130 動的・静的混合型リカレントニューラル ネットワークによる温度分布推定

大阪電気通信大学 木村一郎[○], 高井英樹, 竹代 開
関西大学 小澤 守, 京都工芸繊維大学 黒江康明

Estimation of Temperature Profiles Using Composite Dynamic/Static Recurrent Neural Networks

Ichiro KIMURA^{*}, Hideki TAKAI^{*}, Kai TAKESHIRO^{*},
Mamoru OZAWA^{**}, and Yasuaki KUROE^{***}

Quantitative thermal flow visualization using image processing is very useful for obtaining velocity vector or temperature profiles in a thermal flow field. The velocity vector and temperature profiles are able to be simultaneously measured from color images visualized by a thermo-sensitive liquid crystal suspension method. The temperature profile, however, partly lacks information on temperatures in the field because of the narrow temperature range in which the liquid crystals present color. Temperature profiles over the entire flow field, therefore, are unable to be obtained.

This paper proposes a new algorithm for estimating unmeasurable temperatures from measurable temperatures. As the first step, an unsteady heat conduction field is modeled by using composite dynamic/static recurrent neural networks from the known information on temperatures. Consequently, the unknown information on temperatures is estimated from the neural network model.

1. はじめに

流れの可視化画像から定量的な情報を得る計測手法である”可視化情報計測”¹⁾は非常に有用な計測技術である

が、いくつかの問題点を抱えている。その一つは測定不能な領域の存在である。トレーサ追跡法ではトレーサ粒子の存在しない領域、相関法では過誤ベ

^{*} Osaka Electro-Communication University, Neyagawa 572, Japan

^{**} Kansai University, Suita 564, Japan

^{***} Kyoto Institute of Technology, Kyoto 606, Japan

クトルの多い領域での速度ベクトルの欠落、また感温液晶法に基づく温度分布では呈色温度範囲の狭さに基づく温度情報の欠落である。このような場合、対象とする測定点の周りの情報が多い場合には補間法も有効であるが、そのような情報が少ない場合には場全体の有用な情報が得られない。

そこで本報告では、動的・静的混合型リカレントニューラルネットワーク²⁾を用いた、測定可能な情報から測定不能な情報を推定する手法を提案する。これは測定可能な既知情報からリカレントネットワークを用いて非定常場のモデリングを行うことにより、未知情報を推定するものである。まず、混合型リカレントネットワークによる非定常熱伝導場のモデリングの可能性を検討した。つぎに、測定不能な点を設定し、測定可能な点のみで学習したネットワークを用いて測定不能な点の温度の推定を試みた。以上の結果について報告する。

2. 熱伝導場とネットワークの構造

Fig.1に示すような2次元物体（銅）の非定常熱伝導場を考える。この熱伝導場を 3×3 の領域に分割し、各領域の中心点を温度の測定点とする。いま、領域7に熱源があるとし、対応するネットワークを構成する。各測定点にダイナミクスをもたない静的ニューロンSを設定することにより2次元の空間的な場を表す。さらに、静的ニューロンどうしは動的ニューロンDを介して結合することによりダイナミクスを表現する。

Fig. 1 Heat conduction field

Fig. 2 Network structure

ただし、熱の移動方向を定性的に考慮して構成される。対称性を考慮すれば、Fig.2に示すネットワークが得られる。ここで、SおよびDの添字の数は領域

番号に対応する。入力は熱源のある領域7の中心点の温度であり、出力はそれ以外の領域の中心点の温度である。

3. 温度場の学習

3.1 学習方法

教師用ならびに汎化用データは、Fig.1のように2次元の場を 9×9 のメッシュ状に切ることにより非定常の熱伝導式から数値計算で求めた。教師用データは領域7に矩形波の熱量を与えたときの各測定点の温度とし、さらに汎化用データとしてステップ状の熱量を与えたときの各測定点の温度を用いた。なお、サンプリング周期は20秒である。

3.2 学習及び汎化結果

Fig.3に領域5の測定点での学習結果を示す。ただし、学習回数は50,000回である。教師データとネットワークの出力は一致しており、良好な結果である。また、Fig.4に領域4での汎化結果を示す。汎化結果も数値計算で得られた温度に一致している。この傾向は他の測定点でも同様であり、Fig.2に示したネットワークによって非定常熱伝導場をモデリングできることが示された。

Fig.3 Learned result at the center point 5

Fig.4 Generalized result at the center point 4

4. 計測不能領域の温度推定

4.1 学習方法

ここでの設定条件は領域4の中心点の温度が測定不能であることを除くと前章と同じである。すなわち、ネットワークはFig.2であるが領域4の測定点(S_4 の出力)には教師信号は与えられない。

4.2 学習結果

Fig.5に領域5の測定点での学習結果

を示す。ただし、学習回数は50,000回である。教師データとネットワークの出力は一致しており、非常に良好な結果である。

4.3 推定結果

Fig.6に教師信号が与えられていない領域4の中心点での推定結果を示す。矩形波の上部において数値計算の値より

もう少し低い値を示す以外はほぼ傾向を捉えており、本アルゴリズムによる測定不能点での温度推定の可能性を示している。

5. おわりに

本研究の特長は、動的ニューロンと静的ニューロンからなる混合型リカレントニューラルネットワークを用いることにより、従来の補間的な方法では不可能な、時空間的に近傍の情報が存在しない領域での情報を推定することにある。これが可能になれば、流れの画像計測へ応用できるばかりか、従来の点計測からも空間的な場全体の2次元分布の情報が得られる。

参考文献

- 1) 木村一郎：流れの可視化情報計測，計測と制御，33-9，750/754 (1994)．
- 2) 黒江康明：動的・静的混合型リカレントニューラルネットワークの学習法，電子情報通信学会技術研究報告，NC92-133，33/39 (1993)

Fig. 5 Learned result at the center point 5

Fig.6 Estimated result at the center point 4