

〔学部間共同研究報告〕

AI と高解像度ドローン空撮画像を用いた樹木個体の識別 ——様々な樹種が混交した森林の構造解析を目指して——

友常満利¹⁾ Luis Contreras⁴⁾ 小酒井正和³⁾ 関川清広¹⁾ 武藤ゆみ子²⁾ 岡田浩之⁴⁾

Identify individual trees using AI in high-resolution aerial images taken by a drone: Aiming for structural analysis of forests with a mixture of various tree species

Mitsutoshi Tomotsune, Luis Contreras, Masakazu Kozakai,
Seikoh Sekikawa, Yumiko Muto and Hiroyuki Okada

Tamagawa University Research Institute, Machida-shi, Tokyo, 194-8610 Japan.
Tamagawa University Research Review, 30, 95-100 (2024)

Abstract

In this study, we used a drone to take aerial photographs of the Tamagawa Gakuen campus, which has various types of forests, and analyzed the images using AI to identify individual trees. The number of trees identified by each method (Urban Tree Detection and DeepForest) differed greatly. In Urban Tree Detection, the gap between the crowns of adjacent trees was determined to be the top of trees in many cases, and tree individuals were not properly identified. In the DeepForest, the number of trees identified differed depending on the patch (tree crown) size setting, and smaller patch size settings identified relatively more appropriate tree individuals than other methods. Following these results, it was determined that individual tree identification using AI is difficult at present, and among the tested methods, DeepForest is the method with the most potential, including future expandability. For practical individual identification in the future, it was considered important to 1) divide the area to be analyzed into areas of similar types as much as possible, 2) improve learning accuracy by acquiring training data in the forest to be analyzed, and 3) create a program that can analyze multiple images and additional information.

キーワード：人工知能, ドローン, 樹木

Keywords : AI, Drone, Tree

1. 緒言

生態系は地球温暖化の原因となる二酸化炭素などの大気組成の調節, 土砂崩れや河川の氾濫防止, レクリエーションや自然教育の場の提供といった様々な恩恵 (生態

系サービス) を私達にもたらす^{1,2)}。これらの生態系サービスの質や強度は, 気温や降水量など生態系を取り囲む無機的な環境要因のほかに, 生態系を構成する生物の種組成や生物量などの有機的な要因の影響を強く受ける^{3,4)}。生態系内には様々な種類の植物 (生産者) や動

1) 玉川大学農学部環境農学科

2) 玉川大学脳科学研究所

3) 玉川大学工学部マネジメントサイエンス学科

4) 東京情報デザイン専門職大学

物（消費者）、微生物（分解者）が存在するが、特に森林生態系においては、生産者である樹木の種組成や立木密度が消費者や分解者の生物構造を決定づけ、生態系サービスにも大きな影響を与える^{5,6)}。したがって、生態系の基礎的な情報として、これらを把握することは、森林の持つ生態系サービスを評価する上で重要となる。

樹種組成や立木密度の把握には、フィールドワークを中心とした人手と時間を要する方法がよく用いられる^{7,8)}。より広域の把握には、人工衛星や有人航空機により得られる空撮画像の解析による方法も用いられる^{9,10)}。近年では、個葉の形状が確認できるほどの高解像度の画像を得られることから、ドローンによる空撮画像の解析による方法も提案されている。これらの中で、樹木が整列した植林地や隣接する樹木同士の樹冠が明瞭に分かれるような針葉樹林、都市緑地における植栽木などにおいては、機械学習や深層学習（ディープラーニング）など、AI（人工知能）を用いた解析で樹木個体の識別までもが達成されつつある^{11,12,13)}。しかし、様々な樹種が混交するような自然林や半自然林を対象とした研究例は少ない。我が国は国土に占める森林面積の割合が高く、自然・人工林ともにその管理・活用が大きな社会問題となっている¹⁴⁾。AIの活用によって、高解像度のドローン空撮画像を高効率で詳細に解析する手法を確立すれば、より広域かつ詳細な森林構造の把握が可能となり、先の社会問題の解決に向けた有益な基盤情報になり得る。

本研究では、様々な樹種構成の森林を有する玉川学園キャンパスを対象に、ドローンを用いた空撮を行い、得られた高解像度の画像をAIを用いて解析し、樹木個体の識別を試みた。それらの結果から、樹種構成の複雑な森林における樹木の個体識別の諸問題を整理し、今後の手法の確立に向けた礎とすることを目指した。

2. 手法

2.1 調査地

調査の対象は、東京都町田市の学校法人玉川学園キャンパス敷地内の林分とした（図1）。キャンパスは周辺の宅地開発が進み、都市に残された緑地として位置付けられる。平均年間降水量は1598 mm、年平均気温は15.4℃で、暖温帯に位置している¹⁵⁾。

敷地内には小規模な森林（敷地面積の約42%）が点在

し、薪炭林として使われていたコナラ（*Quercus serrata*）やクスギ（*Q. acutissima*）を優占種とする落葉広葉樹林や遷移が進みシラカシ（*Q. myrsinifolia*）やヒサカキ（*Eurya japonica*）などの常緑樹を含む混交林も見られる。また、実習のために植樹されたスギ（*Cryptomeria japonica*）やヒノキ（*Chamaecyparis obtusa*）などの常緑針葉樹林、建築や農業資材として利用されていたモウソウチク（*Phyllostachys edulis*）の竹林が存在する。これらの林分と建造物の間には、ソメイヨシノ（*Prunus × yedoensis*）やクスノキ（*Cinnamomum camphora*）、マテバシイ（*Lithocarpus edulis*）などの落葉・常緑広葉樹が植栽されている。



図1 調査地周辺の航空写真（2017年8月24日、国土地理院による撮影）。白実線枠内は玉川学園キャンパスの敷地、白破線枠内はドローンの空撮を行った領域、Aの領域はAIの解析に適用した領域を示す。

2.2 ドローンによる空撮

玉川学園内の3つの領域において、ドローン（Phantom4, DJI, 中国）を用いて空撮を行った（図1）。ドローンを高度100 mにおいて手動で飛行させながら2秒毎に空撮した（形式：Jpeg, オーバーラップ率：約90%, 約20m毎の撮影に相当）。この撮影は樹木のフェノロジーを考慮し、2023年4月7日、9月20日の計2回で実施した。得られた複数の空撮画像から、画像合成ソフト（Agisoft Metashape, Agisoft LLC, ロシア）を用いて1枚のオルソ複合画像を各時期で作成した（空間解像度：約2 cm, 空間座標系：WGS84/UTM zone 54N）。得られたオルソ複合画像を確認し、AIを用いた解析に適した領域として、様々な樹種が観察される領域

の画像を切り出し、その後の解析に適用した。

2.3 AI を用いた画像解析

樹木の個体識別のために、切り出された画像を AI を用いた 3 つの画像解析手法 (Urban Tree Detection, DeepForest, DetecTree2) に適用した。Urban Tree Detection は畳み込みニューラルネットワークによる学習・予測のためのコードを提供するリポジトリ (データの保管場所, データベース) で, 航空画像を使用して都市の樹木を検出するのに用いられる¹⁶⁾。DeepForest は, 一般に航空画像内の樹木などの対象物を, 学習・予測するための Python のパッケージである。現在, 樹冠オブジェクト検出モデルが備わっており, 新しいデータを学習させることで樹種の分類にまで拡張できるオブジェクトベースの手法である¹⁷⁾。DetecTree は, 航空画像から

樹木 / 非樹木ピクセルを分類するための Python のライブラリ (ピクセルベース) である。主に樹木のある場所とそうでない場所の被覆面積を明らかにするために利用される¹⁸⁾。別バージョンの DetecTree2 は, 航空画像内の樹木の位置の特定にも用いられている。なお, DetecTree2 については, 適用できる画像の拡張子に制限があったため, 解析を進めることが難しく, これを除いた上記 2 つの手法についての解析結果を次に示すこととした。

3. 結果と考察

3.1 AI を用いた画像解析の結果とその解釈

AI を用いた画像解析に適用した元の画像を図 2 に示す。中央から右下側に奈良池, 左上に駐車場があり, そ

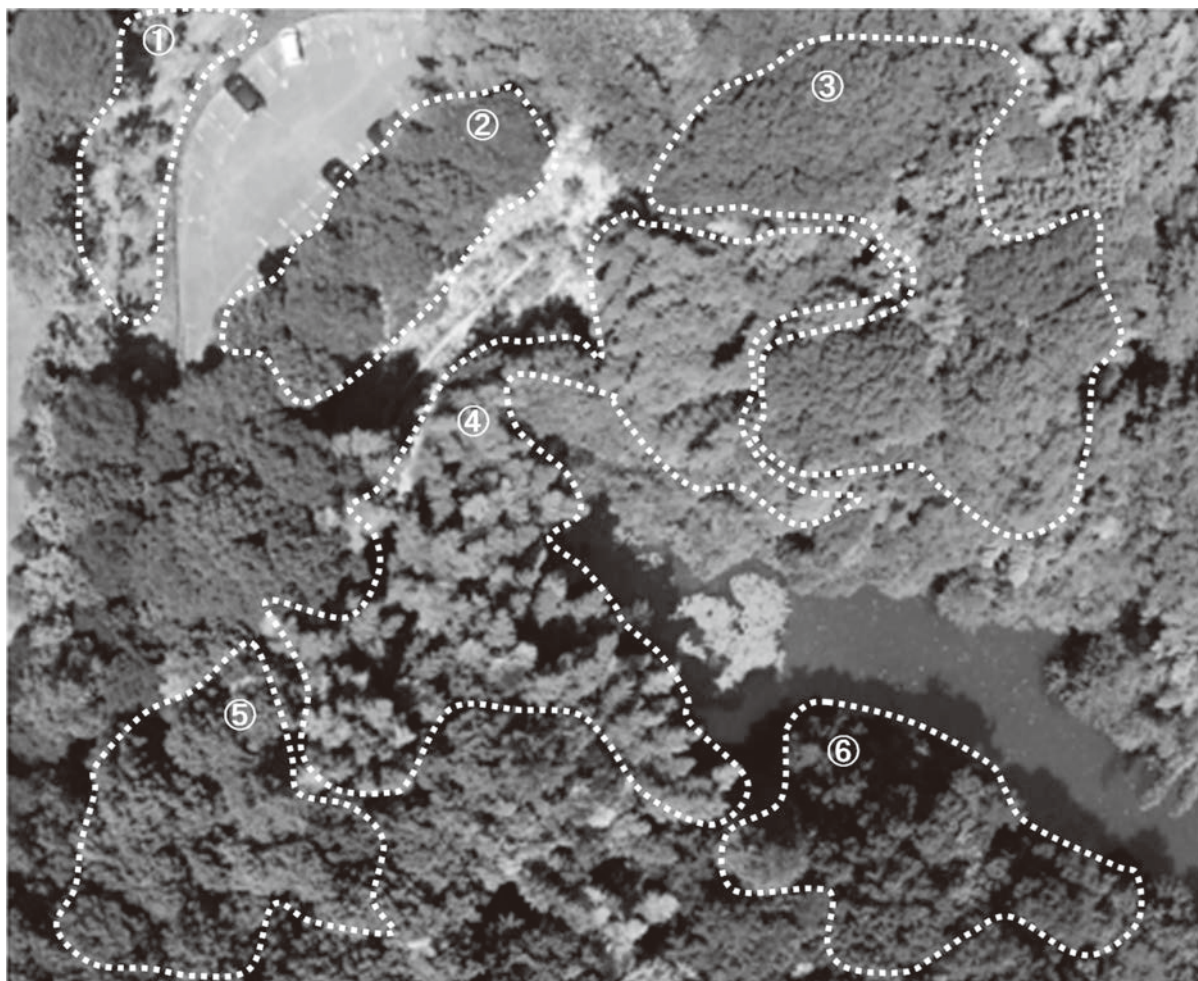


図2 調査対象とした領域。図1のAの領域に相当する。白破線で囲われた①～⑥の領域は, 踏査を含め樹種構成が大きく異なると判断され, AIによる画像解析の結果との照合に用いた領域を示す。

の周辺には様々な種の樹木が観察される。各領域の一部を便宜的に①から⑥に分け、得られた画像を参照しつつ、踏査により各樹木個体や樹冠の確認を行った。①には、シラカシやアラカシなどの常緑広葉樹の小径木が確認され、隣接する樹木同士の樹冠は明瞭に分かれていた。②には、シラカシの大径木が複数本確認され、隣接する樹木同士の樹冠は一部が重なり合い、明瞭に分かれていなかった。③には、ソメイヨシノやシラカシなどの落葉広葉樹と常緑広葉樹の大径木が混交し、それぞれの樹冠は下層の小径木の樹冠とも重なり、明瞭に分かれていなかった。④には、モウソウチクが繁茂し、それぞれ斜面の下側となる奈良池の方角に樹頂が垂れ下がった様子が確認された。各個体の樹幹も明瞭に分かれていた。⑤には、常緑針葉樹のヒノキの中径木が複数本確認され、個々の樹冠は明瞭であった。⑥には、コナラやホオノキなどの落葉広葉樹が確認された。各樹幹は多数に分岐して樹冠を形成しており、明瞭には分かれていなかった。

これらの画像をAIを用いた解析に適用した結果、各手法によって識別された樹木個体は大きく異なった。Urban Tree Detectionにより解析した結果を図3(a)に示す。各個体の樹頂として検出される黒のマークが画像全体に観察された。しかし、その多くは隣接する樹木の樹冠同士の隙間に位置し、適切な樹木個体の識別がなされなかった。その中でも、①の領域のような植栽された単木や④の領域のモウソウチクなど、目視において各個体の樹冠が明瞭である場合には、正しく識別されていることもあった。この手法は元々、都市域に存在する植栽木などの単木の解析を対象としており、各樹冠が目視で明瞭ではない様々な樹種が混交した森林での検出は、現状として困難であると判断された。

DeepForestにおいては解析上の設定として、パッチサイズ（すなわち樹冠の大きさ）を調整することが可能であるため、2段階に設定を変えて解析を行った。パッチサイズを大きく設定した場合、②や③の領域をはじめ、個々の樹冠を示す白色の方形があまり示されず、全体として多くの個体を識別できなかった（図3b）。また、複数の樹木が形成している樹冠を単木と誤認した例も散見された。一方、パッチサイズを小さく設定した場合（図3c）、モウソウチクやヒノキなど④や⑤の領域の大径木以外の個体が多く検出されるようになった。これらの結果、現状ではどの手法でも個体の識別はかなり困難であるが、その中でもDeepForestを使用し、より小さなパッチサイズで設定した場合が、比較的良好な方法であると判

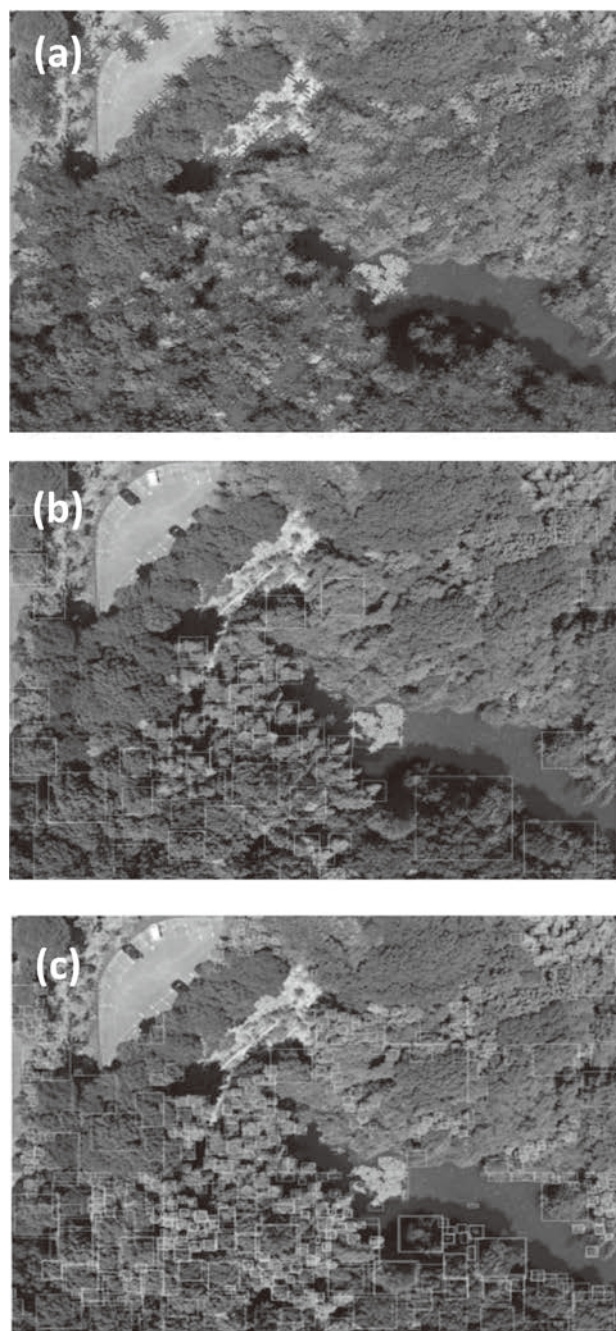


図3 AIを用いて識別された樹木個体の様子。(a)はUrban Tree Detectionによる解析で黒のマークは各個体の樹頂を示す。(b)と(c)はDeepForestによる解析で、前者はパッチサイズ（樹冠の大きさ）を大きく、後者は小さく設定した。白色で囲われた部分が各個体の樹冠を示す。

断された。

3.2 樹木の個体識別に向けた改善点

より精度の高い識別を目指すためには、本研究で使用

した既存の AI のプログラム上での改善と、新たに AI のプログラムを作成する改善の 2 つの場合に整理される。前者において、本研究では DeepForest の解析の際に既存の教師データの学習結果だけを元に解析を行った。この手法は、教師データを新たに追加することが可能である。多くの樹種を含む森林を対象とする場合、対象とする現地のデータを教師データとして新たに学習させることで識別の精度は大きく向上する可能性がある。しかし、この教師データの準備には多大な労力を要する。また、今回は大径木から小径木まで様々な樹木が混交した領域を対象としていたため、パッチサイズの設定によって抽出のされやすい個体とされにくい個体が分かれた。これらのことは、解析の対象領域を比較的似た森林構造を持つ領域毎に細分化してから解析に適用することで、より精度の高い識別が可能となることを示している。後者においては、既存の AI プログラム上では利用可能ではないが、時期の異なる画像やその他の情報を付加した解析を行うことで、より精度の高い識別が可能になるかもしれない。本研究を含め、このような AI を用いた画像解析による樹木個体の識別は、ある 1 つの時期に撮影された画像のみを元に解析される。しかし、友常らは、異なる季節の画像を用いることで、混交林においても目視で個体の識別が可能であることを示している¹⁵⁾。また、本解析には 8bit の RGB 値の情報を持った画像のみを使用して解析しているが、ドローンによる空撮画像からは、地表面高のデータ（数値表層モデル、Digital Surface Model; DSM）も得られる。これらのデータでは、樹頂点は周辺の地表面高の極大値の点、樹冠同士の隙間は極小値の線として示されるため、個体識別の大きな助けになると思われる。ただし、これらの解析には画像の重ね合わせに関する高い技術が必要となる。画像の重ね合わせについては現状として、各時期の空撮する位置や角度、樹木の成長や枯死にともなう樹冠の形の時間的な変化、各撮影時の風などによる樹冠の揺らぎによる変化、天候や太陽高度による画像のホワイトバランスの変動などの課題がある。

4. 結論

本研究の結果、AI を用いた樹木の個体識別は現状としては難しく、用いた既存の 3 つの手法の中では Deep Forest が今後の拡張性も含め最も可能性のある手法であると判断された。今後の実践的な個体識別に向けては、

①解析対象の領域を極力類似したタイプの区域に分けて解析すること、②解析対象の森林において教師データを習得し学習精度を向上させること、③複数の画像や付加情報を含めた解析が可能なプログラムを作成することが重要であると考えられた。

謝辞

本研究にあたり、ドローンの飛行許可などにご尽力くださった玉川学園総務部（当時）の小山豊氏、市川伸氏、板垣啓太氏に厚く御礼申し上げる。また、調査に同行し支援くださった生態系生態学研究室の学生達に感謝する。本研究は 2023 年度玉川大学学術研究所共同研究助成によって行われた。

引用文献

- 1) Bolund, P. and Hunhammar, S. 1999. Ecosystem services in urban areas. *Ecological Economics* 29: 293–301.
- 2) Alberti, M. 2005. The effects of urban patterns on ecosystem function. *International Regional Science Review* 28: 168–192.
- 3) Kremen, C. 2005. Managing ecosystem services: what do we need to know about their ecology? *Ecology Letters* 8: 468–479.
- 4) Hooper, D. U., Chapin, F. S., Ewel, J. J., Hector, A., Inchausti, P., Lavorel, S., Lawton, J. H., Lodge, D. M., Loreau, M. and Naeem, S. 2005. Effects of biodiversity on ecosystem functioning: a consensus of current knowledge. *Ecological Monographs* 75: 3–35.
- 5) Nadrowski, K., Wirth, C. and Scherer-Lorenzen, M. 2010. Is forest diversity driving ecosystem function and service? *Current Opinion in Environmental Sustainability* 2: 75–79.
- 6) Liebhold, A., Brockerhoff, E. G., Kalisz, S., Nunez, M. A., Wardle, D. A. and Wingfield, M. J. 2017. Biological invasions in forest ecosystems 19: 3437–3458.
- 7) 新山馨, 武生雅明, 河原崎里子. 2007. データベース化の功罪：森林動態データベース（FDDB）を例に、日本森林学会誌 89: 340–345.
- 8) 石原正恵, 酒井武, 齋藤哲, 崎尾均, 嵩元道德, 芝野博文, 杉田久志, 鈴木三男, 高木正博, 高嶋敦史, 武生雅明, 石田健, 田代直明, 田中信行, 徳地直子, 並川寛司, 新山馨, 西村尚之, 野口麻穂子, 野宮治人, 日浦勉, 藤原章雄, 井田秀行, 星野大介, 本間航介, 蒔田明史, 正木隆, 吉岡崇仁, 吉田俊也, 伊東明, 榎木勉, 大久保達弘, 金子隆之, 金子信博, 倉本恵生. 2010. モニタリングサイト 1000 森林・草原調査コアサイト・準コアサイトの毎木調査データの概要（学術情報）. 日本生態学会誌 60: 111–123.
- 9) Healey, S.P., Cohen, W. B., Yang, Z. Q. and Krankina, O. N. 2005. Comparison of Tasseled Cap-based Landsat data

- structures for use in forest disturbance detection. *Remote Sensing of Environment* 97: 301–310.
- 10) Toan, T. Le, Quegan, S., Davidson, M. W. J., Balzter, H., Paillou, P., Papathanassiou, K., Plummer, S., Rocca, F., Saatchi, S., Shugart, H. and Ulander, L. 2011. The BIOMASS mission: Mapping global forest biomass to better understand the terrestrial carbon cycle. *Remote Sensing of Environment* 115: 2850–2860.
 - 11) Araujo, R.T., Chambers, J.Q., Celes, C.H.S., Muller-Landau, H.C., Santos, A.P.F., Emmert, F., Ribeiro, G. H. P. M., Gimenez, B.O., Lima, A.J.N., Campos, M.A.A., Higuchi, N. 2020. Integrating high resolution drone imagery and forest inventory to distinguish canopy and understory trees and quantify their contributions to forest structure and dynamics Raquel Fernandes. *PLoS One* 15: e0243079.
 - 12) Lim, Y.S., La, P.H., Park, J.S., Lee, M.H., Pyeon, M.W., Kim, J.I. 2015. Calculation of tree height and canopy crown from drone Images using segmentation. *Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography*. 33, 605–613.
 - 13) Schiefer, F., Kattenborn, T., Frick A., Frey, J., Schall, P., Koch B., Schmidtlein, S. 2020. Mapping forest tree species in high resolution UAV-based RGB-imagery by means of convolutional neural networks. *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 170: 205–215.
 - 14) 井上 敏雄. 1991. 森林と地球環境の保全—二酸化炭素濃度の上昇と温暖化問題—. *森林科学*. 2: 1–7.
 - 15) 友常満利, 小島崇弘, 永井信, 小林祥子, 関川清広. 2022. ドローン空撮画像における生物季節を利用した里山林の樹種判別—都市域に残された里山生態系の構造解析に向けて—. *玉川大学農学部研究教育紀要*, 6: 25–35.
 - 16) Oghaz, M.M.D., Saheer, L.B., Zarrin, J. 2022. Urban tree detection and species classification using aerial imagery. *Conference paper*. 469–483.
 - 17) Weinstein, B.G., Marconi, S., Aubry-Kientz, M., Vincent, G., Senyondo, H., White, E.P. 2020. DeepForest: A Python package for RGB deep learning tree crown delineation. 11: 1743–1751.
 - 18) Bosch, M. 2020. DetecTree: Tree detection from aerial imagery in python. *Journal of Open Source Software*, 5: 2172.