

文章编号: 1001-0920(2006)10-1143-05

基于动态 Snake 模型的机械手运动轨迹视觉跟踪

吕遐东, 黄心汉

(华中科技大学 控制科学与工程系, 武汉 430074)

摘 要: 针对机械手运动在图像序列空间的轨迹分布, 提出一种基于时空轨迹线的动态 Snake 跟踪模型。定义相应的能量函数, 可使其在机械手轨迹分布上取得极小, 通过 Snake 能量的轨迹收敛实现对机械手运动点的跟踪定位。利用轨迹能量系数的动态调节, 可避免 Snake 搜索过程陷入局部极小。使用平方轨迹最小二乘预测器对轨迹点位置进行预测, 可提高 Snake 搜索的实时性和准确性。微装配机械手运动实验证明了该模型及跟踪算法的有效性。

关键词: 视觉跟踪; 主动轮廓模型; 动态能量函数; 轨迹预测

中图分类号: TP24 文献标识码: A

Visual Tracking of Robotic Manipulator Motion Trajectory Using Dynamic Active Contour Model

LV Xia-dong, HUANG Xin-han

(Department of Control Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China. Correspondent: LV Xia-dong, E-mail: xd_lv@163.com)

Abstract: A dynamic active contour model for spatio-temporal trajectory is proposed to track robotic manipulator motion in image sequence space. The model employs a snake function with minimum energy at the trajectory distribution. The manipulator is localized through searching the converged energy point set. Energy weights in the function are real-time adjusted to avoid local minima during convergence. To improve the snake searching efficiency, a quadratic-trajectory least square estimator is developed to predict motion position before tracking. Experimental results of tracking micromanipulator motion demonstrate the effectiveness of the proposed model.

Key words: Visual tracking; Active contour model; Dynamic energy function; Trajectory estimation

1 引 言

机械手运动轨迹线的视觉跟踪是实现其视觉伺服控制的基础。特别是在复杂装配环境下, 成像背景动态变化, 对机械手轨迹点位置的快速跟踪与精确定位提出了较高的要求。常见的运动图像检测方法包括光流法^[1]、相邻帧差法^[2]和背景差法^[3]等。光流法运算开销大, 不易于实时实现, 而且对噪声比较敏感; 相邻帧差法计算简单, 但其检测效果受物体运动速度和图像采样时间间隔的限制; 背景差法需要建立准确的背景模型及更新机制来模拟真实背景图像的变化, 但这种模型的选取在动态成像条件下是一个难点。因此上述方法均难以满足复杂装配环境下

实时精确地跟踪机械手运动轨迹的要求。

主动轮廓模型(即 Snake 模型)于 1987 年由 Kass 等人^[4]提出, 它通过收敛曲线能量实现对图像轮廓的精确定位。国内外已有很多将主动轮廓模型运用于运动图像跟踪的例子, 如文献[4]介绍了如何在时变图像中使用 Snake 模型跟踪说话引起的唇动; Terzopoulos 等^[5]引入时变的图像轮廓映射建立了动态 Snake 模型的 Lagrange 动力学方程; 基于 Kalman 滤波的 Kalman Snake 模型也被用于检测运动图像中物体的位置和运动速度^[6]; Perrin 等人^[7]运用主动轮廓模型实现了移动机器人的跟踪定位; Nithammer 等人^[8]利用动态短程线 Snake 模型

收稿日期: 2005-08-15; 修回日期: 2006-02-26

基金项目: 国家自然科学基金项目(60275013); 国家 863 计划项目(2005AA 844120)。

作者简介: 吕遐东(1977—), 男, 湖北阳新人, 博士生, 从事微装配机器人及视觉伺服技术研究; 黄心汉(1946—), 男, 湖北咸宁人, 教授, 博士生导师, 从事机器人、智能控制等研究。

实现了运动汽车图像的跟踪,但这些应用均侧重于跟踪提取时变图像的轮廓边缘,其算法搜索效率不尽理想,实时性难以满足机械手视觉伺服的要求。

图像轮廓作为二维图像平面的连续弹性曲线,定义相应的 Snake 能量函数可使其在轮廓分布上取得极值。考虑机械手轨迹线在图像序列空间分布的连续性和平滑性,本文提出一种针对机械手运动的时空轨迹线动态 Snake 模型。通过 Snake 能量函数的轨迹收敛实现对运动点的跟踪定位。使用平方轨迹最小二乘预测器对轨迹点位置进行预测,在预测点的图像邻域内进行 Snake 受控点的搜索与判断,避免对整幅图像进行处理,提高了 Snake 搜索效率。微装配机械手运动实验证明了该模型及跟踪算法的快速有效性。

2 主动轮廓模型

主动轮廓模型定义为二维图像中的一条连续弹性曲线,由能量方程事先指定轮廓特征,在曲线变形和运动过程中,通过寻找最小能量使之由图像初始位置逐渐向特征位置逼近。假设图像轮廓曲线 $v(s) = (x(s), y(s)), s \in [0, 1]$, s 为轮廓曲线参量。定义以 $v(s)$ 为变量的能量函数:

$$E_{\text{snake}} = \int_0^1 [E_{\text{int}}(v(s)) + E_{\text{image}}(v(s)) + E_{\text{con}}(v(s))] ds, \quad (1)$$

式中: $E_{\text{int}}(v(s))$ 为内部能量函数, $E_{\text{image}}(v(s))$ 为图像能量函数, $E_{\text{con}}(v(s))$ 为外部约束能量函数。其中 $E_{\text{int}}(v(s))$ 定义为:

$$E_{\text{int}}(v(s)) = \frac{1}{2} (\omega |v_s(s)|^2 + \omega_2 |v_{ss}(s)|^2), \quad (2)$$

式中: $v_s(s)$ 为曲线 v 关于 s 的一阶导数,它要求轮廓尽可能连续,而二阶导数 $v_{ss}(s)$ 则要求轮廓尽可能平滑; ω 为曲线连续性(张力)约束系数, ω_2 为曲线平滑性(曲率)约束系数。能量函数 E_{image} 为图像 $I(x, y)$ 的函数: 当不考虑外部约束力时,若 $E_{\text{image}}(v(s)) = E_{\text{image}}(x, y) = \gamma |I(x, y)|$, Snake 曲线收敛到图像的明区或暗区; 若 $E_{\text{image}}(v(s)) = E_{\text{image}}(x, y) = \gamma |\nabla I(x, y)|$, Snake 曲线收敛到图像边缘,其中 γ 为能量约束系数, $\gamma < 0$ 。 E_{con} 为外部约束能量函数,通过它向曲线施加外部约束力使其离开不应在的区域,不同的约束能量函数使轮廓收敛到不同的特征位置。

在实际应用中将 Snake 曲线表示为众多受控点的集合, $V = (v_0, v_1, \dots, v_n)$, 整条轮廓线能量的离散化形式为

$$E_{\text{snake}} = \sum_{i=0}^n E_{\text{int}}(v_i) + E_{\text{image}}(v_i) + E_{\text{con}}(v_i). \quad (3)$$

能量函数(3)在图像轮廓处取得极小值,求取能量极小化的过程即是搜索图像特征轮廓的过程。典型的离散 Snake 能量函数优化算法包括动态规划算法、贪心算法和 M-NMAX 算法等。

3 机械手运动轨迹动态 Snake 模型

3.1 时空轨迹动态 Snake 能量函数

机械手在工作空间的轨迹运动通过机器人视觉系统表现为其末端在 (X, Y, T) 图像序列空间中成像位置的连续变化。假设机械手时空轨迹线模型为 $v(s, t) = v(x(s), y(s), t), s \in [0, 1]$ 代表轨迹线在二维图像平面 XOY 投影的曲线参量, $t \in [0, T_1]$ 为机械手运动时间,如图 1 所示。

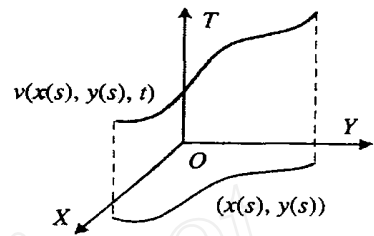


图1 机械手运动时空轨迹线 $v(x(s), y(s), t)$

定义以 $v(s, t)$ 为变量的轨迹能量函数为

$$E_{\text{snake}} = \int_0^1 \{ \lambda [E_{\text{int}}(v(s, t)) + E_{\text{image}}(v(s, t))] + (1 - \lambda) E_{\text{kin}}(v(s, t)) \} ds, \quad (4)$$

式中 λ 为动态轨迹能量调节系数。

时空轨迹曲线和图像轮廓曲线一样也具备连续性和光滑性,故 E_{int} 定义与原始 Snake 模型中的定义基本相同,即

$$E_{\text{int}} = \frac{1}{2} (\omega |v_s(s, t)|^2 + \omega_2 |v_{ss}(s, t)|^2) = \frac{1}{2} (\omega \left| \frac{\partial v}{\partial s} \right|^2 + \omega_2 \left| \frac{\partial^2 v}{\partial s^2} \right|^2). \quad (5)$$

定义图像能量函数

$$E_{\text{image}} = \gamma \iint_{\Omega} I(x, y, t) dx dy, \quad (6)$$

式中: γ 为图像能量约束系数,且 $\gamma < 0$; $I(x, y, t)$ 表示 t 时刻的采样图像, Ω 表示在 $I(x, y, t)$ 中检测到的包含轨迹点 $v(x, y, t)$ 的封闭区域。

E_{int} 和 E_{image} 分别代表时空轨迹的曲线势能和图像势能, E_{kin} 则是时空轨迹动能,定义为

$$E_{\text{kin}} = - \frac{1}{2} \int_0^1 |v_t(s, t)|^2 ds \quad (7)$$

联立式(4)~(7),机械手时空轨迹线的 Snake 能量函数表示为

$$E_{\text{snake}} = \int_0^1 \left\{ \lambda \left[\frac{1}{2} (\omega |v_s(s, t)|^2 + \omega_2 |v_{ss}(s, t)|^2) + \right. \right.$$

$$\int_{\Omega} \int_{\mathcal{Y}} (x, y, t) dx dy + \frac{\lambda - 1}{2} |v_t(s, t)|^2 ds \quad (8)$$

将时空运动轨迹表示为众多视觉采样时刻轨迹点 $v_i(x_i, y_i, t_i)$ 的集合, 即 $V = (v_0, v_1, \dots, v_n)$, 则式(8)的离散化近似形式为

$$E_{snake} = \sum_{i=0}^n E_{snake}(v_i) = \sum_{i=0}^n \left\{ \lambda \left[\frac{1}{2} \left(\omega \left\| \frac{v_{i+1} - v_i}{h} \right\|^2 + \omega \left\| \frac{v_{i+1} - 2v_i + v_{i-1}}{h^2} \right\|^2 \right) + \int_{\Omega} I(x, y, t_i) \right] + \frac{\lambda - 1}{2} \left\| \frac{v_i - v_{i-1}}{\Delta t} \right\|^2 \right\}, \quad (9)$$

式中: h 为轨迹线在 s 方向的步长, Δt 为视觉采样时间间隔

3.2 动态轨迹能量调节系数 λ

动态能量系数 λ 调节时空轨迹势能和动能在 Snake 能量函数中所占的权重, 当前 t_i 采样时刻的调节系数 λ 由前一时刻 Snake 搜索点的动能在该点能量总和中所占的比例决定, 其定义为

$$\lambda = \frac{|E_{kin}(v_{i-1})|}{1 + |E_{int}(v_{i-1})| + |E_{image}(v_{i-1})| + |E_{kin}(v_{i-1})|} \quad (10)$$

考虑机械手在某一时间段内作匀速运动, 在图像采集大小一定的前提下, 其轨迹的曲线势能、图像势能和动能的变化在该时间段内应保持相对稳定。当机械手运动路径上出现障碍物干扰时, 由于障碍点的轨迹势能较大, 会吸引 Snake 能量函数陷入局部极小, 从而导致 Snake 搜索失败。通过式(10)实时调整能量系数 λ , 减小势能权重, 增大动能权重, 使得搜索能够尽快脱离障碍物干扰区, 避免陷入局部极小。

3.3 Snake 能量函数的轨迹收敛

按照轨迹线动态 Snake 模型的定义, 假设 $I(x, y, t)$ 代表图像序列空间中的任一连续曲线, 能量函数 $E_{snake}(I(x, y, t))$ 在 (X, Y, T) 空间中进行搜索, 在 Snake 搜索遍历整个机械手运动时间段 $[0, T_1]$ 的前提下, 应在机械手运动轨迹 $v(x, y, t)$ 处取得能量极小值, 即

$$E_{snake}(v(x, y, t)) = \min_{I \subset (X, Y, T)} E_{snake}(I(x, y, t)) \quad (11)$$

由式(11)可知, E_{snake} 收敛到能量极小值的过程即是求解机械手运动轨迹线分布的过程。结合式(8), 轨迹线 $v(x, y, t)$ 应满足下列 Euler-Lagrange

方程:

$$(\lambda - 1)v_{tt} - \frac{\partial}{\partial s}(\lambda \omega v_s) + \frac{\partial^2}{\partial s^2}(\lambda \omega v_{ss}) = -\nabla \lambda E_{image} \quad (12)$$

上述偏微分方程作为 E_{snake} 在轨迹线 $v(x, y, t)$ 上取得极值的必要条件, 由它直接求得机械手轨迹在图像序列空间中的连续分布是十分困难的。

考虑机械手运动轨迹的离散化分布形式 $V = (v_0, v_1, \dots, v_n)$, 式(11)可写为

$$E_{snake}(v_i) = \min_{I \subset (X, Y, T)} E_{snake}(I(x, y, t)) \quad (13)$$

参考 Amiri 采用动态规划算法求解 Snake 优化问题的思想^[9], 将上述整条轨迹线的能量优化过程分解为离散的多步决策过程 $\{s_i\}$ ($0 \leq i \leq n$), 单步 s_i 搜索当前图像中的最小能量轨迹点 v_i , 通过 $n+1$ 步搜索确定机械手运动时间段内的最小能量轨迹点集合 $V = (v_0, v_1, \dots, v_n)$, 进而保证 Snake 函数能够收敛于整条机械手轨迹的离散分布 V , 即式(13)成立。

机械手运动轨迹作为在图像序列空间分布的一条连续平滑时空曲线, 其单个轨迹点的 Snake 能量不仅要求收敛, 而且要求前后点的能量变化保持稳定。因此为了确保每步搜索中 Snake 函数能够正确收敛于轨迹点, 有以下结论:

假设 t_{i-1} 时刻机械手运动轨迹点为 $v_{i-1}(x_{i-1}, y_{i-1}, t_{i-1})$, t_i 时刻采样图像 $I(x, y, t_i)$ 中存在某一点 $u(x_i, y_i, t_i)$, 如果 u 为 $I(x, y, t_i)$ 中 Snake 能量最小点, 即

$$E_{snake}(u) = \min_{p \in I(x, y, t_i)} E_{snake}(p(x, y, t_i)) \quad (14)$$

并且满足

$$|E_{snake}(u) - E_{snake}(v_{i-1})| \leq E_{thd}, \quad (15)$$

则 u 为 t_i 时刻的机械手运动轨迹点 v_i , $u = v_i(x_i, y_i, t_i)$; 机械手在图像序列空间的离散轨迹分布 V 即为众多时刻检测到的轨迹点集合, $V = (v_0, v_1, \dots, v_n)$ 。

在上述结论中, 式(14)保证了轨迹点的能量最小; 式(15)计算前后轨迹点的 Snake 能量变化, 其中 E_{thd} 为设定阈值。如果计算结果没有超出设定范围, 结合式(14)说明该点满足轨迹点的能量变化性质, 为当前轨迹点; 如果超出设定阈值, 则说明当前 Snake 能量搜索受到障碍点的局部极小值干扰, 此时应参照 3.2 节所述, 通过调节能量系数 λ , 使得搜索脱离障碍点区域。

4 平方轨迹最小二乘预测器

为了缩小图像搜索区域, 提高 Snake 搜索的实时性和准确性, 对机械手运动轨迹点的位置进行预测是非常必要的。已知过去 k 个时刻轨迹点的位置 $(X(t_i), i = 0, 1, \dots, k-1)$, 预测第 k 时刻轨迹点的坐

标位置 $\hat{X}(t_k)$. 假设运动轨迹可以用二次曲线 $f(t)$ 近似, 即

$$f(t) = a_0 + a_1t + a_2t^2, \quad (16)$$

定义误差

$$\Delta\epsilon = X(t_i) - f(t_i) = X(t_i) - a_0 - a_1t_i - a_2t_i^2, \quad (17)$$

则对 k 个轨迹点估计的误差均方和为

$$\Delta\epsilon^2 = \sum_{i=0}^{k-1} \Delta\epsilon_i^2 = \sum_{i=0}^{k-1} [X(t_i) - a_0 - a_1t_i - a_2t_i^2]^2. \quad (18)$$

取最佳逼近情况即式(18) 值最小, 可得二次曲线系数的最小二乘解为^[10]

$$\begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \end{bmatrix} = \frac{1}{|A|} \begin{bmatrix} c_{11} f(t_i) + c_{21} f(t_i)t_i + c_{31} f(t_i)t_i^2 \\ c_{12} f(t_i) + c_{22} f(t_i)t_i + c_{32} f(t_i)t_i^2 \\ c_{13} f(t_i) + c_{23} f(t_i)t_i + c_{33} f(t_i)t_i^2 \end{bmatrix}. \quad (19)$$

式中

$$A = \begin{bmatrix} K & \sum_{i=0}^{K-1} t_i & \sum_{i=0}^{K-1} t_i^2 \\ \sum_{i=0}^{K-1} t_i & \sum_{i=0}^{K-1} t_i^2 & \sum_{i=0}^{K-1} t_i^3 \\ \sum_{i=0}^{K-1} t_i^2 & \sum_{i=0}^{K-1} t_i^3 & \sum_{i=0}^{K-1} t_i^4 \end{bmatrix}, \quad (20)$$

$c_{mn}(m, n = 1, 2, 3)$ 是行列式 $|A|$ 的代数余子式. 如果用 $(X(t_i), i = k-4, \dots, k-1)$ 过去 4 个时刻的轨迹点对第 k 时刻的位置进行预测, 联立式(16), (19), (20) 得平方轨迹最小二乘 4 点预测器为

$$\hat{X}(t_k) = \frac{1}{4} [9X(t_{k-1}) - 3X(t_{k-2}) - 5X(t_{k-3}) + 3X(t_{k-4})]. \quad (21)$$

根据式(21) 可以对机械手运动轨迹在二维图像平面的坐标位置 (x, y) 分别进行预测

5 实时视觉跟踪算法

综上所述, 基于动态 Snake 模型的机械手运动轨迹视觉跟踪算法流程如下:

Step 1: 采集一帧机械手运动图像并进行处理与识别, 确定运动轨迹初始点 v_0 ;

Step 2: 采集新一帧图像并对其进行二值分割与聚类分析, 在得到的点目标集合中搜索 E_{snake} 最小的目标点, 将其定为当前时刻的运动轨迹点, 并计算下一时刻的轨迹能量调节系数 λ

Step 3: 重复 Step 2 直至确定 v_1, v_2, v_3 ;

Step 4: 由第 $k-1$ 时刻的轨迹点 v_{k-1} 以及过去 3 个时刻的轨迹点 $v_{k-2}, v_{k-3}, v_{k-4}$, 根据式(21) 预测第 k 时刻轨迹点 \hat{v}_k 的位置;

Step 5: 采集第 k 时刻的机械手运动图像, 以 \hat{v}_k 为中心建立 $a \times b$ 像素大小的 Snake 搜索窗口, 对该窗口内图像进行分割聚类, 在得到的点目标集合中搜索 E_{snake} 最小的目标点 u , 并且: 如果 $|E_{snake}(u) - E_{snake}(v_{k-1})| < E_{thd}$, 则 $v_k = u$, 计算 λ_{k+1} ; 反之则说明当前机械手运动路径上出现障碍物干扰, 为避免 Snake 搜索陷入局部极小, 将点 u 的轨迹势能和动能代入式(10) 中调整轨迹能量系数 λ_{k+1} , 用轨迹预测点取代实际搜索点 u 作为第 k 时刻的轨迹点以保证轨迹曲线的连续, $v_k = \hat{v}_k$;

Step 6: 判断视觉跟踪周期是否结束, 如果是则算法结束, 否则返回 Step 4 继续

6 机械手运动轨迹跟踪实验

采用自研的微装配机器人平台进行机械手轨迹跟踪实验. 微装配机器人系统由 4 自由度 $X-Y-Z-R$ 微装配机械手(左右手协调结构)、立体显微视觉和微夹钳 3 个部分组成^[11], 其中机械手的三维平移运动范围为 $50 \times 50 \times 50 \text{ mm}$, 定位精度为 $2.5 \mu\text{m}$; 姿态调整关节的旋转范围为 $\pm 180^\circ$; 分辨率为 0.01° . 系统控制主机配置为 P4 2.4G CPU, 512M 内存.

实验内容如图 2 所示, C 点为左机械手所持真空微夹末端的起始位置, 规划左机械手走一圆轨迹(C-A-B-C), 在其路径及周围分布着若干微目标干扰和噪声干扰, 其中在 A 和 B 两处机械手轨迹要穿越障碍物(两者深度方向位置不同, 存在运动遮挡), 而在 C 处运动轨迹与障碍物相切. 机械手运动步长设置为 $10 \mu\text{m}$, 采集图像为 400×300 像素灰度图像.

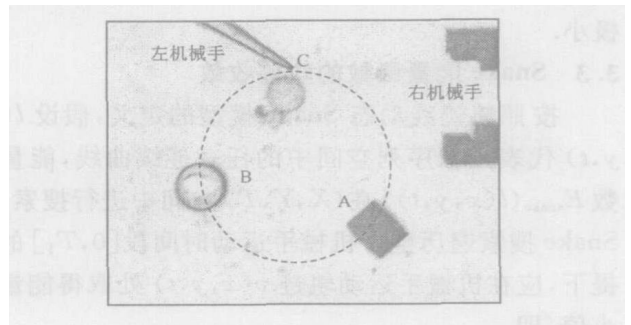


图 2 微装配机械手运动轨迹跟踪实验

为了对比本文所提出的方法, 采用基于单高斯自适应背景模型的背景差法^[12] 跟踪机械手轨迹. 如图 3 所示, 其检测结果在 A, B, C 三处均受到微障碍物的干扰, 而且当装配环境动态变化时(如图 2 中右

机械手随机运动), 将会降低该方法的有效性 实验测得背景差法的跟踪速度为 8 帧 /s

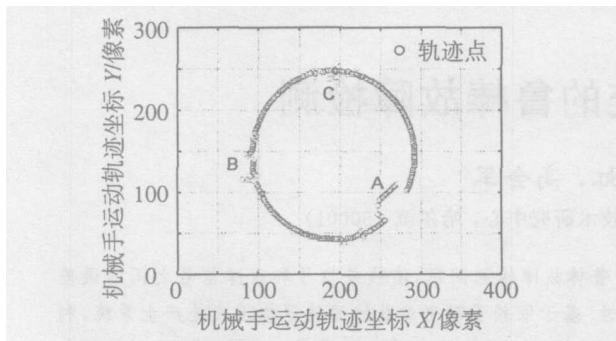


图 3 基于背景差法的轨迹线跟踪结果

基于轨迹线动态 Snake 模型的实验结果见图 4 和图 5 图 4 为跟踪所得轨迹, 该结果与实际运动情况相符; 图 5 为时空轨迹线的 Snake 能量分布, 其中: (a) 为跟踪所得轨迹的能量曲线, 在 A, B 两处可

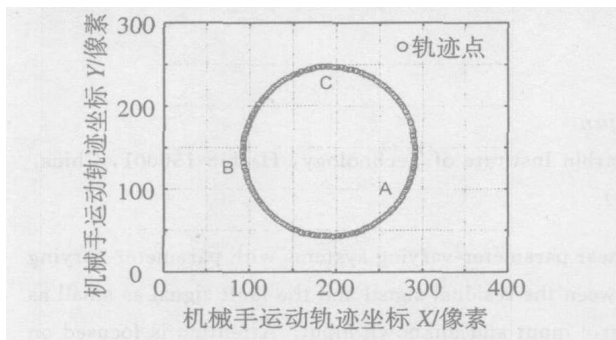


图 4 基于动态 Snake 模型的轨迹线跟踪结果

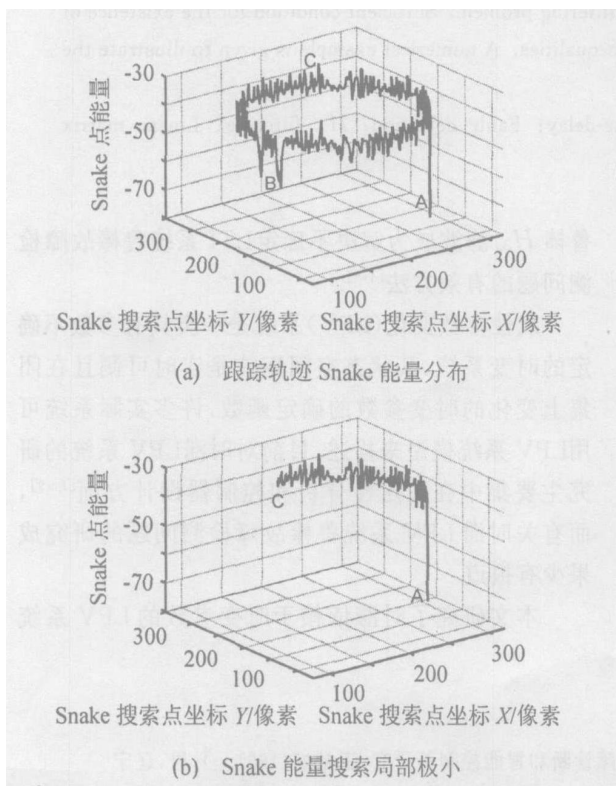


图 5 机械手时空轨迹线 Snake 能量分布

以检测到比较明显的能量变化, 通过实时调整能量系数可使 Snake 搜索脱离障碍物的干扰; (b) 为没有及时调整能量系数而导致 Snake 搜索陷入局部极小跟踪失败的情况 实验中 Snake 搜索窗口大小设为 40×40 像素, 实验测得动态 Snake 算法的跟踪速度达 20 帧 /s, 平方轨迹最小二乘预测器最大预测误差 X 方向为 ± 3 个像素, Y 方向为 ± 8 个像素

对比上述实验结果可知, 相对于背景差法, 基于轨迹线动态 Snake 模型的跟踪算法不受物体运动速度的限制, 不需要估计图像背景模型, 计算量小, 跟踪准确, 能克服运动路径上的障碍物干扰, 适用于动态环境下微装配机械手轨迹点运动位置的实时跟踪检测

7 结 语

本文提出了一种针对机械手运动跟踪的时空轨迹线动态 Snake 模型, 通过 Snake 能量函数的轨迹收敛实现对机械手运动位置的检测与定位, 利用轨迹能量系数的动态调节避免 Snake 搜索陷入局部极小 使用平方轨迹最小二乘预测器对机械手轨迹点位置进行预测, 提高了 Snake 搜索的实时性和准确性 微装配机械手运动实验证明了该模型及跟踪算法的有效性 鉴于机械手跟踪问题的复杂性, 该模型要完全实现实时稳定的机械手轨迹跟踪并有效克服各种障碍物的干扰仍有一定距离, 需在今后研究中加以进一步的改进与完善

参考文献 (References)

- [1] Horn B K P, Schunck B G. Determining Optical Flow [J] *Artificial Intelligence*, 1981, 17(1-3): 185-203
- [2] Sangi P, Heikkila J. Motion Analysis Using Frame Differences with Spatial Gradient Measures [A] *Proc of Int Conf on Pattern Recognition* [C] Cambridge, 2004: 733-736
- [3] Piccardi M. Background Subtraction Techniques: A Review [A] *Proc of IEEE Int Conf on Systems, Man and Cybernetics* [C] Hague, 2004: 3099-3104
- [4] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active Contour Models [J] *Int J of Computer Vision*, 1987, 1(4): 321-331
- [5] Terzopoulos D, Szeliski R. Tracking with Kalman Snakes, *Active Vision* [M] MA: MIT Press, 1992: 3-20
- [6] Peterfreund N. Robust Tracking of Position and Velocity with Kalman Snakes [J] *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1999, 21(6): 564-569

(下转第 1162 页)

梯系统提高较小,表明在电梯承载资源越紧缺的情况下,目的层预约的多目标群控策略对系统性能的提高越大

从表2可知,在下高峰交通模式下,电梯运行时间符合实际情况,乘客平均待梯时间和平均乘梯时间均有较大幅度的减少。计算可知,在3组不同电梯配置下,电梯平均服务时间分别降低了27.6%,27.3%,11.7%,表示在下高峰交通模式下电梯系统性能也有显著提高

实验结果表明,基于目的层预约的电梯群控系统模型能准确描述电梯系统的动态行为,并适应于不同的乘客交通情况,说明该建模方法是可行的且有效的。并且通过文中提出的多目标群控算法与传统最小候梯时间群控算法的对比,验证了基于目的层预约思想的多目标群控策略可有效提高电梯系统的性能,尤其适用于电梯资源紧缺的高峰交通流模式

5 结 语

目的层预约的电梯模式是未来电梯群控系统的发展方向,本文首先建立目的层预约的电梯群控系统仿真模型,进而研究相应的电梯群控策略,具有较强的社会意义和经济价值

为推动目的层预约模式的电梯控制系统的快速发展,需要改变一些乘客的乘梯习惯。另外,将人工智能等先进算法用于目的层预约的电梯群控策略中,将成为下一步研究工作的主要内容

参考文献(References)

- [1] 何斌. 电梯交通分析[J]. *中国电梯*, 2003, 14(20): 26-27.
(He B. Elevator Traffic Analysis[J]. *China Elevator*, 2003, 14(20): 26-27.)
- [2] Shunji Tanaka, Yukihiko Uraguchi, Mituhiko Arai. Dynamic Optimization of the Operation of Single-car Elevator System with Destination Hall Call Registration, Part I: Formulation and Simulations[J]. *European J of Operational Research*, 2005, 16(7): 550-573
- [3] Shunji Tanaka, Yukihiko Uraguchi, Mituhiko Arai. Dynamic Optimization of the Operation of Single-car Elevator System with Destination Hall Call Registration, Part II: The Solution Algorithm [J]. *European J of Operational Research*, 2005, 16(7): 574-587.
- [4] 闫冬梅, 顾德英. 电梯群控预约控制算法[J]. *现代电子技术*, 2004, 17(9): 98-99.
(Yan D M., Gu D Y. Elevator Group Registration Control Policy[J]. *Electronic Technology*, 2004, 17(9): 98-99.)
- [5] 王志敏, 顾文业. 考虑乘客混杂度的电梯群控智能调度算法[J]. *物理测试*, 2004, 14(3): 9-11.
(Wang Z M., Gu W Y. Intelligent Dispatching Algorithm Considering Passenger Intensity-degree for Elevator Group Control System [J]. *Physics Testing*, 2004, 14(3): 9-11.)
- [6] Xu Y G, Luo F, Wang J G. A New Modeling Method for Elevator Group Control System with Cellular Automata [A]. *Proc of the 5th World Congress on Intelligent Control and Automation* [C]. Hangzhou, 2004: 3596-3599.
- [7] Halpern J B, Pook L E. Elevator Operation and Control [A]. *Vertical Transportation Handbook* [C]. New York: John Wiley and Sons, 1998: 129-167.
- [8] 宗群, 尚晓光, 岳有军, 等. 电梯群控系统虚拟仿真环境设计[J]. *制造业自动化*, 1999, 21(5): 24-25.
(Zong Q, Shang X G, Yue Y J, et al. Elevator Group Control System Virtual Simulation Environment Design [J]. *Manufacturing Automation*, 1999, 21(5): 24-25.)
- [9] Perrin D P, Kadioglu E, Stoeter S A, et al. Localization of Miniature Mobile Robots Using Constant Curvature Dynamic Contours [A]. *Proc of IEEE Int Conf on Robotics and Automation* [C]. Washington, 2002: 702-707.
- [8] Nithammer M, Tannenbaum A. Dynamic Geodesic Snakes for Visual Tracking [A]. *Proc of IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition* [C]. Washington, 2004: 660-667.
- [9] Amini A A, Tehrani S, Weymouth T E. Using Dynamic Programming for Minimizing the Energy of Active Contours in the Presence of Hard Constraints [A]. *Proc of Second Int Conf on Computer Vision* [C]. Tampa, 1988: 95-99.
- [10] 杨宜禾, 周维真. *成像跟踪技术导论* [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1991: 129-134.
(Yang Y H, Zhou W Z. *Introduction of Imaging and Tracking Technique* [M]. Xi'an: Xidian University Press, 1991: 129-134.)
- [11] Lv X D, Huang X H. Three-layered Control Architecture for Microassembly with Human-robot Task Plan Interaction [A]. *Proc of IEEE Int Conf on Robotics and Biomimetics* [C]. Shenyang, 2004: 583-588.
- [12] Wren C R, Azarbayejani A, Darrell T, et al. Pfander: Real-time Tracking of the Human Body [J]. *IEEE Trans on Pattern Anal and Machine Intelligence*, 1997, 19(7): 780-785.

(上接第1147页)