

基于光流与 Delaunay 三角网格的 图像序列运动遮挡检测

张聪炫^{1,2}, 陈震^{1,2}, 汪明润¹, 黎明¹, 江少锋²

(1. 南昌航空大学江西省图像处理与模式识别重点实验室, 江西南昌 330063; 2. 南昌航空大学测试与光电工程学院, 江西南昌 330063)

摘 要: 针对图像序列运动遮挡检测的准确性与鲁棒性问题, 提出一种基于光流与 Delaunay 三角网格的图像序列运动遮挡检测方法. 首先构造基于非局部约束的 TV- L^1 光流估计模型; 然后根据图像 Delaunay 三角网格划分与光流估计结果对图像序列帧间对应像素点和局部三角形进行运动遮挡判断并检测遮挡区域; 最后采用 MPI Sintel 和 Middlebury 数据库提供的测试图像集对本文方法与 SMOD、GOSF 等代表性方法进行对比测试. 实验结果表明, 本文方法相对于 SMOD 和 GOSF 方法在十组测试图像集的平均漏检率和误检率分别降低 15.21% 与 30.57%, 说明本文方法针对非刚性运动、复杂场景、弱纹理、光照阴影以及大位移等类型图像序列均具有较高的检测精度和较好的鲁棒性.

关键词: 图像序列; 遮挡检测; 光流; Delaunay 三角网格

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2018)02-0479-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.02.030

Motion Occlusion Detecting from Image Sequence Based on Optical Flow and Delaunay Triangulation

ZHANG Cong-xuan^{1,2}, CHEN Zhen^{1,2}, WANG Ming-run¹, LI Ming¹, JIANG Shao-feng²

(1. Key Laboratory of Jiangxi Province for Image Processing and Pattern Recognition, Nanchang Hangkong University, Nanchang, Jiangxi 330063, China;
2. School of Measuring and Optical Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang, Jiangxi 330063, China)

Abstract: For the accuracy and robustness of the motion occlusion detecting from image sequence, this paper proposes a novel occlusion detection method based on the optical flow and Delaunay triangulation. Firstly, a TV- L^1 optical flow model based on the non-local constraint is presented. Secondly, according to the results of the Delaunay triangulation and optical flow result of image sequence, the occlusion of the corresponding pixels and local triangles between the continuous frames is located and the motion occlusion regions could be detected. Finally, the evaluation sequences of the MPI Sintel and Middlebury databases are employed to test the performance of the motion occlusion detecting between the proposed method, the SMOD and GOSF methods. The experimental results show that the average omission rate and average false rate of the proposed method on the ten test image sequences are reducing 15.21% and 30.57% compared to the SMOD and GOSF methods, which indicates the proposed method has the higher accuracy and better robustness of the motion occlusion detecting under the non-rigid motion, complex scene, weak texture, brightness shadow and large displacement.

Key words: image sequence; occlusion detection; optical flow; Delaunay triangulation

1 引言

图像序列运动遮挡检测是图像处理与机器视觉研究领域的一项重要任务,旨在通过检测、标记图像序列中不同物体与场景之间或同个物体不同部分之间的遮

挡区域,以减小运动遮挡对目标分割、场景重建以及目标识别的影响.研究成果被广泛应用于军事、工业、医学等领域,例如军事目标检测与跟踪^[1]、工业机器人视觉系统^[2]、无人驾驶汽车^[3]、脑部医学图像处理与分析^[4]以及卫星云图分析与天气预报^[5]等.

收稿日期:2016-10-13;修回日期:2016-12-15;责任编辑:马兰英

基金项目:国家自然科学基金(No. 61401190, No. 61462062);航空科学基金(No. 2015ZC56009);江西省重点研发计划项目(No. 20161BBE50080);江西省图像处理与模式识别重点实验室开放基金(No. TX201604001);无损检测技术教育部重点实验室开放基金(No. ZD201529001)

根据检测策略的不同,运动遮挡检测大致可以分为基于双目立体视觉的方法和基于单目图像序列的方法两类.基于双目立体视觉的方法通常是根据极线约束判断像素点在两幅图像中是否存在遮挡^[6].针对双目图像中的强遮挡检测的问题,Malathi^[7]提出一种基于双目视差图像的线性回归遮挡检测方法,该方法利用视差图像特征点在不同图像的位置信息构造遮挡检测线性模型.针对遮挡检测的准确性问题,Zitnick^[8]首先假设双目视差图像所有像素点具有唯一值且连续变化,然后对双目图像中的像素点进行立体匹配,最后根据匹配结果生成遮挡区域检测结果.针对视差图像遮挡检测的鲁棒性问题,张^[9]提出基于随机森林的深度图像遮挡检测方法,利用随机森林分类器对像素点进行遮挡判断,有效的提高了遮挡检测的可靠性.虽然基于双目立体视觉的遮挡检测方法能够较完整的检测图像中的遮挡区域,但由于该类方法通常采用特征点对应的手段,导致其运动遮挡检测结果中常常包含较多的误检信息^[10].

基于单目图像序列的方法主要是依靠图像亮度或几何特征变化检测运动遮挡区域,因此该类方法检测结果更加贴合图像运动边缘^[11].针对动态场景下的运动遮挡检测问题,朱^[12]利用最小二乘椭圆拟合法对图像序列中运动物体的局部轮廓进行拟合,并根据拟合轮廓结果判断图像运动遮挡区域.针对图像序列中运动物体或场景的边缘强遮挡检测问题,Kenny^[13]提出基于图像局部几何划分的遮挡检测方法,该方法通过对图像进行局部几何网格划分,利用像素点帧间亮度变化进行遮挡区域检测.实验证明该方法针对强遮挡具有较好的检测效果.针对图像序列弱遮挡检测问题,Ayvaci^[14]提出基于光流与朗伯反射假设的运动遮挡检测方法,虽然该方法对运动边缘细节弱遮挡具有较好的检测效果,但检测结果是稀疏的.针对以上问题,Lordeanu^[15]提出基于特征匹配的由稀疏到稠密运动遮挡检测方法,该方法利用图像特征点的局部特性在稀疏检测的基础上对图像局部区域进行稠密化插值.由于该方法须确立大量图像序列稀疏特征点的对应关系,导致其不适用于非刚性运动、大位移以及弱纹理等类型图像序列.

针对非刚性运动弱遮挡、复杂场景强遮挡以及复杂纹理和大位移等情况下图像序列运动遮挡检测的准确性与鲁棒性问题,本文提出一种基于光流与 Delaunay 三角网格的图像序列运动遮挡检测方法.首先构造基于非局部约束的 TV-L¹ 光流估计模型,然后根据图像 Delaunay 三角网格划分与光流对图像帧间像素点与局部三角形区域进行遮挡判断,从而检测图像序列运动遮挡区域,具有检测精度高、鲁棒性好等显著优点.

2 基于非局部约束的 TV-L¹ 光流估计模型

2.1 TV-L¹ 光流估计模型

假设图像序列当前帧图像像素点 $\mathbf{X} = (x, y)^T$ 处图像亮度为 $I(\mathbf{X}, t)$, 在下一帧图像中, 该像素点移动至图像 $\mathbf{X} + \mathbf{w} = (x + u, y + v)^T$ 处, 则其亮度可表示为 $I(\mathbf{X} + \mathbf{w}, t + 1)$, 当图像序列帧间间隔趋近于零时, 可认为两帧图像间对应像素点的亮度恒等不变:

$$I(\mathbf{X} + \mathbf{w}, t + 1) - I(\mathbf{X}, t) = 0 \quad (1)$$

式(1)是图像序列亮度守恒假设, $\mathbf{w} = (u, v)^T$ 表示相邻两帧图像间的光流矢量, 则 Horn 和 Schunck 提出的光流计算能量函数可表示为:

$$E(u, v) = \iint_{\Omega} \{ (I(\mathbf{X} + \mathbf{w}, t + 1) - I(\mathbf{X}, t))^2 + (|\nabla u|^2 + |\nabla v|^2) \} d\mathbf{X} \quad (2)$$

式(2)中, $\nabla = (\partial_x, \partial_y)^T$ 表示空间梯度. 由于亮度守恒假设在光照变化时并不可靠, 图像梯度守恒假设 $\nabla I(\mathbf{X} + \mathbf{w}, t + 1) - \nabla I(\mathbf{X}, t) = 0$ 通常被作为数据项的补充约束条件. 当图像中包含较大噪声或亮度突变时, 基于图像数据的守恒假设通常包含较大误差, 本文在数据项中引入非平方惩罚函数以增强数据项的可靠性与鲁棒性. 同时, 为了使光流在不同运动区域以不同的扩散尺度进行扩散, 以保存图像中运动边缘细节信息, 本文在式(2)中平滑项引入非平方惩罚函数, 以改进光流的扩散尺度. 本文光流计算能量函数可表示为:

$$E(u, v) = \iint_{\Omega} \{ \varphi((I(\mathbf{X} + \mathbf{w}, t + 1) - I(\mathbf{X}, t))^2 + (\nabla I(\mathbf{X} + \mathbf{w}, t + 1) - \nabla I(\mathbf{X}, t))^2) + \varphi(|\nabla u|^2 + |\nabla v|^2) \} d\mathbf{X} \quad (3)$$

式(3)中, $\varphi(x^2) = \sqrt{x^2 + \varepsilon^2}$ ($\varepsilon = 0.001$) 表示非平方惩罚函数. 式(3)中能量函数模型通常被称为 TV-L¹ 模型 (Total Variation-L¹).

2.2 基于非局部约束的 TV-L¹ 光流估计模型

针对传统光流估计模型的限制, 非局部模型逐渐成为光流估计的一个重要手段, 其核心思想是通过对光流能量函数添加非局部约束项使其构成非局部光流估计模型如下所示:

$$E(u, v) = \iint_{\Omega} \{ \varphi((I(\mathbf{X} + \mathbf{w}, t + 1) - I(\mathbf{X}, t))^2 + (\nabla I(\mathbf{X} + \mathbf{w}, t + 1) - \nabla I(\mathbf{X}, t))^2) + \varphi(|\nabla u|^2 + |\nabla v|^2) \} d\mathbf{X} + \lambda_{NL} \sum_{i,j} \sum_{(i',j') \in N_{i,j}} (|u_{i,j} - u_{i',j'}| + |v_{i,j} - v_{i',j'}|) \quad (4)$$

式(4)中, λ_{NL} 表示非局部约束项权重系数, $N_{i,j}$ 表示以像素点 $(i, j)^T$ 为中心的窗口内像素点总数, 点 $(i', j')^T$ 表

示该窗口内的邻域点. 对式(4)中的非局部 TV- L^1 光流估计模型进行线性化求解是一个困难问题, Sun^[16] 将其转化为能量函数金字塔变形线性迭代与加权中值滤波相结合的光流优化估计策略, 使得非局部光流估计模型的线性化计算问题迎刃而解. 本文采用 Sun 提出的基于加权中值滤波与金字塔分层细化策略对式(4)中非局部约束 TV- L^1 光流计算模型进行线性化求解, 具体线性化过程不再赘述.

3 基于光流与 Delaunay 三角的运动遮挡检测

3.1 运动遮挡问题描述

图像序列运动遮挡通常是指图像中运动物体或场景表面像素点随着图像帧间运动“时隐时现”的现象.

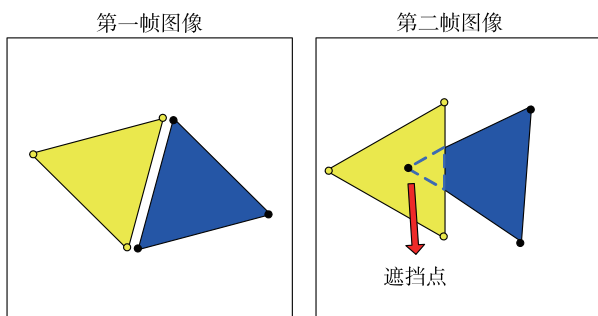


图1 图像像素点帧间运动遮挡示例

根据图像 Delaunay 三角网格划分以及图像帧间光流计算结果, 本文提出的基于光流与 Delaunay 三角网格的运动遮挡检测方法可描述为以下步骤:

Step1 根据 Delaunay 三角网格划分结果和图像帧间光流分别计算各像素点在第二帧图像的坐标, 并根据第一帧图像三角网格划分在第二帧图像建立对应的三角形网格区域.

Step2 根据两帧间图像光流与第一帧图像像素点坐标计算各像素点在两帧图像间的亮度变化:

$$\Delta I_p = I(\mathbf{x} + \mathbf{w}) - I(\mathbf{x}) \quad (5)$$

式(5)中, P 表示第一帧图像中任意像素点, \mathbf{x} 表示点 P 的图像坐标, \mathbf{w} 表示点 P 在两帧图像间的光流, ΔI_p 表示点 P 在两帧图像间的亮度变化;

Step3 根据图像 Delaunay 三角网格划分与各像素点在两帧图像间的亮度变化计算各三角形区域在两帧图像间的亮度变化:

$$\Delta I_{\Delta} = \alpha_1 \cdot \Delta I_{p_1} + \alpha_2 \cdot \Delta I_{p_2} + \alpha_3 \cdot \Delta I_{p_3} \quad (6)$$

式(6)中, ΔI_{Δ} 表示图像三角形区域在两帧图像中的亮度变化, ΔI_{p_1} 、 ΔI_{p_2} 、 ΔI_{p_3} 表示组成三角形的三个像素点在两帧图像间的亮度变化; α_1 、 α_2 、 α_3 表示组成三角形的三个像素点在计算三角形区域亮度变化时的权重, 取 $\alpha_1 = \alpha_2 = \alpha_3 = 1/3$, 即各像素点所占权重相同;

如图 1 所示, 将蓝色三角形和黄色三角形看作图像序列中两个运动物体. 在第一帧图像中, 蓝色三角形与黄色三角形同时完整显示; 而在第二帧图像中, 蓝色三角形的一个顶点进入到黄色三角形区域, 此时该像素点可以判定是遮挡点或被遮挡点. 因此, 图像序列运动遮挡问题就是图像序列中运动物体或场景表面像素点的遮挡与被遮挡问题.

3.2 基于光流与 Delaunay 三角网格的运动遮挡检测

本文首先将待检测图像序列的参考帧按照 Delaunay 三角网格划分为如图 2 所示, 图 2 中划分出的三角形被称为 Delaunay 三角形.

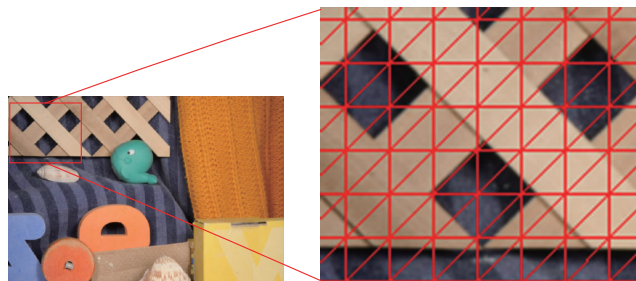


图2 图像Delaunay三角网格划分示例

Step4 根据两帧图像对应的三角网格划分结果以及图像 Delaunay 三角网格划分的三角形区域亮度变化 ΔI_{Δ} 和组成该三角形的三个像素点在两帧图像间的亮度变化 $\Delta I_{p(i)}$ ($i = 1, 2, 3$) 对图像序列中各三角形区域是否存在遮挡进行判断, 判断规则如下:

(a) 当第一帧图像的三角形区域在第二帧图像中的对应三角形区域没有像素点嵌入, 则该三角形区域没有遮挡现象.

(b) 如图 1 所示, 当第一帧图像的三角形区域在第二帧图像中的对应三角形区域有像素点嵌入, 则该三角形区域存在遮挡现象, 采用式(7)进行判断:

$$\begin{cases} \text{当 } \Delta I_{\Delta} > \Delta I_p, \\ \text{进入对应三角形区域的像素点被遮挡} \\ \text{当 } \Delta I_p > \Delta I_{\Delta}, \\ \text{组成对应三角形的三个像素点被遮挡} \end{cases} \quad (7)$$

式(7)中, ΔI_p 表示嵌入第二帧图像三角形区域的任意像素点 P 的两帧图像间亮度变化.

根据以上步骤对图像 Delaunay 三角网格划分的所有三角形进行上述步骤的判断, 存在遮挡的像素点将其灰度值设为 1, 未遮挡像素点灰度值设为 0, 最终生成图像运动遮挡区域.

4 实验与分析

4.1 实验说明

本文采用漏检率 OR (Omission Rate) 和误检率 FR (False Rate) 作为运动遮挡检测结果的评价指标. 其中, OR 表示检测结果中未检测出的遮挡点数量占图像像素点总数的比率; FR 表示检测结果中被误检测为遮挡点的非遮挡点数量占图像像素点总数的比率, 误差测量公式如下所示:

$$OR = \frac{N_{omission}}{N_{sum}} \times 100\% \quad (8)$$

$$FR = \frac{N_{false}}{N_{sum}} \times 100\% \quad (9)$$

式中, $N_{omission}$ 表示未检测出的遮挡点数量, N_{false} 表示误检测为遮挡点的非遮挡点数量, N_{sum} 表示图像像素点总

数量. 为了验证本文运动遮挡检测方法的精度与鲁棒性, 分别选取基于立体匹配的遮挡检测方法 (SMOD)^[8] 和基于图像局部几何划分的遮挡检测方法 (GOSF)^[13] 与本文方法进行定性分析和定量比较.

4.2 MPI Sintel 图像序列实验

本实验首先选取 MPI Sintel 数据库提供的五组合成图像序列验证本文算法的有效性和运动遮挡检测的精度, 图 3 分别展示了 MPI Sintel 图像序列的参考帧与真实运动遮挡区域. 其中, Alley_1 和 Bandage_1 图像序列属于非刚性运动弱遮挡类型, Market_6 图像序列属于复杂场景强遮挡类型, Mountain_1 图像序列属于弱纹理弱遮挡类型, Cave_2 图像序列属于大位移与非刚性运动强遮挡类型.

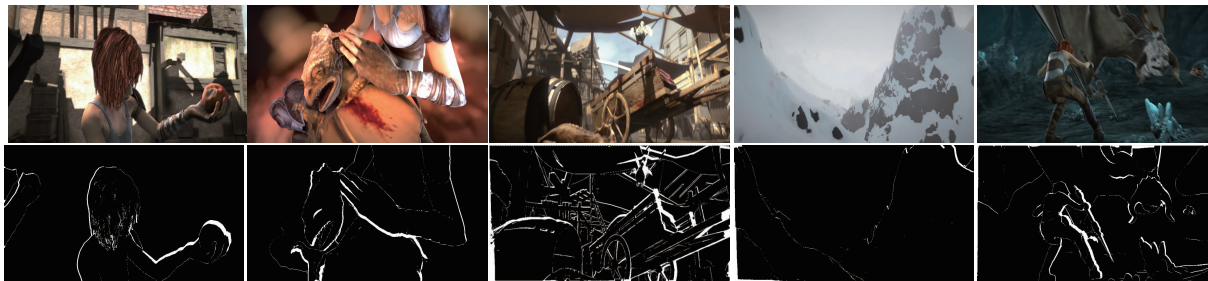


图3 MPI Sintel图像序列参考帧与真实遮挡区域, 第一行为参考帧图像、第二行为真实遮挡区域; 从左到右分别为Alley_1、Bandage_1、Market_6、Mountain_1和Cave_2图像序列

图 4 分别展示了 SMOD、GOSF 以及本文方法的运动遮挡检测结果. 由图中可以看出, SMOD 方法对于弱遮挡具有较好的检测效果, 例如 Alley_1 和 Market_6 图像序列中人物头发、场景的遮挡边缘细节均被较完整检出, 但该方法检测结果中包含较多的误检区域.

GOSF 方法对于强遮挡区域具有较好的检测效果, 例如 Market_6 和 Cave_2 图像序列均取得较好的检测效果, 而对于弱遮挡区域则存在明显的漏检现象. 本文方法针对五组测试图像序列均取得较好的遮挡检测效果, 遮挡检测效果明显优于 SMOD 和 GOSF 两种对比方法.

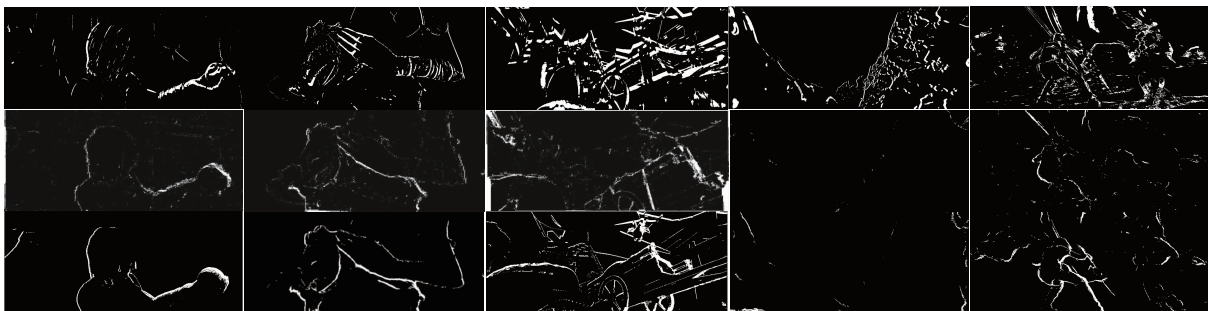


图4 MPI Sintel图像序列遮挡检测结果, 从上到下分别为: SMOD、GOSF和本文方法检测结果; 从左到右分别为Alley_1、Bandage_1、Market_6、Mountain_1和Cave_2图像序列

图 5 分别展示了各对比方法针对 MPI Sintel 图像序列的运动遮挡检测漏检率 OR 和误检率 FR 对比结果. 图 5(a) 中, GOSF 方法漏检率最高, 说明该方法检测结果中遗漏大量的真实遮挡区域. SMOD 方法针对 Market_6 图像序列的漏检率超过 25%, 说明该方法针对复杂场景类型图像序列遮挡检测效果较差. 本文方

法针对五组测试图像漏检率均较低, 仅在 Alley_1 图像序列漏检率略高于 SMOD 方法. 图 5(b) 中, SMOD 方法误检率最高, 说明该方法虽然相对于 GOSF 方法具有较低的漏检率, 但检测结果中包含大量的错误检测信息, 导致运动遮挡检测误检率较高. GOSF 方法误检率显著低于 SMOD 方法, 仅在 Market_6 图像序列误检率超过

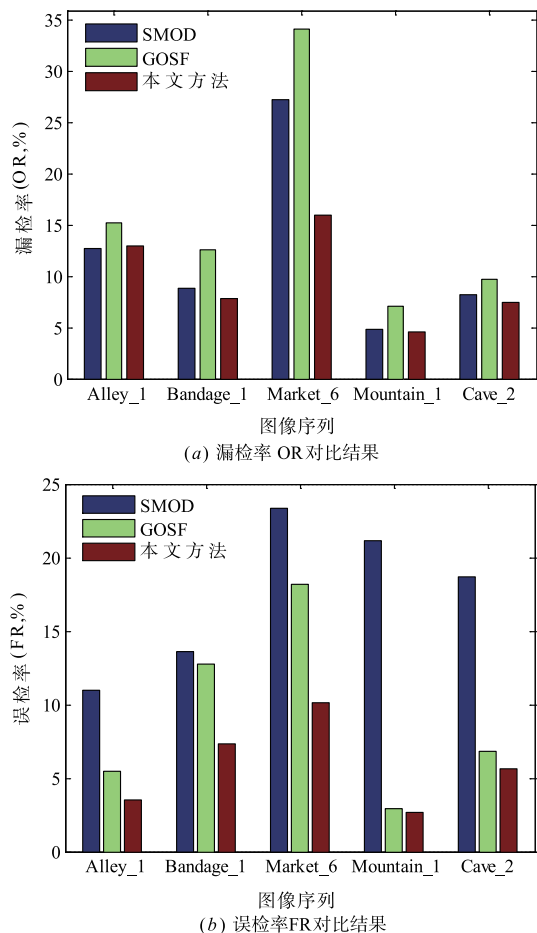


图5 MPI Sintel图像序列遮挡检测误差对比



图6 Middlebury图像序列参考帧与真实遮挡区域,第一行为参考帧图像、第二行为真实遮挡区域;从左到右分别为Army、Mequon、Schefflera、Wooden和Teddy图像序列

图 8 分别展示了各对比方法针对 Middlebury 数据库图像序列的运动遮挡检测漏检率 OR 和误检率 FR 对比结果. 图 8(a) 中, GOSF 方法漏检率最高, SMOD 方法漏检率低于 GOSF 方法, 说明该方法能够较完整的检测图像序列运动遮挡区域. 本文方法针对 Army 图像序列漏检率略高于 SMOD 方法, 但在其它四组图像序列的表现均优于 SMOD 方法, 说明本文方法针对多目标弱遮挡、复杂背景强遮挡、复杂纹理以及阴影遮挡等类型图像序列均能够较完整检测运动遮挡区域.

15%, 说明 GOSF 方法虽然漏检率较高, 但是遮挡检测结果中包含的错误信息较少, 主要缺点在于无法较完整的检测出图像序列中的运动遮挡区域. 本文方法针对五组图像序列的误检率均最低, 说明本文方法既能够较完整的检测出图像序列运动遮挡区域, 又保证了检测结果的准确性, 检测精度最高.

4.3 Middlebury 图像序列实验

本实验选取 Middlebury 数据库提供的五组真实图像序列进一步验证本文算法运动遮挡检测的精度与鲁棒性, 图 6 分别展示了 Middlebury 图像序列的参考帧与真实运动遮挡区域. 其中, Army 图像序列属于多运动目标与光照阴影弱遮挡类型, Mequon 图像序列属于复杂背景强遮挡类型, Schefflera 图像序列属于复杂纹理与阴影遮挡类型, Wooden 图像序列属于弱纹理弱遮挡类型, Teddy 图像序列属于动态场景强遮挡类型.

图 7 分别展示各对比方法针对 Middlebury 图像序列的运动遮挡检测结果. 其中, SMOD 方法针对 Mequon、Schefflera 和 Teddy 等图像序列检测效果较差, 说明该方法不适用于复杂场景运动、复杂纹理以及光照阴影等图像序列类型. GOSF 针对 Army 和 Wooden 图像序列检测效果较差, 检测结果中遗漏了大量的边缘弱遮挡细节, 说明该方法不适用于弱纹理、弱遮挡图像序列类型. 本文方法针对五组图像序列均取得较好的运动遮挡检测结果, 说明本文方法针对真实图像序列中的多目标弱遮挡、复杂场景强遮挡、复杂纹理以及光照阴影等类型均具有较好的遮挡检测效果.

图 8(b) 中, SMOD 方法误检率最高, 运动遮挡检测精度较低. GOSF 方法误检率大幅低于 SMOD 方法, 但由于 GOSF 方法遮挡检测的漏检率较高, 导致检测效果较差. 本文方法针对 Middlebury 真实图像序列的运动遮挡检测误检率最低, 仅在 Schefflera 和 Teddy 图像序列误检率略高于 5%, 而其它三组图像序列的误检率均不超过 4%, 说明本文方法检测精度最高, 鲁棒性较好.

4.4 综合对比与分析

为了对各对比方法进行综合评价, 本文分别计算

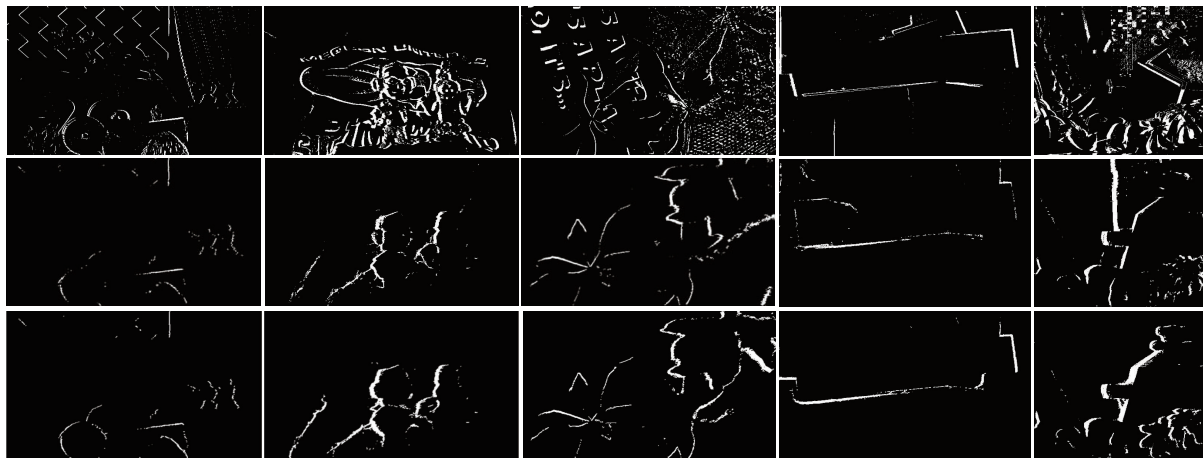
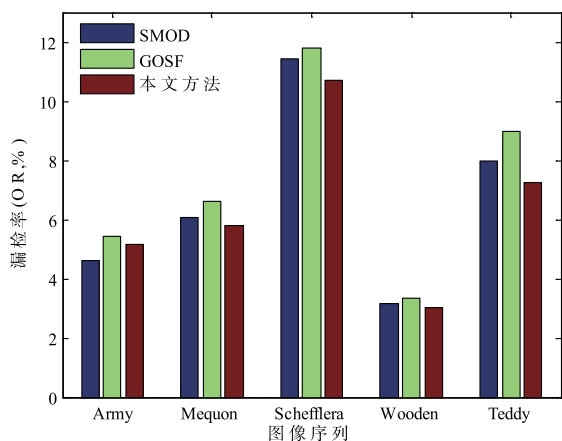
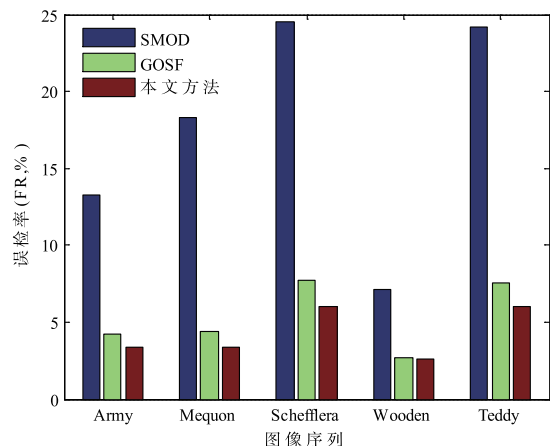


图7 Middlebury图像序列遮挡检测结果, 从上到下分别为: SMOD、GOSF和本文方法检测结果; 从左到右分别为Army、Mequon、Schefflera、Wooden和Teddy图像序列



(a) 漏检率OR对比结果



(b) 误检率FR对比结果

图8 Middlebury图像序列遮挡检测误差对比

SMOD、GOSF 以及本文方法针对十组测试图像集的遮挡检测平均漏检率 AOR (Average Omission Rate) 和平均误检率 AFR (Average False Rate) 如表 1 所示。

表 1 中, 在平均漏检率方面, 本文方法相对于排名第二的 SMOD 方法降低 15.21%; 在平均误检率方面,

本文方法相对于排名第二的 GOSF 方法降低 30.57%, 以上对比结果表明本文方法针对非刚性运动、复杂场景、弱纹理、光照阴影以及大位移等类型图像序列均能够较完整的检测运动遮挡区域, 且检测精度较高, 说明本文方法相对于 SMOD、GOSF 方法具有更高的运动遮挡检测精度和更好的鲁棒性。

表 1 平均漏检率与平均误检率对比结果

对比方法	误差指标	
	AOR (%)	AFR (%)
SMOD	9.525	17.508
GOSF	11.491	7.282
本文方法	8.076	5.056

5 结论

针对图像序列运动遮挡检测问题, 本文首先构造基于非局部约束的 $TV-L^1$ 光流估计模型, 然后根据图像 Delaunay 三角网格划分和光流估计结果对图像序列帧间像素点和局部三角形进行遮挡判断并检测出运动遮挡区域, 最后采用 MPI Sintel 和 Middlebury 数据库提供的测试图像集对本文方法和 SMOD、GOSF 等代表性方法进行综合对比测试。实验结果表明, 本文方法与 SMOD、GOSF 方法相比, 在十组测试图像集的平均漏检率和误检率分别降低 15.21% 与 30.57%, 说明本文方法具有较高的检测精度和较好的鲁棒性, 综合性能最优。

参考文献

- [1] Ding J, Tang Y, Tian H, et al. Robust tracking with adaptive appearance learning and occlusion detection[J]. *Multi-media Systems*, 2016, 22(2): 255 - 269.
- [2] 张世辉, 张钰程. 基于单幅深度图像遮挡信息的下一最

- 佳观测方位确定方法[J]. 电子学报, 2016, 44(2): 445 - 452.
- Zhang Shi-hui, Zhang Yu-cheng. Determining next best view based on occlusion information of a single depth image[J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(2): 445 - 452. (in Chinese)
- [3] Faro A, Giordano D, Spampinato C. Adaptive background modeling integrated with luminosity sensors and occlusion processing for reliable vehicle detection[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2011, 12(4): 1398 - 1412.
- [4] Alessandrini M, Basarab A, Liebgott H, et al. Myocardial motion estimation from medical images using the monogenic signal[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(3): 1084 - 1095.
- [5] Käab A, Leprince S. Motion detection using near-simultaneous satellite acquisitions[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 154: 164 - 179.
- [6] Xu J, Yang Q, Feng Z. Occlusion-aware stereo matching [J]. International Journal of Computer Vision, 2016, 120(3): 1 - 16.
- [7] Malathi T, Bhuyan M K. Estimation of disparity map of stereo image pairs using spatial domain local Gabor wavelet[J]. IET Computer Vision, 2015, 9(4): 595 - 602.
- [8] Zitnick C L, Kanade T. A cooperative algorithm for stereo matching and occlusion detection[J]. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2000, 22(7): 675 - 684.
- [9] 张世辉, 刘建新, 孔令富. 基于深度图像利用随机森林实现遮挡检测[J]. 光学学报, 2014, 34(9): 189 - 200.
- Zhang Shi-hui, Liu Jian-xin, Kong Ling-fu. Using random forest for occlusion detection based on depth image[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(9): 189 - 200. (in Chinese)
- [10] Huq S, Koschan A, Abidi M. Occlusion filling in stereo: Theory and experiments[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2013, 117(6): 688 - 704.
- [11] Hua Y, Alahari K, Schmid C. Occlusion and motion reasoning for long-term tracking[A]. European Conference on Computer Vision [C]. Zurich: Springer, 2014. 172 - 187.
- [12] 朱周, 路小波. 基于椭圆拟合的车辆遮挡处理算法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(1): 209 - 214.
- Zhu Lu, Lu Xiao-bo. Vehicle occlusion processing algorithm based on ellipse fitting[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(1): 209 - 214. (in Chinese)
- [13] Kennedy R, Taylor C J. Optical flow with geometric occlusion estimation and fusion of multiple frames[A]. International Workshop on Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Hong Kong: Springer, 2015. 364 - 377.
- [14] Ayvaci A, Raptis M, Soatto S. Sparse occlusion detection with optical flow[J]. International Journal of Computer Vision, 2012, 97(3): 322 - 338.
- [15] Leordeanu M, Zanfir A, Sminchisescu C. Locally affine sparse-to-dense matching for motion and occlusion estimation[A]. International Conference on Computer Vision [C]. Sydney: IEEE, 2013. 1721 - 1728.
- [16] Sun D, Roth S, Black M J. A quantitative analysis of current practices in optical flow estimation and the principles behind them[J]. International Journal of Computer Vision, 2014, 106(2): 115 - 137.

作者简介



张聪炫 男, 1984年7月生, 河南焦作人。分别于2007年、2014年在南昌航空大学和南京航空航天大学获得学士、博士学位。现为南昌航空大学讲师, 硕士生导师, 主要研究方向为图像检测与智能识别。
E-mail: zcxsg@163.com



陈震(通信作者) 男, 1969年11月生, 江西九江人。分别于1993、2000和2003年在西北工业大学获得学士、硕士和博士学位。现为南昌航空大学教授, 博士生导师, 主要研究方向为计算机视觉、图像处理与模式识别。
E-mail: dr_chenzhen@163.com