

# 自己組織化マップを用いた気圧配置のクラスタリングと 1km メッシュ天気データによる分析

高須賀 匠<sup>†</sup> 高野 雄紀<sup>‡</sup> 渡邊 正太郎<sup>‡</sup> 雲居 玄道<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 長岡技術科学大学 <sup>‡</sup> 株式会社ウェザーマップ

## 1 はじめに

気圧配置は高気圧と低気圧の分布のパターンを示し、気象現象の理解において重要な情報である。例えば、冬型の気圧配置は日本海側での降雪や寒波をもたらす。気象現象である天気を説明する際に気圧配置を理解する必要があるが、現状、専門家の目視によってのみ行われている。そのため、自動で気圧配置のパターンを抽出し、分類を行う技術が求められている。本研究では、教師なし学習の手法であるバッチ型 SOM (Self-Organizing Maps) [1] を用いて気圧配置のクラスタリングを行い、特徴的なパターン抽出と分類性能を検証した。また、各クラスタに対応する日本全国の 1km メッシュの天気情報を解析した。

学習済みのバッチ型 SOM の分類器と特徴的な気圧配置の天気の傾向の情報をもとに、特定の日の気圧配置と天気のデータがあれば、その日の天気の原因となる気圧配置の状況を正確に言及することができ、気象現象の理解の向上に繋がると考える。

## 2 関連研究

気圧配置の分類は、気象予報において重要な課題であり、木村らは、サポートベクターマシン (SVM) を用いた教師あり学習によって気圧配置の自動分類手法を提案した [2]。しかし、気圧配置のラベル付けは気象予報士の目視判定に依存している。さらに、気象予報士の間で意見の分かれる気圧配置が存在している。このため、気圧配置パターンを網羅的にラベル付けすることは多大なコストとともに、判定者によるノイズが存在するため、教師あり学習の枠組みを適用することは難しい。

そこで、本研究では教師なし学習の枠組みにより、気圧配置をクラスタリングし、事後の解釈によってラベルを付与する手法を提案する。気圧データに対し、教師なし学習を適用した研究に、SOM を用いて夏季の気圧パターンを分類し、高温日の頻度分布を解析したものがある [3]。そこで、本研究では、SOM を用いた気圧配置のクラスタリングを行い、ラベル付けの困難さを回避しつつ特徴的なパターンを抽出することを試みる。また、クラスタリング結果と 1km メッシュの天気データを関連付けて分析を行うことで、気圧配置と天気情報の関係性を明らかにする。

## 3 提案手法

海面更正気圧データをもとに、気圧配置を SOM を用いて分類する。この気圧データを SOM に適用する手法については、松岡ら [3] の手法を援用し適用した。具体的には、以下の 2 つのステップから構成される。

### Step 1: SOM の学習

各データの海面更正気圧の領域平均差分を用いる。この領域差分データのうち、学習データに対して、主成分分析 (PCA) により 20 次元に圧縮する。その後、バッチ型自己組織化マップ (Batch SOM) をサイズ: 10 × 10、近傍関数の範囲: 3.0、学習率: 1.0、イテレーション数: 100,000 のパラメータで学習させた。

学習後、専門家の意見や「日々の天気図」のラベル付きデータの分布をもとに、特定のノードに 4 つのラベル (冬型、夏型、梅雨型、台風) を付与した。

### Step 2: 天気データとの対応付け

学習済みモデルの各ノードに対し、対応する日付の推計気象分布 (天気) のデータを全て抽出する。その後、各ポイントについて晴れ、くもり、雨/雪の 3 つの中で最も多い、かつ過半数以上の天気を採用する。本手法により、各気圧配置パターンと日本全国の天気パターンの関係性が明らかになる。

## 4 実験条件

### 4.1 学習データ

学習データとして、2016 年 3 月 1 日から 2024 年 10 月 31 日までの午前 9 時 (JST) における海面更正気圧のデータを使用した。対象範囲は緯度 15 度から 55 度、経度 115 度から 155 度とした。データの出典は、全球数値予報モデル GPV (全球域) である。

また、気象庁が公開している「日々の天気図」から、キーワードを持つ日付を抽出し、冬型の気圧配置: 386 日、夏型の気圧配置: 323 日、梅雨型の気圧配置: 271 日、台風: 441 日のラベルを用意しクラスタリング後のノードの解釈に用いる。

### 4.2 推計気象分布 (天気)

気圧配置と対応する地上の天気を分析するため、推計気象分布 (天気) のデータを使用した。対象範囲は緯度 23 度から 47 度、経度 122 度から 146 度とし、日本全国をカバーする 1km メッシュで晴れ、曇り、雨・雪の 3 つに分類されたデータである。期間は海面更正気圧の学習データと同様である。データの出典は、気象庁の配信資料「推計気象分布 (天気)」である。

### 4.3 性能評価

提案手法に用いられる PCA および SOM は学習データに対して推定された値をもつ。このため、実際の運用においては、学習外のデータに対する性能を評価する必要がある。

そこで、評価用データとして、1981 年 1 月 1 日から 2000 年 12 月 31 日までの午前 9 時 (JST) の海面更正気圧データの中から 100 日分を使用した。対象領域は学習データと同様で、出典は気象庁第 3 次長期再解析 (JRA-3Q) である。参考文献 [4] の付録 B「気圧配置ごよみ」から、冬型、夏型、梅雨型、台風がそれぞれ 25 事例ずつ、合計 100 日のラベル付きデータを抽出した。

この評価用データに対し、学習データと同様の前処理を行い、学習済みの SOM モデルを用いて分類を行う。各データがマッピングされたノードと解釈により付与されたラベルをもとに分類性能を評価した。

## 5 実験結果

本研究の実験結果を以下に示す。

Clustering of Atmospheric Pressure Patterns using Self-Organizing Maps and Analysis using 1km mesh weather data

Takumi Takasuka<sup>†</sup>, Yuki Takano<sup>‡</sup>, Shotaro Watanabe<sup>‡</sup>, Gendo Kumoi<sup>†</sup>

<sup>†</sup>Nagaoka University of Technology

<sup>‡</sup>WEATHERMAP Co., Ltd.

### 5.1 SOM による気圧配置パターンの分類

学習させた SOM の各ノードにおける平均的な地上天気図を図 1 に示す。この図から、SOM が気圧配置の特徴的なパターンを適切に学習し、マップ上に分類していることがわかる。特に、SOM 上で隣接するノード間では類似した気圧配置パターンが配置されており、SOM がデータの連続的な構造を反映していることが確認できる。各ノードに付与されたラベルは、青色：冬型、赤色：夏型、ピンク：梅雨型、緑：台風である。

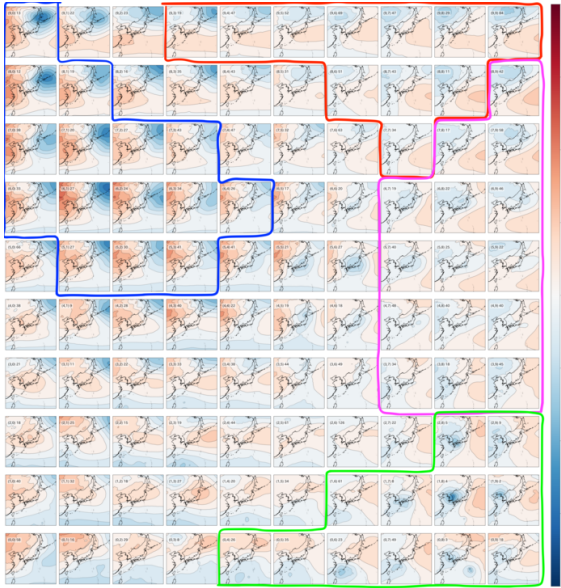


図 1 学習データを分類した各ノードの平均の地上天気図

### 5.2 各気圧配置の推計気象分布の結果

また、各ノードにおける過半数以上の天気パターンの結果を図 2 に示す。この図から、各気圧配置パターンに対応する日本全国の天気分布が視覚的に確認できる。特定の気圧配置パターンと天気パターンが対応関係にあることが示されており、SOM によるクラスタリングが有効であることがわかる。

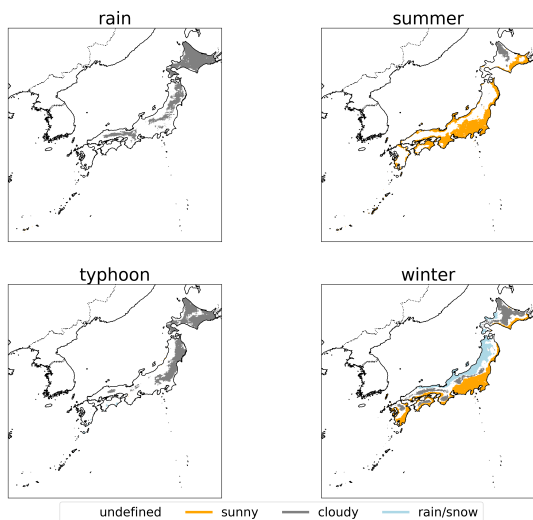


図 2 各気圧配置の過半数以上の天気パターンの結果

### 5.3 学習データに対する分類性能

分類データの各ラベルごとの正解数と正解率は、表 1 の通りである。4 種類の正解率の平均は 78% であり、概ね良好な結果である。

表 1 ラベルごとの正解数と正解率

| ラベル      | 正解数 | データ数 | 正解率 (%) |
|----------|-----|------|---------|
| 冬型の気圧配置  | 25  | 25   | 100.0   |
| 夏型の気圧配置  | 21  | 25   | 84.0    |
| 梅雨型の気圧配置 | 19  | 25   | 76.0    |
| 台風       | 13  | 25   | 52.0    |
| 総計       | 78  | 100  | 78.0    |

## 6 考察

実験結果から、提案手法であるバッチ型 SOM を用いた気圧配置のクラスタリングは、学習データにおいて気圧配置パターンの特徴を適切に捉え、分類できていることが示された。図 1 に示すように、SOM の分類マップは特徴的な気圧配置パターンを表しており、隣接するノード間で類似したパターンが配置されていることから、SOM の自己組織化が有効に機能していると考えられる。

また、図 2 により、特徴的な各気圧配置に対応する過半数以上の天気パターンが現れていることから、気圧配置と天気分布との関連性が示唆される。これは、SOM によるクラスタリングが気象現象の理解に有用であることを示している。

分類データに対する分類結果では、冬型の気圧配置について正解率が 100% と高く、提案手法の有効性が示された。一方で、台風の気圧配置に対する正解率が 52% と低い結果となった。これは、台風の規模や進路、発生位置が多様であり、気圧配置パターンが一様でないため、SOM 上での分類が難しいなどの要因が考えられる。

## 7 結論と今後の課題

本研究では、自己組織化マップ (SOM) を用いて気圧配置のクラスタリングを行い、特徴的なパターンの抽出と分類性能の検証を行った。学習データを用いて学習した SOM は、図 1 に示すように、気圧配置の特徴を適切に捉え、各ノードにパターンをマッピングすることができた。また、各クラスターに対応する日本全国の 1km メッシュの天気データを解析し、図 2 に示すように、気圧配置パターンと天気分布との関連性について、視覚的に明らかにした。

今後の課題として、今回の手法では正解率の低かった梅雨型や台風の気圧配置に対する分類精度を向上させるために、海面更正気圧以外の気象データの追加や、SOM のパラメータの調整などの改善を行う必要があると考える。

## 謝辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 23KK0203 の助成による。

## 参考文献

- [1] G. Vettigli, "Minisom: minimalistic and numpy-based implementation of the self organizing map," 2018. [Online]. Available: <https://github.com/JustGlowing/minisom/>
- [2] 木村 広希, 川島 英之, 北川 博之, "サポートベクターマシンを用いた気圧配置の自動分類", Data Engineering and Information Management (DEIM 2009), vol. 2011, 2009.
- [3] R. N. Matsuoka, and M. Inatsu, "Weather classifications for high temperatures in Japanese cities," SOLA, vol. advpub, pp. 2024-040, 2024.
- [4] 吉野 正敏, 日本の気候—最新データでメカニズムを考える, 二宮書店, 2002.