



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院空天信息创新研究院
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象 图形学报

2021
02
VOL.26

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



深度神经网络结构搜索 P245



第26卷第2期（总第298期）

2021年2月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊
中文核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院

主办单位 中国科学院空天信息创新研究院

中国图象图形学学会

北京应用物理与计算数学研究所

主 编 吴一戎

编辑出版《中国图象图形学报》编辑出版委员会

通信地址 北京市海淀区北四环西路19号

邮 编 100190

电子信箱 jig@radi.ac.cn

电 话 010-58887035

网 址 www.cjig.cn

广告发布登记号 京朝工商广登字20170218号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司

（邮政信箱：北京399信箱 邮编：100048）

印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian

Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Aerospace Information Research Institute, CAS

China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief Wu Yirong

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of Image and Graphics

Address No. 19, North 4th Ring Road West, Haidian District, Beijing, P. R. China

Zip code 100190

E-mail jig@radi.ac.cn

Telephone 010-58887035

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

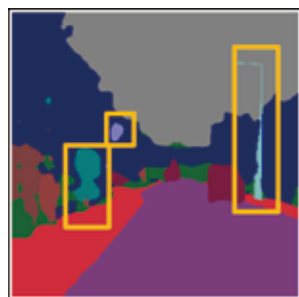
国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

国内定价 60.00元



单幅图像刚体目标姿态估计方法综述(第0334页)



DeepLabv3plus-IRCNet: 小目标特征提取的图像语义分割(第0391页)



融合视觉风格和标签约束的少数民族服装图像解析(第0402页)

前沿进展

NeurIPS 2020观察与分析

林宙辰, 王奕森 0229

学者观点

深度神经网络结构搜索综述

唐浪, 李慧霞, 颜晨倩, 郑侠武, 纪荣嵘 0245

无参考图像质量评价研究进展

方玉明, 睦相杰, 鄢杰斌, 刘学林, 黄丽萍 0265

轨道病害视觉检测: 背景、方法与趋势

王建柱, 李清勇, 张靖, 甘津瑞 0287

RMFS-CNN: 遥感图像分类深度学习新框架

赵雪梅, 吴军, 陈睿星 0297

综述

深度学习在医学影像智能处理中的应用与挑战

左艳, 黄钢, 聂生东 0305

视频车辆黑烟检测算法研究进展

张天琪, 杨伟东, 张姣姣, 彭凯 0316

单幅图像刚体目标姿态估计方法综述

杨步一, 杜小平, 方宇强, 李佩阳, 王阳 0334

流体运动估计光流算法研究综述

邵绪强, 杨艳, 刘艺林 0355

图像处理和编码

帧内块复制中的位移矢量参数编码算法

赵利平, 林涛, 杨玉芬, 胡珂立, 彭华 0368

图像分析和识别

遮挡判定下多层次重定位跟踪算法

姜文涛, 金岩, 刘万军 0378

DeepLabv3plus-IRCNet: 小目标特征提取的图像语义分割

刘文, 王海荣, 周北京 0391

融合视觉风格和标签约束的少数民族服装图像解析

张茜, 刘骊, 甘霖, 付晓东, 刘利军, 黄青松 0402

孪生导向锚框RPN网络实时目标跟踪

尚欣茹, 温尧乐, 奚雪峰, 胡伏原 0415

融合密度和精细分数的行人检测

甄烨, 王子磊, 吴枫 0425

图像理解和计算机视觉

融合边缘保持与改进代价聚合的立体匹配算法

程德强, 李海翔, 寇旗旗, 于泽宽, 庄焕东, 吕晨 0438

医学图像处理

Seg-CapNet: 心脏MRI图像分割神经网络模型

刘畅, 林楠, 曹仰杰, 杨聪 0452

遥感图像处理

自适应感受野机制遥感图像分割模型

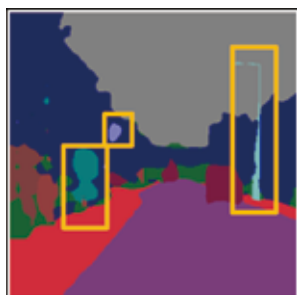
刘航, 汪西莉 0464

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Review of rigid object pose estimation from a single image (P0334)



DeepLabv3plus-IRCNet: an image semantic segmentation method for small target feature extraction (P0391)



Clothing parsing of Chinese minorities via the fusion of visual style and label constraints (P0402)

Frontier

Report of NeurIPS 2020

Lin Zhouchen, Wang Yisen 0229

Scholar View

Survey on neural architecture search

Tang Lang, Li Huixia, Yan Chenqian, Zheng Xiawu, Ji Rongrong 0245

Progress in no-reference image quality assessment

Fang Yuming, Sui Xiangjie, Yan Jiebin, Liu Xuelin, Huang Liping 0265

Visual inspection of rail defects: background, methodologies, and trends

Wang Jianzhu, Li Qingyong, Zhang Jing, Gan Jinrui 0287

RMFS-CNN: new deep learning framework for remote sensing image classification

Zhao Xuemei, Wu Jun, Chen Ruixing 0297

Review

Application and challenges of deep learning in the intelligent processing of medical images

Zuo Yan, Huang Gang, Nie Shengdong 0305

Video black smoke detection methods for vehicles: a survey

Zhang Tianqi, Yang Weidong, Zhang Jiaojiao, Peng Kai 0316

Review of rigid object pose estimation from a single image

Yang Buyi, Du Xiaoping, Fang Yuqiang, Li Peiyang, Wang Yang 0334

Review of optical flow algorithms in fluid motion estimation

Shao Xuqiang, Yang Yan, Liu Yilin 0355

Image Processing and Coding

Displacement vector coding algorithm for intra block copy

Zhao Liping, Lin Tao, Yang Yufen, Hu Keli, Peng Hua 0368

Image Analysis and Recognition

Multilevel relocation tracking algorithm under occlusion decision

Jiang Wentao, Jin Yan, Liu Wanjun 0378

DeepLabv3plus-IRCNet: an image semantic segmentation method for small target feature extraction

Liu Wen, Wang Hairong, Zhou Beijing 0391

Clothing parsing of Chinese minorities via the fusion of visual style and label constraints

Zhang Qian, Liu Li, Gan Lin, Fu Xiaodong, Liu Lijun, Huang Qingsong 0402

Target tracking system based on the Siamese guided anchor region proposal network

Shang Xinru, Wen Yaole, Xi Xuefeng, Hu Fuyuan 0415

Pedestrian detection method based on density and score refinement

Zhen Ye, Wang Zilei, Wu Feng 0425

Image Understanding and Computer Vision

Stereo matching algorithm based on edge preservation and improved cost aggregation

Cheng Deqiang, Li Haixiang, Kou Qiqi, Yu Zekuan, Zhuang Huandong, Lyu Chen 0438

Medical Image Processing

Seg-CapNet: neural network model for the cardiac MRI segmentation

Liu Chang, Lin Nan, Cao Yangjie, Yang Cong 0452

Remote Sensing Image Processing

Remote sensing image segmentation model based on an adaptive receptive field mechanism

Liu Hang, Wang Xili 0464

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2021)02-0355-13

论文引用格式: Shao X Q, Yang Y and Liu Y L. 2021. Review of optical flow algorithms in fluid motion estimation. Journal of Image and Graphics, 26(02): 0355-0367 (邵绪强, 杨艳, 刘艺林. 2021. 流体运动估计光流算法研究综述. 中国图象图形学报, 26(02): 0355-0367) [DOI: 10.11834/jig.200050]

流体运动估计光流算法研究综述

邵绪强, 杨艳, 刘艺林

华北电力大学控制与计算机工程学院, 保定 071003

摘要: 对流体图像序列进行运动分析一直是流体力学、医学和计算机视觉等领域的重要研究课题。从图像中提取的密集精确的速度矢量场能够为许多领域提供有价值的信息, 基于光流法的流体运动估计技术因其独特的优势成为一个有前途的方向。光流法可以获得具有较高分辨率的密集速度矢量场, 在小尺度精细结构的测量上有所改进, 弥补了基于相关分析法的粒子图像测速技术的不足。此外, 光流方法还可以方便的引入各种物理约束, 获得较为符合流体运动特性的运动估计结果。为了全面反映基于光流法的流体运动估计算法的研究进展, 本文在广泛调研相关文献的基础上, 对国内外具有代表性的论文进行了系统阐述。首先介绍了光流法的基本原理, 然后将现有算法按照要解决的突出问题进行分类: 结合流体力学知识的能量最小化函数, 提高对光照变化的鲁棒性, 大位移估计和消除异常值。对每类方法, 从问题解决过程的角度予以介绍, 分析了各类突出问题中现有算法的特点和局限性。最后, 总结分析了流体运动估计技术当前面临的问题和挑战, 并对未来基于光流法的运动估计算法的研究方向和研究重点进行了展望。

关键词: 流体运动估计; 光流法; 流体力学; 光照变化; 大位移估计; 异常值检测

Review of optical flow algorithms in fluid motion estimation

Shao Xuqiang, Yang Yan, Liu Yilin

School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China

Abstract: The motion analysis of fluid image sequences has been an important research topic in the fields of fluid mechanics, medicine, and computer vision. The dense and accurate velocity vector field extracted from image pairs can provide valuable information for these fields. For example, in the field of fluid mechanics, the velocity vector field can be used to calculate the divergence and curl fields of fluid; in the field of meteorology, the analysis of the velocity vector field can be used to provide weather forecast; in the field of medicine, the velocity vector field is applied to match medical images. In recent years, fluid motion estimation technology based on an optical flow method has become a promising direction in this subject due to its unique advantages. Compared with particle image velocimetry based on a correlation method, an optical flow method can obtain a denser velocity field and can estimate the motion of a scalar image and not just a particle image. In addition, an optical flow method can easily introduce various physical constraints in accordance with the motion characteristics of the fluid and obtain more accurate motion estimation results. In accordance with the basic principles of an optical flow method, this paper reviews a fluid motion estimation algorithm based on an optical flow method. Referring to a large number of domestic and foreign studies, existing algorithms are classified in accordance with outstanding problems to be

收稿日期: 2020-02-18; 修回日期: 2020-05-15; 预印本日期: 2020-05-22

基金项目: 国家自然科学基金项目(61502168); 北京市自然科学基金项目(4182018)

Supported by: National Natural Science Foundation of China (61502168); Beijing Municipal Natural Science Foundation (4182018)

solved: combining the energy minimization function with the knowledge of fluid mechanics, improving robustness to illumination changes, estimating large displacements, and eliminating outliers. Combining the minimization function with the knowledge of fluid mechanics introduces various physical constraints for improving the energy minimization function, providing physically meaningful data items and regularization terms, and improving the accuracy of fluid motion estimation results. Algorithms for improving robustness to illumination changes can be classified into four types: using a high-order constancy assumption to expand data items that depend on the constant brightness assumption, extracting illumination-invariant features in the image for data items, using structure-texture decomposition methods, and establishing a mathematical model for light changes. Various methods are applicable to different light change conditions. For the large displacement estimation problem, the pyramid-based multi-resolution optical flow method is first used; however, this method cannot estimate the large displacement of fine structures. To solve this problem, a hybrid motion estimation method that combines the cross-correlation method with a wavelet-based optical flow method is proposed in recent research. This hybrid method uses the cross-correlation method to calculate the large displacement of a fine structure and then uses an optical flow method to refine and redetermine the flow field, combining the advantages of the two methods. The optical flow estimation method based on wavelet transform provides a good mathematical framework for the multi-resolution estimation algorithm and avoids the linear problem that exists in the “coarse-to-fine” multi-resolution framework when estimating large displacements. Methods for eliminating outliers can be divided into three basic categories: methods that use a robust penalty function, median filtering, and forward-backward optical flow consistency check. In this paper, each kind of method is introduced from the perspective of the problem solving process, and the characteristics and limitations of existing algorithms are analyzed in various outstanding problems. Finally, the major research problems are summarized and discussed, and several possible research directions for the future are proposed. First, an optical flow method introduces various physical constraints into the objective function to conform to fluid motion characteristics. Hence, although accurate estimation results can be obtained, the resulting optical flow equation is too complex to solve, and no good numerical solution is obtained. Second, several methods based on an optical flow method exhibit different advantages under varying light change conditions; they also have corresponding shortcomings. Therefore, further research on how to combine the advantages of various methods to cope with different light changing conditions is particularly important. Third, although the hybrid method that combines the cross-correlation and optical flow methods can utilize the advantages of the two methods to obtain high-resolution motion results for the large displacement problem, this method can only be successfully applied to the motion estimation of particle images at present. Thus, exploring this method for other types of fluid motion images is worthwhile. Finally, an optical flow method requires complex variational optimization and its computational efficiency is low. Although some graphics processing unit (GPU) parallel algorithms proposed in recent years have effectively improved computational efficiency, they still cannot achieve real-time estimation. Therefore, improving the computational efficiency of fluid motion estimation algorithms and realizing real-time estimation are among the directions that are worth studying in the future.

Key words: fluid motion estimation; optical flow method; fluid mechanics; illumination change; large displacement estimation; outlier detection

0 引言

流体运动估计技术在日常生活的众多领域发挥着重要作用,对从流体图像序列中提取的速度场进行分析,有助于更深入地了解复杂的流体运动并提取有用的信息。

粒子图像测速 (particle image velocimetry, PIV) (Adrian, 1991) 是一种广泛使用的流体运动估计技术。其基于两个连续粒子图像之间局部空间相关

性,通过搜索图像对的两个查询窗口之间互相关的最大值,获得查询窗口之间的位移矢量。这种依赖于互相关函数的 PIV 技术虽然能够简单有效地从图像序列间获取速度矢量场,但仍存在许多不足。首先,其假设查询窗口内的位移矢量保持一致,这使得获取的速度场空间分辨率低,无法测量流场中的小尺度精细结构。其次,PIV 技术主要用于粒子图像,无法可靠获取标量图像的速度矢量场。最后,PIV 技术缺乏物理解释,对图像序列进行运动估计时,平等地对待各种性质的运动物体。

研究发现光流法非常适合流体运动估计(Liu等,2015)。与基于互相关的PIV技术相比,光流法可以获取更加密集的速度场,而且可以对标量图像进行运动估计而不仅限于粒子图像。此外,与PIV技术相比,光流法更能适应各种物理约束。基于光流法的流体运动技术是对PIV技术的良好补充。

虽然现有的基于光流法的流体运动估计技术已经广泛用于各种流体测速场景,但仍存在计算耗时、鲁棒性不足等问题。本文从光流法的基本原理入手,根据光流法需要解决的几个关键问题对现有的算法进行分类,并对每一类方法从问题解决的角度予以介绍。

1 光流法的基本原理

光流本质上是3维场景的物体运动投影到2维图像平面表现的像素点亮度变化。光流计算即从图像数据中估计物体的运动。Horn和Schunck(1981)开创性地提出了经典的变分光流估计模型,该模型的目标函数是包含一个数据项和一个平滑项的能量函数的最小化。数据项主要基于亮度守恒假设,即同一个像素点的亮度(灰度值)在相邻两帧图像内保持不变,即

$$I(x+dx, y+dy, t+dt) = I(x, y, t) \quad (1)$$

式中, $I(x, y, t)$ 表示 t 时刻坐标为 (x, y) 的像素点的亮度(灰度值)。对式(1)左边进行泰勒展开并整理可得

$$\frac{\partial I}{\partial x}dx + \frac{\partial I}{\partial y}dy + \frac{\partial I}{\partial t}dt = 0 \quad (2)$$

假设坐标为 (x, y) 处的像素点的速度为 $\mathbf{w}(x, y) = (u, v)^T$ 。将速度的定义公式 $u \approx \frac{dx}{dt}$ 和 $v \approx \frac{dy}{dt}$, 代入式(2), 可得

$$\frac{\partial I}{\partial x}u + \frac{\partial I}{\partial y}v + \frac{\partial I}{\partial t} = 0 \quad (3)$$

单独使用式(3)估算速度的两个未知分量,即 u 和 v , 不能获得唯一解,这称为光流计算的孔径问题(aperture problem),如图1(Heitz等,2010)所示。为解决该问题,通常采用附加的平滑项 $E_{\text{regu}}(u, v)$, 执行流场的空间平滑度一致性,具体为

$$E_{\text{regu}}(u, v) = \iint_{\Omega} (|\nabla u|^2 + |\nabla v|^2) dx dy \quad (4)$$

式中, ∇ 表示梯度算子。结合式(3)和式(4)可以获

得经典变分光流法的能量最小化函数 $E(u, v)$, 具体为

$$E(u, v) = \iint_{\Omega} \left[\left(\frac{\partial I}{\partial x}u + \frac{\partial I}{\partial y}v + \frac{\partial I}{\partial t} \right)^2 + \lambda (|\nabla u|^2 + |\nabla v|^2) \right] dx dy \quad (5)$$

式中, λ 是参数,用于调节平滑项所占的比重。

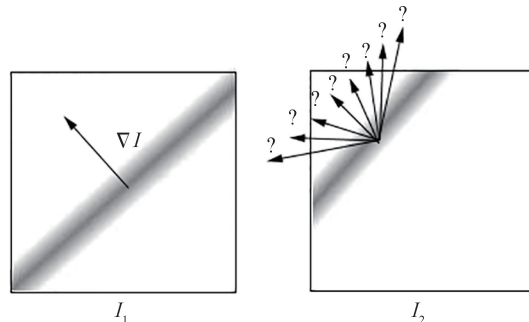


图1 “孔径”问题示意图(Heitz等,2010)

Fig. 1 Schematic illustration of the aperture problem(Heitz et al., 2010)

光流法最初是在计算机视觉领域提出的,主要用于从图像序列中估计明显的刚性运动,由于其能够从图像对中获得密集的速度矢量场,成为实验流体力学、医学和气象学等领域的研究热点,广泛用于各种流体运动场景。

2 基于光流法的流体运动估计技术

自经典光流模型提出以来,不断进行研究和改进,以提升算法的精度、鲁棒性和时空分辨率等性能,更好地对流体图像序列进行运动估计。本文按照光流法需要解决的几个关键问题,将现有算法分为结合流体力学知识的能量最小化函数、提高对光照变化的鲁棒性、大位移估计和消除异常值等4类方法。

2.1 结合流体力学知识的能量最小化函数

Wildes等人(2000)和Corpetti等人(2002)尝试将经典光流模型应用于云运动估计,但是结果表明该模型不能准确地估计云的运动。经典的光流模型主要适用于估计各种自然场景中的刚性运动,其依赖的亮度约束方程不是通过任何物理原理推导而来,缺乏物理解释,难以捕获具有复杂运动模式的流体运动。为了克服该模型对流体图像序列的局限性,对其进行了改进和扩展。

通过引入基于质量和动量守恒定理推导的连续性方程,设计了一种专用于捕获流体运动的光流模型(Corpetti 等,2000,2002,2003,2006),采用连续性方程作为数据项,并利用二阶散度-旋度(div-curl)正则化替换经典模型中的一阶正则化。基于物理的流动连续性方程能够将图像数据与流体流动行为联系起来。一阶正则化用作平滑项会因过度平滑而导致估计的矢量场具有低散度和旋度,而二阶 div-curl 正则化能够有效恢复流体运动的散度和旋度结构,更适用于复杂的流体运动估计。但是由于涉及高阶微分,该算法实现起来比较困难,而且较高的阶数还会导致计算成本增加。为解决该问题,在正则化项中添加了两个辅助变量 ξ 和 ζ ,作为真实散度和旋度的近似值,以减少模型的高阶行为。Liu 和 Shen (2008)根据 3 维物体空间中的传输方程或连续性方程在 2 维图像平面上的投影,推导出针对各种流体可视化的投影运动方程。并将此投影运动方程作为光流约束,进一步给出了基于物理的光流方程,正式建立了光流与流体流动之间的数学联系。需要指出,Corpetti 等人(2002)使用的 div-curl 正则化不是基于流体力学原理推导出来的;Liu 等人(2008)采用投影到 2 维图像平面上的 navier-stokes 方程为光流计算提供了基于物理的约束,得到的非线性约束非常复杂。Yang 和 Johnson(2017)利用 Liu 等人(2008)得到的基于物理的光流方程,提出一种散度补偿光流法,并成功应用于 X 射线图像的流场估计。

上述方法求解的速度场都是基于像素尺度的,对于刚体和简单流体运动而言,在该尺度下求解造成的信息缺失可以忽略不计。但是对于复杂的流体运动如湍流,其中存在的亚像素小尺度涡结构无法在像素点上得以体现。Cassisa 等人(2011)和 Zille 等人(2014)引入大涡模拟的相关概念,提出一种亚网格传输方程模型(sub-grid transport equation),在亚像素尺度上考虑了湍流的小尺度速度分量,相比之前的光流模型,能够精确估计复杂的湍流运动,但是亚网格传输方程涉及的湍流扩散系数是根据经验选取的。Chen 等人(2015)在此基础上,应用物理空间亚网格模型系统地计算嵌入光流约束方程中的小尺度扩散项,得到了改善的估计结果。

从以上研究可知,将湍流模型与变分光流模型结合起来估计复杂的湍流运动是很有前景的研究方

向,但是这些方法都高度依赖一个用于在数据模型中对选取的湍流模型进行加权的正则化参数,该参数没有直接的物理解释且在实际应用中很难确定。Cai 等人(2018)为采用不同策略的湍流运动估计,推导了一种新颖的基于位置不确定性的光流方程。首先根据 Mémín(2014)的推导,将流体运动的欧拉速度分解为一个尺度分量和一个称为位置不确定性的小尺度湍流分量。然后结合雷诺兹运输定理的随机表达式得出随机光流约束方程,该方程包含了小尺度分量的影响,涉及的参数都可以进行明确的估计而无需进行烦琐的调参。

对流体速度场进行分解有助于理解复杂的流体运动。Kohlberger 等人(2003)基于亥姆霍兹分解定理提供了一种对图像序列中的非刚性结构进行稠密运动估计的方法,将速度场分为一个无散度分量和一个无旋度分量之和,使用速度势和流函数对这两个分量进行明确表示,并将该表示应用于亮度恒定约束方程(brightness constancy constraint equation, BCCE)和二阶正则化项。该方法可以直接估计速度势和流函数,利用这两个函数可以获得速度场的更多信息。首先,计算它们的梯度,得到无散度分量和无旋度分量。其次,对它们进行拉普拉斯运算,获得速度场的涡度和散度。最后,它们的极值提供了感兴趣的奇异点的位置,例如源、汇和漩涡。

利用 Kohlberger 等人(2003)提出的方法估计密集运动矢量,其解属于高维空间,但在跟踪等应用中需要提供低维解。为了获得低维解,提出了一种基于矢量场的亥姆霍兹分解的低维流体运动估计方法(Cuzol 和 Mémín,2005;Cuzol 等,2007)。在该方法中,无散度分量和无旋度分量采用离散化的涡度和散度图通过正则化狄拉克测度进行近似,同时采用引入连续性方程的数据项和二阶 div-curl 正则化的平滑项。该方法在考虑较少数量的粒子时,可以实现更高的精度和更快的计算。但是,如果大量增加速度向量的低维表示的粒子数量,将导致比其他密集运动估计方法更高的计算成本。

考虑流场的时间相关性,有助于将准确帧的信息传播到后续帧。Ruhnau 等人(2007)提出一种基于涡度传输方程的流体运动估计方法,使用前一帧的传输涡度场作为当前帧的约束,并考虑了流场间的时间相关性。但信息只能沿一个方向传输,在某些情况下,当前一帧估计不准确时可能导致后续帧

的估计结果更差。为了解决该问题, Zuo 和 Qi (2017) 提出一种新颖的时空光学流模型, 同时估计流体序列所有帧的速度场。使用该模型可以将准确性估计从具有高对应性的帧传播到相邻帧。

大多数光流法采用全局光流公式估计流场, 这种使用全局能量函数约束的方法在流体速度场的不连续边缘上也会进行平滑操作, 从而无法保留非均匀流场的空间不连续性。Lu 等人 (2019) 提出一种基于场分割的变分光流方法 (field-segmentation-based variational optical flow, FS-VOF), 用于保留非均匀流场的空间不连续特性。该方法根据流体的速度分布对粒子图像进行分割, 将不连续的流场划分

为多个连续的速度场。随后, 根据速度在每个分割区域中连续变化并且在区域边界处保留速度场的不连续结构的假设建立平滑约束条件。该方法使用的数据项是基于分割区域的, 并且由基于物理的光流方程所推导。

经典的光流方法不能很好地适应具有复杂流动的流体图像, 因此使用考虑流体流动特性的物理约束对光流方法的目标函数进行改善, 主要是对数据项和正则化项进行改进, 以提高流体运动估计的精度。针对流体运动估计的光流模型如表 1 所示, 表中 D_t 表示湍流扩散系数, ϕ 表示速度势函数, ψ 表示流函数, Ψ_1 、 Ψ_2 、 γ 是比例系数。

表 1 针对流体运动估计的光流模型

Table 1 Optical flow model for fluid motion estimation

文献	原理	数学模型
Horn 和 Schunck (1981)	光流约束方程	数据项 $\frac{\partial I}{\partial x}u + \frac{\partial I}{\partial y}v + \frac{\partial I}{\partial t} = 0$
Corpetti 等人 (2000)	连续性方程	数据项 $\iint_{\Omega} E(\mathbf{x} + \mathbf{d}(\mathbf{x}), t + \Delta t) \exp(\text{div } \mathbf{d}(\mathbf{x})) - E(\mathbf{x}, t)$
Chen 等人 (2015)	对流-扩散方程	数据项 $\iint_{\Omega} \left\ \frac{\partial I}{\partial t} + \nabla I \cdot \mathbf{w} + \nabla \cdot (-D_t \nabla I) \right\ ^2$
Liu 和 Shen (2008)	亥姆霍兹分解定理	数据项 $\int_{\Omega} [I(\mathbf{x} + \nabla \phi(\mathbf{x}, t) + \nabla \psi^{\perp}(\mathbf{x}, t), t + \Delta t) - I(\mathbf{x}, t)]^2 \mathrm{d}\mathbf{x}$
Horn 和 Schunck (1981)	速度梯度约束	正则化项 $\int_{\Omega} \nabla u ^2 + \nabla v ^2$
Corpetti 等人 (2002)	二阶 div-curl 约束	正则化项 $\int_{\Omega} \nabla \text{div } \mathbf{w} ^2 + \nabla \text{curl } \mathbf{w} ^2$
Corpetti 等人 (2000)	二阶 div-curl 约束	正则化项 $\iint_{\Omega} \text{div } \mathbf{w} - \xi ^2 + \lambda \Psi_2(\nabla \xi) + \iint_{\Omega} \text{curl } \mathbf{w} - \zeta ^2 + \lambda \Psi_2(\nabla \zeta)$
Corpetti 等人 (2003)	二阶 div-curl 约束	正则化项 $\iint_{\Omega} \text{div } \mathbf{w} - \xi ^2 + \lambda \ \nabla \xi\ ^2 + \iint_{\Omega} \text{curl } \mathbf{w} - \zeta ^2 + \lambda \ \nabla \zeta\ ^2$
Liu 和 Shen (2008)	二阶 div-curl 约束	正则化项 $\int_{\Omega} \gamma((\text{div } \nabla \phi - \xi_2)^2 + (\text{curl } \nabla \psi^{\perp} - \xi_1)^2) + \lambda(\ \nabla \xi_2\ ^2 + \ \nabla \xi_1\ ^2) \mathrm{d}\mathbf{x}$
Zille 等人 (2014)	不可压缩条件	正则化项 $\int_{\Omega} \ \nabla \mathbf{w}(\mathbf{x}, t)\ ^2 \mathrm{d}\mathbf{x}$

注: Δt 为时间采样率, div 和 curl 为求散度和旋度。

2.2 提高对光照变化的鲁棒性

经典的变分光流模型主要依据亮度恒定假设, 但是这种亮度恒定约束太过于理想化而无法满足实际情况。传统的 HS (Horn Schunck) 光流法对光照变化十分敏感, 光流的鲁棒性很差。

为了提高对光照变化的鲁棒性, 提出了大量基于连续性方程的流体运动估计算法 (Uras 等, 1988; Zhou 等, 2000; Nakajima 等, 2003; Arnaud 等, 2006), 将连续性方程应用于光流模型, 在亮度变化不大的

情况下可以提高流体运动估计的精度, 但是在光照变化剧烈的情况下无法进行准确的运动估计。

计算机视觉领域在经典变分光流法的基础上也进行了诸多改进, 以期提高对光照变化的鲁棒性, 这些改进大致分为 4 类。

第 1 类方法是使用高阶恒定性假设扩展依赖亮度恒定假设的数据项。Brox 等人 (2004) 使用梯度守恒假设对亮度恒定假设进行扩展, Papenberg 等人 (2006) 在此基础上引入 Hessian 恒定假设和 Lapla-

cian 恒定假设。这种方法仅在两帧图像之间光照变化不大时才可以有效提高对光照变化的鲁棒性。此外梯度守恒假设和 Hessian 恒定假设具有方向信息,因为对象旋转时可能导致方向改变,因此该方法仅在估计平移运动和发散运动时具有积极影响,而不适用于旋转运动。图像序列中任意像素点的空间梯度可以分解为其范数和方向两部分。当方向信息旋转改变时,梯度的范数保持不变。Papenberg 等人(2006)提出将梯度范数作为另一恒定假设。但这些假设同样不适用光照变化较大的情况,而且对噪声十分敏感。Zhong 等人(2017)利用基于梯度不变假设的数据项及一个一阶散度和涡度构成的平滑项提出一种新的 2 维光流算法,不仅可以在光照变化情况下获得较为精确的估计结果,而且在保持运动场的小散度和涡度结构以及减少异常值方面也更具有优势。

第 2 类方法是提取图像中的光照不变特征用于数据项中。Zabih 和 Woodfill (1994)提出了两种非局部参数变换:rank 变换和 census 变换。它们描述了一个签名向量 s ,该签名向量 s 对局部图像块内中心参考像素与其周围像素的灰度值关系进行编码。census 变换对参考像素与邻域像素间的灰度值大小进行比较,如果小于邻域像素的灰度值则标记为 0,反之为 1,然后将其连接成一串二进制字符串。Müller 等人(2011)将 census 变换应用于变分光流计算方案,并提出了一种新的光流估计方法,利用两个 census 变换签名间的汉明距离取代亮度守恒约束形成新的数据项。因为 census 变换反映的是中心像素与周围像素之间灰度的相对大小关系,因此在单调变化的光照条件下具有不变性。但是,census 变换对光照变化的不变性在精度上有所妥协,光流估计的结果不如其他方法精确,并且存在很多缺点,例如对非单调光照变化和噪声十分敏感,丢失了来自邻域的大部分信息,对局部图像块信息描述不完整,无法区分附近的暗区和亮区以及 census 变换的不变性只是针对平移运动,而对旋转或缩放变换则不具有不变性等。针对以上问题,Ranftl 等人(2014)通过对具有不同半径的径向模板进行采样,提出了一种尺度不变的 census 描述符,实现了在缩放变换下的不变性。该方法通过使用径向采样而不是基于窗口的采样策略,定义了普查变换的一种新变体,可以实现多尺度重采样,从而实现在缩放变换

时的不变性。rank 变换在单调变化的光照条件下也具有光照不变性,它的签名向量记录了灰度值小于中心参考像素的邻域像素的个数。Yuan 等人(2014)将 rank 变换嵌入到基于 TV-L1 (total variational with L1 norm,TV-L1)模型的数据项中,提出了一种新的对单调变化的光照具有鲁棒性的光流估计算法。但是与 census 变换一样,rank 变换也不可避免地丢弃了大量的局部图像信息。为了在保持不变性的同时尽可能多地保留局部图像信息,Demetz 等人(2013)提出了一种新的 rank 变换——CRT (complete rank transform)。CRT 结合编码完整强度顺序的思想对 rank 变换进行扩展,它对全部像素的秩进行编码而不再是仅对参考像素的秩进行编码。census 变换对不同的局部图像块可能生成相同的签名向量,无法处理中心像素饱和的图像块,Rashwan 等人(2013)提出了一种对光照变化具有高度不变性的局部纹理描述子方向梯度直方图 (histogram of oriented gradients,HOG)。HOG 可以通过产生不同的描述符来检测强度区域的变化。而且,HOG 编码可以在一定程度上抑制平移和旋转带来的影响。不过因为生成 HOG 描述符时依然依赖局部梯度的大小,因此对噪声十分敏感。Mohamed 等人(2014)通过修改使用二进制特征描述符(8 位描述符)作为匹配成本的局部定向模式(Jabid 等,2010),提出了一种对光照变化更加鲁棒的方法,仅对邻域中的方向信息进行编码,而不是强度值,比其他使用强度值的描述符对光照和噪声更鲁棒,但是需要非常高的计算时间。Ali 等人(2016)提出一种使用邻域描述符(normalized neighborhood descriptors,NND)作为匹配成本的方法。邻域描述符基于每个像素相对于其相邻像素的自相似性度量,这种成本使得关于一个像素的大部分信息得以保留。该方法相对 Mohamed 等人(2014)提出的 MLDP(modified local directional pattern)方法,计算时间大幅减少,但精度较低,其主要贡献在于实现了对鲁棒性、准确性和计算速度的折衷。Xu 等人(2017)介绍了一种称为亮度分布矩阵(brightness distribution matrix,BDM)的新型数据结构,对剧烈变化的光照具有鲁棒性。此外,由于基于 BDM 的运动估计方法在处理复杂的流体情况时需要进行大量计算,因此为了减少整体运动估计的时间,又基于图形处理单元(graphics processing unit,GPU)开发了该方法的并行版本。

第3类方法是采用结构—纹理分解方法进行预处理,将图像分解为与图像中主要大对象对应的结构部分和包含精细比例细节的纹理部分,然后使用纹理部分代替原始灰度图像进行后续光流计算。这种方法期望光照变化导致的阴影和亮度变化等影响主要表现在结构部分,而纹理部分则几乎不会受到影响。Wedel 等人(2009)和 Li 等人(2012)提出了一种基于全变分正则化(Rudin-Osher-Fatemi, ROF)模型的结构—纹理分解方法对图像进行分解,使计算精度显著提高,但是只适用于光照变化不大的情况,而且计算成本很高。袁建英等人(2015)考虑到使用纹理信息进行光流计算在非单调且变化不大的光照下能够提高光流估计精度,以及在单调且剧烈变化的光照条件下 census 变换仍然具有恒定特性,提出了一种能适应不同光照变化的结合结构纹理分解和 census 变换的光流估计方法,利用纹理信息和 census 变换构建新的数据项,并根据光照变化情况自适应调整两者之间的权重,实现在不同光照条件下自适应选择合适的数据项。

第4类方法是建立光照变化的数学模型。Genert 和 Negahdaripour(1987)及 Mattavelli 和 Nicoulin(1994)引入了一种线性化光照模型,将光照导致的亮度变化表示为乘法因素和加法因素的共同影响,引入了 $M(x,y,t)$ 和 $C(x,y,t)$ 这两个根据时空变化的函数作为参数,得到一个考虑亮度变化的通用模型,具体为

$$I(x+dx, y+dy, t+dt) = M(x,y,t)I(x,y,t) + C(x,y,t) \quad (6)$$

该模型假设在时刻 $t+dt$ 图像的亮度可以由时刻 t 图像的亮度和一系列的参数线性化表示。这种线性化光照模型相比亮度恒定约束要更松弛,允许不太精确的匹配,提高了计算结果的精度,但是这种方法在运动不连续的情况下没有效果。Kim 等人(2005)在此基础上考虑了更多与光照有关的因素,将两个连续图像中的像素亮度通过运动参数 u 和 v 以及参数 $M(x,y,t)$ 和 $C(x,y,t)$ 联系起来。该方法在运动不连续和光照变化时都可以获得良好的估计,但是计算结果的精度与参数的选择有关,而且由于公式中包含过多的参数,使得优化过程变得十分复杂。

2.3 大位移估计

光流法使用的变分公式仅限于小位移估计而无

法捕捉大的运动,为了克服这个问题,很多研究者采用多分辨率金字塔方案来处理大位移,从而提高运动估计的精度并降低计算的复杂度(Mémin 和 Pérez, 1998; Zhou 等, 2000; Heitz 等, 2010)。如图2(Heitz 等, 2010)所示,该方案主要通过一系列不同尺度的图像序列来找到运动矢量。将当前模型获得的估计值线性化,并嵌入到通过对原图像序列进行连续低通滤波和子采样获得的多分辨率金字塔图像结构中,然后沿着多分辨率结构“由粗到细(coarse-to-fine)”逐步进行估计,该方案期望在每个细化级别上的残余运动场都满足小运动假设。

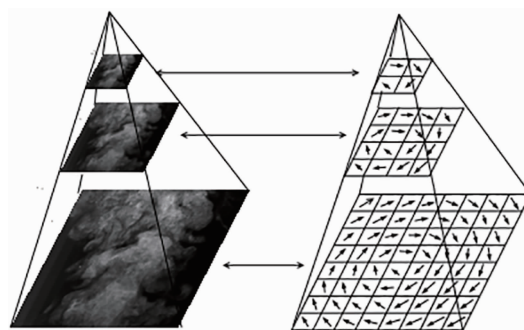


图2 多分辨率金字塔结构(Heitz 等, 2010)

Fig. 2 Multi-resolution pyramid structure (Heitz et al., 2010)

虽然多分辨率方案可以解决变分光流算法无法处理的大位移问题,但是存在许多问题。简单的金字塔方法是将低分辨率图像下求得的运动矢量进行大小调整后作为较高一级分辨率图像的初始运动矢量,然后在该较高一级分辨率图像上进一步更新计算结果。在这种情况下,如果在低分辨率图像上估计运动矢量时出现错误,将向下传播到较高分辨率水平而无法纠正。此外,在金字塔的每一层,所有像素的运动矢量都会进行更新,这可能导致在给定空间尺度上获取的最佳速度估计在更精细的尺度上被破坏。为了解决此问题, Battiti 等人(1991)提出了一种自适应多尺度方法。该方法是基于“由粗到细”的多分辨率方法的一个拓展方案,其引入了一个抑制标志来实现局部自适应离散化。在金字塔的每一层,对求得的运动矢量进行误差计算以确定每个像素点的运动矢量的可靠性。如果误差低于规定的阈值,则在相应像素点处设置抑制标志表示该像素点的运动矢量已经足够精确。然后对该层获取的运动矢量进行插值作为下一层的初始运动矢量,设置抑制标志的像素点,在金字塔更高级分辨率对

应的像素点及其4个邻域点被禁止,它们不参与该层的迭代更新而是保持初始运动矢量不变,这可以防止可靠的运动估计被破坏。与简单的金字塔方法相比,该方法可以提供更好的光流估计并且几乎不增加计算成本。

除上述问题外,多分辨率方案还存在其他问题。由于位移的主要成分是在对原始图像进行多次低通滤波和子采样后对应的粗分辨率水平上计算的,因此无法估计精细结构的位移。多次子采样会导致一些薄结构和细小结构的丢失,如果这些精细结构的运动与它们附近区域的运动具有显著的不同,则运动估计算法很难正确获取这些结构的运动。例如在气象图像中,像卷云这样的中尺度结构可能会显示出与低海拔大气层运动完全不同的大位移运动。或者在粒子图像中,由于图像的连续下采样,大速度的小粒子被平滑,从而导致信息丢失和错误的速度测量。

基于相关方法的PIV图像测速方法在估计大位移时具有鲁棒性,为了解决上述问题,Héas等人(2007)和Heitz等人(2008)分别针对气象图像和粒子图像提出了一种将相关方法与光流模型相结合的方法。该方法的主要思想是使用一组基于相关方法获取的密集大尺度位移估计代替多分辨率方案的粗糙速度估计,其在能量最小化函数中增加了一个新的数据约束,使估计的位移接近基于相关方法获取的矢量场。Seong等人(2019)提出一种新的将相关方法与光流法进行结合的混合方法,首先使用最先进的互相关方法来考虑相对较大的粒子位移并插值恢复到原始图像的分辨率,然后利用光流法细化获得的流场。Yang和Johnson(2017)、Liu等人(2020)引入Liu和Shen(2008)获得的基于物理的光流方程,提出了类似的混合方法。这种互相关和光流法的混合方法可以结合每种方法的优点,从而提供一种处理大位移PIV图像以获得高分辨率速度场的稳健工具。

基于速度场小波展开的光流估计方法(Dérian等,2011,2013;Kadri-Harouna等,2013)相对于多分辨率方法也具有其独特的优势。该方法将速度场在小波正交基上进行适当分解,利用各尺度上基函数的线性组合表示速度场的两个运动分量,并且基于小波提出了新的高阶多尺度正则化方法。这种基于小波变换的光流估计方法为多分辨率估计算法提供

了一个很好的数学框架,避免了“由粗到细”的多分辨率框架估计大位移时存在的线性问题,而且由于其易于实现高阶正则化,从而提高了运动估计算法的精度和性能。此外小波分解过程能够消除图像序列中存在的一部分噪声。Schmidt和Sutton(2019)对这种方法进一步发展,提出了一种在速度和精度上都有很大改进的基于小波变换的光流方法,采用提升法和对称边界条件实现小波变换,并利用湍流的固有特性、湍流能量谱和半自动启发式算法来优化正则项的加权参数,该参数在以前的光流算法中主要是根据经验确定的。在该方法的基础上,Schmidt和Sutton(2020)又进行了优化,提出了一种在物理上更为合理的正则化方案,提高了速度估计的准确性。该方法使用矩阵乘法替代小波变换方法,简化了正则化方法,比传统卷积或提升方法更有效。

2.4 消除异常值

运动不连续、遮挡和噪声等都会导致异常值的产生,光流法的另一个关键问题就是处理异常值的能力。Horn和Schunck(1981)依赖亮度恒定性和空间平滑性约束提出的经典光流方程采用的是二次函数的形式,而采用这种二次惩罚函数对由反射、遮挡等引起的异常值不具有鲁棒性。不同的惩罚函数及其关联的影响函数如图3(Black和Anandan,1996)所示。从图3(a)所示的二次函数及其关联的影响函数(Hampel等,1986)可以看出,采用二次惩罚函数的光流方程会赋予异常值较高的权重,导致异常值对整体解决方案的贡献“过多”。为了提高鲁棒性,减少异常值的影响,Black和Anandan(1996)引入了一个稳健的估计框架来处理异常值,提出了多种基于鲁棒统计的非凸惩罚函数用于替代原本的二次惩罚函数(图3(b)—(d))。不同的惩罚函数具有不同的优势,但共同特点是能够减少异常值的影响。截断二次函数是计算机视觉中最常见的鲁棒惩罚函数之一,从图3(b)可以看出,使用该函数时,误差在固定的阈值内是二次加权的,而一旦超过这个阈值,误差就会达到一个恒定值。通过检验该惩罚函数的影响函数可以发现,在阈值之外异常值的影响为零。而其他的惩罚函数,如Geman-McClure(图3(c))和Lorentzian惩罚函数(图3(d)),在阈值之外,异常值的影响也趋近于零。

虽然这些非凸惩罚函数可以有效减少异常值的影响,并在Roth等人(2009)和Sun等人(2008)的

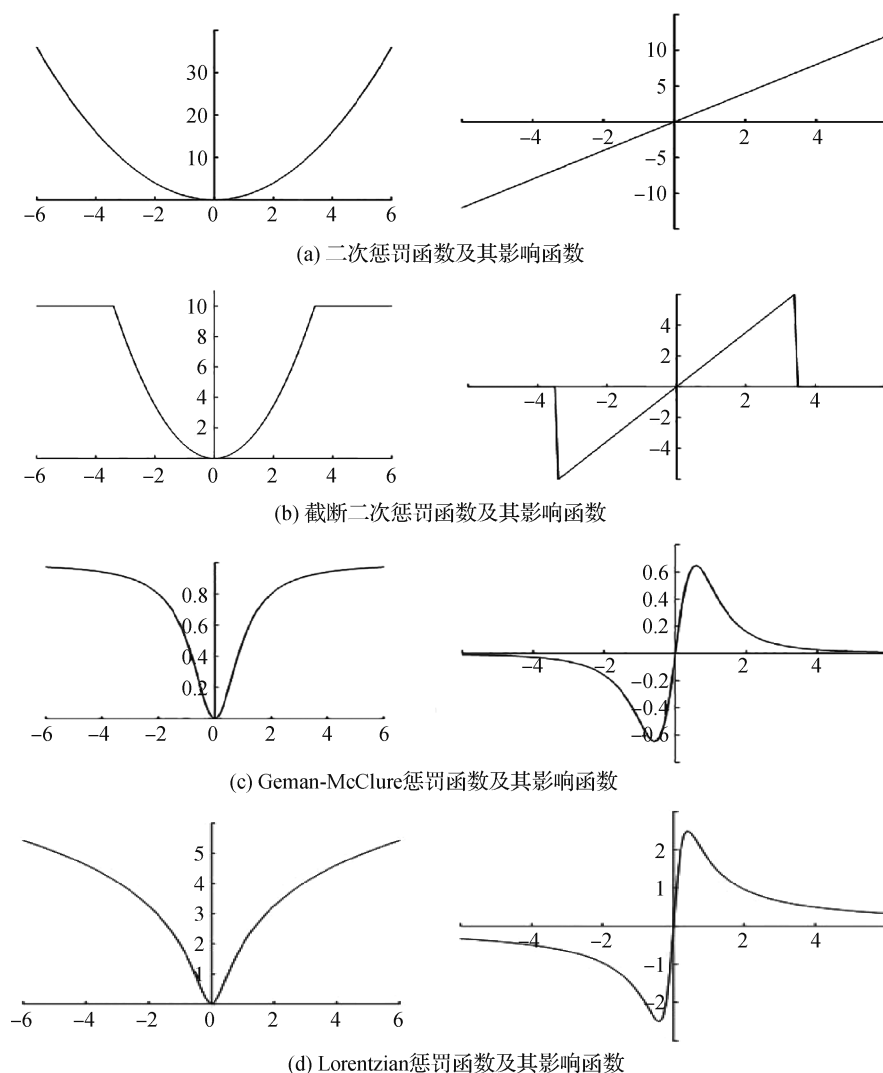


图3 不同的惩罚函数及其关联的影响函数(Hampel等,1986;Black和Anandan,1996)

Fig.3 Different penalty functions and their influence functions(Hampel et al.,1986;Black and Anandan,1996)

((a) quadratic penalty function and its influence function;(b) truncated quadratic penalty function and its influence function;
(c) Geman-McClure function and its influence function;(d) Lorentzian penalty function and its influence function)

方法中得到了良好的应用,但是其相应的非凸能量函数都很难实现最小化。Bruhn等人(2005)选择了凸型的Charbonnier惩罚函数(Charbonnier等,1994)来构造能量函数。Sun等人(2010)对凸型Charbonnier惩罚函数和非凸型Lorentzian函数进行测试,发现在测试集上使用凸型Charbonnier惩罚函数的算法性能都优于使用鲁棒性较强的非凸型Lorentzian惩罚函数的算法。其中一个原因可能是非凸函数的优化难度较大,导致优化方案局部最优性较差。此外Sun等人(2010)还对广义的凸型Charbonnier惩罚函数($\rho(x) = (x^2 + \varepsilon^2)^a$,其中 x 是函数变量, ε 是趋近于零的任意正实数)进行了

进一步研究,发现当 $a = 0.45$ 时的轻微非凸惩罚函数的性能要比Charbonnier惩罚函数($a = 0.5$)更好,而当 a 的取值导致函数更倾向于非凸惩罚函数(如 $a = 0.25$)时则无改善。

Sun等人(2010)发现在“由粗到细”的增量估计过程中加入中值滤波步骤也能有效去除异常值的影响。但是,只是在较大邻域中进行中值滤波具有优势,在以拐角或薄结构为中心的邻域,计算中间值会导致过度平滑。为了解决这个问题,Sun等人(2014)提出了一种新的加权中值滤波模型,但在所有像素上应用加权中值运算增加了计算成本。

诸多方法(Chen和Koltun,2016;Gadot和Wolf,

2016; Menze 等, 2015; Bailer 等, 2015; Palomares 等, 2017) 执行前向—后向一致性检查去除异常值。对输入的两帧图像分别求得前向光流 $\mathbf{u}^F$ 和后向光流 $\mathbf{u}^B$, 然后执行前向、后向一致性检测, 即对图像中的每一个像素点 x 处的前向和后向光流值进行判断, 判断的标准为

$$\|\mathbf{u}^F(x) + \mathbf{u}^B(x + \mathbf{u}^F(x))\| < \varepsilon \quad (7)$$

$$\|\mathbf{u}^B(x) + \mathbf{u}^F(x + \mathbf{u}^B(x))\| < \varepsilon \quad (8)$$

式中, ε 为用户设定的一致性检验的误差阈值, 若像素点处的前向和后向光流值不满足上述等式, 则确认为异常值。

3 结 语

基于光流法的流体运动估计技术一直是各领域的研究热点。相比 PIV 图像测速技术来说, 光流法能够获得更加密集的运动矢量场且适用于不同类型图像的运动估计, 但是也存在不少困难和挑战。本文从光流法的基本原理出发, 对基于光流法的流体运动估计技术进行了综述, 阐述了光流法需要解决的 4 个难点及解决方法。对每一个难点, 虽然解决和改进的方法都很多, 并且都对流体运动估计的结果有着不同程度的改善, 但是依然存在以下需要进一步研究的问题:

1) 计算复杂度较高。与 PIV 技术一样, 传统的变分光流法缺乏物理解释。考虑到流体流动的物理特性, 不少研究利用流体力学相关知识对光流模型的目标函数进行改进, 如引入连续性方程和高阶 div-curl 正则化等。这些方法虽然能够提高运动估计结果的精度, 但是改进后的目标函数形式复杂, 计算复杂度高。针对该问题, 找到良好的数值求解方法是一项重要的研究内容。

2) 大位移估计。大位移估计常用的是基于金字塔的光流方法, 但是有其自身的局限性。当位移远大于颗粒尺寸时, 该方法不能给出有意义的结果。不少研究提出了基于相关方法和光流法的混合估计方法, 结合了相关方法和光流法的优势, 可以处理大位移图像并获得高分辨率速度场, 但这种方法多限于粒子图像的运动估计, 因此将该方法用于其他类型的流体运动图像, 是未来值得探索的方向。

3) 对光照变化的鲁棒性。亮度恒定假设在光

照变化条件下并不能满足, 为了提高在光照变化情况下光流算法的鲁棒性, 采用了以下 4 种方法: (1) 使用高阶恒定性假设扩展依赖亮度恒定假设的数据项; (2) 提取图像中的光照不变特征用于数据项中; (3) 采用结构—纹理分解方法; (4) 建立光照变化的数学模型。但不同的方法在精度、鲁棒性、计算的复杂度和计算效率方面具有不同的优势和缺陷, 针对该问题, 可以通过结合不同方法的优势, 开发出对光照变化鲁棒的流体运动估计方法。

4) 提高计算效率, 实现实时估计。光流法需要进行复杂的变分优化, 计算效率低下, 近年提出的一些 GPU 并行算法虽然有效提高了计算效率但仍无法实现实时估计, 最近发展起来的基于光流神经网络的流体运动估计算法 (Cai 等, 2019), 虽然能在一定程度上实现实时性, 但缺乏训练集且还不够成熟, 因此提高流体运动估计算法的计算效率, 实现实时估计仍是未来值得研究的方向之一。

参考文献 (References)

- Adrian R J. 1991. Particle-imaging techniques for experimental fluid mechanics. *Annual Review of Fluid Mechanics*, 23(1): 261-304 [DOI: 10.1146/annurev.fl.23.010191.001401]
- Ali S, Daul C, Galbrun E and Blondel W. 2016. Illumination invariant optical flow using neighborhood descriptors. *Computer Vision and Image Understanding*, 145: 95-110 [DOI: 10.1016/j.cviu.2015.12.003]
- Arnaud E, Mémmin E, Sosa R and Artana G. 2006. A fluid motion estimator for schlieren image velocimetry//*Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision*. Graz, Austria: Springer: 198-210 [DOI: 10.1007/11744023_16]
- Bailer C, Taetz B and Stricker D. 2015. Flow fields: dense correspondence fields for highly accurate large displacement optical flow estimation//*Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Computer Vision*. Santiago, Chile: IEEE: 4015-4023 [DOI: 10.1109/ICCV.2015.457]
- Battiti R, Amaldi E and Koch C. 1991. Computing optical flow across multiple scales: an adaptive coarse-to-fine strategy. *International Journal of Computer Vision*, 6(2): 133-145 [DOI: 10.1007/bf00128153]
- Black M J and Anandan P. 1996. The robust estimation of multiple motions: parametric and piecewise-smooth flow fields. *Computer Vision and Image Understanding*, 63(1): 75-104 [DOI: 10.1006/cviu.1996.0006]
- Brox T, Bruhn A, Papenberg N and Weickert J. 2004. High accuracy

- optical flow estimation based on a theory for warping//Proceedings of the 8th European Conference on Computer Vision. Prague, Czech Republic; Springer; 25-36 [DOI: 10.1007/978-3-540-24673-2_3]
- Bruhn A, Weickert J and Schnörr C. 2005. Lucas/Kanade meets Horn/Schunck: combining local and global optic flow methods. *International Journal of Computer Vision*, 61 (3): 211-231 [DOI: 10.1023/B:VISI.0000045324.43199.43]
- Cai S Z, Mémin E, Dérian P and Xu C. 2018. Motion estimation under location uncertainty for turbulent fluid flows. *Experiments in Fluids*, 59(1): #8 [DOI: 10.1007/s00348-017-2458-z]
- Cai S Z, Zhou S C, Xu C and Gao Q. 2019. Dense motion estimation of particle images via a convolutional neural network. *Experiments in Fluids*, 60(4): #73 [DOI: 10.1007/s00348-019-2717-2]
- Cassisa C, Simoens S, Prinnet V and Shao L. 2011. Subgrid scale formulation of optical flow for the study of turbulent flow. *Experiments in Fluids*, 51(6): 1739-1754 [DOI: 10.1007/s00348-011-1180-5]
- Charbonnier P, Blanc-Feraud L, Aubert G and Barlaud M. 1994. Two deterministic half-quadratic regularization algorithms for computed imaging//Proceedings of the 1st International Conference on Image Processing. Austin, USA; IEEE; 168-172 [DOI: 10.1109/ICIP.1994.413553]
- Chen Q F and Koltun V. 2016. Full flow: optical flow estimation by global optimization over regular grids//Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, USA; IEEE; 4706-4714 [DOI: 10.1109/CVPR.2016.509]
- Chen X, Zillé P, Shao L and Corpetti T. 2015. Optical flow for incompressible turbulence motion estimation. *Experiments in Fluids*, 56(1): #8 [DOI: 10.1007/s00348-014-1874-6]
- Corpetti T, Heitz D, Arroyo G, Mémin É and Santa-Cruz A. 2006. Fluid experimental flow estimation based on an optical-flow scheme. *Experiments in Fluids*, 40(1): 80-97 [DOI: 10.1007/s00348-005-0048-y]
- Corpetti T, Mémin É and Pérez P. 2000. Estimating fluid optical flow//Proceedings of the 15th International Conference on Pattern Recognition. Barcelona, Spain; IEEE; 1033-1036 [DOI: 10.1109/ICPR.2000.903722]
- Corpetti T, Mémin É and Pérez P. 2002. Dense estimation of fluid flows. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(3): 365-380 [DOI: 10.1109/34.990137]
- Corpetti T, Mémin É, Santa-Cruz A, Heitz D and Arroyo G. 2003. Optical flow estimation in experimental fluid mechanics//Proceedings of the 7th International Symposium on Signal Processing and Its Applications. Paris, France; IEEE; 633-636 [DOI: 10.1109/ISSPA.2003.1224783]
- Cuzol A, Hellier P and Mémin É. 2007. A low dimensional fluid motion estimator. *International Journal of Computer Vision*, 75(3): 329-349 [DOI: 10.1007/s11263-007-0037-0]
- Cuzol A and Mémin É. 2005. Vortex and source particles for fluid motion estimation//Proceedings of the 5th International Conference on Scale Space and PDE Methods in Computer Vision. Hofgeismar, Germany; Springer; 254-266 [DOI: 10.1007/11408031_22]
- Demetz O, Hafner D and Weickert J. 2013. The complete rank transform: a tool for accurate and morphologically invariant matching of structures//Proceedings of the British Machine Vision Conference. Bristol, UK; BMVA Press; 50.1-50.12 [DOI: 10.5244/C.27.50]
- Dérian P, Héas P, Herzet C and Mémin É. 2011. Wavelet-based fluid motion estimation//Proceedings of the 3rd International Conference on Scale Space and Variational Methods in Computer Vision. Ein-Gedi, Israel; Springer; 737-748 [DOI: 10.1007/978-3-642-24785-9_62]
- Dérian P, Héas P, Herzet C and Mémin É. 2013. Wavelets and optical flow motion estimation. *Numerical Mathematics: Theory, Methods and Applications*, 6(1): 116-137 [DOI: 10.1017/S1004897900001161]
- Gadot D and Wolf L. 2016. PatchBatch: a batch augmented loss for optical flow//Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, USA; IEEE; 4236-4245 [DOI: 10.1109/CVPR.2016.459]
- Gennert M A and Negahdaripour S. 1987. Relaxing the Brightness Constancy Assumption in Computing Optical Flow. Massachusetts No. AI-MEMO-975. Institute of Tech Cambridge Artificial Intelligence Lab
- Hampel F R, Ronchetti E M, Rousseeuw P J and Stahel W A. 1986. Robust statistics: the approach based on influence functions. *Journal of the Royal Statistical Society: Series D (The Statistician)*. 35(5): 565-566
- Heitz D, Héas P, Mémin É and Carlier J. 2008. Dynamic consistent correlation-variational approach for robust optical flow estimation. *Experiments in Fluids*, 45(4): 595-608 [DOI: 10.1007/s00348-008-0567-4]
- Heitz D, Mémin É and Schnörr C. 2010. Variational fluid flow measurements from image sequences: synopsis and perspectives. *Experiments in Fluids*, 48(3): 369-393 [DOI: 10.1007/s00348-009-0778-3]
- Héas P, Mémin É, Papadakis N and Szantai A É. 2007. Layered estimation of atmospheric mesoscale dynamics from satellite imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(12): 4087-4104 [DOI: 10.1109/tgrs.2007.906156]
- Horn B K P and Schunck B G. 1981. Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, 17(1/3): 185-203 [DOI: 10.1016/0004-3702(81)90024-2]
- Jabid T, Kabir M H and Chae O. 2010. Local directional pattern (LDP)—a robust image descriptor for object recognition//Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance. Boston, USA; IEEE; 482-487 [DOI: 10.1109/AVSS.2010.17]
- Kadri-Harouna S, Dérian P, Héas P and Mémin É. 2013. Divergence-

- free wavelets and high order regularization. *International Journal of Computer Vision*, 103 (1): 80-99 [DOI: 10.1007/s11263-012-0595-7]
- Kim Y H, Martínez A M and Kak A C. 2005. Robust motion estimation under varying illumination. *Image and Vision Computing*, 23 (4): 365-375 [DOI: 10.1016/j.imavis.2004.05.010]
- Kohlberger T, Mémin É and Schnörr C. 2003. Variational dense motion estimation using the Helmholtz decomposition//*Proceedings of the 4th International Conference on Scale Space Theories in Computer Vision*. Isle of Skye, UK; Springer: 432-448 [DOI: 10.1007/3-540-44935-3_30]
- Li X Z, Jia S M and Zhao X. 2012. Robust optical flow estimation for illumination changes//*Proceedings of 2012 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*. Guangzhou, China; IEEE: 360-365 [DOI: 10.1109/ROBIO.2012.6490993]
- Liu T S, Merat A, Makhmalbaf M H M, Fajardo C and Merati P. 2015. Comparison between optical flow and cross-correlation methods for extraction of velocity fields from particle images. *Experiments in Fluids*, 56 (8): #166 [DOI: 10.1007/s00348-015-2036-1]
- Liu T S and Shen L X. 2008. Fluid flow and optical flow. *Journal of Fluid Mechanics*, 614: 253-291 [DOI: 10.1017/s0022112008003273]
- Liu T S, Salazar D M, Fagehi H, Ghazwani H, Montefort J and Merati P. 2020. Hybrid optical-flow-cross-correlation method for particle image velocimetry. *Journal of Fluids Engineering*, 142 (5): #054501 [DOI: 10.1115/1.4045572]
- Lu J, Yang H, Zhang Q H and Yin Z P. 2019. A field-segmentation-based variational optical flow method for PIV measurements of nonuniform flows. *Experiments in Fluids*, 60 (9): #142 [DOI: 10.1007/s00348-019-2787-1]
- Mattavelli M and Nicoulin A. 1994. Motion estimation relaxing the constancy brightness constraint//*Proceedings of 1st International Conference on Image Processing*. Austin, USA; IEEE: 770-774 [DOI: 10.1109/ICIP.1994.413675]
- Menze M, Heipke C and Geiger A. 2015. Discrete optimization for optical flow//*Proceedings of the 37th German Conference on Pattern Recognition*. Aachen, Germany; Springer: 16-28 [DOI: 10.1007/978-3-319-24947-6_2]
- Mémin É. 2014. Fluid flow dynamics under location uncertainty. *Geophysical and Astrophysical Fluid Dynamics*, 108 (2): 119-146 [DOI: 10.1080/03091929.2013.836190]
- Mémin É and Pérez P. 1998. Dense estimation and object-based segmentation of the optical flow with robust techniques. *IEEE Transactions on Image Processing*, 7 (5): 703-719 [DOI: 10.1109/83.668027]
- Mohamed M A, Rashwan H A, Mertsching B, García M A and Puig D. 2014. Illumination-robust optical flow using a local directional pattern. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 24 (9): 1499-1508 [DOI: 10.1109/tcsvt.2014.2308628]
- Müller T, Rabe C, Rannacher J, Franke U and Mester R. 2011. Illumination-robust dense optical flow using census signatures//*The 33rd Joint Pattern Recognition Symposium*. Frankfurt/Main, Germany; Springer: 236-245 [DOI: 10.1007/978-3-642-23123-0_24]
- Nakajima Y, Inomata H, Nogawa H, Sato Y, Tamura S, Okazaki K and Torii S. 2003. Physics-based flow estimation of fluids. *Pattern Recognition*, 36 (5): 1203-1212 [DOI: 10.1016/s0031-3203(02)00078-x]
- Palomares R P, Meinhardt-Llopis E, Ballester C and Haro G. 2017. FALDOI: a new minimization strategy for large displacement variational optical flow. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 58 (1): 27-46 [DOI: 10.1007/s10851-016-0688-y]
- Papenberg N, Bruhn A, Brox T, Didas S and Weickert J. 2006. Highly accurate optic flow computation with theoretically justified warping. *International Journal of Computer Vision*, 67 (2): 141-158 [DOI: 10.1007/s11263-005-3960-y]
- Ranfil R, Bredies K and Pock T. 2014. Non-local total generalized variation for optical flow estimation//*Proceedings of the 13th European Conference on Computer Vision*. Zurich, Switzerland; Springer: 439-454 [DOI: 10.1007/978-3-319-10590-1_29]
- Rashwan H A, Mohamed M A, García M A, Mertsching B and Puig D. 2013. Illumination robust optical flow model based on histogram of oriented gradients//*Proceedings of the 35th German Conference on Pattern Recognition*. Berlin, Germany; Springer: 354-363 [DOI: 10.1007/978-3-642-40602-7_38]
- Roth S, Lempitsky V and Rother C. 2009. Discrete-continuous optimization for optical flow estimation//*Cremers D, Rosenhahn B, Yuille A L and Schmidt F R, eds. Statistical and Geometrical Approaches to Visual Motion Analysis*. Berlin, Heidelberg; Springer: 1-22 [DOI: 10.1007/978-3-642-03061-1_1]
- Ruhnau P, Stahl A and Schnörr C. 2007. Variational estimation of experimental fluid flows with physics-based spatio-temporal regularization. *Measurement Science and Technology*, 18 (3): 755-763 [DOI: 10.1088/0957-0233/18/3/027]
- Schmidt B E and Sutton J A. 2019. High-resolution velocimetry from tracer particle fields using a wavelet-based optical flow method. *Experiments in Fluids*, 60 (3): #37 [DOI: 10.1007/s00348-019-2685-6]
- Schmidt B E and Sutton J A. 2020. Improvements in the accuracy of wavelet-based optical flow velocimetry (wOFV) using an efficient and physically based implementation of velocity regularization. *Experiments in Fluids*, 61 (2): #32 [DOI: 10.1007/s00348-019-2869-0]
- Seong J H, Song M S, Nunez D, Manera A and Kim E S. 2019. Velocity refinement of PIV using global optical flow. *Experiments in Fluids*, 60 (11): #174 [DOI: 10.1007/s00348-019-2820-4]
- Sun D Q, Roth S and Black M J. 2010. Secrets of optical flow estimation and their principles//*Proceedings of 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Francisco, USA; IEEE: 2432-2439 [DOI: 10.1109/CVPR.2010.

- 5539939]
- Sun D Q, Roth S and Black M J. 2014. A quantitative analysis of current practices in optical flow estimation and the principles behind them. *International Journal of Computer Vision*, 106(2): 115-137 [DOI: 10.1007/s11263-013-0644-x]
- Sun D Q, Roth S, Lewis J P and Black M J. 2008. Learning optical flow//*Proceedings of the 10th European Conference on Computer Vision*. Marseille, France: Springer: 83-97 [DOI: 10.1007/978-3-540-88690-7_7]
- Uras S, Giroi F, Verri A and Torre V. 1988. A computational approach to motion perception. *Biological Cybernetics*, 60(2): 79-87 [DOI: 10.1007/bf00202895]
- Wedel A, Pock T, Zach C, Bischof H and Cremers D. 2009. An improved algorithm for TV - L^1 optical flow//Cremers D, Rosenhahn B, Yuille A L and Schmidt F R, eds. *Statistical and Geometrical Approaches to Visual Motion Analysis*. Berlin, Germany: Springer: 23-45 [DOI: 10.1007/978-3-642-03061-1_2]
- Wildes R P, Amabile M J, Lanzillotto A M and Leu T S. 2000. Recovering estimates of fluid flow from image sequence data. *Computer Vision and Image Understanding*, 80(2): 246-266 [DOI: 10.1006/cviu.2000.0874]
- Xu S Y, Zhuang H, Fu X, Zhou J L and Chen M S. 2017. GPU-based fluid motion estimation using energy constraint. *Journal of Circuits, Systems and Computers*, 26(2): #1750022 [DOI: 10.1142/S0218126617500220]
- Yang Z F and Johnson M. 2017. Hybrid particle image velocimetry with the combination of cross-correlation and optical flow method. *Journal of Visualization*, 20(3): 625-638 [DOI: 10.1007/s12650-017-0417-7]
- Yuan J Y, Qiong W and Li B L. 2014. Robust optical flow computation under varying illumination using rank transform. *Sensors and Transducers*, 169(4): 84-90
- Yuan J Y, Wang Q and Li B L. 2015. Using image texture and improved census transformation to improve the robustness of variational optical flow against illumination changes. *Semiconductor Optoelectronics*, 36(4): 642-649 (袁建英, 王琼, 李柏林. 2015. 光照变化条件下结合图像纹理与改进 census 变换的鲁棒光流算法. 半导体光电, 36(4): 642-649)
- Zabih R and Woodfill J. 1994. Non-parametric local transforms for computing visual correspondence//*Proceedings of the 3rd European Conference on Computer Vision*. Stockholm, Sweden: Springer: 151-158 [DOI: 10.1007/BFb0028345]
- Zhong Q L, Yang H and Yin Z P. 2017. An optical flow algorithm based on gradient constancy assumption for PIV image processing. *Measurement Science and Technology*, 28(5): #055208 [DOI: 10.1088/1361-6501/aa6511]
- Zhou L, Kambhamettu C and Goldof D B. 2000. Fluid structure and motion analysis from multi-spectrum 2D cloud image sequences//*Proceedings of 2000 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Hilton Head Island, USA: IEEE: 744-751 [DOI: 10.1109/CVPR.2000.854949]
- Zille P, Corpetti T, Shao L and Chen X. 2014. Observation model based on scale interactions for optical flow estimation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 23(8): 3281-3293 [DOI: 10.1109/TIP.2014.2328893]
- Zuo Q and Qi Y. 2017. A novel spatial-temporal optical flow method for estimating the velocity fields of a fluid sequence. *The Visual Computer*, 33(3): 293-302 [DOI: 10.1007/s00371-015-1195-7]

作者简介



邵绪强, 1982年生, 男, 副教授, 主要研究方向为计算机图形学、虚拟现实。

E-mail: shaoxuqiang@163.com



杨艳, 通信作者, 女, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机图形学、流体运动估计。

E-mail: 2385439823@qq.com

刘艺林, 男, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机图形学、流体可视化。E-mail: 610852885@qq.com