

畳み込みニューラルネットワークを用いた 無人航空機 (UAV) 撮影画像からのトドマツ球果の検出

花 岡 創^{*、1}

無人航空機 (UAV) を用いて撮影したトドマツの樹冠から、畳み込みニューラルネットワークを基にした画像認識アルゴリズムである You Only Look Once (YOLO) v4 を用いて球果を検出するモデルを構築し、その精度を検証した。356 枚、合計 6,138 個の球果が写った画像で学習を行い、構築したモデルを 92 枚、合計 1,692 個の球果が写った検証用画像に適用した結果、88.5% の average precision (AP) が得られた。一方で、白く円形の小型物体を誤検出した false positive や、密集した球果を検出できなかった false negative の事例があり、これらの解決は今後の課題と考えられた。YOLOv4 を用いて UAV 撮影画像からトドマツの球果を検出することは可能であり、今後、採種園で球果を生産した個体の確認に有用と期待される。

キーワード: 物体検出, YOLOv4, トドマツ, AI, ディープラーニング

So Hanaoka^{*、1} (2021) Cone Detection of *Abies sachalinensis* Using a Convolutional Neural Network with Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Images. J Jpn For Soc 103: 372-377 An object detection model for detecting the cones of *Abies sachalinensis* on the tree crown using images shot by unmanned aerial vehicles (UAV) was developed. We used the image recognition algorithm "You Only Look Once (YOLO) v4" based on a convolutional neural network and examined its accuracy. Training was performed using 356 pictures with 6,138 cones, and the constructed model was adapted to 92 validation pictures with 1,692 cones. As a result, an average precision (AP) of 88.5% was obtained. However, small white round objects were often detected as cones (false positives) and densely situated cones were not detected (false negative). Improvement of those misdetections will be future subject. We conclude that cone detection of *A. sachalinensis* using YOLOv4 is possible, and the model will be useful to confirm cone producing individuals in seed orchards.


Key words: object detection, YOLOv4, *Abies sachalinensis*, AI, Deep Learning

I. は じ め に

トドマツ (*Abies sachalinensis*) は北海道の主要造林樹種の一つであり、北海道の針葉樹林面積の約 3 割を占め、近年も年間苗木生産量は 500 万本以上となっている (北海道 2020)。平成 30 年度の林業統計では、トドマツの林齢構成は 9 齢級以上が 7 割近くを占める状態で (北海道 2020)、これからはしばらくは一定量の主伐と再造林が継続的に行われていくと期待される。トドマツの造林用苗木を生産するための種子供給については、2009 年から 2015 年の統計では約 95% が採種園にある精英樹に由来する「育種種子」となっており、87% は国有林に設定された採種園からの供給であった (北海道 2017)。これら育種種子の重要な供給源である国有林採種園は 2020 年現在で 60 年生前後の樹齢に達しており、高所作業車等を用いて球果を採取している状況である。高樹齢化に伴う樹高増や林冠閉鎖により地上からの球果の観察が困難になってきていることに加え、トドマツの着果には豊凶があり、着果規模や頻度にクローン間差が大きいことから (田村ら 2012; 山田ら 2013; 花岡 2020)、広大な採種園内で着果量の多い個体を探索するのは大変な作業となっている。育種種苗の安定的な供給への一助として、各地の採種園それぞれに固定調査木を設定し、毎年地上から双眼鏡で樹冠を覗いて着果状況を 5 段階で評価し、平均値を公表するなどの取組がなされ

ているが (花岡 2020)、時間および労力の制約により採種園内全体から着果量の多い個体を探索・提示するような情報提供までは実現していない。

地上からの着花 (果) 調査が困難な場合であっても、UAV (無人航空機; Unmanned Aerial Vehicle) を利用して樹木を上空から撮影し、画像解析によって着花の有無を推定できた事例がカバノキ科樹木で報告されている (倉本・古家 2017)。トドマツの球果は直径が 2~2.5 cm、長さが 5~7 cm 程度 (佐竹ら 1989) でカバノキ科樹木の花よりはサイズが大きい。それゆえ、UAV からの撮影画像を用いた調査が十分に可能であろうと期待される。実際に、採種園で UAV を飛行させて撮影した画像から球果を判別する試みがなされ、樹高から 10 m までの高度で撮影すれば球果が十分に判別可能であったことなどが報告されている (大川・腰越 2020)。UAV を用いてトドマツ球果の撮影が可能であるならば、画像から球果を自動的に検出する技術を組み合わせることで、着果量の多い個体を効率的に探索し、撮影位置情報と合わせて公開することで、事業的な球果採種への一助となることが期待される。また、森林の低コスト更新手段の一つとして保残伐施策が注目され、トドマツ人工林を対象とした大規模実証試験が展開されるなどの動きもあるが (尾崎 2017; 尾崎ら 2018 など)、例えば、画像からのトドマツ球果の検出技術は遺伝的に着花性の高い保残木の探索を補助するなど、保残伐施策への発展的応

*連絡先著者 (Corresponding author) E-mail: sohana@affrc.go.jp  <https://orcid.org/0000-0002-4030-8312>

¹ 国立研究開発法人森林研究・整備機構森林総合研究所林木育種センター北海道育種場 〒069-0836 北海道江別市文京台緑町 561-1 (Hokkaido Regional Breeding Office, Forest Tree Breeding Center, Forestry and Forest Products Research Institute, Incorporated Administrative Agency, 561-1 Bunkyo-dai-midorimachi, Ebetsu, Hokkaido 069-0836, Japan) (2021 年 2 月 4 日受付; 2021 年 8 月 2 日受理)

©2021 一般社団法人日本森林学会: この著作はクリエイティブ・コモンズのライセンス CC BY-NC-ND (引用を表示し、改変せず、非営利目的に限定) の条件の元で再配布・二次利用が可能なオープンアクセスです。 <https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/deed.ja>

用なども考えられる。

画像の中から特定の物体の位置とカテゴリ（クラス）を検出する物体検出（object detection）は、近年その技術的發展が目覚ましい分野である。You Only Look Once (YOLO) は、近年の物体検出技術の主流である畳み込みニューラルネットワークを基礎とした物体検出アルゴリズムであり、他のアルゴリズムと比較して処理速度が早く、物体の検出精度も同等以上である (Bochkovskiy *et al.* 2020)。また、最近では YOLOv3 や YOLOv4 を用いて樹冠上にあるマンゴーの花序 (Koirala *et al.* 2020) やリング花序 (Shuaichao *et al.* 2020) の検出、柑橘類の果実を検出した事例 (Chen *et al.* 2020) なども報告されており、トドマツの球果検出に対しても利用可能であることが期待される。そこで、本研究では 2020 年 4 月に公表された YOLOv4 (Bochkovskiy *et al.* 2020) を利用し、UAV を用いて撮影したトドマツの樹冠の画像から球果を検出するモデルの構築を試み、得られた精度について報告する。

II. 材 料 と 方 法

1. 学習および検証用画像の準備とアノテーションデータの作成

地形や気象条件、操縦者の技量等により、実際の現場では UAV による撮影画像を均質化することが難しいと考えられる。このことから、本研究では、球果検出モデルの実用的な利用を目指す上で、可能な限り多様な条件で撮影された画像を用いた学習が有効と考えた。UAV によるトドマツ球果の撮影は、2020 年 6 月に北海道育種場（北海道江別市）のトドマツ育種素材保存園で実施するとともに、北海道森林管理局、同局森林技術・支援センター、各森林管理署の協力を得て北海道各地の国有林に設定されたトドマツ採種園（岐阜採種園、発足採種園、雨紛採種園、塩狩採種園、乙部採種園）やトドマツの人工造林地（渡島森林

管理署 2098・5101 林班、上川南部森林管理署 1065・1067・1103 林班、檜山森林管理署 1409 林班）で同年 7 月または 8 月に撮影した画像の提供を受けた。いずれの採種園も樹齢は 60 年前後であり、その他の人工造林地についても個体サイズの大きい成木の林分で撮影した画像である。撮影にあたっては、樹高から 10 m 以内であれば球果の判別が可能であったとの知見（大川・腰越 2020）を参考にし、可能な限り樹高から 5~10 m 程度の高度で撮影すること、カメラを鉛直方向に向けて撮影すること、撮影モードはオートで撮影するように依頼した。それぞれの場所での撮影条件等は表-1 の通りである。撮影に用いられた UAV の機種は DJI 社の Mavic 2 Pro あるいは Phantom 4 で、いずれも標準搭載のカメラ（J-STAGE 電子付録表 1）で撮影した。入手した画像について、球果をつけた個体が写っていない画像や、画像にブレがあった、撮影高度が高かった、あるいは画像全体で白飛びが見られた画像を除いた結果、供試画像は合計 146 枚となった（表-1）。UAV で撮影した画像は、Mavic 2 Pro の場合には 5,472×3,648 ピクセル、Phantom 4 の場合には 4,000×3,000 ピクセルであったが、画像のリサイズ処理を行うと球果が不鮮明になって判別ができなかった。それゆえ、学習および検証用画像の作成にあたっては、UAV で撮影した画像の一部分を YOLOv4 の学習時の標準サイズである 416×416 ピクセルでトリミングして作成した。UAV で撮影した個々の画像には複数の個体が写っていたが、UAV のほぼ真下にあった個体の樹冠上の球果は真円状の形態で撮影されており（例えば図-1 の (a), (b), (c), (d)）、また、UAV から離れた位置にあった個体の樹冠上の球果は、斜め上からの撮影となるため楕円形に撮影されていた（図-1 の (e), (f), (g), (h)）。これら両方のパターンの球果を含むように、球果があると判断した個体の樹冠を画像全体から満遍なくトリミングした。最終的に、448 枚のトリミング画像を作

表-1. 画像撮影地の一覧と撮影条件

撮影地	撮影機種	飛行方法	露出モード	露出補正值	f 値	シャッター速度	ISO 感度	ホワイトバランス	撮影日	撮影開始時刻	天候	解析使用枚数
北海道育種場	Mavic2Pro	手動	自動	-1.300	2.8	1/320	100	自動	6 月 12 日	11:44	晴れ	5
岐阜採種園	Phantom4Pro	プログラム飛行	自動	0.000	3.5	1/80	100	自動	7 月 1 日	9:52	晴れ	52
発足採種園	mavic2Pro	プログラム飛行	自動	0.000	6.3	1/500	800	自動	8 月 18 日	11:46	晴れ	28
銀山採種園	Phantom4pro	手動	自動	-0.656	2.8	1/285	100	自動	8 月 21 日	11:54	曇り	5
雨紛採種園	Mavic2Pro	手動	自動	0.000	2.8	1/60	100	自動	7 月 9 日	14:33	曇り	12
塩狩採種園	Mavic2Pro	プログラム飛行	自動	0.000	3.2	1/40	100	自動	8 月 11 日	10:52	晴れ	2
乙部採種園	Mavic2Pro	プログラム飛行	自動	0.000	4.5	1/160	100	自動	7 月 15 日	11:52	曇り	2
渡島森林管理署 2098 林班	Mavic2Pro	手動	自動	0.000	3.8	1/120	100	自動	7 月 10 日	12:04	晴れ	1
渡島森林管理署 5101 林班	Mavic2Pro	手動	自動	0.000	2.8	1/200	100	自動	8 月 3 日	11:27	晴れ	8
上川南部森林管理署 1065/1067 林班	Mavic2Pro	手動	自動	0.000	2.8	1/160	100	自動	8 月 13 日	11:09	曇り	27
上川南部森林管理署 1103 林班	Phantom4Pro	手動	自動	1.000	2.8	1/130	100	自動	8 月 21 日	10:02	晴れ	1
檜山森林管理署 1409 林班	Phantom4Pro	手動	自動	-1.300	2.8	1/640	100	自動	7 月 13 日	10:44	曇り	3

飛行方法のプログラム飛行については、65%のオーバーラップ率で撮影した。

成し、その内の約20%にあたる92枚をランダムに抽出して検証(validation)用画像とし、残りの356枚の画像を全て学習(training)用とした。

全ての学習用および検証用画像について、画像上にあった個々の球果を目視で判別し、その全てに対して矩形のアノテーションデータを作成した。本作業にはlabelImg (Tzutalin, LabelImg, Git code 2015) を利用した。

2. 畳み込みニューラルネットワークによる学習

本研究では、画像認識アルゴリズムである You Only Look Once の version 4 (YOLOv4; Bochkovskiy *et al.* 2020) とそれを実装するフレームワークである darknet を用いて トマトの球果を検出するモデルの構築を試みた。YOLOv4 と darknet は、YOLOv4 の開発者が公開する github (Bochkovskiy 2020) からダウンロードして使用した。ニューラルネットワークの構成については、darknet に含まれ、Bochkovskiy (2020) にも利用が案内されている YOLOv4-custom.cfg ファイルの設定を活用することとし、以下の点を本研究に合わせて変更した。network 層の画像サイズに関する指定 (width および height) は本研究の画像サイズに合わせて 416 に変更したほか、学習回数を指定する max_batches については、Bochkovskiy (2020) で class 数×2,000 が基本となるが、少なくとも学習が 6,000 反復以上であるべきことが記されていたため、本研究では 8,000 と設定した。それに合わせて、同層にある steps の設定は 6,400, 7,200 と変更した。その他、yolo 層の classes の設定を本研究のクラス数 (球果のみ) に合わせて 1 と変更したほか、convolutional 層の filters の設定を Bochkovskiy (2020) に従い (クラス数+5)×3 で 18 と変更した。それ以外については、デフォルトの構成をそのまま利用した。なお、学習データの作成時には画像データの明度や彩度等を変更したパターンも作成して学習データの拡張が行われることがあるが、YOLOv4-custom.cfg ファイルでは、net 層において入力画像関連パラメータの saturation, exposure, hue がデフォルトで有効になるよう指定されており、彩度や露光、色層を調整したトレーニング画像も生成してトレーニングデータの拡張が行われるようになっていたため、その設定をそのまま利用した。

学習は、Google 社が提供する機械学習の開発環境であり、クラウド上でウェブブラウザからプログラミング言語を実行できる Google colabory を用いて行った。なお、オプションで GPU (Graphics Processing Unit) も利用したが、利用時に接続された GPU は非公開となっており、Nvidia K80, T4, P4, P100 のいずれかが用いられた。

3. 最適なニューラルネットワークの重みの検討とモデル精度の検証

YOLOv4 で学習を終了するタイミング、どの時点の重みを採用すべきかについては、作成された矩形候補領域と正解の矩形領域の誤差を表す平均 loss 値 (Zheng *et al.* 2020) が 1 以下となってそれ以上低下しなくなった場合に学習を止めて良いであろうこと、また、目安として最終的な平均 loss が 0.05 (小規模なモデルの簡単なデータセット) から 3.0 (大規模なモデルで難しいデータセット) 程度となる

ことが提示されている (Bochkovskiy 2020)。

あるいは、過学習が生じ検証用画像へ適用した際にエラー率が上昇し始めた場合にも学習を中止し、学習中止時点以前で mAP (mean average precision; Everingham 2010, 本研究では 1 クラスのため AP) が最大となっていた重みを使用することが提案されている (Bochkovskiy 2020)。なお、AP は矩形領域の重複率を表す IoU (Intersection over Union) を基に、true positive (TP: 本研究では検出した矩形候補領域に対して正解の矩形領域が $\text{IoU} \geq 0.5$ で重なっていた数) と false positive (FP: 本研究では検出した矩形候補領域に対して正解の矩形領域が $\text{IoU} < 0.5$ の重なりであった数) および、false negative (FN: 本研究では正解の矩形領域に対して検出した矩形候補領域が $\text{IoU} < 0.5$ であった数) から推定される適合率 (Precision: $\text{TP} / (\text{TP} + \text{FP})$) と再現率 (Recall: $\text{TP} / (\text{TP} + \text{FN})$) の 2 指標を単一指標で評価するものであり、物体検出においてモデル精度の比較・検証に最も一般的に用いられる指標となっている。本研究では、YOLOv4 により学習 1 反復ごとに自動出力された平均 loss 値と、3,000 反復までは 1,000 反復ごとに、3,000 反復以降は 100 反復ごとに検証して自動出力された AP 値を保存して確認した。ニューラルネットワークの重みを保存したファイル (.weights ファイル) は学習 1,000 反復ごとに保存した。これら保存した重みのうち、平均 loss 値が最小かつ AP が最大となった時点の重みが最適であると判断されるため、本研究では、平均 loss 値が最小かつ AP 値が最大値と同程度であった学習反復時点 (結果として学習 7,000 反復時点) の重みを用いたモデルについて、検証用画像に適用して FP や FN が生じた例を目視で確認した。

III. 結 果

1. アノテーションデータの作成

トマトの球果の色味は、苞鱗のサイズが大きく緑がかっている場合には淡緑色 (J-STAGE 電子付録付図-1 (a), 図-1 の (a), (c), (d), (f) など)、苞鱗のサイズが小さくほぼ種鱗しか見えていない場合には濃紺から青紫 (J-STAGE 電子付録付図-1 (b), 図-1 (e), (h) など) に見えていた。まれに赤みがかった苞鱗に包まれて赤く見える球果も存在し得るが (J-STAGE 電子付録付図-1 (c)), 今回の撮影画像には含まれていなかった。その他、8 月の撮影では球果からヤニが出ていた場合 (図-1 (b)) や、晴天時の撮影では球果が白飛びしている場合があった (図-1 の (i), (j), (k), (l))。また、枝先の新葉部分が白飛びしている場合もあった (図-1 の (m), (n), (o), (p))。画像上で確認できた球果全てにアノテーションを付した結果、学習用画像では合計 6,138 個、検証用画像では合計 1,692 個の球果数となった。これらアノテーションを付した個々の球果は約 5×5 ピクセル以上のサイズであった (図-1 の (i), (j) などが最も小さいケース)。

2. 最適なニューラルネットワークの重みの検討とモデル精度の検証

学習の反復回数の増加に伴って平均 loss は徐々に減少

し(図-2), 重みを保存した1,000反復ごとの比較では学習が7,000反復時に最小値(1.33)となり, Bochkovski (2020)で提案されている値の範囲(0.05~3.0)にも収まっていた。APに関しては, 3,000反復時点で最大値(89.9%)が得られたものの, それ以降も87.3~89.8%の間で値が安定しており(図-3), 過学習による低下も生じていなかった。平均loss値が最小となった学習7,000反復時点のAPは88.5%であった。それゆえ, 本研究ではloss値が最も低くAP値も最大値と同程度であった時点として学習が7,000反復時点の重みを採択した。この重みを用いたモデルで, 球果を検出する信頼度スコアの閾値を0.25(YOLOのデフォルト値)に設定して検証用画像に適用し, 球果を検出した結果を図-4およびJ-STAGE電子付録付図-2~6に例示した。この設定での適合率と再現率はそれぞれ0.80と0.91となり, 球果を誤判別した例を探したところ, 白く抜けた小型の物体を検出してFPとなっていた場合があった(図-5の(a), (b), (c), および図-1の(m), (n), (o), (p)も実際にFPとなっていたものを選んだ)。また, 密集した球果で個々の輪郭の一部が不鮮明な場合に, 球果として検出されることなくFNとなっている例が見受けられた(図-5(d), (e), (f))。

IV. 考 察

1. 球果の撮影とモデルを適用した場合の球果の検出精度

本研究では, 複数の場所と時期, 二つのUAV機種を用いて撮影を行い, 色味や画像上のサイズが様々であった合計7,830個の球果を学習および検証に用いた。いずれの場合であっても, 撮影画像から球果と判別でき, アノテーションを付した球果は概ね5×5ピクセル以上のサイズで写っていた。飛行するUAVの真下にあった個体の樹冠上で真円状に撮影された球果と仮定した場合, 既述の球果サイズと地上画素寸法から換算すると, UAVからの距離がPhantom 4の場合には12 m程度まで, Mavic 2 Proの場合には20 m程度までの範囲内にあった球果を画像から判別できていたものと考えられる。それゆえ, 画像からの球果の判別にあたって, これらの数値に球果の着生している高さを加えた数値以下が, それぞれの機種に適した撮影高度の目安になると考えられた。

これら撮影された球果をYOLOv4で学習させ, 学習が7,000反復時点の重みを用いたモデルを検証用画像に適用した際のAPは88.5%であった。本研究と同様にUAV撮影画像からYOLOv3を用いてケシを検出した事例では, 用いた設定によりAPは変動したが概ね91~95%程度であったことなどを報告している(Zhou *et al.* 2019)。また, マンゴーの樹冠上の三つの花のステージを検出した事例(Koirala *et al.* 2020)では最大で72.2%のmAPが得られたことや, トマトの葉や茎上の病気や害虫被害の検出を試みた例(Liu and Wan 2020)では, その物体サイズが小さいものから大きいものまで分けて検出した場合にmAPが71~93%程度となったことなどを報告している。本研究と同様にYOLOv4を用いてリンゴの花序を検出した例(Shuaichao *et al.* 2020)では, mAPが97.3%となったことや, 柑橘類

の果実を検出した事例(Chen *et al.* 2020)では88~91%のAPであったことも報告されている。これらの先行研究も示すように, APは検出しようとする物体の複雑さや大きさ, 学習データの充実度など様々な条件により変わってしまうため, 他の研究事例と単純に比較することはできないものの, 本研究で得られたAP(88.5%)は, 他の研究事例と比較して同水準の検出精度であった。

2. モデルの課題と今後の展望

学習7,000反復時点の重みを用いたモデルを検証用画像に適用し, 球果以外の物体が誤検出されたFPについては, 白く写った円形に近い形状をした新葉が高い信頼度スコアで検出されていた(図-5の(a), (b)および図-1の(m), (n), (o), (p))。中には白く写ったツル植物の葉が球果と判別されていた場合もあった(図-5(c))。ほぼ真っ白に写った小型の白色円形状物体については, 目視であれば近隣の枝に見られた明らかな球果との対比で正否の判断がつくことが多かったが, 矩形領域ごとの判断でしかない物体検出の原理では, 学習を深めてもFPの改善の余地は小さいことが予想される。本研究では, ヤニが出ていた球果の場合や, 晴天時の撮影では球果が白飛びしていた場合があった(図-1の(i), (j), (k), (l))。地域やその年の気象条件等によっても変動するが, トドマツは5月中旬に展葉し, 伸長成長中の当年生葉は鮮やかな淡緑色で光の反射率が高い。それゆえ, 晴天時に撮影モードをオートにしての撮影では新葉部分も白飛びしてしまう場合があったことに加え(図-1の(m), (n), (p)など), 淡緑色の球果との判別が非常に難しい場合(図-1の(o)など)があった。これら白く写った円形物体を検出するケースのFPを抑制するためには, 例えば, 新葉の色づきが進んだ少しでも遅い時期に撮影を行うことや, 撮影時に白飛びが生じにくい曇天時に撮影すること, 晴天時には露出設定等を手動で変更して白飛びが生じにくくなるように工夫するなど, 撮影画像の質を高めることで解決を図ることが有効と考えられる。

球果であるにも関わらず検出できなかったFNに関しては, 球果が密集し, 個々の球果の輪郭の一部が不鮮明であった場合に, 球果の見かけ上の大小に関わらずまとまった数のFNが生じていた(図-5(d), (e), (f))。球果の密集により矩形候補領域が大きく重複するようになった場合には最も信頼度スコアの高い矩形候補領域のみが検出されることなども生じ得るが, 一つ一つが分離できそうな大きく撮影された球果でもFNが生じていたことや(図-5(e), (f)), 小さく写った球果が集まっている場合にいずれも検出されていなかった場合もあったことから(図-5(d)), 物体の認識そのものが適切に行われていないように推察された。同様のケースの学習画像が豊富ではなかったため, 新たに学習用画像を追加して再学習を試みるか, それでも難しいようであれば密集して重なって見える球果の場合などは複数の球果をまとめて独立したオブジェクトクラスとして検出を試みるような対処が考えられる。

V. お わ り に

本研究のモデルを検証用画像に適用した際のAPは

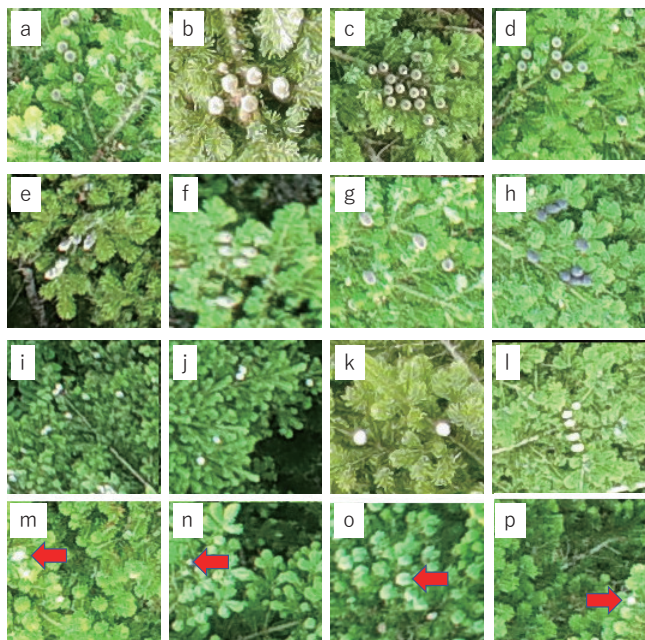


図-1. 撮影された球果の例 ((a)~(l)) と判別が困難であった新葉の例 ((m)~(p))

実際の解析用画像から球果が写っていた部分を 128×128 ピクセルでトリミングした画像。(m)~(p) については、モデルを適用した際に球果と誤判別された葉の例を示した。

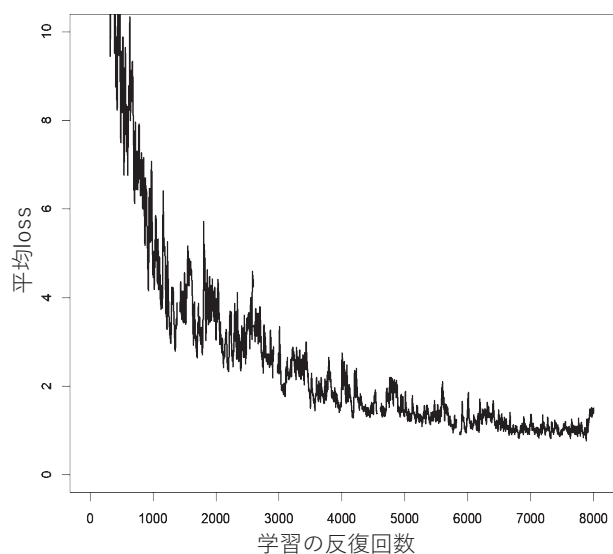


図-2. 学習の反復回数に対する平均 loss の推移。

88.5%に達し、YOLOv4 による UAV 撮影画像からのトドマツ球果の検出は十分に可能であることが示された。今後、UAV 撮影画像から球果生産個体を確認すること等へ活用できると期待される。一方で、FN の事例からもわかるように、今回の学習には含まれていなかった写り方の球果があった場合には検出できない可能性が高く、全く新たに取得した画像へ適用した場合の精度を検証することや、学習データのさらなる充実によるモデル精度の向上は、継続的に取り組むべき今後の課題である。

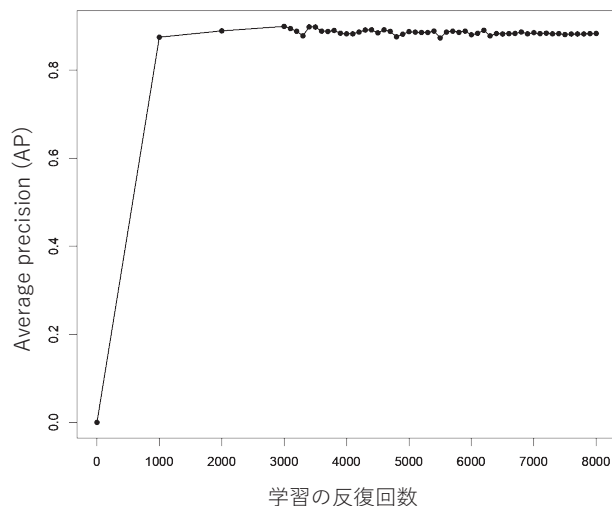


図-3. 学習の反復回数に対する average precision (AP)の推移。
学習 3,000 反復までは 1,000 反復ごとに、それ以降は 100 反復ごとに出力した。



図-4. 採用した重みのモデルで球果を検出した例
数値は矩形領域それぞれの信頼度スコアが示されている。

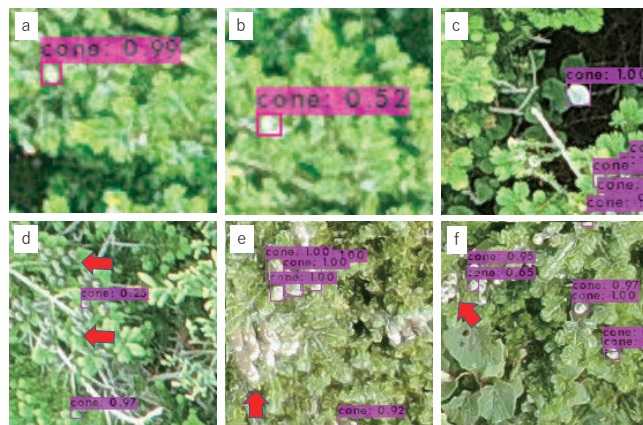


図-5. False positive となった例 ((a)~(c)) と false negative となった例 ((d)~(f))

検出した矩形領域と合わせ、信頼度スコアが表示されている。((a)~(c)) は拡大表示したが、((d)~(f)) はリサイズせず一部をトリミングした画像となっている。

謝 辞

本研究で用いた画像の多くは北海道森林管理局森林整備部技術普及課、北海道森林管理局森林・技術支援センターおよび各森林管理署の多くの方々によって撮影された。多大なご協力をいただいたことに深謝する。また、本研究を企画するにあたって助言をいただいた森林総合研究所北海道支所の伊東宏樹氏、画像データの加工を補助いただいた北海道育種場非常勤職員の中西祐子氏に感謝申し上げる。

引用文献

- Bochkovskiy A: darknet. <https://github.com/AlexeyAB/darknet>. (参照：2020年12月23日)
- Bochkovskiy A, Wang CY, Liao HYM. (2020) YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection. arXiv: 2004. 10934
- Chen W, Lu S, Liu B, Li G, Qian T (2020) Detecting citrus in orchard environment by using improved YOLOv4. Sci Program: Article ID 8859237
- Everingham M, Gool LV, Williams CK, Winn J, Zisserman A (2010) The pascal visual object classes (VOC) challenge. Int J Comput Vision 88: 303-338
- 花岡 創 (2020) 採種園着花調査及び検定林調査が果たす役割と得られた成果の紹介. 令和元年度北の国・森林づくり技術交流発表集 R1: 98-102
- 北海道 (2017) 北海道採種園整備方針. 3
- 北海道 (2020) 北海道林業統計平成 30 年版. 1-25, 54-60
- Koirala A, Walsh K, Wang Z, Anderson N (2020) Deep learning for mango (*Mangifera indica*) panicle stage classification. Agronomy 10: 143
- 倉本恵生・古家直行 (2017) UAV 空撮画像によるカバノキ科樹木の着花判読—撮影時期と判読性—. 北方森林研究 65: 35-38
- Liu J, Wan X (2020) Tomato diseases and pests detection based on improved YOLOv3 convolutional neural network. Front Plant Sci 11: 898
- 大川直文・腰越玲翔 (2020) ドローンの活用方法の拡充について. 北の国・森林づくり技術交流発表集 R1: 1-5
- 尾崎研一 (2017) 人工林の保残伐がもたらす生態系サービスを大規模実証実験で明らかにする. 科学研究費補助金報告書. 課題番号 25252030
- 尾崎研一・明石信廣・雲野 明・佐藤重穂・佐山勝彦・長坂晶子・長坂 有・山田健四・山浦悠一 (2018) 木材生産と生物多様性保全に配慮した保残伐施業による森林管理—保残伐施業の概要と日本への適用. 日生態誌 68: 101-123
- 佐竹義輔・原 寛・亘理俊次・富成忠夫 (編) (1989) 日本の野生植物 木本 I. 平凡社
- Shuaichao DW, Jiang LM, Song H (2020) Using channel pruning-based YOLOv4 deep learning algorithm for the real-time and accurate detection of apple flowers in natural environments. Comput Electro Agric 178: 105742
- 田村 明・山田浩雄・福田陽子・矢野慶介・阿部正信・大城浩司 (2012) 北方針葉樹の着花に影響する要因の検討. 北方森林研究 60: 51-54
- Tzatalin/ LabelImg. Git code (2015), <https://github.com/tzatalin/labelImg>. (参照：2020年7月27日)
- 山田浩雄・田村 明・福田陽子・矢野慶介・阿部正信・大城浩司 (2013) 北方針葉樹の採種園における着果母樹の出現状況と豊凶判断. 北方森林研究 61: 59-61
- Zheng Z, Wang P, Liu W, Li J, Ye R, Ren D (2020) Enhancing geometric factors in model learning and inference for object detection and instance segmentation. arXiv:2005.03572
- Zhou J, Tian Y, Yuan C, Yin K, Yang G, Wen M (2019) Improved UAV opium poppy detection using updated YOLOv3 model. Sensors 19: 4851