

基于经验模态分解的粒子图像测速流场重构研究

王晓宇<sup>1</sup>，贺静<sup>1</sup>，柯汉兵<sup>2</sup>，林梅<sup>1</sup>

(1. 西安交通大学能源与动力工程学院，710049，西安；2. 武汉第二船舶设计研究所，430205，武汉)

**摘要：**为了消除 PIV 流场数据中的错误数据并降低误差，利用经验模态分解将 PIV 流场数据分解为多个本征模态分量，对波形异常的本征模态分量进行滤波处理，并将处理后的本征模态分量与其他波形平滑正常的本征模态分量进行反向叠加，有效实现了流场数据的重构和错误数据的消除。当分解得到的本征模态分量较多且错误数据集中在某一个本征模态分量时，可以通过求解各个本征模态分量与原始流场数据的相关系数，将与原始流场数据相关的本征模态分量进行反向叠加重构并摒弃与原始流场数据不相关的本征模态分量，实现错误数据的直接消除。利用本方法分别对 2 个人为添加误差为 1.7% 和 3.3% 的标准模拟流场进行了处理，处理后的流场数据误差分别为 0.002% 和 0.18%。采用该方法对某实验的原始流场数据进行处理，结果表明错误数据得到了有效消除，流场特性更加清晰准确。本研究可为减小变化缓和的流场数据的误差提供一定的指导。

**关键词：**粒子图像测速；经验模态分解；本征模态分量；相关系数

**中图分类号：**O357.5   **文献标志码：**A

**DOI：**10.7652/xjtuxb202101020   **文章编号：**0253-987X(2021)01-0162-08



OSID 码

Reconstruction of Particle Image Velocimetry Flow Field Based on Empirical Mode Decomposition

WANG Xiaoyu<sup>1</sup>，HE Jing<sup>1</sup>，KE Hanbing<sup>2</sup>，LIN Mei<sup>1</sup>

(1. School of Energy and Power Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. Wuhan Second Ship Design and Research Institute, Wuhan 430205, China)

**Abstract:** To eliminate the wrong data and reduce error, the particle image velocimetry (PIV) flow field data are decomposed into several intrinsic mode functions by empirical mode decomposition. The flow field data can be reconstructed and wrong data can be eliminated effectively by smoothing the intrinsic mode functions with abnormal waveform and superposing the processed intrinsic mode functions and other intrinsic mode functions with normal waveform. Through calculating the correlation coefficient between each intrinsic mode function and original flow field data, the above process can be simplified as deleting the intrinsic mode functions uncorrelated to original flow field data and superposing other intrinsic mode functions to eliminate the wrong data directly when the decomposed intrinsic mode functions are numerous and the wrong data are concentrated in a certain intrinsic mode function. Two simulated standard flow fields with artificially added errors of 1.7% and 3.3% are processed by the above-mentioned method, and the errors of the two processed flow field data are 0.002% and 0.18%, respectively. The original experimental flow field data are processed by this method. The results

show that the wrong data can be effectively eliminated, and the flow field characteristics are more clear and accurate. These research results can be used to reduce error in the tempolabile flow field data.

**Keywords:** particle image velocimetry; empirical mode decomposition; intrinsic mode function; correlation coefficient

粒子图像测速(PIV)技术是一种诞生于 20 世纪 80 年代的无扰动流场测试技术,它克服了传统接触式流场测量中单点测量的局限性,可以对存在变化流速及各类涡结构的复杂流动实现全流场瞬时非接触测量<sup>[1-2]</sup>。在 PIV 流场图像后处理中常采用光学杨氏条纹法、自相关法或互相关法,逐点处理 PIV 图像,从而获得流场速度数据<sup>[3-4]</sup>。由于在实验中可能存在示踪粒子分布不均匀、PIV 图像变形或扭曲、PIV 图像背景噪声、成像系统变形等因素,获得的流速数据中会存在干扰正常流场分析的错误数据。当错误数据造成的误差超过 2% 时,便会影响正常的流场分析研判<sup>[5]</sup>。

针对 PIV 流场数据中错误数据的消除方法,国内诸多学者都进行了相关研究。王平让总结了错误数据产生的原因,并从 PIV 图像滤波处理的角度提出了消除错误数据的方法<sup>[6]</sup>。王灿星等建立了基于互相关技术的连续 PIV 图像之间的粒子对应方法,提出了识别错误数据的方法和消除准则<sup>[7]</sup>。高琪等基于速度场的本征正交分解后处理技术,通过迭代方法有效地实现了错误数据的识别与修复<sup>[8]</sup>。吴龙华等在对人脑判别 PIV 错误数据方式进行模拟的基础上,建立了可以进行准确错误数据识别的多证据推理 Hopfield 神经网络模型<sup>[9]</sup>。王晋军等引入不可压缩连续性方程对 PIV 测得的流场数据进行后处理,使得修正后的流场严格满足差分形式的连续性方程,实现了流场数据的准确修正<sup>[10]</sup>。阮晓东等采用 Delaunay 网格技术建立了基于流体连续性假设的自动检测 PIV 数据中错误数据的算法,实现了错误数据的识别与替换<sup>[11]</sup>。张工利用 Visual C++ 开发了通用的 PIV 图像后处理软件,实现了 PIV 图像的增强等功能,可以从 PIV 图像中消除部分错误数据<sup>[12]</sup>。王元等广泛研究了各类提高流场测量及数据后处理精度的粒子追踪算法,减少了错误数据的产生<sup>[13-16]</sup>。上述方法对 PIV 流场数据中错误数据的剔除和修正都有较好的效果,但也存在处理流程复杂、效率不高、引入非物理偏差等不足。

本研究提出了一种基于经验模态分解(EMD)的 PIV 流场数据后处理方法,将数据分解得到的波

形异常的本征模态分量(IMF)进行滤波处理并与其余波形平滑的正常本征模态分量进行反向叠加,重构流场数据,使错误数据得到有效剔除。当分解得到的本征模态分量较多且错误数据集中在某一个本征模态分量时,直接将原始流场数据相关的本征模态分量反向叠加重构流场数据,摒弃不相关的本征模态分量,实现错误数据的直接剔除。本方法已经在多个模拟或实验获取的变化较为缓和的平稳流场数据处理中得到了良好的使用,本文利用该方法对 2 个典型的人为添加错误矢量的模拟标准流场进行数据处理,同时对某实验的原始流场数据进行修正,以上述 3 个流场为例,说明并验证该方法的可行性。

## 1 基于经验模态分解的流场数据重构原理

### 1.1 经验模态分解概述

经验模态分解是 Huang 等于 1998 年提出的一种无需基函数的自适应性信号数据处理新方法,在各工程领域得到了广泛、高效的应用<sup>[17-18]</sup>。该方法利用数据自身的尺度特征进行数据分解,特别适用于非平稳、非线性数据的平稳化处理。经验模态分解处理信号的基本步骤如下。

(1)确定随机信号  $x(t)$  在整个时间尺度上的所有极大值点和极小值点,并用三次样条差值曲线分别连结所有极大值点和极小值点,形成上包络线  $a(t)$  和下包络线  $b(t)$ ,求取上、下包络线的平均值

$$m(t) = \frac{a(t) + b(t)}{2} \quad (1)$$

(2)求取原始随机信号  $x(t)$  与  $m(t)$  之间的差值

$$h(t) = x(t) - m(t) \quad (2)$$

(3)如果  $h(t)$  的极值点与过零点的个数最多相差一个且  $h(t)$  的上、下包络线的均值为 0,则  $h(t)$  为第一个本征模态分量  $c_1$ 。求取  $x(t)$  与  $c_1$  的差值

$$r(t) = x(t) - c_1 \quad (3)$$

将  $r(t)$  视为最新的随机信号,重新开始上述分解过程(1)~(3)求取剩余的本征模态分量,直至  $r(t)$  变为单调信号。如果  $h(t)$  不能满足上述条件,则将

$h(t)$  视为最新的随机信号, 重新开始上述分解过程 (1)~(3)。

关于经验模态分解更加具体的数学化描述及证明过程请参见文献[19-20]。经过经验模态分解后, 一组数据可以被分解为若干个表征不同数据尺度和数据特征的本征模态分量, 它们是组成原始信号的不同尺度的一系列分量, 是对原始信号特征的一系列表达。理论上连续的两个本征模态分量的标准差在 0.2~0.3 之间时, 则分解得到的本征模态分量既能满足线性条件, 稳定性良好, 又能够较好地反映原始随机信号的性质。经验模态分解具有正交性和完备性的特征, 因此将分解得到的本征模态分量反向叠加即可得到原始数据。在处理现代流动测试技术所获得的流场数据时, 数据量的大小并不会直接影响所分解出的本征模态分量数量, 而原始流场的复杂程度则对本征模态分量的数量影响较大。原始数据经过经验模态分解后一般可以得到 5~15 个本征模态分量, 其中本征模态分量在 5~10 个时可以认为较少, 超过 10 个时可以认为分解得到的本征模态分量较多。

1.2 相关系数概述

在数据处理中常用相关系数来表征两组数据之间的相关程度, 在本研究中通过求解不同的本征模态分量与原始流场数据的相关系数, 可以判断该分量与原始流场数据的相关程度。相关系数的划分并没有固定的标准, 而是根据所处理数据的具体特征来决定的。表 1 所示的是一种相关性的划分方式, 本研究根据这种相关系数大小的划分方式将本征模态分量与原始流场数据的关系归类为不相关、微相关、实相关、高度相关 4 类, 其中微相关、实相关、高度相关统称为相关。

| 表 1 相关性划分 |       |          |          |         |
|-----------|-------|----------|----------|---------|
| 相关性       | 不相关   | 微相关      | 实相关      | 高度相关    |
| 相关系数      | 0~0.1 | 0.1~0.25 | 0.25~0.5 | 0.5~1.0 |

1.3 流场数据处理流程

图 1 是本研究所提出的基于经验模态分解的 PIV 流场数据后处理方法流程图, 其中实线表示的流程是通用方法, 虚线表示的流程是在原始流场较为复杂、原始流场数据经过经验模态分解后得到的本征模态分量较多且错误数据集中在某一个本征模态分量时对通用方法的一种简化。

错误数据在数值大小和方向上与正确数据有明显的差异, 在原始流场数据没有经过经验模态分解时, 错误数据掺杂在正确数据中难以识别。当用经验模态分解将原始流场数据分解为若干个本征模态分量时, 错误数据就会造成本征模态分量曲线出现明显的局部不平滑。由于错误数据造成本征模态分量曲线局部的不平滑十分明显, 因此常用的滤波方法就可以将错误数据点在本征模态分量中滤除而不误删正确数据。根据经验模态分解的正交性和完备性, 波形异常的本征模态分量经滤波处理后与波形平滑正常的本征模态分量反向叠加就可以重构剔除了错误数据的流场数据。上述的原始流场数据处理思路可表示为图 1 中实线所示的流程。

原始流场数据经过经验模态分解后得到的本征模态分量越多, 每个本征模态分量携带的原始流场数据就越少, 所占原始流场数据的比例就越小。在有些实验中, 粒子图像测速技术所获得的流场数据相对比较复杂且错误数据比较明显, 这时分解得到的本征模态分量较多且错误数据会集中在某一个本征模态分量。掺杂了错误数据的本征模态分量波形异常且与原始流场数据的相关性较低(呈不相关), 因此在该流程中可以通过求解各本征模态分量与原始流场数据的相关性大小来判断错误数据所在的本征模态分量。为了提高处理速度和效率, 可以按照图 1 中虚线所示的处理流程, 省略相关性低(呈不相关)的本征模态分量的滤波过程, 直接将该分量删除并将其余相关性较高的本征模态分量反向叠加直接重构流场数据。随着错误数据的删除, 也会损失该

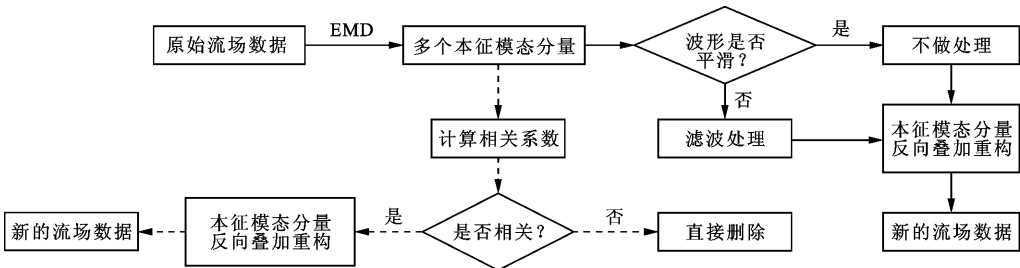


图 1 基于 EMD 的 PIV 流场数据后处理流程图

本征模态分量中的正确数据,但在分解得到的本征模态分量较多的情况下,损失的小部分正确数据不会对整体流场数据造成明显的影响,流场的特性仍然可以清楚地表达。

2 算例验证与应用分析

2.1 模拟流场中的验证与分析

图 2 是用计算机模拟的流速为 1 m/s 的单向均匀流场,在 4 000 个原始流场数据中加入了明显的错误数据,人为添加的误差约为 1.7%,因此速度矢量场中出现了数值大小和方向明显错误的速度矢量。图 3 是原始流场数据按图 1 中实线流程处理后

得到的速度矢量场。图 4 和图 5 是对该原始流场  $x$ 、 $y$  方向全部的 4 000 个流场数据进行经验模态分解后得到的本征模态分量,分别为 6 个和 8 个,不符合使用简化流程的要求,因此采用的是通用方法。由图可知  $x$ 、 $y$  方向的错误数据都集中在了第 1 个本征模态分量中,因此该本征模态分量的曲线中出现了不平滑的跳变点,也正是错误数据存在的位置。对  $x$ 、 $y$  方向上错误数据集中的第 1 个本征模态分量进行滤波处理,即可把错误数据存在的跳变点滤除而不误删正确数据。将  $x$ 、 $y$  方向上滤波处理后的第 1 个本征模态分量与其他本征模态分量反向叠加,即可重构流场数据。图 2 与图 3 对比表明,实线

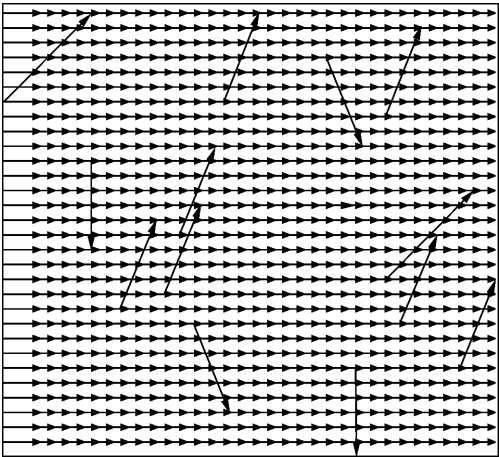


图 2 原始单向流场数据得到的速度矢量场

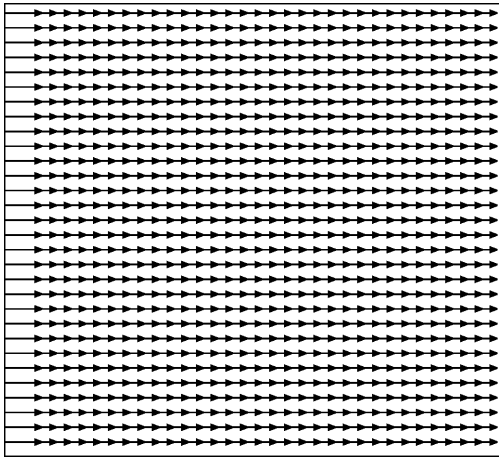


图 3 处理后的单向流场数据得到的速度矢量场

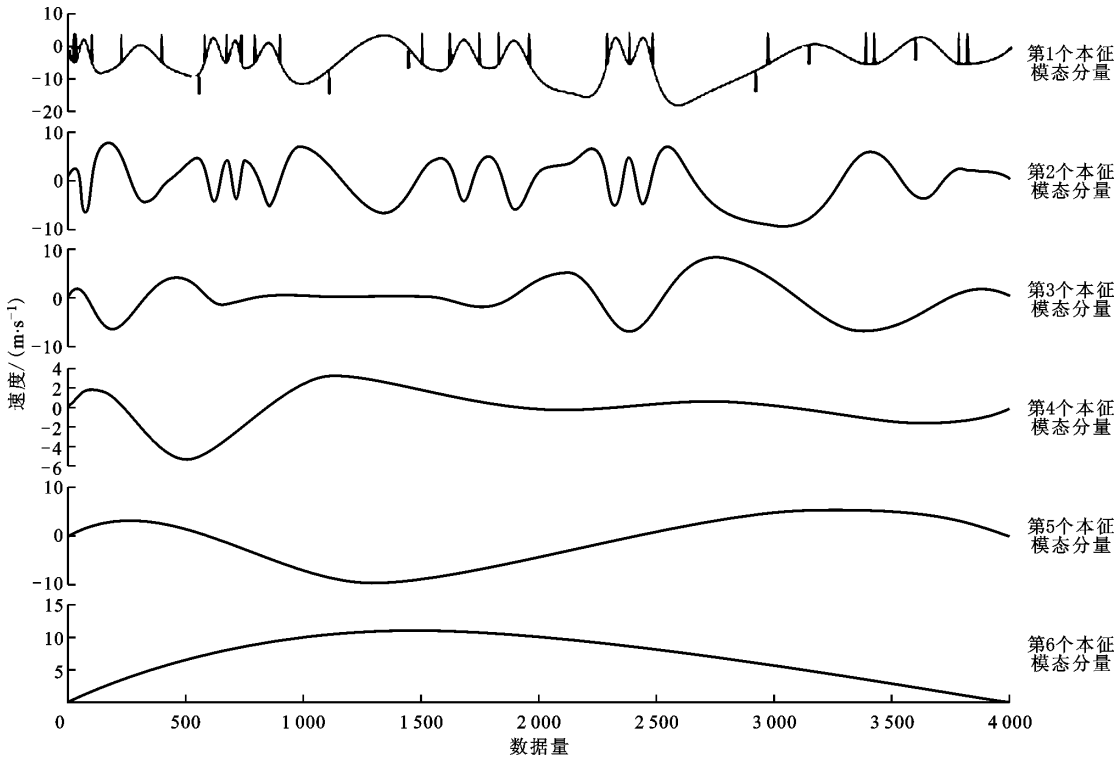


图 4 原始单向流场  $x$  方向数据的本征模态分量

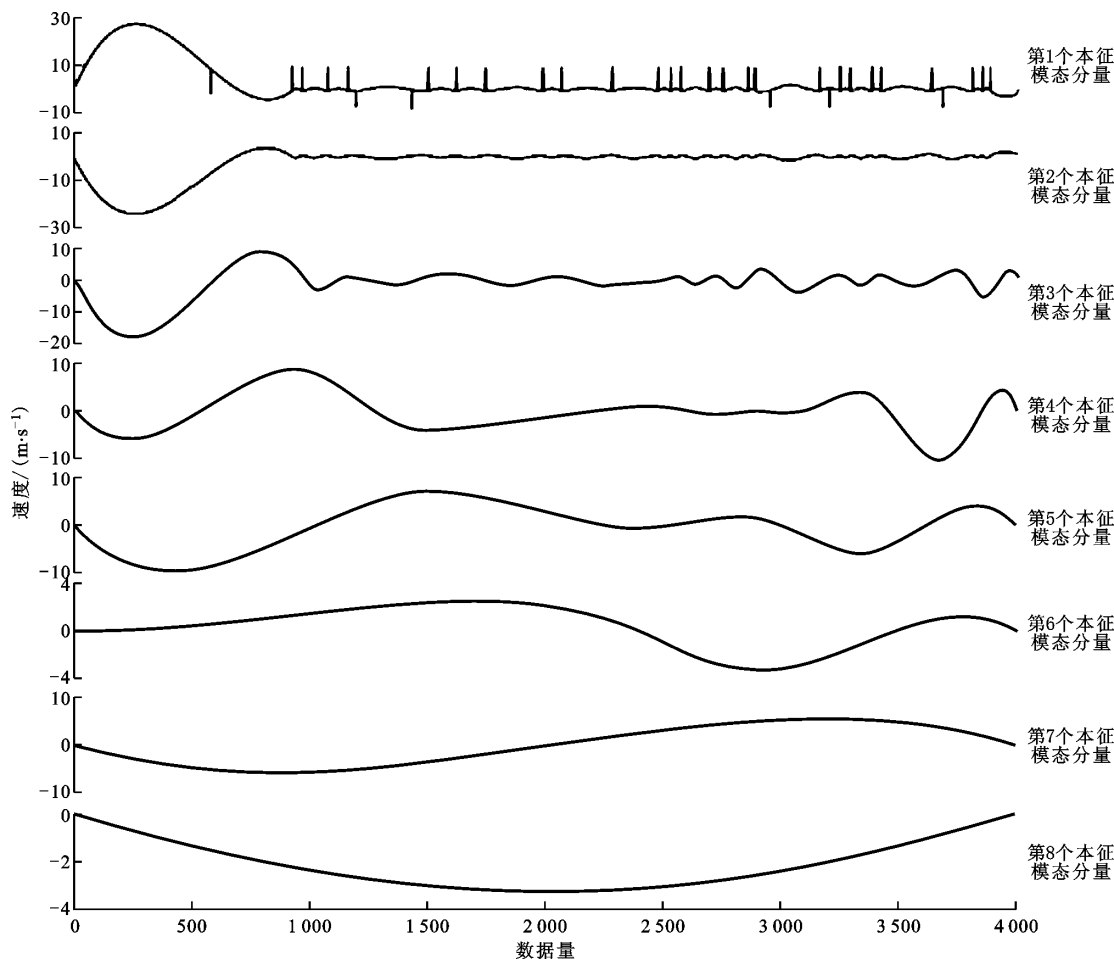


图 5 原始单向流场  $y$  方向数据的本征模态分量

表示的处理流程能有效实现该单向均匀流场错误数据的剔除和速度矢量场的修正,修正并重构后的流场数据与正确流场数据的误差约为 0.002%。

为了验证所提出的方法在处理相对复杂的流场数据时的有效性,本研究模拟了速度大小不定的单向旋转流场,并在原始流场数据中加入了一些明显的错误数据,人为添加的误差约为 3.3%。图 6 和图 7 是对该原始流场  $x$ 、 $y$  方向的流场数据进行经验模态分解后得到的本征模态分量与原始流场数据

的相关系数,本征模态分量的数量和特点符合上文提出的虚线表示的简化处理流程的要求,因此处理该流场数据时采用的是简化流程。图 8 和图 9 分别是由原始流场数据和按图 1 中虚线表示的简化流程处理后的流场数据得到的速度矢量场。对比表明,图 1 中虚线表示的简化处理流程能够有效地实现该速度大小不定的单向旋转流场中错误数据的剔除和速度矢量场的修正,修正并重构后的流场数据与正确流场数据的误差约为 0.18%。

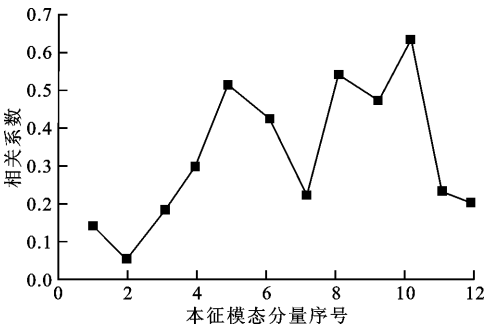


图 6 旋转流场  $x$  方向流场数据的各本征模态分量与原始流场数据的相关系数

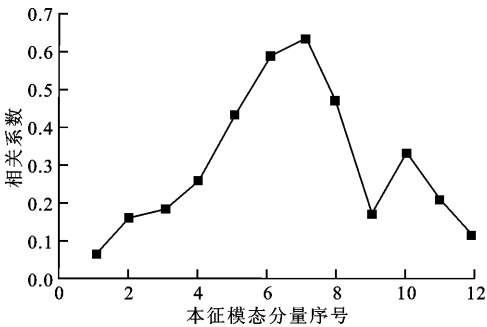


图 7 旋转流场  $y$  方向流场数据的各本征模态分量与原始流场数据的相关系数

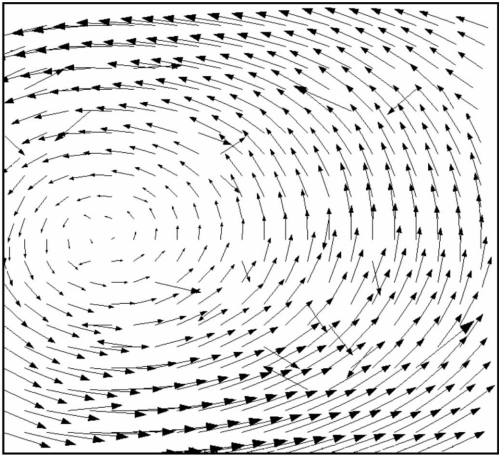


图 8 原始旋转流场数据得到的速度矢量场

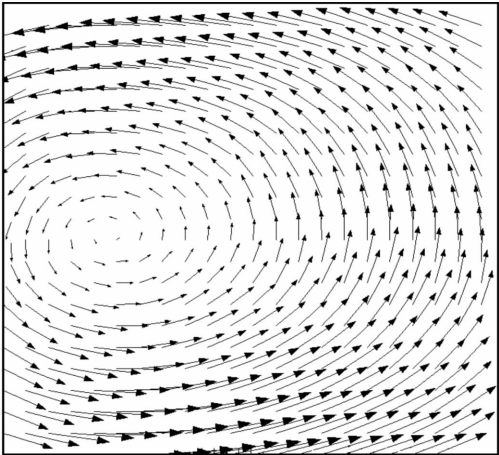


图 9 处理后的旋转流场数据得到的速度矢量场

2.2 实验流场中的应用与分析

为了验证本文所提出的基于经验模态分解的 PIV 流场数据后处理方法在实验流场数据处理中的准确性与实用性,本研究对低速风洞中某一 T 型通道的 PIV 流场原始数据进行了处理与分析。关于该 T 型通道 PIV 流动测试实验的具体细节请参见文献[21-22]。

正如上文所述,实验流场的复杂性一般相对较高,流场数据经过经验模态分解之后得到的本征模态分量较多。该实验流场  $x$ 、 $y$  方向的原始流场数据经过经验模态分解之后分别得到了 10 个本征模态分量和 12 个本征模态分量,可以用图 1 中的简化流程进行数据处理。图 10 和图 11 分别表示了  $x$  方向流场数据、 $y$  方向流场数据的本征模态分量与原始流场数据之间的相关程度。由图可知, $x$  方向流场数据的第 1 个本征模态分量和  $y$  方向流场数据的第 6 个本征模态分量与原始流场数据的整体相关性很小(呈不相关),是错误数据集的具体表现。该

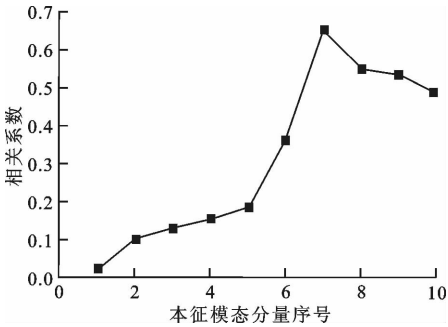


图 10 实验流场  $x$  方向流场数据的各本征模态分量与原始流场数据的相关系数

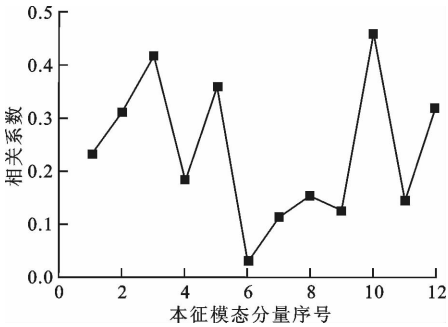


图 11 实验流场  $y$  方向流场数据的各本征模态分量与原始流场数据的相关系数

流场数据可以按照图 1 中虚线表示的流程进行处理,直接删除这两个本征模态分量,将  $x$ 、 $y$  方向上剩余的 9 个、11 个本征模态分量反向叠加重构流场数据。图 12、图 13 分别表示了该流场数据处理前后的速度矢量场,可知原始流场数据中位于速度矢量场上部的错误数据(图 12 中区域 1)得到了准确的剔除,一些明显的错误矢量得到了有效的消除,速度矢量场更加平滑,品质得到了显著改善,速度矢量场上部的流动特征(图 13 中区域 1')也更加趋近于文献[22]报道的各工况下的真实流动情况,但在个别不存在错误矢量的区域出现了流场特征的轻微变

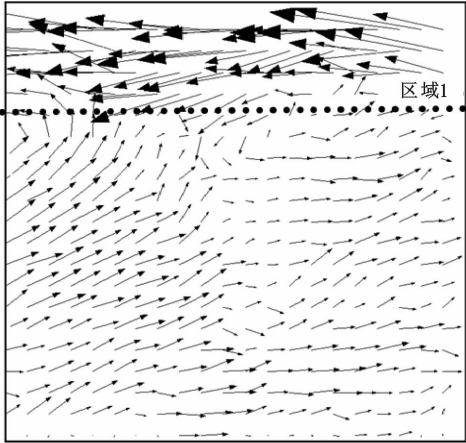


图 12 原始实验流场数据得到的速度矢量场

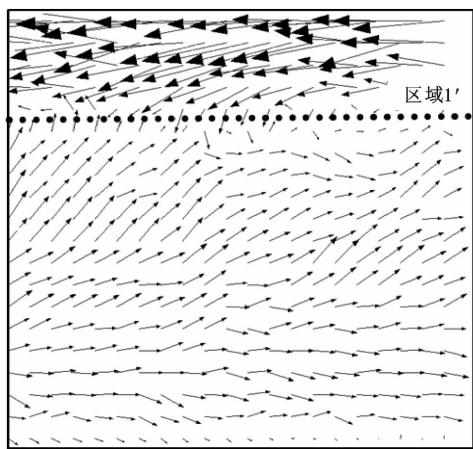


图13 处理后的实验流场数据得到的速度矢量场

化。这是随着简化流程中呈不相关的本征模态分量的直接删除,造成少部分正确数据损失所导致的。如果对局部流场特性的准确性要求较高,可以不采用简化流程,而采用相对较为烦琐的通用方法来进行处理。

### 3 结论

本研究提出了一种基于经验模态分解的 PIV 流场数据后处理方法,对存在错误数据的本征模态分量进行滤波处理或直接删除,将其余本征模态分量反向叠加,实现了错误数据的剔除与流场数据的重构。利用该方法处理了计算机模拟流场和某实验流场的原始数据,结果表明错误数据得到了有效剔除,重构的流场数据可更加真实地反映流场特征。

目前任何一种 PIV 流场数据后处理方法都不能完全将错误数据剔除而不影响正确数据,本研究所提出的方法也是如此,但本方法具备以下两个优点:首先,该方法最大限度地从原始流场数据中剔除了错误数据,并非通过各类算法在计算时“避开”错误数据,具备处理的彻底性;其次,该方法简单易行,没有复杂的错误数据识别流程与标准,可以快捷简便地提高流场分析的准确性。在 PIV 技术中,错误数据超过 2% 就已经会影响流场分析,证明实验中存在的误差太大,此时解决误差大的最好办法是重新进行实验,而不是消除已有的错误数据。就这一点而言,本方法对误差在 2% 以内的流场数据是有效的,但本方法也有自身的缺点,当所处理的流场变化非常剧烈、杂乱(例如射流撞击壁面)时,本方法容易把部分真实反映流场的数据视为错误数据,因此本方法只适用于处理变化较为缓和的平稳流场。

受该方法的启发,也可以将原始的 PIV 图像视

为一个二维数组,利用经验模态分解的方法通过上述流程来对其进行处理。这时处理的对象是 PIV 原始粒子图像,各个本征模态分量也是以图像或数组的形式来呈现的,最终通过本征模态分量的反向叠加得到处理后的 PIV 图像,并从中提取流场数据。此外,本方法在三维流场数据中的应用及可行性还有待验证,在接下来的研究工作中,上述两部分内容将是研究的重点。

### 参考文献:

- [1] 许联锋,陈刚,李建中,等. 粒子图像测速技术研究进展 [J]. 力学进展, 2003, 33(4): 533-540.  
XU Lianfeng, CHEN Gang, LI Jianzhong, et al. Research progress of particle image velocimetry [J]. Advances in Mechanics, 2003, 33(4): 533-540.
- [2] WESTERWEEL J. Fundamentals of digital particle image velocimetry [J]. Measurement Science and Technology, 1997, 8(12): 1379-1392.
- [3] 孙鹤泉,康海贵. DPIV 流场测试技术中的数据处理 [J]. 大连理工大学学报, 2000, 40(3): 364-367.  
SUN Hequan, KANG Haigui. Data processing in DPIV flow field testing technology [J]. Journal of Dalian University of Technology, 2000, 40(3): 364-367.
- [4] 孙鹤泉,康海贵,李广伟. PIV 的原理与应用 [J]. 水道港口, 2002, 23(1): 42-45.  
SUN Hequan, KANG Haigui, LI Guangwei. Principle and application of PIV [J]. Journal of Waterway and Harbor, 2002, 23(1): 42-45.
- [5] 阮驰,孙传东,白永林,等. PIV 系统水洞流场测量准确度与误差分析 [J]. 光子学报, 2008, 37(10): 2005-2008.  
RUAN Chi, SUN Chuandong, BAI Yonglin, et al. Precision and errors analysis of PIV used for the water tunnel flow field displaying and measuring system [J]. Acta Photonica Sinica, 2008, 37(10): 2005-2008.
- [6] 王平让. PIV 图像后处理新方法研究 [D]. 大连: 大连理工大学, 2004: 26-40.
- [7] 王灿星,林建忠,山本富士夫. 二维 PIV 图像处理算法 [J]. 水动力学研究与进展: A 辑, 2001, 16(4): 399-404.  
WANG Canxing, LIN Jianzhong, YAMAMOTO Fujio. Algorithm of two-dimensional PIV image processing [J]. Chinese Journal of Hydrodynamics: A, 2001, 16(4): 399-404.
- [8] 高琪,王洪平. PIV 速度场坏矢量的本征正交分解处理技术 [J]. 实验力学, 2013, 28(2): 199-206.

- GAO Qi, WANG Hongping. On the proper orthogonal decomposition technique for PIV post-processing [J]. *Journal of Experimental Mechanics*, 2013, 28(2): 199-206.
- [9] 吴龙华, 唐洪武. 多证据推理 Hopfield 神经网络在 PIV 数据后处理中的应用 [J]. *河海大学学报(自然科学版)*, 2006, 34(4): 406-408.
- WU Longhua, TANG Hongwu. Application of multi-evidence reasoning Hopfield neural network to post-processing of data of particle image velocimetry [J]. *Journal of Hohai University (Natural Sciences)*, 2006, 34(4): 406-408.
- [10] 高琪, 王成跃, 王洪平, 等. 基于连续性条件的体 PIV 后处理技术 [J]. *北京航空航天大学学报*, 2013, 39(5): 693-696.
- GAO Qi, WANG Chengyue, WANG Hongping, et al. Post-processing of volumetric PIV data based on continuity condition [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2013, 39(5): 693-696.
- [11] 阮晓东, 吴锋, 杨华勇, 等. 一种自动检测 PIV 数据中误矢量的算法 [J]. *机械工程学报*, 2004, 40(7): 89-92.
- RUAN Xiaodong, WU Feng, YANG Huayong, et al. An algorithm for automatic detection of error vectors in PIV data [J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2004, 40(7): 89-92.
- [12] 张工. 基于 VC++ 的 DPIV 图像后处理软件系统 [D]. 大连: 大连理工大学, 2006: 28-33.
- [13] 吴长松, 白旭峰, 张洋, 等. 利用沃罗诺伊划分的粒子追踪测速算法及其在大速度梯度流场中的应用 [J]. *西安交通大学学报*, 2019, 53(1): 150-156.
- WU Changsong, BAI Xufeng, ZHANG Yang, et al. Particle tracking velocimetry algorithms based on Voronoi diagram and their applications in the flows with large velocity gradient [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2019, 53(1): 150-156.
- [14] CUI Y T, ZHANG Y, JIA P, et al. Three-dimensional particle tracking velocimetry algorithm based on tetrahedron vote [J]. *Experiments in Fluids*, 2018, 59(2): 31.
- [15] ZHANG Y, WANG Y, YANG B, et al. A particle tracking velocimetry algorithm based on the Voronoi diagram [J]. *Measurement Science and Technology*, 2015, 26(7): 075302.
- [16] JIA P, WANG Y, ZHANG Y. Improvement on the independence of relaxation method based particle tracking velocimetry [J]. *Measurement Science and Technology*, 2013, 24(5): 055301.
- [17] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. *Proceedings of the Royal Society of London: Series A*, 1998, 454(1971): 903-995.
- [18] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R. A new view of nonlinear water waves: the Hilbert spectrum [J]. *Annual Review of Fluid Mechanics*, 1999, 31(1): 417-457.
- [19] ALEJANDRO B, HIGINIO R, CASTEJÓN C, et al. EMD-based methodology for the identification of a high-speed train running in a gear operating state [J]. *Sensors*, 2018, 18(3): 793-809.
- [20] KUMAR M K P, KUMARASWAMY R. Single channel speech separation based on empirical mode decomposition and Hilbert transform [J]. *IET Signal Processing*, 2017, 11(5): 579-586.
- [21] 乔晓宇, 尹燕涛, 李世聪, 等. T 型通道内阵列缝隙弱抽吸流动实验研究 [J]. *工程热物理学报*, 2018, 39(3): 622-626.
- QIAO Xiaoyu, YIN Yantao, LI Shicong, et al. Experimental study on weak suction in turbulent T-junction flows with array blades [J]. *Journal of Engineering Thermophysics*, 2018, 39(3): 622-626.
- [22] LI Shicong, WANG Xiaoyu, HE Jing, et al. Experimental study of flow structure characteristics for a T-junction duct with horizontal vanes [J]. *Journal of Fluids Engineering*, 2019, 141(11): 111111.

(编辑 荆树蓉)