

全天空カメラ画像を用いた空割合時系列データの抽出

園田 哲平[†] 小郷原一智[‡] 畑中裕司[‡] 砂山渡[‡]

滋賀県立大学大学院 工学研究科 電子システム工学専攻[†]

滋賀県立大学 工学部 電子システム工学科[‡]

1. はじめに

地球温暖化抑制のために再生可能エネルギーの1つである太陽光発電が注目されており、太陽光発電の電力効率運用のために、発電出力の予測が重要である。そして、この出力予測を行うために天空画像から天空の状態変化を予測することが求められている[1]。

衛星画像を用いて日射量の短期予測を行った研究[1]があるが、衛星画像では局所的な予測は難しい。そこで、本研究では全天空カメラを用いて天空画像を常時取得できる環境を構築し、衛星画像では難しい局所的な予測に必要なと考えられる空割合時系列データを抽出するアルゴリズムの検討を目的とした。

2. 手法

2-1. 画像の取得

本研究ではMobotix社製全天候型全方位防犯カメラ Q25(図1)を用いて画像の撮影を行った。1072×768(pixels)の全天空画像をJPEGファイルで取得できる。このカメラを滋賀県立大学の屋上に設置し、1枚/分の撮影間隔で撮影した。撮影した画像に対してトリミングを行った。その後、本研究では地平線より上の天空領域を対象とするため、地面領域をマスキングした(図2)。



図1 全方位カメラ



図2 使用する画像例

2-2. 識別器の学習

本研究では、天空画像における画素を空か雲かに分類するためにNeural Network(NN)を用い

る。まず、学習用画像として、気象庁が定義している曇り、晴れ、快晴の画像を各13枚(計39枚)用意した。画像のR成分、G成分およびB成分の画素値を特徴量とした。パラメータの決定にはグリッドサーチを行い、隠れ層1層10ノード、活性化関数はtanhとした。

3. 空割合時系列データの抽出結果

3-1. 空と雲の分類結果

訓練したNNを用いて、快晴(4枚)、晴れ(5枚)、曇り(3枚)の3パターンの未知画像に対して分類を行った。各パターンにおけるaccuracyの平均値は快晴:0.89、晴れ:0.92、曇り:1.00であった。また、入力画像と分類結果の画像例を図3に示す。

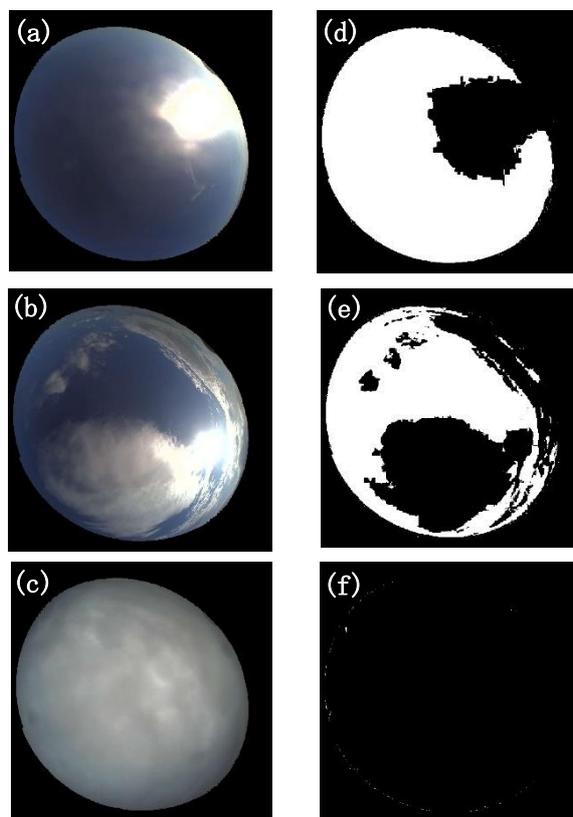


図3 入力画像および分類結果の例。(a, d) 快晴画像とその分類結果。(b, e) 晴れ画像とその分類結果。(c, f) 曇り画像とその分類結果。2値化画像の1が空、0が雲を示している。

Derivation of time series of the sky-cloud ratio in omnidirectional camera images for predicting sky conditions

[†]Tepei Sonoda, The University of Shiga Prefecture

[‡]Ogohara Kazunori, Hatanaka Yuji, Sunayama Wataru, The University of Shiga Prefecture

3-2. 空割合時系列データの抽出結果

NNによって予測される空領域(図2d, e, fにおける白い領域)の画素数を空面積 S_{pred} 、マスキングの結果残された天空領域の画素数を総面積 S_{all} とし、空割合 S を以下の式で算出した。本研究では、空と雲をどの程度の精度で分類できるかに着目しているため、天空の実際の面積ではなく画素数による空割合の算出を行った。

$$S = \frac{S_{pred}}{S_{all}} \times 100 \quad (1)$$

実際に、12月1日, 3日(各日7:00~17:00)の天空画像を入力することで空割合時系列データを抽出した。画像の撮影は1枚/分の間隔で撮影しているため時系列データも1分ごとに得られる。また、気象庁の目視による天気観測も照らし合わせた[2]。気象庁の天気は以下のように定義されている。曇りは、全天を覆う雲の量(雲量)が9以上の場合である。晴れは、雲量が2以上8以下の場合である。快晴は、雲量が1以下の場合である。また、気象庁の観測は百分率ではなく0~10の整数(十分率)で行われる。12月1日の空割合時系列データと気象庁との比較を図3, 12月3日分を図4に示す。

図3の9時, 15時のデータを見ると、共に気象庁の観測と矛盾しない。14:00~17:00の時間帯に空割合に変動が見られるが、実際の画像を見たところ大きな雲が数回横切っていたため、分類を大きく誤っていたわけではない。また、3-1.で示したように未知画像の分類精度は高い値を示していたことから、空割合に大きな変動がある時間帯でも、正確に空と雲の領域分割を行えていると言える。

次に図4を見ると、9時, 15時共に気象庁の観測は快晴であるため本来は90%以上のはずである。しかし、空割合は約80%となってしまう。これは、本研究では、雲と太陽の輝度値がほとんど同一であるため、太陽を雲領域として学習しているからである。そのため、雲ひとつない快晴であっても空割合100%にはならない。また、この日は一日を通してほとんど雲がなかったが、朝夕に空割合が低い時間帯がある。この原因としては、朝夕の時間帯は空が暗く、雲の影と同じような色になってしまうことから誤分類を起こしてしまうためである。しかし、太陽の問題を除いて時系列データを見ると、その形状から一日を通して雲がなく晴れていることが読み取れる。

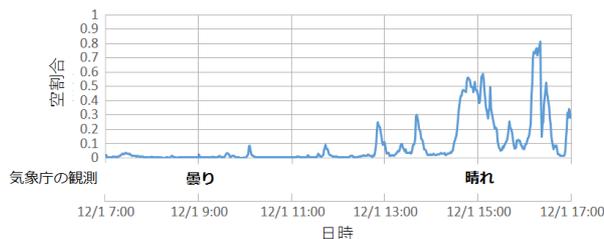


図3 2016年12月1日の空割合時系列データ

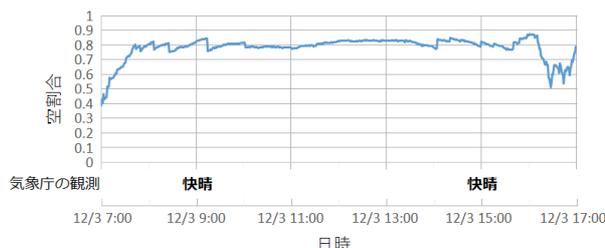


図4 2016年12月3日の空割合時系列データ

4. まとめ

本研究では、将来の天空の状態を予測するために、天空画像を常に取得できる環境を構築し、空割合時系列データを抽出する手法について提案を行った。提案手法では、天空画像のR成分, G成分およびB成分を特徴量とし、Neural Networkを用いて機械学習を行うことで、空と雲の分類を行った。その後、分類結果から空割合を算出し、空割合時系列データを抽出した。

提案手法を、未知画像を用いてテストした結果、accuracyは、曇りの画像は1.00, 晴れの画像は0.92, 快晴の画像は0.89という高い精度を得ることができた。また、空割合時系列データは曇り, 晴れの日には正確な時系列データを抽出することができた。快晴の日には太陽を雲として学習していることが空割合の低下として顕在化しているものの、天空の変動が捉えられる時系列データを抽出することができた。

今後は、朝夕の暗い画像の分類精度を高めることや、太陽を雲と識別する問題を解決すると共に、天空の将来予測も行っていく必要がある。

参考文献

- [1] 橋本 篤, 小林 隆久, 田中英寿, “太陽光発電出力予測のための衛星画像データを用いた日射量推定・予測モデルの開発”, 電力中央研究所報告, 巻頭1-3, 1-21, 2013
- [2] 国土交通省気象庁, 過去の気象データ検索 1時間ごとの値, <http://www.data.jma.go.jp/obd/stats/etrn/index.php>