

一种基于光流场重建三维运动和结构的新方法

陈震^{1,2)} 高满屯²⁾ 沈允文²⁾

¹⁾(南昌航空工业学院人工智能与图象处理研究中心,南昌 330034)

²⁾(西北工业大学机电工程学院,西安 710072)

摘要 提出了一种基于稀疏光流场计算三维运动和结构的线性新方法,该方法综合视觉运动分析中的两类处理方法,选取图象中的角点作为特征点;并检测和跟踪图象序列中的角点,记录检测到的角点在图象序列中的位移,在理论上证明了时变图象的光流场可以近似地用角点的位移场代替,从而得到时变图象的稀疏光流场;通过光流运动模型的建立,推导出由稀疏光流场重建三维物体运动和结构的线性方法.通过用真实图象序列验证该算法,表明该算法取得了较好的效果.

关键词 计算机图象处理(520·6040) 角点跟踪 位移场 光流场 三维运动和结构 线性方法

中图分类号: TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2003)06-0647-06

A New Method of 3D Motion and Structure Estimation Based on Sparse Optical Flow

CHEN Zhen^{1,2)}, GAO Man-tun²⁾, SHEN Yun-wen²⁾

¹⁾(Nanchang Institute of Aeronautical Technology, Nanchang 330034)

²⁾(Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)

Abstract A new method to determine 3D motion and structure based on sparse optical flow is presented. Motion analysis can be roughly classified as feature based or flow based, according to if the data they use are a set of features matches or an optical flow field. The proposed method integrates feature based and flow based method by using the corner points as feature points and estimating sparse optical flow field. Firstly, detecting and tracking corner points in image sequence and the locations of tracked corner points were recorded. Then, we proved that optical flow field could be replaced using displacement field approximately in theoretically, so the optical flow field was estimated at sparse locations by measuring the displacement of corner points between consecutive frames. Finally, a new linear method is derived to determine the 3D motion and structure at each corner point from known optical flow field. Experimental results using real image sequences showed that the presented method provided a good estimation of the optical flow field and 3D motion and structure.

Keywords Computer image processing, Corner point tracking, Displacement field, Optical flow field, 3D motion and structure, Linear algorithm

0 引言

在运动分析和物体识别等应用中,图象中二维形状轮廓上突出的拐角点是一个常用的、重要的特征.直接从灰度图象上检测拐角点的技术称为检测角点.该技术不依赖于形状的先验分割,当其后续处理需要对形状分析时,它反而可以提供重要的新信息^[1].

视觉运动分析是研究从场景的图象序列中提取

场景中目标物体的结构、位置和运动信息的理论和方 法.目前视觉运动分析主要有两类方法,一类是基于特征的方法,在这方面已取得了一些很好的结果^[2,3],但图象序列中特征匹配技术的鲁棒性问题是 一个薄弱环节;另一类是基于光流场的方法,也称为 连续处理方法,光流场计算技术在近年取得很大的 进展^[4],但由于图象噪声的干扰,光流场方法用于图 象特征的跟踪和匹配还未能取得满意的结果.

从图象序列中估计物体的三维运动和结构的问

题可以看成是一个非线性问题,利用非线性递归的方法可以求解出物体的三维运动和结构^[5-8]。但非线性递归算法需长序列图象,而且递归初始值的选取非常重要,否则会导致递归失败。

本文综合视觉运动分析中的两类处理方法,提出了一种基于稀疏光流场计算三维运动和结构的线性新方法。该方法首先检测和跟踪角点,然后计算稀疏光流场,最后利用计算出的稀疏光流场重建物体的三维运动和结构。

1 角点检测及跟踪

记时刻 t 时,图象上一点 x 处的灰度值为 $E_i(x)$, $x = (x, y)^T$ 。在时刻 $t + \tau$ 时,这一点运动到新位置,其在图象上的灰度值变为 $E_{i+\tau}(x + \delta)$,假定它与 $E_i(x)$ 相等,即

$$E_{i+\tau}(x + \delta) = E_i(x) \quad (1)$$

其中

$$\delta = Dx + d \quad (2)$$

D 表示变形矩阵, $D = \begin{bmatrix} d_{xx} & d_{xy} \\ d_{yx} & d_{yy} \end{bmatrix}$ 。 d 是特征窗口中心的平移量。

把式(2)代入式(1),则有

$$E_{i+\tau}(x + Dx + d) = E_i(x) \quad (3)$$

在以 x 为中心的一个 W 区域内求解式(3),即可得到跟踪的角点。为了求解式(3),利用微分平方和技术(sum of squared differences, SSD)使等式两边差的平方最小化

$$\varepsilon = \iint_w [E_{i+\tau}(x + Dx + d) - E_i(x)]^2 \sigma(x) dx \quad (4)$$

其中, $\sigma(x)$ 常常为高斯加权函数。

求最小值 ε 对未知量的偏导数,并用泰勒公式展开,则生成 6×6 阶的线性等式,表示如下

$$Lh = a \quad (5)$$

其中, $h^T = [D_{11}, D_{12}, D_{21}, D_{22}, d_1, d_2]$

向量 a 可表示为

$$a = \iint_w [E_{i+\tau}(x) - E_i(x)] \begin{bmatrix} xE_x \\ xE_y \\ yE_x \\ yE_y \\ E_x \\ E_y \end{bmatrix} \sigma(x) dx \quad (6)$$

其中, E_x 和 E_y 分别为图象灰度 $E_i(x)$ 对 x 轴方向和

y 轴方向的偏导数。

矩阵 L 表示为

$$L = \iint_w \begin{bmatrix} A & B \\ B^T & G \end{bmatrix} \sigma(x) dx \quad (7)$$

这里 A, B 和 G 均是 E_x, E_y 和 x 的函数。其中

$$A = \begin{bmatrix} x^2 E_x^2 & x^2 E_x E_y & xy E_x^2 & xy E_x E_y \\ x^2 E_x E_y & x^2 E_y^2 & xy E_x E_y & xy E_y^2 \\ xy E_x^2 & xy E_x E_y & y^2 E_x^2 & y^2 E_x E_y \\ xy E_x E_y & xy E_x E_y & y^2 E_x E_y & y^2 E_y^2 \end{bmatrix}$$

$$B^T = \begin{bmatrix} x E_x^2 & x E_x E_y & y E_x^2 & y E_x E_y \\ x E_x E_y & x E_y^2 & y E_x E_y & y E_y^2 \end{bmatrix}$$

当相邻图象帧之间的时间间隔很短,角点的运动距离很小时,式(2)作为角点运动的超越方程,求解时可能导致较大的误差。通过求解下列方程,可以得到的角点跟踪的精确解

$$Gd = [a_x, a_y]^T \quad (8)$$

这实际上相当于假定角点运动 δ 是一个简单的平移运动,即 $\delta = d$ 。

通过遍历整个图象上点的运动,可以求出从第1帧到当前帧的最小化误差 ε 。用 ε 可以监控角点跟踪的效率,若 ε 的值超过某一指定的阈值(Threshold),则该处的角点就从遍历搜索出的角点列表中删除,原因在于此处是不确定的图象边界或其他图象灰度突变处。

通过分析矩阵 G 的特征值可以遴选出正确的跟踪角点。矩阵 G 近似用图象灰度的海赛(Hessian)形式表示

$$G = \begin{bmatrix} E_x^2 & E_x E_y \\ E_x E_y & E_y^2 \end{bmatrix} \quad (9)$$

为了得到稳定、可靠的角点跟踪,要求矩阵 G 处于良态,即其特征值 λ_1 和 λ_2 有相同的数量级。此外还要求特征值尽可能大,即角点的区域有良好的纹理。通常情况下,上述条件均能满足,从而保证最小的特征值也足够大。实际上由于图象灰度的剧烈跳跃,较大特征值的量级也随之跳跃,所以引入

$$\min(\lambda_1, \lambda_2) > \lambda \quad (10)$$

帮助确定可靠的角点跟踪。其中 λ 表示矩阵特征值一个阈值,与图象灰度的剧烈变化有关,一般通过试验确定,用它来保证最小的特征值足够大。

2 稀疏光流场计算

通过上述方法检测出角点并对角点进行运动跟

踪后,光流场可以用相邻图象帧之间角点的位移场近似计算.

设摄像机几何模型为透视投影模型,其中 OXYZ 为空间坐标系, oxy 为图象坐标系, O 为投影中心,光轴与 Z 轴重合,图象平面坐标系的原点位于 $(0,0,f)$ 处, x 和 y 轴分别平行于 X 和 Y 轴.不失一般性,设摄像机焦距为 $f=1$, 则

$$\begin{cases} x = \frac{X}{Z} \\ y = \frac{Y}{Z} \end{cases} \quad (11)$$

其中, $X = (X, Y, Z)^T$ 为物体上角点的坐标, $x = (x, y)^T$ 为其投影的坐标.

在三维空间中的物体旋转运动用一个 3×3 阶的正交矩阵描述,记作 R ; 平移运动用一个 3×1 阶矩阵描述,记作 $T = (t_1, t_2, t_3)^T$. 则物体的运动满足下列运动方程

$$X(t + \Delta t) = R(t + \Delta t)X(t) - T(t + \Delta t) \quad (12)$$

由于相邻图象帧之间的时间间隔 Δt 很小,这时可对式(12)作下列近似^[9]

$$\begin{cases} T(t + \Delta t) \cong V\Delta t \\ R(t + \Delta t) = e^{\Delta t \omega_\times} \cong I - \Delta t \omega_\times \end{cases} \quad (13)$$

其中, V 为三维平移运动速度, $V = (v_1, v_2, v_3)^T$ 分别表示物体沿 X, Y, Z 方向的平移速度. I 为 3×3 的单位矩阵,如果用 $\omega = (\omega_1, \omega_2, \omega_3)^T$ 表示物体绕 X, Y, Z 方向的三维旋转速度, ω_\times 记为由 ω 定义的反对称矩阵,即

$$\omega_\times = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_3 & \omega_2 \\ \omega_3 & 0 & \omega_1 \\ -\omega_2 & \omega_1 & 0 \end{bmatrix}$$

把式(13)的近似结果代入式(12),式(12)就可重新写成下列形式

$$X(t + \Delta t) = (I + \Delta t \omega_\times)X(t) - V\Delta t \quad (14)$$

经整理,就可以得出位移场的方程

$$\frac{x(t_1) - x(t)}{\Delta t} = \frac{u(x, y, t)}{1 + Z^{-1}(\omega_1 Y - \omega_2 X)\Delta t + Z^{-1}t_1 \Delta t} \quad (15)$$

式中, $u(x, y, t)$ 表示时刻 t 时的二维运动速度,即时变图象的光流场.

从式中可以看出,光流场并不等于位移场. 为了获得满意的近似,必须使等式(15)中右边项的分母接近于 1. 注意到分母中 $Z^{-1}(\omega_1 Y - \omega_2 X)\Delta t$ 和 $Z^{-1}t_1 \Delta t$ 分别表示物体沿着光轴的旋转运动速度和

平移运动速度相对于摄像机到物体之间距离的比值. 为此,作下列假设

$$\begin{cases} \omega_\times \Delta t \ll \omega_\times \Delta t \\ V\Delta t \ll V\Delta t \end{cases} \quad (16)$$

$$\begin{cases} \omega_1 X\Delta t \ll Z \\ \omega_2 Y\Delta t \ll Z \\ t_1 \Delta t \ll Z \end{cases} \quad (17)$$

式(16)意味着运动是平滑的,也就是说,不允许有突变的运动速度. 式(17)表示沿着光轴的运动相比于物体到摄像机之间的距离非常小. 在满足这两个前提的情况下,光流场就可以近似用角点的位移场来代替.

3 基于光流场的三维运动和结构线性解法

3.1 光流运动模型

设摄像机不动,物体在三维空间中运动,物体的运动方程可表示为

$$\begin{bmatrix} X' \\ Y' \\ Z' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \\ t_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \omega_1 \\ \omega_2 \\ \omega_3 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \quad (18)$$

在式(18)中,应用式(11),则左边为

$$\begin{bmatrix} X' \\ Y' \\ Z' \end{bmatrix} = \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} = Z' \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} + Z \begin{bmatrix} u \\ v \\ 0 \end{bmatrix}$$

因此,式(18)变为

$$Z' \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} + Z \begin{bmatrix} u \\ v \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \\ t_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \omega_1 \\ \omega_2 \\ \omega_3 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \quad (19)$$

经整理,上式为

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \omega_1 \\ \omega_2 \\ \omega_3 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} + \frac{1}{Z} \begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \\ t_3 \end{bmatrix} - \frac{Z'}{Z} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (20)$$

展开式(20),消去 Z' 并整理得

$$\begin{cases} u = \frac{t_1 - xt_3}{Z} + [-xy\omega_1 + (1+x^2)\omega_2 - y\omega_3] \\ v = \frac{t_2 - yt_3}{Z} + [-(1+y^2)\omega_1 + xy\omega_2 + x\omega_3] \end{cases} \quad (21)$$

其中, $u = \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}$ 为图象点 x 处的光流. $(x, y, u, v)^T$ 称为光流点,所有光流点的集合称为光流场.

从式(21)可得

$$Z = \frac{t_1 - xt_3}{u + [xy\omega_1 - (1+x^2)\omega_2 + y\omega_3]}$$

$$\frac{t_2 - yt_3}{v + [(1+y^2)\omega_1 - xy\omega_2 - x\omega_3]} \quad (22)$$

因而有

$$xm_1 + xym_2 + ym_3 - (1+x^2)m_4 - (1+y^2)m_5 - (x^2+y^2)m_6 - vt_1 + ut_2 + (vx-uy)t_3 = 0 \quad (23)$$

其中

$$\begin{cases} m_1 = \omega_1 t_1 + \omega_3 t_3 \\ m_2 = \omega_1 t_2 + \omega_7 t_1 \\ m_3 = \omega_2 t_3 + \omega_3 t_2 \\ m_4 = \omega_2 t_2 \\ m_5 = \omega_3 t_1 \\ m_6 = \omega_3 t_3 \end{cases} \quad (24)$$

式(23)称为光流运动方程。 $m_i (i=1, 2, \dots, 6)$ 和 $t_j (j=1, 2, 3)$ 称为流参数。

3.2 三维运动计算

在式(23)中,已知量是光流点 $(x, y, u, v)^T$,需要求解的运动参数有6个: t_1, t_2, t_3 和 $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ 。从式(23)可以看出,该方程关于物体的平移运动参数 t_1, t_2 和 t_3 是线性齐次的,因此,利用光流运动方程(式23)仅能求出含有一未知比例因子的平移运动参数,即仅能求解出物体的平移运动方向,而不能求出物体平移量的大小。

从一个光流点可以得到一个光流运动方程。按以上的分析,需求的未知运动参数有5个,因此,为充分确定5个未知运动参数,至少需利用5个光流点建立5个方程式。但式(23)为非线性方程,虽然方程关于平移运动参数是线性的,但理论上 $2^3=8$ 个解。

注意到方程式(23)关于流参数 (m_i, t_j) 是线性齐次的,因此,若有更多的光流点可以利用,则可以得到一个线性的算法。未知的流参数一共有9个,但流参数与平移运动参数有线性齐次的关系。为了充分确定流参数(含有未知比例因子),必须至少利用8个光流点。令

$$\begin{aligned} t_1^2 + t_2^2 + t_3^2 &= \beta^2 \\ k_j &= \frac{t_j}{\beta} \quad (j=1, 2, 3) \\ n_i &= \frac{m_i}{\beta} \quad (i=1, 2, \dots, 6) \end{aligned} \quad (25)$$

则方程式(23)可重新写成为

$$xn_1 + xyn_2 + yn_3 - (1+x^2)n_4 - (1+y^2)n_5 - (x^2+y^2)n_6 - vk_1 + uk_2 + (vx-uy)k_3 = 0 \quad (26)$$

这时有

$$k_1^2 + k_2^2 + k_3^2 = 1 \quad (27)$$

若 $k_3 \neq 0$,则式(26)两边同除以 k_3 ,可得到线性非齐次方程

$$xa_1 + xy a_2 + ya_3 - (1+x^2)a_4 - (1+y^2)a_5 - (x^2+y^2)a_6 - vb_1 + ub_2 = uy - vx \quad (28)$$

当利用8个光流点时,式(28)是一个线性非齐次方程组。若有8个以上的光流点可以利用,则可利用最小二乘法求解。

求解出未知系数 $a_i (i=1, 2, \dots, 6)$ 和 b_1, b_2 后,由式(27)可解出 k_3

$$k_3 = \frac{1}{\sqrt{1 + b_1^2 + b_2^2}} \quad (29)$$

再由下式求出 n_i 和 k_j

$$\begin{cases} n_i = a_i \times k_3 \quad (i=1, 2, \dots, 6) \\ k_j = b_j \times k_3 \quad (j=1, 2) \end{cases} \quad (30)$$

这样就可以由式(24)结合式(25)求出3个相对旋转角速度,即

$$\begin{cases} \omega_1 = \frac{n_1}{k_1} \\ \omega_2 = \frac{n_2}{k_2} \\ \omega_3 = \frac{n_6}{k_3} \end{cases} \quad (31)$$

3.3 三维结构计算

由于只能求解出物体的平移运动方向,而不能求出物体平移量的大小,因此不能由式(22)求出物体的绝对结构 Z ,但是

$$t_1 = k_1 \beta = b_1 k_3 \beta = b_1 \frac{t_3}{\beta} \beta = b_1 t_3 \quad (32)$$

同理

$$t_2 = b_2 t_3 \quad (33)$$

把式(32)和式(33)代入式(22),即可求解出以 t_3 为比例因子的物体结构,即

$$\begin{aligned} \frac{Z}{t_3} &= \frac{b_1 - x}{u + [xy\omega_1 - (1+x^2)\omega_2 + y\omega_3]} \\ &= \frac{b_2 - y}{v + [(1+y^2)\omega_1 - xy - x\omega_2]} \end{aligned} \quad (34)$$

3.4 特殊运动讨论

如果物体相对于摄像机仅有平移运动,则式(23)变为

$$vk_1 - uk_2 + (uy - vx)k_3 = 0 \quad (35)$$

式(35)为关于 k_i 的线性齐次方程。为了充分确定平移方向,必须至少利用两个光流点。

如果物体相对于摄像机仅有纯旋转运动,则

式(23)为恒等式,因而不能用来求解物体运动参数.在这种情况下,式(21)变为

$$\begin{cases} u = -xy\omega_1 + (1+x^2)\omega_2 - y\omega_3 \\ v = -(1+y^2)\omega_1 + xy\omega_2 + x\omega_3 \end{cases} \quad (36)$$

式(36)为关于旋转运动参数 ω_i 的线性方程.一个光流点可以导出两个方程,因此,利用两个光流点提供的 4 个方程即可完全确定物体的旋转运动参数.

4 算例分析

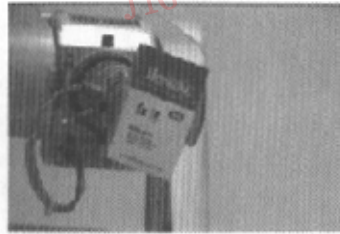
算例为红河烟盒的运动.实验平台为 FANUC R-J2 Mate 100i 型工业机器人,通过 FANUC 公司提供的硬件接口系统,编程实现工业机器人手臂的二维运动.红河烟盒固定在机器人手臂上,运动有沿

光轴的平移运动以及平行于图象平面的平移运动和旋转运动,平移运动速度大约为 2pixels/s,旋转运动速度大约为 1.5/s.数字图象录入设备为 SONY DSR-PD150P 数字摄录一体机,采样频率为 25 帧/s.数字摄像机固定在支架上.录制的图象经图象处理软件处理后,得到大小为 240×160 pixels 的图象序列.

取图象序列中的连续 9 帧来验证本文提出的算法,实验结果如图 1 所示.角点跟踪时,阈值的选取是通过图象直方图计算的结果自动选取.检测时所用的区域大小为 3×3 pixels.图中矩形区域的中心即为检测出的角点,本实验中,第 1 帧图象检测出角点 30 个,第 9 帧图象检测出角点 27 个,最后匹配出的角点 16 个.图中矩形区域外的小短线表示角点跟



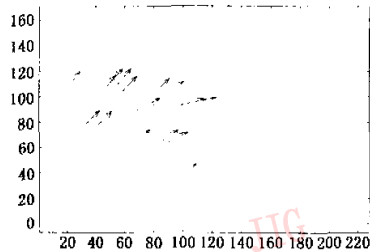
(a) 连续 9 帧中的第 1 帧



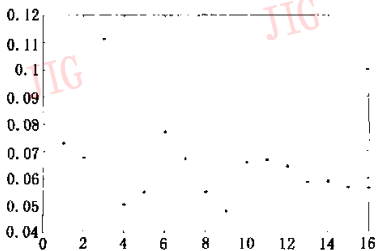
(b) 连续 9 帧中的第 9 帧



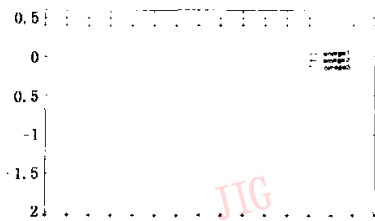
(c) 角点跟踪结果



(d) 利用本算法得到的第 7 帧光流场



(e) 求出的所有角点的相对深度



(f) 3 个相对旋转角速度的计算结果

图 1 算例的实验结果

踪的过程. 由于图象噪声的存在, 本实验用时间加权模板对每次计算出的光流场进行平滑. 由于匹配得到角点超过8个, 所以用最小二乘法计算物体的相对运动和结构.

5 结 论

本文首先综合视觉运动分析中的两类处理方法, 选取图象中的角点作为特征点, 并检测和跟踪图象序列中的角点, 记录检测到的角点在图象序列中的位移, 在理论上证明了图象序列的光流场可以近似地用角点的位移场代替, 从而得到图象序列的角点光流场.

把角点的位移场近似作为图象序列的光流场, 一方面可以大大减少后续重建三维运动和结合任务的计算量, 另一方面解决了两类处理方法中难以解决的跟踪和匹配问题.

由于角点检测和跟踪方法采用基于模板的算法, 因此计算效率较低, 例如对于算例红河烟盒图象序列中 240×160 pixels 大小的图象, 用 P III 800, 256M 的微机处理, 平均每帧图象约需 7s 左右. 但这部分工作可以离线处理, 生成所有已匹配的角点列表.

其次本文提出了一种基于角点光流场计算三维运动和结构的线性新方法. 该方法在原有基础上有重大改进, 并给出了相应的实验结果. 该方法通过光流运动模型的建立, 推导出由光流场重建三维物体运动和结构的线性算法. 用真实图象序列分别验证该算法, 证明线性算法是可行的. 但线性算法由于对图象噪声较为敏感, 不适合于三维运动和结构的精确估算, 但可以用于粗略估计, 作为非线性递归计算的初始值, 而且本算法计算量小, 可用于适时处理.

参 考 文 献

- 1 王润生. 图象理解[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1994.
- 2 Tomasi C, Kanade T. Detection and tracking of point features [R]. Tech. Rept. CMU-CS-91132. Pittsburgh: Carnegie Mellon University School of Computer Science. 1991.
- 3 Shi J, Tomasi C. Good features to track[A]. In: IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'94)[C]. Seattle, Washington, USA, 1994, 593~600.
- 4 陈震, 高满屯, 沈允文. 图象光流场计算技术研究进展[J]. 中国图象图形学报, 2002, 7A(5): 434~439.
- 5 Azarbayejani A, Pentland A. Recursive estimation of motion, structure, and focal length[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1995, 17(6): 562~575.
- 6 Chiuso A, Soatto S. 3-D Motion and structure from 2-D motion causally integrated over time. Part I: theory [R]. Technical Report, ESSRL 99-03, Washington University 2000.
- 7 Chiuso A, Favaro P, Jin H *et al.* 3D motion and structure causally integrated over time: Implementation[A]. In: European Conference on Computer Vision, ECCV2000 [C]. Dublin, Ireland, 2000: 734~750.
- 8 Xiong Y, Shafer S. Dense structure from a dense optical flow sequence[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1998, 69(2): 222~245.
- 9 Kanatani K. Geometric computation for machine vision [M]. Oxford: Oxford Science Publications, 1993: 237~245.



陈震 1969年生, 南昌航空工业学院讲师, 西北工业大学博士研究生. 主要研究方向为计算机视觉、图形图象处理. 发表论文10余篇.



高满屯 1962年生, 西北工业大学教授. 主要研究方向为计算机视觉、图形图象处理、人工智能和模式识别. 发表论文70余篇, 出版专著1部.



沈允文 1936年生, 西北工业大学教授, 博士生导师. 主要研究方向为机械传动、机械动力学、振动、冲击和噪声. 发表论文140余篇, 出版专著1部.