機械学習ツールを活用した林内景観の評価の可能性について

The Possibility of Evaluating Forest Landscapes Using a Machine Learning Tool

川島 重徳 (Shigenori KAWASHIMA)

Abstract:

The possibility of utilizing the image recognition tool "Microsoft Lobe" for the purpose of forest landscape evaluation was considered. As the first step, this study placed a focus on whether Lobe can learn to make subjective evaluations as humans do. As a result, it was demonstrated that the tool is able to distinguish between basic elements of forest landscapes landscapes composed primarily of coniferous trees and those composed primarily of broadleaved trees.

キーワード:画像識別、樹木識別、林内景観評価、機械学習、Microsoft Lobe

Keywords: image recognition, tree recognition, forest landscape evaluation, machine learning,

Microsoft Lobe

1. はじめに

我が国は国土全体に占める森林の割合がおよそ70%と、フィンランドに次いで世界第2位の緑豊かな国である。この豊かな森林は人々の生活へ様々な恵みを与え続けてきた。建築木材などの産業用資源として、国土の保全、水源の涵養、さらに、地球温暖化の抑止など環境維持の役割を担っている。

森林の現状を把握するにあたっては、リモートセンシング技術が実用化されてから人工衛星や航空機から撮影された画像を活用し、人が容易に踏み入れることのできない山岳地帯において樹種や樹木の活性度までもが評価されるようになった。¹⁾ さらに、近年、ドローンなどのUAV(Unmanned Aerial Vehicle)や地上レーザースキャナーが活用され、より精度の高い森林資源の評価がおこなわれるようになってき

た。また、得られるデータが膨大になると共に、 人力での整理・分析が困難になり自動的に識別 分類できる機械学習の導入も進んでいる。²⁾

しかし、森林の上空からの調査精度が向上し 毎木調査と同程度の情報を得る事ができても、 林内での樹木の集合体としての景観を詳細に把 握することは難しい。近年、山頂を目指す登山 とは異なったハイキングやトレッキングのため のコースが全国各地で整備されている。急斜面 やぬかるみで歩きにくい場所などには木道が整 備され、森林の散策を誰もが楽しめるような対 策が施されている。その一方でコースに沿った 景観への配慮は充分ではないように思われる。

林内景観の良し悪しは人それぞれの好みに依存し一律に評価することは難しい中にあり、古くからその傾向を探る試みがなされている。例えば、鈴木らは人工林と自然林の写真を用いて

162 川島 重徳

人に好まれる景観の傾向を探り、自然性が高いことが必ずしも好まれるわけではないことを示している。³⁾ また、朴らはスギ人工林の風地的役割に視点をあて、写真を使った心理実験から好ましい景観を明らかにしている。⁴⁾ 井川原らは写真を使わず、実際に被験者に林内を散策してもらいながらアンケートに答える形で心象評価を実施、林内の雰囲気と景観の好ましさを決める因子を分析している。その結果、見通しの良さを決める立木密度と樹木の形を因子として示し、針葉樹林よりも落葉広葉樹林の方が好まれることを示している。⁵⁾ いずれの実験も被験者の人数は小規模で、参加者のプロフィールも大学生など限定的になっている。

景観評価にあたって現地で撮影された写真を 見る、もしくは、直接現地に赴く方法のいずれ も多人数の被験者を導入することは非現実的で ある。しかし、評価の課題は残るが少人数で あっても、動画撮影などによって多量な景観 データの収集が可能になり、さらには、AIを用 いた分類によって景観評価に繋がることが期待 される。

ここでは、その第一歩として筆者のみの主観による景観分類をAIに学習させることが可能であるのか、画像識別ツールLobe⁶⁾を活用しその可能性について検討した。

2. Microsoft Lobe

画像分類をおこなうために活用するLobeは、機械学習ツールとしてMicrosoftが2021年9月時点でベータ版を公開しており、各個人のデバイスでアプリケーションとして無料でダウンロードすることができる。このサービスは機械学習の知識がなくても扱うことができ、画像ファイルを準備するだけでマウスによるGUI操作から視覚的に画像分類が可能となっている。

図1はLobeの操作画面で、写真が表示されている箇所に学習させたい画像をドラッグ、また、学習後は分類させる画像をドラッグすることですべての操作を完結させることができる。また、この画面の左側には現在の学習状況が表示され、学習の過不足を視覚的に判断できる工夫がなされている。

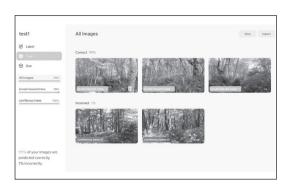


図1 Lobeの操作画面

学習に必要な画像の枚数は、予め学習済みのモデルと連携させることで少ないデータでも学習ができるような転移学習が導入され、分類項目ごとに $100 \sim 1,000$ 枚程度の分量で可能になっている。また、Lobeで活用される画像サイズは自動的に縮小または拡大され、画像の中央を中心に224pxの正方形にトリミングされるため、この点を配慮した撮影が必要である。

現在、Lobeの活用事例としては、有毒な植物の分類⁷、鉄鋼材料の5種類の金属組織の認識や金属破断面の認識など⁸⁾が挙げられる。

3. 学習モデル

(1) 学習用画像

奥らは大学の演習林に散策を目的に訪れた人にお気に入りの景観の撮影を依頼し、得られた画像を体系的に整理分類することで景観型の空間モデルを構築している。⁹⁾ このモデルでは、林内と林外に大別、さらに、林内ではトレイル(山道)を含む景観と含まない景観に分類している。また、撮影された樹木を針葉樹林と広葉樹林に分類し、1枚の画像に複数のラベルを付与することで、好まれる景観分析の手掛かりとしている。本論文では多岐に渡る空間モデルの要素の中で、林内のトレイルを含む景観に着目し画像分類を試みることとした。

景観から切り取られた1枚の撮影画像には、 撮影の向きによって樹木や下草などのさまざま な要素が異なる比率で含まれている。また、ト レイルの位置も前後左右に種々雑多な形で撮影 される。そこで、今回の検証にあたっては撮影 位置を統一し、トレイルの中心に立ち進行方向 に向かって目の高さから水平にカメラを向ける こととした。画像収集には、ネット上の写真を 利用するのではなく、現地に出向き実際に景観 を観察しながら撮影したものを使った。収集場 所については、針葉樹を中心とした景観を白根 山中腹、広葉樹を中心とした景観を赤城山山 麓、および針葉樹と広葉樹の両方が見られる日 光戦場ヶ原でおこなった。また、人工林として の景観に埼玉県の都幾山周辺で収集した。

針葉樹林の学習用画像に秩父周辺の人工林および日光白根山中腹の自然林を140枚、広葉樹林にはすべて自然林と推察される赤城山山麓および日光戦場ヶ原で撮影されたものを145枚とした。ただし、モデル検証用に撮影された各樹木の画像ごとにランダムで20枚を抽出して利用するため、実際に学習用に使われた画像はそれぞれ120枚と125枚となる。

(2) モデルの構築

Lobeによる画像分類は教師あり学習であり、あらかじめ分類項目を定め各項目に対して正解画像を提供する必要がある。分類項目の設定にあたっては、景観の良し悪しの評価から樹種判定に至るまでさまざまな分類の可能性が期待できるが、その第一歩として樹木に着目し、針葉樹を中心とした「広葉樹林的景観」と広葉樹を中心とした「広葉樹林的景観」に筆者の主観で分類した。図2はその代表例である。トレイルには少なからず下草が存在し景観の多くを占める場合があるが、分類にあたっては下草以外の部分に着目した。また、針葉樹と広葉樹が同じ程度に混在している混交林などでは分類の判断が困難なものが存在したが、学習モデル構築の第一歩として除外することとした。





針葉樹林的景

広葉樹林的景

図2 分類項目の撮影画像例

(3) モデルの検証

一枚一枚の画像を分類したときの確からしさについて、Lobeの提供する画面では視覚的に表示されるのみである。そこで、確からしさを定量的に取得するために、Lobeが提供する学習済みデータのエクスポート機能を使うことで、ブラウザーからアクセスできるWebアプリケーションを作成し活用した。これにより、確からしさを $0\sim100\%$ の値で示すことが可能となる。

表1に、前述した各20枚、合計40枚のランダムに抽出した画像を用いて検証した結果を、2値分類に使われている混同行列で表した。その結果、確からしさの値は40枚のすべてが100%であった。つまり、針葉樹林でありながら広葉樹林と分類された3枚は、自信を持って間違っていることを意味している。

表 1 混同行列 横:予測 縦:実際 件数

| | 針葉樹林 | 広葉樹林 |
|------|------|------|
| 針葉樹林 | 17 | 0 |
| 広葉樹林 | 3 | 20 |

この3枚に着目し誤分類された要因は、[1] 樹木の太さが細く、伸び方が直線的ではないも のが含まれていること、[2]樹木に対して、明る く写し出された葉が占める割合が多いこと、[3] トレイルに沿った下草が樹木と同程度に画像を 占めていることなどが挙げられる。(図3)

今回、現地で収集した画像には、針葉樹と広葉樹が混在している混交林内で撮影されたものが数多く含まれ、学習からは除いていた。この画像の中からランダムに20枚を抽出し分類を実行すると、15枚が広葉樹林、残り5枚が針葉樹林と分離された。確からしさの値は広葉樹林と分類されたうち3枚が99%、残り12枚はすべて100%であった。針葉樹林と分類された5枚についてその特徴を見ると、前述[1]と[2]の逆になり、樹木が太くかつ針葉樹に見られる濃い緑色が多くを占め、うっそうとした景観を醸い場色が多くを占め、うっそうとした景観を醸し出している画像であった。図4はその代表的な2例である。左側は樹木が太く直線的に伸びている例、右側は濃い緑色が多い例である。

164 川島 重徳







図3 誤分類された撮影画像





図4 混交林内での撮影画像例

この検証から、生物学的な分類精度は十分と言えないが、景観の特徴を把握する観点からは、充分であるように考えられる。

4. おわりに

針葉樹と広葉樹の分類は生物学的なもので、その樹木が群落を作って生育する景観には特徴がある。薄暗くうっそうとした雰囲気を作る針葉樹林、明るく開けた印象を受ける広葉樹林など、人はその違いを充分に感じ取る。今回の試みでは、高精度な生物学的な識別を達成することができなくても、それぞれが生み出す景観の分類は可能なことから、画像識別AIを景観評価へと発展させる可能性を示唆しているものと

思われる。今後、森林でのさまざまな景観データを収集し、景観評価へと発展させたい。

【参考文献】

- 1) 奥村俊夫 (2021).「リモートセンシングにおける人工知能 (AI) 活用」『日本リモートセンシング学会誌』 41巻2号 315-318
- 2) 青木和昭 (2017). 「衛星画像を用いた深層学習 による土地被覆土地利用分類」 『国際ICT利用研 究学会論文誌』 1巻1号 135-143
- 3) 鈴木修二、堀繁 (1988). 「森林風景における自 然性評価と好ましさに関する研究」 『造園雑誌』 52巻5号 211-216
- 4) 朴賛雨、小林正吾 (1992). 「スギ人工林の林内 風景の評価に関する研究 (I): スギ林内風景の林

- 分構造と視覚的好みの関係」『森林計画学会誌』 19巻 31-42
- 5) 井川原弘一、横井秀一(2004). 「大学生を対象 とした心象評価による森林内の雰囲気と景観の 好ましさを決定する因子の解析」『ランドスケー プ研究』67巻5号611-614
- 6) Microsoft Lobe https://www.lobe.ai/(2021年9月30日閲覧)
- 7) Microsoft Lobe ローブの例 https://www.lobe.ai/examples (2021年9月30日閲覧)
- 8) 新潟県工業技術総合研究所 Lobeによる金属 組織の認識http://www.iri.pref.niigata.jp/topics/ R2/2kin21.html (2021年9月30日閲覧) Lobeによる金属破断面の認識 http://www.iri. pref.niigata.jp/topics/R2/2kin22.html (2021年9月30日閲覧)
- 9) 奥敬一、深町加津枝 (1999). 「林内トレイルに おいて体験された景観型と利用形態の関係に関 する研究」『ランドスケープ研究』63巻5号 587-592