

遮挡情况下基于特征相关匹配的目标跟踪算法

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 特征相关匹配是重要的运动目标跟踪方法。目标特征有灰度特征和边缘特征两大类,在遮挡情况下,采用哪种特征进行匹配,要根据目标本身属性来确定。本文先对目标灰度性质做出判断,然后根据灰度单一或是丰富来合理选择边缘相关匹配或者是基于多子块的灰度相关匹配来解决遮挡情况下的刚性目标跟踪问题。其中边缘匹配算法是通过当前边缘与实时更新模板的最优匹配来确定目标的运动位移量。基于多子块的灰度相关匹配算法通过目标的各个具有较明显特征子块准确判定遮挡区域,利用剩余的未被遮挡的子块参与灰度相关匹配继续跟踪目标。实验结果表明,这种算法是十分有效的。

关键词 目标跟踪 遮挡 边缘相关匹配 灰度相关匹配

中图分类号: TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2006)06-0877-06

Target Tracking Algorithm under Occlusion Based on Feature Correlation Matching

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

(School of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250061)

Abstract Feature correlation matching is a very important method for target tracking. Intensity and edge are two main kinds of target features. Under occlusion, the tracking feature should be chosen depending on the characteristics of the target. This paper estimates the intensity characteristic of target firstly, then choose the edge matching or intensity matching algorithm based on the narrow or wide intensity ranges of the target. The edge matching method determines the optimal displacement vector between two successive frames by matching of the target edge template and the current unoccluded edge, and the template is updated in real time. The intensity correlation matching based on multi-block method can estimate the occlusion region accurately through the blocks with distinct feature, and track the target by the remaining unoccluded blocks. Experimental results show the good performances of the proposed algorithm.

Keywords target tracking, occlusion, edge correlation matching, intensity correlation matching

1 引言

运动目标跟踪是计算机视觉研究的一个核心课题,它在机器人视觉导航,医疗诊断,交通监视等领域有着重要的实用价值。运动目标跟踪中的一个难题是遮挡问题。为解决遮挡问题,国内外学者已进行了大量研究,提出了许多有效的方法,如:(1)基于目标特征匹配的算法^[1-5],其中特征可以是目标灰度图像、二值分割图像、边缘点(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^[6]。(2)多子模板匹配的方法,文献[7]以匹配误差判定子模板是否被遮挡,然后用灰度相关匹配继续跟踪目标;文献[8]基于最大后验概率原则以子模板的相关匹配来度量该模板属于哪个目标,解决多目标相互遮挡的问题。(3)基于动态贝叶斯网络模型来精确地对遮挡过程建模^[9,10]。(4)基于颜色直方图的粒子滤波器可以解决部分遮挡问题^[11]。(5)基于网格模型解决遮挡问题^[12,13]。

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(Z2005G03)

收稿日期:2005-06-02;改回日期:2005-08-23

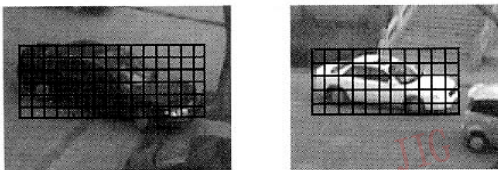
第一作者简介:常发亮(1965~),男,教授。2005年于山东大学获控制理论与工程专业博士学位。从事模式识别、机器视觉与智能控制的理论及应用研究。E-mail: fchang@sdu.edu.cn

在本文基于特征匹配的目标跟踪算法中,采用哪种特征要看目标本身属性:若目标灰度单一,适合采用边缘匹配算法,因为边缘点较稳定且数量较少,而灰度单一不适合根据方差对目标做自适应分块,且易受遮挡物灰度的影响;若目标灰度丰富(边缘丰富),宜采用基于多子块的灰度匹配算法,其受遮挡物灰度的影响较小,且可以通过各具有明显特征子块准确判定遮挡,而边缘匹配算法由于不稳定的边缘点数量增多而降低匹配的准确性。所以,对于遮挡问题,当目标灰度单一时采用边缘匹配算法,当目标灰度丰富时采用基于多子块的灰度相关匹配算法。

2 判断目标属性,合理选择匹配算法

判断目标灰度属性的方法如下:将目标所在矩形区域分成 8×8 大小的多个子块,除去跟踪窗内四周受背景干扰的子块,统计剩余每个子块(数量为 n)的直方图并进行平滑处理,再计算直方图中存在的峰值,若最大峰值和最小峰值间的灰度级数大于 50,则该子块是灰度范围比较宽的子块。当这种子块数量大于 $n/4$ 时,判定该目标灰度丰富,选用灰度匹配算法,否则采用边缘匹配算法。

如图 1(a)所示是一辆灰度单一的汽车,满足上述条件的子块只有 2 个,而图 1(b)有多于一半子块的灰度级数满足条件,从而判断该目标灰度级丰富,采用基于多子块的灰度匹配算法。



(a) 灰度单一目标

(b) 灰度丰富目标

图 1 判断目标灰度属性

Fig.1 Determine the intensity characteristic of target

3 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)做出预测,以预测点为中心的邻域作为搜索窗口进行连续两帧目标的匹配。大多情况下这样的搜索窗口是十分有效的,并大大减小了计算量。在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,下一时刻的加速度是有限的,并且只在“当前”加速度的邻域内取值^[14]。

系统的状态方程和观测方程是:

$$\mathbf{X}_k = \Phi_{k,k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{U}_{k,k-1} \bar{a} + \Gamma_{k,k-1} \mathbf{W}_{k-1} \quad (1)$$

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \quad (2)$$

其中, \mathbf{X}_k 和 \mathbf{X}_{k-1} 分别为 k 时刻和 $k-1$ 时刻的状态变量, \mathbf{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 $\mathbf{X}_{k,k-1}$ 中相应的加速度分量, $\mathbf{U}_{k,k-1}$ 是其对应的系数矩阵, \mathbf{W} 和 \mathbf{V} 分别是状态 and 观测对应的噪声序列阵,其方差阵分别为 \mathbf{Q} 和 \mathbf{R} , $\Phi_{k,k-1}$ 是状态转移矩阵, \mathbf{H}_k 是观测矩阵, $\Gamma_{k,k-1}$ 是噪声输入矩阵,通过 Kalman 滤波理论能得到最优一步预测 $\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1}$ 。

在目标跟踪问题中,选择系统的状态变量为 $\mathbf{X}_k = [s_x, s_y, v_x, v_y, a_x, a_y]$, 分别表示目标在 x 和 y 方向的位置、速度和加速度,观测变量为 $\mathbf{Z}_k = [s_x, s_y]^T$ 。

4 解决遮挡问题的边缘匹配算法

若运动目标灰度单一,则采用边缘匹配算法解决遮挡问题。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 $(\Delta x, \Delta y)$ 。

4.1 边缘提取

首先采用背景差分法检测运动目标。为克服光照变化对提取运动点的影响,需要背景实时更新^[1]。

$$B_{k+1}(x, y) = \begin{cases} \text{若 } I_k(x, y) \in O_j, j=1, \dots, N \\ I_k(x, y) + \alpha [B_k(x, y) - I_k(x, y)], \alpha \approx 1 \\ \text{若 } I_k \notin O_j, j=1, \dots, N \\ I_k(x, y) + \beta [B_k(x, y) - I_k(x, y)], \beta \ll 1 \end{cases} \quad (3)$$

其中, O_j 是第 j 个运动物体, N 是第 k 帧运动物体总的个数, I_k 表示当前图像, B_k 表示当前背景, B_{k+1} 是要求的下一帧背景。参数 α 和 β 取值范围在 $[0, 1]$ 。若当前像素点属于运动物体点,则取 α 接近于 1,表明此处背景不更新, $B_{k+1}(x, y) \approx B_k(x, y)$; 若当前像素点不属于运动点,则取 β 接近于 0,表明此处背景更新为当前帧对应像素值, $B_{k+1}(x, y) \approx I_k(x, y)$ 。

用实时更新背景与当前图像做差分运算可较为准确的提取运动目标。然后对差分图像进行 Canny 边缘检测提取目标边缘特征。

4.2 边缘匹配算法

边缘匹配算法的基本思想是:用目标的边缘模板与当前帧检测到的未遮挡的边缘进行相关匹配,匹配度计算公式为

$$C_i(\Delta x, \Delta y) = \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^M \text{AND}[M_i(k, l), I_i(k + \Delta x, l + \Delta y)](\Delta x^*, \Delta y^*) \\ = \arg \max_{(\Delta x, \Delta y)} C(\Delta x, \Delta y) \quad (4) \\ \Delta x_0 - w/2 \leq \Delta x \leq \Delta x_0 + w/2 \\ \Delta y_0 - w/2 \leq \Delta y \leq \Delta y_0 + w/2$$

其中, $C_i(\Delta x, \Delta y)$ 是 t 帧模板 M_i 与当前帧目标在位移矢量为 $(\Delta x, \Delta y)$ 处对应区域 $I_i(k + \Delta x, l + \Delta y)$ 的匹配度, 值越大表明相似度越高, 在其极值处得到最优匹配时的位移矢量 $(\Delta x^*, \Delta y^*)$ 。 Δx_0 和 Δy_0 是 Kalman 预测得到的位移矢量, $w \times w$ 为以 Kalman 预测为中心的搜索窗, $N \times M$ 是目标跟踪窗的大小。

算法仅采用简单的逻辑与操作, 运算速度快, 满足目标跟踪的实时性要求。

4.3 仿射变换

目标在运动过程中可能会出现形变, 若只用固定模板则不能反映目标的最新状态, 造成不准确的跟踪。通过仿射变换后的模板与目标的最优匹配确定其参数从而把握目标的形变(包括伸缩、旋转和平移)。在遮挡过程中, 每隔 10 帧确定一次仿射变换参数即可满足要求, 因为通常遮挡过程比较短暂, 目标形变的可能性较小, 急速形变的可能性更小。

一个坐标点 (x, y) 经过平移、旋转、缩放后的坐标 (x', y') 用仿射变换表示为

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = k \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) \\ -\sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中, k 是缩放因子, θ 旋转因子, Δx 和 Δy 分别是 x 方向和 y 方向的平移量。

由于遮挡过程中目标的边缘点越来越少, 为保证仿射变换的有效性, 只有当检测到的边缘点数量大于遮挡前数量的一半时, 才进行仿射变换。

4.4 模板更新

模板更新是边缘匹配算法的关键步骤, 模板要及时反映目标最新状态。

对于运动目标被静止物体遮挡的情况, 首先保存遮挡前一帧的目标边缘记为 A_0 , 为完整的目标边缘。在遮挡过程中, 每隔 10 帧通过仿射变换对 A_0 作出调整以适应当前的目标状态。这样, 以 A_0 和 $t-1$ 时刻检测到的目标边缘共同作为 t 时刻模板, 既保留了目

标完整的边缘, 又加入了最新的目标边缘信息, 同时可以克服 $t-1$ 时刻边缘质量突变造成的影响。若当前帧只检测到很少数量的边缘点则说明目标几乎被全部遮挡, 直接用 Kalman 预测值作为目标位置跟踪。

对于多个运动目标相互遮挡的情况(以两个运动目标 A 和 B 为例), 当前帧检测到的边缘为两个目标的边缘之和。最佳匹配是指匹配的点数最多, 但也只是部分点, 所以无法通过匹配确切地知道当前混合在一起的边缘中哪些是目标 A 的边缘, 哪些是目标 B 的边缘。所以这种情况下目标的模板只定为每隔 10 帧通过仿射变换修正过的遮挡前的 2 个目标的边缘图 A_0 和 B_0 。若模板与当前被遮挡目标所匹配的点数很少, 则认为目标被全部遮挡, 目标位置以 Kalman 预测值表示。

5 遮挡下基于多子块的灰度匹配算法

运动目标灰度丰富, 采用基于多子块的灰度匹配算法解决遮挡问题。通过目标具有鲜明特征各子块有效度量遮挡, 被遮挡的子块不参与相关计算, 只利用剩余的未被遮挡的子块继续跟踪目标。

5.1 目标自适应分块

目标自适应分块的目的是使各子块具有各自较为鲜明的特征, 提高子块匹配结果的置信度, 它是判断子块是否被遮挡的关键一步。若子块特征不明显且与遮挡物的灰度相似, 则即使被遮挡也可能检测不到, 而对于特征鲜明的子块被遮挡, 遮挡判断的置信度就会大大提高。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, 根据各子块的特性进行子块的合并与分裂操作。方差反映了块内灰度级的差别, 反映了块内边缘的多少, 是很好的块与块合并分裂与否的度量。

按下列原则进行自适应分块:

(1) 对每一子块计算方差, 若其小于某阈值, 则与 4 邻域内方差最大的子块合并。但阈值不能过高, 因为若合并较多, 则子块比较大, 遮挡定位不准确, 并且随遮挡的进行, 剩余子块越来越少, 匹配准确度也降低。只有分的块数足够多, 即使被遮挡住部分, 剩余子块也能做出正确判定。

阈值的选取方法如下: 对目标 8×8 固定分块后, 计算跟踪窗内子块(除去四周边缘子块)的方差, 将各方差排序后取中值作为自适应分块的阈值, 这样既可以保证子块数量又可以得到具有较明显特

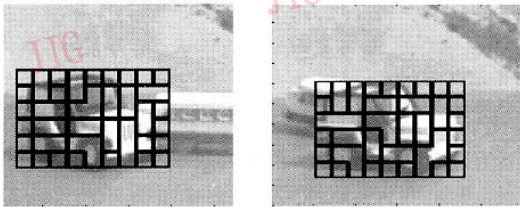
征的子块。

(2) 若第 p 子块方差很高, 则适当地分裂为 2 个满足步骤 1 中条件的子块。

(3) 合并或分裂后的子块大小应大于等于 8×8 。

(4) 对跟踪窗内四周的块, 应减小对其方差的要求, 因为其很可能包括目标周围的背景, 而运动目标周围背景实时变化, 不能代表目标属性, 对匹配意义不大, 并且跟随的进行会被判定为遮挡子块, 不再参与相关计算。

为适应目标在遮挡过程中小的形变, 每隔 10 帧对目标未遮挡子块按以上原则检测, 若有不适合条件的则做调整(合并或分裂), 以增加跟踪的可靠性, 并减少计算量, 保证实时性。图 2(a)、(b) 所示为遮挡过程中存在形变的目标自适应分块结果。可见, 跟踪窗内四周的子块变动很少, 因为其大多代表背景, 而内部的对应用于目标的子块已具有各自较为明显的特征。



(a) 在 120 帧时的分块情况 (b) 在第 150 帧时的分块情况

图 2 运动目标的自适应分块

Fig. 2 Adaptive dividing of moving target

5.2 遮挡情况下的基于多子块的灰度相关匹配算法

5.2.1 遮挡子块的判定

将运动目标自适应分块后, 进行连续帧间目标的灰度相关匹配。匹配区域同样为 Kalman 预测位置 $(\Delta x_0, \Delta y_0)$ 为中心的 $w \times w$ 邻域内, 此区域内的每一个点对应目标可能的一个位移量 $(\Delta x, \Delta y)$, $\Delta x_0 - w/2 \leq \Delta x \leq \Delta x_0 + w/2, \Delta y_0 - w/2 \leq \Delta y \leq \Delta y_0 + w/2$ 。对每一个 $(\Delta x, \Delta y)$ 计算各子块的灰度匹配误差:

$$S_p(\Delta x, \Delta y) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |M_p(i, j) - I_p(i + \Delta x, j + \Delta y)|^2 \quad (6)$$

$p = 1, \dots, N$

其中, M 表示上帧第 p 子块, I 为当前帧 $(\Delta x, \Delta y)$ 位移量下对应的第 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。每个子块得到一个对应于 $\min(S_p(\Delta x, \Delta y))$ 的最优位移量

$(\Delta x_p^*, \Delta y_p^*)$ 。

计算整个目标的匹配误差值:

$$\text{sum}(\Delta x, \Delta y) = \sum_{p=1}^N S_p(\Delta x, \Delta y) \quad (7)$$

将 $\min(\text{sum}(\Delta x, \Delta y))$ 对应的位移量定为目标的最优位移量 $(\Delta x^*, \Delta y^*)$ 。若各子块的最优位移量 $(\Delta x_p^*, \Delta y_p^*)$ 与目标的 $(\Delta x^*, \Delta y^*)$ 不相符合(即在 x 或 y 方向的位移量之差大于 2 个像素位置), 则判定该子块被遮挡。

5.2.2 遮挡过程的跟踪

遮挡过程中匹配算法如下:

对各子块仍按式(6)计算其在各个位移量的匹配误差值 $S_p(\Delta x, \Delta y)$, 从而得到各自最优的 $(\Delta x_p^*, \Delta y_p^*)$ 。对于已经被遮挡的子块, 不参与目标整体相关匹配计算, 遮挡过程中目标匹配误差为

$$\text{sum}(\Delta x, \Delta y) = \sum_{p=1, p \neq q_i}^N S_p(\Delta x, \Delta y) \quad (8)$$

其中, p 表示未被遮挡的子块序号, $q_i (i = 1, \dots, l)$ 是已被判为遮挡的子块 (l 为被遮挡的子块数量), 仍选择 $\min(\text{sum}(\Delta x, \Delta y))$ 对应的位移量为目标的最优位移量 $(\Delta x^*, \Delta y^*)$ 。

5.2.3 遮挡区域的更新

遮挡过程中被遮挡的子块是实时改变的, 为准确跟踪目标要实时更新被遮挡区域, 更新方法如下:

(1) 对被判定为遮挡的子块 $q_i (i = 1, \dots, l)$, 若其得到的最优位移量 $(\Delta x_{q_i}^*, \Delta y_{q_i}^*)$ 与 $(\Delta x^*, \Delta y^*)$ 不符合, 表明其仍处于遮挡中, 否则该子块已出离遮挡。

(2) 对未被判定被遮挡的子块 p , 若其 $(\Delta x_p^*, \Delta y_p^*)$ 不再与 $(\Delta x^*, \Delta y^*)$ 相符合, 则表明该子块当前帧进入了遮挡, 否则仍处于非遮挡。

6 实验结果及分析

实验 1 分别用边缘匹配和基于多子块的灰度匹配算法跟踪灰度单一目标, 目标在运动过程中被静止物体遮挡, 遮挡物的灰度与运动目标的灰度相差比较大。若采用基于多子块的灰度匹配算法, 自适应分块近似于固定分块, 当目标进入遮挡时, 相当于目标局部灰度发生突变, 灰度匹配算法受其影响而跟踪错误。若采用边缘匹配算法, 目标边缘点比较稳定, 会得到较好的跟踪结果。图 3(a) 是目标遮挡前边缘检测结果; 图 3(b) 遮挡发生前两种算法都正确跟踪。遮挡发生后由图 3(c) 可见, 灰度匹配算法跟踪错误,

并逐渐丢失目标图 3(d)。而边缘匹配算法不会受遮挡物灰度的影响,能做到准确的跟踪(如图 3(e))。

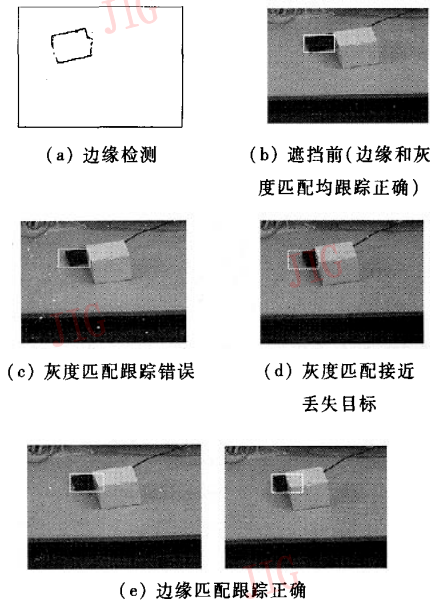


图 3 运动目标被静止物品遮挡

Fig.3 Target is occluded by still object

实验 2 如图 4 所示,场景为两个运动目标(鼠标和杯子)的相互遮挡,在第 100 帧时,鼠标几乎被全部遮挡,这时采用 Kalman 预测值作为目标实际位置进行跟踪。两个运动目标的灰度都比较单一,都采用边缘匹配算法。

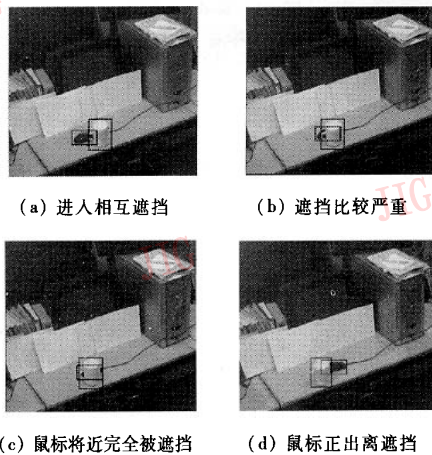


图 4 两个灰度单一运动目标的相互遮挡

Fig.4 Occlusion of two targets with narrow intensity ranges

实验 3 如图 5 所示,场景是运动汽车被背景中静止的另一辆车遮挡。目标灰度级丰富故采用基

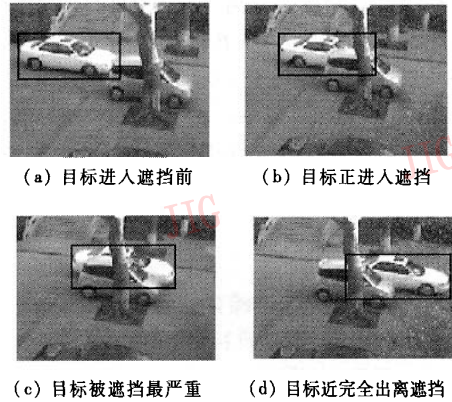


图 5 运动汽车(灰度级丰富)被静止的另一辆车遮挡

Fig.5 Moving car with wide intensity ranges is occluded by another still car

于多子块的灰度匹配算法。目标被分成 39 块,其中跟踪窗的四周由于大多对应背景,相当一部分已被判为遮挡而不参加匹配。在整个跟踪过程中,随遮挡的进行被标记为遮挡的子块越来越多,在遮挡最严重(如图 5(c))的一帧只有 8 个子块未被遮挡,但是仍能做到正确跟踪。随目标逐渐出离遮挡,有效的子块增多,跟踪更加可靠。实验可知,基于多子块的灰度匹配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。

实验 4 如图 6 所示,场景是两个运动汽车的相互遮挡,并且目标在遮挡过程中发生了变形。两个运动目标的灰度都比较丰富,故采用基于多子块

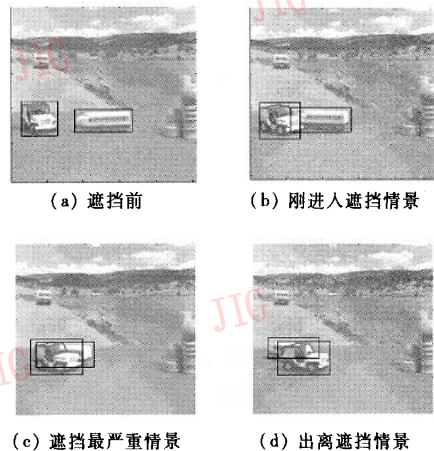


图 6 两个运动汽车(灰度级丰富)的相互遮挡

Fig.6 Occlusion of two moving cars with wide intensity ranges

的灰度相关匹配算法。由于形变,目标的自适应分块情况需要相应的调整,在图 2 中已给出对遮挡目标两次自适应分块结果。形变在连续帧间变化较小,所以对匹配影响很小。由实验结果可见,对于比较复杂的遮挡情况本文算法仍能做到准确的跟踪。

7 结 论

遮挡给运动目标跟踪带来很大困难,本文算法能很好地解决刚性运动目标的遮挡问题。算法特点有:(1)根据目标的属性不同,合理选择边缘匹配或者基于多子块的灰度相关匹配这两种解决遮挡问题的有效匹配算法,增加了跟踪的可靠性;(2)边缘匹配算法采用逻辑与运算,保证实时性,并结合仿射变换使模板准确更新;(3)对目标自适应分块,相比较于固定分块,有效地克服了子块与遮挡物灰度相似而遮挡判断错误的情况。利用子块能很好地度量遮挡状况,做到准确的跟踪。

对于遮挡情况下非刚性目标的跟踪是下一步要进行的工作。

参考文献 (References)

- Marecenaro L, Ferrari M, Marchesotti L. Multiple object tracking under heavy occlusions by using kalman filter based on shape matching [A]. In: IEEE International Conference on Image Processing[C], Rochester, New York, USA, 2002: 341 ~ 344.
- Pierfreund Natan. Robust tracking of position and velocity with kalman snakes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 22(5):564 ~ 569.
- Galvin B, McCane B, Novins K. Visual snakes for occlusion analysis [A]. In: IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C], Fort Collins, Colorado, USA, 1999: 294 ~ 299.
- Loutast E, Diamantarast K, Pitast I. Occlusion resistant object tracking[A]. In: IEEE International Conference on Image Processing [C], Thessaloniki, Greece, 2001:65 ~ 68.
- Nguyen Hieu T, Worring Marcel. Occlusion robust adaptive template tracking [A]. In: Proceedings of Eighth IEEE International Conference on Computer Vision [C], Vancouver, Canada, 2001: 678 ~ 683.
- Oberti Franco, Calcagno Simona, Zara Michela, et al. Robust tracking of humans and vehicles in cluttered scenes with occlusions [A]. In: IEEE International Conference on Image Processing[C], Rochester, New York, USA, 2002: 629 ~ 632.
- Ito Ken, Sakane Shigeyuki. Robust view-based visual tracking with detection of occlusions[A]. In: IEEE International Conference on Robotics and Automation[C], Seoul, Korea, 2001: 1207 ~ 1213.
- Kamijo Shunsuke, Matsushita Yasuyuki, Ikeuchi Katsushi. Occlusion robust tracking utilizing spatio-temporal markov random field model [A]. In: Proceedings of 15th International Conference on Pattern Recognition[C], Barcelona, Spain, 2000:140 ~ 144.
- Wu Ying, Yu Ting, Hua Guang. Tracking appearances with occlusions[A]. In: IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Madison, Wisconsin USA, 2003: 789 ~ 795.
- Hu Min, Hu Wei-ming, Tan Tie-niu. Tracking people through occlusion[A]. In: Proceedings of 17th International Conference on Pattern Recognition[C], Cambridge, UK, 2004: 724 ~ 727.
- Nummiaro K, Koller-Meier E, Gool L Van. An adaptive color-based particle filter[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(1):99 ~ 110.
- Altunbasak Yucel, Tekalp A. Murat. Occlusion-adaptive, content-based mesh design and forward tracking[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(9):1270 ~ 1280.
- Zhao Jian-wei, Wang Peng, Liu Cong-qing. An object tracking algorithm based on occlusion mesh model [A]. In: International Conference on Machine Learning and Cybernetics [C], Beijing, China, 2002:288 ~ 292.
- Zhou Hong-ren, Kumar K S P. A current statistical model and adaptive algorithm for estimation maneuvering targets [J]. AIAA Journal of Guidance, Control and Dynamics, 1984, 7(5): 596 ~ 602.