

带时间约束的 co-location 模式挖掘

曾新杨健

(大理大学数学与计算机学院 大理 671003)

摘要 空间数据挖掘的相关研究大多数是基于理想化数据和实例平等的思想,而忽略了实际场景中存在的时间约束条件。将实例存在的时间区间作为约束条件,重新定义了空间邻近关系 R ,提出了带有时间约束的频繁模式挖掘算法 TI,并以时间重叠作为剪枝条件,提出了剪枝算法 TI-C。通过实证数据分析得出:在相同数据集下,TI-C 算法的效率要优于 TI,采用 TI-C 算法得到的频繁模式个数要比 join-based 算法少,同时采用 TI-C 算法得到的频繁模式能更精确、真实地反映实际场景中对象的并置关系。

关键词 频繁模式,时间重叠率,空间邻近关系,时间约束

中图分类号 TP311.13 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.2.061

Co-location Patterns Mining with Time Constraint

ZENG Xin YANG Jian

(College of Mathematics and Computer, Dali University, Dali 671003, China)

Abstract Most of the research achievements of spatial data mining are based on the ideal spatial data and the idea of examples equality, ignoring the time constraint condition existing in the actual scene. This paper considered the existent time interval of the instance as constraint condition, redefined spatial neighborhood relation R , proposed spatial frequent pattern mining algorithm TI with time constraint, and by using time overlap as pruning condition, proposed pruning algorithm TI-C. Through empirical data analysis, under the same data set, the efficiency of TI-C algorithm is better than that of TI, the frequent pattern number of TI-C algorithm is less than that of join-based algorithm, and the frequent pattern of TI-C algorithm can accurately and truly reflect the object's co-location relation of the actual scene.

Keywords Frequent pattern, Time overlap rate, Spatial neighborhood relation, Time constraint

随着移动技术的快速发展和广泛普及,人们可以利用移动设备通过地理信息系统、GPS 等定位系统获取地理空间位置信息,使得基于位置的信息量快速增长。为了从其中挖掘出有用信息,空间数据挖掘已成为数据挖掘领域的研究热点。

由于空间数据类型、空间关系和空间自相关性的复杂性,从空间数据中挖掘出感兴趣的模式远比从事务型数据库中挖掘要困难得多^[1,2]。

空间数据挖掘是指从空间数据库中获得潜在的、人们感兴趣的知识以及空间关系或者其他没有显示在存储空间数据库中的模式,用于理解空间数据自身的特性并发现空间数据之间存在的隐含关系。

空间 co-location 模式是空间属性的一个子集,它们的实例在空间中频繁关联。例如:西尼罗河病毒通常发生在蚊子泛滥、饲养家禽的区域;植物学家们发现“半湿润常绿阔叶林”生长的地方 80% 会有“兰类”植物生长^[3]。co-location 模式还广泛应用于地理科学、公共卫生和交通等方面^[4,5]。

本文第 1 节介绍空间 co-location 的概念及性质;第 2 节概括空间 co-location 相关工作;第 3 节提出带时间约束的 co-

location 模式挖掘的相关定义及性质;第 4 节对本文提出的算法进行实验与分析;最后得出结论。

1 空间 co-location 的概念及性质

1.1 相关概念

定义 1(空间对象与空间对象实例) 空间对象是指空间中不同类别的事物,空间对象集 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$, 其中 f_i 表示空间中的某个对象。在空间某个确定位置上的对象称为空间对象实例,为了区别同一对象的多个实例,采用实例所属对象、实例编号和空间位置等 3 种信息来表示空间对象实例。

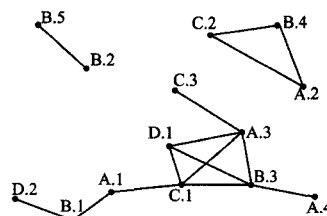


图 1 空间对象及对象实例

如图 1 所示,图中有 4 个空间对象 A、B、C 和 D,它们分

到稿日期:2015-06-01 返修日期:2015-08-10 本文受大理大学青年教师科研基金(KYQN201325),大理大学博士科研启动基金(KYBS 201311)资助。

曾新(1986—),男,硕士,助教,主要研究方向为数据挖掘、计算机应用技术,E-mail:hbzengxin@163.com;杨健(1976—),男,博士,副教授,CCF 会员,主要研究方向为云计算数据安全与隐私保护,E-mail:sbjc1215@126.com。

别由 4、5、3、2 个实例,其中 $D.2$ 表示对象 D 的第 2 个实例。

定义 2(空间邻近关系 R) 空间邻近关系 R 用来表示空间对象实例之间的空间关系,包括距离关系、混合关系、空间拓扑关系等。利用欧几里德距离来表示两实例间的邻近关系 R ,公式如下:

$$R(A.2, C.2) \leftrightarrow \text{distance}(A.2, C.2) \leq d$$

其中, d 为预设的欧几里德距离阈值。

图 1 中 $A.2$ 和 $C.2$ 是 R 邻近的,用实线连接。

定义 3(团、co-location 模式、行实例、表实例) 假设实例集为 $I = \{i_1, i_2, \dots, i_n\}$,如果 I 中的任何两个实例间都满足:

$$\{R(i_k, i_j) \mid 1 \leq k \leq n, 1 \leq j \leq n\}$$

则称 I 为团,例如:图 1 中 $\{A.2, B.4, C.2\}$ 就是一个团。

一组空间对象的集合称为空间 co-location 模式,用 c 表示, $c \subseteq F$,其中 c 中对象的个数称为模式 c 的阶。

假设 I_1 是一个团,且包含了某一模式 c 的所有对象,并且 I_1 中没有子集包含模式 c 的全部对象,称 I_1 为模式 c 的一个行实例: $\text{row-instance}(c)$ 。例如:图 1 中 $\{A.2, B.4, C.2\}$ 就是模式 $c = \{A, B, C\}$ 的一个行实例,而 $\{A.3, B.3, C.3\}$ 中 $B.3$ 和 $C.3$ 不满足邻近关系,所以不属于团,也不是模式 c 的一个行实例。模式 c 的所有行实例的集合为表实例: $\text{table-instance}(c)$ 。例如:图 1 中 $\{\{A.2, B.4, C.2\}, \{A.3, B.3, C.1\}\}$ 就是模式 $c = \{A, B, C\}$ 的表实例。

定义 4(参与度与参与率) 在空间 co-location 模式挖掘中,参与度和参与率是衡量 co-location 模式频繁程度的重要标准。

假设 f_i 为空间的某个对象, f_i 在模式 $c = \{f_1, f_2, f_3, \dots, f_k\}$ 中的参与率记为:

$$PR(c, f_i) = \frac{\pi f_i(\text{table_instance}(c))}{|\text{table_instance}(f_i)|}$$

其中, π 是关系的投影操作,即 f_i 在模式 c 中的参与率就是 f_i 的实例在模式 c 的所有实例中不重复出现的个数与 f_i 的总实例的个数的比值。模式 c 的参与度: $PI(c) = \min_{1 \leq i \leq k} \{PR(c, f_i)\}$,即模式 c 的参与度为其所有空间对象参与率的最小值。

1.2 相关性质

定理 1 参与度和参与率随着 co-location 模式 c 的阶的增大而单调递减。

证明:假设模式 c 的行实例中包含某一空间对象 f_i 的实例,如果模式 c' 是 c 的子集,那么 f_i 的实例也一定被包含在 c' 的行实例当中,反之则不然,因此空间对象的参与率随着模式阶的增长而递减。

假设 $c = \{f_1, f_2, f_3, \dots, f_k\}$, $PI(c \cup f_{k+1}) = \min_{i=1}^{k+1} \{PR(c \cup f_{k+1}, f_i)\} \leq \min_{i=1}^k \{PR(c \cup f_{k+1}, f_i)\} \leq \min_{i=1}^k \{PR(c, f_i)\} = PI(c)$,所以模式 c 的参与度也是单调递减的。

2 空间 co-location 相关工作

co-location 模式挖掘已经成为确定数据、不确定数据和空间数据挖掘的重要研究方向。

自从 Agrawal 等人设计出 Apriori 算法以来,人们在确定数据上取得了丰硕的成果:采用连接的方式生成候选模式的

join-based^[6]算法;将实例进行分块处理,对块内、块间实例进行连接的 partial-join^[7]算法;还有基于星型邻近扩展的 join-less^[8]算法、基于前缀树的 CPI-tree 算法^[9]等。

不确定数据上的挖掘算法包括基于全连接的 co-location 模式挖掘算法^[10],模糊数据集上的 FB 算法^[11],基于可能世界的不确定 co-location 模式挖掘算法^[12]等。

空间数据上的 co-location 模式挖掘也取得了一些成果:空间异常点检测、分类和聚类^[13],带时间约束的空间 co-location 模式挖掘研究^[14]等。

3 带时间约束的 co-location 模式挖掘

现实生活中,处于某一位置的对象实例具有存在的时间区间,但是已有研究成果中很少有将实例的存在时间作为约束条件,因此研究带时间约束的 co-location 模式挖掘有重要的理论及应用价值。下面给出本文提出的带时间约束的 co-location 模式挖掘的相关定义。

3.1 相关定义

定义 5(带时间区间的空间对象实例) 空间对象 f_i 的第 j 个实例记为: $S_{ij}^{[t_1, t_2]}$,其中 $[t_1, t_2]$ 表示实例 S_{ij} 存在的时间区间。例如: $A.1^{[1,3]}$ 表示 A 对象的第 1 个实例存在的时间区间为 $[1,3]$ 。

定义 6(实例的时间重叠率 $Iopt(S_{ij}^{[t_1, t_2]})$) 集合 S 中每个实例的时间重叠率等于 S 中所有实例时间区间的交集与实例本身的时间区间的比值。

假设 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_m\}$ 有 m 个对象,每个对象有 n 个实例,用 S 表示实例的集合, $S = \{S_{1j_1}^{[t_1, t_2]}, S_{2j_2}^{[t_1, t_2]}, \dots, S_{mj_m}^{[t_1, t_2]}\}$,其中 $j_1, j_2, \dots, j_m \in \{1, 2, \dots, n\}$,那么第 i 个对象的第 j 个实例 $S_{ij}^{[t_1, t_2]}$ 在集合 S 中的时间重叠率表示如下:

$$Iopt(S_{ij}^{[t_1, t_2]}) = \frac{S_{i\cap}}{t_2 - t_1}$$

其中, $S_{i\cap}$ 表示集合 S 中所有实例的时间区间交集, $S_{i\cap} \geq 0$ 表示带时间约束的实例在某一时间区间内存在并置; $t_2 - t_1$ 表示实例本身存在的时间区间长度, $t_2 - t_1 > 0$ 表示任何对象实例都有存在时间,即 t_2 一定大于 t_1 。

定义 7(空间邻近关系 R) 如果两空间对象实例的欧几里德距离与二者中较小的时间重叠率的比值小于给定的邻近距离阈值 $dt_threshold$,则满足空间邻近关系 R ,公式如下:

$$R(A.1, B.1) \leftrightarrow \left(\frac{\text{distance}(A.1, B.1)}{\min(Iopt(A.1), Iopt(B.1))} \right) \leq dt_threshold$$

如果 $A.1$ 和 $B.1$ 之间不存在时间重叠率,那么在某一时间区间内两实例间不存在邻近关系;反之,若两实例满足 R ,则在空间对象实例分布图中用线段将它们连接。

证明:传统方法大多采用欧几里德距离来衡量实例间的距离,公式如下:

$$R(A.1, B.1) \leftrightarrow \text{distance}(A.1, B.1) \leq dt_threshold$$

从前面定义的实例时间重叠率可以看出: $0 \leq Iopt(S_{ij}^{[t_1, t_2]}) \leq 1$,所以有:

$$\text{distance}(A.1, B.1) \leq \frac{\text{distance}(A.1, B.1)}{\min(Iopt(A.1), Iopt(B.1))} \leq dt_threshold$$

因此本文定义的空间邻近关系 R 是合理的。例如:在邻近关系图 2 中有两个实例 $A.1^{[1,3]}(0,1)$ 和 $B.1^{[1,2]}(2,1)$, 给定带时间约束的空间邻近距离阈值 $dt_threshold=3$ 。

首先计算实例的时间重叠率和欧几里得距离:

$$Iopt(A.1) = \frac{[1,3] \cap [1,2]}{[1,3]} = \frac{2}{3}$$

$$Iopt(B.1) = \frac{[1,3] \cap [1,2]}{[1,2]} = 1$$

$$distance(A.1, B.1) = \sqrt{(2-0)^2 + (1-1)^2} = 2$$

$$\frac{distance(A.1, B.1)}{\min(Iopt(A.1), Iopt(B.1))} = \frac{2}{2/3} = 3 \leq dt_threshold = 3$$

可知: $A.1$ 与 $B.1$ 是空间邻近的, 即 $R(A.1, B.1)$, 用线段将 $A.1$ 与 $B.1$ 连接起来, 如图 2 所示。

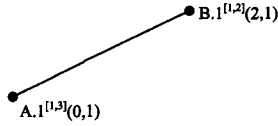


图 2 邻近关系 R 示例

定义 8(频繁模式) 数据集中频繁出现的模式, 如果模式 c 的参与度 $PI(c)$ 大于或等于用户预先给定的最小参与阈值 min_prev , 那么模式 c 就是频繁模式, 否则模式 c 是非频繁模式。例如: 用户预先设定一个最小参与度阈值为 $min_prev=0.5$, 模式 $c = \{A, B, C\}$, 从图 1 中分析可知: $table_instance(c) = \{\{A.2, B.4, C.2\}, \{A.3, B.3, C.1\}\}$, 其中 $PR(c, A) = 2/4 = 0.5$, $PR(c, B) = 2/5 = 0.4$, $PR(c, C) = 2/3 = 0.67$, $PI(c) = \min\{PR(c, A), PR(c, B), PR(c, C)\} = 0.4$ 。

由于 $PI(c) = 0.4 < min_prev$, 因此模式 c 是非频繁的。

3.2 基本算法及剪枝策略

3.2.1 基本算法

首先随机生成对象实例, 实例的坐标及实例存在的时间区间, 然后依次计算 2 阶及更高阶的频繁 co-location 模式, 具体的算法如下。

算法 1 基本算法(TI)

实例集: $S = \{S_{i_1}^{[t_m, t_n]}, S_{i_2}^{[t_m, t_n]}, \dots, S_{i_x}^{[t_m, t_n]}\}$, 其中有 x 个对象, 每个对象至多有 y 个实例, 而每个实例的时间区间 $[t_m, t_n]$ 都是随机生成的

$dis_threshold$: 空间邻近距离阈值

v : 空间邻近关系集

min_prev : 频繁模式阈值

K : 模式的阶

C_k : k 阶 co-location 模式候选集

T_k : C_k 中表实例的集合

P_k : k 阶频繁模式集合

步骤:

1. $P_1 = F$

2. $P = \emptyset$

3. $v = gen_neig_relation(S, dis_threshold)$

4. for($k=2; P_{k-1} \neq \emptyset; k++$)

4.1. $C_k = gen_cand_co_location(k, P_{k-1})$

4.2. $T_k = gen_table_instance(C_k, T_{k-1}, v)$

4.3. $P_k = prev_co_location(C_k, T_k, min_prev)$

4.4. $P = P \cup P_k$

5. return P

步骤 1 和步骤 2 分别初始化 P_1 和 P ; 步骤 3 根据给定的实例集 S 和邻近关系阈值 $dis_threshold$ 产生邻近关系集 v ; 步骤 4 通过迭代计算出 k 阶频繁模式, 4.1 产生候选模式集, 4.2 产生模式的表实例, 4.3 产生 k 阶频繁模式, 4.4 合并频繁模式到集合 P ; 步骤 5 返回频繁模式集 P 。

带时间约束的空间对象实例会影响邻近关系 R 的计算, 这也是本文基本算法 TI 与 join-based 算法的主要区别。join-based 算法需要计算 $(n^2 - n)m^2 / 2$ 次实例间的距离, 算法的效率较低, 因此本文在基本算法的基础上利用实例的时间区间进行剪枝, 提高了算法的效率。

3.2.2 剪枝算法(TI-C)

TI-C 算法在 TI 算法的基础上根据实例的时间约束判断不同对象实例对间是否存在时间重叠, 若不存在, 则直接剪枝; 反之, 计算实例对的邻近关系 R , 具体算法如下。

算法 2 剪枝算法(TI-C)

实例集: $S = \{S_{i_1}^{[t_m, t_n]}, S_{i_2}^{[t_m, t_n]}, \dots, S_{i_x}^{[t_m, t_n]}\}$

v : 空间邻近关系集

$dis_threshold$: 邻近距离阈值

步骤:

1. $P = F$

2. while $P \neq \emptyset$ do

2.1. if $S_{i_1} \cap S_{i_2} \neq \emptyset$

2.1.1. $v = gen_neig_rship(S, dis_thd)$

2.2. else

2.2.1. uncalculate_R

2.3. $P = P - f_i$

3. return v

其中步骤 1 初始化集合 P ; 步骤 2 利用循环计算出满足邻近关系 R 的实例对的集合 v , 步骤 2.1 表示如果实例对存在时间区间的交集, 那么步骤 2.1.1 根据邻近关系 R 的定义确定实例对是否是邻近的, 否则步骤 2.2.1 中无需计算邻近距离值, 减少了计算邻近距离的开销, 从而提高了算法的效率; 步骤 2.3 中计算完一个对象的所有实例后, 排除此对象; 步骤 3 返回邻近关系集 v 。

TI-C 算法相对于 TI 算法减少了邻近关系 R 的计算量, 相同数据集下, TI-C 算法的效率要高于 TI 算法的效率。

4 实验分析

为了验证本文所提算法的正确性、合理性和效率, 采用真实数据集进行了大量实验, 并分析了实验结果。实验的运行环境为: Intel core i3 CPU、4GB 内存、64 位 windows 7 操作系统。

4.1 时间约束对频繁模式的数目及算法运行效率的影响

实验对象采用真实数据集, 每条记录包括 4 个属性: 对象名、实例序号、位置坐标、存在的时间区间。

真实数据集取自于某一区域内学校、公园、酒店、超市等 10 个对象的相关数据, 其中位置坐标为实例的经纬度, 时间区间为实例存在的起止年份。默认情况下对象个数: $F=10$, 实例总数: $S=100$, 邻近关系 R 阈值: $dis_threshold=100$, 最小参与度阈值: $min_prev=0.5$ 。

4.1.1 join-based 算法与 TI 算法生成频繁模式的个数比较

join-based 算法采用的数据集除了没有时间区间属性外, 另外 3 个属性的值与 TI 算法采用的数据集是一致的。从图

3 中的数据曲线可以看出:由于实际场景中每个实例都有时间区间,在某一时间区间内,如果两个实例没有时间重叠或者时间重叠较短,即使两个实例的地理位置紧邻,根据本文提出的邻近关系 R 的定义,两实例也不会成为空间邻近关系。例如:若学校对象的某一实例 A 与公园对象的某一实例 B 在地理位置上是相邻的,但 A 的存在时间区间与 B 的时间区间并没有交集,那么 A 与 B 不是邻近关系,降低了{学校,公园}模式成为频繁模式的概率。因此 TI 算法最终产生的频繁模式数目要少于 join-based 算法产生的频繁模式数目。从图中还可看出,增加时间约束能够更精确地反映真实场景中对象的并置关系。

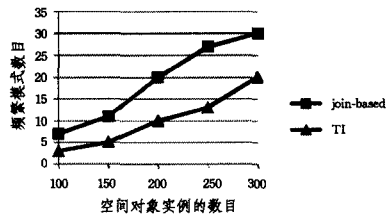


图3 join-based 算法与 TI 算法的比较

4.1.2 TI 算法与 TI-C 算法运行效率的比较

TI-C 与 TI 算法的不同点在于实例对是否存在时间重叠。TI 算法直接计算出所有实例对的时间重叠率和欧几里德距离,然后计算出实例对的邻近关系 R ; TI-C 算法首先判断实例对是否有时间重叠,如果没有时间重叠,则直接剪枝此实例对,无需计算实例对间的时间重叠率和欧几里德距离,减少了计算的工作量;如果有时间重叠,则与 TI 算法的计算方式一致。例如:若学校对象的某一实例 A 与超市对象的某一实例 B 不存在时间重叠, TI-C 算法直接剪枝 AB 实例对,而 TI 算法仍需计算 AB 实例对的重叠率和欧几里德距离,因此 TI-C 算法的效率要高于 TI 算法的效率(见图 4)。

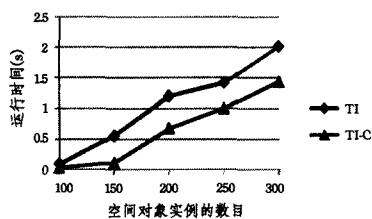


图4 TI 算法与 TI-C 算法的效率比较

4.2 预设阈值对频繁模式数目的影响

4.2.1 邻近关系 R 的阈值对生成的频繁模式数目的影响

如图 5 所示,随着邻近关系 R 阈值的增大,邻近关系 R 小于给定阈值的实例对会增多,模式 c 的参与度可能会随之增大,在最小参与度阈值一定的情况下,模式 c 成为频繁模式的概率会增加。由于实例对受到时间重叠的限制,随着 R 阈值的增大,频繁模式数目的增长也会逐渐放缓,并趋于某个定值。

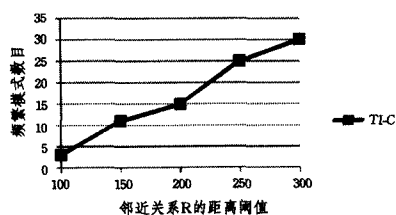


图5 R 对频繁模式数目的影响

4.2.2 参与度阈值对生成的频繁模式数目的影响

若模式 c 的参与度小于给定的最小参与度阈值,则为频繁模式。参与度阈值的减小,导致更多模式的参与度大于或等于给定的最小参与度阈值而成为频繁模式,频繁模式的数目也会随之增加(见图 6)。

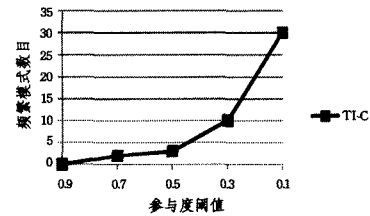


图6 参与度阈值对频繁模式数目的影响

结束语 时间约束可以精确、真实地反映在某一时间段内不同对象的并置关系,带有时间约束的数据挖掘能够满足人们从真实场景中挖掘出感兴趣模式的需求,具有一定的应用研究价值。本文主要围绕对象实例存在时间约束条件,给出了时间重叠率的概念,重新定义空间邻近关系 R ,重点讨论了带时间约束的空间 co-location 模式挖掘算法 TI,并在 TI 算法的基础上利用时间重叠率的定义对实例对进行了剪枝,提出了 TI-C 剪枝算法,最后在真实数据集上对算法的正确性和效率进行了分析比较。

参考文献

- [1] Han J, Kamber M. Data mining: concepts and techniques (Second Edition)[M]. Beijing: China Machine Press, 2006: 1-23
- [2] Wang Li-zhen, Xie Kun-qing, Chen Tao, et al. Efficient discovery of multilevel spatial association rule using partition[J]. Information & Software Technology(IST), 2005, 47(13): 829-840
- [3] Wang Li-Zhen, Zhou Li-Hua, Chen Hong-Mei, et al. The Principle and Applications of Data Warehouse and Data Mining (2nd Edition)[M]. Beijing: Science Press, 2009: 1-19 (in Chinese) 王丽珍,周丽华,陈红梅,等. 数据仓库与数据挖掘原理及应用(第2版)[M]. 北京: 科学出版社, 2009: 1-19
- [4] Morimoto Y. Mining frequent neighboring class sets in spatial databases[C]//Proc of the Seventh ACM SIGKDD Joint Int. Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: ACM Press, 2001: 353-358
- [5] Huang Y, Shekhar S, Xiong H. Discovering Co-location Patterns from Spatial Data Sets: A General Approach[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2004, 16(12): 1472-1485
- [6] Huang Y, Shekhar S, Xiong H. Discovering Co-location Patterns from Spatial Data Sets: A General Approach[C]//IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering (TKDE). 2004: 1472-1485
- [7] Yoo J S, Shekhar S. A partial Join Approach for Mining Co-location Patterns[C]//Proc. of the 12th Annual ACM Int. Workshop on Geographic Information Systems. Washington DC, USA, 2004: 241-249
- [8] Zhang X, Mamoulis N, Cheung D W, et al. Fast Mining of Spatial Co-locations[C]//Proceedings of SIGKDD. 2004: 384-393

(下转第 301 页)

基于超像素联接权模型的视频分割算法

孙 焘 陈康睿

(大连理工大学创新实验学院 大连 116024)

摘 要 视频图像分割是图像处理领域的一个热门问题。在传统分割算法的基础上,提出了一种新的无监督的视频分割算法。该算法采用超像素对运动前景进行表示,定义联接权概念来描述超像素属于同一物体的可能性,并利用当前帧的静态特征与前后帧的关联特征进行联接权计算。为优化超像素间匹配关系的搜索,算法引入了超像素颜色特征匹配约束与运动关联性匹配约束的机制。分别在简单场景和复杂场景进行了视频分割实验,简单场景下,算法保证了较高的召回率与稳定的准确率;复杂场景下,算法完成了人群中单个人的切分。大量实验结果表明,该算法能够实现视频图像的分割,并且能有效解决过分割问题。

关键词 视频分割,超像素,运动约束,过分割

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.2.063

Video Segmentation Algorithm Based on Join Weight of Superpixels

SUN Tao CHEN Kang-rui

(School of Innovation and Experiment, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract Video segmentation is a hot issue in the field of image processing. Based on traditional segmentation algorithms, a new unsupervised video segmentation algorithm was proposed. This algorithm represents the moving foreground with superpixel algorithm, defines the join weight of superpixels as the possibility from the same object, and calculates the join weight with static features from current frame associated with the relevance feature between frames. In order to optimize the search of relevance match between superpixels from different frames, the algorithm introduces superpixel color feature constraint and movement constraint. The experiment contains two aspects, and the algorithm ensures higher recall rate and stable precision rate in the simple scenario and completes single person segmentation from the crowd in the complex scenes. Large numbers of experiments show that the proposed algorithm can realize video image segmentation, and effectively solve the problem of over-segmentation.

Keywords Video segmentation, Superpixel, Motion constraint, Over segmentation

1 引言

图像分割是指将数字图像划分为若干有实际意义的区域的过程,是计算机视觉方向的基础问题之一。随着互联网、多媒体技术的发展,基于视频序列的图像分割开始兴起,并且在视频编码、机器人视觉与内容分析等方面发挥了非常重要的作用。

目前,视频分割算法有多种,其中物体分割近年来成为了研究热点^[1-3]。这类算法通过引入对象假设,实现对物体的独立分割,在一定程度上解决了传统算法过分割的问题。然而,包括物体分割在内的传统算法主要关注图像中的颜色、纹理、运动等低级属性,对物体的空间运动特征以及多物体间的关联性分析却较少^[4]。超像素分割是图像领域常用的预处理方式,可以简化图像的表达形式,提高后续图像分析的计算效率,被广泛用于图像分割、人脸识别、视频跟踪等领域。

本文基于传统视频分割算法与超像素算法,利用物体的空间关联性信息,提出了一种新的无监督视频分割算法。算

法首先对视频图像进行预处理,将运动前景分割为若干超像素,并定义联接权用以表示不同超像素属于同一物体的可能性。联接权计算基于当前帧的静态特征与前后帧的关联特征两方面。计算过程中,需搜索前后帧间超像素的匹配关系,为提高效率,算法引入超像素的颜色特征和物体的运动关联性信息,对搜索空间加以约束。

本文的主要贡献是在无先验知识条件下,建立联接权模型,结合当前帧的静态特征与前后帧的关联特征进行计算,并在实验数据集上验证了算法的有效性。本文第2节介绍视频图像分割的研究现状及文中使用的预处理算法;第3节指出研究目标,详细阐述了算法模型和计算过程;第4节给出实验结果与分析;最后进行总结并且对未来的工作进行了规划。

2 相关工作

2.1 视频图像分割

近年来,随着多媒体技术的发展,视频图像分割问题成为了图像分割的热点问题之一。

到稿日期:2014-12-22 返修日期:2015-06-21

孙 焘(1975-),男,博士,副教授,主要研究方向为数据挖掘、图像处理,E-mail:dlutst@dlut.edu.cn;陈康睿(1991-),男,硕士,主要研究方向为图像处理。