

歩行型 LiDAR から得られる園地点群データを用いた ユズ樹木の葉数推定に関する研究

1265103 末廣 いのり 【画像情報工学研究室】

A Study on Estimating the Number of Yuzu Leaves from Orchard Point Cloud Data Using Backpack LiDAR

1265103 SUEHIRO, Inori 【Image Processing and Informatics Lab.】

1 はじめに

高知県のユズは国内シェア 52.7%を占める重要な品目である一方で、栽培の課題として労働量の多さがある。ユズ栽培は山間部で行われることが多く、機械の導入が難しい。また、収穫や剪定など高度な技術を要する機械化が難しい作業も多く、必要な労働量は膨大である。しかし、高齢化によって農家数や耕作面積は減少傾向にあり、継続的かつ安定的なユズ栽培を行うためには、栽培の効率化による労働量の削減が求められる。

果樹栽培の効率化を実現するにあたって、葉と果実の比率の管理が大きな役割を持つ。各樹種ごとに葉果比と呼ばれる栽培に最適な葉と果実の比が調べられており [1]、適切な葉果比を保たないと豊作と不作が交互に訪れる隔年結果が生じてしまう。したがって、安定した生産を行うためには樹木ごとに適切な葉果比率を維持する必要がある。しかし、手作業で果実と葉の数を数えるのは膨大な時間がかかり管理も難しい。

そこで著者らは、3次元情報を持つ LiDAR データに着目した。LiDAR を用いた森林の研究は 1990 年代中ごろから行われており、航空機 LiDAR [2] や地上型 LiDAR [3] を用いた研究が数多くの研究が報告されている。本研究では、点群情報の精度や計測のしやすさなどの観点から歩行型 LiDAR を用いて点群データを取得し、特徴量を抽出することで葉数を推定する方法の検討を行う。

2 提案手法

本研究では、園地全体の点群データから各樹木の点群データをクラスタリングにて分離した後、各樹木の特徴量を抽出し、主成分回帰分析を行い推定モデルを算出する方法を提案する。提案手法の流れを図 1 に示す。

2.1 クラスタリングによる樹木分離

はじめに園地全体の点群データから各樹木ごとの点群データを分離する。前処理として取得した点群データから園地データを切り抜いた後、Cloth Simulation Filter (CSF) アルゴリズムを用いて地面部分の点群を除去する。その後、クラスタリング手法である DBSCAN と k-means 法を実行し樹木ごとに点群データを分離させる。

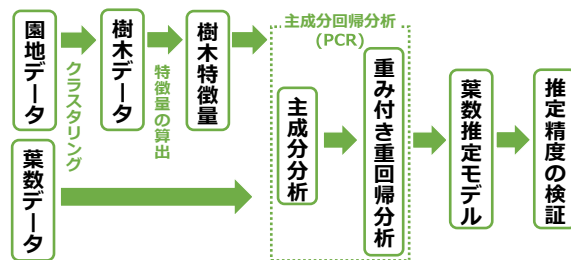


図 1 提案手法の流れ

2.2 特徴量の算出

各樹木の点群データから葉数推定モデルの算出に用いる特徴量を抽出する。本研究では葉数実測値との相関を検証した上で以下の 8 つの特徴量を算出する。

- ボクセル数 (ボクセルサイズ 0.05m)
- 樹高
- 地面平行方向における楕円の長軸方向の標準偏差
- 地面平行方向における楕円の短軸方向の標準偏差
- 高さごとの楕円長軸方向の標準偏差の分布の歪度
- 高さごとの楕円長軸方向の標準偏差の分布の尖度
- 高さごとの楕円短軸方向の標準偏差の分布の歪度
- 高さごとの楕円短軸方向の標準偏差の分布の尖度

2.3 主成分回帰分析 (PCR)

回帰分析の際に多重共線性による分析精度の低下を防ぐ為、主成分分析を行った後に回帰分析を行う主成分回帰分析 (PCR) を行う。算出した各特徴量はスケールが異なる為、標準化を行った後に主成分回帰分析を実行する。また、葉数推定誤差の平均が小さくなるよう、葉数実測値の小さい樹木データの重みが大きくなるように重みをつける。

2.4 推定モデルの精度検証

本研究では検証に用いる樹木数が少ない為、推定モデルの精度検証の方法として一つ抜き交差検証 (LOOCV) による MAPE の算出を行う。LOOCV で葉数推定モデルを算出しテストデータの葉数を推定した後、実測値との平均絶対パーセント誤差 (MAPE) を計算し、すべての交差検証の平均を算出する。

3 検証

果実栽培は地域や農家によって樹木の特徴が異なる。本研究では提案手法の有用性を示す為、高知県の特徴が異なる2つの地域（北川村・三原村）でユズ園地を対象に検証を行った。検証に用いる対象樹木を本格的な収穫が始まるとされる5年目を目安に葉数3500枚以上の樹木とした結果、北川村では19樹、三原村では15樹のデータが集まった。本研究では比較として北川村データのみ、三原データのみ、北川村と三原村の両方のデータの3パターンで推定を行った。

3.1 主成分回帰分析に用いる特徴量の数

三原村の園地は主枝を横に誘引している関係で樹木が高く成長しない特徴を持つ。本研究では樹高データが主成分回帰分析に及ぼす影響を考慮し、特徴量に樹高を含む場合と含まない場合の2パターンで検証を行う。

3.2 主成分の数

主成分分析の累積寄与率を図2に示す。北川村のデータは第1主成分分析の寄与率のみで0.9を超えているが、三原村や両方のデータでは0.9に届いておらず第1主成分だけで全ての特徴量を十分に表現できると判断できない。その為、本研究では第3主成分まで抽出し、主成分の個数が異なる推定モデルを算出した後、MAPEを計算することで精度比較を行う。

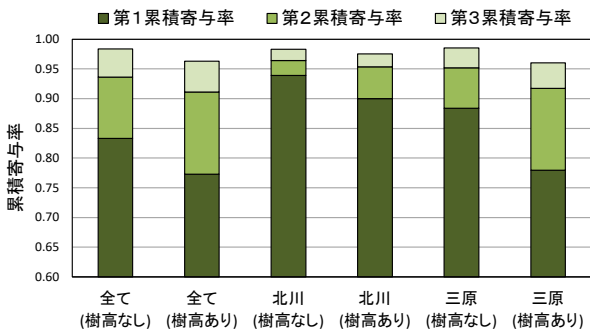


図2 累積寄与率

4 結果と考察

各推定モデルのMAPEの平均比較を図3に示す。北川村のデータでは樹高なしの第2主成分までのMAPEが13.4%、三原村のデータでは樹高なしの第3主成分までのMAPEが9.5%、両方のデータでは樹高なしの第3主成分までのMAPEが14.4%と最も小さい結果となった。また、北川村、三原村のどちらのデータにおいても樹高を特徴量として含まない場合の方がMAPEが小さくなった。このことから、樹高を除く7特徴量での主成分回帰分析がよりよい推定モデルを算出できると言える。

寄与率が低いにも関わらず主成分を増やすとMAPEが大きくなる原因として不要な特徴量の存在が挙げられる。三原村データの樹高を含めた8特徴量の主成分係数を図4に示す。第1主成分係数を確認すると、樹高

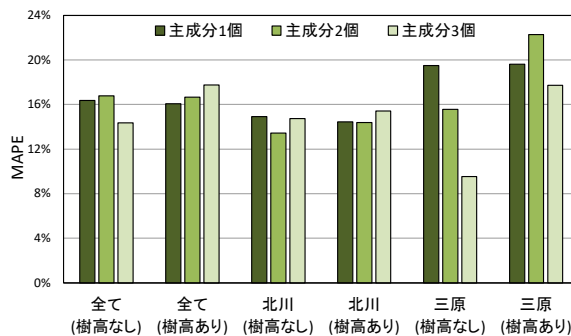


図3 MAPEの比較

の係数が他に比べて小さくほとんど使われていないことが分かる。一方で、第2主成分係数を確認すると樹高の係数が一番大きくなっている。第2主成分で樹高の情報を多く使われていることが推定モデルの精度低下に繋がったと考えられる。その為、推定モデルを算出する際には対象の園地の特徴に応じて特徴量を取捨選択する必要がある。

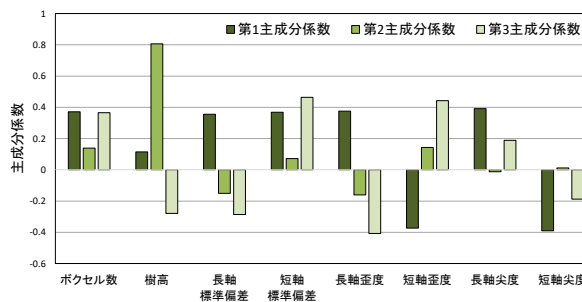


図4 三原村データにおける主成分係数

5 まとめ

本研究では葉果比に必要な葉数を自動で算出することを目的として、園地の点群データから樹木データを切り出し、主成分回帰分析にて葉数推定モデルを算出する方法および推定モデルの精度を検証した。推定モデルの検証としてMAPEを算出したところ、2つの園地でそれぞれ13.4%、9.5%という結果になった。

また、MAPEの結果と主成分係数から樹高の情報が推定モデルの推定精度の低下に繋がっていることが確認できた。このことから、対象の園地の特徴に応じて葉数推定に効果的な特徴量を取捨選択することがよりよい推定モデルに繋がることが分かった。

参考文献

- [1] 清水, 鳥潟, 鳥居: 温州ミカンの着果負担に関する研究 (第3報), 園芸学会雑誌 43(4), pp.423-429 (1975).
- [2] K.Omasa et al.: Three-Dimensional Modeling of an Urban Park and Trees by Combined Airborne and Portable On-Ground Scanning LIDAR Remote Sensing, Environ. Model. Assess., 13-4, 473/481 (2008).
- [3] M.Holopainen et al.: Tree mapping using airborne, terrestrial and mobile laser scanning - A case study in a heterogeneous urban forest, Urban For. Urban Green., 12-4, 546/553 (2013).