

# 一种对光照变化鲁棒的移动目标前景提取方法

杨 彪<sup>1</sup> 倪蓉蓉<sup>2</sup> 江大鹏<sup>1</sup>

(常州大学信息科学与工程学院 常州 213016)<sup>1</sup> (常州纺织工程学院能源管理实验室 常州 213016)<sup>2</sup>

**摘 要** 运动目标前景提取是对其进一步分析如特征提取、行为分析等的基础。RPCA(鲁棒主成分分析)分解可以得到较为完整的目标前景,但该方法对光照变化敏感,容易导致误检。利用 Lab 颜色空间中 a,b 通道对光照变化不敏感的特点,可以提高基于 RPCA 分解的前景提取方法对光照变化的鲁棒性,首先对图像 L,a,b 通道分别进行 RPCA 分解得到稀疏前景,然后利用大津阈值分割各通道二值化前景并采用种子点填充技术融合不同前景,最后利用形态学滤波优化融合结果提取准确的运动目标前景。实验结果表明,该方法可以在复杂背景下准确提取运动目标前景,且能有效克服光照变化的影响。

**关键词** 鲁棒主成分分析,运动目标前景提取,Lab 颜色空间,种子点填充

中图分类号 TP391 文献标识码 A

## Robust Moving Object Foreground Extraction Approach to Illumination Change

YANG Biao<sup>1</sup> NI Rong-rong<sup>2</sup> JANG Da-Peng<sup>1</sup>

(School of Information Science and Engineering, Changzhou University, Changzhou 213016, China)<sup>1</sup>

(Lab of Energy Control, Changzhou Textile Engineering Institute, Changzhou 213016)<sup>2</sup>

**Abstract** Foreground extraction of moving object is the foundation for further analysis. An almost complete object foreground can be obtained by RPCA (Robust Principal Component Analysis) decomposition. However, this approach is sensitive to illumination change. The robustness of RPCA-based foreground extraction approach can be increased by the fact that a, b channels of Lab color space are not sensitive to illumination change. Initially, the sparse foregrounds of L, a, b channels are calculated based on RPCA decomposition respectively. Then Ostu thresholds are employed for binary foreground segmentation of each channel and seed filling technology is utilized for fusing different foregrounds. Finally, the accurate moving object foregrounds are extracted after improving the fusion results with morphology filtering. The experimental results indicate that the proposed method can accurately extract object foreground under complex environments while handling illumination change effectively.

**Keywords** Robust principal component analysis, Moving object foreground extraction, Lab color space, Seed filling

## 1 引言

运动目标前景提取是计算机视觉的研究热点,在视频监控、智能交通、智能楼宇中起着重要的作用。前景提取的主要任务是识别并分割出场景中的移动目标,从而获取诸如尺寸、速度、颜色等信息,辅助实现相关视觉任务。

目前常用的前景检测方法包括帧差法与背景差法。前者通过将连续帧相减得到目标前景,具有计算简单、速度快的优点,但是前景部分容易残缺。为此,学者们对传统的帧差法进行了改进。蒲松涛<sup>[1]</sup>通过将空间与时序信息有效结合,实现了基于双帧图模型的单目视频目标分割算法,一定程度上提高了前景提取的准确性。任克强<sup>[2]</sup>提出了改进的五帧差分法和二维 Renyi 熵阈值分割相融合的运动目标检测算法,充分利用了视频序列的时空相关性,改善了检测效果。不同于帧

差法,背景差法需要建立背景模型,并通过当前帧与背景模型作差提取目标前景,因此可以得到较为完整的前景掩膜,但是结果的准确性依赖于背景模型。Zivkovic<sup>[3]</sup>提出一种改进的自适应混合高斯模型用于背景建模,通过自适应处理提高了背景模型的鲁棒性。李博川<sup>[4]</sup>针对传统高斯背景差分法难以区分阴影和运动目标的不足,提出了一种将混合高斯模型和 HSV 空间阴影抑制相结合的目标检测方法,改善了检测结果。同时,有学者通过不同算法融合改进背景建模的准确性。陆冰<sup>[5]</sup>在混合高斯模型的基础上引入六帧差法,构建出一种高效的运动目标轮廓模型,并采用背景替换法和动态阈值分割提高算法的稳健性,从而提取完整的目标前景。李红波<sup>[6]</sup>利用 Kalman 滤波器的时域低通滤波特性,对混合高斯背景值进行了校正,同时对背景更新方法进行了改进,提高了算法对背景噪声的鲁棒性。Migliore<sup>[7]</sup>提出一种基于参考帧的快

本文受复杂公共环境下群体行为尺度自适应建模与特定异常行为识别算法研究(61501060),复杂公共环境下特定群体异常行为识别算法研究(SBK20150271),常州大学博士引进人才项目(ZMF15020068)资助。

倪蓉蓉(1987—),女,硕士,助理工程师,主要研究方向为机器视觉、车辆导航及定位,E-mail:463189537@qq.com;杨彪(1987—),男,博士,讲师,主要研究方向为机器视觉、模式识别;江大鹏(1991—),男,硕士生,主要研究方向为机器视觉、人工智能。

速鲁棒运动目标前景检测算法,其通过快速的像素级分类器及选择性背景更新将帧差法与背景差法有效结合,提高了前景提取的准确性。

上述方法能够在特定条件下提取运动目标前景,但是帧差法前景提取结果通常不完整,而背景差法在复杂环境下(如光照变化及树叶、旗帜等的摆动)通常包含虚警,同时背景模型的初始化参数需要采用经验值,增加了算法的实现难度。近年来,基于RPCA的目标前景提取算法通过矩阵分解从图像序列中分割运动目标<sup>[8-10]</sup>,该算法将包含运动目标的图像序列表示为低阶背景与稀疏前景,并通过解算优化问题分割稀疏前景。算法利用统计特性抑制了背景干扰,因此被越来越多地用于前景检测。RPCA分解的主要弊端是当场景中存在光照变化时,算法可能会将其误检为运动目标,从而导致提取的前景中包含虚警。

本文利用Lab颜色空间中a,b通道对光照变化不敏感的特点改善基于RPCA分解的运动目标前景提取方法,流程如图1所示。

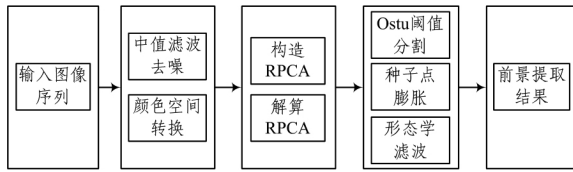


图1 本文算法流程

本文算法主要包括前景提取预处理、基于RPCA的前景提取以及前景提取后续处理3个部分,各部分主要内容如下。

(1)前景提取预处理:利用中值滤波去噪,并将原图像由RGB空间转化到Lab空间,通过对三通道图像分别进行处理提高前景提取对光照变化的鲁棒性。

(2)基于RPCA的前景提取:分别在L,a,b通道构造RPCA前景提取问题,并利用ALM算法解算优化问题,获得不同通道的稀疏前景。

(3)前景提取后续处理:利用Ostu阈值分割方法将稀疏前景二值化,利用种子点填充技术融合各通道二值前景,利用形态学滤波处理融合前景中的毛边与孔洞,改善前景提取效果。

本文的主要创新点是利用Lab颜色空间下a,b通道对光照变化不敏感的特点,分别在图像L,a,b通道进行RPCA分解,并利用种子点填充技术融合不同通道的前景,得到对光照变化鲁棒的运动目标前景。

## 2 前景提取预处理

### 2.1 中值滤波

图像噪声可能会影响图像处理的最佳效果,本文利用中值滤波去除图像采集中可能产生的随机椒盐噪声,同时尽可能保留图像的边缘与细节信息。中值滤波将图像中某个像素点的值用其邻域像素点的中值代替。假设 $f(x,y)$ 表示点 $(x,y)$ 的像素值, $F$ 表示滤波器窗口,那么二维中值滤波定义如下:

$$g(x,y) = \underset{F}{\text{Mid}}\{f(x,y)\} = \text{Mid}\{f(x+r,y+t), (r,t) \in F\} \quad (1)$$

中值滤波的关键是确定滤波窗口的大小和形状。滤波窗口的大小通常选择 $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7$ ,其形状可以选择方形、

十字形以及菱形等。本文通过实验比较选择 $5 \times 5$ 的十字形窗口对原图像进行滤波。

### 2.2 颜色空间转换

RGB颜色空间常用于模式识别任务中,但是,由于其各通道强度值都与光照有关,因此该颜色空间对光照变化敏感。本文将输入图像由RGB空间转化到Lab空间<sup>[11]</sup>,并通过融合不同通道的前景提取效果改善运动目标前景提取对光照变化的鲁棒性。

RGB空间到Lab空间的转换需要XYZ空间作为桥梁。XYZ值定义如下:

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.43057 & 0.34155 & 0.17833 \\ 0.22202 & 0.70666 & 0.01733 \\ 0.02018 & 0.12955 & 0.93918 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} \quad (2)$$

根据RGB值得到XYZ值之后,可以根据如下公式计算Lab值:

$$\begin{aligned} L &= 116f(Y/Y_n) - 16 \\ a &= 500(f(X/X_n) - f(Y/Y_n)) \\ b &= 200(f(Y/Y_n) - f(Z/Z_n)) \end{aligned} \quad (3)$$

$$f(t) = \begin{cases} t^{1/3}, & t > 0.008856 \\ 7.787t + 0.13793, & t \leq 0.008856 \end{cases}$$

其中, $X_n, Y_n, Z_n$ 表示白光的刺激值,一般默认为95.047,100.0以及108.883。

## 3 基于RPCA的前景提取

### 3.1 RPCA前景提取问题构造

对于使用RPCA分解进行前景提取或目标检测的问题,首先给出如下假设:1)背景近似静止,仅仅包含少量非目标运动信息,譬如旗帜、树叶的摆动等;2)目标处于运动状态,场景中不含静止目标或其它非目标运动物体。

根据RPCA分解理论,假设将图像序列每一帧向量化后构成输入矩阵 $D \in m \times n$ (其中 $m$ 表示图像长宽乘积, $n$ 表示帧数),那么输入矩阵 $D$ 由低阶矩阵 $L$ 与稀疏矩阵 $S$ 组成,其中, $L$ 表示输入图像序列中近似不变的背景, $S$ 表示场景中的运动目标前景。区分前景与背景也就是要解如下最小化问题:

$$\min_{L,S} \text{Rank}(L) + \lambda \|S\|_0 \quad \text{s. t. } D = L + S \quad (4)$$

其中, $\text{Rank}(L)$ 表示 $L$ 的阶数, $\|S\|_0$ 表示 $S$ 中非零元素的数目, $\lambda$ 表示平衡参数,用来权衡 $L$ 的低阶特性与 $S$ 的稀疏特性对于目标函数最小化的贡献。但是,式(4)是一个NP-hard问题,因此,Candes等<sup>[12]</sup>将式(4)转化为一个与其近似的凸优化问题,定义如下:

$$\min_{L,S} \|L\|_* + \lambda \|S\|_1 \quad \text{s. t. } D = L + S \quad (5)$$

其中, $\|L\|_*$ 表示 $L$ 的核范数,即奇异值之和; $\|S\|_1$ 表示 $S$ 的L1范数,即 $S$ 中所有元素的绝对值之和。 $\lambda$ 由输入矩阵的维度确定,定义如下:

$$\lambda = 1/\sqrt{\max(m,n)} \quad (6)$$

图2给出了使用经典RPCA分解提取“PEST2009 Dataset”行人序列的背景及前景,该数据库存在较大的光照变化干扰。图2(a)表示数据库第240帧图像的L通道成分;图2(b)表示RPCA分解后得到的低阶背景成分,可以看出背景中包含少量静止目标导致的残影(因此第二个假设要求目标

尽可能处于运动状态);图 2(c)表示 RPCA 分解后得到的稀疏前景成分,不难看出结果中包含较多光照变化导致的虚警。



(a)数据库第 240 帧 L 通道图像



(b)RPCA 分解后的低阶背景成分



(c)RPCA 分解后的稀疏前景成分

图 2 基于 RPCA 分解的前景提取

### 3.2 RPCA 问题解算

式(5)中的矩阵分解问题实质上是一个凸优化问题,可以采用多种方法进行解算。考虑到计算速度与收敛性能,本文采用拉格朗日乘子法(Lagrange Augmented Multipliers, ALM)<sup>[13]</sup>替代常用的内积乘法、迭代阈值算法(Iterative Thresholding, IT)以及加速近邻梯度算法(Accelerated Proximal Gradient, APG)来解算文中的凸优化问题。

ALM 具有与 APG 类似的收敛速度,不同于 APG 仅能得到近似最优解,ALM 能够得到全局最优解,因此结果更加准确、有效。

## 4 前景提取后续处理

### 4.1 目标前景提取

通过 RPCA 分解分别得到各通道的稀疏前景后,需要对各稀疏前景进行二值化处理。稀疏前景中的非零元素由两部分组成:数值较大的目标部分(可能包含噪声)以及数值较小的背景部分。考虑到两者差异明显,可以使用大津(Ostu)阈值分割方法<sup>[14]</sup>对稀疏前景二值化。

Ostu 阈值分割的思想如下:分割后两部分的类间方差越大,表明它们的差别也越大,分割越准确。因此,对于待分割的稀疏前景  $S$ ,假设  $T$  表示区分目标与背景的阈值;目标像素点占图像像素点的比例为  $\omega_0$ ,灰度均值为  $u_0$ ;背景像素点占

图像像素点的比例为  $\omega_1$ ,灰度均值为  $u_1$ ;图像的总平均灰度为  $u = \omega_0 * u_0 + \omega_1 * u_1$ 。那么,目标与背景的类间方差可定义为  $g = \omega_0 * (u_0 - u)^2 + \omega_1 * (u_1 - u)^2$ 。为了减少计算量,通常将  $g$  写为其等价形式  $g = \omega_0 * \omega_1 * (u_0 - u_1)^2$ 。

利用 Ostu 阈值得到各通道前景后,需要进行融合以提取运动目标前景。图 3(a)表示原图像;图 3(b)表示 L 通道前景,其中包含较为完整的目标信息,同时也存在大量光照变化、背景噪声导致的虚警;图 3(c)表示 a, b 通道前景“与”运算后的结果,不难看出虽然缺失了部分目标前景,但几乎不包含噪声;图 3(d)表示三通道前景融合结果,将图 3(c)的结果作为种子点,并利用改进的种子点填充算法<sup>[15]</sup>在 L 通道前景上进行膨胀处理,可以得到准确的运动目标前景。

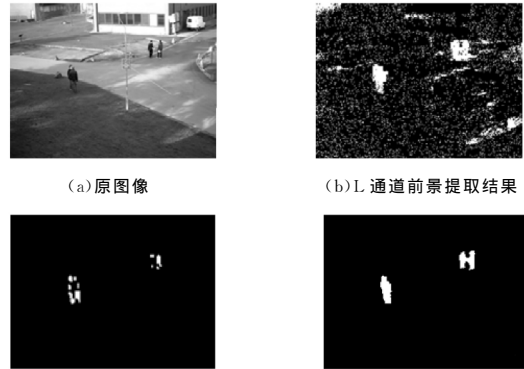


图 3 多通道 RPCA 分解前景提取结果

图 3 多通道 RPCA 分解前景提取结果

### 4.2 形态学滤波

考虑到运动目标前景中可能存在空洞与毛刺,本文采用形态学滤波中的“膨胀”、“腐蚀”来优化所提取的运动目标前景。

“膨胀”运算就是将目标连通的像素点合并到目标中,从而增加目标的面积,常用于填补目标内部空洞。使用给定结构元素 element 对图像进行“膨胀”运算的定义如下:

$$dst(x, y) = \max_{((x', y') \text{ in element})} src(x + x', y + y') \quad (7)$$

其中,  $src(x, y)$  表示  $(x, y)$  处的像素值,  $dst(x, y)$  表示经过“膨胀”运算后  $(x, y)$  处的像素值。

“腐蚀”运算是“膨胀”运算的逆操作,直观来看就是消除目标的最外层边缘,常用来消除图像中的孤立点。使用给定的结构元素 element 对图像进行“腐蚀”运算的定义如下:

$$dst(x, y) = \min_{((x', y') \text{ in element})} src(x + x', y + y') \quad (8)$$

其中,  $src(x, y)$  表示  $(x, y)$  处的像素值,  $dst(x, y)$  表示经过“腐蚀”运算后  $(x, y)$  处的像素值。

通过大量实验,本首先将目标前景进行两次“膨胀”操作以填充内部空洞,然后通过两次“腐蚀”操作进行还原并消除目标前景的毛刺现象。

## 5 实验结果分析

### 5.1 定性实验分析

本文采用“Mall Dataset”以及“PEST2009 Dataset”对所提出的运动目标前景提取方法进行定性实验分析,结果如图 4 所示。不难看出,针对“Mall Dataset”这种包含复杂背景且目标运动多而杂的情况,本文算法能够准确提取运动目标的前景,并尽可能排除复杂背景的干扰;针对“PEST2009 Data-

set”这种包含光照变化以及目标长时间停滞的情况,本文算法虽然能够有效克服光照变化对前景提取的影响,但是容易将长时间停留的目标误检测为背景,导致结果中丢失部分目标前景(图4(d)2,3列结果中丢失部分目标前景)。

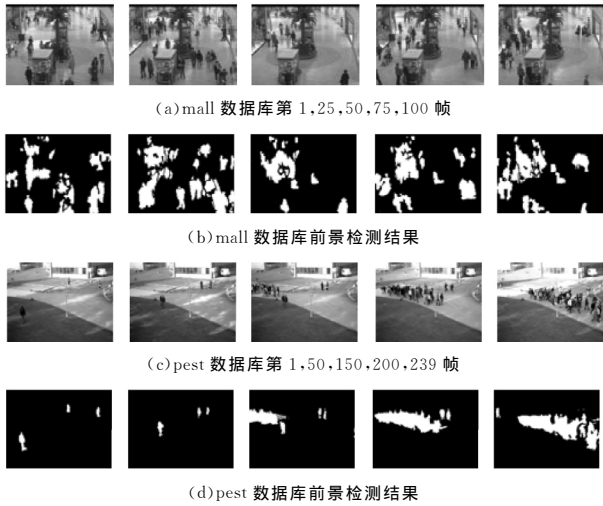


图4 本文算法前景提取结果

## 5.2 定量实验分析

本文采用检测率  $DR$ 、精度  $P$  以及  $F$ -测量值  $F$  这3个指标对不同目标前景提取算法进行定量实验分析。其中检测率表示目标被检测到的概率;精度表示目标前景提取的准确度; $F$ -测量值综合考虑了检测率以及精度,全面反映了算法的前景提取能力。各指标定义如下:

$$DR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (9)$$

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (10)$$

$$F = \frac{2 * DR * P}{DR + P} \quad (11)$$

其中,  $TP$  表示正确标记为前景的前景点像素数目,  $FP$  表示错误标记为前景的背景点像素数目,  $TN$  表示正确标记为背景的背景点像素数目,  $FN$  表示错误标记为背景的前景点像素数目。

作为对比,本文采用改进混合高斯背景消去法(Mixture Gaussian, MG)<sup>[4]</sup>、核密度估计(kernel Density Estimation, KDE)前景提取法<sup>[16]</sup>以及模糊肖凯积分(Fuzzy Choquet Integral, FCI)前景提取法<sup>[17]</sup>进行定量分析,所用算法均采用相应文献中的默认参数。

表1 不同前景提取算法定量分析结果

	本文算法	MG	FCI	KDE
Campus	78.3/83.3/ 80.7	72.4/71.5/ 71.9	57.3/85.5/ 68.6	78.6/74.6/ 76.5
	83.2/80.5/ 81.8	68.5/70.3/ 69.4	53.1/82.7/ 64.7	69.2/58.7/ 63.5
Hall	77.6/81.3/ 79.4	66.4/72.3/ 69.2	58.7/79.8/ 67.6	76.1/62.4/ 68.6
	76.3/78.2/ 77.2	69.3/71.2/ 70.2	61.2/77.5/ 68.4	73.9/58.9/ 65.6
Switch Light	85.2/83.3/ 84.2	81.1/68.3/ 74.2	69.1/89.2/ 77.9	81.2/16.7/ 27.7
	84.1/82.8/ 83.4	72.1/77.6/ 74.7	74.5/84.2/ 79.0	85.3/80.6/ 82.9

表1给出了不同算法在公共数据库“Campus”,“Foun-

tain”,“Hall”,“Lobby”,“Switch Light”以及“Water”上的定量分析结果,其中对指标数值加粗表示不同算法得到的该指标中的最优值。

从表1不难看出,本文算法在除了“Campus”数据库的其它数据库上均有2~3个指标优于其他算法,因此本文算法无论在目标测得率和前景提取精度上都要优于MG和FCI以及KDE算法。

结束语 本文提出了一种Lab颜色空间下使用RPCA分解提取运动目标前景的方法,通过a,b通道对光照变化鲁棒的特性改善了传统利用RPCA分解提取目标前景对光照变化敏感的不足。本文分别在L,a,b通道构造RPCA问题并通过ALM算法进行解算从而得到稀疏前景,将各通道稀疏前景通过Ostu阈值二值化处理后,利用种子点填充技术将不同通道的二值化结果进行融合并利用形态学滤波进行优化,从而准确提取运动目标的前景区域。本文的创新点主要是在Lab空间进行传统的RPCA分解并通过种子点填充进行各通道二值前景的融合,提高了前景提取算法对光照变化的鲁棒性。本文算法的不足之处在于:当目标从运动到静止,尤其是长时间停留时,会丢失部分目标前景。因此,下一步工作是如何防止目标较长时间停滞于场景中时目标前景的丢失。

## 参考文献

- [1] 蒲松涛,查红彬.基于双帧图的视频物体分割[J].北京大学学报(自然科学版),2015,51(3):409-417
- [2] 任克强,高晓林.基于五帧差和二维Renyi熵的运动目标检测[J].电子测量与仪器学报,2015,1(8):1179-1186
- [3] Zivkovic Z. Improved Adaptive Gaussian Mixture Model for Background Subtraction[C]//Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, 2004. Los Alamitos: IEEE, 2004: 28-31
- [4] 李博川,丁轲.结合阴影抑制的混合高斯模型改进算法[J].计算机工程与科学,2016,38(3):556-561
- [5] 陶志颖,鲁昌华,汪济洲,等.一种改进型的时空混合高斯背景建模[J].电子测量与仪器学报,2014,28(9):986-990
- [6] 李红波,唐培竣,吴渝. Kalman滤波器对混合高斯背景建模的改进[J].计算机工程与应用,2009,45(24):162-165
- [7] Migliore D A, Matteucci M, Naccari M. A Revaluation of Frame Difference in Fast and Robust Motion Detection[C]//Proceedings of the 4th ACM International Workshop on Video Surveillance and Sensor Networks, 2006. New York: ACM, 2006: 215-218
- [8] Yang Biao, Zou Ling. Robust Foreground Detection using Block-based RPCA [J]. OPTIK, 2015, 126(23): 4586-4590
- [9] Tang Gong-guo, Nehorai A. Robust Principal Component Analysis Based on Low-Rank and Block-Sparse Matrix Decomposition [C]//2011 45th Annual Conference on Information Sciences and Systems, 2011. Baltimore: IEEE, 2011: 2213-2217
- [10] Ding Xing-hao, He Li-han, Lawrence C. Bayesian Robust Principal Component Analysis [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(12): 3419-3430
- [11] Yang Biao, Lin Guo-yu, Zhang Wei-gong. Integration of Lab model and EHOg for human appearance matching across disjoint camera views [J]. Journal of Southeast University (English Edition), 2012, 28(4): 422-427

(下转第192页)

滑移动边界,密度保持恒定不变,为  $\rho=1.0\text{kg}/\text{m}^3$ ,烟雾的进口宽度  $d=1$ ,二维空间内部  $D=2$ ,其上下管道足够长,这里取  $L=30$ 。

边界条件:对称线上  $u=0, \frac{\partial u}{\partial y}=0$ ,入口处  $u, v$  为给定值,固体边界  $u=v=0$ ,雷诺数  $\text{Re}=200$ 。将求解区域进行剖分,网格数为  $150 \times 100$ ,方程离散后的系数矩阵呈五对角状<sup>[19,20]</sup>,非零元素的个数为 1500,求解精度为  $\epsilon=10^{-6}$ ,取  $k=8, m=20$ ,运用 GMRES 算法求解二维空间内烟雾流体的速度分布和压力分布,烟雾仿真算法实现的硬件环境是第二代英特尔酷睿 i3-2310M CPU, 2GB 内存, NVIDIA GeForce GT 520M 的 1GB 独立显卡;软件平台是开放图形库 OpenGL 和 VC++6.0。

烟雾仿真结果如图 3 所示。

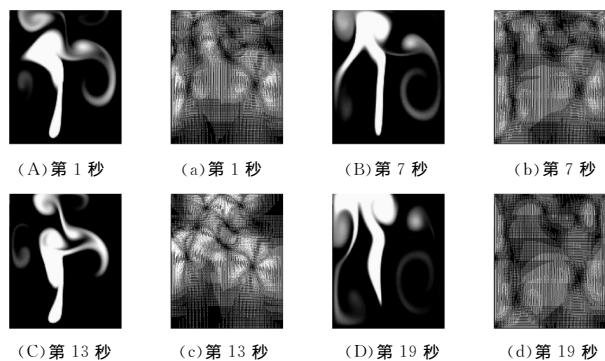


图 3 烟雾仿真结果截图

上述 8 张图片为系统基于流体 N-S 方程所仿真的烟雾截图,分别为给定烟雾源一定初速度后,在自由扩散情况下第 1s, 7s, 13s 和 19s 的截图,图中(A)、(B)、(C)、(D)为烟雾仿真截图,(a)、(b)、(c)、(d)分别为对应烟雾在二维空间内的速度场分布,由上述 4 张烟雾仿真截图可以看出,由于是基于流体 N-S 方程来仿真烟雾,因此其运动形态逼真自然,烟雾的真实性得到了满足,广义极小残差算法(GMRES)可以用于烟雾仿真 N-S 方程的求解中。

结束语 烟雾模拟是一项非常复杂的课题,本文从烟雾仿真中求解 N-S 方程的角度出发,提出 GMRES 算法来求解烟雾仿真的 N-S 方程,详细叙述了 GMRES 算法求解 N-S 方程的原理和步骤,并且给出了 GMRES 算法求解 N-S 方程可行性的证明,最后采用 GMRES 算法结合计算机仿真技术给出了烟雾仿真的可视化结果。烟雾仿真结果表明 GMRES 算法能够仿真出逼真度较高的烟雾,为烟雾仿真技术的发展提供了可参考的价值。

## 参考文献

(上接第 189 页)

[12] Candes E J, Li Xiao-dong, Ma Yi. Robust principal component analysis [J]. Journal of the ACM, 2011, 58(3): 1-20

[13] Wang Ping, Zhang Chu-han, Cai Si-jia, et al. Accelerated matrix recovery via random projection based on inexact augmented Lagrange multiplier method [J]. Transactions of Tianjin University, 2013, 19(4): 293-299

[14] Li Mu, Yan Ji-hong, Zhu Yan-he, et al. Improvement on Canny operator by algorithm of self-adaptive determining double-threshold [J]. Journal of Jilin University (Engineering and

[1] Pan Yuan-hang, Ma Li-zhuang. Video based simulation on real-time snow falling and accumulation[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2009, 21(8): 1164-1169

[2] Song O Y, Shin H, Ko H S. Stable but nondissipative water [J]. ACM Transactions on Graphics, 2005, 24(1): 81-97

[3] Takahashi T, Fujii H, Kunimatsu A, et al. Realistic Animation of Fluid with Splash and Foam[J]. Computer Graphics Forum, 2003, 22(3): 391-400

[4] 周永霞,石教英,郁佳荣. 基于物理的烟雾动画[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2006, 18(9): 1367-1371

[5] 关朋燕,李春光,景何仿. TDMA 算法在迭代求解二维对流扩散问题中的收敛性证明[J]. 高等学校计算数学学报, 2014, 36(1): 77-85

[6] 戴华. 求解大规模矩阵问题的 Krylov 子空间方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2001, 33(2): 44-54

[7] 李晓梅,吴建平. Krylov 子空间方法及其并行计算[J]. 计算机科学, 2005, 32(1): 21-22

[8] 贾仲孝,陈桂芝. 解大规模非对称矩阵特征问题的精化 Arnoldi 方法的一种变形[J]. 数值计算与计算机应用, 2003, 24(2): 101-110

[9] 李人宪. 有限体积法基础[M]. 国防工业出版社, 2008

[10] 叶正寅,杨永年. 二维分离流中的 NS 方程数值计算方法[J]. 空气动力学学报, 1994, 12(3): 320-325

[11] 周瑜. 采用滑移网格的二维非定常 NS 方程数值计算[D]. 中国空气动力研究与发展中心, 2009

[12] 王福军. 计算流体力学分析[M]. 北京:清华大学出版社, 2005

[13] 陶文铨. 数值传热学(第二版)[M]. 西安:西安交通大学出版社, 2011

[14] 李安志,仁继念,崔薇. 三对角方程组通用性迭代解法[J]. 教学与科技, 2010, 12(4): 33-37

[15] 李文强,马民. 对解循环三对角方程组的追赶法[J]. 科技导报, 2009, 27(14): 69-72

[16] Adduci J, Djakov P, Mityagin B. Convergence radii for Eigenvalues of tridiagonal Matrices[J]. Letters in Mathematical Physics, 2010, 9(1): 1-14

[17] 徐树方,高立,张平文. 数值线性代数[M]. 北京:北京大学出版社, 2000

[18] 罗奇. 计算流体力学[M]. 钟锡昌,刘学宗,译. 科学出版社, 1983

[19] 李文强,马民,李卫霞. 追赶法求解拟无对角线性方程组[J]. 科学导报, 2010, 28(18): 60-63

[20] 王礼广,蔡放,熊岳山. 五对角方程组追赶法[J]. 南华大学学报(自然科学学报), 2008, 22(1): 1-4

Technology Edition), 2008, 38(4): 913-918

[15] 张正峰,马少飞,李玮. 新的种子点区域填充算法[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(6): 201-202

[16] El-baf F, Bouwmans T, Vachon B. Fuzzy Integral for Moving Object Detection[C] // 2008 IEEE International Conference on Fuzzy Systems, 2008. Hong Kong: IEEE, 2008: 1729-1736

[17] Wan Qin, Wang Yao-nan. Background subtraction based on adaptive non-parametric model[C] // Proceedings of the 7th World Congress on Intelligent Control and Automation, 2008. Chongqing: IEEE, 2008: 5960-5965