

# MC3 森林管理の効率化に向けた UAV-SfM による森林モニタリング手法の開発

Development of Forest Monitoring Methodology for Effective Forest Management Using UAV-SfM

指導教官 町村尚准教授 (地球循環共生工学領域)

28H17064 藤本彩菜 (Ayana FUJIMOTO)

**Abstract:** To promote BECCS (Bio Energy with Carbon dioxide Capture and Storage) aiming to replace fossil fuels by bio energy and store carbon in the ground, and REDD + (Reducing Emissions from Deforestation and forest Degradation) aiming to reduce carbon emissions due to forest degradation, it is important to build forest management plans based on scientific prediction of forest dynamics. Particularly for MRV (Measurement, Reporting and Verification) at a practical field level, it is expected to develop techniques to support forest management by monitoring changes of individual trees effectively. In this study, I developed an end-to-end process; 1) detecting individual trees from UAV-derived (Unmanned Aerial Vehicle) digital images, 2) estimating stand structure from canopy images, 3) visualizing carbon dynamics in the future using a forest ecosystem process model. I detected 93.4 % of individual trees, successfully classified two species using CNN (Convolutional Neural Network) with 83.6 % accuracy, and evaluated ecosystem carbon dynamics and the source-sink balance.

**Keywords:** tree top detection, crown segmentation, species classification, carbon stock simulation

## 1. 背景と目的

バイオエネルギーによる化石燃料代替と炭素の地中隔離をめざす BECCS (Bio Energy with Carbon dioxide Capture and Storage), 森林劣化による炭素排出の抑止ならびに適正管理による森林保全を目的とする REDD+ (Reducing Emissions from Deforestation and forest Degradation) では, 森林動態の科学的な予測に基づいた森林管理計画の立案が重要である. 特に林業の現場レベルでは, 単木単位の状態量の変化を高解像度かつ低コストで可視化し, MRV (Measurement, Reporting and Verification) に基づく森林施業を支援する技術開発が期待される. 本研究では, UAV (Unmanned Aerial Vehicle) で取得した高解像度のデジタル画像を用いて, ①デジタル画像を基に作成した 3D 点群データからの樹木個体の抽出, ②樹冠画像からの樹木構造の推定, ③森林生態系プロセスモデルによる炭素動態シミュレーションをシームレスに繋ぐ, end-to-end プロセスを構築することを目的とする.

## 2. 分析手法

岐阜県高山市のヒノキ人工林 (Site 1) と同県中津川市のスギ人工林 (Site 2) を対象地とし, 2016~2017 年に UAV の空撮による分析用データの取得と現地調査による検証用データの収集を行った. UAV の空撮では, Site 1 で 129 枚, Site 2 で 152 枚の画像を取得し, 現地調査では座標, 樹種, DBH (Diameter at Breast Height) を測定した.

### 2. 1 デジタル画像からの樹木個体の抽出

デジタル画像を SfM (Structure from Motion) で 3D 点群データに変換した. そのデータから数値表層モデル DSM (Digital Surface Model), 数値地形モデル DTM (Digital Terrain Model), 樹高モデル CHM (Canopy Height Model) を推定し, 極大値探索法で樹頂点, Watershed 法で単木単位の樹冠を特定した.

### 2. 2 樹冠画像からの樹木構造の推定

単木単位の樹冠画像に対して, ResNet-200<sup>1)</sup> をアーキテクチャとした CNN (Convolutional Neural Network) で樹種を学習・判別し, 経験モデル<sup>2)</sup> によって樹頂点高と樹冠直径から DBH を推定した.

### 2. 3 森林生態系プロセスモデルによる炭素動態の可視化

森林生態系プロセスモデル FORMIND<sup>3)</sup> に, 単木レベルの座標, 樹種, DBH を入力して, パッチサイズ 20 m, タイムステップ 1 年の時空間解像度で対象期間 100 年の炭素動態をシミュレーションした.

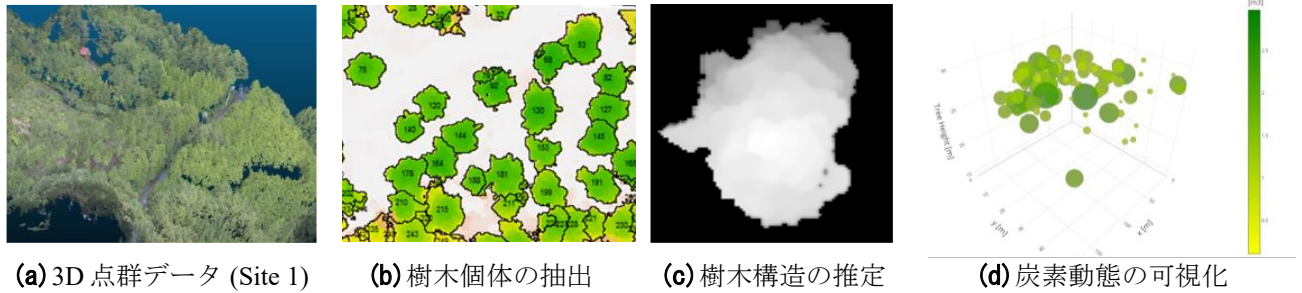


図1 end-to-end プロセスの概要

### 3. 結果と考察

#### 3.1 デジタル画像からの樹木個体の抽出

Site 1 で 264 本, Site 2 で 321 本の樹木を検出した。Site 1 で樹冠を分割した結果の一部を図 1 (b) に示す。実測値と比較した樹冠の検出率は, ヒノキが 94.4 %, スギが 90.7 % であり, 全体としては 93.4 % を達成した。Site 1 では, スギはヒノキよりも樹高が低く, 樹冠が密集して生息していたため, ヒノキよりも検出率が下がったと考えられる。林分の密度を考慮した樹冠の検出手法や, 検出に用いるパラメータのグリッドサーチやベイズ最適化などによる systematic な最適化プロセスの開発が課題である。

#### 3.2 樹冠画像からの樹木構造の推定

本研究では, ヒノキ 329 本とスギ 262 本の樹冠画像から, 樹種識別器を構築した。F-score (適合率と再現率の調和平均) はヒノキが 85.2 %, スギが 81.6 % であり, Overall accuracy は 83.6 % を達成した。この結果は, UAV で取得した色情報やスペクトル情報を用いた先行研究<sup>4)</sup>と同程度の識別率であるが, コスト面では優位であると言える。スギは隣接する樹木と接触することを嫌う性質を持つことから, 林分密度によって樹冠の形状が変わり得ることが識別率の差の原因として挙げられる。識別率を改良するために, 樹冠画像に色情報を加えることや, スペクトル情報を加味すること, 他のスケールング手法やデータオーグメンテーション手法を適用することが課題として挙げられる。

#### 3.3 森林生態系プロセスモデルによる炭素動態の可視化

Site 1 の 100 年後の空間明示的な材積推定結果を図 1 (d) に示す。また, 図 2 に示す REDD+ の評価基準で要求される蓄積源別の炭素量の推移を評価すると, Site 1 では地上部・地下部バイオマスが増加すると共に, 枯死した樹木や土壌中に含まれる炭素量が分解によって減少しているが, 全体では炭素吸収源になることが予測された。しかし, 本シミュレーションでは造林や間伐などの施業を考慮していないため, 今後施業や個体間の競争によって, 炭素の排出源・吸収源のバランスがどのように変化するかを予測することも必要である。今後の課題は, 様々な森林施業・気候変動といったシナリオの多様性を加えることや, 対象林分で期待される用材量の推定により, 森林の適切なバイオマス利用の推進に繋げることである。

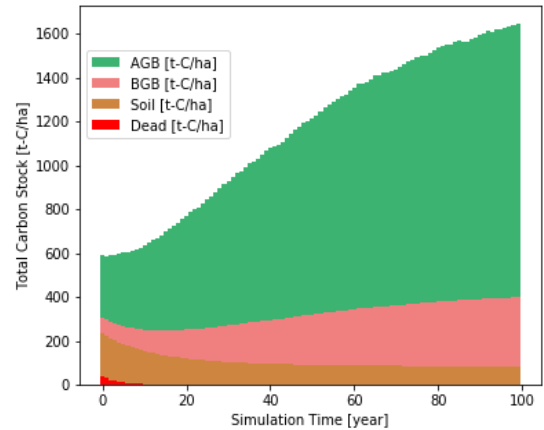


図2 蓄積源別の炭素蓄積量 (Site 1)

#### 参考文献

- 1) He K et al. (2015). Deep Residual Learning for Image Recognition. arXiv:1512.03385 [cs]
- 2) Jucker T (2017). Allometric equations for integrating remote sensing imagery into forest monitoring programmes, *Global Change Biology*
- 3) Fischer R et al. (2016). Lessons learned from applying a forest gap model to understand ecosystem and carbon dynamics of complex tropical forests. *Ecological Modelling*, 326, 124–133.
- 4) Guan H et al. (2015). Deep learning-based tree classification using mobile LiDAR data. *Remote Sensing Letters*, 6, 864–873.