

ヒートポンプを核としたスマートコミュニティに関する研究
 (その 11) 衛星画像を用いた画像処理と機械学習による日射量の予測に関する研究
 Study on Smart Communicate Integrated with Heat Pump
 (Part11) Prediction of Solar Radiation

Using Satellite Images by Computer Vision and Machine Learning

非会員 ○曾 育民 (北海道大学) 正会員 長野 克則(北海道大学)
 学生会員 藤井 健斗(北海道大学) 非会員 周 佳奕 (北海道大学)
 学生会員 山口 大 (北海道大学)

ZENG Yumin*¹ Katsunori NAGANO *¹ Kento FUJII*¹ ZHOU Jiayi*¹ Hiroshi YAMAGUCHI*¹

*¹ Hokkaido University

This research aims to develop a solar radiation estimation and prediction system to achieve effective utilization of energy, energy saving and make electricity supply system more stably. In this paper, the simple method of solar radiation estimation by satellite images of Himawari 8 are described. In order to achieve solar radiation prediction, the satellite images were processed and them would be recognized easily by the computer. Cloud in the image would be tracked by computer vision, and the tracking data were used to predict the movement of cloud.

はじめに

本研究はヒートポンプを核としたスマートコミュニティの構築を目的とした一連の研究の第 11 報であり、経済効果と省エネ性を求めるとともに、電力供給システムがより安定的に稼働することを目的として、日射量の推定及び予測システムを開発した。既報その 9 では自立制御型 HEMS の最適制御時間の検討を行い、既報その 10 では空気熱源ヒートポンプを導入した際の効果検証を行った。しかし、それらの研究では過去の実測日射量データを用いたが、今後はリアルタイムでの負荷の計算及び機器の制御が必要となるため、日射量の予測が不可欠である。

そこで本研究では、ひまわり 8 号の衛星データを用い、画像処理と機械学習の手法で日射量の推定と予測を行い、従来の手法に比べて、予測の頻度が高いという特徴があるシステムを開発した。

1. GPV 数値予報との比較

既報その 7 では AI 手法による日射量予測を用いたモデル予測型 HEMS の開発と実証を行ったが、取得した GPV 数値予報データは京大大学生存圏研究所のアーカイブから NET framework のメソッドを経由し、約 140 分の処理時間が必要だった。また、予測の間隔時間は 60 分だった。本研究では特定の領域を 2.5 分毎の観測することができる静止気象衛星ひまわり 8 号からの衛星データを用いた。図-3 に GPV 数値予報と衛星画像予測の比較を示す。データの処理時間と予測更新の間隔時間は 2.5 分に短縮し、予測の頻度と精度を向上させた

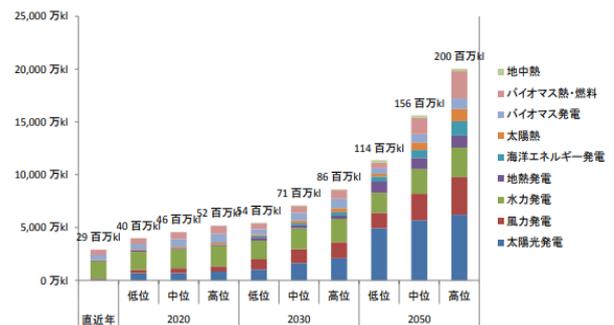


図-1 再生可能エネルギーによる一次エネルギー供給量

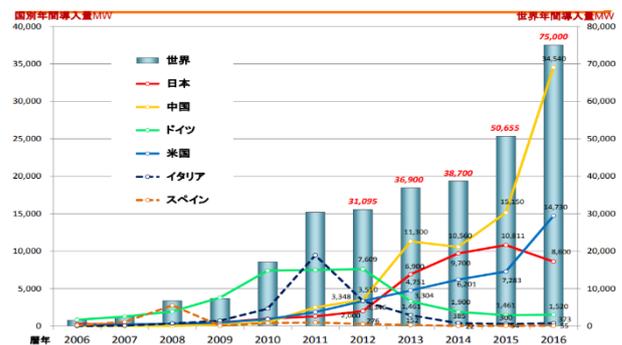


図-2 太陽光発電の国別導入量の推移

予測手法	データ処理時間	予測更新時間
GPV数値予測	140min	60min
衛星画像予測	<2.5min	2.5min

図-3 GPV 数値予測と衛星画像予測の比較

2. 衛星データの取得と画像処理

2.1 ひまわり 8号のバンドの選定

図-4 に太陽光発電システムのモジュールの効率変化を示す。本研究は 0.64nm 波長の光を観測する可視バンド 3 を利用し、アルベドを観測する。

図-5 にひまわり 8号赤外バンド波長における大気中の気体分子による吸収特性を示す。本研究は、バンド 15 とバンド 13 を利用し、観測した輝度温度の差により、雲型を判断する。

2.2 DN 値の処理

本研究は NICT-情報通信研究機構のホームページでひまわり 8号のひまわり標準データをダウンロードし、PYTHON を使って、ひまわり標準データから、衛星各観測設備のパラメータを含むヘッダー情報を除いて、気象庁の「ひまわり 8・9号ひまわり標準データ利用の手引き」に基づいて、利用したバンドが観測できる画素の量(東西方向、南北方向)と有効ピット数によって画像のサイズ(東西方向、南北方向)と DN 値の最大値を設定し、DN 値を取得する。図-6 に Spyder4.0.1 を用い、衛星データから取得した DN 値の一例を示す。

2.3 輝度画像

輝度は、衛星で観測した光を放射校正で求めた結果である。特定な領域にある放射エネルギーの総和を意味する。放射輝度では、オブジェクトによって反射された放射エネルギー、近くの地上オブジェクトの寄与値、および雲の影響が含まれる。スケールされていない DN 画像の放射輝度画像への変換は、線形変換式でオフセット係数およびゲイン係数を用い、DN 値から放射輝度へ変換する。

$$\text{Lrad} = \text{gain} \times \text{DN} + \text{offset}$$

Lrad :放射輝度

Gain :ゲイン係数

DN :DN値

Offset :オフセット係数

衛星センサの出力値を入力物理量に正確に対応づけるために、センサの入出力特性を定量的に把握する必要がある。ヘッダー情報には近赤外バンドのセンサ特性の経年変化を補正するためのパラメータが含まれる。本研究では DN 値を処理するときに除いたヘッダー情報を Python ライブラリ Numpy で解析し、その中の物理量を求め、ラジオメトリック校正と幾何校正を行う。そして、校正した DN 値と解析して求めたオフセット係数、ゲイン係数を用い、正確な放射輝度へ変換する。最後に Python ライブラリ matplotlib を使って、確認用の輝度画像が得られる。図-7 に輝度画像の一例を示す。

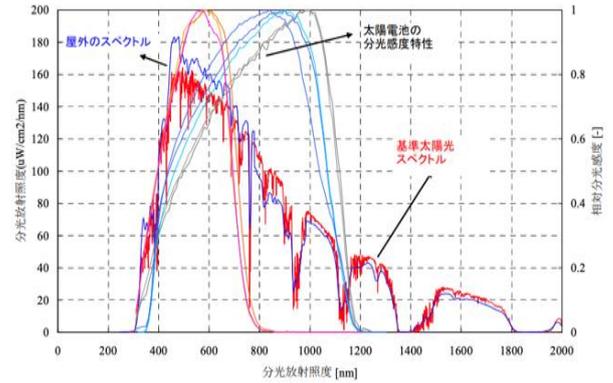


図-4 太陽光発電システムのモジュールの効率変化

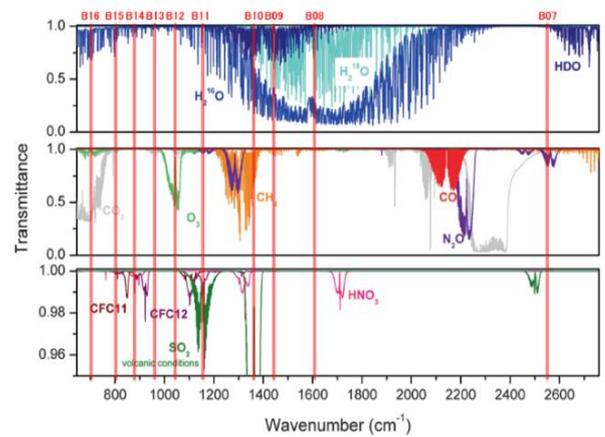


図-5 バンド波長における大気中の気体分子による吸収特性

	794	795	796	797	798
192	1137	1095	1050	990	950
193	1065	1035	1006	987	995
194	1090	1056	1045	1043	1056
195	1116	1105	1126	1128	1120
196	1146	1157	1167	1149	1093
197	1142	1140	1120	1085	1035
198	1118	1078	1020	1004	932
199	949	905	860	837	780
200	925	886	836	787	761
201	939	903	868	825	772

図-6 衛星データ取得した DN 値の一例

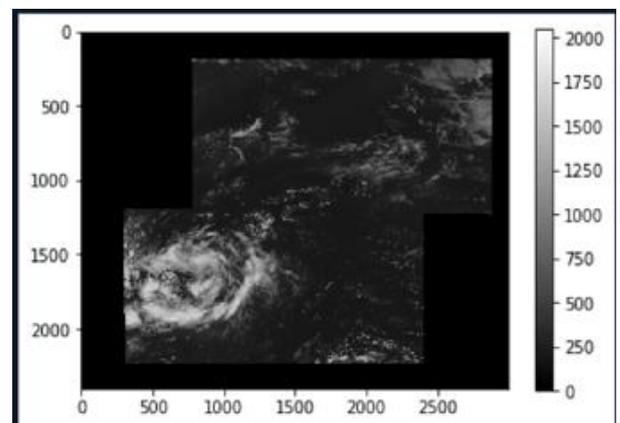


図-7 輝度画像の一例

2.4 アルベド画像

求めた放射輝度から太陽光反射率(アルベド)が求められる。本研究では可視・近赤外バンド(バンド1-6)のひまわり衛星標準データを放射輝度に変換し、ヘッダー情報からの変換係数と変換式を読み込み、放射輝度で太陽光反射率(アルベド)を求める。図-8にアルベド画像の一例を示す。

3. 日射量の推定

3.1 日射量の推定式

本研究はG. Dedeu氏が提案した日射量の推定式を用い、ひまわり8号の衛星画像で全天日射量を推定する。

$$S = \alpha \times \beta \times S_0 \times \frac{1 - P_p}{1 - P_s}$$

- S: 日射量の推定値 α: 快晴時の大気の補正係数
- β: 雲の種類補正係数 S₀: 大気上端の日射量
- P_p: 観測アルベド P_s: 地表面のアルベド

3.2 快晴時の大気の補正係数 α

雲と地表面のみによって構成された1層の単純な大気モデルを参考し、予測日前30日間の気象データを学習データとし、気象台が快晴と判断した時刻を記録し、その時刻のひまわり8号のひまわり標準データを取り、観測アルベドを求め、各時刻の地面上のアルベドとする。気象台に快晴と判断された時刻の大気外の日射量を求め、その時刻の観測アルベド、地面上のアルベドを用い、補正係数αとβを1として、推定式に従って日射量の推定値を求める。さらに、気象台に観測されたその時刻の日射量観測値を用い、各時刻の日射量の観測値と推定値の比を求める。求めた比は各時刻の補正係数αになる。

3.3 雲の種類補正係数 β

雲の種類補正係数βでは、バンド13とバンド15を用い、各日5時から20時まで各時刻B13とB15の輝度温度を求める。求めた大気の補正係数α、地面上のアルベドとその時刻の観測アルベドを用い、補正係数βを1として推定式に従って日射量の推定値を求める。さらに日射量観測値を用い、各日各時刻の日射量の観測値と推定値の比を求める。その比は各日各時刻の補正係数βになる。図-10の2種類の赤外画像データを組み合わせで雲の種類を判別する手法を参考し、図-11に示すBTDとTBBからβを推定する数値モデルを用い、Tensorflowを使って、入力層、隠れ層と出力層が各1層のニューラルネットワークでβを推定する数値モデルが作成した。

最後に、求めた各時刻の地面上のアルベド、補正係数α、βを用い、衛星データからの観測アルベドと大気外の日射量を使って、全天日射量を推定することができる。

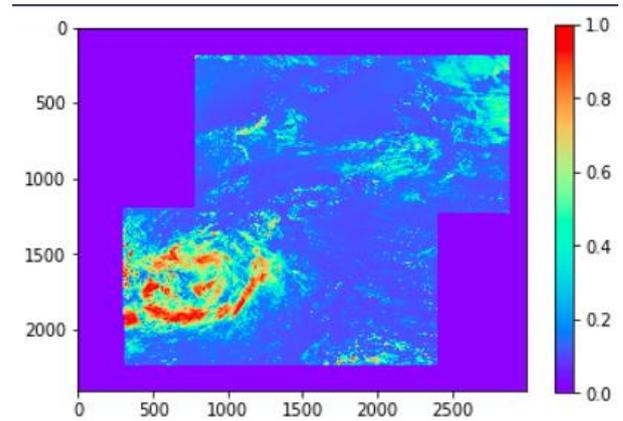


図-8 アルベド画像

快晴時の大気の補正係数α

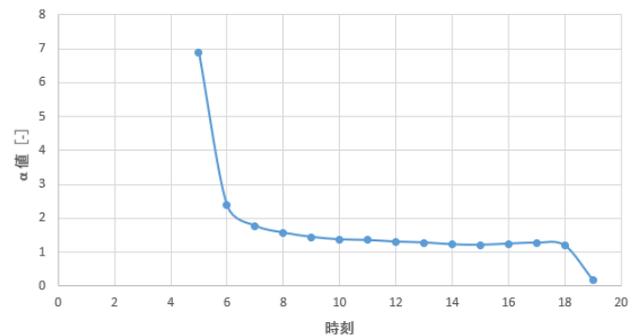


図-9 求めた補正係数αの一例(札幌2019年6月22日)



図-10 雲形の判別ダイヤグラム



図-11 BTDとTBBからβを推定する数値モデル

札幌2019年6月22日全日射量の観測値と推定値

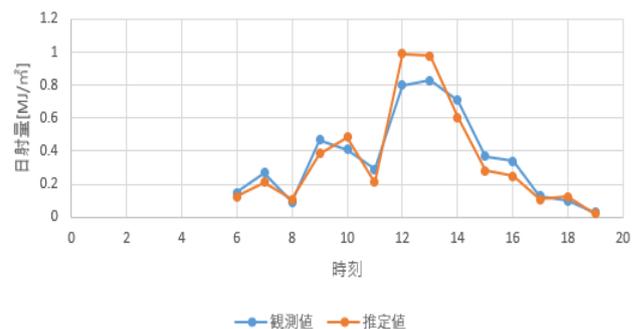


図-12 札幌2019年6月22日全日射量の観測値と推定値

4. コンピュータビジョンと機械学習による日射量の予測

4.1 OpenCV による追跡アルゴリズム

図-13 が示すように衛星データを画像に変換し、ガウシアン平滑化と大津の二値化などの手法でコンピュータに容易に認識される画像を作成した。そして、二値化した雲(黒)の色を検出したい目標の色として設定する。さらに検出した目標の全体を抽出するため、検出した目標の範囲は目標の輪郭線を設定する。最後に、コンピュータはビデオの全てのフレームに左上から右下まで、雲の検出を行う。雲だと判別する部分は輪郭線の範囲に従ってバウンディングボックスを生成する。バウンディングボックスはその目標を標記し、トラッキングする。

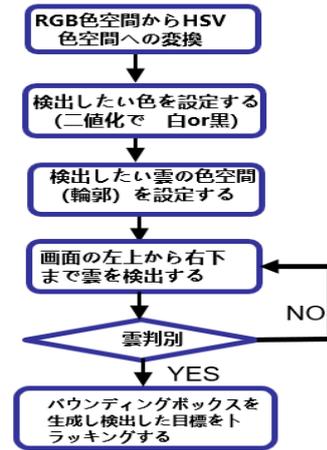


図-13 追跡アルゴリズムのフローチャート

4.2 機械学習による雲の移動予測

表-1 に本研究が用い雲の移動軌跡を予測するニューラルネットワークの構造とその具体設定を示す。Tensorflow と Numpy を用い、それらに従って、ニューラルネットワークで雲の移動を予測するプログラムを作成し、各バウンディングボックスの座標データを教師データとして、雲の移動を予測を行った。さらに予測した雲の移動軌跡をとバウンディングボックスのサイズを活用し、雲の将来の移動領域を計算する。最後に図-15 が示すように 3 時間内雲の型の変動は一定と仮定し、将来の移動領域のアルベドを推定して、大気外の日射量と各補正係数でその領域の日射量を予測する。

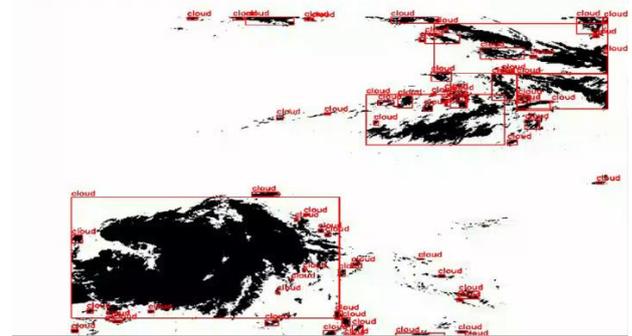


図-14 雲のトラッキングの一例

5. まとめ

- 1) 図-16 は 2019 年 6 月 22～24 日の予測結果 (3 時間ごと) と実測結果を示す。日射量の予測値は実測値と概ね一致しており、その相対誤差は 8.6%であった。ただし、日射量が最も高い 11 から 13 時の時に、誤差が比較的大きくなる結果となった。
- 2) 大気外の日射量の強弱は日射の予測結果に大きな影響を与えることが分かった

今後の課題として、更に予測精度を向上するため、今回考慮しなかった環境条件、特に気流条件を考慮し、予測システムを改善する必要がある。

参考文献：

- 1) G. Dedieu, P. Y. Deschamps, Y. H. Kerr, Satellite Estimation of Solar Irradiance at the Surface of the Earth and of Surface Albedo Using a Physical Model Applied to Metcosat Data, Journal of Climate and Applied Meteorology, Vol. 26, 1987, pp 79-87
- 2) 谷口浩成、大谷謙仁、黒川浩助：衛星雲画像を利用した雲アルベドの動的分析 電気学会論文誌B (電力・エネルギー部門誌) /121 巻 (2001) 2 号

教師データ	隠れ層	ユニット	最適化クラス	学習率	訓練回数	活性化関数
ある目標の70回のBBOXデータ	4	20layer	AdamOptimizer	0.01	100001回	Relu(layer2&layer3)

表-1 ニューラルネットワークの具体設定

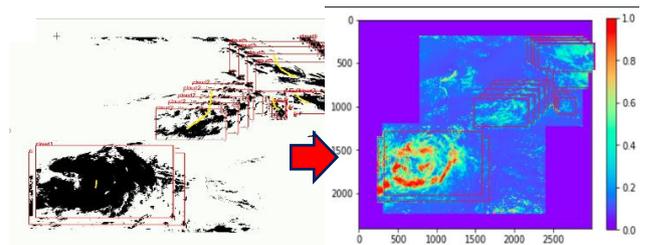


図-15 日射量の推定と雲の移動軌跡の組み合わせ

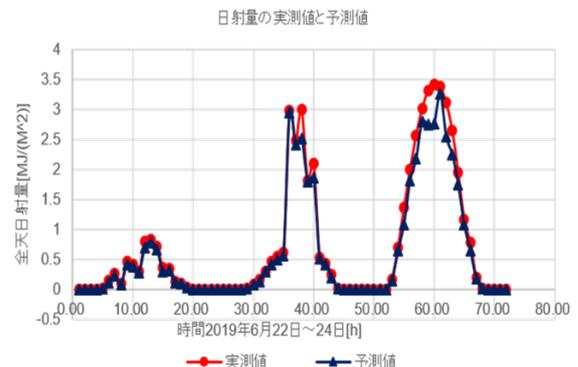


図-16 2019年6月22日～24日の予測結果と実測結果