C105

ニューラルネットを用いた勾配法に基づく PIV

—開水路における表面流計測への適用—

松下 雅史[○] (阪電通大院), 中田 亮生 (阪電通大), 木村 一郎 (阪電通大),
加賀 昭和 (阪大), 黒江 康明 (京都工繊大)

Gradient-Based PIV using Neural Networks

—Application to Surface Velocity Measurement of Open Channel Flow—

Masashi MATSUSHITA, Akinori NAKATA, Ichiro KIMURA
Akikazu KAGA and Yasuaki KUROE

ABSTRACT

Conventional PIVs are not always capable of measuring the entire field of two-dimensional flow in rivers and oceans as they often contain an insufficient amount of tracers. However, Gradient-Based PIV using Neural Networks is potentially able to perform these field measurements. In a previous study, we evaluated its usefulness using artificially generated images. Here we apply this method to surface velocity measurements of experimental open channel flow. The open channel was filled with water and its flow was 100mm wide and 40mm depth. The flow rate was kept at a constant value of 60cm³/s. Floating tracers were used to measure the surface velocity. Several images were taken with the tracer population ranging from 18% to 81% of the water surface. The obtained velocity data were compared with those produced by conventional PIVs. As a result, it was found that Gradient-Based PIV using Neural Networks is capable of observing two-dimensional flow even when the tracer population is 18% of the water surface.

Keywords: PIV, Gradient method, Neural networks

1. はじめに

流体の瞬間的な速度場を計測することが可能な PIV では、一般に流れの可視化のためにトレーサーとなるものが十分に存在することが不可欠である。しかしながら、PIV を河川や海岸、または大気の流れなどのようなフィールド計測に適用する場合には、十分なトレーサーが得られないことが多い。そこで、限られた量のトレーサーでも計測を行える有効な手法が望まれる。

著者らが提案するニューラルネットワークを用いた勾配法に基づく PIV は、そのようなトレーサーの少ないフィールド計測においても効果的なツールとなる可能性を有し、すでに人工画像を用いたこれまでの研究からその有効性が確認されている^{1),2)}。本研究では、実験用の開水路に浮遊性のトレーサーを混入して表面流を可視化して撮影し、その流れ解析に本手法を適用することによって実画像における有効性を検証することを試みた。

本論文では最初に、著者らの提案するニューラルネッ

トを用いた勾配法に基づく PIV について、その原理の概要を述べる。次に、開水路を用いた流水実験の装置と方法および撮影された粒子画像の例を示す。さらに、トレーサー粒子の量が比較的多い場合について撮影された画像に対して、本手法を適用して速度場解析を行った結果を示す。得られた結果を検証するために、同じ画像を市販の PIV ソフトウェアを用いて解析を行い、これらの結果が本手法のそれと比較的よく一致することも確認する。最後に、トレーサーの量が比較的に少ない条件で得られた粒子画像に対しても本手法を適用した結果について報告する。

2. ニューラルネットを用いた勾配法に基づく PIV の原理

勾配法は可視化画像から得られる時間的、空間的な輝度勾配を利用して速度を求める方法である。画像中のある点 (x, y) での速度ベクトル (u, v) と輝度勾配との関係を表すと、

$$u \frac{\partial f}{\partial x} + v \frac{\partial f}{\partial y} + \frac{\partial f}{\partial t} = 0 \quad (1)$$

となる。これが勾配法の支配方程式である。

2つの未知数が含まれているので式(1)のみでは速度ベクトルを得ることはできない。そこで、2次元非圧縮流体の連続の式により u, v を流れ関数 Ψ の偏微分形で表し、勾配法の支配方程式である式(1)に代入すると、

$$\frac{\partial f}{\partial x} \frac{\partial \Psi}{\partial y} - \frac{\partial f}{\partial y} \frac{\partial \Psi}{\partial x} + \frac{\partial f}{\partial t} = 0 \quad (2)$$

が得られる。これが連続の式を考慮した勾配法の支配方程式である。

本手法のニューラルネットを用いた勾配法に基づく PIV の概念図を Fig. 1 に示す。ニューラルネットワークは、画像の位置座標 (x, y) を入力、流れ関数 Ψ を出力とする 2 入力 1 出力の階層型ネットワークを用いる。ニューラルネットワークに位置座標 (x, y) を入力し、出力された流れ関数 Ψ から速度ベクトル (u, v) を算出し、得られた速度ベクトルと画像から得られる時間的・空間的微分データにより次に示す評価関数 J に基づき学習を行う。

$$J = \frac{1}{2} \sum \left(\frac{\partial f}{\partial x} \frac{\partial \Psi}{\partial y} - \frac{\partial f}{\partial y} \frac{\partial \Psi}{\partial x} + \frac{\partial f}{\partial t} \right)^2 \quad (3)$$

ニューラルネットワークの学習は、評価関数 J が 0 に近づくように学習を行う。そして、最終的に評価関数 J が最小になったときの速度ベクトル (u, v) をその位置座標における最適な解とする。

Fig. 1 Learning Rules of Gradient-Based PIV Using Neural Networks

3. 実験の装置と方法および撮影画像の例

3.1 実験装置

本手法に適用する流れの可視化画像を得るために、長さ 400mm の直線部分と（内側）曲率半径 150mm の半円カーブを有する幅 100mm のオーバル形状の回流型開水路を使用した。小型の送水ポンプを装備し、緩やかで安定した流量で水を回流させることが可能である。

粒子画像の撮影位置は、水路の直線部分の下流側である。Fig. 2 に示すように CCD ビデオカメラ（モノクロ、解像度：640×480pixel²、フレームレート：60/120fps）を撮影位置の真上 640mm でトラバース装置に固定した。トレーサーのコントラストを高めるために、水路底面には黒色のシートを挿入し、照明にはハロゲンライトを使用した。

Fig. 2 Experimental Setup

3.2 実験方法

実験の基本条件を Table 1 に示す。開水路の水深を 40mm に設定し、送水ポンプを調節して緩やかに水を回流させた。水路の流量は 60 cm³/s 程度である。表面流のトレーサーとして、粒子直径が 48~52 μm のナイロンパウダー（白色）を使用した。開水面にできるだけ一様にトレーサーが分布するように少しずつ混入し、慎重に拡散させた。安定した流れが実現できるのを確認した後、CCD ビデオカメラで流れの可視化画像を撮影した。撮影の視野サイズは 240×180mm² (1pixel=375 μm)、フレームレートは 120fps である。トレーサーの量は、開水面全体がほぼトレーサーで占有されるような比較的多い場合から、わずかに点在するような少ない場合まで変化させた。

3.3 撮影した表面流のトレーサー画像の例

撮影した表面流のトレーサー画像の例を Fig. 3 に示す。トレーサー量が明確に異なる 3 画像を選んで示している。水面のトレーサー量を粗く評価するため、画像を二値化してその水面に占める割合を求めた。その結果、トレーサー量は、画像 (a) から (c) の順に、81%、45%、18% となった。

Table 1 Experimental Condition

Water depth of open channel	40[mm]
Flow rate of open channel	60 [cm ³ /s]
Diameter of tracing particles	48~52[μm]
Camera field of View	240×180mm ²
Frame rate of camera	120fps

(a) 81%

(b) 45%

(c) 18%

Fig. 3 Examples of Image Data

4. 速度ベクトルの解析結果

4.1 トレーサー量が比較的多い画像への適用

Fig. 3(a)に示すようなトレーサー量が比較的多い場合について、連続する2枚の画像 ($\Delta T=1/120s$) を取り出し、本手法を適用して速度ベクトル分布を求めた。中間層の数は10、学習回数は3000回である。結果をFig. 4(a)に示す。ポンプによる左から右への流れが適切に捉えられており、全体的に水路中央では速く、壁近傍では遅くなっている。画面下方の流速が大きくなっているのは、オーバル形状の回流型水路を使用したことによる遠

心力の影響による。

(a) Gradient Based PIV Using NNs

(b) FFT-Based Cross-Correlation Method

(c) Gray Level Difference Accumulation Method
Fig. 4 Velocity Vectors Obtained from Images Containing Sufficient Tracers Using Three Different Methods

市販のPIVソフトウェアのFFT相関法と輝度差累積法を適用して、同様に速度ベクトルを求めた結果をそれぞれFig. 4(b)と(c)に示す。定量的な比較を行うため、(a)～(c)の画面左側 ($x=2.5cm$) と中央 ($x=5.5cm$) および右側 ($x=8.5cm$) にて得られた速度ベクトルを抽出し、その水平成分を別途図にしたものをFig. 5に示す。著者らが提案する手法から得た速度データは、市販され

ている他の2方法のデータと比較的に良く合っている。

(a) $x=2.5\text{cm}$ (b) $x=5.5\text{cm}$ (c) $x=8.5\text{cm}$

Fig. 5 Comparison of Three Different Methods

4.2 トレーサー量が比較的に少ない画像への適用

Fig. 3(b)および(c)に示すようなトレーサー量が比較的に少ない場合についても、連続する2枚の画像 ($\Delta T=1/120\text{s}$) を取り出し、同様に本手法を適用した。結果を Fig. 6 に示す。また、これら図の中央部分 ($x=5.5\text{cm}$) において得られた速度ベクトルの水平成分を抽出し、別途図にしたものを Fig. 7 に示す。参考までにトレーサー量が比較的に多い画像 (81%) について得られた結果も併せて示している。

水路内の流れには乱れがあり、解析された速度ベクトルはいずれも瞬時値である。したがって、厳密には使用した3種類の連続画像は必ずしも同じ流れを表すわけではないが、これらのデータは比較的によく一致している。この結果から、トレーサーが比較的に少ない場合 (45%、18%) についても、本手法によって実用上問題のない速度場情報を得ることが可能であると言える。

5. まとめ

本研究では、実験用の開水路に浮遊性のトレーサーを混入して表面流を可視化撮影し、その流れ解析に著者が提案するPIV解析手法を適用して実画像における有効性を検証した。結果は次のように要約できる。

(1) トレーサー粒子量が比較的に多い画像について本手法を適用した結果は、市販の2つの解析法によるそれとよく一致した。

(2) トレーサー粒子量が比較的に少ない画像については、その量が18%の場合でも実用上問題ない結果を得ることが可能であることを確認した。

謝 辞

実験にご協力いただいた大阪電気通信大学工学部電子機械工学科の平尾周一君、山田貴之君に謝意を示す。

(a) 45%

(b) 18%

Fig. 6 Velocity Vectors Obtained from Images Containing Insufficient Tracers

Fig. 7 Horizontal Velocity of Three Different Images Obtained from Varied Tracer Population ($x=5.5\text{cm}$)

参 考 文 献

- 1) Kimura, I., Susaki, Y., Koyohara, R., Kaga A., Kuroe, Y.: Gradient Based PIV Using Neural Networks, J. Visualization, Vol.5 No.4(2002) pp.363-370.
- 2) I. KIMURA, Y. ONO, A. NAKATA, A. KAGA, AND Y. KUROE: Whole Field Measurement by Gradient-Based PIV, I. J. Trans. Phenomena, Vol.7 (2005) pp.273-283.