

東シナ海からの水蒸気フラックスを考慮した球磨川・川内川流域の NARX による豪雨発生予測モデルの開発

松坂琉生¹⁾・朝位孝二²⁾・白水元³⁾・西山浩司⁴⁾・弘中勇駿⁵⁾

¹⁾山口大学工学部, ²⁾⁵⁾山口大学大学院創成科学研究科, ³⁾東海大学建築都市学部土木工学科, ⁴⁾九州大学大学院工学研究院

1. はじめに

九州地方は前線や台風による被害が多く、東シナ海から南西の風によって湿った空気が供給されることで豪雨をもたらす傾向がある。東シナ海から供給される水蒸気を観測するのに適した位置である鹿児島県甕島にラマンライダーを設置するプロジェクトがあり、九州南部地方の気象現象と東シナ海からの水蒸気の流入の関係性を調査するため甕島のラマンライダー¹⁾に着目した。本研究ではラマンライダーから得られた気象データを水蒸気フラックスとして算定・活用し、球磨川、川内川流域の流域平均雨量を AI で予測することで、九州地方南部での豪雨と甕島上空での気象条件の関連性を確認することを目的とする。得られた水蒸気フラックスを用いた雨量予測モデルの開発に際して時系列データの学習において強力な非線形モデルである Nonlinear Autoregressive with exogenous (NARX) モデル²⁾を採用した。

2. 研究手法

本研究では MathWorks 社が開発した数値解析ソフトウェアである MATLAB を使用して時系列のための時間的な動的振る舞いを示すことが可能³⁾な回帰型のニューラルネットワークで取り扱いが非常に簡便で時間的効率にも優れている NARX モデル⁴⁾を採用した。本研究では地理的要因に影響されにくい流域平均雨量の予測を主として実施した。本研究では降水にかかわる気象現象が起りやすい 600m(950hPa 面)における甕島上空での ERA-5 (ECMWFReanalysisv5)による気象データの鉛直分布から水蒸気のフラックスを算定した。以下の(1)に水蒸気フラックスの算定式を示す。

$$Hv \quad (1)$$

Hv は水蒸気フラックスを表し H は混合比, v は風速ベクトル(v, u)で, $v(m/s)$:南北方向風速, $u(m/s)$:東西方向風速の成分を持つ。以下の(1)に甕島からの水蒸気フラックスの流域代表点方向成分の算定式を示す。

$$f = Hv \cdot n \quad (2)$$

f は水蒸気フラックスの流域代表点方向成分を表し n は甕島からの代表点方向単位ベクトルを表す。各流域の代表点方向の単位ベクトルと水蒸気フラックスの内積をとることで水蒸気フラックスの各流域代表点方向成分を取り出すことができる。本研究の気象予測の一部のケースで説明変数となる水蒸気フラックスはこのように各流域代表点方向成分を抽出したものを使用している。甕島から流域代表点への方向は中甕島から水平方向に緯度に沿った線を 0 度として各流域の代表地点までの南北方向の開き方から角度を取った。各流域での値は球磨川流域が $\theta = 30^\circ$, 川内川

流域が $\theta = 11^\circ$ となった(図 1) . 本研究の予測に用いることで豪雨発生の要因として有用なパラメータであるかを確認することができる. 以下の表 1 に本研究で用いたモデルの学習期間, テスト期間並びにケースごとの目的変数, 説明変数を示す.

表 1 各データ期間と各変数

| | |
|-----|---------------------|
| 学習 | 2006~2021(6/1~9/30) |
| 検証 | 2022~2023(6/1~9/30) |
| テスト | 2024(6/1~9/30) |

| Case | 目的変数 | 説明変数 |
|------|----------------|----------------|
| 1 | 流域平均雨量 (球磨川流域) | 水蒸気フラックス |
| | 流域平均雨量 (川内川流域) | 水蒸気フラックス |
| 2 | 流域平均雨量 (球磨川流域) | 流域平均雨量 (球磨川流域) |
| | 流域平均雨量 (川内川流域) | 流域平均雨量 (川内川流域) |

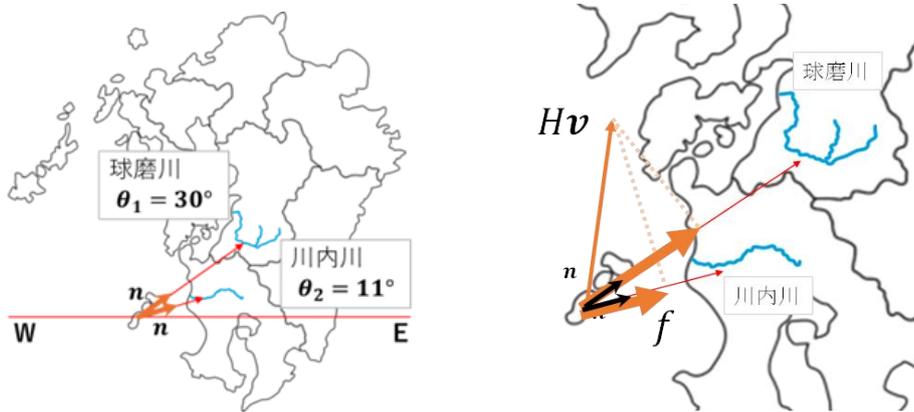


図 1 各流域の代表点までの角度と内積による補正

本研究における流域平均雨量は流域内の AMeDAS 観測地点を参照地点としたボロノイ分割により各地点の観測雨量を割り当て範囲面積に応じて平均化したものを用いた. 表 1 に示すケースのように過去の流域平均雨量, 過去の水蒸気フラックスをそれぞれ学習したモデルの予測精度を比較することで算出した水蒸気フラックスが九州南部の気象予測に有用か検討できる. ネットワーク構造は入力層, 隠れ層, 出力層ともに 1 層であり入力層には, 表 1 の気象データに加え, 初期遅延状態として 6 時間の過去の同気象データを与えた⁵⁾. 隠れ層では 10 個のニューロンで特徴量を分解する構造を使用した. 隠れ層に活性化関数としてシグモイド関数を導入することでネットワーク全体に非線形な変換を与えた⁶⁾. 本研究では豪雨災害をもたらす短期的な気象変動パターンや時系列依存性を学習するためリードタイムを 6 時間と設定し, 6 時間先の豪雨発生予測を行った. 予測結果の評価指標として実測値と比較した際の平均二乗誤差(MSE)と相関係数(R²)を使用した.

3. 予測結果

以下の図 2~9 に NARX モデルを用いた気象予測の結果を示す.

検証においてケースごとの精度差はほとんどなく雨量の多いピーク値の再現性も高い. 水蒸気

フラックスを学習したモデルは自分自身を予測したモデルと比較して同等かそれ以上の予測精度であることが確認できた。学習するパラメータによる精度の差がほとんどないことから甕島上空の気象情報から算定された水蒸気フラックスは説明変数として十分に有用なパラメータであるといえる。2024年の気象データは欠測値が多く、線形補間で補った値を考慮すると評価指標のわずかな低下が考えられた。しかしテスト結果では予測値が負の値を導いた要素も散見されるものの雨量ピーク値の再現性は高いように見受けられる。予測された雨量は実測値と強い相関を示しており MSE の水準も高く、豪雨災害対策としての雨量予測の観点から予測値が過大評価傾向であることも評価できる。よって検証・テスト結果を通じて水蒸気フラックスは球磨川・川内川流域平均雨量の時系列予測において有用な指標であると結論付けられる。

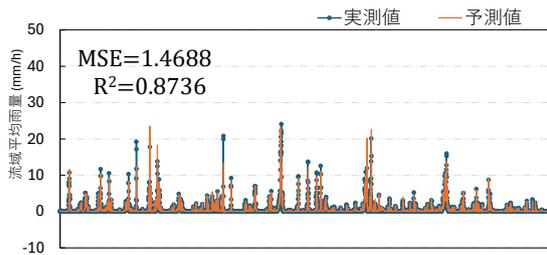


図 2 球磨川流域 (ケース 1 検証)

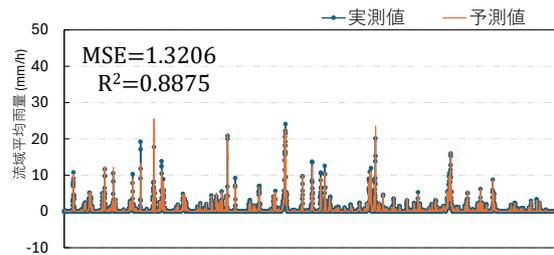


図 3 球磨川流域 (ケース 2 検証)

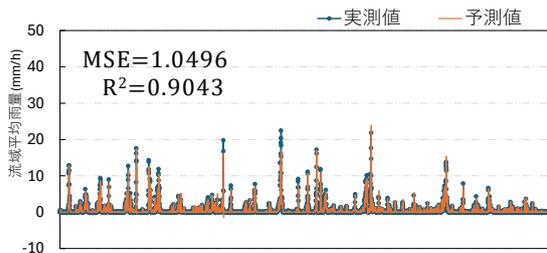


図 4 川内川流域 (ケース 1 検証)

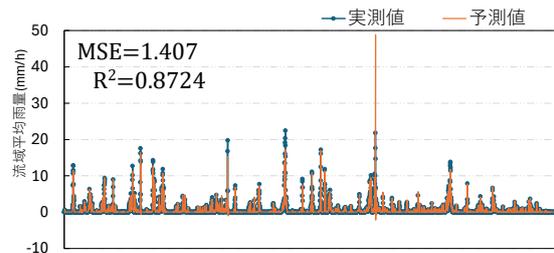


図 5 川内川流域 (ケース 2 検証)

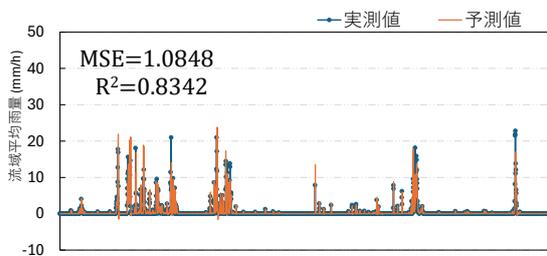


図 6 球磨川流域 (ケース 1 テスト)

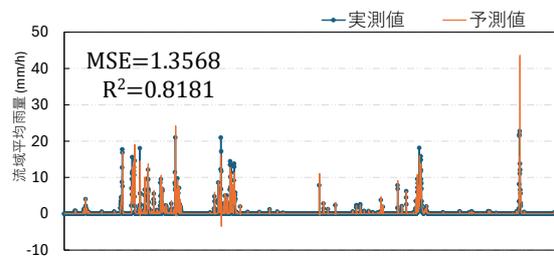


図 7 球磨川流域 (ケース 2 テスト)

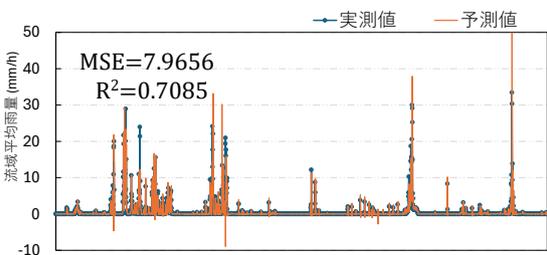


図 8 川内川流域 (ケース 1 テスト)

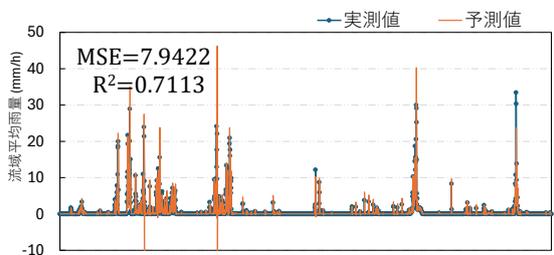


図 9 川内川流域 (ケース 2 テスト)

4. おわりに

甕島から流入する水蒸気フラックスと川内・球磨川流域平均雨量との間には強い相関があり、甕島で観測された気象データからその風下の豪雨域発生を捉える指標として水蒸気フラックスは非常に有用であることを確認できた。本研究では NARX モデルを使用した。初期遅延状態を長時間に設定することで、雨量ピーク値の再現性や負の雨量予測値の向上がみられる可能性がある。初期遅延状態を長くとれる回帰型ニューラルネットワークには LSTM モデルなどがあり、予測精度の向上を目指して予測モデルの構築を行う必要がある。今後の課題としては、多様な角度からの予測を複合的に判断して精度を高めるために様々なパラメータでの予測を比較検討することが必要である。本研究では水蒸気フラックスのみであっても流域平均雨量の予測が高精度で実施できたが、より正確な雨量予測に関しては、別の予測モデルの検討や、今回使用したパラメータ以外の有用なパラメータを説明変数に加えて予測精度の向上を図る必要がある。

謝辞

本研究は、内閣府の「研究開発と Society 5.0 との橋渡しプログラム (BRIDGE)」の対象施策「革新的な統合気象データを用いた洪水予測の高精度化」(国土交通省九州地方整備局委託、研究代表者 九州大学杉原裕司教授)において実施されました。

参考文献

- 1) 英弘精機, “気温ラマンライダー用の多波長分光検出器を開発”. 英弘精機. 2022.8.8
<https://eko.co.jp/information/85066.html> (参照 2025-01-31)
- 2) 高野靖也, 川口貴弘, 朝見聡, 佐々木理沙子, 足立修一: 自動微分を用いた深層 NARX モデルの LPV システムとしての解釈, 第 64 回自動制御連合講演会, オンライン開催, 2021.11
- 3) ”時系列 NARX フィードバック ニューラル ネットワークの設計”. MathWorks.2024
<https://jp.mathworks.com/help/deeplearning/ug/design-time-series-narx-feedback-neural-networks.html> (参照 2025-01-30)
- 4) “回帰: 線形, 一般化線形, 非線形およびノンパラメトリック方式による教師あり学習”. MathWorks.2024
<https://jp.mathworks.com/help/stats/regression-and-anova.html> (参照 2025-01-30)
- 5) “浅層ニューラル ネットワークの時系列予測およびモデル化”. MathWorks.2024
<https://jp.mathworks.com/help/deeplearning/gs/neural-network-time-series-prediction-and-modeling.html> (参照 2025-01-30)
- 6) “時系列時間遅れニューラル ネットワークの設計”. MathWorks.2024
<https://jp.mathworks.com/help/deeplearning/ug/design-time-series-time-delay-neural-networks.html> (参照 2025-01-30)