

# 基于最小费用流模型的无重叠 视域多摄像机目标关联算法

刘少华<sup>1</sup> 赖世铭<sup>1</sup> 张茂军<sup>1</sup>

**摘要** 二分图最大匹配算法是常用的无重叠视域多摄像机目标关联算法, 本文提出了一种基于最小费用流模型的关联算法, 并与前者进行对比. 实验发现前者很大程度上依赖于效用函数的定义, 效用函数存在的偏差导致该算法求解结果不理想. 后者理论上能够估算并修正效用函数的偏差, 得到更优的解. 本文进行了大量仿真实验, 实验表明了本文算法更为鲁棒有效.

**关键词** 无重叠视域多摄像机, 目标关联, 最小费用流, 效用函数

**DOI** 10.3724/SP.J.1004.2010.01484

## A Min-cost Flow Based Algorithm for Objects Association of Multiple Non-overlapping Cameras

LIU Shao-Hua<sup>1</sup> LAI Shi-Ming<sup>1</sup> ZHANG Mao-Jun<sup>1</sup>

**Abstract** Maximum matching in bipartite graph is always used in objects association of multiple non-overlapping cameras. This paper proposes a new association algorithm based on minimum cost flow. Through experiments, we find that the maximum matching algorithm largely depends on the utility function, which may affect the results. The proposed algorithm can correct the errors of the utility function and then obtain better results. Simulation results show that the proposed algorithm obtains better results and is more robust.

**Key words** Multiple non-overlapping cameras, objects association, minimum cost flow, utility function

大多数广域监控中都采用了多个监控摄像机, 随着摄像机数量的增多, 传统的人工监控已经很难满足监控任务的需要, 因此智能监控成为视频监控的一个发展方向. 目标跟踪问题是智能监控的重要研究内容, 随着单摄像机目标检测与跟踪算法的逐渐成熟, 无重叠视域多摄像机的目标关联问题也越来越受到关注, 其中关联算法是该问题的主要研究内容之一.

文献 [1] 建立了贝叶斯模型, 通过求具有最大后验概率的目标路径实现了对多摄像机的跟踪, 把问题近似成为一个线性规划问题求解. 文献 [2-4] 也采用基于贝叶斯的方法. 文献 [5] 使用基于二分图的最大匹配算法求解最大后验概率, 从而实现多摄像机的目标关联. 文献 [6] 基于这种方法进行了改进, 利用目标特征计算关联路径的平滑性, 并修改平滑性差的路径上的边的效用, 然后再重新计算大匹配, 通过若

干次迭代得到最优解. 利用摄像机拓扑关系预测目标的时空转移概率, 可在很大程度上改进关联结果. 关于估计摄像机拓扑的方法有很多, 具体可见文献 [7-9].

基于二分图的最大匹配算法理论上可求得最优解, 但实验发现该算法很大程度上依赖于效用函数的定义, 效用函数的偏差会导致求解结果与真实结果差别很大. 为此, 本文提出一种基于最小费用流模型的关联算法, 在求取最大效用时引入关联数限制, 建立最小费用流模型对问题求解, 采用三种策略选择最佳关联数并得到最终的关联结果. 本文分析了该算法与二分图最大匹配算法间的关系, 解释了本文算法更优的内在原因, 即效用函数存在偏差, 而本文算法能够估算并修正这个偏差. 本文设计进行了仿真实验, 并对比了两种算法的求解正确率, 实验表明本文算法更为鲁棒有效.

### 1 多摄像机目标关联问题

假设摄像机网络由  $n$  个视域非重叠的摄像机  $C_1, C_2, \dots, C_n$  组成, 在某段时间内, 摄像机  $C_i$  捕捉到  $m_i$  个目标, 记为  $O_i = \{O_{i,1}, O_{i,2}, \dots, O_{i,m_i}\}$ , 其中  $O_{i,a} = (f_{i,a}, t_{i,a})$ , 每个捕捉到的目标的信息由目标的特征  $f_{i,a}$  和捕捉时间  $t_{i,a}$  组成. 多摄像机目标关联就是要把这些摄像机捕捉到的分离的信息进行融合, 把属于现实世界中同一个目标的观察目标关联起来, 得到更为有意义的信息. 令  $k_{i,a}^{j,b}$  表示  $(O_{i,a}, O_{j,b})$  是现实世界中的同一个目标的两次连续出现, 即一次关联. 多摄像机目标关联的问题  $Q$  可以描述为: 寻找一个关联集合  $K = \{k_{i,a}^{j,b}\}$ ,  $k_{i,a}^{j,b} \in K$ , 当且仅当  $(O_{i,a}, O_{j,b})$  是现实世界中的同一个目标的两次连续出现. 显然  $K$  具有式 (1) 的性质, 即一个目标只有至多一个前继和至多一个后继.

$$\forall k_{i,a}^{j,b}, k_{k,c}^{l,d} \in K, k_{i,a}^{j,b} \neq k_{k,c}^{l,d} \Rightarrow (i, a) \neq (k, c) \wedge (j, b) \neq (l, d) \quad (1)$$

### 2 基于最小费用流模型的关联算法

#### 2.1 关联数限制下的最大效用问题

对于一个关联  $k_{i,a}^{j,b}$ , 可定义关联的效用函数  $u(k_{i,a}^{j,b})$ , 这个关联发生的可能性越大, 其效用越大.  $u(k_{i,a}^{j,b})$  的值由两部分决定: 第一部分是两个观察到的目标特征  $f_{i,a}$  与  $f_{j,b}$  的相似性; 第二部分是两个目标的转移关系是否符合摄像机拓扑关系. 本文采用式 (2) 的效用函数, 其中  $\xi_{i,j}$  表示目标是否可以从  $C_i$  直接转移到  $C_j$  (1 代表可以, 0 代表不可以),  $\tau_{i,j}$  为事先统计得到的目标从  $C_i$  转移到  $C_j$  的平均转移时间.

$$u(k_{i,a}^{j,b}) = \begin{cases} 1 - \frac{\|f_{j,b} - f_{i,a}\|}{\|f_{i,a}\|} \cdot \frac{|(t_{j,b} - t_{i,a}) - \tau_{i,j}|}{\tau_{i,j}}, & \text{若 } \xi_{i,j} = 1 \text{ 且 } t_{i,a} < t_{j,b} \\ -\infty, & \text{否则} \end{cases} \quad (2)$$

定义关联集合的效用函数为

$$U(K) = \sum_{k_{i,a}^{j,b} \in K} u(k_{i,a}^{j,b}) \quad (3)$$

将关联集合  $K$  的元素个数  $|K|$  记为关联数. 关联数限制下的最大效用关联集合定义为

$$K^m = \arg \max_{K \in \Sigma, |K|=m} U(K), \quad m = 0, 1, 2, \dots \quad (4)$$

其中,  $\Sigma$  为式 (1) 条件下的解空间,  $U(K^m)$  即为关联数为  $m$  时能达到的最大效用.

收稿日期 2009-07-15 录用日期 2010-04-14  
Manuscript received July 15, 2009; accepted April 14, 2010  
国家高技术研究发展计划 (863 计划) (2009AA01Z328), 国家自然科学基金 (60705013), 新世纪优秀人才支持计划资助  
Supported by National High Technology Research and Development Program of China (863 Program) (2009AA01Z328), National Natural Science Foundation of China (60705013), and Program for New Century Excellent Talents in University  
1. 国防科学技术大学信息系统与管理学院 长沙 410073  
1. College of Information System and Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073

### 2.2 建立最小费用流模型求解关联数限制下的最大效用问题

最小费用流模型是常用的组合优化方法, 文献 [10] 采用最小费用流求解单摄像机的多目标跟踪问题. 在式 (1) 条件的限制下, 求解关联数限制下的最大效用问题可转化为最小费用流问题, 只需一次求解便可以得到所有关联数限制条件下的最大效用关联集合.

建立费用流网络的方法如下: 对于摄像机网络观察到的每个目标  $O_{i,a}$ , 在网络中对应两个节点  $O_{i,a}^-$  和  $O_{i,a}^+$ , 对于每个满足  $u(k_{i,a}^{j,b}) > 0$  的关联  $k_{i,a}^{j,b}$ , 在网络中添加一条费用为  $u(k_{i,a}^{j,b})$  容量为 1 的有向边  $e(O_{i,a}^-, O_{j,b}^+)$ . 为网络虚拟增加源点  $s$  和汇点  $t$ , 对于每个目标  $O_{i,a}$ , 添加一条费用为 0 容量为 1 的有向边  $e(s, O_{i,a}^-)$  和一条费用为 0 容量为 1 的有向边  $e(O_{i,a}^+, t)$ . 这样, 原问题就转化成了最小费用流问题, 关联数对应于网络中的流量, 关联数为  $m$  的最大效用对应于网络流量为  $m$  时的最大费用,  $\forall k_{i,a}^{j,b} \in K^m$ , 其在网络中对应的边  $e(O_{i,a}^-, O_{j,b}^+)$  的流量为 1, 否则为 0. 图 1 显示的是  $t_{i,a} < t_{j,b} < t_{k,c}$  的情况, 边上标注的是边的费用, 每条边的容量都为 1. 注意到该问题要求的是最大费用流, 它的求解方法与求解最小费用流相同.

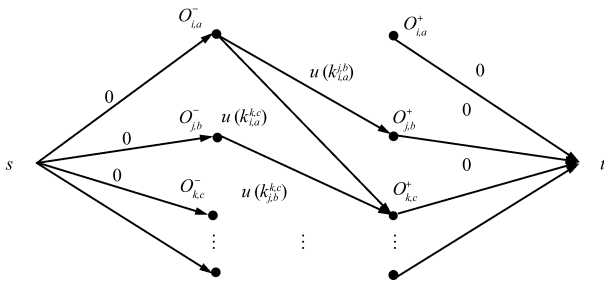


图 1 最小费用流网络  
Fig. 1 The min-cost flow network

求解最小费用流问题的迭代算法由 Busacker 等<sup>[11]</sup> 于 1961 年提出. 利用这个算法的思想, 可一次求解出所有流量限制下的最大费用, 即所有关联数限制下的最大效用, 算法的时间复杂度为  $O(n^2 E)$ ,  $E$  为网络的边个数. 算法步骤如下:

**步骤 1.** 按照上述方法建立费用流网络, 初始化每条边的流量为 0, 令  $m = 0$ ;

**步骤 2.** 求最大费用增广路. 用 Bellman Ford 最短路算法求出  $s$  到  $t$  的最大费用路径, 如果  $s$  不可达  $t$ , 即不存在增广路, 那么算法结束, 否则跳至步骤 3;

**步骤 3.** 分配流量并修改残余网络,  $m = m + 1$ . 对求得的最大费用路径上的每条边  $(u, v)$ , 分配单位流量, 把其容量改为 0, 添加容量为 1 的反向边  $(v, u)$ , 费用为正向边  $(u, v)$  费用的相反数;

**步骤 4.** 此时, 网络流量为  $m$ , 总费用即为流量为  $m$  的最大费用, 网络情况对应于原问题关联数为  $m$  时的最大效用情况, 跳至步骤 2.

### 2.3 三种策略选择最佳关联数并求解

每个关联数都对应着一个最大效用关联集合, 当前问题是确定最佳的关联数以选择最佳的关联集合. 假设观察到的  $N$  个目标来自于现实世界中  $P$  个不同的目标, 不难证明, 正确的关联数  $M = N - P$ .

根据  $P$  已知、 $P$  未知或  $P$  未知但其上界已知三种情况, 原问题可采用三种不同的策略求解.

1)  $P$  已知情况.

如果已知  $P$ , 那么最佳关联数为  $M = N - P$ .

2)  $P$  未知情况.

首先如式 (5) 定义效用增量函数  $w(m)$ , 由最小费用流问题求解理论可知,  $w(m)$  即为求解过程中第  $m$  次求得的最大费用增广路的费用, 且  $w(m)$  是单调非递增函数.

$$w(m) = U(K^m) - U(K^{m-1}), \quad m = 1, 2, \dots \quad (5)$$

实验发现,  $w(m)$  关于  $m$  的曲线一般呈现如图 2 所示的形式, 曲线明显可分为两个阶段, 第一阶段为  $1 \leq m \leq M = N - P$  部分,  $w(m)$  的值较接近 1, 递减比较缓慢, 第二阶段为  $m > M$  部分,  $w(m)$  的值会较为迅速地递减. 理论上也不难解释, 第一阶段为合理关联部分, 关联数每增加 1, 效用的增量应该较大; 第二阶段为非合理关联部分, 关联数再增加 1, 效用增量会很小, 实验发现甚至在强制增加关联数后, 效用增量会为负数. 经过大量不同网络复杂程度的实验, 我们设定经验阈值  $t = 0.93$ , 由式 (6) 可求得最佳关联数  $M$ . 对于噪声大小不同的问题, 可以通过重新实验选择更加合适的阈值  $t$ .

$$M = \max_{w(m) \geq t} m \quad (6)$$

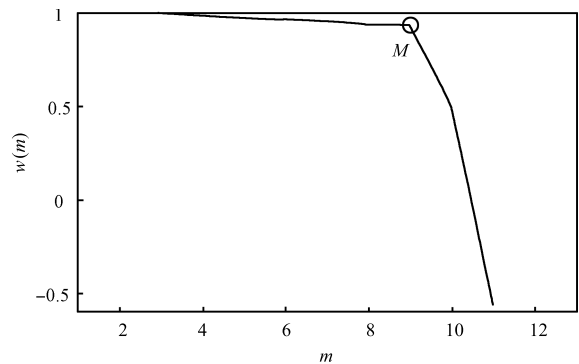


图 2 效用增量函数的曲线  
Fig. 2 The curve of the utility incremental function

3)  $P$  未知但其上界已知情况.

$P$  未知时可设定一个经验阈值  $t$  进行求解, 然而, 靠经验选取这个阈值不够可靠, 尤其是在噪声大小不同的情况下. 在大多数应用中, 都能找到一个较为保守的  $P$  的上界, 实际上我们能够利用这个信息选择一个更为可靠的阈值  $t$  进行求解.

如果已知  $P \leq P_u < N$ , 那么  $1 \leq N - P_u \leq N - P = M$ ,  $[1, N - P]$  是  $w(m)$  关于  $m$  的曲线的第一阶段, 而  $[1, N - P_u]$  是第一阶段的前面一部分, 这部分曲线已知, 我们有理由相信第一阶段其他部分曲线应该是这部分曲线的延续. 记  $w(m)$  在  $[1, N - P_u]$  部分的平均下降率  $\Delta t = \frac{[w(1) - w(N - P_u)]}{N - P_u - 1}$ , 设定  $t(m) = w(1) - \lambda \Delta t(m - 1)$  作为阈值函数,  $\lambda$  取值为 2 较合理. 这样利用阈值函数  $t(m)$  可求得最佳关联数  $M = \max_{w(m) \geq t(m)} m$ . 如图 3 是  $N = 12$ 、已知  $P \leq P_u = 7$  的情况, 计算  $[1, 5]$  部分曲线的平均下降率, 设定  $\lambda = 2$ , 得到阈值函数  $t(m)$ , 并求得  $M = 9$  (为了更清楚地说明问题, 我们把纵坐标选定在  $[0, 1]$  的范围).

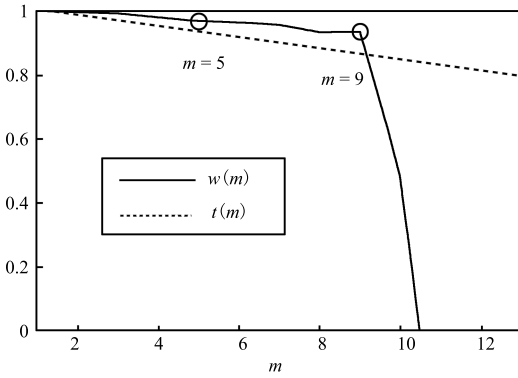


图3 利用阈值函数求解

Fig. 3 Solving by the threshold function

采用上面三种策略中的一种求得  $M$  之后, 关联数为  $M$  的最大效用关联集合  $K^M$  就是原问题的解. 一般情况下  $P$  是未知的, 因此第一种策略很少用.

### 3 算法分析

#### 3.1 基于二分图最大匹配的算法

基于二分图最大匹配的算法是求解多摄像机目标关联问题较为常用的算法, 其时间复杂度为  $O(N^{2.5})$ <sup>[12]</sup>. 各个研究者选择的效用函数可能不一样, 如果不考虑效用函数的差异, 这类算法求的是具有最大效用的关联集合  $K^*$ , 而不考虑关联数. 其等价于本文算法中从所有关联数对应的最大效用关联集合中再选取效用最大的作为解, 即有

$$K^* = \arg \max_{K \in \Sigma} U(K) = \arg \max_{K^m, m=0,1,2,\dots} U(K^m) \quad (7)$$

#### 3.2 两个算法之间以及算法与效用函数之间的关系

**引理 1.** 对于一个目标关联问题, 如果使用效用函数  $u(k_{i,a}^{j,b})$  计算得到的效用增量函数为  $w(m)$ , 使用修改后的效用函数  $u'(k_{i,a}^{j,b}) = u(k_{i,a}^{j,b}) - t$  计算得到的效用增量函数为  $w'(m)$ , 那么  $w'(m) = w(m) - t$ .

**证明.** 假设使用  $u(k_{i,a}^{j,b})$  和  $u'(k_{i,a}^{j,b})$  计算得到的关联数  $m$  限制下的最大效用分别为  $U(K^m)$  和  $U'(K^m)$ , 那么有

$$U'(K^m) = \sum_{k_{i,a}^{j,b} \in K^m} u'(k_{i,a}^{j,b}) = \sum_{k_{i,a}^{j,b} \in K^m} (u(k_{i,a}^{j,b}) - t) = \sum_{k_{i,a}^{j,b} \in K^m} u(k_{i,a}^{j,b}) - |K^m|t = U(K^m) - mt$$

再由  $w(m)$  的定义有

$$\begin{aligned} w'(m) &= U'(K^m) - U'(K^{m-1}) = \\ &= U(K^m) - mt - (U(K^{m-1}) - (m-1)t) = \\ &= U(K^m) - U(K^{m-1}) - t = w(m) - t, \\ & \quad m = 1, 2, \dots \end{aligned}$$

□

**定理 1.** 对于一个目标关联问题, 使用效用函数  $u(k_{i,a}^{j,b})$  及使用本文算法第二种策略阈值  $t$  求解, 等价于使用效用函数  $u'(k_{i,a}^{j,b}) = u(k_{i,a}^{j,b}) - t$  及使用基于二分图最大匹配的关联算法求解.

**证明.** 假设使用效用函数  $u(k_{i,a}^{j,b})$  和  $u'(k_{i,a}^{j,b})$  计算得到的效用增量函数分别为  $w(m)$  和  $w'(m)$ . 由引理 1 知  $w'(m) = w(m) - t$ , 那么前者使用阈值  $t$  求解等价于后者使用阈值  $t' = 0$  求解. 假设后者使用阈值  $t' = 0$  求解得到的关联数为  $M$ , 求得的解为  $K^M$ , 由式 (6) 及  $w'(m)$  函数的单调性知

$$\begin{cases} w'(m) \geq 0, & 1 \leq m \leq M \\ w'(m) < 0, & m > M \end{cases}$$

因此,

$$U(K^M) = \max_{K^m, m=0,1,2,\dots} U(K^m)$$

这说明使用效用函数  $u'(k_{i,a}^{j,b}) = u(k_{i,a}^{j,b}) - t$  及使用基于二分图最大匹配的关联算法求得的解也是  $K^M$ . □

**推论 1.** 对于一个目标关联问题, 如果使用效用函数  $u(k_{i,a}^{j,b})$  及使用本文算法第三种策略阈值函数  $t(m)$  求解得到的最佳关联数为  $M$ , 那么使用效用函数  $u'(k_{i,a}^{j,b}) = u(k_{i,a}^{j,b}) - t(M)$  及使用基于二分图最大匹配的关联算法也能求得与前者相同的解.

**证明.** 记  $T = t(M)$ . 由最佳关联数的定义知,  $w(M) \geq t(M) = T$  且  $w(M+1) < t(M+1)$ , 因为阈值函数  $t(m)$  为递减函数, 所以  $w(M+1) < t(M+1) < t(M) = T$ . 再由  $w(m)$  的单调性, 有

$$\begin{cases} w(m) \geq T, & 1 \leq m \leq M \\ w(m) < T, & m > M \end{cases}$$

即最佳关联数  $M$  满足第二种策略阈值为  $T$  时的求解式 (6), 那么使用本文算法第二种策略阈值  $T$  求解可求得与前者相同的解. 因此由定理 1 知, 使用效用函数  $u'(k_{i,a}^{j,b}) = u(k_{i,a}^{j,b}) - T$  及使用基于二分图最大匹配的关联算法也能求得与前者相同的解,  $T$  即  $t(M)$ . □

定理 1 及推论 1 说明了本文算法与基于二分图最大匹配的关联算法在本质上是一致的, 都可以等价于在某个效用函数下求具有最大效用的关联集合.

#### 3.3 效用函数的偏差以及本文算法对偏差的估计和修正

由第 3.2 节分析可知, 对于一个关联问题  $Q$ , 如果使用本文算法第二种策略阈值  $t$  能求得最优解, 那么必须修改效用函数为  $u'(k_{i,a}^{j,b}) = u(k_{i,a}^{j,b}) - t$ , 使用基于二分图最大匹配的关联算法才能求得一样优的解. 我们将  $t$  定义为效用函数  $u(k_{i,a}^{j,b})$  在关联问题  $Q$  下的偏差. 如果效用函数偏差较大, 那么使用基于二分图最大匹配的关联算法很难求得最优解.

实验发现, 这个偏差由两种偏差组成, 第一种偏差是效用函数其本身的不合理导致的, 与具体关联问题无关; 第二种偏差是具体关联问题的特殊性导致的, 如噪声不同偏差也不同.

由于第一种偏差与具体关联问题无关, 因此对于某个特定的效用函数, 可以事先通过实验来估算这个偏差的大小, 并进行修正. 本文算法第二种策略就是对效用函数的第一种偏差的估算和修正. 如使用式 (2) 的效用函数, 本文通过实验发现了一个较好的通用的阈值  $t = 0.93$ , 这个阈值  $t = 0.93$  就是效用函数 (2) 的第一种偏差估算值, 得到这个值后就可以把它用到其他的关联问题中去, 也即相当于修正了效用函数 (2).

而第二种偏差是与具体关联问题相关的, 并不存在一个通用的值, 即只能事后修正. 事实上, 本文算法第三种策略

包含了对第二种偏差的估算和修正的思想. 算法利用了效用增量函数的已知曲线部分, 制定了特殊的阈值函数, 实际上就是通过挖掘具体关联问题的特殊性, 估算并修正与具体关联问题相关的偏差. 如第 2.3 节第三种策略例子中求得最佳关联数为  $M = 9$ , 即意味着这个关联问题的偏差为  $t(M) = t(9) = 0.88$ , 注意到这里的 0.88 是在求得解之后才得到的.

综上所述, 由于效用函数中存在偏差, 导致使用基于二分图最大匹配的算法很难得到最优解, 而本文算法第二种策略能够估算并修正第一种偏差, 理论上将得到更优的解. 本文算法第三种策略则进一步估算并修正了第二种偏差, 理论上将得到比第二种策略更优的解. 考虑到本文算法时间复杂度比基于二分图最大匹配的算法高, 所以在算法应用中, 如果仅需要修正第一种偏差 (即只采用本文算法第二种策略求解), 那么可以使用本文算法第二种策略先进行效用函数的修正, 然后再采用后者求解, 这样时间效率更高. 但是, 本文算法第三种策略能够修正第二种偏差, 这种偏差无法事先估计, 因此第三种策略无法用后者替代.

### 4 实验

#### 4.1 实验数据生成

对多摄像机目标关联算法的评价一直都缺少相关的测试数据<sup>[13]</sup>, 关键在于难以获取大量在时间上同步的视频数据. 使用仿真技术来弥补真实数据缺乏的问题是较好的选择<sup>[13-14]</sup>, 如文献 [13] 使用照相机拍摄车辆的图片, 然后使用叠加各类背景所得到的实验数据来进行车辆关联的实验. 一方面, 只要仿真模型与真实模型尽量接近就能得到较为逼真且能够测试关联算法的数据; 另一方面仿真模型一旦建立, 就可以进行大量实验来测试关联算法, 这一点是真实数据很难做到的. 基于以上考虑, 本文采用仿真方法来生成所需的测试数据.

首先, 根据需要设计摄像机网络, 其内容包括摄像机个数  $n$ 、摄像机  $C_i$  到  $C_j$  是否可以直达参数  $\xi_{i,j}$  以及平均转移时间  $\tau_{i,j}$ . 图 4 是一个具有 4 个摄像机的摄像机网络, 所有摄像机之间都可直接到达, 连线上的数字代表平均转移时间  $\tau_{i,j}$ .

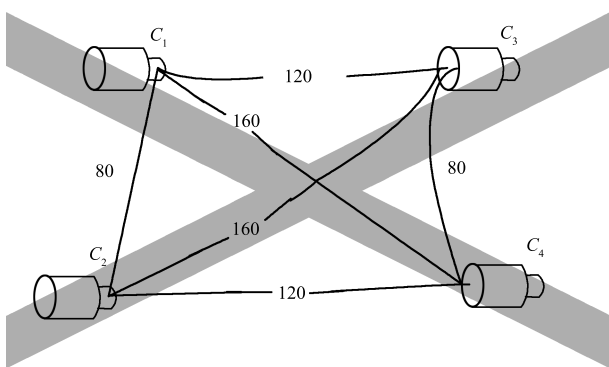


图 4 一种具有 4 个摄像机的摄像机网络

Fig. 4 A camera network consisting of four cameras

其次, 在预先设定好的摄像机网络上进行离散事件仿真, 其过程主要包括目标生成、目标转移及目标捕捉. 每隔一段时间生成一个新目标, 生成新目标的时间间隔在  $(0, 200)$  间随机选择, 目标生成时所在摄像机也是随机选择的. 目标特征是一个多维向量, 其维数对关联并无影响, 我们将维数统

一取 5. 由于特征可归一化, 每一维特征的值都是在  $[0, 1]$  区间内随机选取. 当目标出现在某个摄像机时, 进行一次目标捕捉, 获得目标出现时间、地点和目标观测特征, 目标观测特征由生成的目标特征添加高斯噪声而成. 目标捕捉完成后进行目标转移, 随机转移至其相邻的摄像机或者消失, 转移时间由平均转移时间添加高斯噪声而成.

设定一定仿真时间进行仿真, 将摄像机网络信息和捕捉得到的目标信息整理, 便可得到测试目标关联算法所需的数据.

#### 4.2 关联结果与分析

##### 1) 关联求解过程分析

采用图 4 所示的摄像机网络进行仿真实验, 图 5 显示了某次仿真数据求解过程的关联结果. 图 5 包含 12 个子图, 列出了关联数  $m$  在每个取值  $(1 \sim 12)$  下的最大效用关联集合. 在每个子图中, 横轴表示时间, 纵轴表示摄像机编号, 每个小元素即代表观察到的目标, 不同的小元素符号代表不同的现实目标, 连线代表关联结果. 可以看出,  $M = 10$  时效用最大, 基于二分图最大匹配的算法求得的就是这个解, 而正确解应该是  $M = 9$  的情况. 本文算法能够求出正确解, 图 2 是效用增量的曲线, 其中  $w(9) = 0.937$ ,  $w(10) = 0.488$ , 使用第二种策略阈值  $t = 0.93$  或者第三种策略均可求得  $M = 9$ , 图 3 显示了利用第三种策略求解的情况.

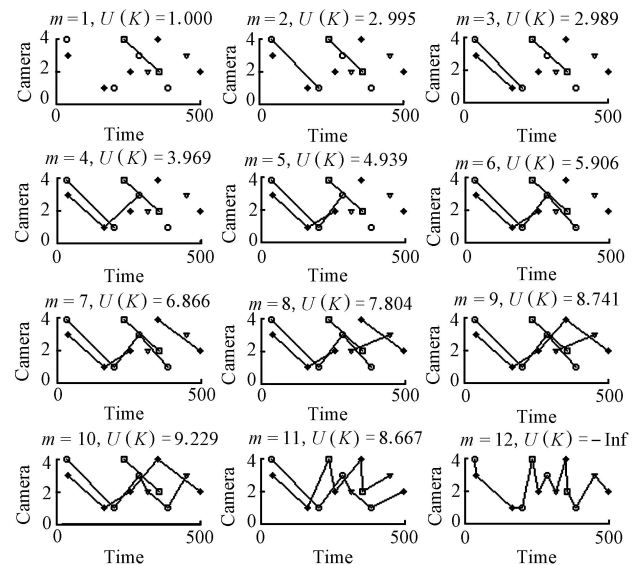


图 5 求解过程的关联结果

Fig. 5 The intermediate association results of solving process

##### 2) 关联结果比较

为了验证更加复杂的情况, 建立了包含 10 个摄像机的网络, 进行 300 次仿真, 平均仿真时间为 1500 时间单位, 平均生成目标个数为 13 个, 平均观察目标个数为 40 个. 对 300 次仿真得到的数据采用三种方法求解, 分别是基于二分图最大匹配的算法, 本文算法的第二种策略 (阈值  $t = 0.93$ ) 和本文算法的第三种策略 ( $\lambda = 2$ ).

我们定义了正确率来比较三种算法的求解结果. 对于关联问题  $Q$ , 假设正确解为  $K^*$ , 解  $K$  的正确率  $accurate$  定义为

$$accurate(K) = \frac{|K \cap K^*| - |K - K^*|}{|K^*|} \times 100\%$$

即求解得到的且正确的关联的数目减去求解得到的但是错误的关联的数目与应有的关联数目的比率。我们还定义了关联问题  $Q$  的目标平均停留率  $stayRate$ :

$$stayRate(Q) = \frac{\sum_{k_{i,a}^{j,b} \in K^*} (t_{j,b} - t_{i,a})}{P \times TotalTime}$$

即一次仿真中所有目标在摄像机网络中停留的平均时间与仿真时间 ( $TotalTime$ ) 的比值。  $stayRate$  用于衡量新旧目标更替的频率,  $stayRate$  小表示有较多的目标在跟踪过程中消失, 或有较多的新目标在跟踪过程中出现。实验发现,  $stayRate$  越小的关联问题, 效用函数的偏差对关联正确率的影响会越大。由此, 我们统计了 300 次仿真数据在不同  $stayRate$  下的三种算法的关联结果, 进行更有意义的比较。

在 300 次仿真中,  $stayRate$  取值范围为 (0, 0.6], 将该区间等分成 30 个小区间, 分别统计每个小区间内三种算法求解的平均正确率, 从而得到图 6 所示的曲线。由图 6 可以看出, 在  $stayRate$  很小的时候, 效用函数的偏差对关联结果影响较大, 基于二分图最大匹配的算法几乎不可用; 而在  $stayRate$  较大的时候, 效用函数的偏差对关联结果影响较小, 基于二分图最大匹配的算法也能得到可接受的解。本文算法第二种策略修正了一种偏差, 算法正确率有很大的提高。本文算法第三种策略修正了两种偏差, 在  $stayRate$  较小时正确率比第二种策略有较为明显的提高, 最高可达到 15% 左右。

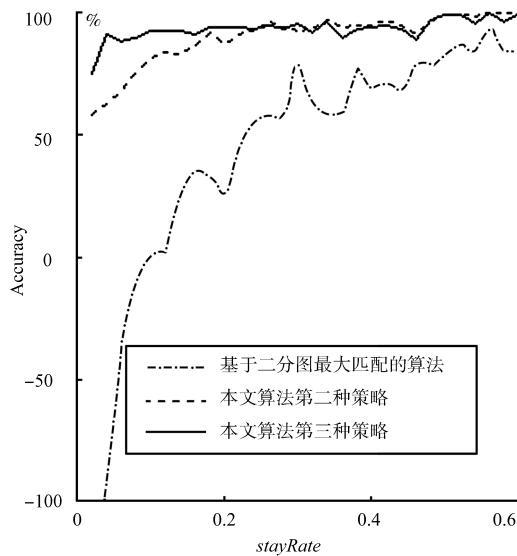


图 6 三种算法求解正确率的比较

Fig. 6 Accuracy comparison between the three algorithms

图 6 的实验结果表明, 由于效用函数存在偏差, 基于二分图最大匹配的算法求解结果不很理想, 尤其是对于  $stayRate$  较小的关联问题。本文算法估算并修正了偏差, 能够得到较好的结果, 尤其是在  $stayRate$  较小的时候也能够得到可接受的解, 其中第三种策略最为鲁棒。

## 5 总结与展望

本文提出一种基于最小费用流模型的多摄像机目标关联算法, 仔细分析了其与基于二分图最大匹配的算法之间的

关系, 以及两种算法与效用函数之间的关系, 发现效用函数存在偏差导致基于二分图最大匹配的算法求解结果不理想, 而本文算法能够估算并修正偏差, 得到较好的结果。下一步需研究如何分布式实现该算法, 以适应分布式智能监控的需要<sup>[15]</sup>。

## References

- 1 Kettner V, Zabih R. Bayesian multi-camera surveillance. In: Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Fort Collins, USA: IEEE, 1999. 253–259
- 2 Makris D, Ellis T, Black J. Bridging the gaps between cameras. In: Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE, 2004. 205–210
- 3 Pasula H, Russell S J, Ostland M, Ritov Y. Tracking many objects with many sensors. In: Proceedings of the 16th International Joint Conference on Artificial Intelligence. San Francisco, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 1999. 1160–1171
- 4 Porikli F, Divakaran A. Multi-camera calibration, object tracking and query generation. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Baltimore, USA: IEEE, 2003. 653–656
- 5 Javed O, Rasheed Z, Shafique K, Shah M. Tracking across multiple cameras with disjoint views. In: Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Computer Vision. Nice, France: IEEE, 2003. 952–957
- 6 Song B, Roy-Chowdhury A K. Stochastic adaptive tracking in a camera network. In: Proceedings of the 11th IEEE International Conference on Computer Vision. Rio de Janeiro, Brazil: IEEE, 2007. 1–8
- 7 Marinakis D, Dudek G, Fleet D J. Learning sensor network topology through Monte Carlo expectation maximization. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. Barcelona, Spain: IEEE, 2005. 4581–4587
- 8 Niu C W, Grimson E. Recovering non-overlapping network topology using far-field vehicle tracking data. In: Proceedings of the 18th IEEE International Conference on Pattern Recognition. Hong Kong, China: IEEE, 2006. 944–949
- 9 Farrell R, Davis L S. Decentralized discovery of camera network topology. In: Proceedings of the 2nd ACM/IEEE International Conference on Distributed Smart Cameras. Stanford, USA: IEEE, 2008. 1–10
- 10 Zhang L, Li Y, Nevatia R. Global data association for multi-object tracking using network flows. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage, USA: IEEE, 2008. 1–8
- 11 Busacker R G, Gowen P J. A Procedure for Determining a Family of Minimal-Cost Network Flow Patterns, Technical Report 0266942, Operations Research Office, John Hopkins University, USA, 1960
- 12 Hopcroft J E, Karp R M. An  $n^{\frac{5}{2}}$  algorithm for maximum matchings in bipartite graphs. *SIAM Journal on Computing*, 1973, 2(4): 225–231

- 13 Arth C, Leistner C, Bischof H. Object reacquisition and tracking in large-scale smart camera networks. In: Proceedings of the 1st ACM/IEEE International Conference on Distributed Smart Cameras. Vienna, Austria: IEEE, 2007. 156–163
- 14 Motamed C, Wallart O. A temporal fusion strategy for cross-camera data association. *Pattern Recognition Letters*, 2007, **28**(2): 233–245
- 15 Radke R. J. A survey of distributed computer vision algorithms. *Handbook of Ambient Intelligence and Smart Environments*. Berlin: Springer, 2009. 35–55

刘少华 国防科学技术大学信息系统与管理学院博士研究生. 主要研究方向为视频运动目标检测与跟踪. E-mail: lshh37@yahoo.com.cn  
(**LIU Shao-Hua** Ph. D. candidate at the College of Information System and Management, National University of Defense Technology. His research interest covers video targets detection and tracking.)

赖世铭 国防科学技术大学信息系统与管理学院博士研究生. 主要研究方向为视频运动目标检测与跟踪.  
E-mail: shiming413@yahoo.com.cn  
(**LAI Shi-Ming** Ph. D. candidate at the College of Information System and Management, National University of Defense Technology. His research interest covers video targets detection and tracking.)

张茂军 国防科学技术大学信息系统与管理学院教授. 主要研究方向为虚拟现实与系统仿真技术. 本文通信作者.  
E-mail: maojun@iscas.com.cn  
(**ZHANG Mao-Jun** Professor at the College of Information System and Management, National University of Defense Technology. His research interest covers virtual reality and system simulation. Corresponding author this paper.)

---