

位移场估计法在交通管理中的应用研究

赵晨 施鹏飞 郭丰俊

(上海交通大学图象处理模式识别研究所, 上海 200030)

摘要 智能交通系统中,车辆的行驶速度是重要的参数之一.为了快速获得车辆的行驶速度,提出了一种基于位移场的运动场估计算法,该方法首先构造一个基于图象灰度的指标函数,再通过变分法中的欧拉方程分析和偏微分方程的数值解法,即可得到序列图象间的位移场;然后利用帧间位移场、帧间时间差、摄像机与车辆间的距离等参数相结合可计算出车辆的行驶速度.实验结果表明,与块匹配法相比,该方法不仅可得到更好的位移场,而且可快速获得车辆的行驶速度.

关键词 智能交通系统 运动估计 位移场 平滑约束 偏微分方程

中图分类号: TP391.41 U491.116-39 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2002)01-0075-06

Applications of Displacement Field Estimation to Intelligent Transportation System

ZHAO Chen, SHI Peng-fei, GUO Feng-jun

(Institute of Image Processing & Pattern Recognition, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030)

Abstract The vehicle speed is one of the most important parameters in intelligent transportation system. In this paper, a new algorithm for displacement field estimation is present to get vehicle speed. This method can detect the big displacement vectors between frames. In order to alleviate the over-smooth problem between the motion object and non-motion object, a discontinuity-preserving function, Huber function, is introduced instead of globe smoothness constraint term. We first create an energy function, we can get based on the image gray. The energy function consists of two terms; one is matching error; the other is a smoothness constraint. Minimizing this energy function, we can get the displacement field between frames. Using Euler's equation and partial derivative equation, the displacement field could be calculated. The displacements of corners are computed firstly, and then the displacement vectors are smoothed along the tangential direction of edge. The vehicle speed could be getting through calculating displacement field, time and the distance between camera and vehicle. Experiment shows, using this method result is good.

Keywords Intelligent transportation system, Motion estimation, Displacement field, Smoothness constraint, Partial derivative equation

0 引言

随着政治、经济的发展,城市交通运输问题日益严重,因此应该从系统的观点出发,把车辆和道路结合起来进行考虑,并运用高新技术来系统地解决道

路交通问题,也就是说,应采用智能交通系统(Intelligent Transport System)来进行交通管理控制。

在智能交通系统中,车辆行驶速度是系统需要的重要参数.当今对车辆速度进行检测的方法通常有如下两种:一是通过雷达测速;二是通过摄像机监视.本文是首先采用图象处理中的运动估计方法来

对摄像机摄取的序列图象进行处理,以得到帧间位移场;然后,根据帧间位移场、摄像机与车辆间的距离和帧间时间差等条件来计算出运动车辆的速度。

1 数学模型

本文采用的数学模型是基于类似于光流法^[1]中的如下两个假设:①沿运动方向图象灰度保持不变;②图象运动场基本平滑变化.其与基于位移场的模型不同之处在于:基于位移场的能量方程中不包含时间项。

考虑图象序列中的两帧图象,设 $g_1(\mathbf{r})$ 和 $g_2(\mathbf{r})$ 分别表示第 1 帧图象和第 2 帧图象在位置 $\mathbf{r}=(x,y)^T$ 处的灰度值,其中, T 表示矢量的转置. 设 G 是测试图象的定义域矩阵. 若考虑在 G 中的一个变换,用一个矢量方程 $f(\mathbf{r})$ 来表示 G 中点 \mathbf{r} 变换后的新位置 $\mathbf{r}'=(X,Y)^T=f(\mathbf{r})$,则形变可表示成 $X=X(x,y)$ 和 $Y=Y(x,y)$ 两个函数. 对于形变,则可计算出第 2 帧图象的形变形式 $g_2(f(\mathbf{r}))$,而匹配的目的就是选择一个 $f(\mathbf{r})$,以使 $g_2(f(\mathbf{r}))$ 尽可能接近 $g_1(\mathbf{r})$ 。

这里将包含 $X=X(x,y)$ 和 $Y=Y(x,y)$ 的指标函数定义为

$$E[X,Y]=E_{\text{match}}[X,Y]+aE_{\text{sm}}[X,Y] \quad (1)$$

其中, E_{match} 为第 1 帧图象与形变后的第 2 帧图象的相似性测度, $E_{\text{sm}}[X,Y]$ 为位移场平滑性测度. 参数 a 为平滑项在指标函数中的权重 (a 越大,表示运动场越平滑)。

这里,将 $E_{\text{match}}[X,Y]$ 定义为 $g_1(\mathbf{r})$ 与 $g_2(f(\mathbf{r}))$ 间差值的平方

$$E_{\text{match}}[X,Y]=\iint_G (g_1(x,y)-g_2(X(x,y),Y(x,y)))^2 dx dy \quad (2)$$

在文献^[2]中,给出了一个基于 Huber 函数 $\rho(x)$ 的松弛平滑约束式(如式(3)所示),这种平滑约束对于由运动场中的位移变化造成的“运动边界”的罚函数值较小. E_{sm} 定义为

$$E_{\text{sm}}=\iint_G \left(\rho\left(\frac{\partial(X-x)}{\partial x}\right)+\rho\left(\frac{\partial(X-x)}{\partial y}\right)+\rho\left(\frac{\partial(Y-y)}{\partial x}\right)+\rho\left(\frac{\partial(Y-y)}{\partial y}\right) \right) dx dy \quad (3)$$

其中,Huber 函数 $\rho(x)$ 及其导数定义为

$$\rho(x)=\begin{cases} x^2 & |x|\leq\gamma \\ 2\gamma|x|-\gamma^2 & |x|>\gamma \end{cases} \quad (4a)$$

$$\rho'(x)=\begin{cases} 2x & |x|\leq\gamma \\ 2\gamma\text{sgn}(x) & |x|>\gamma \end{cases} \quad (4b)$$

Stevenson 及 Li 总结了 Huber 函数 $\rho(x)$ 具有凸函数、对称性、保持不连续性等特性^[3,4]. 且其允许不连续性的区域是当 x 较大时, $\rho(x)<x^2$ 。

为了在最小化指标函数(式(1))时得到确定解,需给出边界条件. 对于本文问题,可取如下自然边界条件

$$\begin{cases} X(0,y)=0 & \text{and } X(1,y)=a & \text{for } \forall y\in[0,1] \\ X(x,0)=ax & \text{and } X(x,1)=ax & \text{for } \forall x\in[0,1] \\ Y(x,0)=0 & \text{and } Y(x,1)=b & \text{for } \forall x\in[0,1] \\ Y(0,y)=by & \text{and } Y(1,y)=by & \text{for } \forall y\in[0,1] \end{cases}$$

第 1 帧和第 2 帧图象的大小分别是 1×1 和 $a\times b$. 上式表示两帧图象在边界处的匹配是线性的或没有变形。

2 有方向平滑的数学模型

采用角点位移检测与沿边界切线方向平滑相结合的方法,可得到具有不连续性的位移场估计结果,其具体方法为:

先检测出第 1 帧图象角点,再用模板匹配来得到角点位移,并将其作为该点最终位移;而后对于其他点(即位于灰度变化较平坦的区域,没有位移的背景及位于较直的运动边界上的象素),可通过最小化求解包含沿边界切线方向平滑约束的指标函数来得到位移。

本文角点位移获取方法是,先用 SUSAN 法^[5]检测出匹配原图中第 1 帧图象的角点,再以第 1 帧图象的角点为中心,做一正方形模板;然后在第 2 帧图象中的对应位置,并在设定大小的搜索窗内进行搜索,以得到与之最佳匹配的块(即位移后模板间匹配的残差最小),最后根据两个对应块的位置来得到角点位移。

Nagel 提出的有方向性的平滑方法^[6],其在曲率变化较小边界上的规则为:位移沿边界切线方向平滑,并使垂直于边界方向上的位移变化尽可能小. 应用到本文,该算法数学表达式为

$$\left[\begin{pmatrix} g_y \\ -g_x \end{pmatrix}^T \nabla D \right] \left[\begin{pmatrix} g_y \\ -g_x \end{pmatrix}^T \nabla D \right]^T \rightarrow 0 \quad (5)$$

其中, g_x, g_y 为图象灰度对 x 和 y 的一阶偏导数。

$$\nabla D = \begin{bmatrix} \frac{\partial(X-x)}{\partial x} & \frac{\partial(Y-y)}{\partial x} \\ \frac{\partial(X-x)}{\partial y} & \frac{\partial(Y-y)}{\partial y} \end{bmatrix}$$

为了使该方法同时适用于位于灰度变化较平坦的区域, 及没有位移的背景上的像素, 本文指标函数中有方向的平滑约束项可表示为

$$E_{sm} = \iint_{\Omega} w \times \left\{ \left[\frac{\partial(X-x)}{\partial x} \right]^2 + \left[\frac{\partial(X-x)}{\partial y} \right]^2 + \left[\frac{\partial(Y-y)}{\partial x} \right]^2 + \left[\frac{\partial(Y-y)}{\partial y} \right]^2 \right\} / \sqrt{1+g_{1x}^2+g_{1y}^2} + \left\{ \begin{matrix} g_y \\ -g_x \end{matrix} \right\}^T \begin{bmatrix} \frac{\partial(X-x)}{\partial x} \\ \frac{\partial(X-x)}{\partial y} \end{bmatrix} \right\}^2 + \left\{ \begin{matrix} g_y \\ -g_x \end{matrix} \right\}^T \begin{bmatrix} \frac{\partial(Y-y)}{\partial x} \\ \frac{\partial(Y-y)}{\partial y} \end{bmatrix} \right\}^2 dx dy \quad (6)$$

其中, 权 $w/\sqrt{g_x^2+g_y^2+1}$ 表示当边界越强时, 全局平滑在平滑项中的比例越小, 而沿边界切线方向平滑约束占的比例则越大。

将式(6)代入指标函数(式(1)), 则由文献[7]中多自变量的欧拉方程可得到

$$2[g_2(X, Y) - g_1(x, y)] \frac{\partial g_2}{\partial X} - 2\alpha \left[\frac{\partial^2 X}{\partial x^2} \left(\frac{w}{\sqrt{1+g_{1x}^2+g_{1y}^2}} + g_{1y}^2 \right) + \frac{\partial^2 X}{\partial y^2} \left(\frac{w}{\sqrt{1+g_{1x}^2+g_{1y}^2}} + g_{1x}^2 \right) \right] - 4\alpha g_{1x} g_{1y} \frac{\partial^2 X}{\partial x \partial y} = 0 \quad (7a)$$

$$2[g_2(X, Y) - g_1(x, y)] \frac{\partial g_2}{\partial Y} - 2\alpha \left[\frac{\partial^2 Y}{\partial x^2} \left(\frac{w}{\sqrt{1+g_{1x}^2+g_{1y}^2}} + g_{1y}^2 \right) + \frac{\partial^2 Y}{\partial y^2} \left(\frac{w}{\sqrt{1+g_{1x}^2+g_{1y}^2}} + g_{1x}^2 \right) \right] - 4\alpha g_{1x} g_{1y} \frac{\partial^2 Y}{\partial x \partial y} = 0 \quad (7b)$$

3 数值解法

3.1 有限差分法解能量方程

解能量方程时, 可用有限差分方法中的中间差商来代替一阶偏导数, 即

$$\frac{\partial X}{\partial x} = (X(x+1, y) - X(x-1, y))/2 \quad (8a)$$

$$\frac{\partial X}{\partial y} = (X(x, y+1) - X(x, y-1))/2 \quad (8b)$$

而二阶偏导数可表示为^[7]

$$\frac{\partial^2 X}{\partial x^2} = X(x+1, y) + X(x-1, y) - 2X(x, y) \quad (9a)$$

$$\frac{\partial^2 X}{\partial y^2} = X(x, y+1) + X(x, y-1) - 2X(x, y) \quad (9b)$$

$$\frac{\partial^2 X}{\partial x \partial y} = X(x+1, y+1) + X(x-1, y-1) - X(x+1, y-1) - X(x-1, y+1) \quad (9c)$$

同样可得 Y 的一阶和二阶偏导数. 为简便起见, 以下推导中, 用 $(X_{i,j}, Y_{i,j})$ 表示第 1 帧图象中 $(x=i, y=j)$ 的点在第 2 帧中对应点的位置.

将式(8)、(9)代入式(7a)解 $X_{i,j}$ 得

$$X_{i,j} = X_{match_{i,j}} + X_{sm_{i,j}} \quad (10a)$$

其中,

$$X_{match_{i,j}} = - \frac{(g_2(X_{i,j}, Y_{i,j}) - g_1(i, j)) \frac{\partial g_2}{\partial X} \Big|_{\substack{x=X_{i,j} \\ y=Y_{i,j}}}}{2\alpha \times F} \quad (10b)$$

$$X_{sm_{i,j}} = \frac{(X_{i+1,j} + X_{i-1,j}) \left(\frac{w}{\sqrt{1+g_{1x}^2+g_{1y}^2}} + g_{1y}^2 \right)}{2 \times F} + \frac{(X_{i,j+1} + X_{i,j-1}) \left(\frac{w}{\sqrt{1+g_{1x}^2+g_{1y}^2}} + g_{1x}^2 \right)}{2 \times F} + \frac{g_{1x} g_{1y} (X_{i+1,j+1} + X_{i-1,j-1} - X_{i+1,j-1} - X_{i-1,j+1})}{4 \times F} \quad (10c)$$

$$F = \frac{2w}{\sqrt{1+g_{1x}^2+g_{1y}^2}} + g_{1x}^2 + g_{1y}^2 \quad (10d)$$

式中, g_{1x}, g_{1y} 为第 1 帧图象在 $(x=i, y=j)$ 点的灰度对 x 和 y 的一阶偏导数.

同样将 Y 的一阶和二阶偏导数代入式(7b)得

$$Y_{i,j} = Y_{match_{i,j}} + Y_{sm_{i,j}} \quad (11a)$$

其中,

$$Y_{match_{i,j}} = - \frac{(g_2(X_{i,j}, Y_{i,j}) - g_1(i, j)) \frac{\partial g_2}{\partial Y} \Big|_{\substack{x=X_{i,j} \\ y=Y_{i,j}}}}{2\alpha \times F} \quad (11b)$$

$$Y_{sm_{i,j}} = \frac{(Y_{i+1,j} + Y_{i-1,j}) \left(\frac{w}{\sqrt{1+g_{1x}^2+g_{1y}^2}} + g_{1y}^2 \right)}{2 \times F} + \frac{(Y_{i,j+1} + Y_{i,j-1}) \left(\frac{w}{\sqrt{1+g_{1x}^2+g_{1y}^2}} + g_{1x}^2 \right)}{2 \times F} + \frac{g_{1x} g_{1y} (Y_{i+1,j+1} + Y_{i-1,j-1} - Y_{i+1,j-1} - Y_{i-1,j+1})}{4 \times F}$$

$$\frac{g_{1x}g_{1y}(Y_{i+1,j+1}+Y_{i-1,j-1}-Y_{i+1,j-1}-Y_{i-1,j+1})}{4 \times F} \quad (11c)$$

本文采用松弛迭代方法来得到位移场,其迭代计算步骤如下:

(1) 初始化 X 和 Y 值. 设 $X^{(0)}$ 和 $Y^{(0)}$ 为 X 和 Y 的初始值,它们可设为

$$\begin{cases} X_{i,j}^{(0)} = \frac{a_i}{M} \\ Y_{i,j}^{(0)} = \frac{b_j}{N} \end{cases} \quad i=1,2,\dots,M-2; j=1,2,\dots,N-2 \quad (12)$$

这里,式(12)是线性的,即没有变形时的初始值.

(2) 将 $X_{i,j}^{(k-1)}$ 和 $Y_{i,j}^{(k-1)}$ 代入式(10b)、(10c)、(11b)、(11c),即可得到式(10a)、(11a)所需的 $X_{\text{match},i,j}$, $X_{\text{sm},i,j}$, $Y_{\text{match},i,j}$, $Y_{\text{sm},i,j}$,再由 Gauss-Seidel 法^[4]即可得到第 k 次 Gauss-Seidel 迭代的结果 $\tilde{X}_{i,j}^{(k)}$ 和 $\tilde{Y}_{i,j}^{(k)}$. 这里 $X_{i,j}^{(k)}$ 和 $Y_{i,j}^{(k)}$ 是上一次(第 $k-1$ 次)迭代的结果,其开始时, $k-1$ 等于零.

(3) 由于 Gauss-Seidel 迭代法的收敛速度较慢,因此,通常使用超松弛法来加快收敛速度^[8],即通过对 Gauss-Seidel 法得到的迭代结果作线性外延,再对初始估计逐次修正(为减小误差),即得到一个理想的解,其所需的迭代次数多数情况下可以减少.这一方法可表示为

$$\begin{cases} X_{i,j}^{(k)} = (1-\omega)X_{i,j}^{(k-1)} + \omega\tilde{X}_{i,j}^{(k)} \\ Y_{i,j}^{(k)} = (1-\omega)Y_{i,j}^{(k-1)} + \omega\tilde{Y}_{i,j}^{(k)} \end{cases} \quad i=1,2,\dots,M-1; j=1,2,\dots,N-1 \quad (13)$$

其中, $0 < \omega < 2$. 其迭代第 k 次的值是由 Gauss-Seidel 法得到的值和前一次的值外推而得,而且如果 $\omega = 1$,则这一方法就蜕变为 Gauss-Seidel 法. 该参数 ω 就叫做松弛因子,它决定了收敛速度.

(4) 迭代的终止条件可取迭代次数大于某一固定值,或满足下式:

$$\sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} \frac{|X_{n+1}(x,y) - X_n(x,y)|}{MN} < \varepsilon \quad (14a)$$

$$\sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} \frac{|Y_{n+1}(x,y) - Y_n(x,y)|}{MN} < \varepsilon \quad (14b)$$

其中, ε 为一个小的正数.

3.2 平均匹配残差

为了估计匹配方法的性能,这里用匹配后各点的平均匹配残差 R 作为一个测度,该平均匹配残差 R 定义为

$$R = \sum_{i=1}^{N-2} \sum_{j=1}^{M-2} \frac{|g_2(X_{i,j}, Y_{i,j}) - g_1(i, j)|}{(M-2)(N-2)} \quad (15)$$

式中, N, M 分别为图象以象素为单位的宽度和高度. x 从 1 到 $N-2$, y 从 1 到 $M-2$,是为了避免边界对 R 的影响.

3.3 平滑系数的修正

通过实验发现,如用式(10b)、(11b)来计算 $X_{\text{match},i,j}$, $Y_{\text{match},i,j}$,那么在选择较大平滑系数 α 来改善位移场一致性时,在边界处,将出现较大残差,而解决的方法是修正 $X_{\text{match},i,j}$, $Y_{\text{match},i,j}$,其计算公式为

$$X_{\text{match},i,j} = - \frac{(g_2(X_{i,j}, Y_{i,j}) - g_1(i, j)) \frac{\partial g_2}{\partial X} \Big|_{\substack{X=X_{i,j} \\ Y=Y_{i,j}}}}{2\alpha'} \quad (16a)$$

$$Y_{\text{match},i,j} = - \frac{(g_2(X_{i,j}, Y_{i,j}) - g_1(i, j)) \frac{\partial g_2}{\partial Y} \Big|_{\substack{X=X_{i,j} \\ Y=Y_{i,j}}}}{2\alpha'} \quad (16b)$$

设 α' 为常数,则在强边界,即在 $(g_{2x}^2 + g_{2y}^2)$ 值越大处,式(10b)、(11b)中 α 相对越小,其运动矢量主要由匹配项决定;而在运动物体内部或灰度变化缓慢部分则 α 相对较大,其运动矢量靠平滑项拉动获得.

4 实验结果

实验采用出租车序列图象作为测试图,用本文算法测试,即得到出租车的位移场,并将其与保边界函数的方法和全局平滑的位移场估计算法^[9]以及块匹配算法^[10]的结果作比较. 图 1(a)、(b)所示为该出租车序列第 0 帧和第 4 帧图象中有明显边界及运动的白色出租车部分. 因为图象中仅有一个运动物体——白色出租车,所以问题比较简化,便于更好地对方法作比较.



(a) 第 0 帧

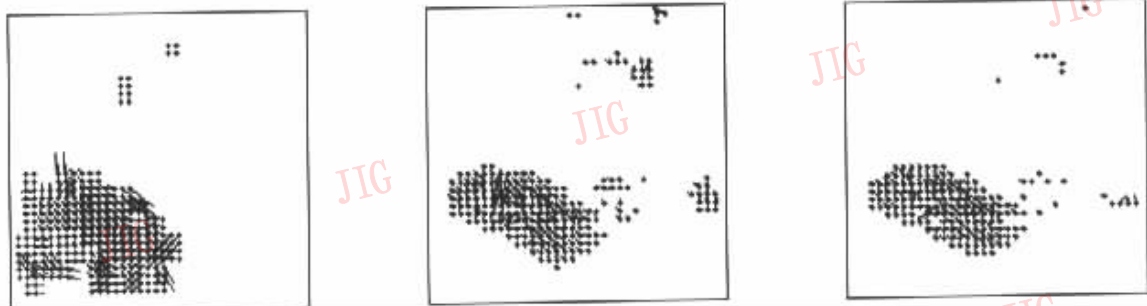
(b) 第 4 帧

图 1 出租车序列图象上有明显边界及运动的白色出租车部分

图 2 给出了用上述 3 种算法对匹配图 1(a)和 (b)进行计算得到的位移场,图上的小十字代表第 1 帧图象位移场中的点,其可作为位移矢量起始点,短线表示到第 2 帧图象对应点的位移矢量. 图中每隔 4 行、4 列显示 1 行 1 列,且仅显示大于 1 个象素间

隔的位移,已知图 1(a)相对于图 1(b)仅有中间部分的白色出租车一个运动物体,由图 2(a)容易看出块匹配的方法在图左下角静止的背景处有错误估计的位移矢量存在,其与用本文算法和保边界位移场估

计算法得到的位移场相比,同一运动物体(出租车)内部位移矢量一致性差(图 2(b)、(c)),而且本文算法得到的位移场与保边界算法得到的位移场相比,背景上的误估计位移更少。



(a) 用块匹配法得到的位移场 (b) 用基本位移场匹配算法得到的位移场 (c) 用保边界位移场估计算法根据差分方程最小化能量函数的方法得到的位移场

图 2 用不同算法得到的出租车位移场图象

表 1 给出上述 3 种方法对匹配图 1(a)、(b) 进行计算得到的平均匹配残差,表中各变量定义为: B 表示块匹配法中块的大小; S_w 表示块匹配法中 x, y 搜索窗范围; R 表示平均残差(单位为灰度值/pixel); α 为平滑算法中的平滑系数; ω 为松弛迭代法中的松弛系数; α' 为有不连续保护的平滑匹配算法中的平滑系数; C_{bt} 为用 SUSAN 法做角点检测时

的阈值; C_s 为获取角点位移所用正方形模板的边长; C_r 为获取角点位移的搜索窗 x, y 方向搜索范围。由表 1 知,与基于全局平滑的约束条件相比,用本文方法得到的匹配残差有所减小。3 种方法中,虽然块匹配法可得到最小的平均匹配残差,但本文算法可以得到较好的位移场,并且平均匹配残差也比基于全局平滑约束的方法小。

表 1 比较块匹配法、保边界算法和全局平滑算法得到的匹配残差(测试图象为图 1(a)、(b))

块匹配法			非保边界位移场估计算法			本文保运动边界的位移场估计算法					
B	S_w	R (灰度值/pixel)	α	ω	R (灰度值/pixel)	α'	ω	C_{bt}	C_s	C_r	R (灰度值/pixel)
8×8	±12	2.425 1	200	0.5	2.867 9	200	0.5	14	14	±9	2.615 6

在得出序列图象帧间位移场后,即可根据摄像机与车辆间的距离等条件来计算运动车辆的速度,同时可获得图象上的一段距离和距离的比例关系。由于拍摄两幅图象之间的时间间隔为已知,因此这样车辆的速度可由下式得到

$$v = \frac{d \times l}{t}$$

其中, d 为位移的平均值,单位为像素, l 为图象上每一像素代表的实际长度, t 为两幅图象的拍摄时间间隔。在实验中,还拍摄了一系列模型车的图片,如图 3 所示。

这里,模型车的运动速度是已设定好的。通过计算即得到了如表 2 所示的速度的估计值。

从表 2 可以看出,速度估计值与实际速度相差较小。

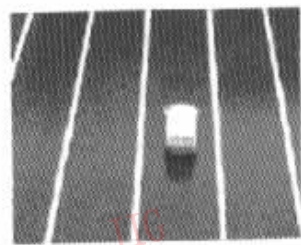


图 3 模型车图片

表 2 计算得到的模型车估计速度

模型车速度 (m/s)	1.5	2	2.5
估计速度 1(m/s)	1.48	1.96	2.44
估计速度 2(m/s)	1.43	2.07	2.59
估计速度 3(m/s)	1.52	1.89	2.48

5 结 论

本文给出了一种对车辆运动进行检测的方法。该方法首先构造了一个基于图象灰度的指标函数,然后通过变分法中的欧拉方程分析和偏微分方程的数值解法,来得到序列图象间的位移场。由于其构造的指标函数中的平滑约束项是基于有保边界特性的Huber函数,因而使用该方法得到的位移场在“运动边界”处可具有一定的不连续性,并可使估计误差减小。实验结果表明,与传统的运动估计方法——块匹配法及基于全局平滑约束的方法相比,本文方法可得到更好的运动场估计效果。在实验中,还进行了模型车图象的速度估计,结果也是令人满意的。

参 考 文 献

- 1 Horn H K P, Schunck B G. Determining optical flow[J]. Artificial Intelligence, 1981, 17: 185~203.
- 2 Guo Feng-jun, Philips W, Yang xin. A multi-resolution image-matching algorithm based on displacement field[A]. In: Proceedings of the 11th International Conference on Systems research, informatics and cybernetics, workshop on Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems[C], Baden, Germany, 1999: 51~55.
- 3 Stevenson R, Schmitz B E, Delp E J. Discontinuity preserving regularization of inverse visual problems[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1994, 24(3): 455~469.
- 4 Li S Z. On discontinuity-adaptive smoothness priors in computer vision [J]. IEEE Transactions on PAMI, 1995, 17(6): 576~586.
- 5 Smith S M. A new class of corner finder[A]. In: Proc. 3rd British Machine Vision Conference[C], University of Leeds, 1992: 139~148.

- 6 Nagel H H, Enkelmann W. An investigation of smoothness constraints for the estimation of displacement vector fields from image sequences [J]. IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intel., 1986, 8(6): 565~593.
- 7 胡健伟, 汤怀民. 微分方程数值方法[M]. 北京: 科学出版社, 2000.
- 8 Teukolsky S A, Vetterling W T, Fannery B P. The numerical recipes in C: The Art of Scientific Computing[M]. London: Cambridge University Press, 1992.
- 9 杨新, 郭丰俊. 一类用于图象匹配的有限差分方法[J]. 上海交通大学学报, 1998, 32(9): 53~56.
- 10 Tekalp A M. Digital video processing[M]. New York: Prentice Hall PTR, 1995.

赵 晨 1973年生, 1995年获陕西理工学院学士学位, 1999年获西北纺织工学院硕士学位, 现为上海交通大学图象处理与模式识别研究所博士研究生。研究方向为图象处理、智能交通系统。

施鹏飞 1940年生, 1965年研究生毕业于上海交通大学。现任上海交通大学图象处理与模式识别研究所所长, 上海市模式识别与智能技术专业委员会主任, IEEE高级会员, 教授, 博士生导师。研究领域为图象分析、模式识别、智能技术与系统。已发表论文80余篇。

郭丰俊 1973年生, 1994年获合肥工业大学学士学位, 1997年获南京工程研究中心硕士学位, 2000年获上海交通大学图象所博士学位, 现在摩托罗拉中国研究中心(上海)从事序列图象处理、字符识别研究。