

文章编号: 0253-2239(2005)06-760-7

## 基于图像融合的动态轮廓线跟踪新方法\*

赵 鹏<sup>1</sup> 浦昭邦<sup>1</sup> 张田文<sup>2</sup>

(<sup>1</sup> 哈尔滨工业大学自动化测量与控制系, 哈尔滨 150001)  
(<sup>2</sup> 哈尔滨工业大学计算机科学与工程系, 哈尔滨 150001)

**摘要:** 红外与可见光传感器是目标跟踪识别系统中常用的两种传感器,对这两种传感器图像进行融合能有效提高系统跟踪检测的准确性。将动态轮廓线模型与图像融合结合,在特征搜索过程中利用特征点准确地完成了图像配准,同时使用了一种新的特征级融合方法,将两种图像中目标轮廓的 B 样条曲线控制点进行实时微分耦合。这种耦合将 Curwen 提出的微分耦合机制作了改进,利用图像配准把刚性硬模板改变为实时的变换模板并推导了融合后动态轮廓线的新的动力学方程。这种融合利用了红外图像目标轮廓信息约束可见光图像中动态轮廓线的收敛形状,有效地提高了可见光图像目标跟踪的准确性。对运动人手序列图像的对比跟踪实验表明,这种融合使得可见光图像中动态轮廓线平均跟踪误差减小了 60.25%。

**关键词:** 信息光学; 图像融合; 视觉跟踪; 动态轮廓线; 微分耦合

中图分类号: TN911.73 文献标识码: A

## A New Tracking Method of Dynamic Contour Based on Image Fusion

Zhao Peng<sup>1</sup> Pu Zhaobang<sup>1</sup> Zhang Tianwen<sup>2</sup>

(<sup>1</sup> Department of Automation Measurement and Control, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)  
(<sup>2</sup> Department of Computer Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

**Abstract:** Infrared (IR) and visible sensors are commonly used in the target tracking and recognition system. Image fusion for these two modal images can effectively improve the system's tracking and detection accuracy. The model of dynamic contour is combined with image fusion and feature points in feature search are used to implement image registration accurately. Meanwhile a new feature-level image fusion is applied. Control points of B-spline curves for the target's contour in two modal images are used to implement a real-time differential coupling. This coupling makes improvement on the differential coupling proposed by Curwen, where a rigid template is transformed into a real-time transformation template with image registration. Moreover, a new dynamic equation is derived for dynamic contour after this image fusion. In this fusion, the dynamic contour's convergent shape in visible image is restricted by the target's contour in IR image. This fusion improves dynamic contour's tracking accuracy effectively. A contrasting experiment on moving hand image sequence indicates average tracking error of dynamic contour has decreased by 60.25% in visible image with this image fusion.

**Key words:** information optics; image fusion; visual tracking; dynamic contour; differential coupling

### 1 引 言

动态轮廓线模型已广泛应用于图像处理中边缘检测、图像匹配和目标跟踪等领域<sup>[1,2]</sup>。但是,在有各种噪声干扰、遮挡及杂物的复杂背景条件下,动态轮廓线在可见光图像序列中目标检测跟踪的准确性大大降低<sup>[3]</sup>。图像融合是信息融合系统中对不同的

传感器图像进行有效地综合集成,使用不同模态(如各个波段)的探测对象的信息进行数据融合<sup>[4]</sup>,在地理信息系统视觉计算等领域有广泛应用<sup>[5]</sup>。图像融合中的像素级融合是以像素为基本处理单元,常用方法有金字塔算法<sup>[6]</sup>、小波分解<sup>[7,8]</sup>和加权平均法等<sup>[9,10]</sup>;特征级融合是在图像特征提取基础上的融

\* 国家自然科学基金(69775007, 60075010)资助课题。

作者简介: 赵 鹏(1972~),男,黑龙江阿城市人,讲师,哈尔滨工业大学自动化测量与控制系博士研究生,主要从事视觉检测、视觉跟踪、图像融合的研究。E-mail: impanefu@yahoo.com.cn

收稿日期: 2004-06-28; 收到修改稿日期: 2004-11-23

合,它适用于各种特征的检测与识别<sup>[11,12]</sup>。

在各种模式图像中,红外图像的形成主要是基于被检测目标的温度分布,它和背景环境中噪声杂物,光照条件和物体色彩等外界因素关系不大。基于此,本文将红外与可见光传感器图像进行特征级融合,采用了一种新的融合机制——微分耦合机制。基本原理是将目标轮廓用动态轮廓线控制点向量表

示,将两类模式图像目标轮廓的动态轮廓线控制点向量微分进行实时耦合,从而有效地约束可见光图像中轮廓线的收敛形状。其优点在于,它是针对特定任务和特定目标的轮廓边缘的融合,而不是传统的所有图像边缘特征(特定目标和所有背景环境的边缘)的融合<sup>[12,13]</sup>。动态轮廓线跟踪与融合的系统框图示于图 1。

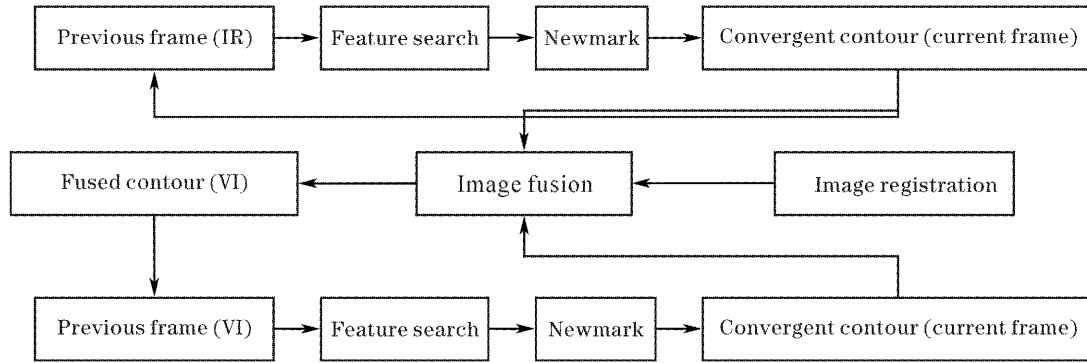


图 1 动态轮廓线跟踪与融合系统框图

Fig. 1 Tracking and fusion systematic flow graph of dynamic contour

## 2 动态轮廓线模型

在动态轮廓线模型中,图像平面内的轮廓用 B 样条曲线表达如下式<sup>[1]</sup>:

$$\mathbf{r}(s,t) = \begin{bmatrix} B^T(s) & 0 \\ 0 & B^T(s) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Q^x(t) \\ Q^y(t) \end{bmatrix} = \mathbf{H}(s)\mathbf{Q}(t), \quad 0 \leq s \leq L \quad (1)$$

其中  $B^T(s) = [B_0(s), B_1(s), \dots, B_{q-1}(s)]^T$ ,  $B_i(s)$  ( $0 \leq i \leq q-1$ ) 是第  $i$  个 B 样条基函数,  $q$  是 B 样条基函数的个数,  $\mathbf{Q}(t)$  为控制点坐标向量。图 2 给出了 2 次与 3 次均匀 B 样条曲线及其控制多边形的实例,其中 3 次样条曲线更光滑、更短、更远离控制多边形。

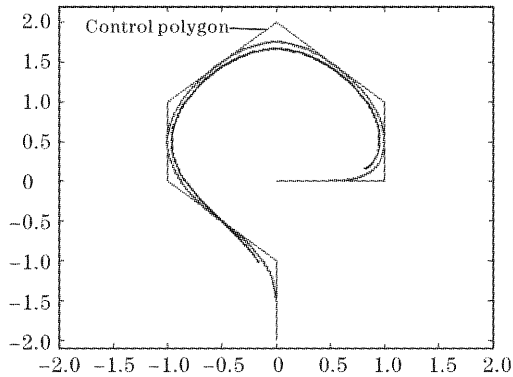


图 2 2 次与 3 次均匀 B 样条曲线及其相应的控制多边形(控制点坐标向量)

Fig. 2 Quadratic and cubic homogeneous B-spline curves and corresponding control polygon (control point vector)

拉格朗日动力学原理是基于物理学的视觉跟踪方法的理论基础,这一原理阐明耗散机械系统应满足如下的拉格朗日方程<sup>[3]</sup>:

$$\frac{d}{dt} \left( \frac{\partial L}{\partial \dot{\mathbf{Q}}} \right) - \frac{\partial L}{\partial \mathbf{Q}} + \frac{\partial D}{\partial \dot{\mathbf{Q}}} = 0, \quad (2)$$

其中  $\mathbf{Q}$  为广义坐标,  $\dot{\mathbf{Q}}$  为广义速度,  $L(\mathbf{Q}, \dot{\mathbf{Q}}, t) = T(\dot{\mathbf{Q}}) - Z(\mathbf{Q})$  是拉格朗日函数,  $T$  是动能函数,  $Z$  是势能函数,  $D(\dot{\mathbf{Q}}, t)$  是瑞利函数, (2) 式表明当系统的动能势能和瑞利函数已知时,可以唯一确定动力学系统的状态。该方程最终演化为<sup>[3]</sup>

$$\mathbf{H}_0 \ddot{\mathbf{Q}} + 2\mathbf{B}\dot{\mathbf{Q}} + \mathbf{W}\mathbf{Q} = \mathbf{P}, \quad (3)$$

其中  $\mathbf{H}_0$ ,  $2\mathbf{B}$ ,  $\mathbf{W}$  分别是质量、阻尼和刚度矩阵,  $\mathbf{P}$  是外荷载向量,  $\mathbf{Q}$  是 B 样条曲线的控制点向量。有关参量如下<sup>[3]</sup>:

$$\begin{cases} \mathbf{B} = \sum_{n=0}^N \mathbf{B}_n \mathbf{H}_n, \\ \mathbf{W} = \sum_{n=0}^N \omega_n^2 \mathbf{H}_n, \\ \mathbf{H}_n = \sum_{i=1}^L \mathbf{G}_i^T \mathbf{M}_i^T \mathbf{S}_n \mathbf{M}_i \mathbf{G}_i, \\ \mathbf{S}_n = \int_0^1 \frac{d^n \mathbf{S}}{ds^n} \frac{d^n \mathbf{S}^T}{ds^n} ds, \\ \mathbf{P} = \omega_0^2 \mathbf{H}_0 \mathbf{Q}_f, \end{cases} \quad (4)$$

### 3 特征搜索

#### 3.1 搜索方向

选择特征点的搜索方向是利用了相应点的法线方向,这样可以最大限度地保证搜索不偏离目标轮廓。实验采用均匀的2次3阶B样条曲线,其跨度为 $L$ ,对于第 $i$ 个跨度的B样条曲线,满足下面的方程<sup>[1]</sup>

$$\begin{aligned} P_i(s) &= S^T M_i Q_i, \\ S &= [1, s, s^2]^T, \\ Q_i &= [q_i, q_{i+1}, q_{i+2}]^T, \end{aligned} \quad (5)$$

B样条曲线的形状矩阵为

$$M = M_i = \frac{1}{2!} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ -2 & 2 & 0 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix}, \quad (6)$$

此时,(4)式中的参量取值为: $N = 1, \omega_0^2 = \omega_1^2 = 0.25, B_0 = B_1 = 0.5$ 。矩阵 $S_0, S_1$ 分别为

$$S_0 = \begin{bmatrix} 1 & 1/2 & 1/3 \\ 1/2 & 1/3 & 1/4 \\ 1/3 & 1/4 & 1/5 \end{bmatrix}, \quad S_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 4/3 \end{bmatrix},$$

其余参量可相应求取。

这样,对于每一个跨度的3维控制点向量 $Q_i = [q_i, q_{i+1}, q_{i+2}]^T$ ,重复使用公式 $P_i(s) = S^T M_i Q_i$ 求出相应的一小段光滑B样条曲线,从而求出完整的全部跨度的B样条曲线,在每一个跨度区间,步长为0.2,即 $s = 0, 0.2, 0.4, 0.6, 0.8$ 。

在各个跨度区间算出相应分量 $x_i(s), y_i(s), x'_i(s), y'_i(s)$ 求出切向斜率

$$k_t = \frac{dy}{dx} = \frac{y'_i(s)}{x'_i(s)},$$

从而求出法向斜率 $k_n$ 。图3给出了相应的示意图,B样条曲线上的3条线段为曲线上相应点处的法线搜索区间,实验中搜索区间范围为 $[-15, 15]$ 。

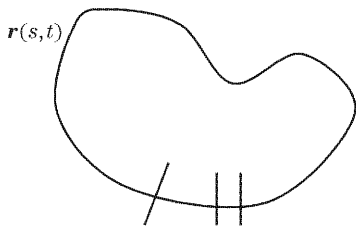


图3 动态轮廓线的法线特征搜索区间

Fig. 3 Dynamic contour's normal feature search interval

#### 3.2 特征搜索算子

常用的算子有 Sobel, Canny, LOG 算子,这里选用 LOG 算子,它边缘定位性较好,抗噪声能力强。为了保证图像特征搜索准确性,对 R, G, B 三个

分量分别使用 LOG 算子计算后加权求和,权值为 $\omega_R = \omega_G = \omega_B = 1/3$ 。

### 4 动态轮廓线的迭代收敛算法

#### 4.1 Newmark 法

采用了一种基于 Newmark 法的迭代算法<sup>[14]</sup>,该算法不需进行离散化处理,也不需要相邻两帧图像的有关信息,只要对控制点向量进行数次的迭代处理就可使轮廓线收敛到目标轮廓区域,减少了计算复杂度。迭代算法步骤为:

##### 4.1.1 初始计算

1) 对于动态轮廓线的动力学方程(3),形成刚度矩阵 $K=W$ ,质量矩阵 $M=H_0$ ,阻尼矩阵 $C=2B$ 。

2) 计算初始值 $Q_0, \dot{Q}_0, \ddot{Q}_0$ ,其中

$$Q_0 = [Q_0^x, Q_0^y]^T, \quad (7)$$

3) 选取时间步长 $\Delta t, x, y$ ,计算积分常数:

$$a_0 = \frac{1}{x(\Delta t)^2}, \quad a_1 = \frac{y}{x\Delta t},$$

$$a_2 = \frac{1}{x\Delta t}, \quad a_3 = \frac{1}{2x} - 1,$$

$$a_4 = \frac{y}{x} - 1, \quad a_5 = \frac{\Delta t}{2(y/x - 2)},$$

$$a_6 = (1 - y)\Delta t, \quad a_7 = y\Delta t,$$

$$y \geq 0.50, \quad x = 0.25(0.5 + y)^2,$$

4) 形成有效的刚度矩阵 $\hat{K} = K + a_0 M + a_1 C$ 。

##### 4.1.2 迭代运算

1) 计算在时刻 $t + \Delta t$ 的有效荷载

$$\hat{R}_{t+\Delta t} = R_{t+\Delta t} + M(a_0 Q_t + a_2 \dot{Q}_t + a_3 \ddot{Q}_t) + C(a_1 Q_t + a_4 \dot{Q}_t + a_5 \ddot{Q}_t).$$

2) 求解在时刻 $t + \Delta t$ 的位移

$$\hat{K} Q_{t+\Delta t} = \hat{R}_{t+\Delta t}.$$

3) 计算在 $t + \Delta t$ 时刻的速度和加速度

$$\ddot{Q}_{t+\Delta t} = a_0 (Q_{t+\Delta t} - Q_t) - a_2 \dot{Q}_t - a_3 \ddot{Q}_t,$$

$$\dot{Q}_{t+\Delta t} = Q_t + (a_7 \ddot{Q}_{t+\Delta t} + a_6 \ddot{Q}_t).$$

4) 令 $t = t + \Delta t$ 转1)。

其中(7)式中 $Q_0$ 为动态轮廓线的初始化控制点向量,

$$\dot{Q}_0 = 0, \quad \ddot{Q}_0 = M^{-1}[R - (KQ_0 + C\dot{Q}_0)],$$

这里 $R = R_0 = R_t = P, P = \omega_0^2 H_0 Q_t$ 。

应用特征搜索求取相应的特征点及特征曲线 $r_f(s, t)$ (将离散的特征点联接后就形成特征曲线),应用B样条曲线拟合(反求B样条曲线控制点向量)得到 $Q_t$ 。

基于拉格朗日方程(2)的动态轮廓线收敛原理

为：利用系统图像势能的极小化来使动态轮廓线收敛到目标轮廓，其实质类似于阻尼受迫振动平衡过程，(3)式在形式上同样类似于基于拉格朗日方程的阻尼受迫振动平衡方程。

#### 4.2 动态轮廓线迭代收敛的具体步骤

1) 对于一幅静态图像，初始化(7)式中的  $Q_0$ 。而对于连续的动态序列图像，例如，在动态轮廓线的跟踪过程中，对于当前处理的图像，首先将  $Q_0$  初始化为前一帧图像的动态轮廓线的跟踪结果控制点向量  $Q_1$ ，即令  $Q_0 = Q_1$ ；

2) 应用公式(1)求得  $r(s, t)$ ，在实验中采用均匀的 2 次 3 阶 B 样条曲线，因此，具体实现时应用(5)，(6)两式分跨度求取  $r(s, t)$  上的相应的像素点

(每 3 个控制点确定一小段光滑的 B 样条曲线，(5)式中  $S = [1, s, s^2]^T$  的  $s$  取值为  $s = 0, 0.2, 0.4, 0.6, 0.8$ )；

3) 应用特征搜索求取相应的特征点及特征曲线  $r_f(s, t)$  (将离散的特征点联接后就形成特征曲线)，应用 B 样条曲线拟合(反求 B 样条曲线控制点向量)得到  $Q_f, Q_f$  为(4)式中的对应的  $Q_i$ ；

4) 最后，应用 Newmark 法使动态轮廓线迭代收敛并向特征曲线  $Q_f$  逼近。

作为实例，图 4 给出了标准测试的静态 lena 图像的动态轮廓线的迭代收敛情形[其中，(a)为轮廓线初始化形状，(b)为迭代 2 次形状，(c)为迭代 5 次形状，(d)为迭代 10 次形状]。



图 4 动态轮廓线的迭代收敛结果(Newmark 法)

Fig. 4 Dynamic contour's iteration convergent results based on Newmark method

## 5 微分耦合的动态轮廓线模型

### 5.1 微分耦合原理

从图 4 可以看出，动态轮廓线无法收敛到真正的目标轮廓(人脸)边缘。这是因为在复杂背景的情况下(例如，目标轮廓周围存在噪声，杂物和遮挡)，通过特征搜索得到的  $Q_f$  不能表示真正的目标轮廓，这导致了应用 Newmark 法以后动态轮廓线的收敛形状产生偏差。为消除上述误差，Curwen 曾提出了微分耦合的动态轮廓线模型<sup>[3]</sup>，基本思想是使用先验的刚性硬模板来约束轮廓线的收敛形状并将它用于单一模式(可见光)图像的目标检测与跟踪。在 Curwen 的微分耦合模型中<sup>[3]</sup>

$$H_0 \ddot{Q} + 2B\dot{Q} + WQ = P, \quad (8)$$

$$P = \omega_0^2 H_0 Q_f + \sum_{n=1}^N \omega_n^2 H_n Q_s,$$

这里增加了一个刚性不变模板  $Q_s$ ，用它来约束动态轮廓线的收敛形状。图 5 给出了引入微分耦合机制后 lena 图像的动态轮廓线的迭代收敛情形[其中，(a)为轮廓线初始化形状，(b)为轮廓线迭代 2 次形状，(c)轮廓线迭代 5 次形状，(d)轮廓线迭代 10 次形状]，为了和图 4 形成对比，这里使用了完全相同的动态轮廓线初始化形状。

### 5.2 局限性

虽然微分耦合机制可以使动态轮廓线的收敛形



图 5 微分耦合的动态轮廓线的迭代收敛结果(Newmark 法)

Fig. 5 Dynamic contour's iteration convergent results based on Newmark method with differential coupling

状逼近目标轮廓,但是,它存在两点局限性。首先,刚性硬模板需要人工预先给定,这限制了它的实际应用范围。其次,这种模板的约束力在运动目标发生仿射变换运动(指旋转和尺度变换)时将失去作

用。这一点可以从图 6 中看到[其中,(a)为轮廓线的刚性硬模板,(b)为平移运动时轮廓线收敛结果,(c)为旋转运动时轮廓线收敛结果]。

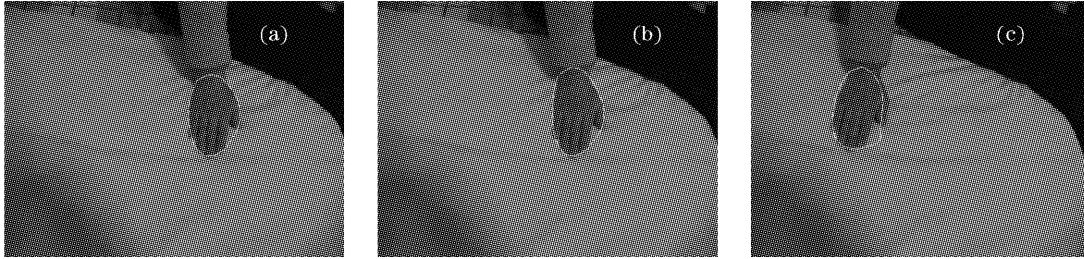


图 6 微分耦合机制的局限性

Fig. 6 Differential coupling mechanism's limitation

在图 6 中,我们将(a)图中的动态轮廓线控制点向量作为刚性硬模板,以此来约束(b)图和(c)图中动态轮廓线的收敛形状。可以看出,人手进行平移运动时微分耦合能很好地约束动态轮廓线的收敛形状,然而人手具有旋转运动时这种约束机制将失去作用(人手具有尺度变换运动时也会产生和旋转运动类似的情形)。

## 6 一种新颖的特征级图像融合

基于 Curwen 的微分耦合机制的两点局限性,本文将这种机制作了改进。首先,对于红外与可见光两类模式的图像,考虑到红外图像的形成主要是基于被检测目标的温度分布,它和背景环境中噪声杂物,光照条件和物体色彩等外界因素关系不大。因此,我们将红外图像中动态轮廓线的收敛结果控制点向量  $Q_{IR}$  作为模板向量  $Q_s$ ,用它来约束可见光图像中的动态轮廓线收敛形状,解决了模板向量  $Q_s$  的人工预先给定的这种限制。其次,考虑到两类模式图像中由于图像传感器的位置和采样偏差导致的两类图像中目标轮廓的仿射变换,应用图像配准求得相应的仿射变换参量  $(s, \theta, t_x, t_y)$ 。根据  $(s, \theta, t_x, t_y)$  将刚性硬模板转换为实时的变换模板,使用变换模板去约束可见光图像中的动态轮廓线收敛形状,从而解决了微分耦合机制的第二点局限性。

需要指出,微分耦合的实质是对动态轮廓线的形状进行约束,因此,算法只需要仿射变换的旋转角度和尺度参量而不需要它的平移分量参量。对于红外图像中动态轮廓线的收敛控制点向量  $Q_s = Q_{IR}$  和仿射变换检测的角度与尺度参量  $\theta, s$ , 相应的变换模板向量为  $Q_\theta$ :

$$Q_\theta = sRQ_s = s \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} Q_s, \quad (9)$$

代入(8)式得到可见光图像中特征级融合的动态轮廓线模型:

$$H_0 \dot{Q} + 2B\dot{Q} + WQ = P_\theta, \quad (10)$$

$$P_\theta = \omega_0^2 H_0 Q_t + \sum_{n=1}^N \omega_n^2 H_n Q_\theta =$$

$$\omega_0^2 H_0 Q_t + \sum_{n=1}^N \omega_n^2 H_n s \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} Q_s, \quad (11)$$

实验中  $N = 1$ , 上式可简化为

$$P_\theta = \omega_0^2 H_0 Q_t + \omega_1^2 H_1 s \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} Q_s,$$

通过这两点改进,使可见光图像中的动态轮廓线经过数次的迭代收敛更加逼近真实的目标轮廓边缘,克服了噪声杂物背景图案等产生的干扰。

## 7 图像配准

为求得仿射变换参量,采用 Jun-Wei Hsieh 等提出的基于边缘的由粗到精的配准方法<sup>[15]</sup>,该方法具有较好的抗噪性,能够去掉虚假的匹配对并且能够检测近 10% 的尺度变换。限于篇幅这里只给出算法步骤:

A1 利用特征搜索从输入图像  $f_1, f_2$  中提取特征点。

A2 估计特征点方向且计算角度直方图  $\bar{H}(\theta)$ 。

A3 从角度直方图  $\bar{H}(\theta)$  估计出角度差值  $\bar{\theta}$ 。

A4 使用算出的  $\bar{\theta}$  旋转  $f_1(x, y)$  到  $\hat{f}_1(x, y)$ 。

A5 基于  $\hat{f}_1(x, y)$  和  $f_2(x, y)$  作初始匹配得到初始配准参量  $s, \hat{\theta}, t_x, t_y$ 。

A6 设置  $I=0$  和  $\theta = \hat{\theta} + \bar{\theta}$ 。

B1 使用参量  $(s, \theta, t_x, t_y)$  对图像  $f_1(x, y)$  应用

仿射变换得到变换图像  $\hat{f}_1(x, y)$ 。

B2 基于  $\hat{f}_1(x, y)$  和  $f_2(x, y)$  作精细匹配得到配准集  $M_P^C$ 。

B3 通过配准集  $M_P^C$  得到精细参量修正量  $(\hat{s}, \hat{\theta}, \hat{t}_x, \hat{t}_y)$ , 使用相应的公式更新  $(s, \theta, t_x, t_y)$ 。

B4  $I=I+1$ , 如果  $I \leq 2$  转 B1; 否则停止。

在步骤 A1 中, 图像  $f_1, f_2$  指当前处理的红外与可见光图像, 并且步骤 B 中设定迭代次数为 3 次。

## 8 实验与误差计算

### 8.1 对比跟踪实验

为了验证微分耦合的特征级融合的有效性, 使用了三组对比实验, 分别是红外图像(图 7)、可见光图像(图 8)和融合三种情形下(图 9)动态轮廓线跟踪结果。使用 Canon 的 Power Shot A300 数码相机录制了 70 帧的可见光运动图像序列, 对于红外图

像的采集, 使用了基于红外热像仪, 图像采集卡, 以 DSP 为核心的高速图像处理器和图像处理软件系统的实验装置。其中红外热像仪测量波长为  $8 \sim 12 \mu\text{m}$ , 温度分辨力为  $0.06 \text{ }^\circ\text{C}$ 。实验是在安装了 Windows XP 系统的 Pentium III 800 机器使用 Visual C++ 6.0 完成的, 使用了基于 Newmark 法的迭代算法, 其中参量  $y=0.5, x=0.25, \Delta t=28$ , 迭代次数均为 12 次。为了能清楚地看清轮廓线的收敛情况, 对可见光图像的显示作了相应放大。图 7~图 9 是动态轮廓线分别在三种情况下跟踪第 15 帧, 第 22 帧和第 30 帧图像的相应结果。采用均匀的 2 次 3 阶 B 样条曲线来表示动态轮廓线, 它的控制点向量的维数为 15, 法线特征搜索区间范围是  $[-15, 15]$ 。可以看出, 图 9 中融合的轮廓线收敛形状好于图 8 的相应形状, 使得轮廓线稳定收敛到目标轮廓位置。

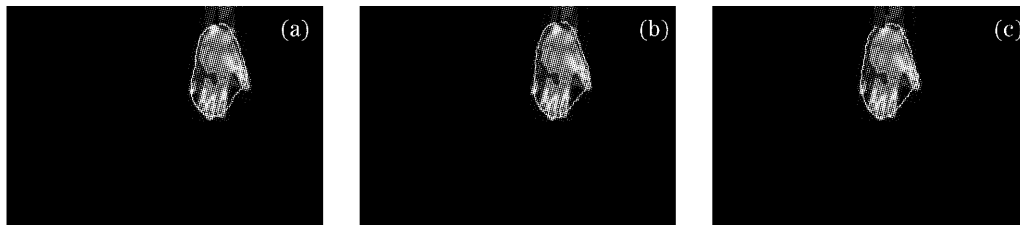


图 7 红外图像动态轮廓线跟踪结果

Fig. 7 Tracking result of dynamic contour in IR image



图 8 复杂背景下可见光图像动态轮廓线跟踪结果

Fig. 8 Tracking results of dynamic contour in visible image with complex background



图 9 复杂背景下图像融合的动态轮廓线跟踪结果

Fig. 9 Tracking result of dynamic contour in visible image with complex background by fusion

### 8.2 误差计算

为了定量分析动态轮廓线在可见光图像中的跟

踪结果(融合前与融合后), 使用了基于  $L_2$  范数的曲线匹配误差方法, 设人手的真实轮廓的动态轮廓线

控制点向量为  $\mathbf{Q}_1$ , 实际收敛的控制点向量为  $\mathbf{Q}_2$ 。那么, 两者的曲线匹配误差用下式计算<sup>[1]</sup>:

$$\|\mathbf{Q}_1 - \mathbf{Q}_2\| = \sqrt{(\mathbf{Q}_1 - \mathbf{Q}_2)^T \mathbf{U} (\mathbf{Q}_1 - \mathbf{Q}_2)}, \quad (12)$$

这里的范数为 B 样条曲线  $L_2$  范数, 定义为<sup>[1]</sup>

$$\|\mathbf{Q}\|^2 = \frac{1}{L} \int_{s=0}^L |\mathbf{r}(s)|^2 ds = \mathbf{Q}^T \mathbf{U} \mathbf{Q}, \quad (13)$$

$$\mathbf{U} = \frac{1}{L} \int_0^L \mathbf{H}(s)^T \mathbf{H}(s) ds,$$

通过 70 帧序列图像的对比跟踪实验(采样率

10 frame/s), 计算求得红外图像中的规格化跟踪误差最大值为 0.0115, 最小值为 0.0081, 平均值为 0.0091; 融合前可见光图像的相应值分别为 0.0407, 0.0356, 0.0395; 融合后可见光图像的相应值为 0.0192, 0.0113, 0.0157。因此, 对于可见光图像, 融合后平均跟踪误差减小了

$$(0.0395 - 0.0157) / 0.0395 = 60.25\%.$$

在(12)式中, 矩阵  $\mathbf{U}$  为对角形方阵, 例如, 在控制点向量维数为 8 时, 相应的  $\mathbf{U}$  矩阵为

$$\mathbf{U} = \frac{1}{8} \times \begin{bmatrix} 0.55 & 0.217 & 0.008 & 0 & 0 & 0 & 0.008 & 0.217 \\ 0.217 & 0.55 & 0.217 & 0.008 & 0 & 0 & 0 & 0.008 \\ 0.008 & 0.217 & 0.55 & 0.217 & 0.008 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.008 & 0.217 & 0.55 & 0.217 & 0.008 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.008 & 0.217 & 0.55 & 0.217 & 0.008 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.008 & 0.217 & 0.55 & 0.217 & 0.008 \\ 0.008 & 0 & 0 & 0 & 0.008 & 0.217 & 0.55 & 0.217 \\ 0.217 & 0.008 & 0 & 0 & 0 & 0.008 & 0.217 & 0.55 \end{bmatrix}. \quad (14)$$

## 9 结 论

本文将红外与可见光图像融合和动态轮廓线模型结合, 提出了一种新的基于微分耦合的特征级融合算法。这种融合充分考虑了红外图像的目标轮廓信息, 有效地控制约束动态轮廓线在可见光图像中的迭代收敛形状, 提高了它在噪声干扰杂物遮挡背景环境下检测跟踪的准确性。此外, 这种融合只对有限数量的控制点(一般不超过 30)进行微分耦合, 因此具有实用性和易于实现等优点。

### 参 考 文 献

- Andrew Blake, Michael Isard. *Active Contours* [M]. London: Springer Verlag, 1998. 41~134
- Patrick Brigger, Jeff Hoeg, Michael Unser. B-spline snakes: a flexible tool for parametric contour detection [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000, 9(9): 1484~1496
- Andrew Blake. *Active Vision* [M]. Cambridge: The MIT Press, 1992. 39~58
- David L. Hall, James Llinas. An introduction to multisensor data fusion[C]. *Proc. IEEE*, 1997, 85(1): 6~23
- Liu Weiyi, Wang Zhaoqi, Mu Guoguang *et al.*. Three dimension reconstruction by space image fusion[J]. *Acta Optica Sinica*, 2000, 20(3): 363~369 (in Chinese)  
刘维一, 王肇圻, 母国光等. 用空间图像融合技术进行三维重建的研究[J]. *光学学报*, 2000, 20(3): 363~369
- Liu Guixi, Yang Wanhai. A multi-scale contrast-pyramid based image fusion scheme and its performance evaluation [J]. *Acta Optica Sinica*, 2001, 21(11): 1336~1342 (in Chinese)  
刘贵喜, 杨万海. 基于多尺度对比度塔的图像融合方法及性能评价[J]. *光学学报*, 2001, 21(11): 1336~1342
- Wu Yan, Yang Wanhai, Li Ming. Image fusion based on wavelet decomposition and evolutionary strategy[J]. *Acta Optica Sinica*, 2003, 23(6): 671~676 (in Chinese)  
吴艳, 杨万海, 李明. 基于小波分解和进化策略的图像融合方法[J]. *光学学报*, 2003, 23(6): 671~676
- Hong Wang, Zhongliang Jing, Jianxun Li. Image fusion using non-separable wavelet frame[J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2003, 1(9): 523~526
- Li Qin, Yu Xin. Study of image fusion methods appropriated to biological images[J]. *Acta Optica Sinica*, 2000, 20(4): 494~500 (in Chinese)  
李勤, 俞信. 适合于生物图像的图像融合算法研究[J]. *光学学报*, 2000, 20(4): 494~500
- Li Qin, Dai Caihong, Yu Xin *et al.*. Application of imaging fusion in cell images processing[J]. *Acta Optica Sinica*, 1998, 18(12): 1658~1662 (in Chinese)  
李勤, 代彩虹, 俞信等. 图像融合方法在细胞图像处理中的应用[J]. *光学学报*, 1998, 18(12): 1658~1662
- G. Ye. J. Wei, M. R. Pickering, M. R. Frater *et al.*. Simultaneous tracking and registration in a multisensor surveillance system[C]. *Proc. IEEE*, 2003, 1: 933~936
- Gemma Piella. A general framework for multi-resolution image fusion: from pixels to regions[J]. *Information Fusion*, 2003, 4: 259~280
- L. Yiyao, Y. V. Venkatesh, C. C. Ko. A knowledge-based neural network for fusing edge maps of multi-sensor images[J]. *Information Fusion*, 2001, 2: 121~133
- Klaus J. Bathe, Edward L. Wilson. *Numerical Methods in Finite Element Analysis* [M]. Lin Gongyu, Luo En transl., Beijing: Science Press, 1985. 322~326 (in Chinese)  
Klaus J. Bathe, Edward L. Wilson. 有限元分析中的数值方法[M]. 林公豫, 罗恩译. 北京: 科学出版社, 1985. 322~326
- Jun Wei Hsieh, Yuan Mark Liao, Kuo Chin Fan *et al.*. Image registration using a new edge-based approach [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1997, 67(2): 112~130