

全天カメラ画像を用いた画像予測機械学習 モデルによる太陽光発電電力量予測

今井正堯¹、神山徹¹、大関崇²、大竹秀明²、佐藤光輝³

1 産業技術総合研究所 人工知能研究センター、
2 産業技術総合研究所 再生可能エネルギー研究センター、
3 北海道大学

研究背景

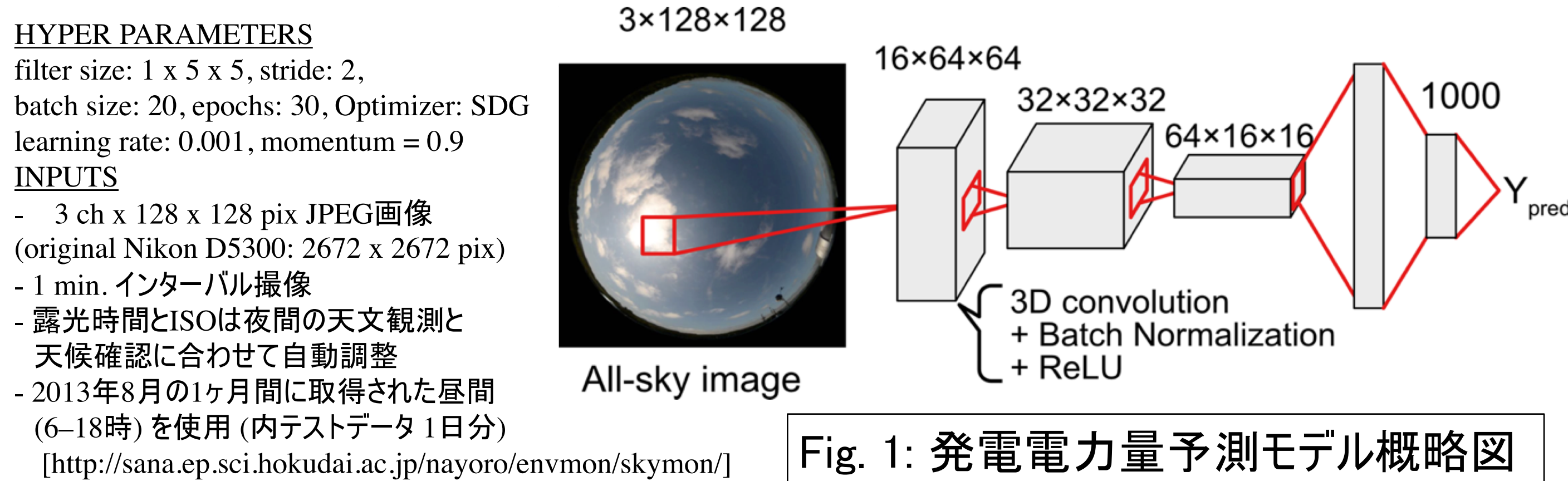
- 近年、太陽光パネルのコスト低下と気候変動リスクに対する警戒から、持続可能な発電方式として太陽光発電に対する期待が高まっている。
- 世界の太陽光発電電力量は2019年末の時点で電力需要の3% (627 GW)を超え、国内では九州電力が晴天時には全需要の9割に迫る電力を太陽光発電で賄うまでになっている。
- 一方、電力の効率的な利用には、供給と需要のバランスを最適化した送電網“スマートグリッド”の構築が必要不可欠であり、気象条件に大きく左右される太陽光発電電力量の正確な将来予測が鍵である。
- 機械学習を用いた先行研究では、発電電力量の時系列データから日(時間)毎の予測で二乗平均平方根誤差 (RMSE)で $\sim 30\text{--}40 \text{ Wm}^{-2}$ の予測を実現 [Sfetsos et al. (2000), Cao et al. (2005)].
- 画像を用いた深層学習によって、5–20分先の予測を $\sim 100 \text{ Wm}^{-2}$ の精度で実現した例も存在 [Lauret et al. (2015)].
- しかし、依然として曇りの天候時には分毎の予測精度は現状200–400 Wm^{-2} 程度であり、この短期予測精度の向上が重要な課題である。

研究目的

- 太陽光発電電力量を < 10 分時間分解能で長期的に予測。
- 地表への日射量に最も影響を与える全天の雲分布を捉えた魚眼カメラ画像と深層学習モデルを用い、日射量の再現実験を実施。
- 現在の開発中の学習モデルは以下の2つのパートで構成されている。
第1段) 先行研究でも採用された、全天カメラ画像と現在の発電電力量を結びつける深層学習モデル
第2段) 最先端の動画予測モデルを導入し、将来の全天の雲位置変化の可視化する深層学習モデル。
- 最終的には両パートを結合させることで、機械が出力する発電電力量の推移を利用者側が予測画像から視覚的にも解釈できるモデルを目指す。=> 学習過程や予測の妥当性検証ができること期待。
- 本発表では、1, 2段目のモデルを独立して学習させた結果を紹介し、今後の展望について議論する。

開発モデル1: 全天カメラ画像からの発電電力量予測モデル

入力画像) 北海道大学附属天文台取得の全天画像 (1分毎画像)
予測・出力値) 同天文台で取得された日射計の照度 (1分値)
学習モデル) 3D convolutionをベースとした深層学習モデル (Fig. 1)
→ 全天カメラ画像を取得した瞬間 (1分先) の日射量推定を実施。



<結果>

晴天時で、平均RMSE $\sim 50 \text{ W m}^{-2}$ (実測値とのズレ $< 5\%$)
曇天時で、 $150\text{--}200 \text{ W m}^{-2}$ (実測値とのズレ 20–30%)

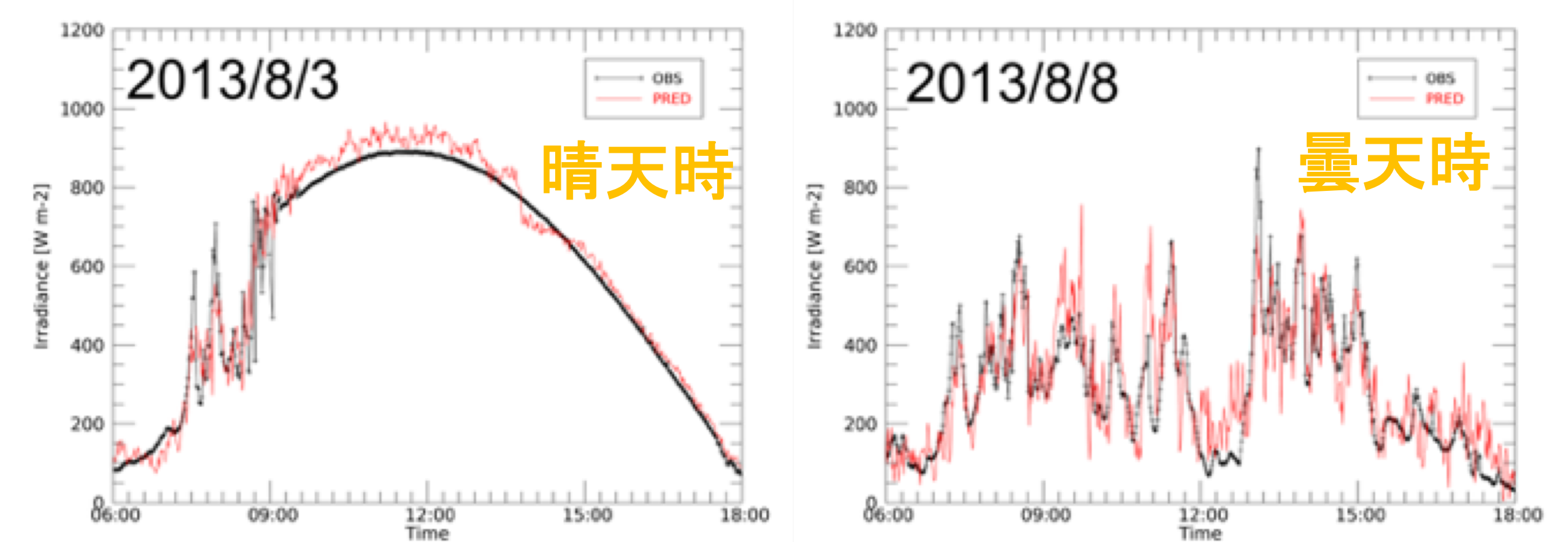


Fig. 2: 発電電力量予測結果例. 黒線が実際の照度, 赤線がモデル出力値

開発モデル2: 将来の全天カメラ画像予測

- モデル1では、入力画像から将来の日射量を推定させる場合、予測時間を長くするほどRMSEが単調増加 (10分先予測で倍以上精度悪化)
→ 最新の動画予測モデル (E3D-LSTM, Wang et al., ICLR 2019) を用い
全球雲分布の変化を可視化、予測精度の向上と発電電力量の急激な変化を説明・理解できる新しい予測モデルを開発中。

- L1 lossを使用 (オリジナルモデルL1+L2 loss)
- 4つのE3D-LSTM層を結合
- 3D-Conv: $2 \times 5 \times 5$ (time x height x width)
- 隠れ層: 64 each
- Temporal stride: 2
- 入力データ: 3 ch x 128 x 128 pix x 780 frames in a day (6–18時).
- Training: 27 日分, Test 4日分

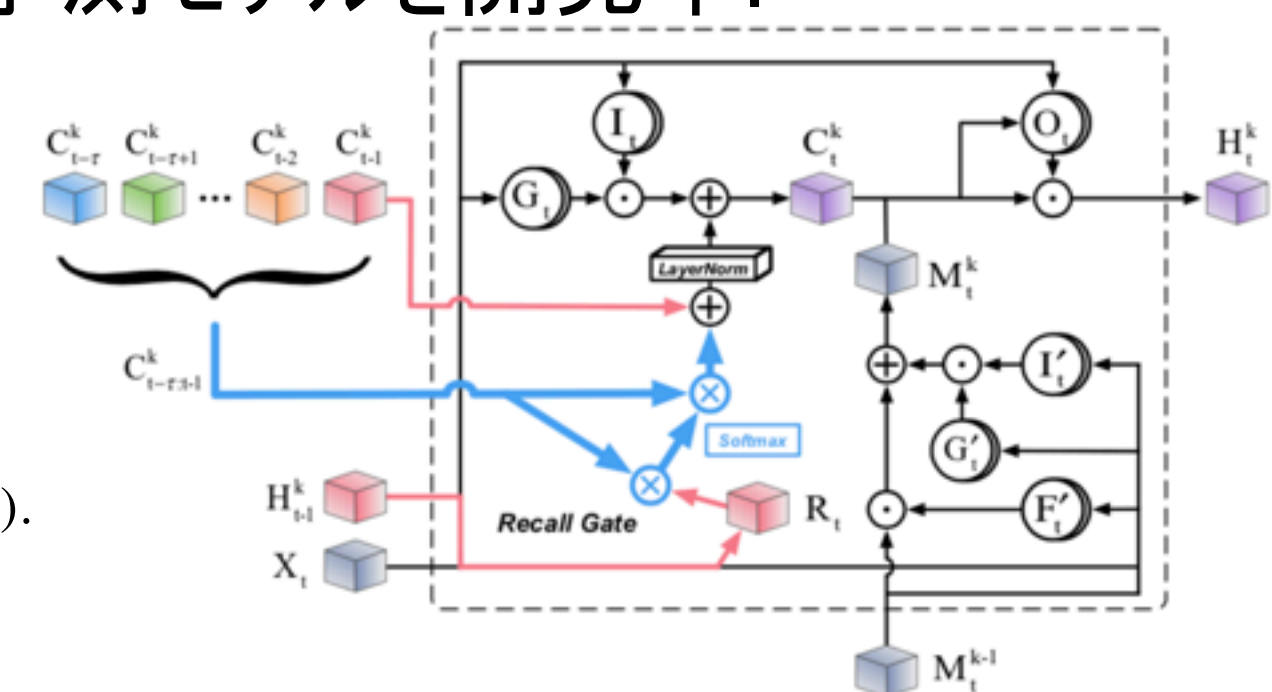


Fig. 3: E3D-LSTMモデル概略図. LSTMと同様の構造をもちつつ記憶セル (M) に複数の時刻ステップの情報を保持することで過去長期に遡った動画予測が可能。

- 10 フレーム (10分間) の連続全天カメラ画像を入力とし、続く連続した10分先までの全天カメラ画像を再現。
- 初期成果として、動画予測モデルを用いた全天画像の学習に成功、将来のおおよその雲分布の再現をした画像の生成を確認。
- 予測画像の雲は全体的にのっぺりしており、微細構造の再現が課題

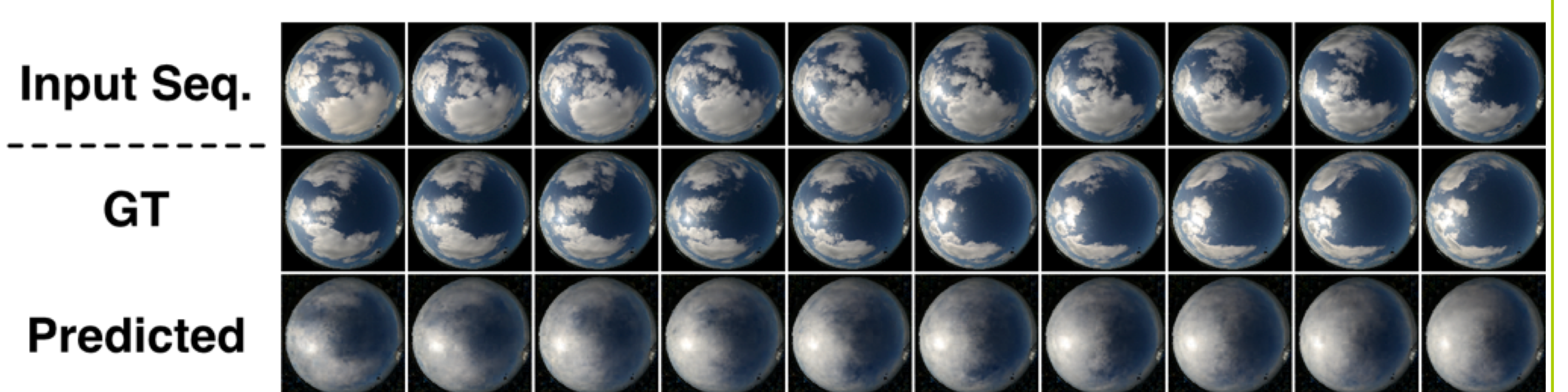


Fig. 4: 動画予測モデルによる全天雲分布再現結果

結論と今後

- モデル1 開発では、先行研究と同等の精度で画像からその時刻における日射量 (発電電力量) を推定・予測ができることを確認。
- 同モデルでは、予測時間を長くすると精度が悪化。数分先の全天の雲位置を予測するための第2段目のモデル開発を並行して実施。
- 最先端の動画予測モデル E3D-LSTMを用いることによって雲の流れを予測した将来の全天画像生成に成功した。
- 今後、日射量に影響する太陽方向の雲を正確に再現するために、微細な雲構造の学習を強化するモデル開発を継続する。
(Loss設計の見直し、モデル内にGANの導入などを検討中)
- 最終的には、第1段目の3D convolutionと、第2段目のE3D-LSTMの結合モデルによって、高精度の長期発電電力量予測を目指す。

参考文献

- A. Sfetsos, A.H. Coonick, Univariate and Multivariate forecasting of hourly solar radiation with artificial intelligence techniques, Solar Energy, 68, 169–178 (2000).
- S. Gao, Cao, J.: Forecast of solar irradiance using recurrent neural networks combined with wavelet analysis. Appl. Therm. Eng. 25 (2–3), 161–172 (2005).
- P. Lauret, C. Voyant, T. Soubdhan, M. David, P. Poggi A benchmarking of machine learning techniques for solar radiation forecasting in an insular context Sol Energy, 112. 446–457 (2015).
- Yunbo Wang, Lu Jiang, Ming-Hsuan Yang, Li-Jia Li, Mingsheng Long, and Li Fei-Fei. Eidetic3D LSTM: A model for video prediction and beyond. In International Conference on Learning Representations (ICLR), 2019