

博士論文

放牧地の効率的な雑草管理に向けた無人航空機の活用

弓場 憲生

広島大学大学院国際協力研究科

2020年3月

放牧地の効率的な雑草管理に向けた無人航空機の活用

D141163

弓場 憲生

広島大学大学院国際協力研究科博士論文

2020年3月

広島大学大学院国際協力研究科

論文名: 放牧地の効率的な雑草管理に向けた無人航空機の活用  
学位の名称: 博士(農学)  
学生番号: D141163  
氏名: 弓場 憲生

令和2年 1月27日

審査委員会

委員長・教授

前田 照夫



教授

都築 政起



准教授

保坂 哲朗



国立研究開発法人 国際農林水産業研究センター

任期付研究員

川村 健介



農研機構 西日本農業研究センター畜産・鳥獣害研究領域

先端放牧技術グループ長

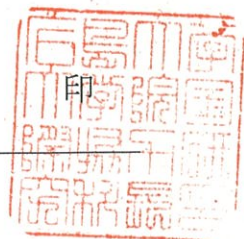
渡辺 也恭



2020年 2月21日

研究科長

弓場 憲生



# 目次

表リスト (List of Tables) .....	4
図リスト (List of Figures) .....	5
略語 (Abbreviations) .....	6
要旨 (Abstract) .....	7
第1章 緒言 .....	12
1.1. 研究の背景 .....	12
1.1.1. 放牧地の管理と雑草防除.....	12
1.1.2. チカラシバ .....	12
1.1.3. リモートセンシングによる雑草の分布把握.....	13
1.2. 研究の目的 .....	14
1.3. 本論文の構成 .....	14
第2章 UAV を活用したチカラシバの検出.....	17
2.1. 緒言 .....	17
2.2. 材料及び方法 .....	17
2.2.1. 調査場所と計数方法 .....	17
2.2.2. UAV による空撮画像の撮影.....	20
2.2.3. 画像処理 .....	20
2.2.4. 統計解析 .....	23
2.3. 結果.....	23
2.3.1. 地上調査によるチカラシバの計数.....	23
2.3.2. 撮影高度別のオルソ画像の作成.....	24

2.3.3. 地上調査と画像処理による株数の比較.....	26
2.4. 考察.....	29
2.5. 結論.....	30
第3章 機械学習によるチカラシバ検出手法の高度化.....	32
3.1. 緒言.....	32
3.2. 材料及び方法.....	33
3.2.1. 実験区と現地調査.....	33
3.2.2. 解析方法.....	36
3.2.3. UAV 空撮と GCP の測位.....	38
3.2.4. 点群データと DSM 及び RGB オルソ画像の作成.....	38
3.2.5. HSV 画像とテクスチャ画像の作製.....	39
3.2.6. オブジェクト指向画像解析 (OBIA).....	41
3.2.7. RF 分類.....	43
3.2.8 分類精度.....	43
3.3 結果.....	44
3.3.1 空間分解能と異なる飛行高度で空撮可能な面積.....	44
3.3.2 OBIA-RF 法の分類結果.....	46
3.3.3 重要な特徴量.....	48
3.3.4 チカラシバの分布図.....	50
3.4. 考察.....	52
3.5. 結論.....	55
第4章 総合考察.....	57
4.1. 研究の背景および結果.....	57
4.2. 研究成果の普及と今後の展望.....	59

謝 辞.....63

引用文献.....65

## 表リスト (List of Tables)

表 2.1. 撮影高度別の撮影枚数や解像度, 空撮面積, 撮影時間, 作業効率の関係

表 2.2. チカラシバ株の計数精度

表 3.1. OBIA-RF 法(高度別に作成した 8 入力値を適用)による OOB 精度

## 図リスト (List of Figures)

- 図 2.1. 調査地の位置図と各プロットの配置, および小区画の詳細図.
- 図 2.2. 画像処理のフロー図.
- 図 2.3. 地上調査と UAV 画像処理によるチカラシバの株数の関係.
- 図 3.1. 試験地とプロット A,B の配置 (a) およびプロット A (b), B (c) のチカラシバ (赤丸) と他の雑草 (青丸) の分布.
- 図 3.2. チカラシバ計数の画像処理のフロー図.
- 図 3.3. R バンド (a), G バンド (b), B バンド (c) から作成したテクスチャ画像 (プロット A).
- 図 3.4. SLICO 法 (処理クラスタサイズ  $10 \times 10$  ピクセル,  $k = 10$ ) でオルソ画像 (解像度 0.9 cm) をセグメント処理した結果 (左図) と OBIA-RF 処理における特徴量の流れ (右側).
- 図 3.5. 飛行高度 (a: 28 m, b: 56 m, c: 82 m, d: 114 m) から撮影されたオルソ合成画像の見え方の比較.
- 図 3.6. RF モデルにおける特徴量の重要度の比較: プロット A (a,c) とプロット B (b,d).
- 図 3.7. 空撮画像を使い OBIA-RF 法で作成したプロット A (a), B (b) のチカラシバの分布図.
- 図 3.8. RGB オルソ合成画像 (a) と HSV 変換後の H 画像 (b), S 画像 (c), V 画像 (d).



## 略語 (Abbreviations)

RF	Random Forest (ランダムフォレスト)
SLIC	Simple Linear Iterative Clustering
SSWM	Site-Specific Weed Management
UAV	Unmanned Aerial Vehicle (無人航空機)

## 要旨 (Abstract)

放牧地の効率的な雑草管理に向けた無人航空機の活用

### Application of Unmanned Aerial Vehicle for Efficient Weed Management in Grazing Pasture

現在、日本の畜産業は、従事者の高齢化や輸入乳製品の攻勢に押されて大変に厳しい経営状況に置かれている。このため本研究は、畜産業の作業の効率化や省力化を進めていく具体策の一例として、牧草地の雑草駆除作業の効率化を目指した。これまでは、広大な牧草地のどこにどれだけの雑草が侵入しているかを歩いて調査していた。そのため正確、迅速な調査は困難であり、やむなく勘と経験に頼る方法で行われていた。そこで日本全国に生育し、繁殖力や生命力が強く、駆除の困難な雑草であるチカラシバを対象に、市販の小型 UAV を使って牧草地のチカラシバ分布図の作成を試みた。

チカラシバは、初夏の出穂期にブラシ状の穂を付ける。その種は動物の毛などに付着して運ばれ、牧草地全体に広まる。そして牛が草を食べる際に、固いブラシ状の穂で目を突く、種子が耳に入る、毛に付着して奥に入り込んだものは皮膚炎を起こすなど、多様なトラブルが発生している。そのため過去 30 年間にわたり、駆除や飼料化の試みがなされてきた。

牧草地の管理やモニタリングのために、これまでも人工衛星や航空機によるリモートセンシングが行われてきた。しかし人工衛星によるリモートセンシングは、空間解像度や観測頻度が低いうえ天候の影響を受けやすいため、雨の多い我が国では雲に遮られて地上が見えないことも多い。また撮影されたデータの入手に時間がかかるなど多くの欠点があるため、牧草地の管理のために使うには適当ではないという報告もある。

これらの問題点の解決のため、これまで気球や無人航空機(以下 UAV)による低高度リモートセンシングも行われてきた。

本論文の構成を以下に示す。

## 第1章 緒論

## 第2章 UAV を活用したチカラシバの検出(調査1)

## 第3章 機械学習によるチカラシバ検出手法の高度化(調査2)

## 第4章 総合考察

チカラシバの穂は黒色のため、出穂期の牧草地の UAV 空撮画像でチカラシバを観察すると、他の植物とは明らかに異なる黒みがかった濃緑色に見えるという特徴がある。これを分類の手がかりとして、チカラシバの出穂期に 20 m 四方の2つの調査区(プロットAおよびプロットB)を設定し、撮影高度を4段階(28, 56, 82, 114 m)に変えて UAV で空撮した。その画像を SfM(Structure from Motion)ソフトウェアで処理し、オルソ画像化した。この画像を電算処理し、チカラシバの株数を計数した。その精度を検証するため、調査区内のチカラシバの株数を地上調査により計数した。

調査1では、従来のピクセルベースのリモートセンシングでの解析を行った。解析には、3段階(28, 56, 82 m)の高度から UAV で空撮した画像を用いた。画像内のノイズ除去のために、 $3 \times 3$ ,  $5 \times 5$ ,  $7 \times 7$ ,  $9 \times 9$ ,  $11 \times 11$ ,  $13 \times 13$ ,  $15 \times 15$  の7種類のサイズのメディアンフィルタを適用し、閾値を設定してチカラシバを分類した。その後、チカラシバの群落を島ポリゴンに分割して株数を求めた。その結果、高度 56m の空撮画像を用い、 $7 \times 7$  サイズのフィルタで処理したものが最も良好な結果であった。この時のチカラシバの分類精度は 80.3%であった。

この手法はリモートセンシングの処理において長年行われてきたもので、手順は完成されているため処理は比較的、容易である。しかし簡易法ではあるものの、8割を超す実用的な精度が得られた。

高度 28 m で撮影された画像は、高度 56 m で撮影された画像よりも解像度が高い。しかし高度 56 m の画像で良い結果が得られたことから、過去の同様の研究結果においても報告されているように、必ずしも高解像度画像の使用が良好な結果をもたらすものではない事が示唆された。また高度 56m からの画像は、高度 28m の画像よりも広範囲が撮影できるため、UAV の作業効率の点からも有利であると考えられた。

調査 2 では、更なる解析精度の向上を目指し、オブジェクトベースのセグメント分類 (object-based image analysis = OBIA) と機械学習 (Random Forest = RF) による画像分類を組み合わせて、チカラシバの分類を行った。この処理に使用した画像の空撮高度は、28, 56, 82, 114 m の 4 段階である。

処理の過程で、RGB と HSV の 2 通りの色空間による画像を作成し分類した。その結果、飛行高度 28m の画像を HSV 変換して処理したものの OBB 精度 (最高値は 1) は、プロット A で 0.946 であり、プロット B で 0.992 という大変、高精度なものであった。

調査 2 で行った処理は、調査 1 で行った処理に比べるとやや複雑な手順を必要とするが、精度 100% に近い高精度な分類ができた。RF 分類に用いた各種の入力値について検討したところ、RGB 画像では緑色の情報を示す G バンドの寄与率が高かった。そして HSV 画像では、色の明暗を示す V バンドにおいて高い寄与率を示していた。これらはどちらの画像においても、初夏のチカラシバの穂が黒色である事に由来しているためであると考えられた。

現段階では、OBIA や RF による画像処理手法はまだ発展段階のため、本研究では、各所の解析用途別に開発された数種のソフトウェアを組み合わせて処理を行った。そのため処理には、やや煩雑な手順を必要とするが、今後はこれらを統合した専用ソフトの開発により、簡単な操作で同様の処理が可能となるものと考えられる。

本研究では、調査 1、調査 2 ともに UAV の操縦を手動で行った。実験を行った当時は手動による操縦しかできなかったが、現在の UAV では、あらかじめ設定した飛行ルートに従

って正確に自動飛行する機能が備わっている。この機能を使えば、手動で操縦するよりも効率的にかつ精度良く空撮が可能になるため、広域の空撮する際の省力化や時間短縮につながる。

本研究では、チカラシバの季節変化に着目して分類を行ったが、他の雑草でも同様に、季節に応じて見られるその草種に特有な変化に着目し、時期を逃さずに UAV 空撮を行えば、数 ha の広範囲に及ぶ、各種雑草の正確な分類と分布の解析と図化を、一人で迅速かつ省力的に行えるようになると考えられる。

この情報を、現在開発が進んでいる GPS トラクタと組み合わせると、早春期の雑草の旺盛な初期成育ステージにおいて、優先順位に従って無人で自動巡回しながら、必要箇所のみをパッチ状に耕耘して駆除できるため、時間や燃料などの経費の節約が可能となる。

また UAV 空撮画像を SfM で処理する事により、DSM(Digital Surface Model)と呼ばれる地表面の高さ情報が取得できるため、牧草の草高による成育不良個所の特定も行える。このデータを使い、GPS トラクタで成育不良個所のみでの追肥を行えば、無駄のない最少量の肥料で牧草の収量増加も見込める。

UAV は低価格化とともに高性能化が進んでいるため、輸送や農薬散布など、多方面への利用が期待されている。しかしこれらの用途への利用は、機体の大型化をもたらし、インシヤルやランニングコストを増大させ、さらに安全性も低下させる。そのため UAV は、小型機でも実施が可能な空撮用途に使用して、写真画像から情報を得る使い方が経済的に優れた利用方法であると考えられる。

---

—第 1 章—  
緒 言

*Chapter 1: General introduction*

---

## 第1章 緒言

### 1.1. 研究の背景

#### 1.1.1. 放牧地の管理と雑草防除

牧草地を適切に管理するためには、雑草の侵入を早期に発見して対策を講じる必要がある。雑草が牧草地に広がると、牧草が生育するのに必要な地力は、雑草に奪われる。その防止には、雑草の分布状況を正確に把握する必要がある。従来、牧草地の管理のために、広い牧草地を歩き、目視で雑草を見つけていたが、管理者の負担が大きく、雑草の正確な分布図の作成は容易ではなかった。

雑草は、牧草地全体に広がり群落を形成する事が多い。しかし従来の牧草地の管理方法は、各群落を個別に刈り取るのではなく、牧草地全域を刈り取って行われてきた。これに対して、雑草の生育密度が無視できないほど上昇した箇所のみを、選択的に除草するSSWM (site-specific weed management) と呼ばれる草地の管理手法が提案されている (López-Granados et al., 2006; Peña-Barragán et al., 2007; de Castro et al., 2012, 2013)。

#### 1.1.2. チカラシバ

チカラシバ (*Pennisetum alopecuroides* (L.) Spreng) は、北海道から九州に至る日本各地に広く分布するイネ科の多年草で、牧草地において駆除が困難な雑草である。チカラシバは、生命力と繁殖力が強く、引き抜こうとしてもなかなか抜けないのが名前の由来とされている。

チカラシバは、初夏の出穂期に黒色のブラシ状の穂を付ける。その種は動物の毛などに付着して運ばれ、牧草地全体に広まる (酒井 1978; 井出 2006)。また、牛が草を食べる際に、固いブラシ状の穂で目を突く、種子が耳に入る、毛に付着して奥に入り込んだものは

皮膚炎を起こすなど、多様なトラブルが発生している。そのため、過去 30 年間にわたり、駆除や飼料化の試みがなされてきた(高橋ら 1999; 高橋・高橋 1999; 林, 2002)。

### 1.1.3. リモートセンシングによる雑草の分布把握

牧草地の管理やモニタリングのために、これまでも人工衛星や航空機によるリモートセンシングが行われてきた(Peña et al., 2013, 2015; López-Granados et al., 2016; de Castro et al., 2018)。その一例として、ランドサット衛星によりチカラシバの分布を図化した試みがある(秋山 et al., 1989)。しかし、人工衛星によるリモートセンシングは、空間解像度や観測頻度が低いうえ天候の影響を受けやすいため、雨の多い我が国では雲に遮られて地上が見えないことも多い。また撮影されたデータの入手に時間がかかるなどの多くの欠点があるため、牧草地の管理のために使うには適当ではないという報告もある(Thorp & Tian, 2004; Shaw, 2005)。

これらの問題点の解決のため、気球(猪股 et al., 2006; Kawamura et al., 2011)や無人航空機(以下 UAV: Unmanned Aerial Vehicle)(Fan et al., 2018)による低高度リモートセンシングも行われてきた。これらの近接リモートセンシングに使われるプラットフォームのうち、空中を自在に動く事のできる UAV は、気球と比較してコストや解像度、即時性や機動力などに優れるため、牧草地の管理やモニタリングにおいて、有用な手段であると考えられている(Borra-Serrano et al., 2015)。

UAV の利用により、広い牧草地も低高度から詳細にモニタリングできるため、除草剤による雑草の分布や量の変化に関する評価が、正確かつ迅速に行えるようになった(Pena et al., 2013, 2015; Lopez-Granados et al., 2016; de Castro et al., 2018)。一方、UAV を雑草だけでなく、牧草地や放牧地のモニタリングに使用した例もある(Laliberte et al., 2010; Lee et al., 2016)。



## 1.2. 研究の目的

現在、日本の畜産業を取り巻く状況は、就労者の高齢化や若年担い手の減少、円高による輸入品の増加などにより、大変に厳しい状況にある。この状況を改善するには、経営の効率化が不可欠であり、そのためには作業の省力化や情報化が必須である。

農作業の省力化や情報化の有用なツールとして近年、期待されているのが、ドローンと呼ばれる UAV (小型無人機) である。市販の小型 UAV に軽量なデジタルカメラを搭載して低高度から空撮した画像を PC で処理し、人の目による判読ではなく、機械の自動処理により地上の物体を識別する低高度リモートセンシングが注目されている。

本研究では牧草の生産効率の改善を目的に、牧草地の雑草対策として、全国各地の牧草地に侵入しているチカラシバに着目し、その効率的な駆除に必要となるチカラシバの正確な分布図を、無人航空機 (UAV) により空撮した画像を電算処理して作成した。

## 1.3. 本論文の構成

第 1 章 緒論

第 2 章 UAV を活用したチカラシバの検出

- ・輝度値によるピクセルベースの低高度リモートセンシング
- ・空撮高度の違いがもたらす分類精度の比較
- 低高度の画像の方が、高精度か?

第 3 章 機械学習によるチカラシバ検出手法の高度化

- ・機械学習によるオブジェクトベースの低高度リモートセンシング
- ・スーパーピクセルセグメンテーションと RF 分類

→RGB 色空間と HSV 色空間での処理結果の違いは？

#### 第 4 章 総合考察

- チカラシバ分布図を実際の圃場管理に活用
- 本研究の結果から, さらに多くの雑草種の分類が期待

---

－第 2 章－

UAV を活用したチカラシバの検出

*Chapter 2: Detection of Pennisetum alopecuroides using UAV*

---

## 第 2 章 UAV を活用したチカラシバの検出

### 2.1. 緒言

現在, UAV によって空撮された画像を使って草地の植物種を分類するために, コンピュータビジョンと呼ばれる画像処理技術が広く用いられている (Hamuda et al., 2018)。画像処理において, 画像の地上解像度は解析結果を左右する大変重要な要素である。解析精度を上げるためには, 地上解像度が小さく詳細な画像を使う事が望ましいが, そのためには空撮高度を低くする必要がある。一方, UAV で広い空撮範囲を確保するためには, 飛行高度を高くする必要がある (Torres-Sánchez et al., 2013; Borra-Serrano et al., 2015)。

本研究では, チカラシバの分布の把握を目的に, 市販の小型 UAV を使って牧草地の空撮を行った。その際, 画像の解像度による解析精度の影響を明らかにするため, 飛行高度を変えて空撮を行った。さらに画像処理に用いられるノイズ処理フィルタのサイズを変えて解析精度を比較することで, その効果を検証した。ここでノイズ処理フィルタにはメディアンフィルタを試用した。メディアンフィルタは, 特に高解像度画像のノイズ除去と平滑化に有効であることから広く使われている (Ponti et al., 2016)。

### 2.2. 材料及び方法

#### 2.2.1. 調査場所と計数方法

本研究では, 広島大学大学院統合生命科学研究科附属農場の放牧地 (8 号圃場) を調査地とした (図 2.1)。当該地域は温暖湿潤な夏季と乾燥した冬季からなり, 年間の平均気温は 14.5°C で, 年間降水量は 1960 mm (2016 年) である (Lim et al., 2015)。試験圃場は

平均斜度 4%未満の平坦な立地にあり、過去 10 年にわたり、毎年 5 月上旬から 10 月下旬の期間において、4~9 頭程度の黒毛和種(*Bos taurus* L.)が放牧されてきた。

圃場内のチカラシバが多く侵入しているエリアを選定して、2 か所に平方区(20 m × 20 m)を設定し、それぞれをプロット A、プロット B とした。そして地上調査でチカラシバの株数を目視で計数する際、重複を避け正確を期するために各区を 8 個(5 m × 10 m)の小区画に分割した。

地上調査と空撮を 2016 年 9 月 24 日に行なった。各小区画のチカラシバの株を計数し、それらを合計したものを各区の合計株数とした。しかしプロット B の 2 個の小区画において、牛の踏圧による攪乱が多く認められたため、これらを除外した。その結果、プロット A において 8 個、プロット B において 6 個の合計 14 個の小区画を解析に使用した。

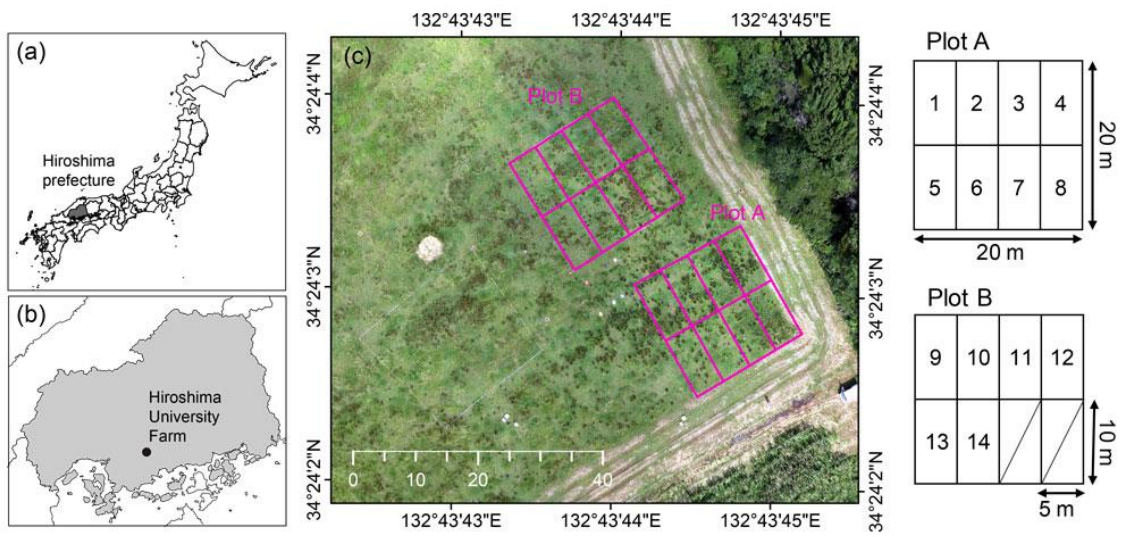


図 2.1. 調査地の位置図と各プロットの配置, および小区画の詳細図.

### 2.2.2. UAVによる空撮画像の撮影

本研究で使用した UAV は, DJI Phanto2 (DJI, Shenzhen, 中国) である。これに市販のデジタルカメラ (PowerShot S100, Canon Inc., 東京) を取り付けました。このカメラは, 256 階調 12 メガピクセル (4000 × 3000 ピクセル, 焦点距離 5.2 mm) の RGB フルカラー画像の撮影が可能である。

空撮を午前 11 時 4 分から約 30 分間にわたって実施した。2 秒間隔で空撮するために, カメラに CHDK (<http://chdk.wikia.com>) と呼ばれるファームウェアをインストールした。

各プロットの場所を画像で正確に把握するため, それぞれのプロットの四隅と中央に 5 枚の木製ボード (30 cm × 30 cm) を設置した。これらのマーカーを SfM で処理する際の地上基準点としても使うため, DGPS 受信機 (Geo7X, Trimble, Westminster, CO, USA) を使って測位した。

測位データについては, トリプル パスファインダー オフィス ソフトウェア (Trimble, Westminster, CO, USA) を使用して後処理した。これによる, 水平および高さの位置情報の誤差は 15 cm 未満であった。

### 2.2.3. 画像処理

UAV により空撮された画像は, 市販の SfM ソフトウェア Agisoft Photoscan professional ver. 1.4.4 (Agisoft LLC, St. Petersburg, Russia) を使って三次元解析された後にオルソ化された。SfM (Verhoeven, 2011) は, 位置を変えて撮影された複数の空撮画像内に写っている共通の特徴点を自動抽出して処理する事で, 上空のカメラ位置を推定した後に, 地表の三次元形状を復元する技術である (Roberts et al., 2011)。

オルソ画像の処理には MATLAB software ver. 9.3 (MathWorks herborn, MA, USA) を

使用した。処理の過程を図 2.2 に示す。

図 2.2 は、画像処理の手順を示したもので、(処理 a) カラーオルソ空撮画像の用意、(処理 b) RGB の各バンドに色分解する、(処理 c) RGB 各バンド値を合計した sumRGB 画像の作成、(処理 d) sumRGB 画像の輝度値を反転、(処理 e) ノイズ除去処理、(処理 f) 二値化処理、(処理 g) 不要箇所の除去、(処理 h) 島ポリゴンに分割、(処理 i) チカラシバの株の計数を示している。

(処理 e) のノイズ処理において、メディアンフィルタによる処理を行った。フィルタサイズを① $3 \times 3$ 、② $5 \times 5$ 、③ $7 \times 7$ 、④ $9 \times 9$ 、⑤ $11 \times 11$ 、⑥ $13 \times 13$ 、⑦ $15 \times 15$  の7段階に変えて結果を比較し、ノイズの除去効果を検証した。

(処理 f) の二値化画像を作成する際に重要となる閾値の決定には、Otsu threshold selection method (Otsu, 1979) を用いた。処理を行った後に、方形区以外の部分を取り除いた。(処理 g)

チカラシバの株をセグメント化するため、二値化画像の各ピクセルから最も近い黒以外の点までの距離を、ウォータースhed アルゴリズム (Vincent, 1993) により求めた。そして(処理 h) で各セグメントの画像の重心位置を求めた後に、(処理 i) によりこれらの重心を小区画ごとに計数した。



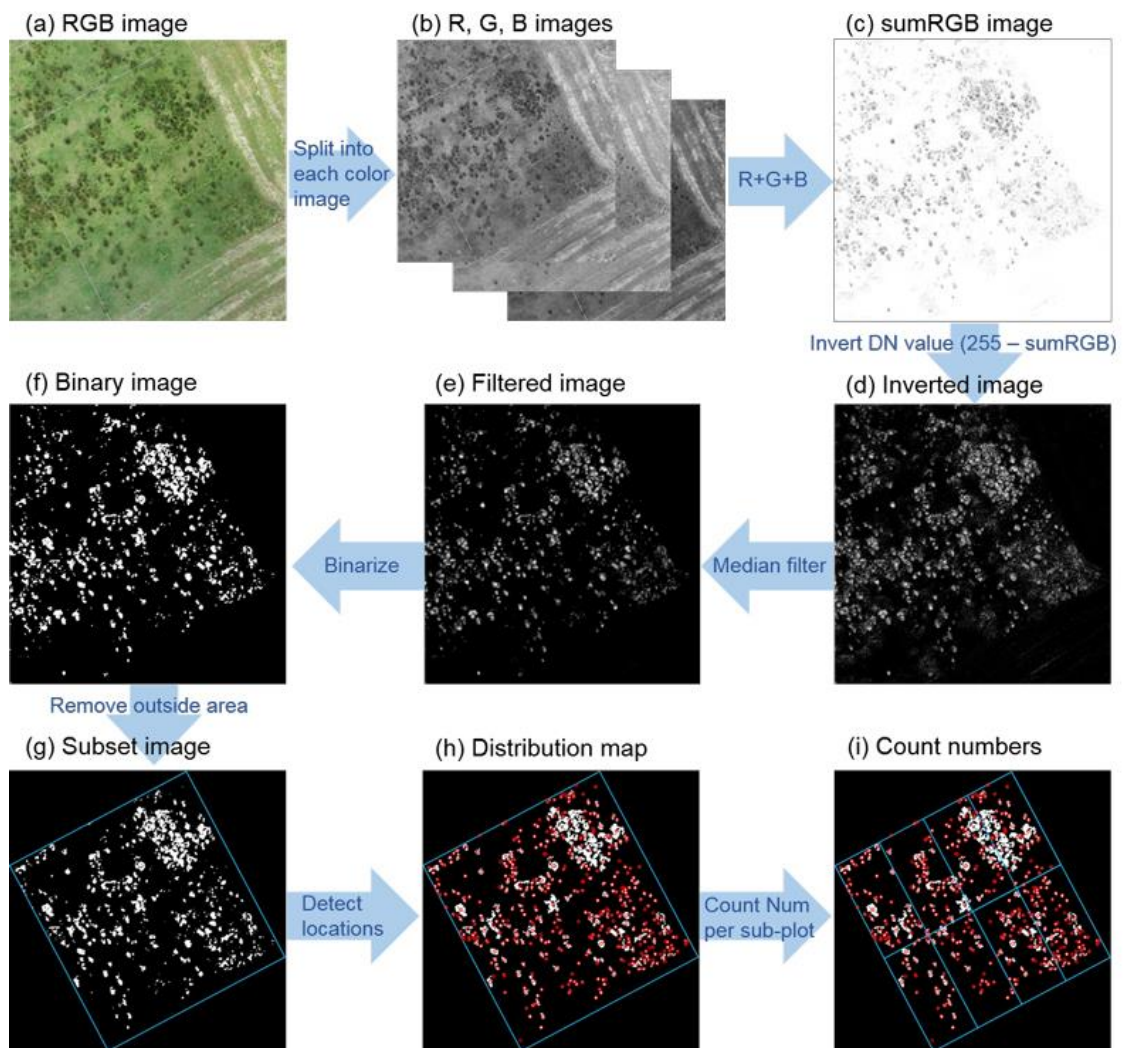


図 2.2. 画像処理のフロー図.

#### 2.2.4. 統計解析

空撮画像からチカラシバの株を計数した結果について評価するため、平均絶対誤差 (MAE) と精度 (Acc) を求めた (Wu et al., 2019)。

$$\text{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |t_i - c_i| \quad (1)$$

$$\text{cc} = \left( 1 - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|t_i - c_i|}{t_i} \right) \times 100\% \quad (2)$$

これらの式において、 $t_i$  は現地調査で求めた株数で、 $C_i$  は画像処理により求めた各小区画毎 ( $i = 1, 2, \dots, 14$ ) の株数である。 $N$  は小区画数 ( $N = 14$ ) である。(2) の精度は、1 から小区画ごとの誤差率の和を差し引いたものである (Wu et al., 2019)。

### 2.3. 結果

#### 2.3.1. 地上調査によるチカラシバの計数

地上からの目視によりプロット A とプロット B では、多くのチカラシバの侵入が見られた。これらは、UAV から撮影された空撮画像によっても確認された。地上で行った目視調査の結果、2 か所の合計 14 小区画でのチカラシバの合計株数は 811 個だった。1 小区画当たりについては、平均株数は 59.7 本で、標準偏差は  $\pm 22.6$  であった。最小値は 25 本で、最大値は 110 本だった。

### 2.3.2. 撮影高度別のオルソ画像の作成

表 2.1 は、撮影高度別の撮影枚数や解像度、空撮面積、撮影時間、作業効率の関係を示したものである。ここで、作業効率は 10 分間に空撮可能な対象エリア ( $\text{ha } 10\text{-min}^{-1}$ ) と考えられ (Guan et al., 2019)、飛行高度 28, 56, 82 m における作業効率は 0.37, 2.15, 5.33  $\text{ha } 10\text{-min}^{-1}$  であった。この表から明らかなように、低い高度から撮影された画像の解像度は高く、高い高度で解像度は低くなる。その反面、低い高度では撮影範囲が狭くなるため作業効率は低下するが、高い高度で撮影範囲が拡大するため効率も上がる。

表 2.1. 撮影高度別の撮影枚数や解像度, 空撮面積, 撮影時間, 作業効率の関係

撮影 高度	撮影枚数 (N)	地上解像度 (cm)	撮影面積 (ha)	飛行時間 (min)	作業効率 (ha 10-min <sup>-1</sup> )
28 m	268	0.90	0.66	18	0.37
56 m	86	1.82	1.29	6	2.15
82 m	35	2.64	1.60	3	5.33

### 2.3.3. 地上調査と画像処理による株数の比較

表 2.2 において、MAE の値が小さくかつ Acc の値が大きいものが、解析精度が高い事を示している。解像度の高い高度 28 m の画像よりも、解像度の低下する 56m や 82m のものが高精度となる傾向があった。特に高度 56 m において 7×7 サイズのフィルタを使った時に、最も良好な結果が得られた。

地上調査と画像処理によるチカラシバの株数の関係を図 2.3 に示した。A 区の小区画 3 と 4 では、チカラシバが密集した大きな群落があった。この群落は目視調査でさえも株の境界が不明瞭であった。このような状況においては、画像処理での計数は過少評価になった。

表 2.2. チカラシバ株の計数精度

対地高度	フィルタ	平均絶対誤差	精度
(m)	サイズ	(n)	(%)
28	3 × 3	221.1	-321.5
	5 × 5	146.4	-179.9
	7 × 7	86.9	-67.4
	9 × 9	52.4	-3.4
	11 × 11	32.5	35.2
	13 × 13	20.4	61.0
	15 × 15	16.2	72.6
56	3 × 3	38.8	24.1
	5 × 5	24.0	57.5
	<b>7 × 7</b>	<b>12.9</b>	<b>80.3</b>
	9 × 9	18.3	72.9
	11 × 11	24.9	62.7
	13 × 13	30.6	53.2
	15 × 15	34.5	45.1
82	3 × 3	33.9	44.9
	5 × 5	23.3	64.3
	7 × 7	21.7	68.5
	9 × 9	29.4	54.8
	11 × 11	36.0	43.1
	13 × 13	41.1	33.4
	15 × 15	45.0	25.6

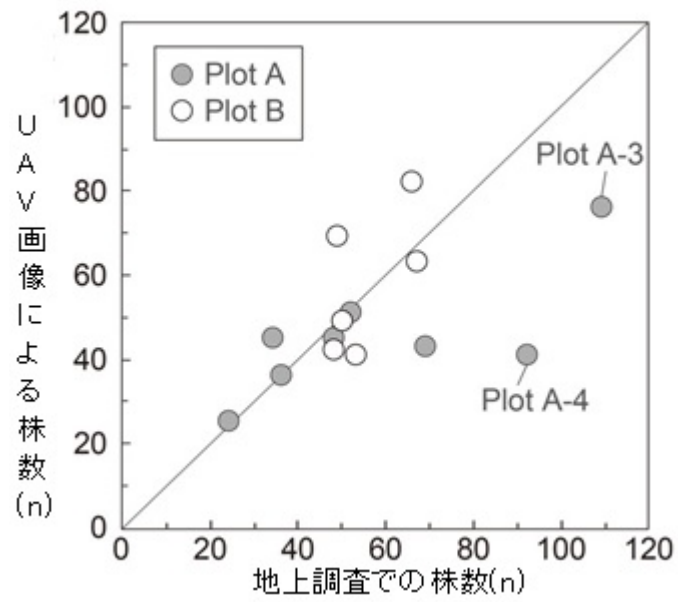


図 2.3. 地上調査と UAV 画像処理によるチカラシバの株数の関係.

## 2.4. 考察

本研究では、市販の小型 UAV で撮影された空撮画像を使いチカラシバ株の計数を試みた。3 種類の高度から得られた画像を使い、7 種類のノイズ除去フィルタサイズで処理した結果(組み合わせ合計 21 通り)、高度 56 m の画像で 7×7 サイズのメディアンフィルタで処理した結果が最良であった。この時の平均絶対誤差は 12.3 で、精度は 80.28%であった。

一方、最も地上解像度が高い、撮影高度 28 m の画像を使ったものは、過大評価となった。これは地上の物体の影の影響により、多くの誤判別を生じたためであると考えられ、高解像度の画像の使用が、必ずしも良好な解析結果には繋がらないという結果になった。本研究と同様の結果が、過去の研究でも報告されている (Marceau et al., 1990; Gong and Howarth, 1992; Hsieh et al., 2001)。

しかし衛星リモートセンシング分野では、高分解能画像の利用は植生分類に有益な多くの情報をもたらしている場合があるものの、近年の近接空撮の分野においては、解像度の向上は過剰な傾向にある。この高解像度化が引き起こすノイズ問題の解決に、ローパスフィルタとテクスチャによる解析 (Hill and Foody, 1994) や、よりノイズに強いとされるコンテキスト画像分類 (Gong and Howarth, 1992) や確率的緩和 (Shackelford and Davis, 2003) などが提案されている。

UAV は有人機に比べて低速で飛行し、低空を飛ぶため撮影範囲も狭い。そのため広大な牧草地において UAV を運用する際には、作業効率は重要な検討要素となる。高解像度を追求すれば作業効率は低下する。これは撮影高度を下げた事により撮影範囲が狭くなるためである。このように作業効率と解像度はトレードオフの関係にある。本研究において飛行高度を 28 m から 82 m に上げると、10 分間当たりの撮影面積は、0.37 ha から 5.33 ha に増加した。過去の研究例では、DJI の Phantom 4 にマルチスペクトルカメラを搭載して自



動飛行させたものがある(Guan et al., 2019)。高度 30, 50, 100 m の時の 10 分間の撮影面積は、それぞれ 1.4, 3.1, 13.4 ha であった。

本研究において、手動で操縦したものと比較すると、より高い作業効率が得られている事がわかる。これは自動操縦の導入により、UAV が無駄のない動きを実現できたためである。本研究でも自動操縦の導入により、作業効率が改善すると考えられる。

草地管理において雑草の発生を見つけて処理を行うのは、雑草の成長の初期段階である事が望ましい(López-Granados, 2011; Peña et al., 2013; López-Granados et al., 2016)。しかし本研究の提案手法は、チカラシバの黒い穂が出た夏季に行うものであり、成長段階は既に終了している。本手法の利点は単純な画像処理による迅速評価が可能な点であるが、今後の課題として、さらにチカラシバの分類精度を上げる必要がある。

## 2.5. 結論

本研究では市販の小型 UAV を使い、牧草地の雑草のうちチカラシバの分類精度を評価した。UAV からの空撮画像を使い、夏季に見られるチカラシバの黒い穂に着目して、単純な処理手順によりチカラシバの株数を計数した。その際、3段階の飛行高度と7種類のノイズ処理フィルタのサイズの組み合わせにより、分類精度と作業効率を比較した。画像分類の精度は、地上分解能とチカラシバの密度に影響を受け、低高度から空撮された高解像度画像は、解析精度と作業効率の低下をもたらした。最良の精度は80%で、その時の撮影高度は 56 m であった。今後は、より一層の分類精度の向上が期待されるが、本研究の成果は雑草の対応に苦慮する畜産農家に草地管理の一助となすものと考えられる。

---

— 第 3 章 —

機械学習によるチカラシバ検出手法の高度化

*Chapter 3: Improve methodology to detect Pennisetum alopecuroides by machine learning*

---

## 第3章 機械学習によるチカラシバ検出手法の高度化

### 3.1. 緒言

近年, UAV を用いることで超高解像度 (cm 以下) の画像が得られるようになったことで, 雑草の検出に求められる最適な空間解像度を明らかにしようとする試みが行われてきた (Gebhardt and Kühbauch, 2007; Tamouridou et al., 2017)。植物の成長初期の段階にある広葉の雑草の分布を空撮画像から把握するためには, 解像度が 4 cm の画像よりも 2 cm 以下の画像のほうが明瞭に分かる (Peña et al., 2015)。しかし高解像度画像を使い画像処理を行っても, 必ずしも良い結果は得られるとは限らない。これは一般的には「塩とコショウ」現象と呼ばれているもので, 地上の物体の小さな影がノイズとなるもので, 分類結果に悪影響をもたらす。

従来から広く行われてきたピクセルベースの画像処理手法に対して, オブジェクトベースの画像分類法 (object-based image analysis = OBIA) は, 画像の 1 画素が持つ情報よりも, 隣接する複数の画素が作る面的な情報に着目した技術である。これは物体の形状と反射強度に着目し, 均一な分光情報を持つ複数の画素を, 1 つの物体と認識する画像処理の手法である。牧草地の雑草はパッチ状にまとまる傾向があり, UAV の空撮画像から雑草の分布図を作成するには OBIA 法が効果的である (Blaschke et al., 2014)。OBIA 法の画像分類では, 物体の分光や位相などの情報を統合して処理する (Peña et al., 2013)。2 種類の物体を構成する画素の情報が良く似ている場合, それらの分類は容易ではない。そのような場合でも分類に有益な情報が得られるスーパーピクセル法が開発された (Beaulieu and Goldberg, 1989; Tremeau and Colantoni, 2000)。スーパーピクセル法は, 隣接する色や明るさ, テクスチャなどの目に見える情報を使い, 複数の画素を不定型な集団としてとらえるもので, 現在, 約 30 種類のアプローチが公開されている (Stutz et al., 2018)。

スーパーピクセル法は 2 種類に分けられる。一つは移動平均のような勾配上昇法 (Comaniciu and Meer, 2002) や、ウォーターシェド法 (Haris et al., 1998), そして SLIC 法 (simple linear iterative clustering) (Achanta et al., 2012) である。もう一方は normalized cuts アルゴリズムのようなグラフ法に基づくもの (Jianbo Shi and Malik, 2000) や、EGB 法 (efficient graph-based image segmentation) (Felzenszwalb and Huttenlocher, 2004) である。これらにおいて、SLIC 法は処理が早いうえに正確なため、高解像度画像を使った画像分類に広く使われている (Cheng et al., 2015; Csillik, 2017; Wang et al., 2018)。

これまでも UAV の空撮画像から雑草の分布図を作るため、多くの手法が開発されてきた。特に複雑な多次元データを使った機械学習は、従来のアルゴリズムと比べて高精度である (Rodriguez-Galiano et al., 2012)。機械学習の中でもランダム・フォレスト分類は、特に精度が高く処理が早いため注目を集めている (Belgiu and Drăguț, 2016; Rodriguez-Galiano et al., 2012)。ランダム・フォレスト法(以下、RF 法)は決定木と呼ばれる分類器が集まったもので、ツリー(木)構造の集合体であることから、フォレスト(森)と呼ばれている。

第 2 章ではチカラシバの穂の色が黒い事を利用して、4 段階の高度で撮影した UAV 画像を使い、ピクセルベースの画像処理によりチカラシバの株を計数したが、本研究では、テクスチャや植生高 (DSM) の情報を用いた OBIA 法と SLIC 法により (Zisi et al., 2018)、ピクセルベースの画像処理よりも高精度なチカラシバの分布図を作成した。

## 3.2. 材料及び方法

### 3.2.1. 実験区と現地調査

本研究は、第 2 章で使用した UAV 画像 (2016 年 9 月 24 日撮影) を使用した。調査地は広島大学大学院統合生命科学研究科附属農場の放牧地 (北緯 34 度 23 分, 東経 132 度

43 分)で、面積は 1.4 ha である。この地域の気候は温暖湿潤な夏季と、冷涼で乾燥した冬季からなり、年間平均気温は 14.6°C で、年間降水量は 1960 mm(2016 年)であった(Lim et al., 2015)。この牧草地には、過去 10 年にわたり、毎年 5 月上旬から 10 月下旬において 4~9 頭程度の黒毛和種(*Bos taurus* L.)が放牧されていた。

圃場内のチカラシバが多く侵入しているエリアを選定して、2 か所の 20m 平方区を設定し、それぞれをプロット A、プロット B とした(図 3.1)。UAV で空撮した後に、地上調査により各プロット内のチカラシバの株(811 個)の位置と大きさ(直径及び高さ)を調べた。チカラシバ以外の植物や枯草の位置、裸地面の分布状態などについても、現地調査した。

一方、空撮画像から判読したプロット A のチカラシバは 134 株で、その他の植物は 125 株であり、合計 259 株であった。プロット B のチカラシバは 178 株で、その他の植物は 136 株であり、合計 314 株であった。これらのデータは ArcGIS ver.10.6 (ESRI, Redlands, CA, USA)によりシェープファイル形式で記録した。

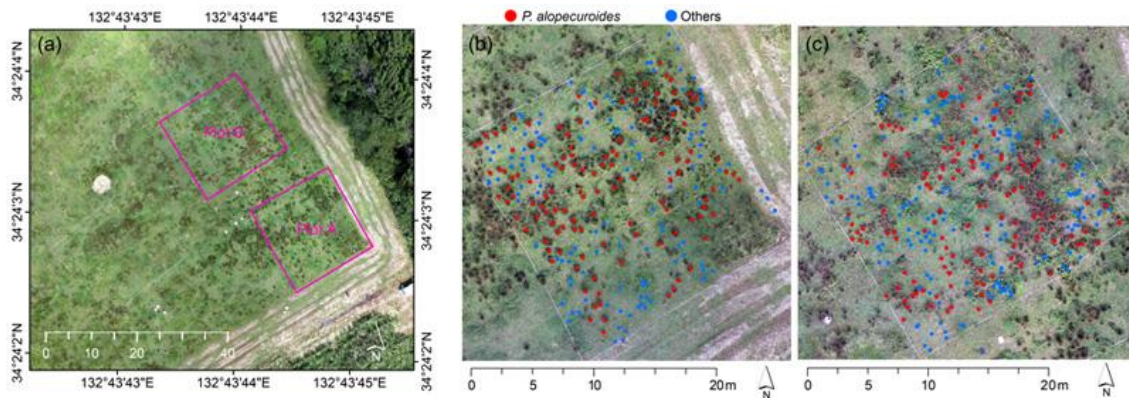


図 3.1. 試験地とプロット A,B の配置 (a) およびプロット A (b), B (c) のチカラシバ (赤丸) と他の雑草 (青丸) の分布.

### 3.2.2. 解析方法

図 3.2 は、データ処理の手順を示したフローチャートであり、以下に示す 5 つの処理からなる。

- (1) UAV 空撮と地上調査： UAV による空撮と DGPS 受信機を使い地上基準点 (GCP) を計測した。また教師データの作成のため、チカラシバの位置と個体サイズ (大きさと草高) の地上調査を行った。
- (2) オルソ合成画像の作成： 空撮画像から 3 次元高密度点群や DSM, オルソカラー合成画像を作成した。
- (3) 画像の前処理： オルソ合成画像から, HSV 画像やテクスチャ画像を作成した。
- (4) OBIA： RGB もしくは HSV (3 レイヤ) と, DSM とテクスチャの 2 レイヤ (合計 5 レイヤ) を SLIC 法によりセグメントに分割し, 各セグメントで, 中央値, 標準偏差, 最大値, 最小値の 4 つの統計値を計算した。
- (5) RF 法により, チカラシバの分布図を作成した。

手順 (1) では, UAV (DJI Phantom2, Shenzhen, DJI, 中国) と, デジタルカメラ (PowerShot S110, Canon, 東京) を, 手順 (2) では, Agisoft Metashape version 1.5.1 (Agisoft LLC, St. Petersburg, Russia) を, 手順 (3) では MATLAB version 9.3 (MathWorks Herborn, MA, USA) を, 手順 (4) と (5) では, Python 言語で記述したスクリプトを使用した。このスクリプトは, 安田 (2018) が半自然草地に散在する灌木の分類とその分布把握を目的に開発した OBIA-RF 法を, チカラシバの解析のために変更したものである。オリジナルのスクリプトでは, 入力データとして地形の開空度 (Yokoyama et al., 2002) を用いるが, 本研究では, テクスチャデータ (Zisi et al., 2018) を使用した。

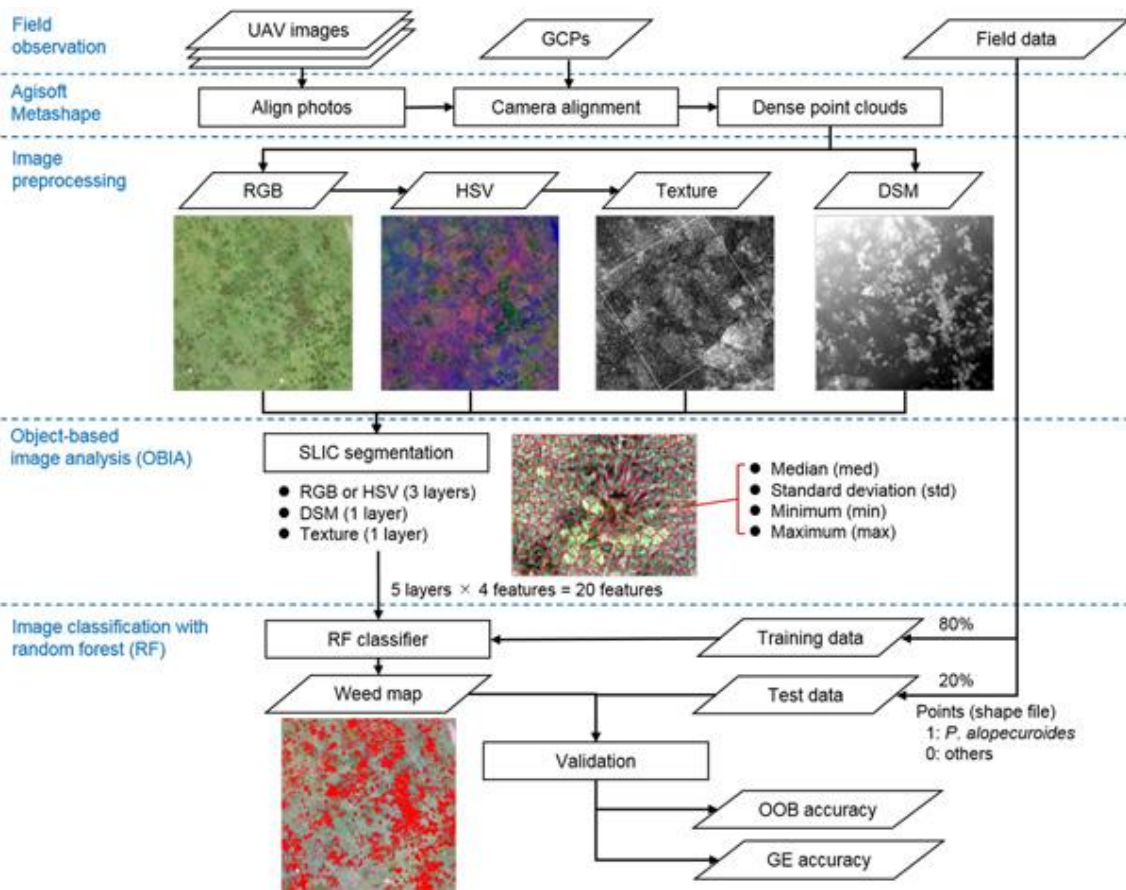


図 3.2. チカラシバ計数の画像処理のフロー図.



### 3.2.3. UAV 空撮と GCP の測位

空撮に使用した PowerShot S100 は、256 階調 12 メガピクセル (4000 × 3000 ピクセル、焦点距離 5.2 mm) の RGB フルカラー画像の撮影が可能である。午前 11 時 4 分から約 30 分間にわたり、手動操縦で空撮した。2 秒間隔で空撮するために、カメラに CHDK と呼ばれるファームウェア (<http://chdk.wikia.com>) をインストールした。

各プロットの間所を画像上で正確に把握するため、それぞれのプロットの間隅と中央に 5 枚の木製ボード (30 cm × 30 cm) を設置した。これらのマーカーを SfM で処理する地上基準点として使うため、DGPS 受信機 (Geo7X, Trimble, Westminster, CO, USA) を使って測位した。測位データの位置精度を向上するために、Trimble Pathfinder Office ソフトウェア (Trimble, Westminster, CO, USA) を使用して後処理を行った。水平及び高さの位置情報の誤差は、15 cm 未満であった。

### 3.2.4. 点群データと DSM 及び RGB オルソ画像の作成

3D 点群データや DSM, RGB オルソ合成画像の計算には、市販の SfM ソフトウェアである Agisoft Metashape Pro ver.1.5.1 (Agisoft LLC, St. Petersburg, Russia) を使用した。SfM は写真測量の原理により、複数の空撮画像に写っている共通の特徴点を画像処理により自動抽出して処理し、上空のカメラ位置を推定した後に、地表の三次元形状を復元する技術である (Snavely et al., 2008; Westoby et al., 2012)。

本研究で使用した Agisoft Metashape ソフトウェアの処理パラメータは、第 2 章と同様である。処理の過程で、空撮画像の座標系は、緯度経度系 (Lat/Lon, WGS84) から横メルカトル座標系 (UTM zone 53N) に変換した。

### 3.2.5. HSV 画像とテクスチャ画像の作製

HSV 画像とテクスチャ画像の計算には、MATLAB software ver. 9.3 (MathWorks Herborn, MA, USA)を使用した。HSV 画像では、明度(V)は画像の色ではなく陰影であり、色相(H)は色の性質で、彩度(S)は色の鮮明度である。次式を用いてRGB画像をHSV画像に変換した。この式においてR,G,Bの値は、0から1の値をとる。

$$V = \max(R, G, B) \quad (1)$$

$$S = \frac{V - \min(R, G, B)}{V}, \quad (V = 0, S = 0) \quad (2)$$

$$H = \begin{cases} \frac{60(G-B)}{V}, & V = R \\ 120 + \frac{60(G-B)}{S}, & V = G \\ 240 + \frac{60(G-B)}{S}, & V = B \end{cases} \quad (3)$$

テクスチャ画像の計算には、オルソ合成画像の各バンドに7×7ピクセルサイズのローカル位相フィルタを使用した(Zisi et al., 2018)。テクスチャ画像は、比較的狭い領域で変化する視覚的な効果を表している。図 3.3 は、RGB 各バンドのテクスチャ画像である(Anys and He, 1995)。テクスチャの変動が大きく、チカラシバの分類に最も有効であろうと考えられたGバンドを本研究では使用した。

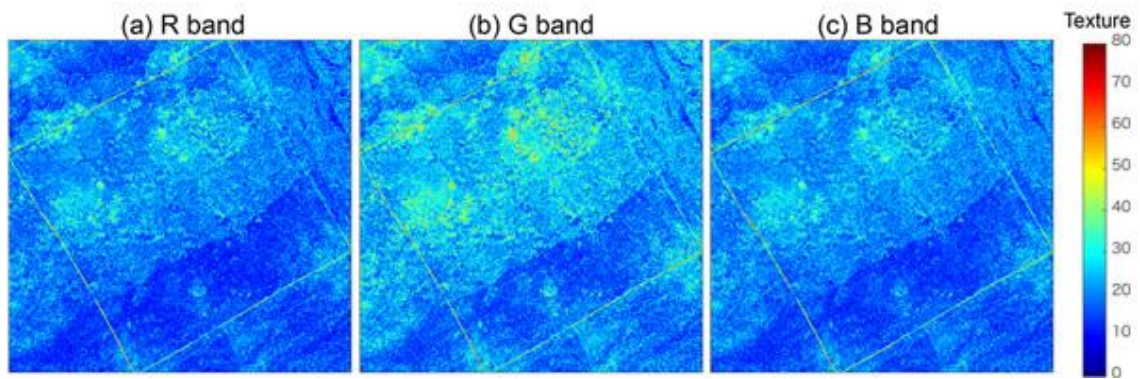


図 3.3. R バンド(a), G バンド(b), B バンド(c)から作成したテクスチャ画像(プロットA).

### 3.2.6. オブジェクト指向画像解析 (OBIA)

本研究では、画像のセグメンテーションに SLIC 法を使用した。SLIC 法は、初期バージョン (Achanta et al., 2010) の開発後に、拡張された SLICO 法 (Achanta et al., 2012) が公開されている。

SLIC 法は、CIELAB 色空間における  $L^*a^*b$  値と、それらの  $xy$  距離によって定義される 5 次元画像を取り扱う。5 次元空間の画素は、画像内の近似色を  $k$ -means 法で分割する。これは、 $L^*a^*b$  色空間における色の類似性  $d_c$  と  $x, y$  の画像距離  $d_s$  で求める距離  $D$  を計算する。全画素数をスーパーピクセルの数で除した値  $k$  の平方根が  $d_s$  で、これを格子間隔  $S$  の値により正規化する

SLICO 法では、スーパーピクセルのサイズと規則性は定数  $m$  で決まる。そして正規化に用いる  $S$  の値は 1 である。隣接クラスターを正規化する反復処理により、空間や色の距離の最大値が求められる。その結果、スーパーピクセルを細分化し、分類精度を上げるパラメータが決まる。

本研究では、Python 言語で開発された Scikit-learn (Pedregosa et al., 2011) の SLICO 法を使用した。パラメータ  $k = 10$  で各スーパーピクセルにおける変数  $m$  の最適解を得た。図 3.4 は、SLICO 法 (Achanta et al., 2012) により得られたオルソ画像のスーパーピクセルを示したものである。

以上より、RGB もしくは HSV の 3 レイヤと、DSM やテクスチャ画像の 2 レイヤの合計 5 レイヤを使用して、各セグメントから中央値、標準偏差、最小値、最大値の 4 つの統計量を計算した。これら 20 の特徴量 (5 レイヤ  $\times$  4 統計量) は、RF 分類の入力に使用した。

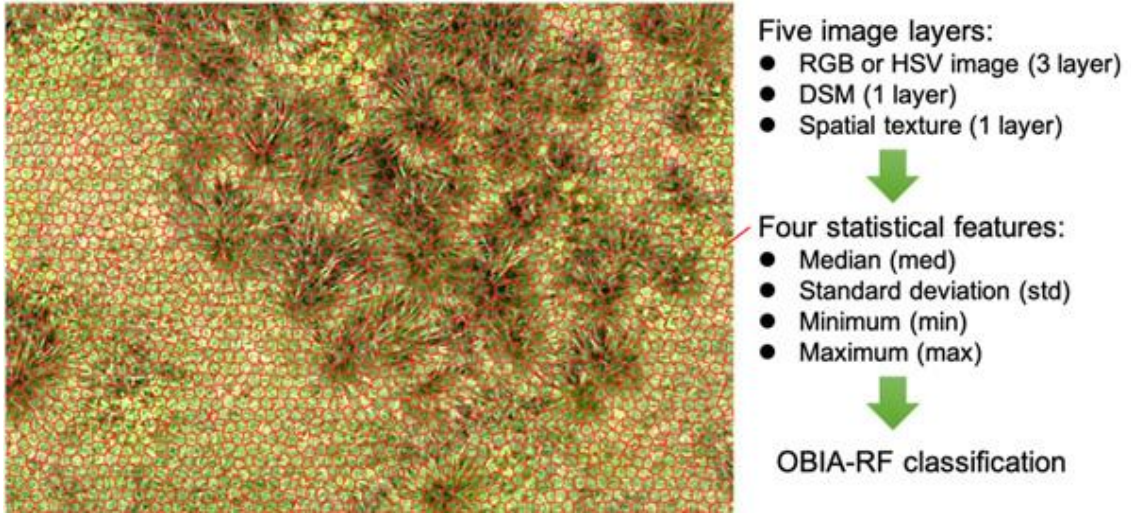


図 3.4. SLICO 法 (処理クラスターサイズ  $10 \times 10$  ピクセル,  $k = 10$ ) でオルソ画像 (解像度 0.9 cm) をセグメント処理した結果 (左図) と OBIA-RF 処理における特徴量の流れ (右側).

### 3.2.7. RF 分類

RF とは、複数の決定木(弱識別器)の結果をあわせて回帰と分類を行うアンサンブル学習の一つであり、多くの独立した決定木の集合体と考えることができる(Breiman, 2001)。式(4)はこれを示したものである。

$$\{h(x, \theta_k), k = 1, 2, \dots, i, \dots\} \quad (4)$$

この式において  $h$  は RF 分類を示し、 $x$  は入力値を示す。 $\theta_k$  は決定木の作製に使われる独立変数である。RF 分類は、全決定木を計算した後に行われる。RF 分類に関する詳細は、Breiman(2001)が詳しい。またリモートセンシング分野への応用についても、様々な取り組み(Belgiu and Drăguț, 2016)が行われている。

本研究では、RF 分類において、OBIA 法で得た 20 個の特徴量を入力データに使用した(図 3.4)。全データセットのうち 80%を学習データに、残りの 20%を分類精度の検証データとして使用した。学習データではランダムサンプリングを繰り返して決定木(弱識別器)を作成し、残りのデータ(OOB, Out-Of-Bags)で検証する OOB 法で分類モデルの精度検証を行った。ここで、OOB の誤差率(OOB error)は、OOB におけるすべての誤差率を平均したものである(Cutler et al., 2007)。本研究では、RF 分類におけるランダムサンプリングを 5000 回( $n_{tree} = 5000$ )とした。また各特徴量の計算には、Gini 係数を用いた。

### 3.2.8 分類精度

OBIA-RF 法による分類精度の評価には、OOB 精度を用いた(式 5)。

$$\text{OOB accuracy} = 1 - \text{OOB error} \quad (5)$$

ここで OOB error は、OOB データで誤判別された分類の割合である。OOB は、RF モデルの適合度の判断に用いられる(Belgiu and Drăguț, 2016)。最終的なモデルの分類精度評

価には, Generalized Error (GE) 精度を用いた(式 6)。

$$\text{GE accuracy} = 1 - \text{GE error} \quad (6)$$

ここで GE error は, 検証データの中でモデルを使って予測したチカラシバのうち誤判別された分類の割合から計算される。

### 3.3 結果

#### 3.3.1 空間分解能と異なる飛行高度で空撮可能な面積

図 3.5 は, 4 段階の飛行高度 (28, 56, 82, 114 m) から撮影された空撮画像を比較したものである。地上解像度は飛行高度によって決まり, 分類精度にも影響する。飛行高度 28, 56, 82, 114 m における地上解像度は, それぞれ 0.90, 1.82, 2.64, 3.63 cm であった。地上解像度が最も高い飛行高度 28 m の画像では, 試験区プロットの中心部に設置した対空標識を明瞭に確認することが可能であるが(図 3.5a), 飛行高度 114 m (解像度 3.63 cm) の画像では, 輪郭がぼやけて見える(図 3.5d)。

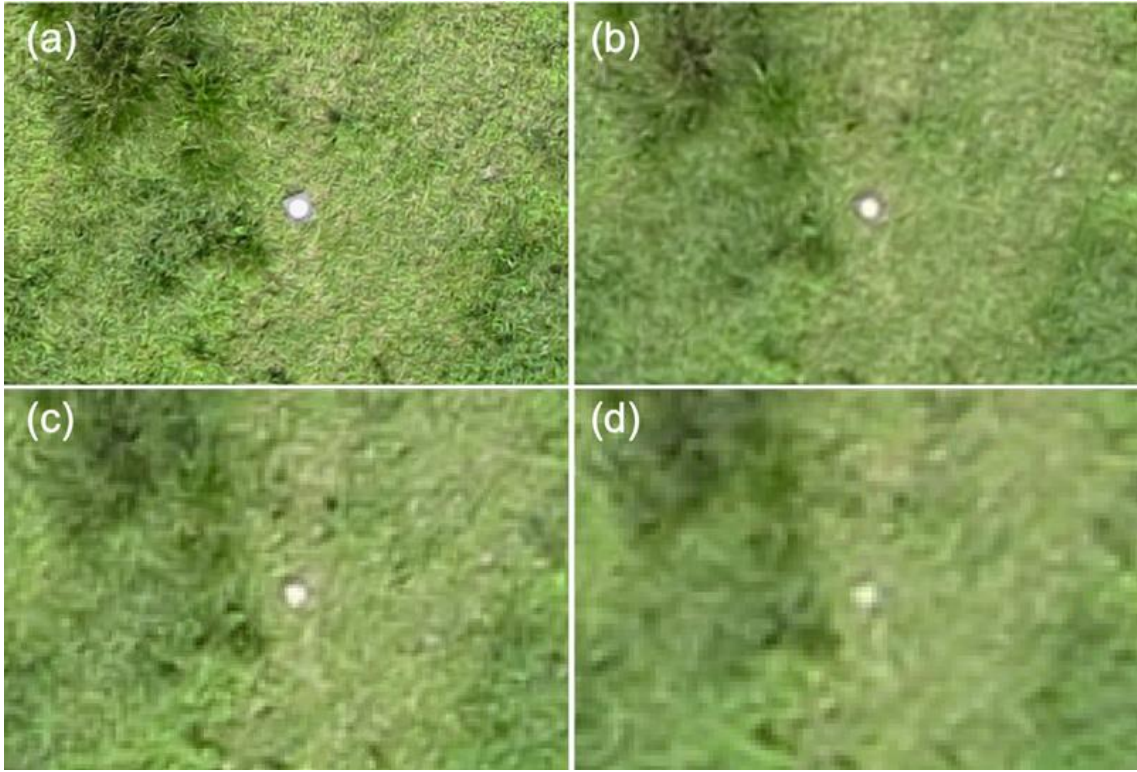


図 3.5. 飛行高度 (a: 28 m, b: 56 m, c: 82 m, d: 114 m) から撮影されたオルソ合成画像の見え方の比較.



### 3.3.2 OBIA-RF 法の分類結果

プロット A と B における 8 通り (RGB と HSV の 2 つの色空間 × 空撮高度 28, 56, 82, 114 m の 4 段階) の組み合わせによる分類結果について, OOB 精度を比較した (表 3.1)。地上解像度が最も高くなる空撮高度 28 m で最も OOB 精度が高くなる傾向が認められたが, プロット A の RGB を使用した結果については, 飛行高度 28 m よりも 82 m の方が良い結果となった。全体的にプロット A, B ともに, 色空間は RGB よりも HSV を用いた方が良好な結果となった。最も高い OOB 精度が得られた条件は, HSV を用いた飛行高度 28 m のもので, プロット A と B の OOB 精度は, それぞれ 0.966 と 0.992 であった。

表 3.1. OBIA-RF 法(高度別に作成した 8 入力値を適用)による OOB 精度

特徴量 (中央値, 標準偏差, 最大 値, 最小値)	飛行高度 (m)	地上分解能 (cm)	OOB 精度	
			プロット A	プロット B
RGB + DSM + Texture	28	0.90	0.918	0.940
	56	1.82	0.922	0.927
	82	2.64	0.937	0.912
	114	3.63	0.885	0.813
HSV + DSM + Texture	28	0.90	0.966	0.992
	56	1.82	0.961	0.984
	82	2.64	0.950	0.958
	114	3.63	0.946	0.922

### 3.3.3 重要な特徴量

図 3.6 は, RF 分類に用いた 20 個の入力値 (5 レイヤ × 4 統計量) の重要度 (Gini 係数) を示したものである。上位の Gini 係数の値が高い特徴量ほど, チカラシバの分類に大きな寄与をしていると考えられる。

RGB を特徴量として使用した場合 (図 3.6a, b), プロット A で寄与率の高いものは, R バンドの中央値 (Rmed), G バンドの中央値 (Gmed), B バンドの標準偏差 (Bstd) であった。プロット B では, G バンドの中央値 (Gmed), DSM の標準偏差 (DSMstd), テクスチャの最大値 (Tmax) であった。以上のように, プロット間で異なる傾向を示したが, 両者に共通していたのが Gmed であった。これはチカラシバが他の植物とは異なる緑色であるためと示唆された。

HSV を特徴量として使用した場合 (図 3.6c,d), プロット A と B で共通して V バンドの中央値 (Vmed) と最大値 (Vmax), S バンドの中央値 (Smed) の順に寄与率が高く, DSM の最小値 (DSMmin) が最も低い寄与率であった。

全体的な傾向として, G バンドと HSV が, 他の全ての入力値よりもチカラシバの分類精度に大きな影響力を与えていると考えられた。また, テクスチャ画像も, RF 分類精度の向上に貢献は認められるものの, 色情報, 特に明度 (V) が OBIA-RF 法によるチカラシバの分類に有効であると考えられた。

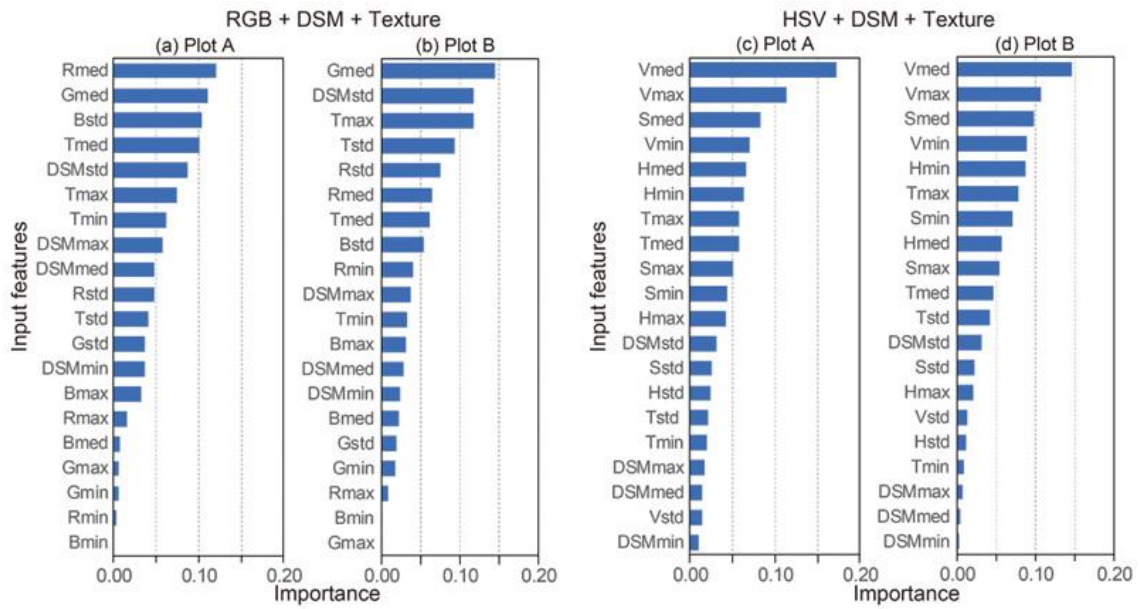


図 3.6. RF モデルにおける特徴量の重要度の比較:プロット A(a,c)とプロット B(b,d).

### 3.3.4 チカラシバの分布図

図 3.7 は, OBIA-RF 法で高度 28 m の空撮画像を, HSV 色空間で処理して得たチカラシバの分布図である。プロット A ではプロット B に比べ, 高密度なチカラシバの群落を形成していることが分かる。

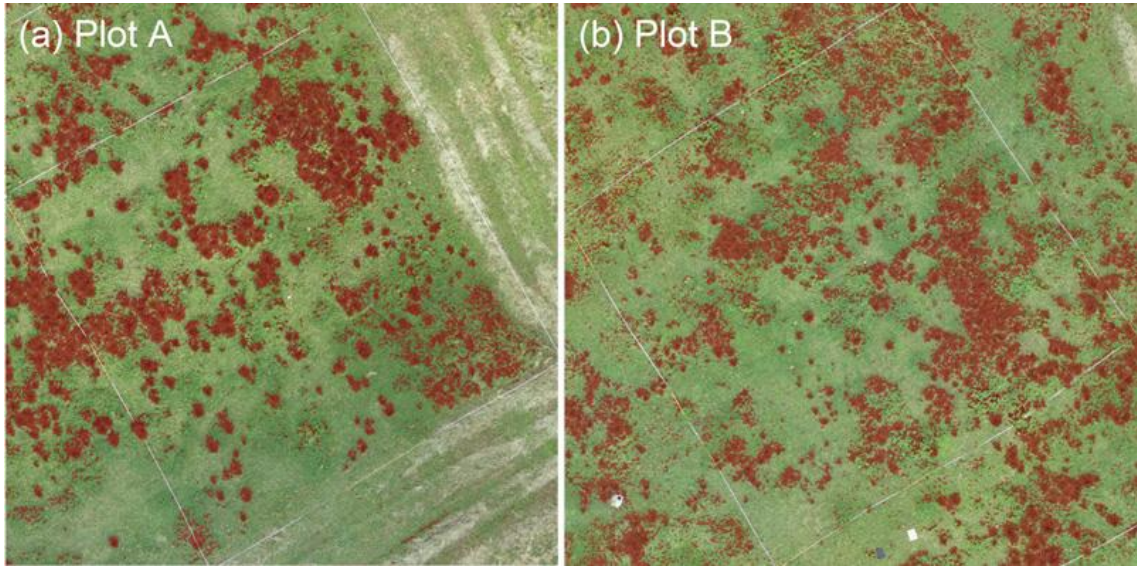


図 3.7. 空撮画像を使い OBIA-RF 法で作成したプロット A (a), B (b) のチカラシバの分布

図.

### 3.4. 考察

UAV 画像を使用した植生分類において、OBIA 法は大変有効な手法であり、今後さらに発展する技術であると考えられる。一つのセグメント内の画素は、色や反射強度、質感などの特性の計算値が似ているが、隣接するセグメントについては、画素の特性は全く異なっている。セグメントに分割する目的は、画像を単純にするか、もしくは画像を意味のある何か別の描写に変えることである (Dong et al., 2017)。

第 2 章で行った従来法のピクセルベースの画像処理は、撮影高度 56 m の画像を使い 80.3%の精度であったが、本研究で行った OBIA-RF 法により分類精度は 9 割以上に改善した。RF 分類が高解像度の UAV 画像の分類に適しているのは、過去の研究結果からも明らかである (Ma et al., 2015)。本研究においても RF 分類に OBIA 法を組み合わせることで、分類精度の大幅な向上が認められた。

画像から物体を検出するためには、一般的に検出対象が 4 ピクセル以上で構成されていることが必要であるとされている。プロット A と B の合計 811 株を調査した結果、チカラシバの株サイズ(直径)は最小 14 cm, 最大 105 cm であった。飛行高度 82 m の地上解像度は 2.64 cm であり、14 cm の株は 5.3 ピクセルで表わされる。しかし、飛行高度 114 m の画像では、地上解像度が 3.63 cm となり、直径 14cm の株では 3.8 ピクセルとなった。このことから本研究に用いたカメラの性能では、飛行高度 114 m はチカラシバの検出に不適であると考えられ、分類精度においても高度 114 m は最も悪い成績であった。

植物の成長の初期段階では株サイズが小さいため、雑草を早期に検出するには高解像度の画像が必要である。成長の初期段階にあるヒマワリ畑の雑草を分類するには、必要な地上分解能は 1 cm との報告があり、雑草がパッチ状に生えている場合には、画素サイズは 5 cm 以下が望ましい (Peña et al., 2015)。

UAV 空撮画像から植物分類を行う際に重要なのは、画像解像度と植物の生育密度で

ある(de Castro et al., 2018)。空撮高度 82 m の画像で、プロット A の RGB 空間での処理において高精度な分類が行えた理由は、プロット A に高密度なチカラシバの群落があったためと考えられる。

図 3.8 はカラーオルソ画像と、それから作成した H,S,V の各バンド画像である。V バンド画像でチカラシバが黒く見えているのは、撮影日にチカラシバの穂が黒色であったためと考えられる。



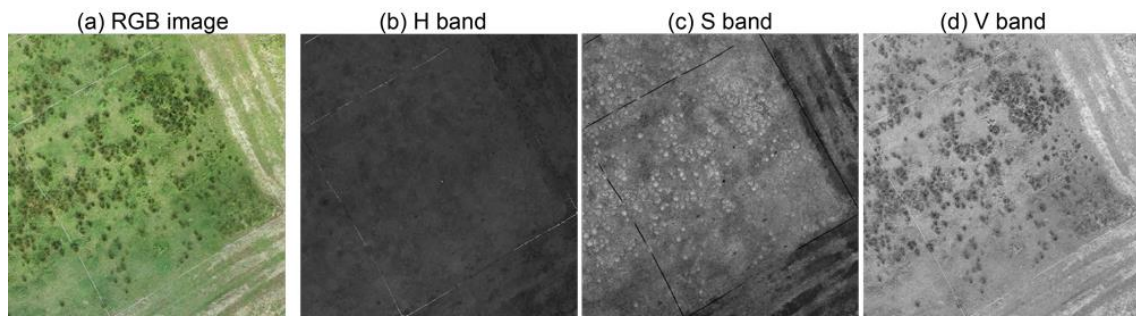


図 3.8. RGB オルソ合成画像 (a) と HSV 変換後の H 画像 (b), S 画像 (c), V 画像 (d).

### 3.5. 結論.

牧草地の管理者は、圃場内の雑草の位置と量を正確に把握する必要がある。しかし雑草の分布図作成には多大な労力がかかるため、これまで分布図の作成は実現されなかった。本研究では UAV で空撮した写真を SfM ソフトウェアでオルソ化し、OBIA-RF 法によりチカラシバの分布図(精度 95%以上)を作成した。

OBIA 法では、4つの高度(28, 56, 82, 114 m)から空撮した画像を使用した。これらの画像から、RGBもしくはHSVの色空間に変換したもの(3レイヤ)と、DSMとテクスチャ画像(2レイヤ)から合計5レイヤの画像を作成した。各レイヤをOBIAでセグメント分割し、各セグメントの中央値、標準偏差、最小値、最大値の4通りの統計量を計算した。これら20通り(5レイヤ × 4 統計量)の特徴量を、RF分類の入力値に用いた。

UAV 空撮から画像処理までの一連の作業は、一人の作業員で実行可能である。そして数 ha 程度の牧草地ならば全作業は数日間で終了する。この方法は、極めて効率的で省力的、かつ低コスト、そして高精度に実施できる。

---

— 第 4 章 —  
総合考察

*Chapter 4: General discussion*

---

## 第4章 総合考察

### 4.1. 研究の背景および結果

現在、日本の畜産業は、従事者の高齢化や円高による輸入乳製品の増加等により大変に厳しい経営状況に置かれている。このため本研究は、牧草地における作業の効率化や省力化を進めていく具体策の一例として、牧草地の雑草駆除作業の効率化を目指した。これまで、広大な牧草地のどこにどれだけの雑草が成育しているのかを徒歩で調査していたため正確、迅速な調査は困難であり、やむなく勘と経験に頼っていた。そこで日本全国に生育し、繁殖力や生命力が強く、駆除の困難な雑草であるチカラシバを対象に、市販の小型 UAV を使って牧草地のチカラシバ分布図の作成を試みた。

チカラシバの穂は黒色のため、出穂期の牧草地の UAV 空撮画像でチカラシバを観察すると、他の植物とは明らかに異なる黒みがかった濃緑色に見えるという特徴がある。これを分類の手がかりとして、チカラシバの出穂期に 20 m 四方の 2 つの調査区(プロット A およびプロット B)を設定し、撮影高度を変えて UAV で空撮した。その画像を SfM ソフトウェアで処理し、オルソ画像化した。この画像を電算処理し、チカラシバの株数を計数した。その精度を検証するため、調査区内のチカラシバの株数を地上調査により計数した。

第2章では、従来のピクセルベースのリモートセンシングでの解析を行った。解析には、3段階(28, 56, 82 m)の高度から UAV で空撮した画像を用いた。画像内のノイズ除去のために、 $3 \times 3$ ,  $5 \times 5$ ,  $7 \times 7$ ,  $9 \times 9$ ,  $11 \times 11$ ,  $13 \times 13$ ,  $15 \times 15$  の7種類のサイズのメディアンフィルタを適用し、閾値を設定してチカラシバを分類した。その結果、高度 56 m の空撮画像を用い、 $7 \times 7$ サイズのフィルタで処理したものが最も良好な結果であった。この時のチカラシバの分類精度は 80.28%であった。

この手法はリモートセンシングの処理において長年行われてきたもので、手順は完成されているため処理は比較的、容易である。しかし簡易法ではあるものの、8割を超す実用的な精度が得られた。

高度 28 m で撮影された画像は、高度 56 m で撮影された画像よりも解像度が高い。しかし高度 56 m の画像で良い結果が得られたことから、過去の同様の研究結果においても報告されているように、必ずしも高解像度画像の使用が良好な結果をもたらすものではない事が示唆された。これは「塩とコショウ」現象と呼ばれる草などの地上の物体の影が引き起こすノイズに起因するものである。

高度 56 m からの画像は、高度 28 m の画像よりも広範囲が撮影できるため、UAV の作業効率の点からも有利であると考えられた。高度 28m では 1ha の空撮に 27.3 分かかったが、高度 56m では 1ha の空撮に 4.6 分しかかからなかった。UAV は小型で安価という特徴を有しているが、飛行速度はそれほど早くない。そのため広域の空撮には数時間を要する事も珍しくない。空撮高度を上げて短時間で広範囲を空撮できる撮影条件において、良好な精度で解析が可能であった事は、実用化に向けて大変有利である。

第 3 章では、更なる解析精度の向上を目指し、オブジェクトベースのセグメント分類 (object-based image analysis = OBIA) と機械学習 (Random Forest = RF) による画像分類を組み合わせて、チカラシバの分類を行った。この処理に使用した画像の空撮高度は、28, 56, 82, 114 m の 4 段階である。

処理の過程で、RGB と HSV の 2 通りの色空間による画像を作成し分類した。その結果、飛行高度 28m の画像を HSV 変換して処理したものの OBB 精度 (最高値は 1) は、プロット A で 0.946 であり、プロット B で 0.992 という大変、高精度なものであった。

第 3 章で行った処理は、第 2 章で行った処理に比べるとやや複雑な手順を必要とするが、精度 100% に近い高精度な分類ができた。RF 分類に用いた各種の入力値について検討したところ、RGB 画像では緑色の情報を示す G バンドの寄与率が高かった。そして HSV

画像では、色の明暗を示す V バンドにおいて高い寄与率を示していた。これらはどちらの画像においても、初夏のチカラシバの穂が黒色である事に由来しているためであると考えられた。

現状では、OBIA や RF による画像処理手法はまだ発展段階のため、本研究では、各所の解析用途別に開発された数種のソフトウェアを組み合わせることで処理を行った。そのため処理には、やや煩雑な手順を必要とするが、今後はこれらを統合した専用ソフトの開発により、簡単な操作で同様の処理が可能となるものと考えられる。

本研究では、第 2 章、第 3 章ともに UAV の操縦を手動で行った。実験を行った当時は手動による操縦しかできなかったが、現在の UAV では、あらかじめ設定した飛行ルートに従って正確に自動飛行する機能が備わっている。この機能を使えば、手動で操縦するよりも効率的にかつ精度良く空撮が可能になるため、広域の空撮する際の省力化や時間短縮につながる。

本研究では、チカラシバの季節変化に着目して分類を行ったが、他の雑草でも同様に、季節に応じて見られるその草種に特有な変化に着目し、時期を逃さずに UAV 空撮を行えば、数 ha の広範囲に及ぶ、各種雑草の正確な分類と分布の解析と図化を、一人で迅速かつ省力的に行えるようになるものと考えられる。

## 4.2. 研究成果の普及と今後の展望

本研究で行ったチカラシバの検出手法は、チカラシバが初夏に黒色の穂を付けるという、他の植物には見られないチカラシバに特有の特徴に着目したものである。そのため提案処方では雑草駆除の適期とされている春季よりも遅い時期でなければチカラシバの検出が行えないため、その年のチカラシバの駆除には間に合わない。その対策として、春季の雑草を駆除する際には、前年の夏に作成したチカラシバマップを使用する事で対応する。

本研究では、チカラシバの株色の季節変化に着目して分類を行ったが、他の雑草でも同様に、季節に応じて見られる各種雑草に特有の変化に着目し、時期を逃さずに UAV 空撮を行えば、数 ha の広範囲に及ぶ各種雑草の正確な分類と分布を、一人で迅速かつ省力的に行えるようになると考えられる。小型軽量で手軽に持ち運びが可能で、空撮経費の安価な UAV は、このような頻りに情報を収集する用途に最適のツールである。

以上より得た雑草の分布図の解析により、雑草群落の面積や密度により駆除のランクを付けられるため、群落の駆除の優先順位付けが可能になる。これにより無駄のない経路設定が可能となり、効率的な駆除作業が可能となる。雑草の分布情報を、現在開発が進む GPS トラクタと組み合わせると、早春期の雑草の旺盛な初期成育ステージにおいて、優先順位に従って無人で牧草地を自動巡回しながら、駆除が必要な箇所のみをパッチ状に耕耘できるため、時間や燃料などの経費が節約できる。

また UAV 空撮画像を SfM で処理すると、DSM (Digital Surface Model) と呼ばれる草高を含めた地表面の高さ情報が取得できるため、牧草の草高による成育不良個所の特定も可能である。このデータを用い GPS トラクタで成育不良個所のみでの追肥を行えば、無駄のない最小量の肥料で牧草の収量増加も見込める。以上のように UAV 空撮画像は、雑草の駆除のみならず、用途や目的により施肥などの牧草地の多様な管理に使える情報源となる。

近年、UAV は低価格化とともに高性能化が進んでいるため、輸送や農薬散布など、多方面への利用が期待されている。しかしこれらの用途への利用は、機体の大型化をもたらすし、初期投資や運用経費を増大させ、さらに墜落などのトラブル発生時の安全性も低下させるものと懸念する。また UAV は天候や風などの影響を受け易いため、特に雨の多い我が国では毎日の運用は難しい。

そのため UAV は、安価な小型機でも実施が可能な空撮用途に使用して、写真画像から情報を得る使い方が経済的にも安全性にも優れた利用方法であると考えられる。農地や草地

の管理のように、既に大型トラクタなどの機械化が進んでいる業務においては、これらの機械を時間や経費の点において効率的に利用するため、タイムリーで正確な現地情報を安価に獲得する手段として利用すべきと考える。

UAV は今後もさらに各産業分野において利用拡大が見込めるため、より一層の低価格化とともに高性能化が進んでいくと考えられる。これにより操作の簡易化や自動化、安全性の向上が、一層進むものと期待される。その結果、今後、一人のオペレーターが、同時に複数のドローンを使う状況が一般化されると考えられる。

このため将来は、複数のドローンの分散利用により、広域の情報を同時に取得可能になると考えられる。例えば今回、良好な結果が得られたのは、第2章では高度56mから空撮した画像であったが、第3章では高度28mからの画像であった。この事は、第3章の提案手法の実行には第2章の手法の実行よりも空撮にかかる時間が多く必要な事を示している。第3章の手法を実施する場合、対象のエリアを分割し、各エリアを1台のドローンで空撮すれば、空撮時間の短縮が可能である。その場合のコストの増加は、機体価格の低廉化により解消する。

一方、これら複数のドローンを連結しての集中利用が可能になれば、単機では不可能な大きなペイロードが確保できるため、コストをかけずに例えばレーザー距離計のようなカメラに代わる、重くてより高性能なセンサの搭載や、少量の農薬や肥料の散布や運搬などへの応用も可能となると考えられる。これによりドローンの稼働率が上がり、トータルのコストが低下するものと期待される。

今後も少子高齢化が進行すると予想される我が国の産業界全般において、IoTなどの情報化や機械化は国を挙げて推進していくべき目標となっている。本研究で提案した、畜産業へのドローンや機械学習ソフトウェア技術などの情報化の推進は、かつて人力で行っていた作業を機械化によって省力化するだけにとどまらず、作業時間の短縮や画像の目視判読ではなし得なかった高精度な自動判別をもたらした。これらの技術が新しいビジネ



モデルとして海外にも普及すれば、人口の増加により懸念される食糧やエネルギーの不足を回避する技術の一端を担うものと期待する。

## 謝 辞

本研究は、2015年に広島大学大学院国際協力研究科の入学したのを機に、市販品として黎明期であった小型ドローンを使い牧草地の雑草を空撮し、同じく商品化されて間のない SfM ソフトウェアを使って空撮画像を解析した事から始まった。

その後、筆者は東広島市から三次市に異動し、毎日の往復 100 キロ以上の自動車通勤が負担になったため、途中で学業を断念する事も考えたが、多くの方々からのご指導と激励を賜り、ここに学位論文として取りまとめる事ができた。心より御礼申し上げます。

特に国立研究開発法人国際農林水産業研究センターの川村健介先生には、ご多忙にも関わらず論文の執筆に対して熱心なご指導をいただいた。また広島大学大学院統合生命科学研究科、前田照夫先生には、指導教員として、遅々として進まない私の論文執筆に対して叱咤激励していただいた。広島大学大学院統合生命科学研究科の黒川勇三先生には、フィールド調査の際に農場技術職員の方々の中に立ってスケジュールの調整をしていただくなど、献身的なご協力をいただいた。誠に感謝に堪えない。また本学位論文のとりまとめにあたり、広島大学大学院統合生命科学研究科の都築政起教授、広島大学大学院国際協力研究科の保坂哲朗准教授、農業・食品産業総合研究機構西日本農業研究センターの渡辺也恭グループ長には多くの示唆やご助言をいただいた。心よりお礼申し上げます。

広島大学国際協力研究科開発技術コース研究室の吉利怜奈さん、Jihyun Lim さん、Wei Guo さん、Xinyan Fan さんの皆さんにも、フィールド調査や学会発表の準備などで多くの協力や援助をいただいた。

入学当時の私の職場である、広島県立総合技術研究所西部工業技術センター生産技術アカデミーの打田澄雄 支所長(当時)と門藤至宏 製品設計部長(当時)には、社会人と学生という二足のワラジを履いた私に対して、温かいご支援と業務へのご配慮をいただい

た。

最後に、十分な教育を受ける機会を与えてくれた両親と、休日のフィールド調査やデータ処理に対して理解を示してくれた妻直子、そして憲一郎、文直の二人の息子たちに、心から感謝する。

## 引用文献

- Achanta, R., Shaji, A., Smith, K., Lucchi, A., Fua, P., Susstrunk, S. (2010) SLIC superpixels. *EPFL Tech. Rep.* 149300 15. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2012.120>
- Achanta, R., Shaji, A., Smith, K., Lucchi, A., Fua, P., Süssstrunk, S. (2012) SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 34, 2274–2281. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2012.120>
- 秋山 侃, 山形与志樹, 芝山道郎, 林 治雄 (1989) 牧草および作物の分光反射特性 V 多時期のランドサットTMデータによるチカラシバ分布調査. 日本草地学会誌 35(別), 171–172.
- Anys, H., He, D.C. (1995) Evaluation of textural and multipolarization radar features for crop classification. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 33, 1170–1181. <https://doi.org/10.1109/36.469481>
- Beaulieu, J.M., Goldberg, M. (1989) Hierarchy in picture segmentation: a stepwise optimization approach. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 11, 150–163. <https://doi.org/10.1109/34.16711>
- Belgiu, M., Drăguț, L. (2016) Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 114, 24–31. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011>
- Blaschke, T., Hay, G.J., Kelly, M., Lang, S., Hofmann, P., Addink, E., Queiroz Feitosa, R., van der Meer, F., van der Werff, H., van Coillie, F., Tiede, D. (2014) Geographic object-based image analysis – towards a new paradigm. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 87, 180–191. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.09.014>
- Borra-Serrano, I., Peña, J., Torres-Sánchez, J., Mesas-Carrascosa, F., López-Granados, F.

- (2015) Spatial Quality Evaluation of Resampled Unmanned Aerial Vehicle-Imagery for Weed Mapping. *Sensors* 15, 19688–19708. <https://doi.org/10.3390/s150819688>
- Breiman, L. (2001) Random forests. *Mach. Learn.* 45, 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Cheng, M.M., Mitra, N.J., Huang, X., Torr, P.H.S., Hu, S.M. (2015) Global contrast based salient region detection. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 37, 569–582. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2014.2345401>
- Comaniciu, D., Meer, P. (2002) Mean shift: a robust approach toward feature space analysis. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 24, 603–619. <https://doi.org/10.1109/34.1000236>
- Csillik, O. (2017) Fast segmentation and classification of very high resolution remote sensing data using SLIC superpixels. *Remote Sens.* 9. <https://doi.org/10.3390/rs9030243>
- Cutler, D.R., Edwards, T.C., Beard, K.H., Cutler, A., Hess, K.T., Gibson, J., Lawler, J.J., 2007. Random forests for classification in ecology. *Ecology* 88, 2783–2792. <https://doi.org/10.1890/07-0539.1>
- de Castro, A.I., Jurado-Expósito, M., Peña-Barragán, J.M., López-Granados, F. (2012) Airborne multi-spectral imagery for mapping cruciferous weeds in cereal and legume crops. *Precis. Agric.* 13, 302–321. <https://doi.org/10.1007/s11119-011-9247-0>
- de Castro, A.I., López-Granados, F., Jurado-Expósito, M. (2013) Broad-scale cruciferous weed patch classification in winter wheat using QuickBird imagery for in-season site-specific control. *Precis. Agric.* 14, 392–413. <https://doi.org/10.1007/s11119-013-9304-y>
- de Castro, A.I., Torres-Sánchez, J., Peña, J.M., Jiménez-Brenes, F.M., Csillik, O.,

- López-Granados, F. (2018) An automatic random forest-OBIA algorithm for early weed mapping between and within crop rows using UAV imagery. *Remote Sens.* 10. <https://doi.org/10.3390/rs10020285>
- Dong, Z., Wang, M., Li, D. (2017) A high resolution remote sensing image segmentation method by combining superpixels with minimum spanning tree. *Acta Geod. Cartogr. Sin.* 46, 734–742. <https://doi.org/10.11947/j.AGCS.2017.20160514>
- Fan, X., Kawamura, K., Xuan, T.D., Yuba, N., Lim, J., Yoshitoshi, R., Minh, T.N., Kurokawa, Y., Obitsu, T. (2018) Low-cost visible and near-infrared camera on an unmanned aerial vehicle for assessing the herbage biomass and leaf area index in an Italian ryegrass field. *Grassl. Sci.* 64, 145–150. <https://doi.org/10.1111/grs.12184>
- Felzenszwalb, P.F., Huttenlocher, D.P. (2004) Efficient Graph-Based Image Segmentation. *Int. J. Comput. Vis.* 59, 167–181. <https://doi.org/10.1023/B:VISI.0000022288.19776.77>
- Gebhardt, S., Kühbauch, W. (2007) A new algorithm for automatic *Rumex obtusifolius* detection in digital images using colour and texture features and the influence of image resolution. *Precis. Agric.* 8, 1–13.
- Gong, P., Howarth, P.J. (1992) Land-use classification of SPOT HRV data using a cover-frequency method. *Int. J. Remote Sens.* 13, 1459–1471. <https://doi.org/10.1080/01431169208904202>
- Guan, S., Fukami, K., Matsunaka, H., Okami, M., Tanaka, R., Nakano, H., Sakai, T., Nakano, K., Ohdan, H., Takahashi, K. (2019) Assessing correlation of high-resolution NDVI with fertilizer application level and yield of rice and wheat crops using small UAVs. *Remote Sens.* 11, 112. <https://doi.org/10.3390/rs11020112>
- Hamuda, E., Mc Ginley, B., Glavin, M., Jones, E. (2018) Improved image processing-based

- crop detection using Kalman filtering and the Hungarian algorithm. *Comput. Electron. Agric.* 148, 37–44. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.02.027>
- Haris, K., Efstratiadis, S.N., Maglaveras, N. (1998) Watershed-based image segmentation with fast region merging, In: *Proceedings 1998 International Conference on Image Processing*. ICIP98 (Cat. No.98CB36269). IEEE Comput. Soc, pp. 338–342. <https://doi.org/10.1109/ICIP.1998.727211>
- 林 治雄 (2002) 山羊放牧によるチカラシバの抑圧 : 最適放牧圧の検証. 日本草地学会誌 48(Ex), 88–89. <https://doi.org/10.14941/grass.48.88>
- Hill, R.A., Foody, G.M. (1994) Separability of tropical rain-forest types in the tambopata-candamo reserved zone, peru. *Int. J. Remote Sens.* 15, 2687–2693. <https://doi.org/10.1080/01431169408954276>
- Hsieh, P.F., Lee, L.C., Chen, N.Y. (2001) Effect of spatial resolution on classification errors of pure and mixed pixels in remote sensing. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 39, 2657–2663. <https://doi.org/10.1109/36.975000>
- 井出保行 (2006) 放牧牛に付着するチカラシバ種子数の経時的推移. 日本草地学会誌 (別) 52, 312–313.
- 猪股英行, 福間 恵, チョンムハタル, 嶋村 清 (2006) バルーン観測システム(BOS)の基本性能と適用例—低高度リモートセンシング用プラットフォームの開発—. 日本リモートセンシング学会誌 26, 309–317. <https://doi.org/10.11440/rssj1981.26.309>
- Jianbo Shi, Malik, J. (2000) Normalized cuts and image segmentation. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 22, 888–905. <https://doi.org/10.1109/34.868688>
- Kawamura, K., Sakuno, Y., Tanaka, Y., Lee, H.-J., Lim, J., Kurokawa, Y., Watanabe, N. (2011) Mapping herbage biomass and nitrogen status in an Italian ryegrass (*Lolium multiflorum* L.) field using a digital video camera with balloon system. *J. Appl. Remote*

- Sens.* 5. <https://doi.org/10.1117/1.3659893>
- Laliberte, A.S., Winters, C., Herrick, J.E., Rango, A. (2010) Acquisition, orthorectification, and object-based classification of unmanned aerial vehicle (UAV) imagery for rangeland monitoring. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* 76, 661–672. <https://doi.org/10.14358/PERS.76.6.661>
- Lee, H.-J., Lee, H. won, Go, H.J. (2016) Estimating the spatial distribution of *Rumex acetosella* L. on hill pasture using UAV monitoring system and digital camera. *J. Korean Soc. Grassl. Forage Sci.* 36, 365–369. <https://doi.org/10.5333/kgfs.2016.36.4.365>
- Lim, J., Kawamura, K., Lee, H.-J., Yoshitoshi, R., Kurokawa, Y., Tsumiyama, Y., Watanabe, N. (2015) Evaluating a hand-held crop-measuring device for estimating the herbage biomass, leaf area index and crude protein content in an Italian ryegrass field. *Grassl. Sci.* 61, 101–108. <https://doi.org/10.1111/grs.12083>
- López-Granados, F. (2011) Weed detection for site-specific weed management: mapping and real-time approaches. *Weed Res.* 51, 1–11. <https://doi.org/10.1111/j.1365-3180.2010.00829.x>
- López-Granados, F., Jurado-Expósito, M., Peña-Barragán, J.M., García-Torres, L. (2006) Using remote sensing for identification of late-season grass weed patches in wheat. *Weed Sci.* 54, 346–353. <https://doi.org/10.1614/WS-05-54.2.346>
- López-Granados, F., Torres-Sánchez, J., Serrano-Pérez, A., de Castro, A.I., Mesas-Carrascosa, F.-J.J., Peña, J.-M.M. (2016) Early season weed mapping in sunflower using UAV technology: variability of herbicide treatment maps against weed thresholds. *Precis. Agric.* 17, 183–199. <https://doi.org/10.1007/s11119-015-9415-8>



- Ma, L., Cheng, L., Li, M., Liu, Y., Ma, X. (2015) Training set size, scale, and features in Geographic Object-Based Image Analysis of very high resolution unmanned aerial vehicle imagery. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 102, 14–27. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.12.026>
- Marceau, D.J., Howarth, P.J., Dubois, J.M., Gratton, D.J. (1990) Evaluation of the grey-level co-occurrence matrix method for land-cover classification using Spot imagery. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 28, 513–519. <https://doi.org/10.1109/TGRS.1990.572937>
- Otsu, N. (1979) A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.* 9, 62–66. <https://doi.org/10.1109/TSMC.1979.4310076>
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M., Duchesnay, É. (2011) Scikit-learn: Machine learning in Python. *J. Mach. Learn. Res.* 12, 2825–2830.
- Peña-Barragán, J.M., López-Granados, F., Jurado-Expósito, M., García-Torres, L. (2007) Mapping *Ridolfia segetum* patches in sunflower crop using remote sensing. *Weed Res.* 47, 164–172. <https://doi.org/10.1111/j.1365-3180.2007.00553.x>
- Peña, J.M., Torres-Sánchez, J., de Castro, A.I., Kelly, M., López-Granados, F. (2013) Weed mapping in early-season maize fields using object-based analysis of unmanned aerial vehicle (UAV) images. *PLoS One* 8, e77151. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0077151>
- Peña, J.M., Torres-Sánchez, J., Serrano-Pérez, A., de Castro, A.I., López-Granados, F. (2015) Quantifying efficacy and limits of unmanned aerial vehicle (UAV) technology for weed seedling detection as affected by sensor resolution. *Sensors* 15, 5609–5626.

<https://doi.org/10.3390/s150305609>

- Gong, P., Howarth, P.J. (1992) Frequency-based contextual classification and gray-level vector reduction for land-use identification. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* 58, 423–437.
- Ponti, M., Chaves, A.A., Jorge, F.R., Costa, G.B.P., Colturato, A., Branco, K.R.L.J.C. (2016) Precision agriculture: Using low-cost systems to acquire low-altitude images. *IEEE Comput. Graph. Appl.* 36, 14–20. <https://doi.org/10.1109/MCG.2016.69>
- Roberts, R., Sinha, S.N., Szeliski, R., Steedly, D. (2011) Structure from motion for scenes with large duplicate structures. In: *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. pp. 3137–3144. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2011.5995549>
- Rodriguez-Galiano, V.F., Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M., Rigol-Sanchez, J.P. (2012) An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 67, 93–104. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2011.11.002>
- 酒井 博 (1978) わが国における牧草地の雑草. *雑草研究* 23, 151–159. <https://doi.org/10.3719/weed.23.151>
- Shackelford, A.K., Davis, C.H. (2003) A hierarchical fuzzy classification approach for high-resolution multispectral data over urban areas. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 41, 1920–1932. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2003.814627>
- Shaw, D.R. (2005) Remote sensing and site-specific weed management. *Front. Ecol. Environ.* 3, 526–532.
- Snavely, N., Seitz, S.M., Szeliski, R. (2008) Modeling the world from Internet photo collections. *Int. J. Comput. Vis.* 80, 189–210.

<https://doi.org/10.1007/s11263-007-0107-3>

Stutz, D., Hermans, A., Leibe, B. (2018) Superpixels: An evaluation of the state-of-the-art.

*Comput. Vis. Image Underst.* 166, 1–27. <https://doi.org/10.1016/j.cviu.2017.03.007>

高橋 俊, 高橋 繁男 (1999) 異なる採食圧を想定した刈取条件下におけるチカラシバの

種子繁殖と生産性. 日本草地学会誌 45 (別), 66–67.

<https://doi.org/10.14941/grass.45.66>

高橋 繁男, 高橋 俊, 芝山 道郎, 井村 毅 (1999) 放牧の強さと2草種の草量変化モデル

ル: チカラシバを抑圧するためのモデル実験. 日本草地学会誌 45 (別), 2–3.

<https://doi.org/10.14941/grass.45.2>

Tamouridou, A.A., Alexandridis, T.K., Pantazi, X.E., Lagopodi, A.L., Kashefi, J., Moshou,

D. (2017) Evaluation of UAV imagery for mapping *Silybum marianum* weed patches.

*Int. J. Remote Sens.* 38, 2246–2259. <https://doi.org/10.1080/01431161.2016.1252475>

Thorp, K.R., Tian, L.F. (2004) A review on remote sensing of weeds in agriculture. *Precis.*

*Agric.* 5, 477–508. <https://doi.org/10.1007/s11119-004-5321-1>

Torres-Sánchez, J., López-Granados, F., De Castro, A.I., Peña-Barragán, J.M. (2013)

Configuration and specifications of an unmanned aerial vehicle (UAV) for early site specific weed management. *PLoS One* 8, 1–15.

<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0058210>

Tremeau, A., Colantoni, P. (2000) Regions adjacency graph applied to color image

segmentation. *IEEE Trans. Image Process.* 9, 735–744.

<https://doi.org/10.1109/83.841950>

Verhoeven, G. (2011) Taking computer vision aloft – archaeological three-dimensional

reconstructions from aerial photographs with photostan. *Archaeol. Prospect.* 18,

67–73. <https://doi.org/10.1002/arp.399>

- Vincent, L. (1993) Morphological grayscale reconstruction in image analysis: applications and efficient algorithms. *IEEE Trans. Image Process.* 2, 176–201.  
<https://doi.org/10.1109/83.217222>
- Wang, M., Dong, Z., Cheng, Y., Li, D. (2018) Optimal segmentation of high-resolution remote sensing image by combining superpixels with the minimum spanning tree. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 56, 228–238.  
<https://doi.org/10.1109/TGRS.2017.2745507>
- Westoby, M.J., Brasington, J., Glasser, N.F., Hambrey, M.J., Reynolds, J.M. (2012) ‘Structure-from-Motion’ photogrammetry: A low-cost, effective tool for geoscience applications. *Geomorphology* 179, 300–314.  
<https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/j.geomorph.2012.08.021>
- Wu, J., Yang, G., Yang, X., Xu, B., Han, L., Zhu, Y. (2019) Automatic counting of *in situ* rice seedlings from UAV images based on a deep fully convolutional neural network. *Remote Sens.* 11, 691. <https://doi.org/10.3390/rs11060691>
- 安田泰輔 (2018) 小型無人航空機と画像解析を用いた半自然草地の植生マッピング. 日本草地学会誌 64, 43–47. <https://doi.org/10.14941/grass.64.43>
- Yokoyama, R., Shirasawa, M., Pike, R.J. (2002) Visualizing topography by openness: A new application of image processing to digital elevation models. *Photogramm. Eng. Remote Sensing* 68, 257–265.
- Zisi, T., Alexandridis, T.K., Kaplanis, S., Navrozidis, I., Tamouridou, A.A., Lagopodi, A., Moshou, D., Polychronos, V. (2018) Incorporating surface elevation information in UAV multispectral images for mapping weed patches. *J. Imaging* 4, 132.  
<https://doi.org/10.3390/jimaging4110132>