

自己組織化マップを用いた乱流解析手法の研究

愛媛大学 学生会員 ○尾崎智洋 愛媛大学大学院 正会員 森脇亮

1. はじめに

地表面付近において乱流はエネルギーや物質を上空大気へ拡散することに大きく寄与しており、特に近年では接地境界層における乱流に関する研究が多くなされている。接地境界層では、乱流の組織構造が乱流輸送と乱れの生成に関連があると知られており、ヒートアイランド現象や集中豪雨のメカニズムを解明する鍵になる都市域における乱流輸送過程やエネルギー輸送を理解するためにも都市域における乱流の構造や特性を解明することは、非常に重要であると言える。乱流の組織構造を見出す解析方法として、従来は確率密度関数、スペクトル解析、ウェーブレット解析などが用いられてきたが、本研究では上記の手法に代わり得る新たな手法としてニューラルネットワークの一種である自己組織化マップに注目した。自己組織化マップは事前学習や事前入力なしに高次元且つ膨大な量のデータに対してマッピングや非線形データの予測手法¹⁾などに用いられており、昨今では風の短期予測手法²⁾として用いられるなど、風力発電機設置場所の選定や効率的な発電に利用されつつある。本研究では自己組織化マップを用いて観測された風速の変動パターンを抽出し、乱流解析を行った上で乱流の組織構造を見出すことを試み、更に従来の解析手法と比較した。

2. 研究概要

本研究ではコホーネンの自己組織化マップ (Self-Organizing Map) を用いる。自己組織化マップとは教師なし学習アルゴリズムの数値モデルである。このモデル多くの入力データの計算学習を通して入力データ中の隠れた特徴を抽出し自動的に学習できることが特徴である。自己組織化マップは基本的に図 1 のように、マップ層と入力層の二層構造である。図のようにある連続した実況風速を入力データ($x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$)とする。 n は時間スケールであり、自由に変更できる。 x_1, x_2, x_3, x_n はそれぞれ入力ベクトルのニューロンとよぶ。マップ層には風速変動傾向を出力し、格子一つ一つを出力ユニットとよぶ。入力データに新しい実況風速 x_{n+1} が得られると($x_2, x_3, x_4, \dots, x_{n+1}$)となり、マップ層は学習・更新される。マップ層への出力場所の決定には以下の式の最小値を用いる。

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{i,j=1}^n (x - \omega_{ij})^2}$$

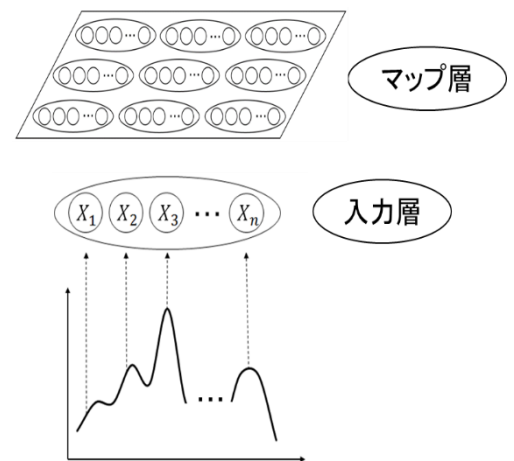


図 1 自己組織化マップの構造

ここで ω_{ij} はマップ層の(i, j)に位置する出力ユニットである。上記の式によってマップ層が更新され自動的に学習されていく。 d_{ij} が最小のユニットのことを勝利ユニットと呼ぶ。本研究ではマップ層と入力層の他に予測層、評価層、カウント層を追加した。予測層で風速の短期予測を行い、評価層においてその勝利ユニットの予測誤差を出力する。また、カウント層ではそのユニットが何回勝利ユニットになったかを記録した。解析後のマップ層にはユニットの選択回数が多く、且つ予測精度の高いユニットが存在する。このユニットは乱流のパターンを良好に抽出でき、且つ頻度も大きいことを意味しており、乱流のデータ内に存在する風況パターンや周期性、特性などを明らかにできるのではないかと考えた。風速の測定には(三次元超音波風速計 (GILL 社

Wind Master II)) 1 台を使用し、風速を測定した。実験装置の写真を図 2 に示す。解析期間は 2013 年 1 月 1 日 23 時 6 分 40 秒～1 月 2 日 12 時 59 分 59 秒で総観測時間は 50000 秒である。

3. 解析結果と考察

本研究では観測したデータにおける乱流パターンの周期性を見るため、10 秒、15 秒、20 秒、30 秒、40 秒、50 秒、60 秒の時間スケール数別に風況パターンの抽出を行った。予測精度が良く、選択回数が多い出力ユニットを時間スケール別に見た際、時間スケールが 40 秒の出力ユニットにおいて特に顕著に風速の変動が抽出された。40 秒スケールにおける風況パターンを選択回数順に上位 3 つを図 3 に示す。40 秒や 30 秒などの 40 秒スケールに沿った波形は見られず、10 秒周期の風速の変動が 3 つあるいは 4 つ連続して見られ、比較的小さい時間スケールの波が連続して現れる。これは小スケール周期の波が観測データに隠れる長期的な周期の波に誘起されたものが付随して確認されたと考えられ、Brown-Roshko 構造 (図 4) に代表されるような乱流混合層における大規模渦構造とその内部に発生する小規模渦の関係を抽出できている。

上記の結果は自己組織化マップによる解析のメリットと考えられる。それは周期ごとの影響度に注目するスペクトル解析などでは、こういった連続的な風速の変化による風況パターンを見ることが出来ないからである。時間スケール別に風況パターンを抽出できるのは自己組織化マップの強みだと言えるだろう。また実際に観測データの結果から風況パターンを可視化するという意味では、確率密度関数や自己相関関数を用いた乱流解析手法では成し得ないことで、この点も SOM の利点だと考えられる。

4. 今後の課題

今後の課題として挙げられることは、自己組織化マップの更新アルゴリズムである。自己組織化マップは随時更新されるため、観測データの前半部分の更新の影響度は小さく、終盤の更新にマップ層の風況パターンが影響を受けてしまう。よって全体を通して風況パターンの抽出が出来るような計算アルゴリズムが求められる。

参考文献

- 1) 西山 浩司ら：自己組織化マップの特性を利用した降雨予測，水工学論文集,第 50 巻, pp.405-408, 2006
- 2) 小林 飛鳥ら：パワーアシスト型風力発電機に関する自己組織化マップを用いた風速予測手法の研究，信学技報 vol. 108, no. 453, pp.171-175, 2009

謝辞

本研究は総務省・戦略低情報通信研究開発推進制度 (SCOPE) の援助を受けた。



図 2 観測装置の写真

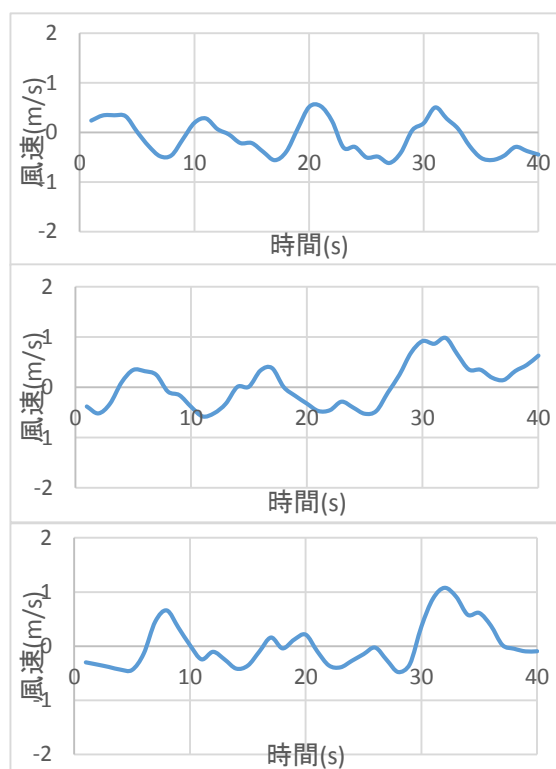


図 3 40 秒スケールの風況パターン

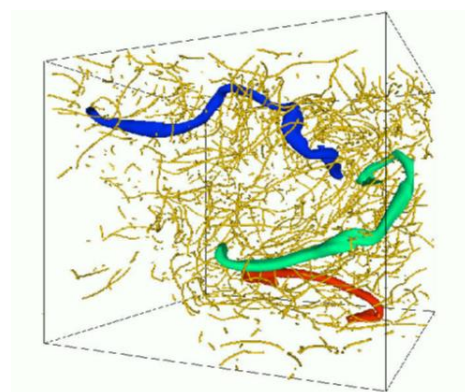


図 4 3 次元渦の構造

[出典]木田 重雄ら：乱流要素渦 その構造とはた
らき，ながれ 21, pp488-494, 2002