

# 自然场景图像的光流场估计

马 龙, 王鲁平, 李 彪, 沈振康

(国防科学技术大学 ATR 重点实验室, 湖南长沙 410073)

**摘要:** 自然场景图像序列中, 物体运动会造成部分背景区域的显露和遮挡, 显露和遮挡区域的像素在连续相邻的图像中缺乏对应点, 因而传统的光流方法常常在这些区域给出错误的光流估计。图像在采集、传输过程中可能会受到噪声污染, 噪声干扰是进行光流场估计必须考虑的另外一个重要问题。为消除显露、遮挡和噪声干扰引起的光流估计误差, 采用新的可视矩阵标记图像位置的遮挡、显露、可视三种状态, 以此来引导光流场估计, 并采用正态概率分布对图像噪声的分布状态进行近似, 从而在 Bayes 框架下建立了自然场景图像光流场估计的数学模型, 最后通过迭代方法获得了致密的光流场。采用 CAVIAR 视频数据对本文算法进行测试并与 Negal 光流法进行性能对比, 结果表明, 本文方法具有更好的光流场估计效果。

**关键词:** 光流场; 遮挡与显露; 噪声干扰; 图像处理

**中图分类号:** TP 18

**文献标志码:** A

**DOI:** 10.3969/j.issn.1001-506X.2012.06.35

## Estimation of optical flow field of nature scene images

MA Long, WANG Lu-ping, LI Biao, SHEN Zhen-kang

(ATR Key Lab, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** In nature scene image sequences, a covered-uncovered problem occurs when objects cover one part of background areas and uncover another because of motion. Pixels of covered-uncovered areas will lose counterpoints in consecutive images, thus the traditional optical flow methods often determine a bad optical flow at these pixels. Noise disturbance is another key problem that should be taken into account in optical flow estimation, because image data may be blurred in capture and transmission process. To avoid the determining errors arising from covered-uncovered and noise disturbance problems, a visible matrix is adopted to label the three possible states of image areas, namely covered/uncovered/visible, and a normal probability distribution is adopted to approximately describe the distribution of noises. Based on these, the arithmetic expressions of the optical flow field are deduced in the Bayes framework, and a dense optical flow field is determined using the iteration method, then CAVIAR video data are used to test the proposed algorithm, and a comparison is made between the experiment results and Negal's method. The results show that the proposed algorithm performs better.

**Keywords:** optical flow field; covered-uncovered; noise interference; image processing

## 0 引言

光流是图像灰度模式的表观运动, 微分光流法是进行致密光流场估计的重要方法。1981年, Horn 和 Schunck 创造性地将二维速度场与灰度场相结合, 在光流基本约束方程的基础上引入了全局平滑约束, 得到了光流计算的基本方法(H-S法)<sup>[1]</sup>。此后, 人们又在基本方程的基础上引入了不同的光流场约束, 提出了许多新的光流计算方法<sup>[2-12]</sup>。这些方法大都基于 H-S 法的一个基本假设, 即运

动物体表面是平坦的, 以保证场景图像不出现遮挡和显露问题。这里的遮挡和显露是相对于两帧连续相邻的视频图像而言的, 是物体运动造成的, 前一帧图像的部分场景区域在后一帧图像中消失称为遮挡; 前一帧图像中没有的场景区域在后一帧图像中出现称为显露。

自然场景图像中遮挡和显露是不可避免的。一方面, 物体表面平坦难以保证, 大多数情况下物体的运动会造成其像平面投影的遮挡和显露; 另一方面, 物体的运动可能造成背景区域的遮挡和显露。遮挡和显露使得两帧连续相邻

图像的像素并非一一对应。这给光流估计带来极大困难：遮挡和显露区域像素不满足基本方程，所以传统的光流估计方法在这些图像区域会给出错误的光流场估计，进而影响后续的图像处理和模式识别等工作。同时，图像在采集、传输过程中可能会受到噪声污染，因此噪声干扰也是进行准确光流场估计必须考虑的问题。

基于以上分析，提出了一种适用于自然场景的光流场估计方法。该方法引入了可视矩阵标记场景区域的遮挡与显露状态，并在 Bayes 框架下建立了自然场景图像光流场估计的数学模型，最后通过迭代方法获得了准确的致密光流场。仿真实验证明该方法能较好地估计自然场景图像的光流场分布。

### 1 问题描述

设  $I_1(x)$ 、 $I_2(x)$  ( $x = x_1, x_2, \dots$ ，其中  $x, x_1, x_2, \dots$  均为二维向量) 为连续相邻图像， $f(x)$  为  $I_1(x)$  到  $I_2(x)$  的光流场。光流估计只能在两帧图像中都可视的场景区域进行。出于这种考虑，引入可视矩阵  $v(x)$  来引导光流估计， $v(x)$  与图像  $I_1(x)$ 、 $I_2(x)$  等尺寸，定义如下：

$$v(x) = \begin{cases} -1, & x \in \text{遮挡区域} \\ 1, & x \in \text{显露区域} \\ 0, & x \in \text{可视区域} \end{cases} \quad (1)$$

式中，遮挡区域是指  $I_1(x)$  中存在、 $I_2(x)$  中被遮挡的场景区域；显露区域是指  $I_2(x)$  中存在、 $I_1(x)$  中是被遮挡的场景区域。 $v(x)$  同时标识了  $I_1(x)$ 、 $I_2(x)$  中不宜进行光流估计的场景区域，以下所进行的光流估计将只在  $I_1(x)$ 、 $I_2(x)$  中均为可视的场景区域进行，这就避免了传统方法中遮挡与显露区域参与光流估计所引起的错误。文献[12]采用了相似的可视矩阵，但其可视矩阵只考虑了遮挡问题而没有涉及显露问题。

估计光流场  $f(x)$  即是求解：

$$\hat{f}(x) = \arg \max \{p(f(x) | I_1(x), I_2(x))\} \quad (2)$$

根据 Bayes 原理，有

$$p(f(x) | I_1(x), I_2(x)) = \frac{\sum_{v(x)} p(I_1(x), I_2(x) | f(x), v(x)) p(f(x) | v(x)) p(v(x))}{p(I_1(x), I_2(x))} \quad (3)$$

式中， $p(I_1(x), I_2(x))$  为标准化常量，从而

$$\max \{p(f(x) | I_1(x), I_2(x))\} \Rightarrow$$

$$\begin{aligned} & \max \left\{ \sum_{v(x)} p(I_1(x), I_2(x) | f(x), v(x)) p(f(x) | v(x)) p(v(x)) \right\} \leq \\ & \max \{p(I_1(x), I_2(x) | f(x), v(x)) \max \{p(f(x) | v(x))\}\} \Rightarrow \\ & \max \{p(I_1(x), I_2(x) | f(x), v(x))\} \max \{p(f(x) | v(x))\} \end{aligned} \quad (4)$$

式中， $p(I_1(x), I_2(x) | f(x), v(x))$  为  $I_1(x)$ 、 $I_2(x)$  的后验概率。

当  $v(x) = 0$  时， $p(I_1(x), I_2(x) | f(x), v(x))$  反映同一场景区域在像平面上连续相邻投影的相似程度，可以用同一场景点在  $I_1(x)$ 、 $I_2(x)$  对应的像素灰度差值的概率分布来表示。考虑噪声因素，设

$$I_2(x) = I_1(x + f(x)) + N(x) \quad (5)$$

则

$$\begin{aligned} & \max \{p(I_1(x), I_2(x) | f(x), v(x))\} \Rightarrow \\ & \max \{p(I_2(x) - I_1(x + f(x)))\} \end{aligned} \quad (6)$$

式(5)中， $N(x)$  是由噪声引起的灰度误差，不失一般性，设其服从正态分布，则

$$I_2(x) - I_1(x + f(x)) = N(x) \sim N(0, \sigma^2) \quad (7)$$

当  $v(x) = -1$  时，图像  $I_1(x)$  中  $x + f(x)$  点在  $I_2(x)$  中的对应点被遮挡，被遮挡点的灰度可视为取任意值，此时

$$\begin{aligned} & \max \{p(I_1(x), I_2(x) | f(x), v(x))\} \Rightarrow \\ & \max \{p(I_1(x + f(x)))\} \end{aligned} \quad (8)$$

式中， $p(I_1(x + f(x)))$  表示灰度  $I_1(x + f(x))$  的先验概率，可以用图像  $I_1(x)$  的灰度直方图  $H_1(l)$  中灰度级  $I_1(x + f(x))$  对应像素数与图像总像素数的比率  $\rho_{I_1(x+f(x))}$  来近似，即

$$\begin{aligned} & p(I_1(x + f(x))) \approx \\ & \rho_{I_1(x+f(x))} = \frac{H_1(I_1(x + f(x)))}{\sum_l H_1(l)} \end{aligned} \quad (9)$$

同理，当  $v(x) = 1$  时，图像  $I_2(x)$  中  $x$  点在  $I_1(x)$  中的无对应点

$$\begin{aligned} & \max \{p(I_1(x), I_2(x) | f(x), v(x))\} \Rightarrow \\ & \max \{p(I_2(x))\} \end{aligned} \quad (10)$$

$p(I_2(x))$  用图像  $I_2(x)$  的灰度直方图  $H_2(l)$  中灰度级  $I_2(x)$  对应像素数与图像总像素数的比率  $\rho_{I_2(x)}$  近似，即

$$p(I_2(x)) \approx \rho_{I_2(x)} = \frac{H_2(I_2(x))}{\sum_l H_2(l)} \quad (11)$$

式(4)中， $p(f(x) | v(x))$  为  $f(x)$  的先验概率，反映光流场的分布特征。在诸多光流场的先验约束中，Nagel 的有向平滑约束是较为合理的一种，它将光流平滑约束施加在物体非边缘方向，而在边缘方向(图像灰度梯度变化最剧烈的方向)允许光流场有较大起伏。其代价函数为

$$C = (\nabla f(x))^T D(\nabla I_2(x)) (\nabla f(x)) \quad (12)$$

式中

$$\begin{aligned} D(\nabla I_2(x)) &= \frac{1}{|\nabla I_2(x)|^2 + 2\lambda^2} \cdot \\ & \{\nabla I_2(x)^\perp \nabla I_2(x)^\perp + \lambda^2 I\} \end{aligned} \quad (13)$$

$\nabla(\cdot)$  为梯度算子； $\nabla I_2(x)^\perp$  表示  $\nabla I_2(x)$  的正交向量； $\lambda$  为一常数，控制光流场平滑水平； $I$  为单位对角矩阵。从式(12)可以看出，相同程度的光流场起伏处于物体内部(垂直灰度梯度方向)时  $C$  值将较大，处于物体边缘(沿灰度梯度方向)时  $C$  值将较小。因此，用  $C$  作为代价约束可以使物体内部光流场保持平滑的同时防止光流平滑越过边界。下

面,定义  $f(x)$  的先验概率函数  $p(f(x))$ ,该函数对光流场实施与  $C$  相似的约束。

当  $v(x)=0$  时,令

$$p(f(x)) = e^{-C} \quad (14)$$

不难看出,上式对较大的  $C$  值赋予较小的概率以施加平滑约束,而对较小的  $C$  值赋予较大的概率以防止光流平滑越过边界,从而以概率的形式实现了“方向平滑约束”。

当  $v(x)=\pm 1$  时, $x$  位置的光流无法根据图像信息估计,此处的图像信息也不应对光流场施加约束,此时,令

$$p(f(x)) = 1 \quad (15)$$

基于以上分析,设  $x_1, x_2, \dots$  独立同分布,定义函数:

$$d(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases} \quad (16)$$

则式(4)可继续写作:

$$\begin{aligned} & \max \{ p(I_1(x), I_2(x) | f(x), v(x)) \} \arg \max \{ p(f(x) | v(x)) \} \Rightarrow \\ & \max \left\{ \prod_i \left( \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(I_2(x_i) - I_1(x_i + f(x_i)))^2}{2\sigma^2}} \right)^{1-|v(x_i)|} (\rho_{I_1(x_i + f(x_i))})^{d(-v(x_i))} (\rho_{I_2(x_i)})^{d(v(x_i))} \right\} \cdot \max \left\{ \prod_i (e^{-C})^{1-|v(x_i)|} \right\} \Rightarrow \\ & \max \left\{ \prod_i \left( \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(I_2(x_i) - I_1(x_i + f(x_i)))^2}{2\sigma^2} + C} \right)^{1-|v(x_i)|} (\rho_{I_1(x_i + f(x_i))})^{d(-v(x_i))} (\rho_{I_2(x_i)})^{d(v(x_i))} \right\} \end{aligned} \quad (17)$$

## 2 光流估计

根据式(17)求解  $f(x)$  是最大后验估计问题,要求已知  $v(x)$ ;而  $v(x)$  本身也需要估计得到,这又反过来要求  $f(x)$  已知。通常做法是:先对  $f(x)$  赋初值  $f^0(x)$ ,进而求解  $v^0(x)$ ,再利用  $v^0(x)$  求解  $f^1(x) \dots$ ,如此循环迭代,最终得到最优光流场估计  $\hat{f}(x)$ ,即所谓的最大期望(expectation-maximization, EM)算法<sup>[12-13]</sup>,算法流程如下:

- 步骤 1 设定  $f(x)$  初始值  $f^0(x)$ ;
- 步骤 2 E步:利用  $f^m(x)$  估计  $v^m(x)$ ,  $m=0, 1, \dots$ ;
- 步骤 3 M步:采用最大后验法,利用  $v^m(x)$  估计  $f^{m+1}(x)$ ;
- 步骤 4 重复步骤 1、步骤 2,直到  $|f^{m+1}(x) - f^m(x)| < \alpha$ 。

### 2.1 E步

根据最大后验概率理论,求解使式(17)最大的  $f(x)$  的值  $\hat{f}(x)$ 。

式(17)中  $I_1(x_i + f(x_i))$  展开成一阶 Taylor 级数:

$$I_1(x_i + f(x_i)) \approx I_1(x_i) + \nabla I_1^T(x_i) f(x_i) \quad (18)$$

把(17)中与  $f(x)$  有关的项提取出来,记为

$$L = \prod_i \left( e^{-(1-|v(x_i)|)} \left( \frac{(I_2(x_i) - (I_1(x_i) + \nabla I_1^T(x_i) f(x_i)))^2}{2\sigma^2} + C \right) \right) \quad (19)$$

则

$$\arg \max \{ L \} = \arg \max \{ \ln L \} \quad (20)$$

在  $v(x_i) \neq \pm 1$  时,求解式(20)为变分问题。由欧拉方程得

$$\begin{aligned} \frac{\partial f(x_i)}{\partial t} &= \frac{1}{\delta^2} \nabla I_1^T(x_i) \cdot \\ & (I_2(x_i) - (I_1(x_i) + \nabla I_1^T(x_i) f(x_i))) - \\ & 2 \operatorname{div} \{ D(\nabla I_2(x)) (\nabla f(x)) \} \end{aligned} \quad (21)$$

式中,  $\operatorname{div}(\cdot)$  为散度算子。

### 2.2 M步

一般来讲,  $v(x)$  可以根据式(19)用最大似然法估计。然而,式(19)中  $v(x)$  的相关式比较复杂,用最大似然法估计

非常困难,这里提出一种新的方法估计  $v(x)$ 。

如果图像  $I_1(x), I_2(x)$  之间不存在显露和遮挡,那么,在忽略噪声干扰的前提下,可以认为两帧图像对应的灰度分布  $I_1(x + f(x)), I_2(x)$  完全相同。因此,  $I_1(x), I_2(x)$  应该具有相同的直方图分布;如果  $I_2(x)$  存在遮挡,则  $I_1(x)$  中遮挡区域对应的灰度分布将在  $I_2(x)$  中“消隐”,因此,  $H_2(I_1(x))$  比  $H_1(I_1(x))$  将减少;反之,如果  $I_2(x)$  存在显露,则  $H_2(I_2(x))$  比  $H_1(I_2(x))$  将增加。上述分析可以反过来表述为,如果  $H_2(l)$  减少(增加)  $\Delta H(l)$ ,则图像场中必然有灰度值为  $l$  的像素分布于遮挡(显露)区域。并且,  $\Delta H(l)$  越大,图像场中灰度值为  $l$  的像素分布于遮挡(显露)区域的可能性越大。由此,我们提出以下  $v(x)$  估计方法:

$$v(x) = \arg \max_{i \in \{-1, 0, 1\}} \{ p(v(x) = i | f(x)) \} \quad (22)$$

由于  $v(x)$  取值没有任何先验知识,因此,这里设定

$$p(v(x) = -1) = p(v(x) = 1) = p(v(x) = 0) = \frac{1}{3} \quad (23)$$

则

$$p(v(x) = i | f(x)) = \frac{p(f(x) | v(x) = i)}{\sum_{j \in \{-1, 0, 1\}} p(f(x) | v(x) = j)} \quad (24)$$

式中

$$\begin{aligned} p(f(x) | v(x) = 0) &= \\ p(I_2(x) - I_1(x + f(x)) | v(x) = 0) &= \\ \left( \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(I_2(x) - (I_1(x) + \nabla I_1^T(x) f(x)))^2}{2\sigma^2}} \right) \end{aligned} \quad (25)$$

$$p(f(x) | v(x) = -1) = \frac{\Delta H(I_1(x))}{\sum_{l \in L} \Delta H(l)} \quad (26)$$

$$p(f(x) | v(x) = 1) = \frac{\Delta H(I_2(x))}{\sum_{l \in L} \Delta H(l)} \quad (27)$$

式(26)、式(27)中

$$\Delta H(l) = |H_2(l) - H_1(l)| \quad (28)$$

并且

$$l \in \begin{cases} L^-, & H_2(l) - H_1(l) < 0 \\ L^+, & H_2(l) - H_1(l) > 0 \end{cases} \quad (29)$$

归纳 E 步、M 步, 可得迭代式如下:

$$v^{m+1}(x) = \arg \max_{i=-1,0,1} \{p(v^{m+1}(x) = i | f^m(x))\} \quad (30)$$

$$f^{m+1}(x_i) = \frac{1}{\delta^2} \nabla I_1^T(x_i) \cdot$$

$$\{I_2(x_i) - [I_1(x_i) + \nabla I_1^T(x_i) f^m(x_i)]\} - 2 \operatorname{div} \{D(\nabla I_2(x))(\nabla f^m(x))\}, v^{m+1}(x) = 0 \quad (31)$$

初始条件:  $f^0(x) = \mathbf{0}$ ; 迭代终止条件:  $|f^{m+1}(x) - f^m(x)| < \alpha$ 。

### 3 实验

实验环境: Intel Core 2 双核 CPU, 主频 2.0 GHz, 2 级缓存 4 M, 内存 2 G, Windows 操作系统, VC++6.0 仿真平台。实验数据为 CAVIAR 视频数据<sup>[14]</sup>, CAVIAR 数据为一组受到较明显噪声污染的交通场景视频, 车辆运动过程中背景和车辆本身都存在遮挡和显露, 图像大小为  $688 \times 564$ 。图 1(a) 和图 1(b) 分别为 CAVIAR 视频前两帧图像数据。



(a) 第1帧



(b) 第2帧

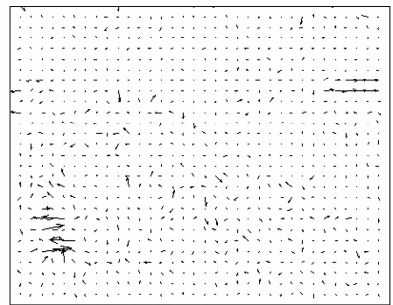
图 1 CAVIAR 数据

参数设置: 光流平滑控制因子  $\lambda$  用来调节光流场平滑水平, 这里根据 Nagel 的建议取 1; 迭代终止条件  $\alpha$  控制迭

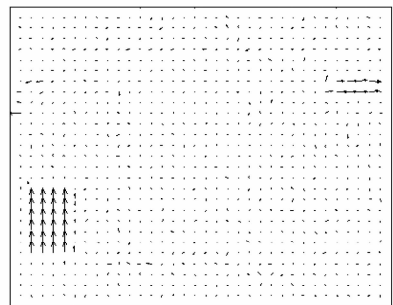
代次数, 这里取 0.05; 图像噪声参数根据文献<sup>[15]</sup>方法估计得均值  $\mu \approx 0$ , 方差  $\sigma^2 \approx 5$ 。

实验结果及分析: 图 2(b) 为采用本文方法得到的 CAVIAR 数据前两帧图像之间的光流场效果图。本文所采用的光流场约束条件与 Nagel 方法<sup>[3]</sup>类似, 为直观分析可视约束和噪声约束的引入对光流场估计的影响, 我们对 Nagel 方法和本文方法的光流场估计效果进行了对比。

图 2(a) 给出了采用 Nagel 方法得到的光流场。从图 2(a) 可以明显看到, 对于图像左下角的汽车目标, Nagel 方法给出了杂乱的光流估计。这是因为这一汽车目标的面积、位移均较大, 因此遮挡和显露问题较为突出, 而 Nagel 方法不具备解决这一问题的能力。而对同一汽车目标, 图 2(b) 却给出了准确的光流估计, 这说明本文引入的可视约束对解决遮挡和显露问题是有效的。同时, 对比图 2(a) 和图 2(b) 可以看出, 本文方法在路面、草坪等静止区域给出的光流估计基本为 0, 这是合理的; 而 Nagel 方法在这些区域却给出了较为杂乱的光流分布。这说明本文方法的抗噪性能要优于 Nagel 方法。



(a) Nagel方法



(b) 本文方法

图 2 矢量光流场效果图

为定量分析可视约束和噪声约束的引入对光流场估计的影响, 我们从 CAVIAR 视频前 100 帧图像中随机抽取了 10 帧图像分别用 Nagel 方法和本文方法估算光流场, 图 3 对比了两种方法计算出的光流场的正确率。光流正确估计率定义为正确估计光流的图像位置占全图的比率。从图 3 可以看出, 本文方法的正确率明显高于 Nagel 法, 这证明本文可视约束和噪声约束条件的引入有利于改善光流场估计质量。

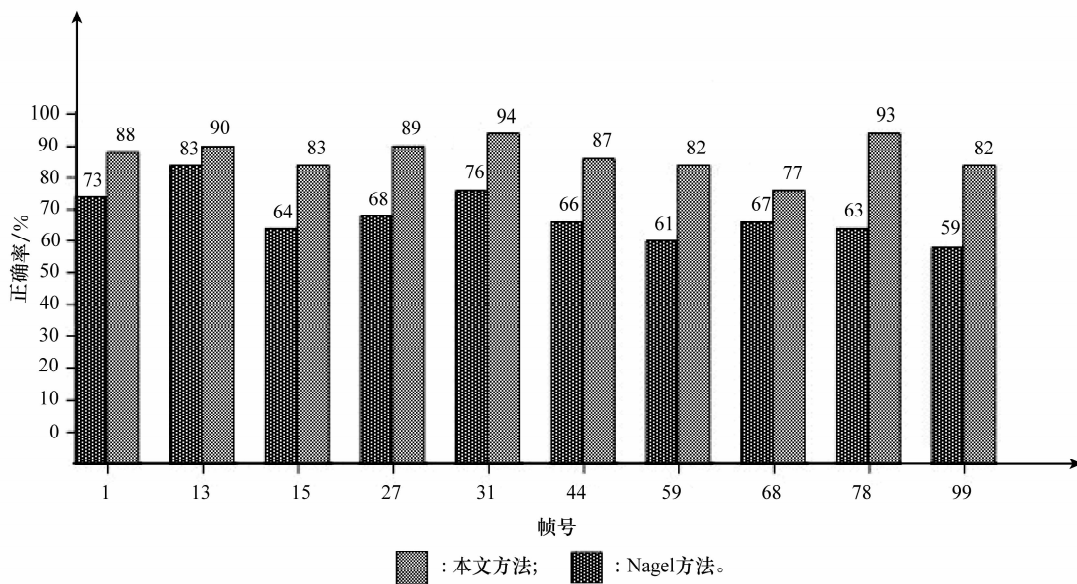


图 3 光流场估计正确率对比

## 4 结 论

物体运动造成背景和自身的显露和遮挡,显露和遮挡区域的像素在连续相邻的图像中缺乏对应点,因而在这些区域会出现错误的光流估计。本文采用可视矩阵标记图像位置的遮挡、显露、可视三种状态,以此来引导光流场估计,并采用正态概率分布对噪声的分布状态进行近似,在 Bayes 框架下推导了光流场的估计算式。仿真实验证明,本文方法能较好地解决自然场景图像光流场的估计问题。

### 参考文献:

[1] Horn B K, Schunck B. Determining optical flow[J]. *Artificial Intelligence*, 1981, 17(1): 185 - 203.

[2] Lucas B, Kanade T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision[C]// *Proc. of the DARPA Image Understanding Workshop*, 1981: 121 - 130.

[3] Nagel H H, Enkelmann W. An investigation of smoothness constraints for the estimation of displacement vector field from image sequences[J]. *IEEE Trans. on Pattern Analyze and Machine Intelligence*, 1986, 8(5): 565 - 593.

[4] Black M J, Anandan. The robust estimation of multiple motions: parametric and piecewise smooth flow fields[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1996, 63(1): 75 - 104.

[5] Mukawa N. Optical-model-based analysis of consecutive images[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1997, 66(1): 25 - 32.

[6] Barron J L, Fleet D J, Beauchemin S S. Performance of optical flow techniques[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1994, 12 (1): 43 - 77.

[7] Brox T, Bruhn A, Papenberg N, et al. High accuracy optical

flow estimation based on a theory for warping[C]// *Proc. of the European Conference on Computer Vision*, 2004: 25 - 36.

[8] Xu L, Jia J, Matsushita Y. Motion detail preserving optical flow estimation[C]// *Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2010:1293 - 1300.

[9] Simon B, Daniel S, Lewis J P, et al. A database and evaluation methodology for optical flow[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2011, 92 (1): 1 - 31.

[10] Ong E P, Michael S. Robust optical flow computation based on least-median-of-squares regression [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1999, 31(1): 51 - 82.

[11] Kim Y H, Kak A C. Error analysis of robust optical flow estimation by least median of squares method for the varying illumination model[J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28 (9): 1418 - 1435.

[12] Strecha C, Fransens R. A probabilistic approach to large displacement optical flow and occlusion detection[C]// *Proc. of the Statistical Methods in Video Processing*, 2004: 71 - 82 .

[13] Chou W S, Chen Y C. Estimation of the velocity field of two-dimensional deformable motion [J]. *Pattern Recognition*, 1993, 26(2): 351 - 364.

[14] Fisher R, Victor J S, Crowley J. CAVIAR: context aware vision using image-based active recognition[EB/OL]. [2011 - 07 - 18]. <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CAVIAR/>.

[15] 张旗, 梁德群. 基于小波域的图像噪声类型识别与估计[J]. *红外与毫米波学报*, 2004, 23(4): 281 - 285. (Zhang Q, Liang D Q. Identifying of noise types and estimating of noise level for a noise image in the wavelet domain[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2004, 23(4): 281 - 285.)