

# 全天球画像と画像分類AIを用いた林内景観マップ作成の試み

## An Attempt to Create Forest Landscape Maps Using an Omnidirectional Images and Image Classification AI

川島 重徳 新井 正一

(Shigenori KAWASHIMA Masakazu ARAI)

### Abstract :

We attempted to capture images inside a forest using a 360° camera, classify said images using AI, and create a landscape map. For classification, the images were cut out in four directions (north, south, east and west) . The images were then divided into four classes using AI based on the quality of the visibility inside and outside of the forest. To create the landscape map, a web application was developed and utilized that automatically performs the classification and mapping process by sending the captured images to a server at any time and from anywhere..

**キーワード** : 林内景観, パノラマ画像, 画像分類AI, マッピング

**Keywords** : forest landscapes, panorama image, image classification AI, map-making

### 1. はじめに

日常生活から離れ自然との触れ合いを求め登山やトレッキングのみならず、ゆっくりと森林の中を散策する人も多い。堀口らは<sup>1)</sup>、1990年以降の登山人口の推移について述べ、山ガールブームによって2009年に1230万人に達したが、その後、急激に減少していることを指摘している。日本生産性本部のレジャー白書によれば<sup>2)</sup>、2021年には440万人と落ち着いた傾向にある。SNSが普及している現在、Webサイトには登山やハイキングコースが紹介され、コース周辺の四季折々の写真が数多く見られる。コースを案内する情報は、国土地理院の地形図から地元の自治体が作成した簡易マップまで、数多く提供されている。簡易マップには地点間の所要時間、距離、あるいはコースの難易度も書かれ、訪れる人々への配慮がなされている。また、

ポイントとなる地点の写真や詳細な説明が提供されているものも多い。一方、本格的な登山にはコースと共に地形を読み取れる等高線の描かれた地図が国土地理院から提供され、コンパスと併用することで登山の必需品になっている。さらに、針葉樹林、広葉樹林、竹林、ハイマツ、笹地、雑草で覆われた荒地などの植生情報や、電子化された地図では上空から撮影された画像情報も利用することができる。しかし、樹林内のコースとなると内部からの景観を提供する情報はほとんどない。その地を訪れた人の撮影した写真がコース情報として提供されている場合も見受けられるが、景観に特徴ある地点に限られ、コース全体の様子を知ることはできない。また、コースに沿って動画撮影しWebサイト上に提供されている例も見受けられるが、映像が撮影された方向に偏り、情報量が多くコース

全体を把握するには向かない。そこで、ここでは樹林帯を主とするコース全体の様子を把握することを目的に、地図上に景観情報を加えた景観マップの作成を試みた。作成にあたって景観情報の収集に全天球カメラを、収集した画像分析には画像分類AIを導入した。

## 2. 景観マップ作成

景観マップの作成は、AIに学習させるための教師用画像収集と学習、AIによる画像分類、分類結果に基づくマッピングから構成される。画像収集には全天球カメラを活用し、撮影されたパノラマ画像を通常の画像に変換後、教師用画像としている。学習にあたっては、処理を高速化するGPUなどを搭載していない一般的なPCに実行環境を構築して利用した。景観マッピングにあたっては、フィールド調査用に著者らが独自に開発したWebアプリケーション『Realなび』に画像分類AIおよびマッピング機能を加え、撮影現場からWebサーバーにパノラマ画像を送信することによって分類およびマッピングを可能としている。次にそれぞれの機能の詳細について述べる。

### (1) 機械学習モデル

景観分類モデルの構築にあたっては、個人レベルであっても実現可能であることを重視し、Windows PCを用いることとした。また、開発に必要なアプリケーションソフトも無償で入手可能であること、および、機械学習の数学的な知識がなくても利用できるニューラルネットワークのライブラリー『Keras』<sup>3)</sup>を活用した。これは学習済みモデルを数行のコードを記述するだけで、モデルの一部分をカスタマイズして利用する転移学習を可能にしている。本稿では、画像分類モデルの一つであるVGG163)を転移学習するファインチューニングを用いて新たなモデルの構築を試みた。

井川原らは<sup>4)</sup>、森林内部でのアメニティ評価を目的に常緑広葉樹林、落葉広葉樹林、針葉樹人工林の3タイプの森林内でアンケートによる調査をおこなっている。その結果、評価の良し悪しを左右する要因として、樹木の形、大きさ、葉の色、立木密度、下層植生の高さなどが

挙げられるが、最も大きな要因は森林内部への『見通し』であることを明らかにしている。そこで、分類クラスの設定にあたっては、林内からの『見通し』を指標として次の4クラスとした。一つは周囲の木々が低木であったり、立木密度が小さく木々の間あるいは上部から遠方の景観を確認できる『見晴らし良好』クラス、一つは立木密度が小さくかつ林床植生高が1m以下で、樹林内部への見通しが良好な『立木密度小』クラス、立木密度が大きく林床植生高が1m以下であっても鬱蒼とした感じを与え見通しが悪い『立木密度大』クラスとした。さらに、上の3つのクラスに属さないものを『その他』とした。たとえば、長年整備がなされていない樹林帯には、枝下高が低い、林内植生高が高い、立木密度が大きいなどが原因となって、ほとんど日光が差し込むことのない鬱蒼とした樹林もこのクラスに分類される。また、通常のカメラと違いどんな景観であっても周囲のすべてが撮影される。このため、急坂道で撮影され切り出された画像の中にはコースの両脇に迫る斜面や、岩場が写し出されているケースもある。これらも景観の一つと捉えて『その他』に分類している。それぞれのクラスに属する代用的な景観を図1に示す。



図1 景観分類クラス

## (2) 全天球カメラの活用

浅田らは<sup>5)</sup>、Google ストリートビューのパノラマ画像を用いて、道路景観の空間分布から地域の景観分析を試みている。特定の方向に限定し撮影された画像を分析対象とするより、撮影者の意識に左右されることなく網羅的な情報収集でより客観的な分析を可能としている。

著者らは<sup>6)</sup>、2022年からAIの学習および分類の景観画像収集に、一度のシャッター操作で周囲のすべてを一枚の画像として記録できる全天球カメラの活用をはじめた。利用を開始した当初は撮影されたパノラマ画像から必要な部分を手動で切り出し処理していたが、ここでは撮影後の切り出し処理を自動化した。分類対象とした画像は、仰角約45～50度、水平角度90度として切り出し、224×224pxの正方形画像としている。教師用画像についても全方位カメラで撮影、さらに、撮影場所で画像を切り出しラベリングし保存する機能を付加している。

今回の試みに活用した全天球カメラRICHOTHETA SC 2では、横5376px、縦2688pxのパノラマ画像を取得することができる。撮影にあたって、カメラを水平かつ撮影方向を北に向けることで得られる画像の中央が北に定まり、この画像を横方向に4等分することで南西、北西、北東、南東方向の景観画像が得られる。さらに、仰角が45度程度になるように画像上部をトリミング、1344pxの正方形画像としたものを縮小し224pxの切り出し画像としている。

白藤らは<sup>7)</sup>、森林景観の評価に写真を用いる場合と、現地に赴く場合との違いを比較している。その結果、遠方の山々の景観評価に差が認められないものの、林内の景観については、写真による方法では空間性の把握が困難になることで異なることを示している。今回は、教師用画像を現地に赴き撮影したのみでラベリング作業は後日おこなったが、現地での画像の収集と同時にラベリングを可能にすることは、より精度の高い教師用データを得ることができるものと考えている。

## (3) 景観マップ

『Realなび』は、著者らが長年にわたってフィールド調査に活用しているWebアプリ

ケーションである。(図2,3) 現地での撮影画像、位置情報、メモをリアルタイムにクラウド上に置かれたWebサーバーに保存する。保存された情報はいつでも閲覧が可能であると共に、必要な機能を容易に付加できるように設計されている。今回の景観分類の試みでは、現地で撮影されたパノラマ画像を『Realなび』に転送することで、学習済みの景観分類モデルと連携させ分類結果を現地で確認することができるようになっている。分類結果のマッピングは自動化され、次の手順でおこなわれる。①撮影されたパノラマ画像を4つの方角に分割する。②分割されたそれぞれの画像について、AIを用いて前述した4クラスに分類する。③一つの方角について4クラスから確からしさの最大となるクラスを抽出する。④抽出された確からしさの値が閾値より大きければ該当するクラスをその方角の景観とする。閾値より小さい場合は『未確定』とする。⑤画像に記録された撮影向き、および分類クラスに従って景観アイコンを作成する。⑥画像に記録された撮影地点の位置情報からアイコンを地図上に表示する。調査対象コースがネット通信可能な領域であれば、それぞれの地点で①から⑥の手順でアイコンが作成され、調査終了後には景観マップが完成している。



図2 Realなび閲覧画面

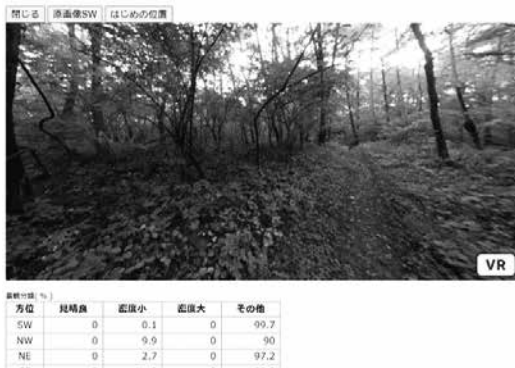


図3 Real なびに付加された分類結果表示画面

### 3. 事例

林内景観マップの作成テストを2023年9月茨木県つくば市の北端に位置する筑波山、および長野県軽井沢町の野鳥の森の2か所で実施した。AIの教師用画像は2022年8月、9月に日光戦場ヶ原、白根山山麓、表秩父、那須山および2023年8月に赤城山で撮影されたパノラマ画像を使っている。教師用画像の分類は、撮影現場を確認のうえ現地でリアルタイムにおこなうのが最良であるが、今回は後日収集された画像を確認しながら実施した。学習枚数は4クラス合計で1160枚、精度および損失関数はそれぞれ約95%、20%である。また、今回のテストでは分類の閾値を90%に設定した。

#### (1) 筑波山

筑波山ロープウェイのつつじヶ丘駅から女体山駅に向かうコースを歩きながら撮影をおこなった。距離1.4km、標高差270mのコースで撮影間隔は約70mである。つつじヶ丘駅から400m地点までは見晴らしが良好であるが、この先は広葉樹林に囲まれ視界は開けていない。景観マップにはこの特徴が顕著に表れている。(図4) 各地点に表示されているマーカーの詳細を見ると、ある方角のマーカーの色が灰色になっているものが見られる。これはAIによる分類の確からしさが閾値以下であり、確信をもって分類することができず、未確定であることを意味している。このコースでは全体の約6%が未確定であった。

図5はst.3地点の未確定と判断されたSWの方

方角について、Lime<sup>8)</sup>を用いてその要因を調べた結果である。図のヒートマップは、確信度が最も高いと判断された『見晴らし』クラスに着目し、分析された結果である。図の空の部分(+)は、この部分が欠けると見晴らしに対する確信度が低下、樹木の部分(-)は逆に高くなることを意味している。すなわち、st.3地点が未確定と判断されたのは、2つの要素『見晴らし』と『その他』の要素が同程度に含まれていることが原因となっている。そのほかの未確定の地点でも同様な傾向が認められ、マッピングにあたっては2つの要素を同程度に含む場合の扱いが課題である。



図4 筑波山景観マップ

| 見晴らし  | 立木密度小 | 立木密度大 | その他   |
|-------|-------|-------|-------|
| 72.6% | 0.0%  | 0.0%  | 27.3% |

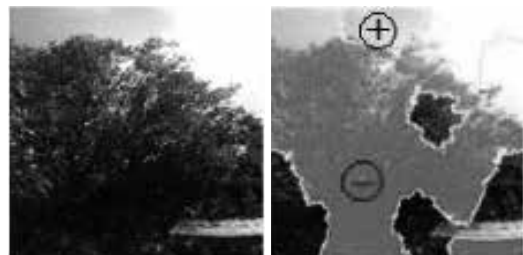


図5 st.3の南西方向の分類結果

#### (2) 軽井沢野鳥の森

野鳥の森を周回するコース約3kmでおこなった。ただし、西側の車道650mについては対象から除外している。撮影間隔は約100mで

ある。このコースはバードウォッチングを楽しむ人々が訪れる場所として知られ、針葉樹と広葉樹の混交林となっている。また、夏は葉が茂って林内の見通しは良くない。ここでの試行にあたっては、3名がコースを歩きAIによる分類と目視との比較をおこなった。

その結果、3名全員が一致した景観地点は95%と判断が食い違う地点はほとんどなかった。一方、3名が一致した地点についてAIの分類結果と比較すると、約30%が不一致となっていた。その内訳を調べると、目視で『その他』と分類しているものすべてをAIは『立木密度小』としている。図7はその代表的な地点st.7の北西方向について、分類対象画像とLimeを用いて生成したヒートマップである。図中の(+)の部分、AIが立木密度小と判断した鍵となる要素を表している。この結果を見ると、手前の木々の間隔が評価されている一方、林床植生高が高い遠方の茂みが『その他』クラスの特徴量である要素として認識されていない。この要因はAIが2次元化された撮影画像を基に分類するため、奥行の変化に対して正確に認識できず、手前の特徴量に大きく左右された結果であると考えられる。このことはAIの分類が『未確定』となっている割合が、筑波山の6%と比較し19%と大きくなっていることの要因にもなっている。つまり、コース全体で歩道に近い部分では『立木密度小』と分類される要素が多い一方で、歩道から離れると植生高が高く鬱蒼とした景観が形成されているためと考えられる。奥行方向に対して景観が様でない場合の対応は今後の課題の一つである。

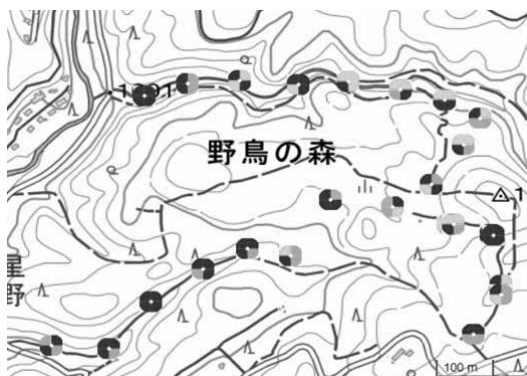


図6 軽井沢野鳥の森景観マップ

| 見晴らし | 立木密度小 | 立木密度大 | その他  |
|------|-------|-------|------|
| 0.0% | 99.9% | 0.0%  | 0.0% |

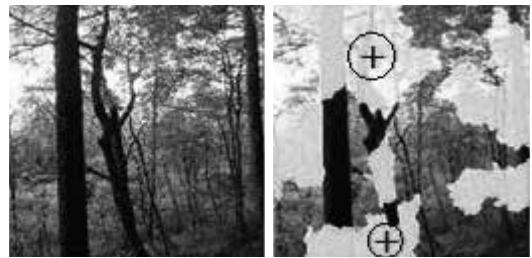


図7 st.7の北東方向の分類結果

#### 4. まとめ

全天球カメラおよび画像分類AIを用いて樹林帯の登山・ハイキングコースに沿った景観マップの作成を試みた。撮影されたパノラマ画像はSW,NW,NE,SEに分割され、それぞれの方角について景観の視点から画像分類AIを用いて4クラスに分類され景観マーカーが作成される。さらに、分類からマーカー作成、地図上への表示までを自動化するWebアプリケーションを作成した。

筑波山および軽井沢野鳥の森でアプリケーションの試験運用をおこなったところ、正常に動作することが確認された。しかし、いくつかの課題も明らかになった。その一つは、分類クラスを決める鍵となる要素が一つの方角に同程度含まれることによって、クラスを確定できないケースがあることである。また、野鳥の森でおこなった目視による分類とAIによるものとを比較したところ、林床植生高を鍵とした『立木密度小』と『その他』クラスのAIでの分類が充分機能していないことが示された。今後、教師用画像の収集方法や分類クラスの追加などを検討する必要があると示唆された。

#### 【参考文献】

- 堀口朋亨・村山弘太郎・影浦亮平(2023)。「江戸期から現代までの日本社会における登山の動機：高尾山・筑波山を事例とし、観光の観点から」『国際言語文化学会日本学研究』8巻, 1-16

- 2) 公益財団法人日本生産性本部 (2022). 『レジャー白書2022：余暇の現状と産業・市場の動向』 生産性出版.
- 3) 青野雅樹 (2019). 『Kerasによるディープラーニング：実践テクニック&チューニング技法』 森北出版.
- 4) 井川原弘一・香川隆英 (1999). 「日本の代表的森林タイプにおけるアメニティの比較考察」『ランドスケープ研究』 63巻5号, 583-586
- 5) 浅田拓海・亀山修一 (2016). 「Googleストリートビューのパノラマ画像を用いた広域・網羅的な地域景観分析」『土木学会論文集D3 (土木計画学)』 72巻5号, I\_383-I\_392
- 6) 川島重徳 (2022). 「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」『目白大学総合科学研究』 第18号, 161-165
- 7) 白藤清伸・比屋根哲・國崎貴嗣・大石康彦 (2002). 「写真と現地における森林景観のイメージの相違」『森林計画学会誌』 36巻1号, 1-9
- 8) 大坪直樹・中江俊博・深沢佑太・豊岡祥・坂元哲平・佐藤誠・五十嵐健太・市原大暉・堀内新吾 (2021). 『XAI (説明可能なAI)：そのとき人工知能はどう考えたのか?』 リックテレコム.