

# 機械学習を用いた水蒸気ライダーデータのデノイズ

吉田 智<sup>1</sup>, 川畑 拓矢<sup>1</sup>, 酒井 哲<sup>1</sup>, 幾田 泰醇<sup>1</sup>,  
高橋 温志<sup>2</sup>, 横矢 直人<sup>2</sup>, 上田 修功<sup>2</sup>, 白石 浩一<sup>3</sup>

<sup>1</sup> 気象研究所 (〒305-0052 茨城県つくば市長峰 1-1)

<sup>2</sup> 理化学研究所 (〒103-0027 東京都中央区日本橋 1-4-1)

<sup>3</sup> 福岡大学 (〒814-0180 福岡県福岡市城南区七隈 8-19-1)

## Denoise of water vapor Raman lidar data using machine learning

Satoru YOSHIDA<sup>1</sup>, Takuya Kawabata<sup>1</sup>, Tetsu Sakai<sup>1</sup>, Yasutaka Ikuta<sup>1</sup>,  
Atsushi Takahashi<sup>2</sup>, Naoto Yokoya<sup>2</sup>, Naonori Ueda<sup>2</sup>, and Koichi Shiraiishi<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Meteorological Research Institute, 1-1 Nagamine, Tsukuba, Ibaraki 305-0052

<sup>2</sup> Riken, 1-4-1 Nipponbashi, Chuo-ku, Tokyo 103-0027

<sup>3</sup> Fukuoka Univ., 8-19-1 Jonanku Nanakuma, Fukuoka, Fukuoka 814-0180

**Abstract:** We observe moisture vertical profiles in coastal areas of Kyushu with water vapor Raman lidars and assimilate moisture data for improving forecast skill of local severe rainfall associated with mesoscale convective systems. Since moisture vertical profiles observed by the water vapor lidars sometimes involve unexpected noises, denoising of moisture vertical profiles is essential for effective data assimilation. In this presentation, we apply deep image prior (DIP), which is an unsupervised machine learning scheme, to denoise moisture vertical profiles obtained with the water vapor lidars. We calculate root mean square differences (RMSDs) in water vapor mixing ratio between water vapor lidars and radiosonde launched near the lidar station. The RMSDs for DIP-denoised water vapor mixing ratio is on average about 30% lower than those for non-DIP-denoised water vapor mixing ratio, indicating that DIP is a useful tool to improve data quality of water vapor lidar data.

**Key Words:** Water vapor lidar, machine learning

### 1. はじめに

気象研究所では線状降水帯に伴う大雨の予測精度向上を目的として、水蒸気ラマンライダー観測とその観測データの気象予報モデルへのデータ同化の研究を行っている<sup>1-2)</sup>。水蒸気ライダーデータの同化をより効果的に行うためには、データのノイズ除去は重要である。本稿では、教師無し機械学習の一つである Deep Image Prior(DIP)を用いて水蒸気ライダーデータのノイズ除去を行い、DIPによりどの程度データの品質が改善するか検討する。

### 2. ノイズ除去方法

DIPはConvolutional neural network(CNN)を用いた機械学習で、ランダム画像を初期画像とし、イタレーションにより徐々にターゲット画像に近づけていく<sup>3)</sup>。何らかの構造を持ったランダム画像は少ないイタレーション回数でターゲット画像に近づく一方で、構造を持たないランダム画像はターゲット画像に近づくために多くのイタレーションが必要である。このため、適切なイタレーション回数(NI)で計算を止めることにより、ターゲット画像に対してノイズ除去が可能である。最適なNIでDIPを適用することにより、効果的なノイズ除去が可能となる。ここで最適なNIはCNNのカーネル数(NK)にも依存するため、NKを勘案してNIを考慮する必要がある。水蒸気ライダーの観測データも時間と高度の2次元画像(水蒸気混合比の高度-時間断面画像)と捉えることができ、DIPの適用ができる。

2016年の暖候期に継続してつくば市の気象研究所において水蒸気ライダーの試験観測を行った<sup>4)</sup>。さらに2020年度以降の暖候期に長崎市および鹿児島県下甕島で水蒸気ラマンライダー観測を行った。本稿では2016年度の水蒸気ライダーデータにDIPを適用し、水蒸気ライダー観測サイト近隣の館野のラジオゾンデ観測結果と比較して最適なNI, NKの組み合わせを求める。さらに求めた最適な組み合わせを2021年の下甕島の水蒸気ライダーデータに適用し、データ同化に対するインパクトを検討する。

### 3 結果

2016年のつくばでのライダー観測データを3つの期間に分類し、それぞれデータセットA-Cとする(A: 8/12-9/6, B: 9/7-10/2, A: 10/3-10/28)。各データセットに対してDIPを適用する。多数のNIとNK組に対

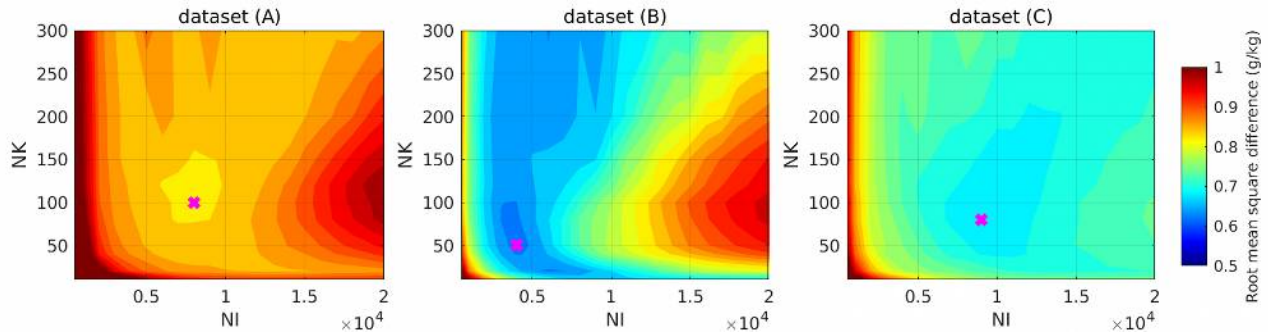


Figure 1: Distribution of root mean square difference (RMSD) in water vapor mixing ratio observed by the water vapor Raman lidar and radiosonde for each data set. NI and NK indicate number of iteration and number of kernel, respectively.

して DIP を 100 回実施し、ラジオゾンデ観測データとの比較で root mean square difference (RMSD) を算出 d する。図 1 にその中央値の分布を示す。DIP を適用しない場合のラジオゾンデ観測データとの比較では RMSD は 0.9g/kg から 1.2g/kg である。一方、図 1 のどのデータセットにおいても RMSD が 0.9g/kg を下回る NI, NK の組が存在している。このことから、DIP を用いることにより水蒸気データからノイズが適切に除去され、データ品質が向上していることが分かる。RMSD の絶対値は異なるものの、NI が 1000 以下の小さな値や 15000 以上の大きな値では RMSD が大きくなるなど、特徴の類似点がみられる。各データセットで最適な NI, NK の組 (NI, NK) は、(8000, 100) (4000, 50), (9000, 80) であった。なお、これらの最適な NI, NK を用いて DIP を実施することにより、RMSD が平均で 30% 低下している。本稿では各データセットの最適な NI, NK の組の平均値である (7000, 80) として解析を進める。ただし、NK は四捨五入し 80 としている。

水蒸気ライダーデータをデノイズした一例を図 2 に示す。同図に示す通り、データが大きく変化し、品質が低下していると考えられる領域 (日中の高度 1km 以上の領域) において、DIP を適用することにより滑らかで尤もらしい水蒸気プロファイルとなっている。なお、DIP を適用することにより、水蒸気ライダー観測データのうち、主に信号対ノイズ比 (SNR) の低いデータの RMSD が低下することが分かっている (図略)。

下甕島の水蒸気ライダーの風下側で線状降水帯が発生した事例 (2021 年 7 月 10 日 : 鹿児島県北西部で線状降水帯発生) において、水蒸気ライダーの同化実験を行った。ここでは DIP のデータ同化へのインパクトを確認するために、DIP を適用しない場合 (CNTL) と適用した場合 (TEST) の同化実験をそれぞれ実施しその比較を行った。図 3a に示す通り、鹿児島県北西部に流入する下層の湿潤な大気が再現されている。

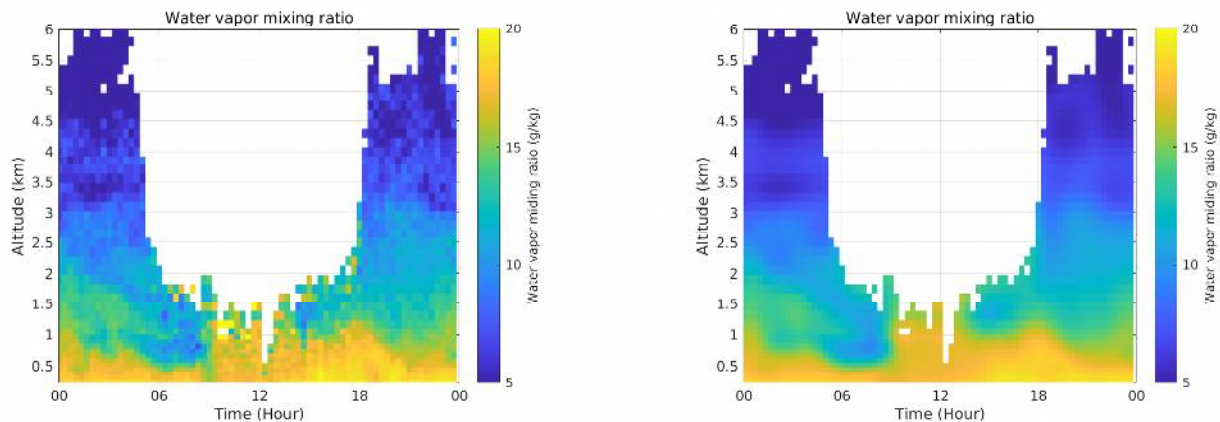


Figure 2: One example of denoising of water vapor mixing ratio using DIP. (Left) original water vapor mixing ratio observed by the water vapor lidar (non-DIP). (Right) water vapor mixing ratio denoised by DIP.

図 3b より、TEST では CNTL に対して甕島北側で水蒸気量を減少させる一方で、甕島南海上の水蒸気量の多い領域の多くの場所では水蒸気量を若干上昇させている。本稿ではさらに TEST と CNTL の同化インパクトについて検討を行う。

### 3. まとめ

水蒸気ライダー観測データを時間と高度の 2 次元データと考え、画像処理手法の一つである DIP を用いてノイズ除去を行った。DIP を適用した結果とゾンデ観測データと比較することにより、DIP により水蒸気混合比の推定精度が向上することが分かった。今後データ同化に対するインパクトの検討を詳細に行う。

### 謝 辞

研究の一部は JSPS 科研費 (19H01983) および内閣府総合科学技術・イノベーション会議の戦略的イノベーション創造プログラム (SIP)「国家レジリエンス (防災・減災) の強化」によって実施された。観測場所をご提供いただいた薩摩川内市に謝意を表す。

### 参考文献

- 1) S. Yoshida, S. Yokota, H. Seko, T. Sakai, and T. Nagai: Observation System Simulation Experiments of Water Vapor Profiles Observed by Raman Lidar using LETKF System, *SOLA*, **16**, 43-50, 2020.
- 2) S. Yoshida, T. Sakai, T. Nagai, Y. Ikuta, Y. Shoji, H. Seko, and K. Shiraishi: Lidar observations and data assimilation of low-level moist inflows causing severe local rainfall associated with a mesoscale convective system, *Mon. Wea. Rev.*, **150**, 7, 1781-1798, 2022.
- 3) T. Sakai, T. Nagai, T. Izumi, S. Yoshida, and Y. Shoji: Automated compact mobile Raman lidar for water vapor measurement: instrument description and validation by comparison with radiosonde, GNSS, and high-resolution objective analysis, *Atmos. Meas. Tech.*, **12**, 313-326., 2019.
- 4) D. Ulyanov, A. Vedaldi, and V. Lempitsky: Deep image prior, In *CVPR*, 2018.

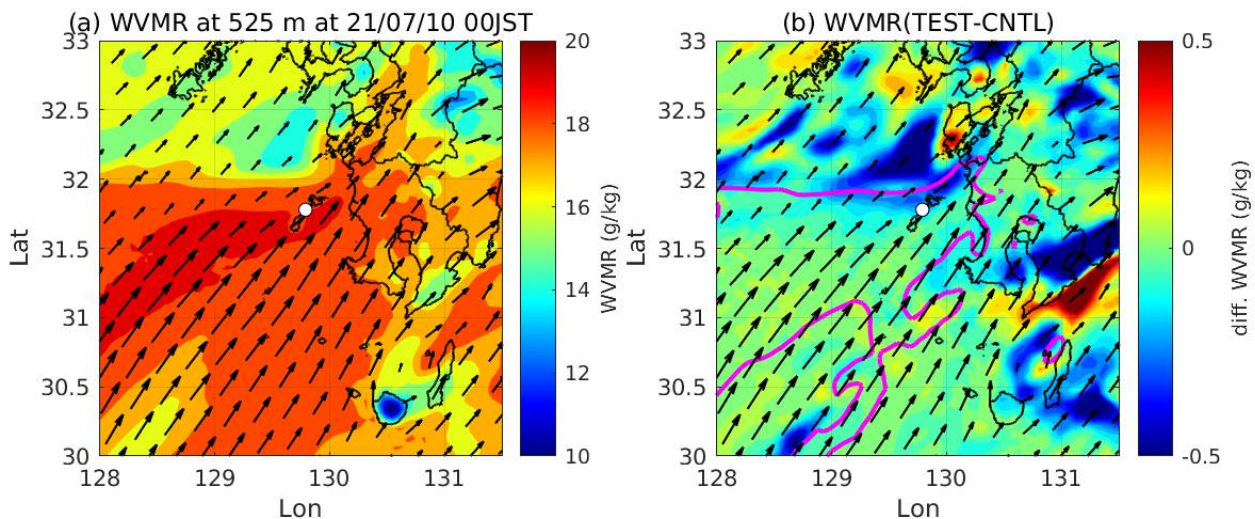


Figure 3: Water vapor mixing ratio and horizontal wind at 525 m above sea level at 00 JST on July 10 in 2021. (a) TEST case and difference of TEST and CNTL (TEST minus CNTL). The magenta line in (b) indicates water vapor mixing ratio of 18.5 g/kg at TEST.