

文章编号: 1001-0920(2006)05-0503-05

遮挡情况下的视觉目标跟踪方法研究

常发亮, 马 丽, 乔谊正

(山东大学 控制科学与工程学院, 济南 250061)

摘 要: 将目标整体相关匹配算法和目标各子块相关匹配作表决的算法相结合, 有效解决了运动目标被遮挡的跟踪问题。目标被遮挡, 表现为某些子块被遮挡且匹配错误。对被遮挡的子块使其不参与表决, 也不参与整体相关匹配的计算, 只利用目标剩余的能代表目标本身属性的未遮挡子块继续跟踪目标。实验结果表明, 采用的两种算法互为补充, 对解决遮挡情况下目标的视觉跟踪是有效的。

关键词: 目标跟踪; 遮挡; 多子块表决; 灰度相关匹配

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

Study on Vision Target Tracking Method under Occlusion

CHANG Fa-liang, MA Li, QIAO Yi-zheng

(School of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China Correspondent: CHANG Fa-liang, E-mail: flchang@sdu.edu.cn)

Abstract: A method is proposed to solve target tracking problem of the moving object under occlusion efficiently in rigid target tracking by combining integral-correlation matching algorithm with multi-block-voting algorithm. If the target is occluded, it means that some blocks are occluded and matching falsely. The occluded blocks are not to participate in voting and integral-correlation matching calculation, and only the remainder unoccluded blocks that can represent the target attribute are used to track the target unceasingly. Experimental results show that the adopted two algorithms are complementary, and effective combination of the two algorithms can achieve reliable vision tracking performance under the case of heavy occlusion of the moving objects.

Key words: Target tracking; Occlusion; Multi-blocks voting; Integral-correlation matching

1 引言

运动目标跟踪中的一个难题是遮挡问题。一般有3种类型的遮挡: 运动目标被场景中的静止物体所遮挡; 多运动目标之间的相互遮挡; 目标由于自身旋转变形等原因造成的自身遮挡。为解决遮挡问题, 国内外学者已进行了大量的研究, 提出了许多有效的方法: 1) 基于目标特征匹配的算法^[1-4], 其特征点可以是目标二值分割图像、边缘点或角点, 广义的Hough变换解决遮挡问题, 以目标的角点为特征点, 在遮挡过程中以剩余的特征点表决目标的位置^[5]; 2) 灰度相关匹配和Kalman预测相结合, 以像素灰度的预测值和测量值的差别来判断该像素是否

发生遮挡, 以确定怎样进行模板更新^[6]; 3) 多子模板匹配的方法, 以匹配误差判定子模板是否被遮挡, 然后用整体的目标灰度相关匹配来继续跟踪目标^[7,8]; 4) 基于动态贝叶斯网络模型来精确地对遮挡过程建模^[9,10]; 5) 基于网格模型解决遮挡问题^[11,12]。文献[13]是采用边缘匹配的方法, 但这种方法的效果十分依赖于运动目标分割和边缘检测的质量, 而且没有利用目标本身的灰度信息。文献[14]是将目标分块, 通过各子块的表决来确定最佳的匹配, 但这种方法固定的分块, 若子块的特征不明显, 则很可能出现误配。

本文提出了遮挡情况下的目标跟踪算法, 首先

收稿日期: 2005-04-11; 修回日期: 2005-05-26

基金项目: 国家自然科学基金项目(60104009); 山东省自然科学基金项目(Y2005G16)。

作者简介: 常发亮(1965—), 男, 山东寿光人, 教授, 从事模式识别、机器视觉与智能控制等研究; 乔谊正(1942—), 男, 上海人, 教授, 博士生导师, 从事模式识别与图像处理等研究。

对目标进行自适应分块,以获得具有各自较明显特征的字块;然后跟踪每一子块,即通过匹配确定其运动的位移量;再通过表决的方式得到整个目标的位移量,并与目标整体相关匹配算法的结果进行综合,最终确定目标的最优位移量。在遮挡情况下,对判定出的被遮挡的子块不参与表决,也不参与整体相关计算,只利用剩余未遮挡子块继续跟踪目标。

2 目标自适应分块

目标自适应分块的目的是为了使各子块具有各自的较为鲜明的特征,提高子块匹配结果的置信度,这是各子块匹配表决以及判断是否被遮挡的关键一步。自适应分块的基本思想是:对目标所在矩形区域以 8×8 分成 n 个子块,充分考虑各子块的灰度特性和结构特性进行子块的合并与分裂操作。灰度特性是指子块的灰度方差的大小,方差反映了块内灰度级的差别以及块内边缘的多少,代表了子块的特性,所以是块与块合并分裂与否的很好的度量。结构特性则是指子块在目标中的位置及其邻域特性。跟踪每一个子块,即子块在一定范围内(通常是下帧其邻域内)通过灰度相关确定最佳匹配位置,所以该子块与其邻域的相似性要比较小才不会出现误配。

按下列原则进行自适应分块:

1) 对每一子块计算其方差,若方差小于某阈值,则与4-邻域内方差最大的子块进行合并。阈值根据实验设定,不能过高,因为遮挡过程中目标特征越来越少,若合并较多,则目标所含子块数较少,统计意义上的表决会因表决成员过少而产生错误。只有分的块足够多,即使被遮挡住部分块,根据剩余子块也能作出正确判定。

2) 对每一子块的跟踪是通过匹配实现的,而匹配是在下一帧Kalman预测邻域内进行的。计算每一子块(除去跟踪窗内四周的子块)与邻域的相似度,若相似度大于某阈值,则很可能会出现误配,因为该子块的邻域范围在下帧中的对应区域大多是子块进行匹配的搜索区域。若出现这种情况,应将子块与4-邻域内相似度值最小的子块进行合并。

子块相似度的计算:将子块在一个较小邻域内移动到新的位置,计算每一个位置对应区域与该子块的灰度相似度,将其中最大的值作为该子块的相似度。

3) 若第 p 子块内方差很高或相似度值很小,则可以适当地分裂为2个满足条件1),2)的子块。

4) 合并或分裂后的子块大小应大于或等于 8×8 。

5) 对跟踪窗内四周的块,应减小对其方差的要求,并且不用对其进行原则3)的检测,因为其很可能

包括目标周围的背景,而运动目标周围的背景是变化的,不能代表目标本身属性,对匹配和表决意义不大,并且随跟踪的进行会被判定为遮挡子块,不再有表决权。

实验中所跟踪的目标在遮挡前自适应分块的结果如图1所示。可见,跟踪窗内四周的子块变动很少,因为其大多代表的背景,随匹配的进行将被判为遮挡不参与表决,而内部对应于目标的子块已具有各自较为明显的特征。

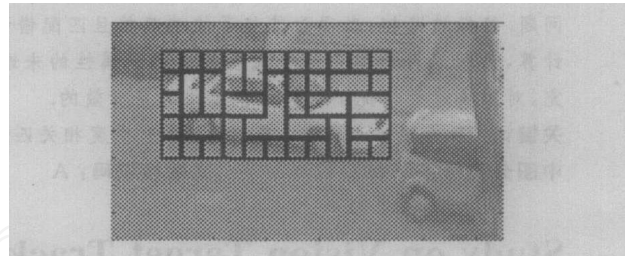


图1 目标被遮挡前自适应分块结果

假设目标在遮挡过程中形变较小(因为遮挡过程较为短暂,除去急转弯等机动情况,大多情况下此假设符合实际),为适应小的形变,每隔20帧对目标未遮挡子块检测其相似度,然后作适当的调整(合并或分裂),以保证跟踪的可靠性,同时可减少计算量,实时性好。

3 整体灰度相关匹配和多子块匹配表决相结合的跟踪算法

已知 $k-1$ 帧目标的位置,为跟踪第 k 帧目标,关键是求出目标运动的位移量 Δx 和 Δy 。本文通过多子块表决算法和整体相关匹配算法分别求出 $(\Delta x_1, \Delta y_1)$ 和 $(\Delta x_2, \Delta y_2)$,若其值相同,即为目标的位移量;若不同,则根据目标运动的平滑性约束来选择最优值。

3.1 基于当前统计模型的Kalman预测

采用Kalman滤波理论能够较为精确地对目标的运动(位置、速度、加速度)作出预测,这里以预测点为中心的邻域作为搜索窗口进行连续两帧目标和各子块的匹配。大多情况下这样的搜索窗口是十分有效的,并且大大减小了计算量。在光线发生突变和目标被完全遮挡的特殊情况下,以Kalman预测值作为目标的实际位置进行跟踪。

当前统计模型的基本思想是:当目标正以某一加速度机动时,下一时刻的加速度取值是有限的,并且只能在“当前”加速度的邻域内^[11]。

系统的状态方程和观测方程分别为

$$X_k = \Phi_{k,k-1} X_{k-1} + U_{k,k-1} \bar{a} + \Gamma_{k,k-1} W_{k-1}, \quad (1)$$

$$Z_k = H_k X_k + V_k. \quad (2)$$

其中: X_k 和 X_{k-1} 分别为 k 时刻和 $k-1$ 时刻的状态

变量; Z_k 是 k 时刻的观测变量; \bar{a} 是“当前加速度”即一步预测状态变量 $X_{k,k-1}$ 中相应的加速度分量; $U_{k,k-1}$ 是其对应的系数矩阵; W 和 V 分别是状态和观测所对应的噪声序列阵, 其方差分别为 Q 和 R ; $\Phi_{k,k-1}$ 是状态转移矩阵; H_k 是观测矩阵; $\Gamma_{k,k-1}$ 是噪声输入矩阵. 通过 Kalman 滤波理论可以得到最优一步预测 $X_{k,k-1}$.

在目标跟踪问题中, 选择系统的状态变量为 $x_k = [s_x, s_y, v_x, v_y, a_x, a_y]^T$, 观测变量为 $y_k = [s_x, s_y]^T$.

3.2 多子块匹配表决算法

将运动目标自适应分块后, 各子块在下帧中以 Kalman 预测位置为中心的邻域内搜索与之最优匹配的子块(假设目标在连续两帧间运动位移不会很大). 设匹配区域在 Kalman 预测位置为中心的 $w \times w$ 邻域内, 此区域内的每一个点对应于目标可能的一个位移量 (d_k, d_l) , $k = 1, \dots, w$, $l = 1, \dots, w$. 对每一个 (d_k, d_l) 计算连续帧间各子块的灰度匹配误差, 即

$$S_p(d_k, d_l) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |M_p(i, j) - I_p(i + d_k, j + d_l)|^2, \quad (3)$$

$p = 1, \dots, N; k = 1, \dots, w; l = 1, \dots, w.$

其中: M 为当前帧第 p 子块, I 为下一帧中 (d_k, d_l) 位移量对应的第 p 子块, m 和 n 分别为第 p 子块的高度和宽度, N 为自适应分块的块数

若 (d_k, d_l) 为第 p 子块正确的匹配, 则其匹配误差应在 $w \times w$ 个匹配误差中最小. 即 $\min S_p(d_k, d_l)$ 所确定的 (d_{kp}, d_{lp}) 为子块 p 最优匹配对应的位移量. 对 N 个子块分别计算 $\min S_p(d_k, d_l)$, 将得到 N 个子块的最优位移量 (d_{kp}, d_{lp}) , $p = 1, \dots, N$. 表决方法为: 在 (d_{kp}, d_{lp}) , $p = 1, \dots, N$, 这 N 个最优匹配位移量中, 以出现次数最多的位移量定为目标位移量 $(\Delta x_1, \Delta y_1)$.

3.3 目标整体灰度相关匹配算法

将目标作为一个整体进行灰度相关匹配, 对匹配区域内每一个位移量 (d_k, d_l) , $k = 1, \dots, w; l = 1, \dots, w$ 计算整个目标的匹配误差值, 即

$$\text{sum}(d_k, d_l) = \sum_{p=1}^N S_p(d_k, d_l). \quad (4)$$

选择 $\min(\text{sum}(d_k, d_l))$ 对应的位移量定为目标位移量 $(\Delta x_2, \Delta y_2)$.

3.4 两种算法的结合

跟踪每一子块, 只利用了每一子块各自的灰度和结构信息, 并没有利用其在整个目标中的位置和相邻子块间的位置结构信息. 即使是自适应分块, 也只是相对地做到各子块有明显的特性, 通过表决可

以将少量错误的匹配忽略掉. 但在遮挡严重的情况下, 目标所剩余的信息很少, 若其中还有错误匹配, 则很可能表决错误. 因此, 将目标作为一个不可分割的整体进行灰度相关匹配, 利用目标总体的信息来弥补局部信息的不完备性. 整体相关匹配算法是根据目标所有点匹配误差平方和最小的原理, 若目标局部发生突变, 会使得正确匹配对应的误差值增大, 就有可能出现误配. 而这种影响又可通过多子块表决予以克服, 因为局部突变只会使个别子块匹配错误, 其余多数子块仍可作出正确的表决, 而且多子块表决算法可有效地判断出遮挡区域. 所以上述两种匹配算法是互为补充的, 将其结合会使跟踪结果更为可靠.

对于两种算法得到的 $(\Delta x_1, \Delta y_1)$ 和 $(\Delta x_2, \Delta y_2)$, 若其值相同, 则即为目标实际的位移量; 若其值不同, 则根据目标运动的平滑性约束来选择最合适的位移量. 平滑性约束即连续帧间目标的运动规律是一致的(除突发的机动情况), 可定义为

$$d_i = |\Delta x - \Delta x_i| + |\Delta y - \Delta y_i|, \quad i = 1, 2 \quad (5)$$

以 $\min(d_1, d_2)$ 对应的 $(\Delta x_i, \Delta y_i)$, $i = 1$ 或 2 , 为目标最优的位移量. 其中 Δx 和 Δy 是通过 Kalman 预测得到的位移量.

4 遮挡情况下的目标跟踪算法

4.1 遮挡算法

若当前帧目标被遮挡, 表现为相应的某些子块被遮挡. 对于被遮挡的子块 p , 其最优匹配 $\min(S_p(d_k, d_l))$ 所确定的 (d_{kp}, d_{lp}) 与目标实际位移量 $(\Delta x, \Delta y)$ 不符合.

当 $|d_{kp} - \Delta x|$ 或 $|d_{lp} - \Delta y|$ 大于一定阈值时, 则判定当前帧第 p 子块发生了遮挡, 对此块做上被遮挡的标记. 阈值的设定比较简单, 应设得较小, 例如 1 或 2.

遮挡过程中当前帧与上一帧的匹配算法如下(仍按上节所提的两种算法进行结合):

1) 对每一子块, 仍按式(3)计算 $\min(S_p(d_k, d_l))$, 确定出 (d_{kp}, d_{lp}) , 对已做过标记的被遮挡的子块不参与表决, 其余子块参与表决, 得 $(\Delta x_1, \Delta y_1)$. 虽然做过标记的子块不参与表决, 但其仍搜索最优匹配区域, 确定出各自的 (d_{kp}, d_{lp}) . 因为被遮挡的子块会逐渐脱离遮挡, 当其确定的位移量与实际位移量相符合时, 表明其已脱离遮挡, 在遮挡区域更新中即将其遮挡标记删除.

2) 对目标整体匹配时, 对已做过标记的遮挡块 q_i 不参与计算 $i = 1, \dots, M$, 其中 M 为遮挡子块的个数. 总的匹配误差为

$$\min(\text{sum}(d_k, d_l)) = \sum_{p=1, p}^N S_p(d_k, d_l), \quad (6)$$

得到的 $(\Delta x_2, \Delta y_2)$ 即为式(6)中最小匹配误差所对应的位移量

3) 将两部分的结果进行综合,方法同3.3中介绍,确定出目标最佳匹配对应的位移量 $(\Delta x, \Delta y)$.

4.2 遮挡区域更新

随遮挡的进行或出离遮挡的进行,每帧中被遮挡的子块是不同的,为跟踪目标,首先要进行的是判定遮挡子块,即要实时地更新被遮挡区域.对于上一帧被判定为遮挡的子块,有两种可能:一是子块被遮挡;另一个是子块刚出离遮挡,那么在当前帧中它们将得到正确的跟踪并要删除其遮挡标记

对当前帧被遮挡区域的更新方法如下:

1) 上帧被判定为遮挡的子块,若其 $|d_{dp} - \Delta x|$ 或 $|d_{lp} - \Delta y|$ 大于一定阈值,表明仍被遮挡,遮挡标记保留;若其都小于该阈值,表明该子块已经出离遮挡,能够代表目标属性,所以当前帧匹配正确,对此子块删除遮挡标记

2) 对上帧未做标记的子块,若其 $|d_{kp} - \Delta x|$ 或 $|d_{lp} - \Delta y|$ 大于一定阈值,表明当前帧中此子块进入了遮挡,做遮挡标记

这样,在遮挡过程中,通过整体相关匹配和多子块表决相结合的算法和实时地更新遮挡区域,便可做到准确的跟踪目标

5 实验结果及分析

实验1 用本文提出的算法与整体灰度相关匹配算法进行比较.如图2(a)所示,目标进入遮挡前,用这两种算法得到的结果都是正确的.如图2(b)所示,目标被局部遮挡,而且遮挡物的灰度级与目标的灰度级相差较大,这种情况下,只用整体灰度相关算法则显示跟踪错误(匹配后得到的目标位移量为0,跟踪窗相对图2(a)没有位移).图2(c)是用本文算法得到的对目标的正确跟踪

实验2 用本文算法对遮挡情况下的车辆进行跟踪.图3(a)为目标进入遮挡前的第300帧,目标被分成了39块,只有跟踪窗最下部分子块和右上、左上的子块由于匹配错误做了遮挡标记,因其对应的大多是背景,不能代表目标的特性,故不参与匹配和表决.图3(b)为目标进入遮挡过程中的第332帧,这时已有20个子块做了遮挡标记,其中有一个子块实际没有被遮挡,但却匹配错误而做上了遮挡标记,是由其相似度不够低并且当前帧该块内出现噪声引起的.但这并不影响表决,而且噪声是随机的,不会对下面的跟踪造成影响.图3(c)是遮挡最严重的一帧(第362帧),这时已有31个子块做上了遮挡标

记,但实验证明,利用剩余的8个子块仍可准确地跟踪目标.图3(d)为第410帧,这时目标已快完全出离遮挡,这时只有17个子块有遮挡标记,且大多为背景区域对应的子块.实验中,判断遮挡的阈值取为1,即:若第 p 子块所确定的最优匹配位移量 (d_{kp}, d_{lp}) 与目标实际位移量 $(\Delta x, \Delta y)$ 之差大于1,则认为此子块被遮挡.由实验可知,本文算法对遮挡全过程都能准确地跟踪,且能根据被遮挡子块的数量变化规律判断出目标处于遮挡的哪个阶段

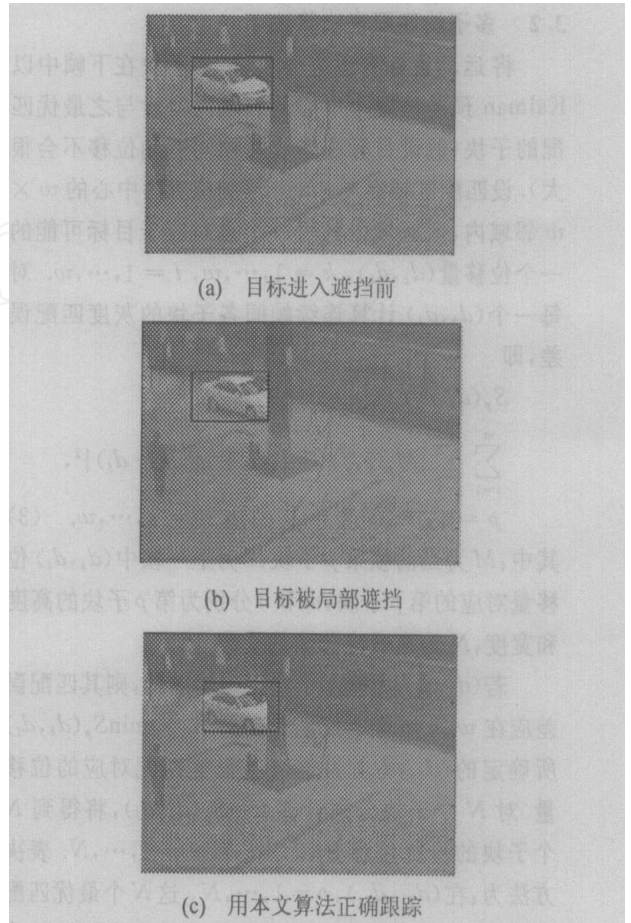


图2 本文算法与整体灰度相关匹配算法的比较



图3 遮挡与跟踪过程

6 结 语

遮挡给运动目标的跟踪带来很大困难, 本文提出的算法能很好地解决刚性运动目标的遮挡问题。本文算法的特点有: 1) 该算法基于灰度相关匹配, 不依赖于运动目标分割这个较为困难的环节, 提高了跟踪的速度和精度; 2) 采用自适应的分块算法, 克服了固定分块算法中可能存在的子块特征不明显以及子块相似度高问题造成的误配; 3) 采用整体相关匹配和各子块表决相结合的算法, 很好地利用了目标的灰度信息和结构信息, 提高了跟踪的可靠性; 4) 不用检测遮挡发生的开始和结束; 5) 采用子块来判定遮挡区域, 并且实时更新。对遮挡子块的判定是基于位移量的误差大小, 阈值选取简单, 克服了用匹配误差判定算法中阈值难以选择的缺点。

实际中大多数刚性运动目标符合本文提出的算法, 但也有少数例外, 如: 对于体积很小的目标, 不适合分块; 对于灰度单一的目标或者是灰度分布很有规律的目标, 子块的相似度很高, 也不适合分块。对这些以及非刚性目标遮挡问题的研究是下一步的工作。

参考文献(References)

- [1] M arecenaro L, Ferrari M, Marchesotti L. Multiple Object Tracking Under Heavy Occlusions by Using Kalman Filter Based on Shape Matching[A]. *IEEE Int Conf on Image Processing* [C]. New York, 2002: 341-344
- [2] Natan Pterfreund. Robust Tracking of Position and Velocity with Kalman Snakes [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1999, 22(5): 564-569
- [3] Galvin B, McCane B, Novins K. Visual Snakes for Occlusion Analysis[A]. *IEEE Computer Society Conf on Computer Vision and Pattern Recognition* [C]. Colorado, 1999: 294-299
- [4] Loutast E, Diamantarast K, Pitast I. Occlusion Resistant Object Tracking [A]. *IEEE Int Conf on Image Processing* [C]. Thessaloniki, 2001: 65-68
- [5] Hieu T Nguyen, Marcel Worring, Rein Van Den Boomgaard. Occlusion Robust Adaptive Template Tracking [A]. *Proc 8th IEEE Int Conf on Computer Vision* [C]. Vancouver, 2001: 678-683
- [6] Franco Oberti, Simona Calcagno, Michela Zara. Robust Tracking of Humans and Vehicles in cluttered Scenes with Occlusions [A]. *IEEE Int Conf on Image Processing* [C]. New York, 2002: 629-632
- [7] Ken Ito, Shigeyuki Sakane. Robust View-based Visual Tracking with Detection of Occlusions [A]. *IEEE Int Conf on Robotics and Automation* [C]. Seoul, 2001: 1207-1213
- [8] Shunsuke Kamijo, Yasuyuki Matsushita, Katsushi Ikeuchi. Occlusion Robust Tracking utilizing Spatio-Temporal Markov Random field Model [A]. *Proc 15th Int Conf on Pattern Recognition* [C]. Barcelona, 2000: 140-144
- [9] Ying Wu, Ting Yu, Guang Hua. Tracking Appearances with Occlusions [A]. *IEEE Computer Society Conf on Computer Vision and Pattern Recognition* [C]. Madison, 2003: 789-795
- [10] Min Hu, Weiming Hu, Tieniu Tan. Tracking People through Occlusion [A]. *17th Int Conf on Pattern Recognition* [C]. Cambridge, 2004: 724-727
- [11] Nummiaro K, Koller-Meier E, Van Gool L. An Adaptive Color-based Particle Filter [J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(1): 99-110
- [12] Yucel Altunbasak, Murat Tekalp A. Occlusion-adaptive, Content-based Mesh Design and Forward Tracking [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 1997, 6(9): 1270-1280
- [13] Zhao J W, Wang P, Liu C Q. An Object Tracking Algorithm Based on Occlusion Mesh Model [A]. *Int Conf on Machine Learning and Cybernetics* [C]. Beijing, 2002: 288-292
- [14] Zhou H R, Kumar K S P. A Current Statistical Model and Adaptive Algorithm for Estimation Maneuvering Targets [J]. *IAA J of Guidance, Control and Dynamics*, 1984, 7(5): 596-602

(上接第 502 页)

- [6] Bernt Oksendal. *Stochastic Differential Equations* [M]. New York: Springer-Verlag Heidelberg, 2000: 49-54
- [7] Ji H B, Chen Z F, Xi H S. Adaptive Stabilization for Stochastic Parametric-strict-feedback Systems with Wiener Noises of Unknown Covariance [J]. *Int J of Systems Science*, 2003, 34(2): 123-127
- [8] Polycarpou M M, Ioannou P A. A Robust Adaptive Nonlinear Control Design [J]. *Automatic*, 1996, 32(3): 423-427