ニューラルネットワークによる3次元速度場の推定*

古川 亨[○], 守野哲也, 木村一郎(大阪電気通信大学)

加賀昭和(大阪大学), 黒江康明(京都工芸繊維大学)

Three-dimensional Velocity Field Estimation Using Neural Networks
Toru FURUKAWA, Tetsuya MORINO, Ichiro KIMURA, Akikazu KAGA and Yasuaki KUROE

ABSTRACT

PIV (Particle Image Velocimetry) is widely applied to analyze complex flows. The velocity fields obtained by PIV, however, contain some unmeasurable areas. In particular, three-dimensional PIV provides sparsely distributed velocity vectors in principle. It has been required accordingly to develop the whole field estimation methods and we have proposed an estimation method using artificial neural networks for two-dimensional flows.

This paper presents two new estimation methods for three-dimensional flows which is based on previously proposed one. The neural networks in the methods learn the whole field velocity distribution from PIV-measured one so that the estimated velocity vector fields agree with measured one in the original field and satisfy the continuity equation of flow. We additionally evaluate the proposed methods by applying them to the three-dimensional PIV standard images.

Keywords: PIV, Three-dimensional Velocity Field Estimation, Neural Networks

1. 緒 論

PIV (Particle Image Velocimetry)は、速度場の多点同時計測が可能な方法として、さまざまな流体の計測や解析に用いられている。しかしながら、PIVで得られた速度場には、速度情報が欠落することがある。また、3次元流れの計測に有効な、粒子追跡によるPIV計測では、原理的に粒子が存在しない領域の速度を得ることはできない。計測対象の流れの理解を深めるためには、このような疎らに計測された速度ベクトル場から、場全体の流れを適切に推定できる方法の開発、実用化が期待される。

筆者らは、ニューラルネットワークを用いて、PIVで得られた疎らな速度分布から、その流れ場全体の速度分布を推定する手法[1]を提案した。この手法では、既知の速度ベクトルから、その流れの流れ関数をニューラルネットワークが近似することにより、場の中の任意の点における速度ベクトルを得ることができる。また、推定された速度分布は必ず連続条件を満たすため、非圧縮流体に対して非常に有効な手段であるといえる。ただし、流れ関数は2次元流れでのみ適用可能であるため、3次元流れに対しては、異なったアプローチが必要であった。

本稿では、ニューラルネットワークを用いて、3次元速度分布を推定する手法を2種類提案する。ひとつは、3次元速度場のベクトルポテンシャル関数をニューラルネットワークが近似する方法である。この手法では、ベ

クトルポテンシャルの微分から得られるベクトルと、PIVによって計測された速度ベクトルとが一致するように、ニューラルネットワークを学習させる。これにより、連続条件を必ず満足するような、3次元速度分布を得ることができる。

もうひとつの手法は、3次元速度場そのものを、ニューラルネットワークが近似するものである。この手法では、ニューラルネットワークの出力ベクトルが、PIVによって得られた速度ベクトルと一致するように、かつ、連続条件の残差が小さくなるように、学習が行われる。これにより、連続条件が考慮された3次元速度分布を得ることができる。

提案する手法の評価には、3次元PIV標準画像[2]のデータを用いた。

2. ニューラルネットワークによる速度場の推定

2.1 ベクトルポテンシャルを近似する方法

ベクトルポテンシャルを近似する方法の、推定原理をFig. 1に示す。ニューラルネットワークは3次元空間の座標 $\mathbf{X} = (x, y, z)^T$ を入力、その点でのベクトルポテンシャル $\mathbf{A} = (A_x, A_y, A_z)^T$ を出力とする関数であり、次の式で表される。

$$\mathbf{A} = \mathbf{N}(\mathbf{X}, \mathbf{S}) \quad (1)$$

ただし $\mathbf{S}$ は, ニューラルネットワークのパラメータである. 流れが非圧縮であると仮定すると, 速度ベクトル $\mathbf{V}$ は,

$$\mathbf{V} = (u, v, w)^T = \text{rot } \mathbf{A} \quad (3)$$

で得られる.

ニューラルネットワークの学習過程では, 次式の目的関数が, 最小となるよう, $\mathbf{S}$ を更新する. ただし, $\mathbf{V}_{mi}$ は PIV によって計測された既知の速度ベクトルである.

$$J_p = \frac{1}{2} \sum_i (\mathbf{V}_i - \mathbf{V}_{mi})^2 = \sum_i (\text{rot } \mathbf{A}_i - \mathbf{V}_{mi})^2 \quad (3)$$

学習後のニューラルネットワークから得られる速度ベクトルにおいて,

$$\text{div } \mathbf{V} = \text{div}(\text{rot } \mathbf{A}) = 0 \quad (4)$$

であり, 恒等的に連続条件を満足し, 任意の位置 $\mathbf{X}$ で, 速度ベクトル $\mathbf{V}$ が得られる.

2.2 ベクトル場を近似する方法

ベクトル場を近似する方法の, 推定原理を Fig.2 に示す. ニューラルネットワークは, 3 次元の空間座標 $\mathbf{X} = (x, y, z)^T$ を入力, その点における速度 $\mathbf{V}$ を出力する関数であり, 次の式で表される.

$$\mathbf{V} = \mathbf{N}(\mathbf{X}, \mathbf{S}) \quad (5)$$

ニューラルネットワークの学習過程では, 次に示す目的関数 J_v が最小となるよう, $\mathbf{S}$ を更新する.

$$J_v = J_1 + \alpha J_2 \quad (6)$$

$$J_1 = \frac{1}{2} \sum_i |\mathbf{V}_i - \mathbf{V}_{mi}|^2$$

$$J_2 = \frac{1}{2} \sum_i |\text{grad } \mathbf{V}_i|^2$$

J_1 はニューラルネットワークの出力と既知ベクトルの差の総和で, J_2 はニューラルネットワークがモデル化した速度分布における, 連続条件の残差である. 学習後は, 任意の位置 $\mathbf{X}$ での速度ベクトル $\mathbf{V}$ を得ることができる.

3. シミュレーション結果

提案する 2 種類の方法を評価するために, 可視化情報学会より提供されている, 3 次元 PIV 標準画像のデータを用いた. 今回, 使用した流れは標準画像#351 の時刻 0 における速度ベクトル情報である. Fig.3 は, 3 階層型ニューラルネットワーク(かくれニューロン 16 個)において, 学習用データとして与えられた既知ベクトル数が 100 のときの推定結果である.

推定精度の考察のため, 次式に示す誤差率を用いた.

$$E = \frac{\left(\sum_{i=1}^R |\mathbf{V}_{mi} - \mathbf{V}|^2 \right)^{1/2}}{U} \quad (7)$$

ただし, R を推定速度ベクトルの総数, U を噴流の代表速度(15cm/sec)とする.

Fig.3 における E の値は, ポテンシャル近似では $E=0.084$, ベクトル近似では $E=0.075$ であった.

3. 結論

ニューラルネットワークによって 3 次元速度場を推定する手法として, ベクトルポテンシャルを近似する方法と, 速度ベクトルを近似する方法を提案した. また, これらを PIV 標準画像の流れ場に適用, 評価を行い, その有用性を確認した.

Fig.1 Vector potential approximation

Fig.2 Velocity vector approximation

(a) Vector potential approximation

(b) Velocity vector approximation

Fig.3 Estimation results

参考文献

- [1] 木村, 服部, 加賀, 黒江: ニューラルネットワークによる速度場推定, 計測制御学会論文集, Vol. 34, No. 12, 1800/1805 (1997)
- [2] 岡本, 佐賀, 西尾, 小林: 3 次元粒子画像流速測定法, 可視化情報学会誌, Vol. 17, No. 67, 3/8 (1997)