

基于时序和兴趣度约束的加权关联规则挖掘算法研究

杨泽民

(山西大同大学数学与计算机科学学院 大同 037009)

摘要 为了解决关联规则挖掘算法中频繁集信息挖掘不完善和时序周期对事务集频繁项挖掘的影响问题,提出了一种基于时序和兴趣度约束的加权关系规则挖掘算法。该算法首先利用时序滑动函数对时序事务集进行发生概率估算和权值赋值,依据兴趣度约束函数和剪枝定理进行事务集化简,然后根据支持度和 k 支持期望进行加权频繁事务集抽取,最后依据置信度进行加权关联规则导出。实验结果证明,该算法能够快速有效地挖掘出符合用户兴趣度的关联规则。

关键词 加权关联规则,时序挖掘,支持度,兴趣度约束,频繁事务集

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Study of Weighted Association Rules Mining Algorithms Based on Timing and Interest Degrees Constraints

YANG Ze-min

(School of Mathematics and Computer Science, Shanxi Datong University, Datong 037009, China)

Abstract In order to solve the problems that the frequent set information mining is not perfect in the association rule mining algorithm and the timing cycle influences mining of transaction set frequent item, a weighted association rules mining algorithms based on the timing and interest degrees constraints was proposed. This algorithm firstly uses sequential sliding function of the timing affairs set for probability estimation and weight assignment, then sets simplification according to the interests of the constraint function and pruning theorem transaction, makes a weighted frequent transaction set extraction according to the degree of support and support expectations, lastly derives weighted association rules based on the confidence. The experimental results show that the algorithm can meet the users requirement in mining association rules quickly and effectively.

Keywords Weighted association rules, Timing mining, Support, Interest degrees constraints, Frequent affairs set

1 引言

关联挖掘算法是在大规模数据集中挖掘数据项的关联关系。最经典的算法是 Apriori^[1] 布尔型关联规则挖掘频繁项目集算法。传统的算法对于项目权重和项目发生概率考虑较少,导致频繁项在进行挖掘时重要信息挖掘不完全,并且由于时间越久远的数据信息对当前数据集频繁关系的挖掘影响越小,因此对基于时序和兴趣度约束的加权关联规则挖掘算法进行研究,具有较强的现实意义。

在现有的关联规则挖掘算法中,文献[2]从概念化角度提出了一个挖掘时序关联规则的算法来对商品的生命周期进行时序特征抽取,介绍了具体的挖掘构造过程。文献[3]进行关联规则有效性判定时,对交易的事务数据集进行垂直加权,在时序基础上进行关联规则挖掘。文献[4]在文献[2,3]的研究基础上,利用文献[5]中的加权关联规则模型提出了加权时态关联规则算法。然而该算法仍然存在剪枝约简和小概率项目记录信息挖掘不充分等问题。文献[6]对加权算法规则挖掘算法中存在的支持度和约简问题进行了探讨,并对 k 支持度和基于概率模型的加权规则进行了研究。文献[7]提出了一

种基于约束的关系规则挖掘算法,该算法通过用户提出的条件进行针对性的关联关系挖掘。文献[8]提出了一种高效的多层关联规则挖掘算法,该算法通过领域知识等进行属性约简,以提高频繁项挖掘结果的正确性和完整性。文献[9]提出了一种数据流滑动窗口的序列挖掘算法,该算法通过时序模式进行挖掘,增强了关联规则的重要项数据集在当前时序项目事务集中的比重。通过对以上问题进行研究,对基于加权的关联规则挖掘中的权值进行归一化,估计项目事务发生概率,实现兴趣度和权值估算,然后以时序为尺度,在满足最低支持度和 k 支持期望条件下进行事务数据集的频繁项挖掘,从而挖掘出更符合用户兴趣和实际需求的关联规则。

2 基础知识及定义

定义 1(时序) 时序指数数据集的数值读取时间顺序,是数据集形成的数值时间属性特征。

设事务集 $S = \{V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{in}\}$, V_{in} 为数值序列在时间序列 t_i 时的取值,也称为时序值。通常时间序列采取特定的间隔时间进行数据采样,记作 $\Delta t = t_i - t_{i-1}$,这个时间块可作为时序的滑动窗口时间 mt 。由于在每个滑动窗口时间 mt 中进

行取值采样,因此时序也可记为 $S = \{V_1, V_2, \dots, V_n\}$,其中包括时序项 L 个, L 为时序长度。

定义 2(权值与兴趣度约束) 设时序的数值其权值与数值的属性及关系挖掘时的先后顺序有关,则对于每一个时序数值 V_i 都赋予其相应的一个属性权值 W_i , 该值取自权值集合 $Q = \{W_1, W_2, \dots, W_n\}$, 且满足

$$\begin{cases} W_i = \frac{1}{p_i} \\ p_1 + p_2 + \dots + p_n = 1 \end{cases}$$

式中, $p_i = \frac{|\{L_i; i \subseteq L, L \subseteq S\}|}{|S|}$, 是序列 L_i 在整个事物集 S 中出现的概率。

对于概率事件 P , 其信息的平均熵为 $\ell \bar{p}$, 记为兴趣度约束阈值, 其中 $\bar{p} = \sum_{i=1}^n \frac{1}{n} (p_i)$ 。

若任意时序值 L_i 出现的概率 $p_i \geq \bar{p}$, 则其数值是兴趣度约束相关的。

定义 3(时序事务集) 对于事务集 S 有权值序列 W_i , 在进行权值分配时, 由于是依据数据采样的滑动窗口时间块来进行时序数值挖掘的, 且整个事务集的长度 L 在现实事务挖掘中并非恒定的, 因此随着滑动窗口的移动, 其长度序列会发生变化。一般而言, 若对事务集进行挖掘时, 采取了 N 个滑动窗口序列, 则其长度为 NL 。这个事务集也成为时序事物集 D , 其组成是一个三元组, $D_i = \langle id, ti, wi \rangle$, id 是事务集的标识, ti 是事务集的时间序列, wi 是事物集的权值。

定义 4(支持度) 在进行数值关联关系挖掘时, 较大的概率事件具有较强的频繁项模式, 挖掘的数值关联关系越可靠, 但是当事务集发生概率估算时, 由于较小的概率事务集对整个事务的关联关系也有较大的影响, 因此较高的支持度会造成关系项的遗漏。所以, 设常数 A, B 满足:

$$\begin{cases} W_{\#} = \frac{1}{A} W_i \\ \sum_{i=1}^n W_{\#} + B = 1 \quad B \geq 0 \end{cases}$$

式中, B 是一个趋近于 0 的常数。

$$\text{则支持度 } S(L[0, mt]) = W_{\#} * \frac{|L[0, mt]|}{|D[0, mt]|}。$$

定义 5(k -支持期望) 设 D 为事务集集合, 假设 Y 是其 q -项集, 并且 $q < k < NL$, 则在事务集 $(D - Y)$ 中, 设最大的 $(k - q)$ 个权值所对应的事务集为 $\{X_{i_1}, X_{i_2}, \dots, X_{i_{(k-q)}}\}$, 那么时序事务集 Y 的 k -项目集的极大可能值为:

$$W(Y, k) = \sum_{i=1}^q W_{\#} + \sum_i^{k-q} W_i$$

式中, 第一项是 q -项目集 Y 中的各事务集的权值之和, 第二项为 $(D - Y)$ 事务集的最大 $(k - q)$ 个权值之和。则包含事务集 Y 的 K 维频繁事务集的支持度下界 k -支持期望为^[10]:

$$B(Y, k) = \left[\frac{\omega_{\min, \sup} * T}{W(Y, k)} \right]$$

式中, $\omega_{\min, \sup}$ 是最小的加权支持度, T 为滑动窗口移动次数。该 k -支持期望说明包含 Y 的 k -项目集是频繁项目集, 那么其最低的支持度计算不能低于该值。该支持度期望计算方式将权值较低而其权值之和较高的数值部分与权值较高数值进行了有效的分离, 使得项目事务集中存在一部分权值序列均大于其余的权值序列, 这较容易导出具有较大权值的频繁事务项。给定一个最小加权支持度 σ , 在时间滑块 mt_i 时, 时序事

务 X 在时间区域 $[0, mt]$ 内是加权频繁的。

定义 6(置信度) 若事务集 $\{X, Y\}$ 在时序区域 $[mt_0, mt_i]$ 和 $[mt_0, mt_j]$ 内关于兴趣度约束和支持度期望成立, 则规则 $X \Rightarrow Y$ 的加权置信度 C 为:

$$C(X \Rightarrow Y) = \frac{|X \cup Y| * |[mt_0, mt_i] \cap [mt_0, mt_j]|}{|x[mt_1, mt_i] \cap [mt_1, mt_j]|}$$

定义 7(加权关联规则) 给定兴趣度约束 p 、权值 W 、时序滑动窗口时间块 mt 、最小支持度 σ 、最小置信度 ϵ 、常数 $[A, B]$, 若项目事务集 $\{X, Y\}$ 成立的有效时间序列分别为 $[mt_0, mt_i]$ 和 $[mt_0, mt_j]$, 则 $X \Rightarrow Y([mt_0, mt_i] \cap [mt_0, mt_j], S, C)$ 是加权关联规则, 当且仅当在时序滑动窗口时间序列 $[mt_0, mt_i] \cap [mt_0, mt_j]$ 中, $S \geq \sigma, C \geq \epsilon$, 且 $|[mt_0, mt_i] \cap [mt_0, mt_j]| \geq mt$ 。

定理 1 若项目事务集 X 成立的时序时间小于时序阈值 mt , 则包含 X 的超集不是加权规则频繁项目事务集。

证明: 项目事务集 X 的超集的时序时间小于 X 的时间序列, 所以项目事务集 X 成立的时间序列值小于时序阈值 mt , 因此包含项目事务集 X 的超集不是加权频繁项目事务集。

定理 2 若时序项目事务集 $S = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}, Y \subseteq X_i, \{X, Y\}$ 成立的有效时序是 $[mt_0, mt_i]$ 和 $[mt_0, mt_j]$, 时序阈值为 mt , 最小支持度为 σ , 若 Y 满足:

$$\frac{|Y[mt_0, mt_j]|}{|mt|} < \sigma$$

则项目事务集 $\{X, Y\}$ 不是加权关联频繁项目事务集。

证明: 若 $|[mt_0, mt_j]| < mt$, 则 Y 不满足加权关联规则频繁事务集的定义, Y 不是加权关联规则频繁项目事务集。同理, 若 $|[mt_0, mt_i]| < mt$, 则 X 不是加权关联规则频繁项目事务集。

若 $|[mt_0, mt_j]| < mt$, 由于设定 $W_{\#} < 1$, 则 Y 的加权关联规则时序最低支持度 S 满足:

$$S = W_{\#} * \frac{|Y[mt_0, mt_j]|}{|D[mt_0, mt_j]|} < \frac{|Y[mt_0, mt_j]|}{|D[mt_0, mt_j]|} \ll$$

$$\frac{|Y[mt_0, mt_j]|}{|mt|} < \sigma$$

则 Y 不是加权关联规则频繁项目事务集。

若 $|[mt_0, mt_i]| \geq mt$, 因此 $|D[mt_0, mt_i]| \geq |mt|$ 。

由于 $Y \subseteq X$, 因此 $|Y[mt_0, mt_j]| \geq |X[mt_0, mt_i]|$ 。

由于 $W_{\#} < 1$, 则 X 的加权关联规则时序支持度 S 满足:

$$S = W_{\#} * \frac{|X[mt_0, mt_i]|}{|D[mt_0, mt_i]|} < \frac{|X[mt_0, mt_i]|}{|D[mt_0, mt_i]|} \ll$$

$$\frac{|Y[mt_0, mt_j]|}{|D[mt_0, mt_i]|} \ll \frac{|Y[mt_0, mt_j]|}{|mt|} < \sigma$$

所以, X 也不是加权关联规则频繁项目事务集。

3 基于时序和兴趣度约束的加权关联规则挖掘算法

首先, 依据相关知识对项目事务集进行剪枝。文献[8]提出了利用领域知识进行项目事务集的约简划分。文献[9]提出了基于数据流模式划分的项目事务集约简方法。本文利用以下方法进行剪枝:

(1) 依据定理 1, 约简掉时序成立时间低于最低支持度的滑动窗口阈值时间 mt 的项目事务集。

(2) 依据定理 2, 若项目事务集 Y 的有效时序为 $[mt_0, mt_j]$, 则约简满足条件

$$\frac{|Y[mt_0, mt_i]|}{mt} < \sigma \text{ 的项目事务集 } Y$$

设时序项目事务集数据库 D 中各项目事务集及权值、发生概率对应存储于集合 I 中, 最小支持度为 σ , 时序阈值为 mt , 则基于时序和兴趣度约束的加权关联规则挖掘频繁项目事务集算法的描述如下:

Input: D, I, σ, mt

Output: 加权关联规则频繁项目事务集 L

Step1 初始化时序滑动函数值 $mt = mt_i$, 以当前时序起始为起点扫描 D , 并令 $size = scan(D)$, 发现当前时序模式下频繁项目集的最大可能长度。

Step2 $C_i = Generate_C_i(D, I, \sigma, mt)$;

Step3 对于 C_i 中的每一个候选集 C_j , 由 I 得 C_j 对应的权值 W_j 和发生概率 p_j , 依据最低支持度 S 求出满足 k -支持度期望的加权关联规则频繁项目事务集 $L_k: L_k = \{C_j \subseteq C_i | S(C_j) \geq \sigma\}$;

Step4 for($k=2; k \leq size; k++$)

{ $C_k = Join_Prune(C_{k-1}, mt)$;

$C_k = Update_C_k(D, C_k, \sigma, mt)$;

$L_k = \{c \subseteq C_k | S(c) \geq \sigma\}$;

//对于 C_k 中的每一个候选集 c , 由 I 得对应的权值和发生概率值, 求出满足其期望的加权关联规则项目事务集 L_k .

}

Step5 return $L = \cup_k L_k$, 移动滑动窗口函数, 令 $mt_i = mt_{i+1}$, 重复扫描。

通过以上算法得到的频繁项目事务集是满足时序和兴趣度约束规则的, 然后依据加权时序关联规则挖掘算法的定义, 以及得到的加权关联规则频繁项目事务集和置信度进行加权时序关联规则挖掘。

算法描述:

Step1 $C_i = Generate_C_i(D, I, \sigma, mt)$ //扫描项目事务集数据库 D , 并依据 I 中的权值、发生概率、常数、最低期望等进行赋值计算, 生成具有时序特征的候选集 C_i , 在该时序滑块时间 mt_i 内, 该候选集成立。并剪去满足剪枝定理的项目集。

Step2 $C_k = Join_Prune(C_{k-1}, mt)$ 。

$C_k = \{X \circ Y | X \in C_{k-1}; X(i) = Y(i)\}$

其中 $i=1, 2, \dots, k-2; X(k-1) < Y(k-1)$

剪去 C_k 候选集中满足剪枝定理的项目集。

Step3 $C_k = Update_C_k(D, C_k, \sigma, mt)$ //扫描项目事务集数据库 D , 对候选集进行兴趣度约束和权值计算, 将满足最低支持度和最低期望的候选集依据计算值进行剪枝更新。

Step4 令 $mt_i = mt_{i+1}$, 重复以上过程, 直到扫描所有的事务集时停止。

该算法解决了文献[2,3]中利用 Apriori 算法中的频繁项目事务集 $(k-1)$ -项集直接连接生成候选集的不合理的问题, 同时对文献[4]的算法进行改进, 充分地引入了各项目集的发生概率及兴趣度约束规则, 利用满足最低支持度的 k -支持期望来进行剪枝, 使得挖掘出的时序频繁项目事务集信息更加丰富, 而且突出了时序项目事务数据集中的重要信息。

4 实验与分析

本文算法实验仿真环境为: 操作系统 XP, 内存 1GB, Visual studio 2005 开发环境, C# 开发语言, 数据集为著名的人工数据集 T40110D100K。实验开始时, 受到数据集大小影响, 我们选择记录小于 150 的属性记录值, 并且有选择地选出以下记录, 具体如表 1 所列。

表 1 基于兴趣选择的人工数据集 T40110D100K

记录序号	属性值区间
<1,250>	[0,100)
<251,500>	[15,115)
<501,750>	[30,145)
<750,1000>	[45,150)

表 1 中属性值在 (0, 150) 的 1000 条记录的平均长度为 5, 将记录序号标记为记录发生的时序时刻, 形成时序事务集, 并对每一条数据记录依据概率函数赋予一个随机的概率值, 该概率函数满足正态分布, 其和值为 1。

对于时序频繁项挖掘的个数来说, 当各项目事务集记录的权值均为 1 且各项目发生的赋值概率都处于概率函数的峰值区域时, 该算法退化为普通的关联挖掘算法, 同时文献[4]中将记录权值和属性权值设为 1 时, 也退化为普通的关联挖掘算法, 但是由于本文算法中对最低支持度和 k -支持期望进行了改进, 当时序阈值为 100 时, 支持度发生变化, 算法的时序频繁项目事务数据集个数对比图如图 1 所示。

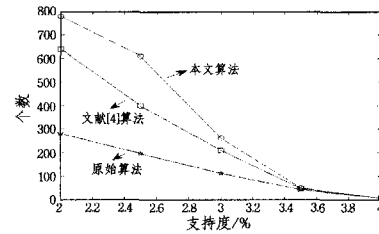


图 1 支持度变化的频繁项目事务集挖掘个数对比

当支持度为 0.03, 时序阈值变化时, 算法挖掘出的频繁集个数对比图如图 2 所示。

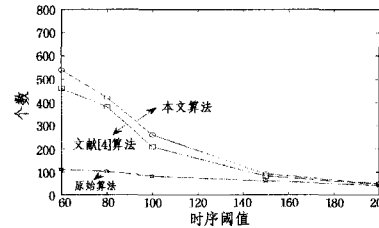


图 2 时序阈值变化的频繁项目事务集挖掘个数对比

通过图 1 和图 2 的对比可以看出, 无论是支持度还是时序阈值发生变化时, 文献[4]中的算法优于原始算法, 但是由于本文算法中对于每个记录集采取概率赋值参与运算, 并利用时间滑动窗口进行多次关联规则挖掘, 因此其信息内容更丰富, 挖掘内容更全面。

而对于加权的关联规则挖掘来说, 利用随机函数为数据记录中的 150 个属性赋值权重, 为了进行计算, 这里设定权值不低于 0.75 的属性项目集为重要项目集。实验利用原始算法、文献[4]的加权算法与本文的算法进行对比。当时序阈值为 100, 支持度变化时, 对时序数据集加权与不加权所挖掘的频繁集中重要项数据集的比重对比如图 3 所示。

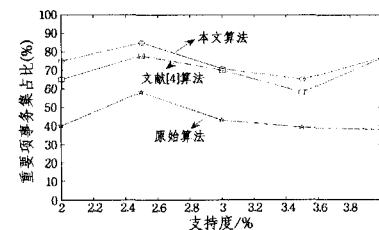


图 3 支持度变化时重要项事务集百分比占比比较

当支持度为 0.03, 时序阈值发生变化时, 对时序数据集加权与不加权所挖掘的频繁数据集中重要项数据集的比重对比如图 4 所示。

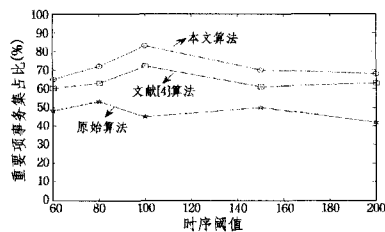


图 4 时序阈值变化时重要项事务集百分比占比比较

通过图 3 和图 4 可以看出, 无论是支持度还是时序变化, 文献[4]的加权算法要比原始算法挖掘得到的重要项数据集所占比重更大, 但是本文采取支持度期望计算方法进行时序挖掘, 其挖掘出的频繁项由于剪枝和兴趣度约简, 频繁集中的重要项数据集所占比重更大, 从而更有利于决策者合理决策。

结束语 在进行基于时序和兴趣度约束的加权关联规则挖掘时, 首先对项目事务集中的数据集权值和发生概率进行估计, 利用信息熵均值估算进行兴趣度约束并对数据集简化, 再通过常数赋值法将权值赋值在(0,1)的区间内, 使得各权值对较小概率事件能够充分计算, 而又不会使较小概率项目集的权重之和超过重要项目的权重比, 最终在满足 k -支持度期望的条件下进行加权关联规则挖掘。在该算法中, 影响实验效果的主要因素是概率的赋值和常数 $[A, B]$ 的取值, 这可通过时序赋值次数来加权平均, 得到一个更为接近实际需求的

赋值初始值, 从而使得挖掘信息更加有效可用。

参考文献

- [1] Agrawal R, Srikant R. Fan algorithm for mining association rules in large database[C]//Proc of the 20th International Conference on Very Large Databases. Santiago, Chile, 1994: 487-499
- [2] 董祥军, 宋瀚涛, 姜合. 时态关联规则的研究[J]. 计算机工程, 2005, 31(15): 24-26
- [3] 朱建平, 乐燕波. 数据挖掘中加权时态关联规则的构造[J]. 计算机工程, 2008, 34(6): 51-53
- [4] 戴月明, 李彦伟, 王金鑫. 一种加权时态关联规则挖掘算法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(26): 156-161
- [5] 王艳, 姜保庆, 宋晶晶. 一种新的加权关联规则模型[J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(5): 162-164
- [6] 侯宇, 张敏. 加权关联规则挖掘算法[J]. 大连大学学报, 2011, 32(3): 49-52
- [7] 李广原, 杨炳儒, 周如旗. 一种基于约束的关系规则挖掘算法[J]. 计算机科学, 2012, 39(1): 244-247
- [8] 毛宇星, 陈彤兵, 施伯乐. 一种高效的多层和概化关联规则挖掘方法[J]. 软件学报, 2011, 22(12): 2965-2980
- [9] 谢伙生, 何星星. 数据流中基于滑动窗口的序列模式挖掘算法[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(4): 121-124
- [10] Cai C H, Fu A W C, et al. Mining association rules with weighted items[C]// IEEE Int. Database Engineering and Applications Symposium. 1998: 68-77
- [11] 林颖. 闭合序列模式的一种增量挖掘算法[J]. 重庆理工大学学报: 自然科学版, 2011, 25(6): 95-100

(上接第 250 页)

均值(ARMSE)、滤波效率和状态估计时间。得到的仿真结果如表 1 所列。

表 1 不同粒子数下仿真结果比较

算法	N	$\eta/\%$	E_{ARMS}	估计时间/s
PF	100	2.563	0.3901	0.305
	500	1.004	0.1993	0.556
APF	100	6.715	0.1489	0.198
	500	8.811	0.0227	0.287

表 1 中的滤波效率 η 可表示为 $\eta = \frac{1}{E_{ARMS} N}$ 。滤波效率越高表明仅需较少的粒子数 N 就能获得更高的滤波精度(小的 ARMSE)。从表 1 中可以看出当粒子数相同时, 取 $N=100$, APF 算法比 PF 算法具有更高的估计精度和滤波效率、更短的状态估计时间。当粒子数相同时, 取 $N=500$, PF 算法的 $E_{ARMS}=0.1993$, 表明滤波精度有所提高而滤波效率 η 有所下降, 状态估计时间有所增加。这说明了滤波精度的提高是以牺牲滤波效率 η 和状态估计时间为代价的。而在 APF 算法的 E_{ARMS} 比 PF 小的前提下(即滤波精度高), 滤波效率 η 高出 PF 数倍, 状态估计时间反而比 PF 少很多。这说明了 APF 算法可以以更短的时间、更高的精度达到更大的效率。

结束语 针对滤波过程中传统粒子滤波存在的粒子退化、贫化问题及粒子集个数不能自适应改变带来的滤波精度和收敛速度下降的问题, 提出一种自适应改变粒子集的自适应双重采样粒子滤波算法。该算法通过实时检测观测新息来确定粒子集个数。在重采样过程中通过粒子交叉聚合的方式有效改善了粒子退化及贫化问题, 并更有效地提高了滤波的精确度。基于 DR/GPS 的仿真实验证明了该算法的有效性。

参考文献

- [1] Brasnett P, Mihaylova L, Bull D, et al. Sequential Monte Carlo tracking by fusing multiple cues in video sequences [J]. Image and Vision Computing, 2007, 25(8): 1217-1227
- [2] Zhou S K, Chellappa R, Moghaddam B. Visual tracking and recognition using appearance-adaptive models in particle filters [J]. IEEE Trans. on Image Process, 2004, 13(11): 1491-1506
- [3] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Transactions on Signal, 2002, 50(2): 174-188
- [4] Fox D. Adapting the sample size in particle filters through KLD-sampling[J]. The International Journal of Robotics Research, 2003, 22(12): 985-1003
- [5] Pan P, Schonfeld D. Dynamic proposal variance and optimal particle allocation in particle filtering for video tracking[J]. IEEE Transaction on Circuits and Systems for Video Technology, 2008, 18(9): 1268-1279
- [6] 郑作虎, 王首勇, 万洋. 一种参数自适应调整的机动目标跟踪模型[J]. 空军雷达学院学报, 2011, 25(2): 113-116
- [7] 赵学梅, 陈恩, 李冬. 强跟踪卡尔曼滤波在视频目标跟踪中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(11): 128-166
- [8] 巴宏欣, 何心怡, 方正, 等. 机动目标跟踪的一种新的方差自适应滤波算法[J]. 武汉理工大学学报, 2011, 35(3): 448-452
- [9] 张凯, 单甘霖, 吉兵, 等. 改进的变维滤波实现运动目标姿态的跟踪[J]. 电光与控制, 2012, 19(3): 40-43
- [10] 李天成, 孙树栋. 采用双重采样的移动机器人 Monte Carlo 定位方法[J]. 自动化学报, 2010, 36(9): 1279-1286