

Journal of Image
and Graphics

中国图象图形学报



ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

2012 12
Vol.17 No.

中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会主办
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao

2012年12月 第17卷 第12期(总第200期)

目次

综述

高斯混合模型、求解算法及视觉应用综述..... 管涛,李玲玲(1461)

图像处理和编码

基于曲波变换和色度模型的彩色图像去噪..... 张云强,张培林,王国德,卓洪波(1472)

子矢量排序的渐进不相似度逼近算法..... 李阳,潘志斌,吴鑫鹏(1478)

稀疏梯度先验模型的正则化图像复原..... 刘伟豪,梅林,蔡烜(1485)

高精度亚像素全局运动估计的上采样梯度互相关算法..... 余应淮,王锦荣(1492)

图像分析和识别

点到弦距离累加的自适应角点检测..... 王万良,金亦挺,赵燕伟,胡峰俊(1500)

最大子分类间隔准则的核函数优化..... 张静,杨智勇,于红芸,孙晓燕(1509)

核典型相关性鉴别分析..... 陈伟琦,程强(1516)

小波变换和特征加权融合的人脸识别..... 赵焕利,王玉德,张学志,薛乃玉(1522)

具有身份标识的多目标跟踪..... 安国成,肖坦(1528)

图像理解和计算机视觉

用于圆锥体位姿测量的曲面标记..... 李蒙,谌德荣,周广铭,蒋玉萍,高翔霄(1534)

计算机图形学

基于特征识别的3维人脸动画模型自动构造…………… 徐明, 乔宁博, 文振焜, 曾新, 采振祥(1540)

3D GIS 环境下雨雪天气实时仿真…………… 李欢, 樊红, 冯浩(1548)

医学图像处理

结合马尔可夫随机场与模糊 C-均值聚类的脑 MRI 图像分割…………… 余黎煌, 钟华, 张石(1554)

遥感图像处理

面向遥感影像镶嵌的 SVR 色彩一致性处理…………… 吴炜, 骆剑承, 李均力, 杨海平, 沈占锋(1561)

遥感影像投影寻踪回归分类模型…………… 张正健, 李祚泳, 秦宁生, 刘志红, 巴桑(1568)

《中国图象图形学报》2012 年第 17 卷总目次…………… (1)

志谢…………… 封2

中国图象图形学报

刊名题字: 宋 健

月刊(1996 年创刊)

第 17 卷 第 12 期

2012 年 12 月 16 日出版

主管单位 中国科学院

主 办 中国科学院遥感应用研究所

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 李小文

编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会

北京 9718 信箱 邮编 100101

电子信箱:jig@irsa.ac.cn

电话:010-64807995 010-82614429

网 址:www.cjig.cn

印刷装订 北京北林印刷厂

广告经营许可证 京朝工商广字第 0346 号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

国外发行 中国国际图书贸易总公司

(中国国际书店)

(北京 399 信箱 邮编 100044)

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing Application,

CAS China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational

Mathematics

Chief editor LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board

of Journal of Image and Graphics

(P. O. Box 9718, Beijing 100101, China)

E-mail:jig@irsa.ac.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers

and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Foreign China International Book Trading Corporation

(P. O. Box 399, Beijing 100044, China)

Printed by Beijing Beilin Printing House

ISSN 1006-8961 CN11-3758/TB CODE ZTTXFZ 国内邮发代号: 82-831 国外发行代号: M1406 国内定价: 45.00 元

Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 17 No. 12 December 2012

Contents

Review

Overview of Gaussian mixture models, solving algorithms and visual applications Guan Tao, Li Lingling(1461)

Image Processing and Coding

Denoising method for color images based on chrominance model and curvelet transform
..... Zhang Yunqiang, Zhang Peilin, Wang Guode, Zhuo Hongbo(1472)

Improved incremental dissimilarity approximations algorithm using sub-vector sorting Li Yang, Pan Zhibin, Wu Xinpeng(1478)

Regularized image restoration algorithm on sparse gradient prior model Liu Weihao, Mei Lin, Cai Xuan(1485)

High accuracy sub-pixel global motion estimation based on upsampled gradient cross-correlation algorithm
..... Yu Yinghuai, Wang Jinrong(1492)

Image Analysis and Recognition

Adaptive corner detection based on chord-to-point distance accumulation
..... Wang Wanliang, Jin Yiting, Zhao Yanwei, Hu Fengjun(1500)

Kernel optimization approach based on maximum subclass margin criterion
..... Zhang Jing, Yang Zhiyong, Yu Hongyun, Sun Xiaoyan(1509)

Kernel discriminant analysis based on canonical correlation Chen Weiqi, Cheng Qiang(1516)

Face recognition based on wavelet transform and weighted fusion of face features
..... Zhao Huanli, Wang Yude, Zhang Xuezhi, Xue Naiyu(1522)

Multi-target tracking algorithms with identification label An Guocheng, Xiao Tan(1528)

Image Understanding and Computer Vision

Curved surface marker used for cone pose measurement
..... Li Meng, Chen Derong, Zhou Guangming, Jiang Yuping, Gao Xiangxiao(1534)

Computer Graphics

The approach to automatically construct animation models based on 3D facial geometry and texture features recognition
..... Xu Ming, Qiao Ningbo, Wen Zhenkun, Zeng Xin, Cai Zhenxiang(1540)

Real-time snow and rain rendering in 3D GIS environment Li Huan, Fan Hong, Feng Hao(1548)

Medical Image Processing

Fuzzy C-means clustering algorithm combined with markov random field for brain MR image segmentation
..... She Lihuang, Zhong Hua, Zhang Shi(1554)

Remote Sensing Image Processing

Support vector regression color normalization method for image mosaic
..... Wu Wei, Luo Jiancheng, Li Junli, Yang Haiping, Shen Zhanfeng(1561)

Remote sensing image classification model based on projection pursuit regression Zhang Zhengjian, Li Zuoyong, Qin Ningsheng, Liu Zhihong, Ba Sang(1568)

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2012)12-1492-08

论文引用格式: 余应淮, 王锦荣. 高精度亚像素全局运动估计的上采样梯度互相关算法[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(12): 1492-1499.

高精度亚像素全局运动估计的上 采样梯度互相关算法

余应淮^{1,2}, 王锦荣³

1. 广东海洋大学信息学院, 湛江 524088; 2. 广东海洋大学海洋遥感与信息技术实验室, 湛江 524088;
3. 贵州大学理学院, 贵阳 550025

摘要: 运动估计在视频图像压缩、超分辨率重建、拼接、目标检测等方面具有重要的应用意义。针对高精度的亚像素运动估计问题, 引入一种优化滤波器用于计算图像梯度, 并采用上采样与抛物面拟合梯度互相关曲面相结合的方法, 探讨一种高精度的亚像素全局运动估计算法。实验结果表明, 该算法不仅对噪声影响具有较好的鲁棒性, 同时能够有效地提高运动估计的精确性。

关键词: 亚像素; 全局运动估计; 优化滤波器; 梯度互相关; 上采样; 矩阵相乘; 抛物面拟合

High accuracy sub-pixel global motion estimation based on upsampled gradient cross-correlation algorithm

Yu Yinghuai^{1,2}, Wang Jinrong³

1. College of Information, Guangdong Ocean University, Zhanjiang 524088, China;
2. Lab of Ocean Remote Sensing & Information Technology, Guangdong Ocean University, Zhanjiang 524088, China;
3. College of Science, Guizhou University, Guiyang 550025, China

Abstract: Motion estimation is significant in the applications of video image compression, super-resolution reconstruction, mosaic, and target detection, and so on. In this letter, we present an improved algorithm for the problem of highly accurate sub-pixel global motion estimation, which introduces an optimal filter for computing image gradient, and also adopts the method of combining upsampling with paraboloid fitting gradient cross-correlation. Experimental results show that the proposed algorithm can not only achieve good robustness to the influence of noise, but can also improve the accuracy of motion estimation significantly.

Key words: sub-pixel; global motion estimation; optimal filter; gradient cross-correlation; upsampling; matrix multiplication; paraboloid fitting

0 引言

运动估计作为数字视频处理的一项基本内容, 是实现视频图像压缩、超分辨率重建、拼接、目标检

测、运动跟踪等应用的重要基础^[14], 其根本任务是估计运动前后时刻两帧视频图像之间的运动矢量。因此, 如何有效地估计高精度的运动矢量成为上述应用面临的关键问题。

目前, 已经发展了多种基于频域的运动估计方

收稿日期: 2012-04-16; 修回日期: 2012-07-10

基金项目: 国家自然科学基金数学天元青年基金项目(11026102); 教育部科学技术重点研究项目(211169)

第一作者简介: 余应淮(1981—), 男, 2011年于贵州大学获计算机应用技术专业硕士学位, 主要研究方向为图像处理与模式识别。

E-mail: yuyinghuai@126.com

法。其中,为了实现亚像素级运动矢量估计,常规的方法是采用快速傅里叶变换(FFT)计算参考图像与运动图像之间的上采样互相关曲面,并检测上采样互相关曲面的峰值坐标,以此得到亚像素运动矢量的估计值。然而,该方法无法实现任意精度的亚像素运动估计,同时其执行效率与估计精度成正比,特别是对内存的要求随着估计精度的提高而大幅增长,这在很大程度上限制了该方法的实际应用。针对该问题,文献[5]提出了基于矩阵相乘离散傅里叶变换(MMDFT)的快速算法,该算法不仅保持了与常规FFT方法相同的估计精度,同时有效降低了算法的时空复杂度,但任意精度的亚像素运动估计仍然是该算法难以解决的问题。为了实现任意精度的运动矢量精确估计,文献[6]在整像素级估计结果的基础上,采用抛物面拟合以初始估计为中心的 3×3 邻域的归一化互相关函数,以此计算任意精度的运动矢量估计值,在某些特征图像的试验中取得了较好的估计效果,但该算法依赖于图像的灰度信息,当图像灰度发生较大变化时,算法的估计效果并不理想。由于图像的梯度不仅保留了原有图像的幅度和相位信息,而且能够突出图像的显著特征,因此可将其应用于运动估计,其核心思想来源于早期的图像配准工作^[7-8]。近期文献[9]提出了一种基于梯度互相关(GCC)的亚像素运动估计算法,其关键步骤在于图像梯度的计算,虽然该算法具有良好的抗噪性和执行效率,但是由于该算法仅通过简单的中心差分近似求取图像梯度,仍然无法得到高度精确的估计结果,有待进一步改进。

针对高精度的亚像素运动矢量估计问题,探讨一种基于上采样梯度互相关的快速算法。首先,引入滤波器优化方法计算波谱轮廓更接近于理想微分算子的图像梯度;其次,采用基于矩阵相乘的离散傅里叶变换方法获取参考图像与运动图像之间的上采样梯度互相关曲面,以此计算运动矢量的亚像素精度初始估计值;最后,通过基于最小二乘回归的抛物面拟合方法计算关于初始估计的任意精度修正值,从而实现运动矢量的精确估计。实验结果表明,所探讨方法不仅能够有效地提高全局运动估计的精确性,同时还具备良好的抗噪性。

1 图像梯度的计算

梯度作为数字图像处理常用的一种微分方法,

关键在于能够突出图像的显著特征,为高精度的运动估计提供有价值的相关信息。对于一幅给定的数字图像 $f(x,y)$,为了得到其梯度 $\varphi(x,y)$,通常采用前向差分或中心差分的方法来求取。假设使用中心差分方法,则其水平方向的梯度和垂直方向的梯度可分别表示为

$$\varphi_H(x,y) = f(x+1,y) - f(x-1,y) \quad (1)$$

$$\varphi_V(x,y) = f(x,y+1) - f(x,y-1) \quad (2)$$

该两项分量的复数表达式组合即为图像 $f(x,y)$ 的梯度

$$\varphi(x,y) = \varphi_H(x,y) + j\varphi_V(x,y) \quad (3)$$

式中, j 为复数的虚数单位。虽然由式(3)计算得到的梯度能够很好地保留每个像素点处的幅度和相位信息,但该式仅仅是理想微分算子的一种近似表达。为了计算波谱轮廓更加接近于理想微分算子的图像梯度,引入优化滤波中心差分估计器计算图像的水平梯度分量和垂直梯度分量,并按照式(3)计算图像梯度。各阶优化滤波中心差分估计器^[10]的系数如表1所示。

表 1 1~3 阶中心差分估计器的系数
Table 1 Coefficient for central difference estimators up to 3rd order

阶数	c_{-3}	c_{-2}	c_{-1}	c_0	c_1	c_2	c_3
1			-1	0	1		
2		1/12	-2/3	0	2/3	-1/12	
3	-1/60	3/20	-3/4	0	3/4	-3/20	1/60

2 梯度互相关函数的计算

对于给定的两幅图像 $f(x,y)$ 和 $g(x,y)$,其大小均为 $M \times N$,其中 $f(x,y)$ 为发生全局运动的图像, $g(x,y)$ 为参考图像。若采用式(3)计算得到的梯度分别为 $\varphi(x,y)$ 、 $\psi(x,y)$,则实现运动矢量的估计,关键在于检测图像 $f(x,y)$ 和 $g(x,y)$ 之间的梯度互相关函数的最大值。假设图像 $f(x,y)$ 和 $g(x,y)$ 之间的梯度互相关函数记为

$$r_{\varphi\psi}(x,y) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \varphi(m,n)\psi^*(m-x,n-y) \quad (4)$$

式中,*表示复共轭。令 $\Phi(u,v)$ 和 $\Psi(u,v)$ 分别表示 $\varphi(x,y)$ 和 $\psi(x,y)$ 的傅里叶变换FFT,同时鉴于上述

函数的离散性和互相关函数的周期性,可以采用频域相乘的方法快速实现梯度互相关函数的计算,即

$$r_{\varphi\psi}(x,y) = \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} \Phi(u,v) \Psi^*(u,v) \times \exp\left[j2\pi\left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N}\right)\right] = \text{IFFT}(\Phi(u,v) \Psi^*(u,v)) \quad (5)$$

式中,IFFT表示逆傅里叶变换,则图像 $f(x,y)$ 和 $g(x,y)$ 之间的运动矢量的估计值即为 $r_{\varphi\psi}(x,y)$ 的实部的最大值坐标

$$(x_m, y_m) = \arg \max \text{Re}\{r_{\varphi\psi}(x,y)\} \quad (6)$$

3 基于上采样梯度互相关的亚像素级初始估计

众所周知,数字图像由一系列离散采样点组成,而图像之间实际的相对运动则是连续的。如果采用上述的梯度互相关函数进行全局运动估计,仅能得到运动矢量的整像素级估计值,这并不符合真实的运动情况。因此,为了得到符合真实运动情况的运动矢量,需要进行亚像素级运动估计。常规的做法^[6,9]是通过计算互相关函数的最大值坐标得到整像素级的运动矢量初始估计值,然后以初始估计值为中心采用拟合方法计算亚像素级的修正值,以此得到最终的亚像素运动矢量估计值。虽然该类方法可以取得较好的估计效果,但是由于其初始估计为整像素级,容易导致后续的亚像素级修正值的计算发生较大偏差,即运动估计结果可能存在整像素级误差。

为了降低初始估计误差对估计结果精确性的影响,采用零填充的方法对梯度互相关函数进行 k 倍上采样,并通过计算上采样的梯度互相关函数的最大值坐标,得到精度为 $1/k$ 像素的亚像素级初始估计值,以此将运动估计误差控制在 $1/k$ 像素级的范围内。其中,上采样因子 k 的取值不宜过大,以免过分增加算法的运算时间以及对存储空间的要求。同时,应用基于矩阵相乘的离散傅里叶变换方法^[11]计算上采样梯度互相关函数,以此提高算法的执行效率。具体如下:

对于一幅大小为 $M \times N$ 图像 $f'(x,y)$,其离散傅里叶变换为

$$F'(u,v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f'(x,y) \exp\left[-j2\pi\left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N}\right)\right] \quad (7)$$

若采用矩阵相乘的形式,式(7)可表示为

$$F'(U,V) = \frac{1}{MN} \exp\left(\frac{-j2\pi UX^T}{M}\right) \times f(X,Y) \times \exp\left(\frac{-j2\pi YV^T}{N}\right) \quad (8)$$

式中, $U = X = [0, 1, \dots, M-1]^T$, $V = Y = [0, 1, \dots, N-1]^T$, $f'(X,Y) =$

$$\begin{bmatrix} f'(0,0) & f'(0,1) & \cdots & f'(0,N-1) \\ f'(1,0) & f'(1,1) & \cdots & f'(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ f'(M-1,0) & f'(M-1,1) & \cdots & f'(M-1,N-1) \end{bmatrix}$$

$F'(U,V) =$

$$\begin{bmatrix} F'(0,0) & F'(0,1) & \cdots & F'(0,N-1) \\ F'(1,0) & F'(1,1) & \cdots & F'(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ F'(M-1,0) & F'(M-1,1) & \cdots & F'(M-1,N-1) \end{bmatrix}$$

同时,由式(5)可得到运动图像 $f(x,y)$ 与参考图像 $g(x,y)$ 之间的梯度互相关函数的共轭

$$r_{\varphi\psi}^*(x,y) = \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} \Phi^*(u,v) \Psi(u,v) \times \exp\left[-j2\pi\left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N}\right)\right] \quad (9)$$

即梯度互相关函数的共轭 $r_{\varphi\psi}^*(x,y)$ 等同于对互功率谱 $\Phi(u,v) \Psi^*(u,v)$ 的共轭执行离散傅里叶变换。若设 $H(u,v) = \Phi^*(u,v) \Psi(u,v)$,则由式(7)–(9)可得到 $r_{\varphi\psi}^*(x,y)$ 的矩阵相乘形式,即

$$r_{\varphi\psi}^*(X,Y) = \exp\left(\frac{-j2\pi XU^T}{M}\right) \times H(U,V) \times \exp\left(\frac{-j2\pi YV^T}{N}\right) \quad (10)$$

式中, $H(U,V) =$

$$\begin{bmatrix} H(0,0) & H(0,1) & \cdots & H(0,N-1) \\ H(1,0) & H(1,1) & \cdots & H(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ H(M-1,0) & H(M-1,1) & \cdots & H(M-1,N-1) \end{bmatrix}$$

利用矩阵相乘离散傅里叶变换方法实现精度为 $1/k$ 像素的运动矢量的初始估计,其核心思想是使用常规的FFT方法求解精度为 $1/2$ 像素的运动矢量估计值,并通过一次矩阵相乘的离散傅里叶变换对该估计值修正。

首先,对运动图像梯度 $\varphi(x,y)$ 与参考图像梯度 $\psi(x,y)$ 之间的互功率谱 $\Phi(u,v) \Psi^*(u,v)$ 进行2倍零填充,并对其执行逆FFT得到2倍上采样的梯度互相关曲面 $r_{\varphi\psi/2}(x,y)$,然后检测该上采样互相关曲

面的最大值坐标,得到精度为 $1/2$ 像素的运动矢量估计值 (d_{x_2}, d_{y_2}) 。

其次,在以估计值 (d_{x_2}, d_{y_2}) 为中心、大小为 1.5×1.5 (以原始像素为单位) 的小邻域上,采用矩阵相乘的形式计算梯度 $\varphi(x, y)$ 与 $\psi(x, y)$ 之间的 k 倍上采样互相关曲面 $r_{\varphi\psi k}(x, y)$, 其大小为 $1.5k \times 1.5k$ (以上采样像素为单位), 具体计算过程如下:

1) 对梯度互功率谱 $\Phi(u, v) \Psi^*(u, v)$ 执行共轭计算, 得到其共轭形式 $H(u, v)$ 。

2) 对 $H(u, v)$ 执行中心变换, 得到原点坐标为 $(M/2, N/2)$ 的频谱 $H'(u, v)$ 。

3) 采用矩阵相乘的方法计算 $H'(u, v)$ 的离散傅里叶变换, 得到 $r_{\varphi\psi k}(x, y)$ 的共轭函数 $r_{\varphi\psi k}^*(x, y)$, 其矩阵形式为

$$r_{\varphi\psi k}^*(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \frac{1}{MkNk} \exp\left(-j2\pi \frac{\mathbf{X}\mathbf{U}^T}{kM}\right) \times H'(\mathbf{U}, \mathbf{V}) \times \exp\left(-j2\pi \frac{\mathbf{V}\mathbf{Y}^T}{Nk}\right) \quad (11)$$

式中, $\mathbf{X} = [0, 1, \dots, 1.5k - 1]^T - \frac{1.5k}{2} + d_{x_2}k$, $\mathbf{Y} = [0, 1, \dots, 1.5k - 1]^T - \frac{1.5k}{2} + d_{y_2}k$, $\mathbf{U} = [0, 1, \dots, M - 1]^T - \frac{M}{2}$, $\mathbf{V} = [0, 1, \dots, N - 1]^T - \frac{N}{2}$ 。

4) 对步骤 3) 所得到 $r_{\varphi\psi k}^*(x, y)$ 执行共轭计算, 即可得到大小为 $1.5k \times 1.5k$ 的 k 倍上采样梯度互相关曲面 $r_{\varphi\psi k}(x, y)$ 。

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} (d_{x_k} - 1)^2 & (d_{y_k} - 1)^2 & (d_{x_k} - 1)(d_{y_k} - 1) & d_{x_k} - 1 & d_{y_k} - 1 & 1 \\ (d_{x_k} - 1)^2 & d_{y_k}^2 & (d_{x_k} - 1)d_{y_k} & d_{x_k} - 1 & d_{y_k} & 1 \\ (d_{x_k} - 1)^2 & (d_{y_k} + 1)^2 & (d_{x_k} - 1)(d_{y_k} + 1) & d_{x_k} - 1 & d_{y_k} + 1 & 1 \\ d_{x_k}^2 & (d_{y_k} - 1)^2 & d_{x_k}(d_{y_k} - 1) & d_{x_k} & d_{y_k} - 1 & 1 \\ d_{x_k}^2 & d_{y_k}^2 & d_{x_k}d_{y_k} & d_{x_k} & d_{y_k} & 1 \\ d_{x_k}^2 & (d_{y_k} + 1)^2 & d_{x_k}(d_{y_k} + 1) & d_{x_k} & d_{y_k} + 1 & 1 \\ (d_{x_k} + 1)^2 & (d_{y_k} - 1)^2 & (d_{x_k} + 1)(d_{y_k} - 1) & d_{x_k} + 1 & d_{y_k} - 1 & 1 \\ (d_{x_k} + 1)^2 & d_{y_k}^2 & (d_{x_k} + 1)d_{y_k} & d_{x_k} + 1 & d_{y_k} & 1 \\ (d_{x_k} + 1)^2 & (d_{y_k} + 1)^2 & (d_{x_k} + 1)(d_{y_k} + 1) & d_{x_k} + 1 & d_{y_k} + 1 & 1 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\lambda} = \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \lambda_3 \\ \lambda_4 \\ \lambda_5 \\ \lambda_6 \end{bmatrix}, \mathbf{C} = \begin{bmatrix} z(d_{x_k} - 1, d_{y_k} - 1) \\ z(d_{x_k} - 1, d_{y_k}) \\ z(d_{x_k} - 1, d_{y_k} + 1) \\ z(d_{x_k}, d_{y_k} - 1) \\ z(d_{x_k}, d_{y_k}) \\ z(d_{x_k}, d_{y_k} + 1) \\ z(d_{x_k} + 1, d_{y_k} - 1) \\ z(d_{x_k} + 1, d_{y_k}) \\ z(d_{x_k} + 1, d_{y_k} + 1) \end{bmatrix}。$$

在式(13)中, 由于矩阵 \mathbf{A} 不是方阵, 不能直接使用矩阵求逆运算来求解未知系数向量 $\boldsymbol{\lambda}$, 可通过最小二乘回归进行求解。即将式(13)的左右两边分别乘以矩阵 \mathbf{A}^T , 即

$$\mathbf{A}^T \mathbf{A} \boldsymbol{\lambda} = \mathbf{A}^T \mathbf{C} \quad (14)$$

最后, 检测 k 倍上采样的梯度互相关曲面 $r_{\varphi\psi k}(x, y)$ 的最大值坐标, 并利用该坐标对前期所得到的精度为 $1/2$ 像素的估计值 (d_{x_2}, d_{y_2}) 进行修正, 即可得到精度为 $1/k$ 像素的运动矢量的初始估计值 (d_{x_k}, d_{y_k}) 。

4 基于抛物面拟合的任意精度修正值的计算

由第 3 节分析可知, 采用上采样方法仅能实现指定精度级别的运动估计, 即估计结果的精度为 $1/k$ 像素。同时, 由于采样间隔大小的选取可能使最大值点发生位置偏移。因此, 引入抛物面拟合方法计算初始估计 (d_{x_k}, d_{y_k}) 的任意精度修正值, 从而实现任意精度运动矢量的精确估计。即在 k 倍上采样的梯度互相关曲面上, 使用抛物面函数对以初始估计 (d_{x_k}, d_{y_k}) 为中心的 3×3 邻域 (以上采样像素为单位) 进行拟合, 然后通过求取拟合曲面的最大值坐标获得精确的修正值。算法的关键步骤在于抛物面拟合函数的获取, 其表达式为

$$z(x, y) = \lambda_1 x^2 + \lambda_2 y^2 + \lambda_3 xy + \lambda_4 x + \lambda_5 y + \lambda_6 \quad (12)$$

式中, $z(x, y)$ 表示坐标为 (x, y) 的 k 倍上采样的梯度互相关值, 而未知系数 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4, \lambda_5, \lambda_6$ 可通过如下方程组(13)求解得到。

$$\mathbf{A} \boldsymbol{\lambda} = \mathbf{C} \quad (13)$$

式中

此时, $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ 是一个方阵, 若其不是奇异矩阵, 即可通过矩阵求逆运算求得系数向量

$$\boldsymbol{\lambda} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{C} \quad (15)$$

求得抛物面拟合函数 $z(x, y)$ 的各项系数后, 可利用导数法获取抛物面的最大值坐标, 即分别计算 $z(x,$

y)关于 x 和 y 的偏导数,并将其置零,即

$$\frac{\partial z}{\partial x} = 2\lambda_1 x + \lambda_3 y + \lambda_4 = 0 \quad (16)$$

$$\frac{\partial z}{\partial y} = 2\lambda_2 y + \lambda_3 x + \lambda_5 = 0 \quad (17)$$

对式(16)(17)进行联合求解,即可求得最大值坐标(d'_{xk} , d'_{yk}),即运动矢量初始估计(d_{xk} , d_{yk})的高精度修正值

$$d'_{xk} = \frac{2\lambda_4 \lambda_2 - \lambda_3 \lambda_5}{\lambda_3^2 - 4\lambda_1 \lambda_2} \quad (18)$$

$$d'_{yk} = \frac{2\lambda_1 \lambda_5 - \lambda_4 \lambda_3}{\lambda_3^2 - 4\lambda_1 \lambda_2} \quad (19)$$

最后,利用式(18)(19)所示的修正值对初始估计(d_{xk} , d_{yk})进行修正,即可得到任意精度的亚像素运动矢量估计值

$$(d_x, d_y) = \frac{(d_{xk}, d_{yk}) + (d'_{xk}, d'_{yk})}{k} \quad (20)$$

5 算法实现步骤

综上所述,本文算法的实现步骤归纳如下:

1)应用表 1 所示的优化滤波中心差分估计器分别计算运动图像与参考图像的水平梯度分量和垂直梯度分量,并按照式(3)计算相应的图像梯度。

2)按照第 3 节所述步骤,采用矩阵相乘离散傅里叶变换方法快速计算 k 倍上采样的梯度互相关曲面,由此生成精度为 $1/k$ 像素的运动矢量的初始估计值。

3)在上采样梯度互相关曲面上,检测以初始估计值为中心的 3×3 邻域外侧的 8 个坐标点及其梯度互相关值。

4)应用上述所检测的梯度互相关值及其坐标,按照式(13)建立求解抛物面拟合函数的未知系数的方程组,并使用式(14)(15)所示方法求解未知系数。

5)采用步骤 4)所得到的系数,按照式(16)(17)计算抛物面拟合函数的最大值坐标,以此得到初始估计的修正值。

6)利用步骤 5)所得到的修正值,按照式(20)对初始估计进行修正,以此得到运动矢量的任意精度级别的精确估计。

6 实验结果与分析

通过两组实验将本文算法与基于矩阵相乘离散傅里叶变换的算法(MMDFT)、基于梯度互相关的算法(GCC)进行分析对比,实验图像包括无噪声污染的图

像序列和加噪的图像序列,实验运行环境如下: Intel i5-2430M 2.40 GHz 处理器、8.0 GB 内存、64 位操作系统。在实验中,本文算法采用了 2 阶的优化滤波中心差分估计器计算图像的梯度,同时上采样因子 k 取值为 10,而在 MMDFT 算法中的上采样因子 k 则取值为 10 000。

6.1 实验 1 无噪声污染的图像序列实验对比

实验图像采用 2 组存在任意亚像素全局运动的无噪图像序列;其中, Einstein 序列的图像大小为 40×40 , baboon 序列的图像大小为 54×54 , 如图 1 所示。每组图像序列各含 1 帧参考图像和 7 帧发生全局运动的图像,其运动矢量如表 2 所示。

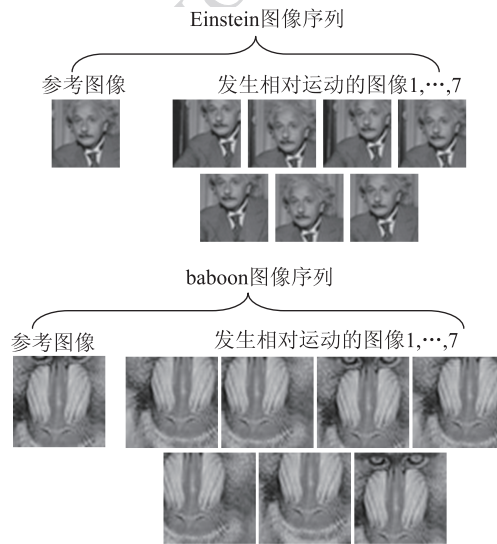


图 1 实验图像序列 I

Fig. 1 Image sequence I that is to be tested

表 2 实际运动矢量(D_x, D_y) (图像序列 I)

Table 2 The actual motion vectors (Image sequence I)

帧序	Einstein 图像序列	baboon 图像序列
1	(7.995 4, -6.206 9)	(6.924 4, -7.222 2)
2	(2.898 2, 3.644 5)	(-5.947 1, -6.025 6)
3	(6.359 5, -3.944 7)	(3.442 7, 2.075 8)
4	(3.204 6, 0.833 5)	(6.762 4, -4.556 2)
5	(-3.160 6, -6.982 5)	(-9.607 2, -6.023 7)
6	(-4.205 5, 3.958)	(3.625 5, -9.694 5)
7	(-3.176 1, -2.432 5)	(-2.410 4, 4.935 7)

表 3、表 4 列出了各种算法对运动矢量的估计结果(d_x, d_y),图 2 和图 3 则显示了各种算法的估计结果与实际运动矢量(D_x, D_y)之间的均方根误差 RMSE,其计算方法为 $RMSE = \sqrt{|D_x - d_x|^2 + |D_y - d_y|^2}$ 。

表 3 无噪的 Einstein 图像序列的运动估计结果

Table 3 The results of motion estimation of noise-free image sequence 'Einstein'

	GCC	MMDFT	本文算法
	(7.951 1, -6.162 5)	(7.949 8, -6.155 9)	(7.971 4, -6.186 7)
	(2.845 3, 3.620 9)	(2.872 5, 3.616)	(2.889 7, 3.634 2)
	(6.294 3, -3.868 2)	(6.343 4, -3.919 5)	(6.341 7, -3.923 7)
(d_x, d_y)	(3.121 4, 0.89)	(3.176 1, 0.812 9)	(3.195 8, 0.825 4)
	(-3.118 4, -7.009 9)	(-3.173 4, -6.944 2)	(-3.167 8, -6.966 7)
	(-4.154 1, 3.893 8)	(-4.207 5, 3.918 4)	(-4.191 6, 3.935 2)
	(-3.190 2, -2.444 7)	(-3.183 9, -2.406 4)	(-3.178 7, -2.419 3)
运行时间/s	0.19	278.42	0.47

表 4 无噪的 baboon 图像序列的运动估计结果

Table 4 The results of motion estimation of noise-free image sequence 'baboon'

	GCC	MMDFT	本文算法
	(6.925 4, 7.144 8)	(6.900 4, -7.202 6)	(6.909 6, -7.188 7)
	(-5.967 1, -5.993 4)	(-5.905 8, 5.883 4)	(-5.929 2, -6.001 7)
	(3.409, 2.038 8)	(3.434 8, 1.991 9)	(3.422 3, 2.059 6)
(d_x, d_y)	(6.806 2, 4.475 4)	(6.744 1, -4.528 3)	(6.751 8, -4.497)
	(-9.659 4, -6.004 9)	(-9.5203, -5.867 9)	(-9.580 2, -6.000 5)
	(3.617 8, 9.637 4)	(3.610 3, -9.726 7)	(3.615 9, -9.672 7)
	(-2.349 3, 4.914 7)	(-2.391 6, 4.869 9)	(-2.415 9, 4.920 3)
运行时间/s	0.21	296.62	0.57

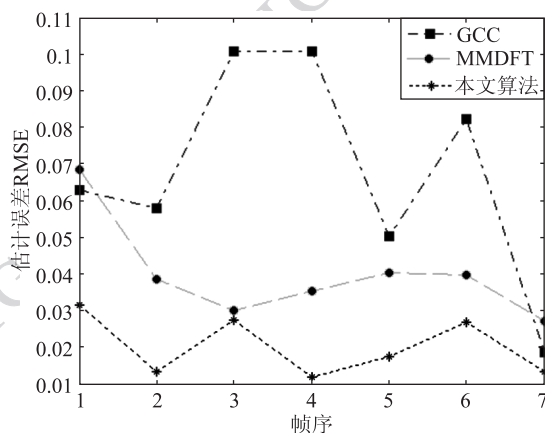


图 2 无噪的 Einstein 图像序列的运动估计误差比较
Fig. 2 Motion estimation error comparison for noise-free image sequence 'Einstein'

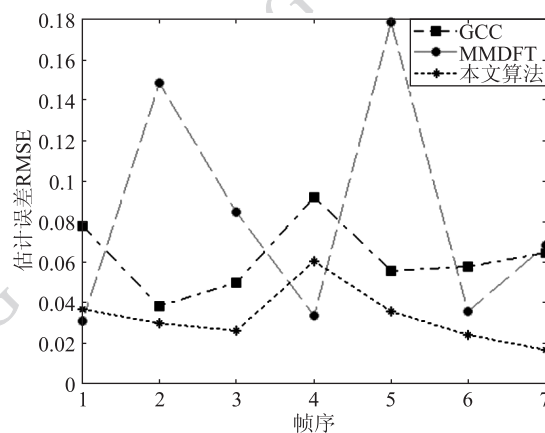


图 3 无噪的 baboon 图像序列的运动估计误差比较
Fig. 3 Motion estimation error comparison for noise-free image sequence 'baboon'

通过比较估计结果可以知道,对于无噪的 Einstein 图像序列,本文算法对各帧运动图像的运动估计结果的误差均低于 GCC 算法和 MMDFT 算法,3 者的

平均估计误差分别为 0.020 2、0.067 6 和 0.039 9;对于无噪的 baboon 图像序列,尽管本文算法对第 1、4 帧运动图像的估计结果误差稍微高于 MMDFT 算

法,但估计结果整体的精确度仍然高于 GCC 算法和 MMDFT 算法,3 种算法的平均估计误差分别为 0.032 6、0.062 1、0.082 7,采用本文算法的运动估计精确度提高近 50%。同时,在算法的执行效率方面,本文算法不仅与 GCC 算法同样具有较高的执行效率,而且明显优于 MMDFT 算法。

6.2 实验 2 噪声污染的图像序列的实验对比

为了检验本文算法在噪声污染场景下的运动估计性能,采用与实验 1 相同的实验图像序列,并对其中的每帧图像分别叠加信噪比为 10 dB 的随机噪声。在噪声影响下各种算法的估计结果如表 5、表 6 所示,估计误差的比较如图 4、图 5 所示。

表 5 噪声污染的 Einstein 图像序列的运动估计结果 (d_x, d_y)

Table 5 The results of motion estimation of noised image sequence 'Einstein' (d_x, d_y)

GCC	MMDFT	本文算法
(7.938 2, -6.181 8)	(7.946 4, -6.159 7)	(7.959 1, -6.176 7)
(2.839, 3.624 7)	(2.871 8, 3.621 3)	(2.885 1, 3.645 4)
(6.268 8, -3.896 8)	(6.318 3, -3.947 1)	(6.316 7, -3.919 4)
(3.121 4, 0.881 7)	(3.184 4, 0.819 9)	(3.197 8, 0.803 2)
(-3.110 8, -7.009 7)	(-3.170 2, -6.951 1)	(-3.159 2, -7.002 4)
(-4.162 2, 3.881 7)	(-4.206 5, 3.919 5)	(-4.207 1, 3.933 5)
(-3.192 6, -2.450 2)	(-3.192 5, -2.405 5)	(-3.185 9, -2.445 9)

表 6 噪声污染的 baboon 图像序列的运动估计结果 (d_x, d_y)

Table 6 The results of motion estimation of noised image sequence 'baboon' (d_x, d_y)

GCC	MMDFT	本文算法
(6.901 1, -7.137 5)	(6.859 7, -7.226 2)	(6.857 3, -7.162 5)
(-5.979 8, -5.957)	(-5.911, -5.874 5)	(-5.962 7, -6.008)
(3.377 8, 2.018 2)	(3.403 9, 1.952 3)	(3.406 5, 2.073 2)
(6.807 7, -4.375 3)	(6.718 3, -4.524 8)	(6.728 7, -4.502 5)
(-9.642 4, -5.998 6)	(-9.53, -5.880 8)	(-9.595 2, -6.057 4)
(3.552 1, -9.537 7)	(3.562 5, -9.750 8)	(3.563 5, -9.659)
(-2.400 2, 4.958 4)	(-2.422 9, 4.884 2)	(-2.449 7, 4.955 4)

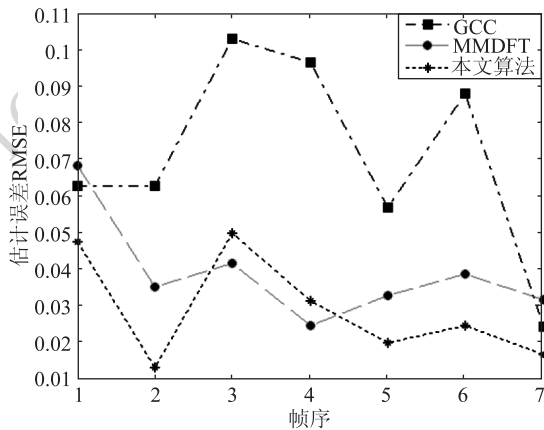


图 4 噪声污染的 Einstein 图像序列的运动估计误差比较
Fig. 4 Motion estimation error comparison for noised image sequence 'Einstein'

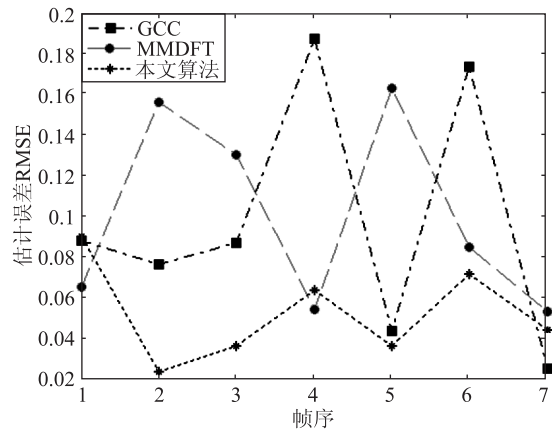


图 5 噪声污染的 baboon 图像序列的运动估计误差比较
Fig. 5 Motion estimation error comparison for noised image sequence 'baboon'

从所得到的估计结果可以看到,噪声污染影响着运动估计的精确度。相对于无噪声污染的图像序列而言,该实验中各种算法的估计结果的精确度都有一定程度的降低,但都表现出良好的抗噪性。同时,在噪声污染的情况下,本文算法的估计精确度仍然高于 GCC 算法和 MMDFT 算法。在噪声污染的 Einstein 图像序列的运动估计中,3 种算法的平均估计误差分别为 0.028 9、0.070 3 和 0.038 8;而对噪声污染的 baboon 图像序列的运动估计,其平均估计误差则分别为 0.052、0.096 9 和 0.100 5。

7 结 论

针对高精度的亚像素全局运动估计问题,探讨了一种基于上采样梯度互相关的快速算法。由于采用优化滤波中心差分估计器所获取的图像梯度的波普轮廓更接近于理想微分算子,同时通过上采样的梯度互相关函数实现亚像素级别的初始估计,进一步降低了估计误差;其次,引入了矩阵相乘离散傅里叶变换方法计算上采样的梯度互相关函数,有效地避免了常规 FFT 方法的高时空复杂度问题;最后,应用抛物面拟合方法计算关于初始估计的任意精度修正值,实现了运动矢量的精确估计。实验结果表明,本文算法不仅具备良好的抗噪性,而且能够有效地提高运动估计的精确性,实现高精度的亚像素全局运动估计。

参考文献 (References)

- [1] Oguri T, Ikehara M, Nguyen T. 3D CUBE video coding using phase correlation motion estimation[J]. Electronics and Communications in Japan (Part III: Fundamental Electronic Science), 2006, 89(5): 32-38.
- [2] Montoliu R, Pla F. Accurate image registration by combining feature-based matching and GLS-Based motion estimation [C]// Proceedings of the 2nd International Conference on Computer Vision Theory and Applications. Barcelona, Spain: INSTICC Press, 2007: 386-389.
- [3] Barceló L, Felip L R, Binefa X. A new approach for real time motion estimation using robust statistics and mpeg domain applied to mosaic images construction [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Amsterdam, Netherlands: IEEE Computer Society Press, 2005: 398-401.
- [4] Li Z L, Xu C, Li Y. Robust object tracking using mean shift and fast motion estimation [C]// Proceedings of 2007 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communications Systems. Xiamen, China: IEEE Inc. Press, 2008: 734-737.
- [5] Guizar-Sicairos M, Thurman S T, Fienup J R. Efficient subpixel image registration algorithms [J]. Optics Letters, 2008, 33(2): 156-158.
- [6] Gleason S S, Hunt M A, Jatko W B. Subpixel measurement of image features based on paraboloid surface fit [J]. Proc. SPIE, 1991, 1386: 135-144.
- [7] Barnea D I, Silverman H F. A class of algorithms for fast digital image registration [J]. IEEE Transactions on Comput., 1972, C-21(2): 179-186.
- [8] Andrus J F, Campbell C W, Jayroe R R. Digital image registration method using boundary maps [J]. IEEE Trans. on Comput., 1975, C-24(9): 935-940.
- [9] Argyriou V, Vlachos T. Estimation of sub-pixel motion using gradient cross-correlation [J]. Electronics Letters, 2003, 39(13): 980-982.
- [10] Christmas W J. Filtering requirements for gradient-based optical flow measurement [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2000, 9(10): 1817-1820.
- [11] Soummer R, Pueyo L, Sivaramakrishnan A, et al. Fast computation of Lyot-style coronagraph propagation [J]. Optics Express, 2007, 15(24): 15935-15951.