

ドローンによる新たな造林地管理手法の提案 ～高精度 GNSS と AI の活用～

岩手南部森林管理署	発表者・チームリーダー	主事	田中 慈
	発表者	森林情報管理官 一般職員	中村 優介 佐藤 嶺花
	チーム員	主事	角掛 美咲
	アドバイザー	署長	志磨 克

1 はじめに

現在、我が国の人工林は林齢 50 年以上の林分が約 6 割を占め、本格的な利用期を迎えています。伐採後の再造林については低位で推移しています。再造林が進まない要因としては、担い手の高齢化や従事者数減少による労働力不足や、高い育林コストなどによる経営意欲の減退があげられており（林野庁 2025）、再造林を推進していく上では、育林コストの中でも特に大きな割合を占める植付後の下刈や除伐作業において、労力やコストがかかっている部分をどの程度低減できるかが特に重要となります。

実際に、下刈・除伐作業の実施に当たっては、同じ林齢の人工林であっても、林小班ごとに雑草木の繁茂状況に大きな差があったり、同一林小班内であっても場所によって繁茂状況にムラがあったりする場合があります。このような場合に一律に下刈を行うと、本来不要な場所でも作業を行うこととなり、作業効率の低下やコスト増加につながりますが、雑草木の繁茂状況を正確に把握できれば、下刈の要否などの判断を確実かつ省力的に実施でき、繁茂状況に応じて必要箇所を絞って作業を行うことも可能となります。

また、下刈の際に、雑草木で植栽箇所の判断が困難な場合や、誤って苗木を刈ってしまうリスクもありますが、植栽位置を正確に把握することができれば、作業者の作業効率の向上につながるだけでなく、苗木の誤伐リスクを低減することも可能になります。

以上のことから、下刈・除伐作業を省力化・低コスト化していくためには、雑草木の繁茂状況や苗木位置情報を正確かつ簡易に把握できるようにすることが有効です。

そこで当署では、UAV（ドローン）による撮影データを活用し、高精度 GNSS を用いた「雑草木高の定量化」、物体検出 AI を活用した「AI による苗木判定」について検証しました。

2 研究・取組方法

（1）雑草木高の定量化

雑草木高の定量化に当たっては、UAV で撮影した地拵え前後の造林地データを重ね合わせることで雑草木高の変化を算出し、雑草木繁茂状況の把握に活用可能かを確認しました。

具体的には、造林地データは、UAV（Evo II pro・Evo II、Autel）を用いた自動飛行により地拵え前と地拵え後に空中撮影を行い、得られたデータから作業前後の植生高の変化を算出しました。撮影対象は令和 7 年度に地拵えを実施した 5 つの林小班で、林小班ごとに条件を揃えて撮

様式2

影を行いました。UAVの飛行条件は、飛行高度を40～60メートル、オーバーラップ率及びサイドラップ率は約85%に設定しました。

植生高については、SfMソフトウェア(Metashape Professional(Version1.2.0)、Agisoft LLC製)を用いて、UAVで撮影した各造林地における画像から三次元点群を作成し、地拵え前後の地表面高の差分から算出しました。但し、UAVに搭載されたGPSの精度の限界から、そのままのデータを使用すると、地拵え前後の点群に大きなズレが生じ(図1)、正確な植生高の算出ができないため、複数の衛星

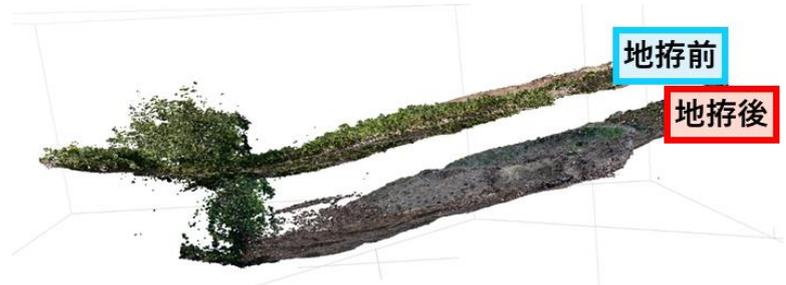


図1 座標補正しない場合の地拵前後の点群(ズレが発生)

を利用したFix解の取得によりセンチメートル単位の位置情報が取得できる高精度GNSSロガー(RTK W-band Bluetooth GNSSreceiver、ビズステーション株式会社)で取得した対空標識(造林地周囲に設置)の座標を用いて点群座標の補正を行いました。また、補正前後の精度比較により補正の有効性も併せて検証しました。

この補正後の点群データから地拵え前後それぞれの数値標高モデルを作成し、地拵え前の雑草木の表面を含むモデルをDSM(数値表層モデル)、地拵え後の地表面のみを表したモデルをDTM(数値地形モデル)としました(図2)。

これらのモデルをQGISに取り込み、ラスタ計算機を用いてDSMからDTMを差し引くことで、DCHM(数値樹冠高モデル)すなわち地表面からの植生高を算出しました(図2)。

このようにして算出したDCHMと現地の写真を比較することで、当手法による雑草木高把握の実用可能性について検証を行いました。

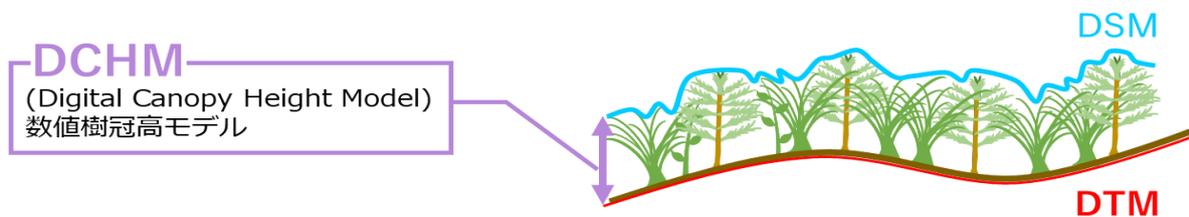


図2 各数値標高モデルのイメージ

(2) AIによる苗木判定

AIによる苗木判定に当たっては、UAVで撮影した造林地のオルソ画像を用い、予めスギ苗木画像を学習した物体検出AIにより植付直後の苗木を自動検出できるかについて検証しました。

苗木画像の学習に当たっては、1～6年生のスギ・アカマツの造林地を撮影した画像の中で苗木が写っている部分を矩形で囲み、ディープラーニングモデルであるYOLOv8(Ultralyticsが2023



図3 YOLOv8で学習した苗木

様式 2

年に公開した最新の物体検出モデル) を用いて、スギ・アカマツの苗木 (合計 9,473 本) の画像学習を行いました (図 3)。

検出用画像については、(1) と同一の林小班を同じ撮影設定で撮影し、オルソ画像化したものを使用しました (アカマツ造林地は 1 年生の苗木、残り 4 林小班は 2 年生のスギコンテナ大苗の苗木)。

苗木判定に当たっては、苗木を学習させた YOLOv8 を使用してオルソ画像内の苗木の自動検出を行い、検出結果については、OpenCV (Bradski, 2000) を用いて判定された苗木の位置を画像上に描写し、目視で正しく検出された苗木本数と雑草木を誤って苗木として検出した本数のカウントを行いました。

3 結果・考察

(1) 雑草木高の定量化

高精度 GNSS による補正前後の DCHM データを比較したところ、補正前は、雑草木箇所 DCHM が 35~40m、作業道箇所でも 25m 程度と過大な数値を示した林小班においても、補正後は同地点の DCHM がそれぞれ、3~5 m、1 m 以下となり実際の雑草木高に近い数値となりました。

こうして補正した DCHM データについて、任意の同地点で実測した雑草木高と比較すると、双方とも 1~2 m 程度となっており、同程度の値を示していることが確認できました (図 4)。

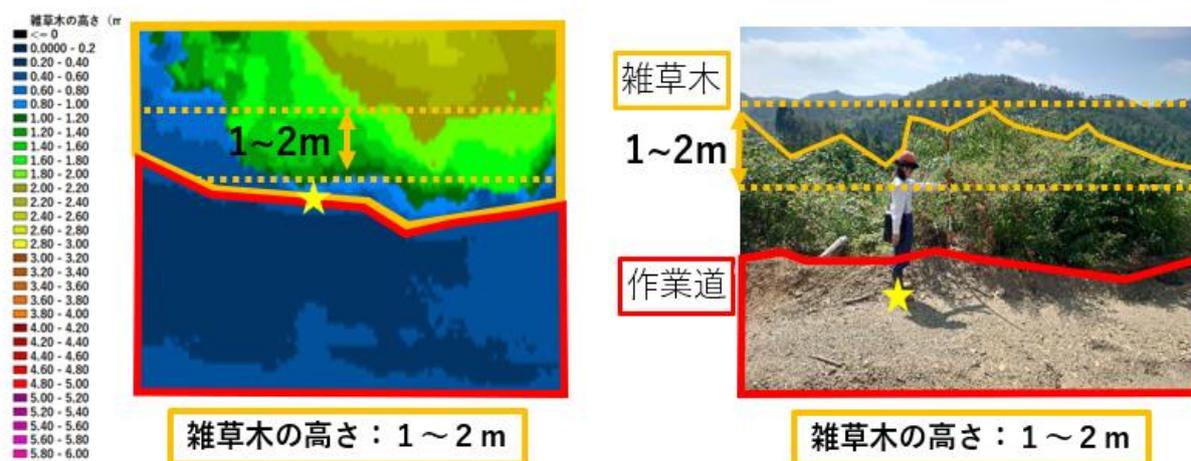


図 4 同地点における DCHM データ (左側) と現地データ (右側) の比較

このことから、UAV と高精度 GNSS を組み合わせて DCHM データを取得・補正することで、現地や室内で多大な時間や労力をかけずに、広範囲かつ高精度な現地植生の高さが把握可能になることが分かりました。

また、地拵直後に正確な DTM を取得しておけば、当該造林地の地表面データを正確に把握できるため、翌年以降に雑草木の DSM を測定することで、雑草木高を継続的かつ詳細に把握することが可能となり、さらに将来的には、成長した植栽木の樹高モニタリングも可能になると考えられます。

様式2

(2) AIによる苗木判定

令和7年度に植付を実施した林小班において、AIによる苗木検出を行った結果、殆どの苗木が未検出となりました(図5)。

苗木が検出されなかった要因としては、①学習用の葉は緑色だったのに対し、検出用データは画質が粗く、苗木が小さく目視も難しかったことが考えられました(図6)。

これらの要因を排除するため、検出用画像を、葉が緑色で苗木が大きめの造林地において撮影高度を下げて撮影し、学習した画像に色彩が近く高画質にしたものに変えてみることで、検出率が向上するののかについて追加検証しました。

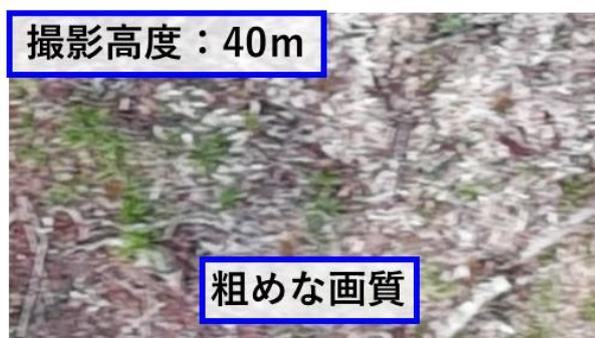


図6 未検出となったと考えられる要因(左：褐色化した苗木、右：画質が粗い苗木画像)

追加検証では、林齢4年の造林地で撮影高度を30mに下げて撮影したオルソ画像を使い、同じAIモデルで検出した結果、正検出数は上昇し検出率は約73%まで向上しました(図7)。さらに、同一のオルソ画像内でも苗木の撮影条件が良ければ、ほぼ全ての苗木を検出できていることが確認できました。

一方で、苗木画像が歪んでいたり、苗木周辺にシダ植物が繁茂している箇所では、依然として未検出や誤検出が多発していることが確認されました。

このため、これらの未検出や誤検出を低減するためには、苗木が歪まず、鮮明に写る撮影設定(オーバーラップ率、撮影高度)や、苗木が見えやすい撮影時期の検討(下刈直後、融雪直後)などが必要で、検出用データの撮影条件も非常に重要であることが分かりました。

これらのことから、今後、AIを活用した苗木検出の精度を向上させ実用化していくためには、検出用データの苗木条件や撮影条件の改善を検証していく必要がありますが、精度が向上すれば、省力的に苗木の位置を把握することが可能になると考えられます。

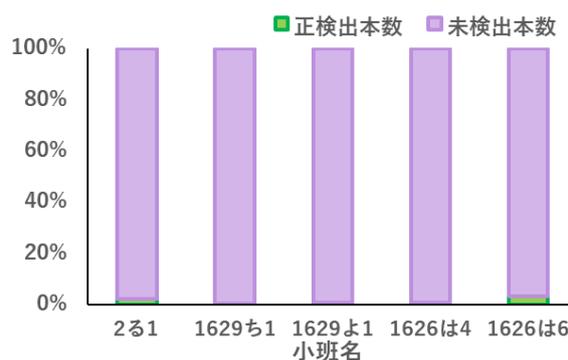


図5 苗木の検出状況

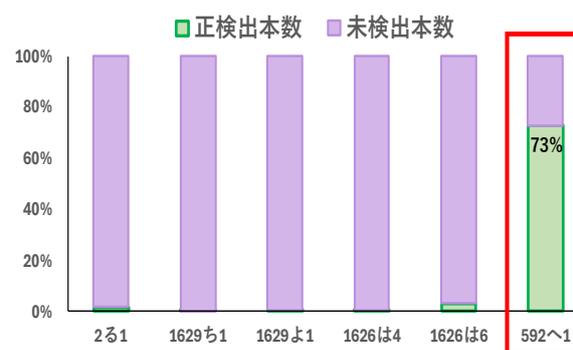


図7 苗木の検出状況
(赤枠が追加検証箇所)

(3) 総合考察

「雑草木高の定量化」においては、UAV と高精度 GNSS 測位機を組み合わせることで、造林地全体の雑草木高を省力的かつ正確に把握できることが確認できました。

また、「AI による苗木判定」においては、検出率を向上させることにより、オルソ画像上で苗木の位置を取得し QGIS に取り込むことで、苗木の高精度な座標を手軽に取得できる可能性が示されました。

これらのことから、雑草木高データと苗木位置情報を統合し、苗木の位置情報に対して周囲の雑草木高を重ね合わせることで（図8）、苗木ごとに影響範囲内の雑草木高の最頻値を算出し競合状況をクラス分けすることができ（齋、西田 2025）、苗木の植栽箇所やその周囲の雑草木高を視覚的かつ正確に把握することが可能になります。

このように、今回検証した「雑草木高の定量化」と「AI による苗木判定」を組み合わせることで、少ない労力で苗木の正確な位置把握や周辺植生高の可視化が可能となり、下刈・除伐要否の省力的かつ正確な判断や、現地作業の補助等にも活用できることが示されました。

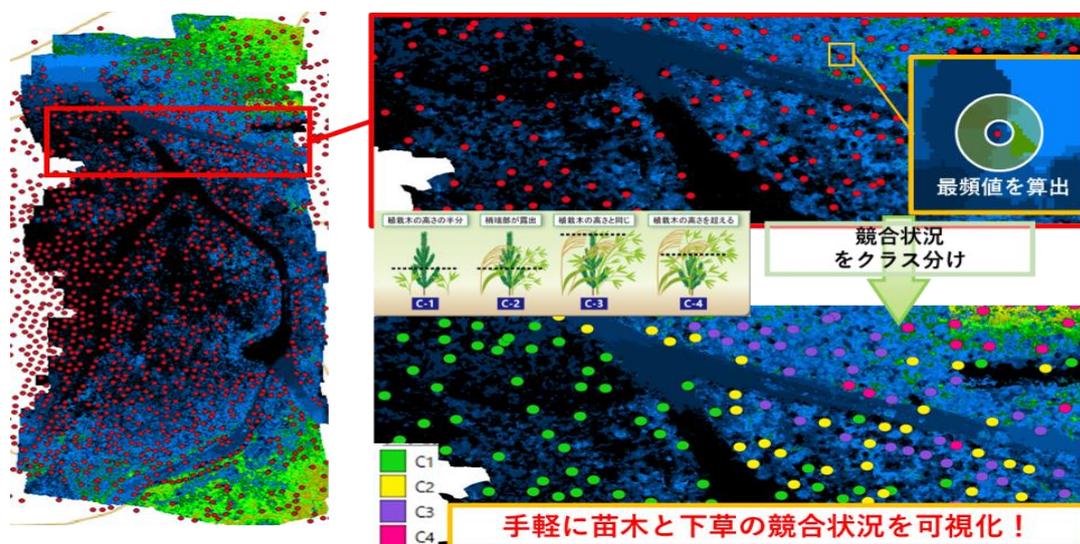


図8 雑草木高データと苗木位置情報を統合し作成した下刈要否判定図
 (右側：苗木周辺の雑草木高の最頻値から競合状況を可視化)

4 まとめ

今回実施した2点の検証を通じて、正確な雑草木高や高精度な苗木位置の座標について労力をかけずに把握することが可能であることが分かり、さらにこれらを組み合わせることにより、下刈・除伐の要否判定なども省力的に行うことが可能であることが分かりました。

一方で、今後の実用化に向けて、「雑草木の定量化」については、現地での実測値と取得データを詳細に比較し精度検証を進めるとともに、「AIによる苗木判定」については、検出率向上に資する造林地撮影条件等について検討していくことで、それぞれの手法について精度向上を図っていく必要があります。

そして、これらの技術が確立できれば、苗木の座標把握や下刈・除伐の要否判定以外にも、各育林段階で活用できる基礎データが得られることとなります（図9）。

例えば、地拵え・植付段階では、高精度 GNSS を併用して地拵直後の地表面データ (DTM) を取得しておくことで、当該造林地の詳細な地形データが得られ、また、苗木植栽後に AI を活用して苗木座標を取得しておけば、当該造林木が生立する限り活用可能な造林木の正確な位置データが得られます。

下刈・除伐段階では、考察で述べたような下刈・除伐の要否が判断できるほか、事業者に対して苗木位置や要作業エリア等の情報を提供することによる作業者の負担軽減や、事業エリアの重点化によるコスト削減、さらには完了検査業務の省力化にも貢献できます。

将来的には、間伐・主伐段階において、成長不良木などの把握や AI を活用した侵入木や枯死木の把握、正確な樹高把握による収穫調査の精度向上にも寄与できると考えられます。

以上のように、今回の検証で可能性が示された技術については、造林から主伐までの各育林段階における省力化・低コスト化や単木単位での正確なモニタリングの実現等に貢献していけることから、実用化に向けて更なる検証が必要と考えられます。



図9 育林の各段階における活用イメージ

5 参考文献

齋つかさ・西田圭佑 (2025) ドローンを用いた植栽木と競合植生の状態把握について～下刈省略区域の設定に向けたヒノキ造林地における取組～ 岐阜森林管理署

那須満まる・篠原庄次 (2024) 低コスト省力造林の取組について～オルソ画像を活用した下刈省略区域の判定～ 三重森林管理署

中尾勝洋 (2020) ドローンの林業への活用：植栽木と雑草木の競合判定 森林総合研究所 関西支所

中川太人・藤平光希・トウソウキュウ・加藤正人 (2021) UAV画像と機械学習を用いた苗木自動検出技術の開発 森林計画誌 55 35-38

林野庁 (2025) 造林に係る省力化・低コスト化技術指針の解説

林野庁 (2025) 令和6年度 森林・林業白書