割する。予測モデルは LAR を説明変数、LAI を目的変数として学習し、平均絶対パーセント誤差 (MAPE) で推定の評価を行う。

全モデルで外れ値除去を検討し、誤差の分布の標準偏差の 3, 4 倍 (3σ , 4σ) 以上離れている値を外れ値とする。SVR のパラメータは $C, \gamma = \{2^i | i \in \mathbb{Z}, -8 \leq i \leq 8\}$, $d = \{1, 2\}$ とする。LR と SVR は、検証データが外れ値の場合も評価対象となるため、GPR では検証データが信頼区間から外れている場合は評価の対象外とする。

4 結果・考察

方角、距離の条件の中で最も評価の良かった結果を表 1 に示す。外れ値除去の有無に関わらず、顕著性マップ、ガウス分布、GPR を組み合わせたモデルの精度が最も良かった。また、図 1 に GPR の回帰の様子を示す。判別分析法は正確に領域抽出をできない場合があり、これは元画像の輝度分布に対して分離度の設定と閾値の決定が正常に行えなかったことが原因である。

5 おわりに

本研究では、画像から算出した葉面積比率を用いて各学習モデルで LAI 推定を行い、GPR においては推定の信頼度を導入した。表 1 より外れ値除去の有無に関わらず GPR を使用したモデルの精度が全体的に良かった。

参考文献

- [1] 高橋果倫, “ユズ栽培支援に向けた機械学習による葉面積指数予測,” 令和元年度卒業研究論文, 2020.
- [2] F.Perazzi, *et al.*, “Saliency Filters: Contrast Based Filtering for Salient Region Detection,” CVPR, 2012.