

GNSS および衛星輝度温度を用いた AI リアルタイム可降水量推定についての考察

曾田 康秀¹・酒寄 千展²

¹ 博士(理学)(株)東京建設コンサルタント 環境防災研究所(〒170-0004 東京都豊島区北大塚 1-15-6)

E-mail: sota-y@tokencon.co.jp (Corresponding Author)

²(株)東京建設コンサルタント 環境防災研究所(〒170-0004 東京都豊島区北大塚 1-15-6)

E-mail: sakayori-c23@tokencon.co.jp

水蒸気の鉛直積分量である可降水量 (PWV) は、数値予報およびデータ駆動型 AI 予報における降水量予測において重要な役割を果たす。データ駆動型 AI 予報の運用には、過去の予測値に観測データを同化し、リアルタイムに大気データの面的分布を取得することが不可欠である。本研究では、Adaptive Fourier Neural Operator (AFNO) によるデータ駆動型 AI 予報で用いられる PWV を、GNSS および気象衛星ひまわりの輝度温度から同化する手法について検証した。GNSS およびひまわり輝度温度による PWV は、いずれも 30 分以内に取得可能であり、リアルタイム運用に適していることを示した。また多地点での AFNO 大気予測モデルにおけるモデル誤差および背景誤差との相対比較において、GNSS 由来 PWV の観測誤差は小さくなることが示された。一方、ひまわり輝度温度から推定される PWV の観測誤差は相対的に大きくなり、AFNO 大気予測モデルのリアルタイム運用には、衛星観測が主に担う海上領域における観測誤差低減が課題であることが示された。

Key Words: AI, Precipitable Water Vapor (PWV), GNSS, Brightness Temperature, Data Assimilation

1. はじめに

近年、気候変動による温暖化により、線状降水帯をはじめとする水害の頻度が増加しており、河川の氾濫や浸水に対する予測精度の向上が求められている。水害リスクラインによる河川の氾濫危険水位に対する予測では、リアルタイムにおける降雨の予測精度の向上が必要である。しかしながら数値気象予報では、データ同化などの前処理による計算コストのため数時間の配信遅れが課題となっている。

一方、ここ数年、大規模な数値気象予報(NWP)に代わり、気象予報の再解析データを大量に学習させるデータ駆動型 AI モデルの適用可能性が検討されている。欧州中期気象予報センター (ECMWF) が提供する全球規模の再解析データセット(ERA5)を AFNO(Adaptive Fourier Neural Operator)で学習させた FourCastNet¹⁾は、数値気象予報と同程度の予測精度を保ちながら、推論時間を大幅に短縮できることが示されている。またメソスケールでの気象庁局地客観解析データ²⁾を AFNO で学習させた大気・降雨予測モデル³⁾では、九州地方における数時間先

までの線状降水帯による降雨予測の計算時間が大幅に短縮できることや、大気予測情報を降雨予測に組みこむことで降雨の予測精度が向上することが示されている。

メソスケールでの AFNO 大気・降雨予測モデル³⁾は、1 時間先の大気状態を予測する大気予測モデルと 1 時間先の降雨量を予測する降雨予測モデルから構成される。AFNO 大気予測モデルでは、正時における気象庁局地客観解析データの地上面 (地表面上約 2 [m]) および圧力面 (500, 850 [hPa]) での 5 [Km]メッシュ大気情報を説明変数とし、1 時間先の同一メッシュ上の大気データを目的変数とする。AFNO 大気予測モデルでは、1 時間先の予測結果を次時刻の入力として逐次的に用いることで、複数時間先の大気予測が可能である。

AFNO 大気予測モデルの入力値には、気温、圧力に加え、可降水量(PWV)が用いられる。気象庁局地客観解析データはオフライン配信のため、リアルタイム取得はできないが、気温、圧力については、気象業務支援センターから気象庁三十分大気解析 GPV データの値が 30 分の遅延で、オンライン取得できる⁴⁾。一方、相対湿度は三

十分大気解析 GPV データに含まれないため、PWV は気象庁局地数値予報 (LFM) の予報値⁴⁾や観測データから推定する必要がある。

陸上での PWV は GNSS 基地局での搬送波伝搬遅れ時間を天頂遅延量に変換し、大気データ、標高データと組み合わせることで推定することが可能である⁵⁾。天頂遅延量や搬送波伝搬遅れ時間は国土地理院 GEONET⁶⁾から取得可能であるが、天頂遅延量の配信は数日遅れであるためリアルタイムで適用できない。よって、PWV をリアルタイムに取得するには、GEONET で所得された搬送波伝搬遅れ時間を天頂遅延量に変換する必要がある。

一方、海上での PWV については、極軌道衛星や気象衛星ひまわりの輝度温度からも推定することが可能である。気象衛星ひまわり 8・9 号の観測データは、気象庁 (HimawariCast) や DIAS などの機関から 10 分間隔データとして公開・配信されており、雲のない領域での面的な PWV のリアルタイム取得に適用可能である。また米国の極軌道衛星 NOAA の高精度センサ CHS/ATMS による観測システムは、降水のない条件下で、最適な鉛直分解能をもつ大気鉛直プロファイルを取得できる⁷⁾。しかしながら、この極軌道衛星は、多くても 1 日に 2 度しか日本上空の同一地点を通過できず、3 時間程度の配信遅れがあるため、30 分以内での取得は困難である。

一般に、これらの衛星観測データは、気象予報のデータ同化に用いられるが⁸⁾、近年これらのデータ同化を AI 学習と組み合わせる手法が提案されている⁹⁾。一方、後処理としてのデータ同化については、数値予報に対する PWV データ同化の有効性についてさまざまな研究がなされている¹⁰⁾が、学習済み AI 予測モデルに対する体系的な研究はほとんど見られない。本研究では、AFNO 大気予測モデルに PWV のデータ同化を適用する場合の、リアルタイム運用の実現可能性について検討する。

十分大気解析 GPV データは配信に 30 分の遅延があるため、30 分以内に PWV のデータが取得することで、AFNO 大気予測モデルにデータ同化を適用できる。図-1 は、学習済み AFNO 大気予測モデルを用いて、30 分の遅延で毎正時の大気予測を行う例である。2:00 の大気データに対する AFNO 大気予測を行うには、2:30 までに 2:00 での PWV を取得し、2:30 に十分大気解析 GPV データと共にデータ同化を行う。同化された 2:00 データを入力とし、3:00 での AFNO 大気予測を行うことができる。気象庁局地数値予報 (LFM) も 1 時間 30 分遅れで配信されている⁴⁾ので、AFNO 大気予測モデルの予測値の代わりに、1 時間 30 分前の LFM による 1 時間先予報値を用いることも可能である。

一方、カルマンフィルタなどの状態空間モデルによるデータ同化では、観測誤差と背景誤差の相対的な大きさによって、観測と予報の重みが決まり¹¹⁾、観測誤差が相

対的に小さいほど、同化による修正効果は大きくなる。AFNO 大気予測による観測誤差の主要因となるのは PWV である。したがって AFNO 大気予測モデルのデータ同化では、PWV の観測誤差の評価、および AI モデルの入力データの背景誤差およびモデル誤差についても評価する必要がある。

以上から 2 章では、GNSS 基地局上空の天頂遅延量のリアルタイム取得可能性について考察する。また 3 章では、ひまわり輝度温度から得られる PWV のリアルタイム取得可能性および他の観測手法と比較した場合の観測誤差について考察する。4 章では、九州地方の陸上での GNSS 基地局および九州周辺の海上から、ランダムに複数の代表点を選び、そこでの PWV の観測誤差、AFNO 大気予測モデルの背景誤差、モデル誤差および、海上での PWV の取得頻度について考察する。5 章で AFNO 大気予測モデルのリアルタイムデータ同化の有効性や今後の課題について述べる。

2. GNSS 天頂遅延量による可降水量の推定手法

本章では、図-1 のリアルタイムでの PWV 取得のための手段の一つとして、GNSS 基地局の天頂遅延量からの PWV の取得における観測誤差や計算コストについて検討する。

GNSS による PWV は、Nevada Geodetic Laboratory (NGL) の対流圏プロダクト¹²⁾で公開されており、新しい受信データが入り次第週間ごとに更新される。NGL では GPS 衛星により取得された PWV (GPS_PWV) および水蒸気加重平均気温のデータが公開されており、九州内の全 GNSS 基地局における 5 分間隔での GPS_PWV を取得できる。NGL により公開されている GPS_PWV は、精密単独測位 (PPP) 解析から天頂全遅延量 (ZTD) を推定し、それを ERA5 再解析データから PWV に変換したものである。ラジオゾンデ観測との比較により、GPS_PWV の

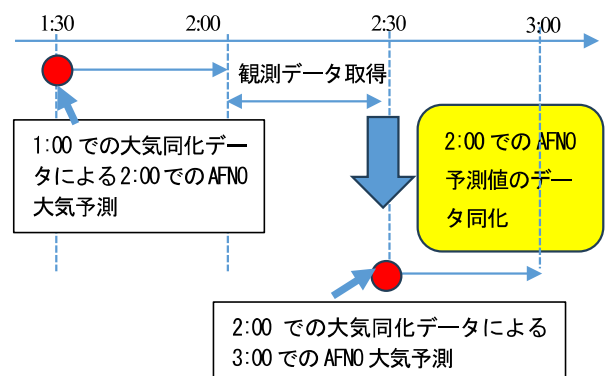


図-1 AFNO 大気予測モデルのリアルタイムでの運用例。

平均絶対誤差 (MAE) は約 0.7 [mm], 二乗平均平方根誤差 (RMSE) は数 mm 程度であることが報告されている¹³⁾。

水蒸気による遅延分である天頂湿潤遅延 ZWD は, ZTD から, ZHD を差し引くことで得られる。GPS_PWV は, ZWD から, 以下の式で得られる¹⁴⁾。

$$GPS_PWV = \pi(T_m) \cdot ZWD \quad (1)$$

ただし水蒸気加重平均気温 T_m は, Bevis 近似式¹⁵⁾により, 地上気温 T_G を用いて近似できる。また ZHD は, 観測点の地上気圧 P_G 緯度および標高から Saastamoinen モデル¹⁶⁾により求められる。 P_G および T_G は観測時間に最も近い過去の時刻(正時)に対する気象庁局地客観解析の空間内挿値を用いる。また標高については, AW3D30 (ALOS 衛星による, 約 30m 空間解像度の数値標高) を OpenTopography¹⁶⁾の API を通じて取得する。

以下では GEONET で 5 分間隔でアーカイブされている福岡電子基準点(33.6831 N, 130.2969°E)での GPS 衛星による GNSS 搬送波位相観測値を, オープンソース PRIDE PPP-AR¹⁷⁾による PPP 解析により ZTD に変換し, 同時刻の ZHD および(1)式から GPS_PWV を取得する。またそれを NGL で公開されている同基準点での PWV と比較することで精度検証を行う。

2024 年 6 月から 7 月の間に 10 分間隔で取得された GPS 衛星の搬送波位相観測値から式(1)で取得された GPS_PWV を, NGL で公開されている同時刻での値に対してプロットすると図-2 のようになる。図-2 から相関係数は 0.994, RMSE も 1.32[mm]程度となり, NGL で公開されている GPS_PWV と同等の観測精度が得られた。

また PRIDE PPP-AR を用いた 1 時刻の GNSS 搬送波位相観測値から PWV への変換に要する計算時間は CPU に AMD Ryzen™ Threadripper™ PRO 5975WX (ベースクロック 3.6GHz, 32 コア) を用いた場合, 1 コアによる計算で 1 基地局あたり約 76 秒となった。GEONET の GNSS 搬送波位相観測値は 10 分間隔でオンライン試験配信されているため, これと併せても 30 分以内での複数基地局での GPS_PWV のリアルタイム取得が可能である。

3. ひまわり輝度温度による可降水量の推定手法

本章では, 図-1 のリアルタイムでの PWV 取得のための手段の一つとして, 気象衛星ひまわりの輝度温度から取得される PWV(BT_PWV)の観測誤差について検討する。気象衛星ひまわりの輝度温度は気象業務支援センターからオンラインで 2.5 分間隔で取得できるため⁴⁾, これを PWV に変換するのに要する計算コストを評価する。

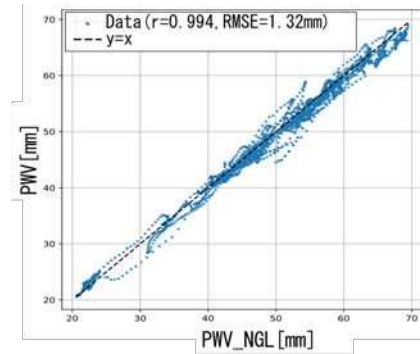


図-2 GEONET 福岡電子基準点における GPS_PWV の相関。

非散乱・平行平面大気を仮定すると, ひまわり衛星で観測される観測天頂角 θ ($\mu \equiv \cos\theta$) の波長 λ の上向き赤外放射輝度 $I_\lambda(\mu)$ は, 以下の放射伝達方程式で表される¹⁸⁾。

$$I_\lambda(\mu) = \epsilon_\lambda B_\lambda(T_g) e^{-\frac{\tau_\lambda}{\mu}} + \int_0^{\tau_\lambda} \frac{B_\lambda(T)}{\mu} e^{-(\tau_\lambda - \tau')} d\tau' + (1 - \epsilon_\lambda) I_\lambda^d(0) \quad (2)$$

ここで右辺の第 1 項から第 3 項は, それぞれ地表放射, 大気放射, 地表反射+下向き大気放射を表す。また ϵ_λ は地表放射率, $B_\lambda(T)$ はプランク関数, T_g は地表面温度, τ_λ は水蒸気吸収を含む大気の光学的厚さであり, 水蒸気量の鉛直分布に依存する。波長 λ での輝度温度 T_λ は $I_\lambda(\mu)$ に B_λ の逆関数 B_λ^{-1} を作用させて, $T_\lambda(\mu) = B_\lambda^{-1}(I_\lambda(\mu))$ として得られる。

輝度温度 $T_\lambda(\mu)$ からの PWV 推定については, 熱赤外領域の 11.2, 12.4 [μm] の波長帯での 2 バンドに水蒸気吸収バンドの波長帯(6.9 [μm])を加えた 3 バンドに(2)式を用いることで, 推定誤差を低減できることが知られている¹⁹⁾。よって本研究では, これら 3 バンドでの(2)式に対し, 水蒸気の鉛直分布を未知変数とする逆解析問題を解くことにより PWV を推定する。この手法で 30 分以内に可降水量が推定できれば, 図-1 の PWV リアルタイム同化に適用できる。

(1)放射伝達方程式を利用した可降水量の推定

以下では, 放射伝達方程式ソルバーとして, 可視光から熱赤外の波長域および雲・エアロゾル対応に対応しており, 高速で Python から利用可能なオープンソース LibRadtran²⁰⁾を用いる。

LibRadtran では入力プロファイルに観測天頂角, 鉛直方向の温度, 圧力, 水蒸気分布, 地表面温度, 地表反射率を指定して放射伝達方程式(2)を解くことができる。これらのうち, 地表反射率は熱赤外領域の波長帯では, ほとんど効かないので 0.02 で固定した¹⁷⁾。また高度 Z [Km]での温度 $T(Z)$, 圧力 $P(Z)$ については, 観測時間に

最も近い過去の時刻(正時)に対する局地客観解析データを用いる。また地表面温度 T_g については、1時間前でのAFNO大気モデルの地上気温 T_g を第一推定値として用い、 T_g と T_g の比 $\beta_g \equiv T_g/T_g$ を最適化の対象とする。

水蒸気の水蒸気体積混合比を用いた鉛直プロファイルについては気象庁福岡管区気象台での水蒸気分布の振舞いを参考にした(図-3)。観測地点における水蒸気体積混合比の鉛直分布は、日によって大きく変動することが確認される(図-3(a))。一方で、月平均した鉛直プロファイルの形状(図-3(b))は、7月において中緯度地域の夏季に典型的な鉛直大気構造を代表値として与える中緯度夏型標準プロファイル²⁾に類似している。よって先行研究¹⁸⁾と同様に、水蒸気プロファイルとして、中緯度夏型標準プロファイル $\lambda(Z)$ の定数倍 $\beta_w \lambda(Z)$ の形を仮定し β_w を最適化の対象とする。以下では、11.2, 12.4, 6.9 [μm]の輝度温度の誤差を最小にするためのパラメータ $\vec{\beta} \equiv (\beta_g, \beta_w)$ に対する最適化問題として評価関数

$$\Delta E_{\text{error}}(\vec{\beta}) \equiv \sum_{s=1}^3 \alpha_s (\Delta T_s(\vec{\beta}))^2 \quad (3)$$

を定義し、 $\Delta E_{\text{error}}(\vec{\beta})$ を最小にするような $\vec{\beta}$ の組 $\vec{\beta}^* \equiv (\beta_g^*, \beta_w^*)$ を求める。ただし $(\Delta T_s)_{s=1,2,3}$ はそれぞれ 11.2, 12.4, 6.9 μm におけるLibRadtranによる輝度温度 $T_\lambda(\mu)$ の推定値とひまわりの観測値との差を表し、 $(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3) = (1.5, 2.0, 0.25)$ とする。PWVの水蒸気質量密度による鉛直方向積分を水蒸気体積混合比の鉛直積分に置き換えると、最適解 β_w^* での水蒸気プロファイルに対するBT_PWVは以下の式で取得できる。

$$BT_PWV = \frac{10^5 M_v \beta_w^*}{\rho_w R} \int_{Z_{\min}}^{Z_{\max}} \frac{\lambda(Z) P(Z)}{T(Z)} dZ \quad (4)$$

ただし、 M_v, ρ_w, R はそれぞれ、水蒸気の実質量(1.8015 $\times 10^{-2}$ [Kg/mol])、液体水の密度(10^3 [Kg/m³])、気体定数(8.314 [J/molK])を表し、積分区間の $Z_{\min}$ は観測点での標高を表す。式(4)の積分は、局地客観解析データにおける圧力面 925, 900, 850, 800, 700, 600, 500, 400, 300 [hpa]でのジオポテンシャル高度のうち、 $Z_{\min}$ より高い値での差分近似¹⁴⁾により求める。前述のCPU (AMD, 3.6GHz)を用いた場合、1地点上空でのBT_PWVの取得に、1コアあたり6秒程度となることが確認された。

(2) 雲の影響について

前節では、熱赤外3バンドでの放射伝達方程式(2)から、BT_PWVを取得した。雲の散乱の影響を受けると、非散乱を仮定した式(2)は成り立たず、式(3)の最適解から得られたPWVは異常値となり、他の観測量から得られる値と乖離する。前節で用いた3バンドのうち、水蒸気吸収バンド(6.9 [μm])以外では、雲による散乱・吸収の影響

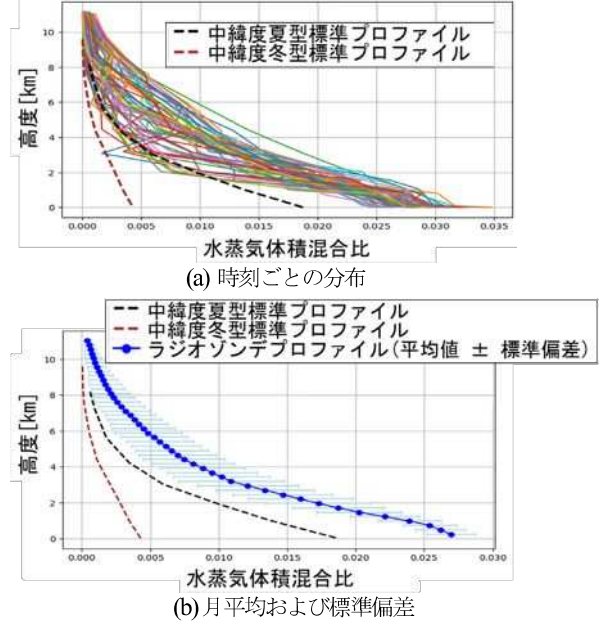


図-3 2024年7月の福岡ラジオゾンデ水蒸気プロファイル。

がなければ、式(3)の光学的厚さ τ_λ は短く、放射輝度 $I_\lambda(\mu)$ の低下はわずかとなる。よって推定される地上気温 T_g と観測される 11.2 [μm]での輝度温度 $T_{11.2}(\mu)$ の差 $\Delta T_1 \equiv T_g - T_{11.2}(\mu)$ に閾値 ΔT_{cr} を設けることで、雲領域による異常値を除去する。

ラジオゾンデ水蒸気観測から得られるPWV (ZONDE_PWV)は、真値に最も近い観測値とみなすことができる。したがって、以下では、ラジオゾンデ観測値が得られる気象庁福岡管区気象台(33.5833 N, 130.3833 E)上空でのZONDE_PWVとGEONET福岡電子基準点上空でのひまわり輝度温度、局地客観解析データ、GPS、衛星NOAA登載のCHS/ATMSにより得られたPWV(それぞれBT_PWV, GPV_PWV, GPS_PWV, CRIS_PWV)との比較を行う。ただしGPS_PWVについては、GEONET福岡電子基準点でのNGL公開値を用いた。

$\Delta T_1 > 20$ [K]となる時刻をあらかじめ最適化計算から除外し、それ以外の時刻での地表面温度の最適解 $\beta_g^* T_g$ と、11.2 [μm]での輝度温度の差 ΔT_1 の値とBT_PWVの値

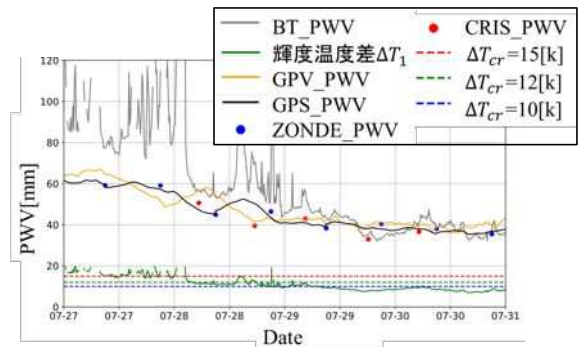


図-4 2024年7月27日から31日までの福岡管区気象台付近での可降水量[mm]の比較。

をプロットしたものが図-4 となる。 $\Delta T_{cr} = 10, 12, 15 [K]$ とし、雲の影響を考えずに BT_PWV の値をプロットすると図-4 の灰色線のように 7 月 27 日から 7 月 29 日にかけて、明らかな異常値を示す。同じ期間での ΔT_1 の値は同図の緑線となり、明らかに $\Delta T_{cr} = 10 [K]$ の線を上回っている以上から、以下では閾値を $\Delta T_{cr} = 10 [K]$ と設定し、 $\Delta T_1 > \Delta T_{cr}$ となる時刻での最適解の結果は、雲の影響を受けているとして除外する。 $\Delta T_{cr} = 10 [K]$ の閾値および JAXA 雲マスクが他の地点でも有効か否かは次章で検証する。

2024 年の 5 月 1 日から 7 月 31 日にかけての GPS_PWV に対する ZONDE_PWV, GPV_PWV, BT_PWV の相関はそれぞれ、図-5 の (a) から (c) となる。 GPS_PWV と ZONDE_PWV の相関係数は 0.987, RMSE が 3[mm] 程度に対して、GPS_PWV と GPV_PWV との相関係数は 0.910, RMSE は 7.84[mm] 程度となり、ZONDE_PWV よりも観測誤差は大きくなる。また BT_PWV の GPS_PWV に対する相関係数は 0.751, RMSE が 11[mm] 程度となり、GPV_PWV よりも観測誤差は大きくなる。これについては、 $\Delta T_1 > \Delta T_{cr} = 10 [K]$ の条件で雲領域が完全に除去されていないことが要因の一つであると考えられる。

従って、雲領域を除去するために、宇宙航空研究開発機構(JAXA)が提供する静止気象衛星ひまわりデータから生成された雲フラグ・雲判定情報²⁹⁾を使用し、 $\Delta T_1 < \Delta T_{cr} = 10 [K]$ となるデータから雲判定フラグが 0 で雲なしと判定された時刻のみのデータを抽出した。ただし、JAXA 雲マスクは夜間での値が欠測となるので、日中

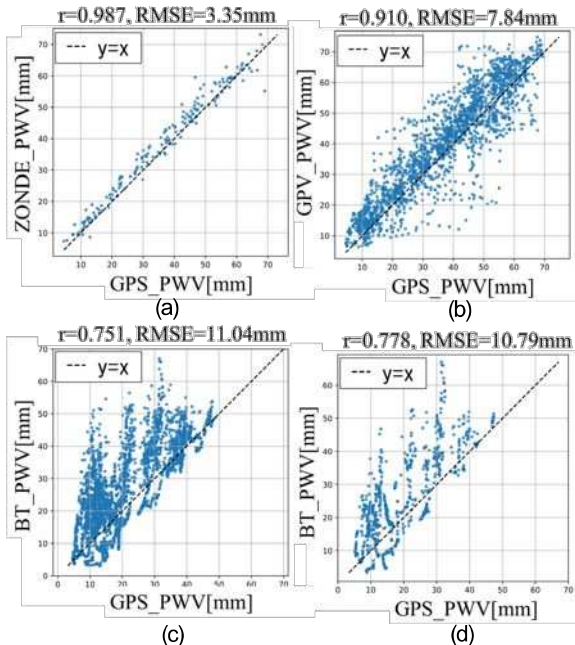


図-5 2024 年 5 月 1 日-7 月 31 日までの福岡管区気象台付近での可降水量の相関。横軸は GPS_PWV, 縦軸は (a) ZONDE_PWV, (b) GPV_PWV, (c) BT_PWV(雲マスクなし), (d) BT_PWV(昼間, 雲マスク有り)。

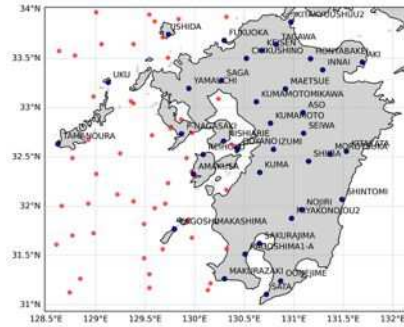


図-6 対象領域内での気象庁福岡管区気象台西側の海上にランダムに生成された 50 の仮想的な観測点 (赤丸) と九州内のランダムに選択された 37 の GNSS 基地局 (青丸)。

(日の出から日の入りまで) のデータを対象とした。図-5(d)より明らかに JAXA の雲マスクを掛けたほうが、BT_PWV と GPS_PWV の間の相関は強くなる。

4. 多地点での PWV 観測誤差検証

以下では、先行研究³⁾における九州周辺の AFNO 大気予測モデル学習の対象領域(図-6)からランダムに 37 の GNSS 基地局(図-6 青丸)を選択し、2 章および 3 章の手続きで各基地局上での GPS_PWV および BT_PWV を取得する。2024 年 5 月 1 日から 7 月 31 日までの検証期間において、AFNO 大気予測モデルをそれらの GNSS 基地局上での PWV で同化する際のモデル誤差および背景誤差、GPS_PWV および BT_PWV の観測誤差および取得のための計算コストを評価する。また気象庁福岡管区気象台の西側の海上にランダムに仮想的な観測点 50 点(図-6 赤丸)を生成し、GPV_PWV, CRIS_PWV, BT_PWV の観測誤差を評価し、BT_PWV の観測頻度について検証する。

(1) 九州 GNSS 基地局上での GPS_PWV, BT_PWV の観測誤差評価

選択された全 37GNSS 基地局上での AFNO 大気予測モデルの 1 時間前での GPV_PWV 予測値と予測時刻での GPV_PWV 真値との検証期間におけるデータの相関は図-7 の(a)となり、RMSE は約 2.18[mm]で、AFNO 大気予測モデルの 1 時間先予測のモデル誤差とみなせる。一方、選択された全 37GNSS 基地局上での NGL 公開値による GPS_PWV と GPV_PWV の検証期間におけるデータの相関は図-7 の(b) となり、RMSE は約 4.75[mm]となる。NGL 公開値による GPS_PWV を近似的な真の観測値とみなすと、この値 4.75[mm]を AFNO 大気予測モデルの近似的な背景誤差とみなせる。

GPS_PWV の観測誤差は、福岡 GEONET 電子基準点での ZONDE_PWV との相関により 3.0[mm]程度であることから、GPS_PWV の観測誤差は AFNO 大気予測モデルの

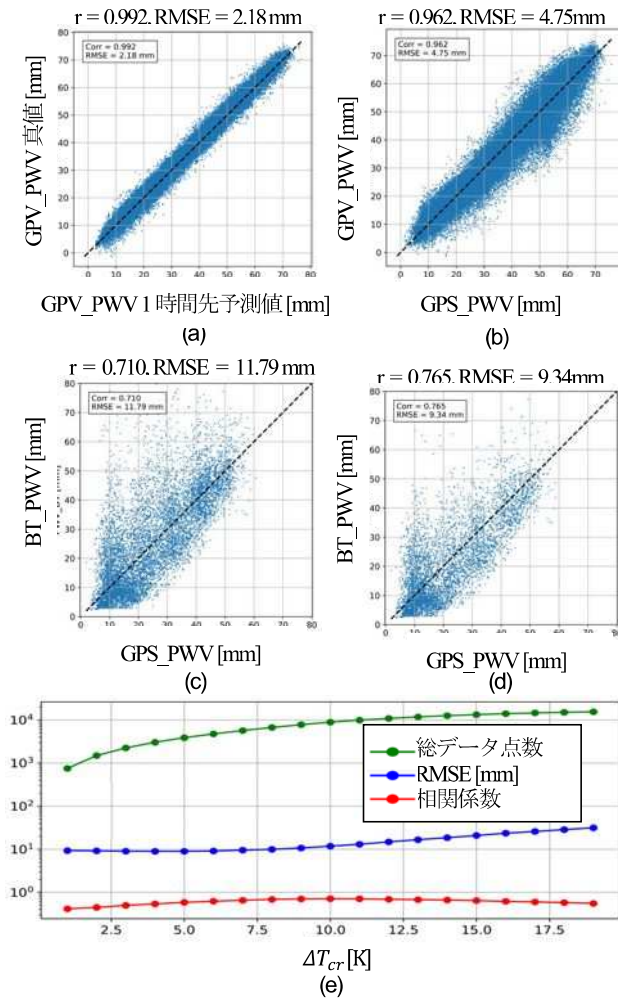


図-7 検証期間における 37 の GNSS 観測点上での可降水量 [mm]の比較. (a) GPV_PWV の 1 時間先予測値と GPV_PWV 真値. (b) GPS_PWV と GPV_PWV, (c) GPS_PWV と BT_PWV(雲マスクなし), (d) GPS_PWV と BT_PWV(昼間, 雲マスク有り) (e) ΔT_{cr} を閾値にした場合の総データ点数, BT_PWV と GPS_PWV の RMSE, 相関係数.

背景誤差よりも小さくなり, 同化による修正効果が効いてくると言える. また 37 基地局全ての GPS_PWV を取得するには, 前述の CPU (AMD, 3.6GHz) を用いた場合, 8 コア並列で約 6~7 分程度となり, 30 分以内の実運用に

も適用可能である.

一方, 選択された 37GNSS 基地局上での検証期間における BT_PWV の観測誤差は ΔT_{cr} の値に依存する. $\Delta T_{cr} = 10[K]$ での GPS_PWV と BT_PWV の相関は図-7(c)で観測誤差は 11.8[mm]程度, さらに JAXA 雲マスクで雲無しと判定されたデータの相関をプロットすると図-7(d)となり観測誤差は 9.3[mm]程度となる. 以上から, BT_PWV の観測誤差は JAXA 雲マスクを考慮しても AFNO 大気予測モデルの背景誤差よりも大きくなることが示された.

ΔT_{cr} の値を変えた場合の, 37 GNSS 基地局上での検証期間における GPS_PWV と BT_PWV の RMSE, 相関係数の値および総観測点数は図-7(e)となる. 一般に ΔT_{cr} を十分大きくすると条件が緩和されるため RMSE が増加し相関係数は下がる. 一方, ΔT_{cr} を十分小さくしても, 総観測点数が減少するため相関係数は下がる. よって図-7(e)から $\Delta T_{cr} = 10[K]$ 付近で相関係数は極大となり, 観測誤差の低減に $\Delta T_{cr} = 10[K]$ の値が有効であることが確認できる.

(2) 九州周辺海上での BT_PWV の多地点観測誤差評価

以下では, 図-6 海上の観測点上空での気象衛星ひまわりの輝度温度による BT_PWV を 1 時間間隔でもとめる. ただし, BT_PWV については $\Delta T_{cr} = 10[K]$ の雲判定で除外されなかったデータのうち, JAXA 雲マスクで雲無しと判定されている時刻のみを抽出する. 次に, 検証期間での正時での 50 地点での GPV_PWV の値および, 同期間に衛星 NOAA が九州上空を通過した時刻での 50 地点での CRIS_PWV を空間内挿によって求める.

検証期間での全 50 地点での BT_PWV と CRIS_PWV の GPV_PWV に対する共通時刻(正時)での相関係数はそれぞれ, 0.827, 0.924 となった(図-8(a),(b)), また CRIS_PWV と BT_PWV の共通時刻(正時)での相関係数は 0.759 となった(図-8(c)). 以上から, 海上の BT_PWV については, CRIS_PWV と比べて, 特に値が小さい場合に GPV_PWV との差が顕著となる結果となった. また前述の AMD (3.6GHz) の CPU を用いた場合, 50 地点上空での

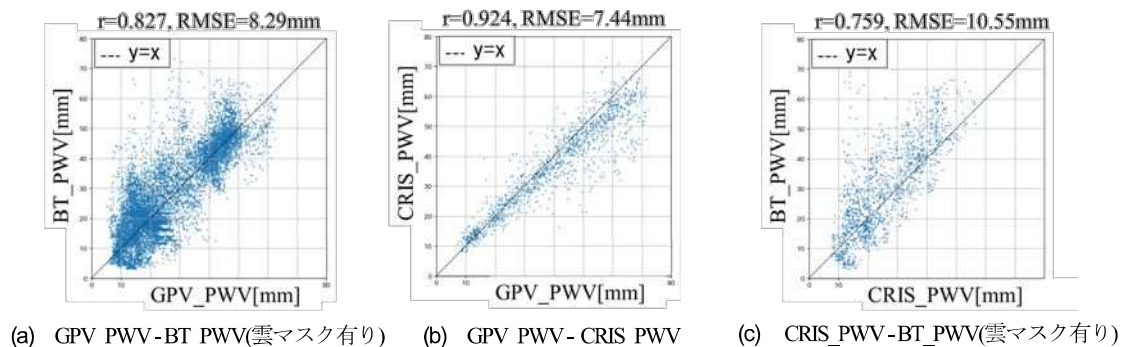


図-8 2024 年 5 月 1 日から 7 月 31 日までの全海上仮想観測点上での可降水量[mm]の比較.

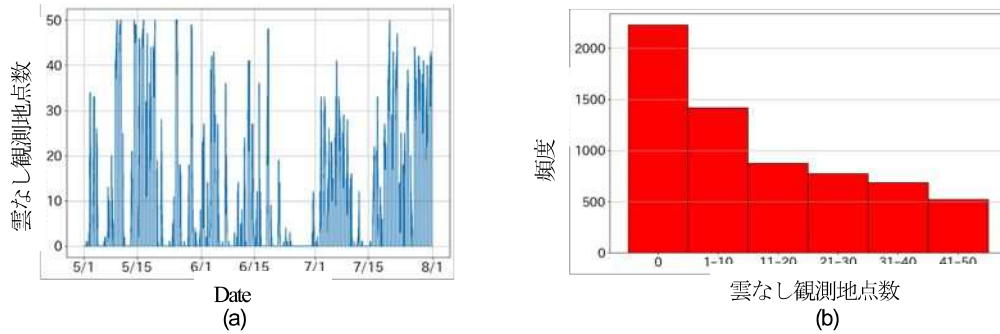


図-9 2024年5月1日から7月31日までで、雲なしと判定された昼間の海上仮想観測点数の(a)時系列分布と(b)頻度分布。

BT_PWVの取得に、1コアあたり5分程度を要し、30分以内の実運用にも適用可能であることが確認された。

次に、2024年5月から7月までの期間での $\Delta T_{cr} = 10[K]$ の雲判定および、JAXA雲マスクのいずれでも、雲無しと判定された海上での仮想観測点数の時系列分布と頻度分布についてはそれぞれ図-9(a),(b)の結果が得られた。6月の後半から7月の初めの期間では、雲無し仮想観測点数0の日が続いているが、それ以外では、一定の割合で、データが取得されていることが確認できる。また頻度分布から、5月から7月に掛けては、九州上空が全て雲で覆われる頻度が最も高くなるが、雲無し仮想観測点数が10以上となる時刻も1/3程度存在していることが確認できる。

5. まとめ

本論文では、九州上空でのAFNO大気予測モデルによるリアルタイムでの可降水量同化計算について検討した。GPS_PWVについては、観測誤差は3[mm]程度で、AFNO大気予測モデルの背景誤差4.7[mm]程度より小さくなることが確認された。

海上でのPWVについては、気象衛星ひまわりの輝度温度に放射伝達方程式を適用し、PWVを2つの不定パラメータで推定する方法を提案した。また、海上に仮想的な観測点を多数生成し、同化に利用できるBT_PWVの値が雲なしの条件を満たす点の割合を増やし、2024年5月から7月の期間の1/3程度の時刻で、九州西側の海上でのBT_PWVが取得できることが確認できた。一方、BT_PWVでは、雲の影響を除いても、観測誤差は9~11[mm]程度となり、AFNO大気モデルのモデル背景誤差よりも大きくなり、海上でのPWVの高精度取得が課題となることが示された。

本研究により、AFNO大気予測モデルは30分以内の遅延でデータ同化運用が可能であることが示された。一方、気象庁の局地数値予報モデルLFMでは、予報の配信遅延が約1時間30分である⁴⁾。PWVのAFNO大気予測に

よる1時間先モデル誤差は小さいことから、データ同化の開始時刻のみLFMの1時間先予報値を用い、その後はAFNO予測に基づく同化を継続することで、高精度なPWV予測が得られる可能性がある。また、データ駆動型AI予測モデルは、大規模数値予報モデルと比べて推論時の計算コストが著しく小さく^{1,3)}、リードタイムの延長が配信遅延に与える影響は小さい。以上より、データ同化を組み合わせたAI気象予報モデルは、長時間の大気・降雨予測および水害リスク対策に有用であると考えられる。長時間予測に対する同化手法を含めたAFNO大気・降雨予測モデルの精度向上は今後の課題である。

謝辞：本研究は、BRIDGE「革新的な統合気象データを用いた洪水予測の高精度化」の一環として実施されたものである。研究の遂行にあたり、参画研究機関の先生方、ならびに（株）東京建設コンサルタント環境防災研究所の皆様より多くの有益な助言を賜ったことに深く感謝の意を表する。

参考文献

- 1) Pathak, J., Subramanian, S., Harrington, P. et al.: FourCastNet: A Global Data-driven High-resolution Weather Model using Adaptive Fourier Neural Operators, arXiv:2202.11214v1, 2022.
- 2) 気象庁 情報基盤部：局地客観解析データを含む客観解析値ユーザーズガイド（users_guide_analysis.pdf）
https://www.jmbc.or.jp/jp/offline/info/users_guide/users_guide_analysis.pdf, 令和3年9月。
- 3) 曾田康秀, 成岱蔚, 酒寄千展：可降水量を考慮したメソスケールでのAFNO大気・降雨予測モデルの構築, 土木学会論文集, Vol. 82, No. 16, 25-16189, 2026.
- 4) 気象業務支援センター：オンライン気象情報「ファイル形式データ」, <https://www.jmbc.or.jp/jp/online/f-online0.html/>（参照日：2026年2月23日）。
- 5) 赤塚慎, 遠藤貴宏, 安岡善文：衛星画像とGPSを用いた陸域可降水量分布の推定, 生産研究, Vol. 58, pp. 343-346, 2006. [Akatsuka, S., Endo, T. and Yasuoka, Y.: Estimation of Precipitable Water Distribution over Land Using Satellite Images and GPS, SEISANKENKYU, Vol. 58, pp. 343-346, 2006.]
- 6) GEONET（GNSS連続観測システム）の利活用, <https://www.gsi.go.jp/denshi/denshi45007.html>（参照日：2026年2月23日）。

- 7) Nalli, Nicholas R., et al. "Validation of Atmospheric Profile Retrievals From the SNPP NOAA-Unique Combined Atmospheric Processing System. Part 1: Temperature and Moisture." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 56, no. 1, pp. 180-190, 2018.
- 8) Poli, Paul. "Assimilation of Satellite Observations of the Atmosphere." *Comptes Rendus. Géoscience*, vol. 342, no. 4-5, pp. 357-369, 2010.
- 9) Farchi, A., Bocquet, M., Laloyaux, P., Bonavita, M., Malartic, Q., A comparison of combined data assimilation and machine learning methods for offline and online model error correction, *Journal of Computational Science*, Vol.55, 101468, 2021.
- 10) Oigawa, M., Tsuda, T., Seko, H., Shoji, Y., & Realini, E, Data assimilation experiment of precipitable water vapor observed by a hyper-dense GNSS receiver network using a nested NHM-LETKF system, *Earth, Planets and Space*, Vol.70, No.74, 2018.
- 11) 上野玄太 他著, データ同化入門 : 次世代のシミュレーション技術: シリーズ予測と発見の科学, 朝倉書店, 2011.
- 12) Blewitt, G., Hammond, W. C. and Kreemer, C.: Harnessing the GPS data explosion for interdisciplinary science, *Eos, Transactions American Geophysical Union*, Vol. 99, 2018.
<https://doi.org/10.1029/2018EO104623>.
- 13) Bock, O., Pacione, R., and Wang, J.: An enhanced integrated water vapour dataset from more than 10,000 global ground-based GPS stations in 2020, *Earth System Science Data*, Vol.15, pp.723-743, 2023.
- 14) 西村昌明, 内藤勲夫, 岩淵哲也, 里村幹夫: GPS とラジオゾンデから推定される可降水量の相互比較, 静岡大学地球科学研究報告, Vol.29, pp.61-75, 2002.
- 15) Bevis, M., Businger, S., Herring, T. A., Rocken, C., Anthes, R. A. and Ware, R. H.: GPS meteorology: Remote sensing of atmospheric water vapor using the Global Positioning System, *Journal of Geophysical Research*, Vol. 97, No. D14, pp. 15787-15801, 1992.
- 16) Krishnan, A. K. et al.: OpenTopography: A cyberinfrastructure-based data facility for topographic data. *Earth Science Informatics*, <https://opentopography.org/>, 2022.
- 17) Geng, J., Teferle, F. N., Meng, X., & Dodson, A. H. Towards PPP-RTK: Ambiguity resolution in real-time precise point positioning. *Advances in Space Research*, vol. 47, pp.1664-1673, 2010.
- 18) グラント W ベティ (著) 近藤 豊, 茂木 信宏 (翻訳): 詳解 大気放射学: 基礎と気象・気候学への応用, 東京大学出版会, 2019.
- 19) Liu, H., Tang, S., Hu, J., Zhang, S., Deng, X., An improved physical split-window algorithm for precipitable water vapor retrieval exploiting the water vapor channel observations, *Remote Sensing of Environment*, 194, pp.366-378, 2017.
- 20) Emde, C., Buras-Schnell, R., Kylling, A., Mayer, B., Gasteiger, J., Hamann, U., Kylling, J., Richter, B., Pause, C., Dowling, T., and Bugliaro, L.: The libRadtran software package for radiative transfer calculations (version 2.0.1), *Geosci. Model Dev.*, 9, pp. 1647-1672, 2016.
- 21) Anderson, G. P., Clough, S. A., Kneizys, F. X., Chetwynd, J. H., and Shettle, E. P.: *AFGL atmospheric constituent profiles (0-120 km)*, AFGL-TR-86-0110, Air Force Geophysics Laboratory, 1986.
- 22) JAXA(宇宙航空研究開発機構): ひまわり 8号・9号 雲マスク標準プロダクト, 地球観測研究センター <https://www.eorc.jaxa.jp/ptree/userguide.html>.

(Received January 15, 2026)

(Accepted March 5, 2026)

A study on AI-based real-time estimation of precipitable water vapor using GNSS and satellite brightness temperatures

Yasuhide SOTA and Chihiro SAKAYORI

Precipitable water vapor (PWV) is a key variable for precipitation forecasting in both numerical and data-driven AI-based weather prediction. Real-time operation of data-driven AI forecasts requires rapid assimilation of observational data to update spatial atmospheric fields. In this study, we propose a method to assimilate PWV derived from GNSS observations and Himawari satellite brightness temperatures into a data-driven forecasting framework based on the Adaptive Fourier Neural Operator (AFNO), and evaluate its effectiveness. Both GNSS- and satellite-derived PWV can be obtained within 30 minutes, enabling real-time operation. Results show that GNSS-derived PWV exhibits smaller observational errors relative to model and background errors, whereas PWV estimated from satellite brightness temperatures shows larger errors, particularly over oceanic regions. Reducing satellite-derived PWV errors is therefore essential for improving real-time AFNO-based atmospheric prediction.