



文章编号:1001-9081(2018)11-3287-06

DOI:10.11772/j.issn.1001-9081.2018040854

基于序贯线性贝叶斯的 RFID 标签数量估计算法

王 帅*, 杨晓东

(河南理工大学 电气工程与自动化学院, 河南 焦作 454000)

(*通信作者电子邮箱 wangs2680@163.com)

摘要:为解决现有标签数量估计算法中估计精度与复杂度之间的矛盾,在分析比较现有算法的基础上,提出一种基于序贯线性贝叶斯的射频识别(RFID)标签数量估计算法。首先,基于线性贝叶斯理论,充分利用空闲、成功和碰撞时隙数量观测值及相关性,建立了标签数量估计问题的线性模型;然后,推导了标签数量估计值的闭式表达式,给出了表达式各阶统计量的序贯式求解方法;最后,对序贯式贝叶斯算法的计算复杂度进行了分析和对比。仿真结果表明,所提算法通过序贯贝叶斯方法提高了估计精度和识别效率,当观测时隙数为帧长一半时估计误差仅为4%。该算法以线性解析式形式更新标签数量估计值,避免了穷举搜索,与高精度的最大后验概率和马氏距离算法相比,计算复杂度由 $O(n^2)$ 和 $O(n)$ 下降为 $O(1)$ 。经理论分析和仿真验证,基于序贯线性贝叶斯的RFID标签数量估计算法兼具高精度和低复杂度的特性,能很好地满足硬件资源受限应用场景下对标签数量的估计需求。

关键词:射频识别;防碰撞;标签数量估计;序贯线性贝叶斯;动态帧时隙 ALOHA

中图分类号:TN301.6 文献标志码:A

RFID tag number estimation algorithm based on sequential linear Bayes method

WANG Shuai*, YANG Xiaodong

(School of Electrical Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo Henan 454000, China)

Abstract: In order to solve the contradiction between the estimation precision and the complexity of the existing tag number estimation algorithm, a Radio Frequency IDentification (RFID) tag number estimation algorithm based on sequential linear Bayes was proposed by the analysis and comparison of the existing algorithms. Firstly, a linear model for estimating the number of tags was established based on linear Bayesian theory. This model made full use of the amount and correlation of idle, successful and collision time slots. Then, the closed form expression of the tag number estimation was derived, and the sequential solution method of the statistics was given. Finally, the computational complexity of the sequential Bayesian algorithm was analyzed and compared. The simulation results show that the proposed algorithm improves the estimation accuracy and recognition efficiency by the sequential Bayesian method. The error is only 4% when the number of time slots is half of the frame length. The algorithm updates the estimated value of the number of tags in a linear analytic form to avoid the exhaustive search. Compared with the maximum posterior probability and Mahalanobis distance algorithm with high precision, the computational complexity is reduced from $O(n^2)$ and $O(n)$ to $O(1)$. Through theoretical analysis and simulation, the RFID tag number estimation algorithm based on sequential linear Bayes has both high precision and low complexity, and can meet the actual estimation requirements with hardware resource constraints.

Key words: Radio Frequency IDentification (RFID); anti-collision; tag number estimation; sequential linear Bayes; Dynamic Frame Slotted-ALOHA (DFSA)

0 引言

射频识别(Radio Frequency IDentification, RFID)技术是构建物联网应用的基础,与传统条形码技术相比,具有应用灵活、通信距离远、穿透性强和存储容量大等优点,目前已广泛用于物流、工农业生产和自动控制领域,在物体识别、产品管理和过程控制等方面发挥了巨大作用。RFID系统由读写器和标签构成,由读写器发出查询命令,处于读写器识别范围内的标签响应该命令并返回相应信息。目前应用的大多数标签为低成本的无源标签。无源标签从接收的读写器信号中获取

能量,结构简单,但不具备信道监听能力,因此当多个标签同时处于读写器识别范围内时,读写器发出查询命令后,可能会有两个或两个以上的标签同时作出应答,这种情况称之为碰撞,产生碰撞后读写器将无法获取正确的标签信息。如果待识别的标签数量较多,频繁的碰撞将大幅降低标签读取成功率,需要设计有效的防碰撞算法提高识别效率^[1-2]。在标签识别过程中防碰撞算法要根据待识别标签数量的变化进行参数调整和优化,因此标签数量估计是防碰撞算法设计的重要内容^[3-6]。

本文针对目前标签数量估计算法中高精度算法复杂度较

收稿日期:2018-04-25;修回日期:2018-06-02;录用日期:2018-06-05。

基金项目:河南省高等学校重点科研项目(17A510002);河南省大学生创新创业训练计划项目(201710460007)。

作者简介:王帅(1974—),男,黑龙江齐齐哈尔人,副教授,博士,主要研究方向:射频识别、无线通信; 杨晓东(1996—),女,河南新乡人,硕士研究生,主要研究方向:射频识别、无线通信。



高,而低复杂度算法精度又难以满足实际要求的现状,提出了一种基于序贯线性贝叶斯的标签数量估计方法。该方法利用线性贝叶斯理论,将标签数量估计问题转化为线性模型,在充分利用观测信息保证估计精度的同时,通过线性拟合显著降低了算法复杂度,提高了估计方法的实用性。

1 相关工作

目前基于 ALOHA 的防碰撞算法广泛用于 UHF (Ultra High Frequency) 频段的标签,其中以动态帧时隙 ALOHA (Dynamic Frame Slotted-ALOHA, DFSA) 应用较为普及。在 DFSA 算法中,多个时隙组成一帧,读写器通过 Query 命令启动一帧的开始,标签在一帧内随机选择一个时隙发送数据。当前帧被成功识别的标签不参与下一帧的竞争,直至收到新的 Query 命令。采用这种方式,随着识别过程的进行,标签数量越来越少,直至所有标签被识别为止。在 DFSA 算法中,标签数量估计是决定算法性能的重要环节,DFSA 算法需要根据估计的标签数量决定每一帧的长度。帧长和标签数量的差异对识别效率有着直接的影响:当帧长大于标签数量时,会产生过多的空闲时隙;反之,当帧长小于标签数量时,碰撞时隙数会增多。理论上已经证明,当帧长与标签数量相等时,吞吐率可以达到最大^[7],因此标签数量估计的准确性是影响 DFSA 算法性能的重要因素。

目前的标签数量估计算法主要有两大类:一种是采用固定因子或经验系数的估计方法^[8-9],该类算法具有复杂度小的优点,但估计误差较大;另一种是根据设定的目标函数进行最优化搜索^[10-11],这类方法估计精度较高,但大范围的搜索也导致计算复杂度大,实用中受到很大局限。

文献[8]提出了逐时隙标签数量估计算法,读写器收到第 i 个时隙后,根据已接收的时隙状态计算标签数量 \hat{n} :

$$\hat{n} = (S_i + kC_i) \times (L/i) \quad (1)$$

其中: S_i 为成功时隙数量, C_i 为碰撞时隙数量, L 为帧长, k 为固定系数,文中根据碰撞时隙所含的平均标签数量将其设为 2.39。该算法的不足是以标签选择时隙概率服从泊松分布为假设条件,但实际上该假设并不严格成立,且当标签数量较多时算法误差较大。

文献[9]提出基于累计因子的标签数量估计算法,读写器接收第 i 帧后,根据上一帧估计的标签数量 n_i 和累计因子 d 计算当前帧的标签数量 n_{i+1} :

$$n_{i+1} = n_i + d(2^{m+1} - 2^m) \quad (2)$$

$$d = \frac{(S - S_0)^2 + (E - E_0)^2 + (C - C_0)^2}{\max[(S - S_0)^2 + (E - E_0)^2 + (C - C_0)^2]} \quad (3)$$

其中: $m = \lceil \lg n_i \rceil$, d 为累计因子, E 、 S 和 C 分别为成功时隙、空闲时隙和碰撞时隙的数量, E_0 、 S_0 和 C_0 分别为相应时隙数量的期望值。该方法的局限是对标签数量初始值敏感,如果标签数量初始值与真实值差距较大,则需要多个帧的识别才能使标签数量估计值接近真实值,降低了识别效率。

基于最大后验概率的估计算法由文献[10]提出。该方法利用 E 、 S 和 C 计算后验概率:

$$p(E, S, C | n) = \frac{L!}{E! S! C!} \frac{N_s(n, S) N_c(n, S, C)}{L^n} \quad (4)$$

其中: $N_s(n, S)$ 为 n 个标签分配到 S 个时隙的分法数量, $N_c(n, S, C)$ 为 $n - S$ 个标签分配到 C 个时隙的分法数量。该算法通过搜索找出能使式(4)最大的 n 作为估计值。该方法虽然充分利用成功时隙、空闲时隙和碰撞时隙数量的信息,提高了估计精度,但估计值需要在较大范围内搜索才能求出,计算复杂度较高。

文献[11]提出了基于马氏距离的估计算法,首先计算成功时隙数量 X_1 、空闲时隙数量 X_2 和碰撞时隙数量 X_3 与对应期望值间的马氏距离,然后选择使该距离 D 最短的标签数量作为估计值:

$$D = \min_n (X - E[X])^T C^{-1} (X - E[X]) \quad (5)$$

其中: $X = (X_1, X_2, X_3)$, $E[X]$ 和 C 分别为 X 的期望值向量和相关矩阵。该方法将各类型时隙数量间的相关性考虑在内,当标签数量较大时估计值仍能保持较高的准确性,其缺点仍然是需要较大范围的穷举搜索,所需计算量较大,对硬件资源有较高的要求。

除以上算法外,研究者们还对一些特定场景的标签数量估计问题作了相关研究。如文献[12]研究了针对多个标签集合的组合数量估计问题,由分布于不同区域的多个读写器协同工作,通过数据融合算法统计满足指定条件的标签数量。该方法可以满足不同限定条件下的标签数量估计需求,但需要多读写器间的通信联络,且算法需要计算量较大的最优值搜索,对硬件要求较高;文献[13]给出一种 ART (Average Run-based Tag estimation) 算法,该算法通过分析连续非空时隙个数与标签数量的关系,推导出标签数量估计的解析表达式,利用较少的观测信息获得较高精度的估计值,提高了估计效率,但估计式需要复杂的数值求解,仍存在运算量大的问题。

以上所列算法中,基于固定因子的解析式算法复杂度较小,但对标签数量变化的适应能力较弱,当标签数量较多时估计精度难以满足要求。基于最优化搜索的算法精度较高,在标签数量较宽的变化范围内均能达到较高的精度,但运算律较大,在应用中受到硬件条件的制约。针对现有算法存在的问题,本文利用线性贝叶斯理论推导出标签数量的线性估计式,估计式中的待定系数通过计算量较低的序贯方式求出。该方法以解析形式给出标签数量估计的最优解,避免了消耗大量资源的穷举搜索,同时通过待定系数的实时更新提高了对标签数量变化的适应能力,提高了算法的实用价值。

2 标签数量估计问题建模

在 DFSA 算法中,当读写器发出 Query 命令后,标签随机选择当前帧中的一个时隙发送数据^[6],这样每个时隙的状态有 3 种可能:空闲(无标签)、成功(只有一个标签)和碰撞(两个或两个以上标签)。读写器根据一帧中空闲、成功和碰撞时隙的个数,利用统计方法估计标签数量。当发现标签数量与帧长(一帧中的总时隙数)不匹配时,可使用 QUERYADJUST 命令结束当前帧,改用合适的帧长启动新一帧。设标签数量为 n ,其估计值为 \hat{n} ,帧长为 L ,读写器已接收的时隙数为 L_{op} ,已接收的时隙中空闲、成功和碰撞时隙个数



分别为 M_1 、 M_2 和 M_3 。对于指定的某个时隙, 标签选择该时隙的概率为 $1/L$, 选择该时隙的标签数量 r 服从参数为 $1/L$ 的二项分布 $B(r)$, 即:

$$B(r) = \binom{n}{r} \left(\frac{1}{L}\right)^r \left(1 - \frac{1}{L}\right)^{n-r} \quad (6)$$

设每个时隙为空闲、成功和碰撞的概率为 p_1 、 p_2 和 p_3 , 根据式(6)可得:

$$p_1 = B(0) = (1 - 1/L)^n \quad (7)$$

$$p_2 = B(1) = \frac{n}{L} \left(1 - \frac{1}{L}\right)^{n-1} \quad (8)$$

$$p_3 = 1 - p_1 - p_2 \quad (9)$$

采用线性模型建立标签数量估计值 \hat{n} 与 M_1 、 M_2 和 M_3 间的关系:

$$\hat{n} = a_1 M_1 + a_2 M_2 + a_3 M_3 + a_4 \quad (10)$$

式中: a_1 、 a_2 、 a_3 和 a_4 是待定系数。为了降低算法复杂度, 可根据待求问题的特点作进一步简化。首先, 由于 M_1 为空闲时隙个数, 空闲时隙不含标签, 因此可忽略其对标签数量的贡献, 将 a_1 设为 0。其次, 由于每个成功时隙仅含一个标签, 可以将 a_2 设为 1。综合以上, 由于 $M_3 = L_{ob} - M_2 - M_1$, 令 $a = a_3$, $a_0 = a_4 + a_3 L_{ob}$, 可以将式(10)简化为以下形式:

$$\hat{n} = -aM_1 + (1 - a)M_2 + a_0 \quad (11)$$

这样经过简化后, 标签数量估计值只与 M_1 、 M_2 有关, 且仅有 2 个待定系数 a 和 a_0 。

注意到经过上述处理, 已将标签数量估计问题建模成线性估计, 进而可以利用线性模型的特点降低运算复杂度。在已知 M_1 、 M_2 的条件下, 为了求出 \hat{n} 的最优值, 需要采用合适的统计分析方法确定待定系数。一般来说, 可以用求最小均方差(Mean Square Error, MSE)的方法, 同时将估计值的偏移和方差考虑在内; 但 MSE 在实际中往往难以实现, 因为根据文献[14], 在这种方法中估计值和未知的真值间存在依赖关系。本文使用文献[14]中的 MMSE (Minimize Mean Square Error) 方法, 这是一种基于贝叶斯理论的估计方法, 通过将真值看成随机变量消除其与估计值间的依赖关系。根据 MMSE 理论, 本文将所求解的问题作如下定义:

问题 1 对于式(11)的线性估计模型, 问题的目标是选择 a 和 a_0 以最小化下面的 MMSE 函数:

$$B_{mse}(\hat{n}) = E[(n - \hat{n})^2] \quad (12)$$

式中 $E[\cdot]$ 是求数学期望的运算。

一般来说, 标签数量与观测的 M_1 、 M_2 和 M_3 呈非线性关系, 采用线性模型会产生估计精度上的损失, 但收益则是运算复杂度上的大幅降低。当一个帧中的碰撞时隙数量比例不是很大时, 线性模型可以实现较好的近似。

综合式(11)、(12), 可以得到计算标签估计值的定理 1。

定理 1 对于由式(11)给出的标签估计值与空闲、成功和碰撞时隙个数的线性模型, 通过求解问题 1 可获得该式中的待定系数 a 和 a_0 为:

$$a_0 = E[n] - (-aE[M_1] + (1 - a)E[M_2]) \quad (13)$$

$$a = \frac{\mathbf{C}_{nm} \mathbf{T}_1 - \mathbf{T}_1' \mathbf{C}_{mm} \mathbf{T}_2}{\mathbf{T}_1' \mathbf{C}_{mm} \mathbf{T}_1} \quad (14)$$

其中: $\mathbf{M} = (M_1, M_2)$, $\mathbf{T}_1 = -(1, 1)$, $\mathbf{T}_2 = (0, 1)$, \mathbf{C}_{mm} 是 \mathbf{M} 的

2×2 协方差矩阵, \mathbf{C}_{nm} 是 n 和 \mathbf{M} 的 1×2 互协方差矢量。

证明

根据问题 1 的定义推导式(11)中的最佳待定系数。把式(11)代入式(12), 可得:

$$B_{mse}(\hat{n}) = E[(n + aM_1 - (1 - a)M_2 - a_0)^2] \quad (15)$$

为求出使 $B_{mse}(\hat{n})$ 最小化的待定系数 a 和 a_0 , 首先将 $B_{mse}(\hat{n})$ 对 a_0 求偏导并令其为零, 可得:

$$\frac{\partial B_{mse}(\hat{n})}{\partial a_0} = -2E[(n + aM_1 - (1 - a)M_2 - a_0)] = 0 \quad (16)$$

由式(16)可解出 a_0 为:

$$a_0 = E[n] - (-aE[M_1] + (1 - a)E[M_2]) \quad (17)$$

将式(17)代入式(15), 可得:

$$\begin{aligned} B_{mse}(\hat{n}) &= E\{[n + aM_1 - (1 - a)M_2 - E[n] + \\ &\quad (-aE[M_1] + (1 - a)E[M_2])]^2\} = \\ &= E\{[(a\mathbf{T}_1' + \mathbf{T}_2')(\mathbf{M} - E[\mathbf{M}]) - (n - E[n])]^2\} = \\ &= E[a^2 \mathbf{T}_1' (\mathbf{M} - E[\mathbf{M}]) (\mathbf{M} - E[\mathbf{M}])' \mathbf{T}_1 + \\ &\quad a\mathbf{T}_1' (\mathbf{M} - E[\mathbf{M}]) [-(n - E[n]) + (\mathbf{M} - E[\mathbf{M}])' \mathbf{T}_2] + \\ &\quad a[-(n - E[n]) + \mathbf{T}_2' (\mathbf{M} - E[\mathbf{M}])] (\mathbf{M} - E[\mathbf{M}])' \mathbf{T}_1 + \\ &\quad (E[n] - n)[(E[n] - n) + (\mathbf{M} - E[\mathbf{M}])' \mathbf{T}_2] + \\ &\quad \mathbf{T}_2' (\mathbf{M} - E[\mathbf{M}]) [(E[n] - n) + (\mathbf{M} - E[\mathbf{M}])' \mathbf{T}_2]\} = \\ &= a^2 \mathbf{T}_1' \mathbf{C}_{mm} \mathbf{T}_1 - a \mathbf{T}_1' \mathbf{C}_{mn} + a \mathbf{T}_1' \mathbf{C}_{mm} \mathbf{T}_2 - a \mathbf{C}_{nm} \mathbf{T}_1 + \\ &\quad a \mathbf{T}_2' \mathbf{C}_{mm} \mathbf{T}_1 + \mathbf{C}_{nn} - \mathbf{C}_{nm} \mathbf{T}_2 - \mathbf{T}_2' \mathbf{C}_{mn} + \mathbf{T}_2' \mathbf{C}_{mm} \mathbf{T}_2 \end{aligned} \quad (18)$$

注意到 $\mathbf{T}_1' \mathbf{C}_{mn} = \mathbf{C}_{nm} \mathbf{T}_1$, $\mathbf{T}_1' \mathbf{C}_{mm} \mathbf{T}_2 = \mathbf{T}_2' \mathbf{C}_{mm} \mathbf{T}_1$, 将式(18)对 a 求偏导并令其为零, 可得

$$\begin{aligned} \frac{\partial B_{mse}(\hat{n})}{\partial a} &= 2a \mathbf{T}_1' \mathbf{C}_{mm} \mathbf{T}_1 - 2 \mathbf{T}_1' \mathbf{C}_{mn} + 2 \mathbf{T}_1' \mathbf{C}_{mm} \mathbf{T}_2 = 0 \Rightarrow \\ a &= \frac{\mathbf{C}_{nm} \mathbf{T}_1 - \mathbf{T}_1' \mathbf{C}_{mm} \mathbf{T}_2}{\mathbf{T}_1' \mathbf{C}_{mm} \mathbf{T}_1} \end{aligned} \quad (19)$$

将式(13)和式(14)代入式(11)即可求出标签数量估计值。注意到式(13)和(14)是闭式解, 只需求出 n 和 M_1 、 M_2 的统计量即可代入直接计算, 避免了传统估计算法中常见的极值搜索操作, 可以大幅简化算法的运算量。

3 M_1 、 M_2 和 n 的序贯统计量计算

为了求出 a_0 和 a 的值, 首先需要求出 n 和 M_1 、 M_2 的一阶和二阶统计量 $E[n]$ 、 $E[M_1]$ 、 $E[M_2]$ 、 \mathbf{C}_{mm} 和 \mathbf{C}_{nm} 。这些统计量可以在标签识别过程中以序贯的方式求出, 以减少运算量。具体做法是, 读写器在识别标签的过程中, 每接收到一个新时隙, 根据上一次求出的统计值和本次时隙状态的观测值更新各个统计量。下面详细介绍各统计量的序贯式求解方法。

因 n 的分布一般很难精确确定, 实际中往往只能给出 n 的大致范围, 因此本文假定 n 服从均匀分布, 即 $n \sim U(n_{min}, n_{max})$, n_{min} 和 n_{max} 分别为标签数量的下限和上限。

为了后续推导的方便起见, 将推导中用到的变量和自定义函数定义如下:

$$\delta = 1 - 1/L \quad (20)$$

$$\gamma = 1 - 2/L \quad (21)$$



$$\Theta = n_{\max} - n_{\min} + 1 \quad (22)$$

$$\Pi = n_{\max} + n_{\min} \quad (23)$$

$$\Gamma_1(x) = \sum_{n=n_{\min}}^{n_{\max}} x^n = \frac{x^{n_{\min}}(1-x^{n_{\max}-n_{\min}+1})}{1-x} \quad (24)$$

$$\begin{aligned} \Gamma_2(x) &= \sum_{n=n_{\min}}^{n_{\max}} nx^{n-1} = \\ &\frac{x^{n_{\min}} - x^{n_{\max}+1}}{(1-x)^2} + \frac{x^{n_{\max}}(n_{\max}+1) - n_{\min}x^{n_{\min}-1}}{x-1} \end{aligned} \quad (25)$$

$$\begin{aligned} \Gamma_3(x) &= \sum_{n=n_{\min}}^{n_{\max}} n(n-1)x^{n-2} = \\ &\frac{n_{\max}(n_{\max}+1)x^{n_{\max}-1} - n_{\min}(n_{\min}-1)x^{n_{\min}-2}}{1-x} - \\ &\frac{2(x^{n_{\min}} - x^{n_{\max}+1})}{(x-1)^3} - \frac{2(x^{n_{\max}}(n_{\max}+1) - n_{\min}x^{n_{\min}-1})}{(x-1)^2} \end{aligned} \quad (26)$$

假定 n 服从均匀分布 $U(n_{\min}, n_{\max})$, 其中 n_{\min} 和 n_{\max} 分别为标签数量的下限和上限。对于帧长为 L 的一帧, 将其中的时隙顺序编号为 $1 \sim L$ 。对于第 k 个时隙, 定义两个二值随机变量 i_l 和 s_l :

$$\begin{cases} i_l = \begin{cases} 0, & \text{该时隙非空闲} \\ 1, & \text{该时隙空闲} \end{cases} \\ s_l = \begin{cases} 0, & \text{该时隙非成功} \\ 1, & \text{该时隙成功} \end{cases} \end{cases}$$

在 n 已知的前提下, i_l 和 s_l 的条件期望如(27)和(28)所示:

$$E[i_l | n] = 0 + 1 \times P(i_l = 1 | n) = (1 - 1/L)^n \quad (27)$$

$$E[s_l | n] = 0 + 1 \times P(s_l = 1 | n) = (n/L)(1 - 1/L)^{n-1} \quad (28)$$

由于 n 服从均匀分布 $U(n_{\min}, n_{\max})$, 其期望值容易求出:

$$E[n] = (n_{\max} + n_{\min})/2 = \Pi/2 \quad (29)$$

使用记号 $X^{(k)}$ 表示接收到第 k 个时隙时统计量 X 的值。为简化起见, 令 $A \sim H$ 替代推导过程中的一些常值表达式。已知第 k 个时隙的统计量, 接收到第 $k+1$ 个时隙时各统计量的更新表达式推导如下:

M_1 的期望值为:

$$\begin{aligned} E^{(k+1)}[M_1] &= \sum_{n=n_{\min}}^{n_{\max}} E^{(k+1)}[M_1 | n]P(n) = \\ &(1/\Theta) \sum_{n=n_{\min}}^{n_{\max}} E[i_1 + i_2 + \dots + i_{(k+1)} | n] \xrightarrow{A = \Gamma_1(\delta)/\Theta} \\ &(k+1)A = E^k[M_1] + A \end{aligned} \quad (30)$$

同样可得 M_2 的期望值:

$$\begin{aligned} E^{(k+1)}[M_2] &= \sum_{n=n_{\min}}^{n_{\max}} E^{(k+1)}[M_2 | n]P(n) = \\ &(1/\Theta) \sum_{n=n_{\min}}^{n_{\max}} E^{(k+1)}[s_1 + s_2 + \dots + s_{(k+1)} | n] \xrightarrow{C = \Gamma_2(\delta)/\Theta} \\ &(k+1)C = E^{(k)}[M_2] + C \end{aligned} \quad (31)$$

对 $C_{nM} = (C_{nM_1}, C_{nM_2})$, 可以求出

$$C_{nM_1}^{(k+1)} = E^{(k+1)}[nM_1] - E[n]E^{(k+1)}[M_1] =$$

$$\sum_{n=n_{\min}}^{n_{\max}} nE^{(k+1)}[M_1 | n]P(n) - (k+1)\Pi A \xrightarrow{B = \Gamma_1(\delta)/\Theta}$$

$$(k+1)B - (k+1)\Pi A = C_{nM_1}^{(k)} + (B - \Pi A) \quad (32)$$

$$C_{nM_2}^{(k+1)} = E^{(k+1)}[nM_2] - E[n]E^{(k+1)}[M_2] =$$

$$\sum_{n=n_{\min}}^{n_{\max}} nE^{(k+1)}[M_2 | n]P(n) - (k+1)\Pi C \xrightarrow{D = \Gamma_2(\delta)/\Theta}$$

$$(k+1)(D - \Pi C) = C_{nM_2}^k + D - \Pi C \quad (33)$$

对于 $C_{MM} = \begin{bmatrix} C_{M_1^2} & C_{M_1 M_2} \\ C_{M_2 M_1} & C_{M_2^2} \end{bmatrix}$, 可以求出

$$C_{M_1^2}^{(k+1)} = E^{(k+1)}[(M_1)^2] - (E^{(k+1)}[M_1])^2 =$$

$$\sum_{n=n_{\min}}^{n_{\max}} E[(i_1 + i_2 + \dots + i_{k+1})(i_1 + i_2 + \dots +$$

$$i_{k+1}) | n]P(n) - (k+1)^2 A^2 \xrightarrow{F = \Gamma_1(\gamma)/\Theta}$$

$$kB + k(k-1)F - (k+1)^2 A^2 =$$

$$C_{M_1^2}^k + A + 2kF - (2k+1)A^2 \quad (34)$$

采用同样方式, 可以得到:

$$C_{M_2^2}^{(k+1)} = E^{(k+1)}[(M_2)^2] - (E^{(k+1)}[M_2])^2 =$$

$$\sum_{n=n_{\min}}^{n_{\max}} E[(s_1 + s_2 + \dots + s_{k+1})(s_1 + s_2 + \dots +$$

$$s_{k+1}) | n]P(n) - (k+1)^2 C^2 \xrightarrow{G = \Gamma_3(\gamma)/\Theta}$$

$$(k+1)C/L + k(k+1)G/L^2 - (k+1)^2 C^2 =$$

$$C_{M_2^2}^k + C/L + 2kG/L^2 - (2k+1)C^2 \quad (35)$$

对于 $C_{M_1 M_2}$, 可以求出:

$$C_{M_1 M_2}^{(k+1)} = E^{(k+1)}[M_1 M_2] - E^{(k+1)}[M_1]E^{(k+1)}[M_2] =$$

$$(1/\Theta) \sum_{n=n_{\min}}^{n_{\max}} E[(i_1 + i_2 + \dots + i_{k+1})(s_1 + s_2 + \dots +$$

$$s_{k+1}) | n] - (k+1)^2 AC \xrightarrow{H = \Gamma_2(\gamma)/\Theta}$$

$$k(k+1)H - (k+1)^2 AC = C_{M_1 M_2}^k + 2kH - (2k+1)AC \quad (36)$$

将以上各统计量的更新值代入式(13)和(14), 可求出接收第 $k+1$ 时隙时的待定系数 a_0 和 a , 最终通过式(11)可求得 \hat{n} 的估计值。注意到式(30)~(36)的统计量是序贯式更新的, 当前统计量只要在历史统计量的基础上做少量运算即可求出, 计算量较低, 在算法实时性方面具有显著优势。

4 算法复杂度分析

在实际应用中, 受硬件计算资源的限制, 算法复杂度是衡量算法实用性的主要指标。首先分析本文算法的复杂度。不失一般性, 假设 n 服从均匀分布 $U(0, n_{\max})$ 。由于乘法计算量要远大于加法, 因此本文只以乘法运算次数作为评估计算复杂度的指标。在计算第 1 个时隙时, 要首先计算出 δ 和 γ , 因为这两个量是其他函数和表达式的基本因子。很明显, 计算这两个量所需的乘法数为 $2n_{\max}$ 。经过简单计算, 可以依次得到 $\Gamma_1(x)$ 、 $\Gamma_2(x)$ 、 $\Gamma_3(x)$ 的乘法次数分别为 4、7、20, 每个时隙计算统计量所需总乘法次数为 14, 计算 a_0 和 a 需乘法次数为 2 和 16, 计算式(11)需乘法次数为 2。综合以上各项, 总乘



法数可以求出为 $2n_{\max} + 65$ 。当计算后续时隙时, 各统计量在原有统计量的基础上更新, 只需计算增量部分的乘法次数, 每个时隙总计需乘法次数为 34, 与 n_{\max} 无关, 即计算复杂度都为 $O(1)$ 。另外, 逐时隙估计^[1]和累计因子^[2]的标签估计式都为解析形式, 计算式(1)和式(2)的乘法次数分别为 4 次和 5 次, 因此计算复杂度都为 $O(1)$ 。

下面分析文献[10]中提出的最大后验概率估计方法的计算复杂度。在现有的标签估计算法中, 最大后验概率方法属于高精度估计类型, 该算法首先根据观测值和式(4)计算相对于每个 n 的后验概率, 然后采用穷举搜索, 找到能使式(4)最大的 n 值作为估计值。设搜索范围为 $0 \sim n_{\max}$, 显然, 采用穷举搜索法, 算法需要重复计算式(4) n_{\max} 次。当标签数量较大时, $N_s(n, S)N_c(n, S, C)$ 可以近似为 $p_e^E p_s^S p_c^C$ 。忽略 p_e 、 p_s 和 p_c 的计算和固定的因子 $E!S!C!$, 每次搜索仍需完成 $E+S+C = L_p$ 次乘法。这样算法总共需 $L_p \times n_{\max}$ 次乘法。因为 $0 \leq L_p \leq n_{\max}$, 大约总共平均需要 $n_{\max}^2/2$ 次乘法。显然, 算法的乘法次数与 n_{\max} 成平方关系, 其复杂度为 $O(n^2)$, 远高于序贯线性贝叶斯算法, 而且 n_{\max} 越大, 序贯线性贝叶斯算法在复杂度降低方面的优势就越明显。

另一个高精度标签估计算法是文献[11]提出的马氏距离估计算法。该算法采用与最大后验概率估计方法类似的穷举搜索方式寻找最优估计值。每次计算式(5)需要 36 次乘法, 整个搜索过程共需要 $36n_{\max}$ 次乘法, 复杂度为 $O(n)$ 。虽然该算法的复杂度与 n_{\max} 呈线性关系, 但当 n_{\max} 较大时序贯线性贝叶斯算法与之相比仍具有明显优势。另外, 序贯线性贝叶斯算法在估计精度方面要优于该算法, 具体的性能比较可见后面的仿真结果。

5 性能仿真

为验证算法的有效性, 将本文提出的序贯线性贝叶斯算法与现有四种算法逐时隙估计^[8]、累计因子^[9]、最大后验概率^[10]和马氏距离^[11]进行性能比较。首先比较标签数量估计精度, 帧长为 64, 标签数量设为 50。

如图 1 所示, 随着观测时隙数的增加, 各算法的估计精度都逐渐提高, 说明样本数的增加可以使估计更加准确。同时还可看出, 随着观测时隙数的增加, 各算法的估计值都逐渐趋向于稳定, 在观测过程中序贯线性贝叶斯方法的误差始终小于其他算法, 且具有更快的收敛速度, 当观测时隙数为 16 时估计误差已小于 10%, 观测时隙数为帧长一半时误差近似为 4%。这说明序贯线性贝叶斯算法可以在观测时隙数较少的情况下给出更精确的估计, 使系统可以更早地作出正确的帧长调整, 这将减少整个识别过程的时间消耗。

图 2 比较了序贯线性贝叶斯与其他算法在识别效率上的性能差异。一个完整的 RFID 识别过程包括初始帧和其后的若干个帧, 设初始帧的帧长为 128, 用识别标签所需的全部时隙数目评价算法的识别效率。由图 2 可见, 在 5 种算法中, 使用序贯贝叶斯方法识别全部标签耗时最少, 识别效率最高, 当标签数量为 100 和 200 时所需时隙数分别为 260 和 540。序贯贝叶斯识别效率高的主要原因有: 一是标签数量估计精度

高, 可使每个识别帧的长度接近最优值; 二是由于采用序贯式估计方式, 当标签数量与帧长不匹配时, 可以及时结束当前帧, 使用最优帧长启动下一帧, 从而进一步缩短了识别时间。

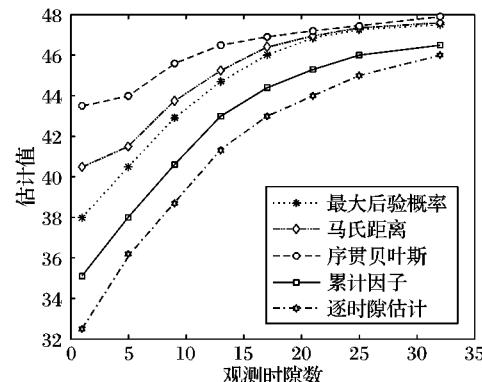


图 1 标签数量估计精度比较

Fig. 1 Comparison of estimation accuracy of the number of tags

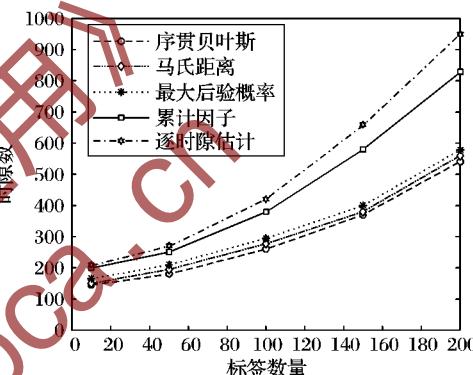


图 2 识别所有标签所需的时隙总数

Fig. 2 Comparison of the total number of time slots required to identify all tags

读写器与标签通信过程需要的总帧数也是影响识别效率的重要因素, 总帧数越多, 用于握手过程的通信开销就越大。图 3 比较了几种算法需要的总帧数。逐时隙估计算法由于估计精度最低, 所需总帧数最多, 而累计因子、最大后验概率和马氏距离的估计精度依次提高, 所需总帧数也相应减少。本文提出的序贯贝叶斯由于具有较高的标签数量估计精度, 每帧长度接近最优帧长, 标签成功读取率高, 在 5 种算法中所需总帧数最少, 当标签数量为 100 和 200 时所需帧数分别为 8 和 10, 可以有效减少通信开销, 提高识别效率。

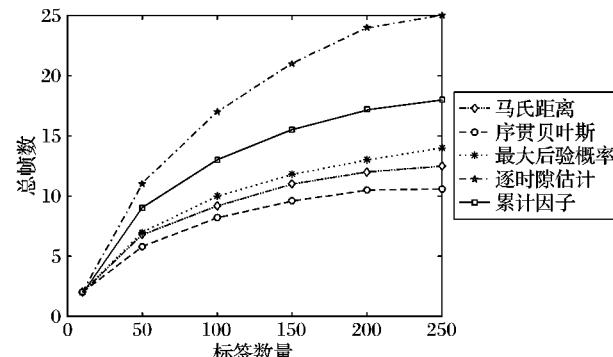


图 3 识别标签所需的总帧数

Fig. 3 Total frames required to identify all tags

图 4 比较了几种算法的计算复杂度, 为便于观察, 采用自



然对数坐标表示。如图4所示,最大后验概率算法由于所需乘法数与标签数量的平方成正比,复杂度在三种算法中最高,随标签数量的增加上升速度最快。马氏距离的复杂度与标签数量呈线性关系,增长幅度较为缓慢。累计因子、逐时隙估计和序贯线性贝叶斯算法复杂度为 $O(1)$,算法复杂度受标签数量影响最小。当待识别的标签数量较多时,序贯线性贝叶斯算法的这种特性具有很大的优势,可以大幅降低计算复杂度,节省计算资源和能量消耗,尤其适用于移动读写器这种资源受限的设备。

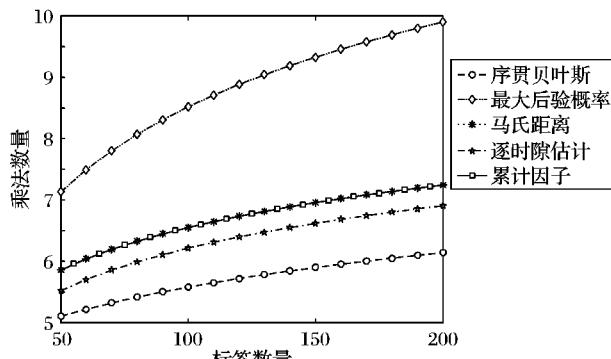


图4 不同标签数下算法复杂度比较

Fig. 4 Comparison of algorithm complexity under different number of tags

表1列出了不同标签数量估计算法的性能对比。基于序贯线性贝叶斯的估计算法由于使用线性模型并充分利用了时隙状态信息,能够在保证高精度的同时减少计算复杂度,使其在计算资源有限的条件下仍能实现准确的估计。

表1 不同标签数量估计算法性能比较

Tab. 1 Comparison of different tag estimation algorithms

标签数量估计算法	估计精度	识别时间	计算复杂度
序贯贝叶斯	高	短	$O(1)$
逐时隙估计	低	长	$O(1)$
累计因子	较低	较长	$O(1)$
最大后验概率	较高	较短	$O(n^2)$
马氏距离	高	短	$O(n)$

6 结语

本文在分析比较现有标签数量估计算法的基础上,将序贯线性贝叶斯理论应用于标签数量估计,提出了随时隙更新的标签数量估计算法,推导了估计式和各阶统计量的闭式表达式。该算法可与DFSA协议有效结合,每接收到一个时隙后及时计算标签数量并调整帧长,大幅提高标签识别效率。所提的算法在保证高精度估计的同时,通过序贯式更新统计量的方式,显著降低了计算复杂度,提高了算法的实用性。

参考文献 (References)

- [1] 潘昊,陈蒙.物联网中无线射频识别读写器系统防碰撞算法优化[J].计算机应用,2015,35(1):23–26.(PAN H, CHEN M. Optimization of anti-collision algorithm for radio frequency identification reader system in Internet of things[J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35(1): 23–26.)
- [2] 郭振军,孙应飞.基于标签分组的RFID系统防碰撞算法[J].电子与信息学报,2017,39(1):250–254.(GUO Z J, SUN Y F. Anti-collision algorithm of RFID system based on grouped tag [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2017, 39(1): 250–254.)
- [3] ARUNDHOTI F, NANDA G. Comparative analysis of tag estimation algorithms on RFID EPC Gen-2 performance[C]// Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on RFID Technology and Application. Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 186–190.
- [4] DENG D J, LIN C C. On number of tags estimation in RFID systems[J]. IEEE Systems Journal, 2017, 11(3): 1395–1402.
- [5] SOLIC P. Energy efficient tag estimation method for ALOHA-based RFID systems[J]. IEEE Sensors Journal, 2014, 14(10): 3637–3647.
- [6] FU Z H, DENG F M. Design of a quaternary query tree ALOHA protocol based on optimal tag estimation method[J]. Information, 2016, 8(1): 1–10.
- [7] BARLETTA L, BORGONOVO F. A formal proof of the optimal frame setting for dynamic-frame aloha with known population size [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2014, 60(11): 7221–7230.
- [8] CHEN W T. A feasible and easy-to-implement anticollision algorithm for the EPCglobal UHF class-1 generation-2 RFID protocol [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2014, 11(2): 485–491.
- [9] JIN X F, WEI D H. A novel RFID tag estimation algorithm based on DFSA[C]// Proceedings of the 2015 IEEE 5th International Conference on Electronics Information and Emergency Communication. Piscataway, NJ: IEEE, 2015: 26–29.
- [10] SOLI P, JOSKO R. Early frame break policy for ALOHA-based RFID systems[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2016, 13(2): 876–881.
- [11] WANG S, HONG W J. Novel error resilient tag estimation for RFID system in interference scenarios[J]. Journal of China Universities of Posts and Telecommunications, 2013, 20(4): 116–121.
- [12] GONG W, LIU H. Fast composite counting in RFID systems[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2015, 24(5): 2756–2767.
- [13] SHAHZAD M, LIU A X. Fast and accurate estimation of RFID tags[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2015, 23(1): 241–254.
- [14] KAY S. 统计信号处理基础-估计与检测理论[M]. 罗鹏飞, 张文明, 等译. 北京: 电子工业出版社, 2014: 261–263. (KAY S. Fundamentals of Statistical Signal Processing: Detection Theory [M]. LUO P F, ZHANG W M, et al. translated. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2014: 261–263.)

This work is partially supported by the Key Scientific Research Projects in Henan Colleges and Universities (17A510002), the Henan Innovation and Entrepreneurship Training Project (201710460007).

WANG Shuai, born in 1974, Ph. D., associate professor. His research interests include radio frequency identification, wireless communication.

YANG Xiaodong, born in 1996, M. S. candidate. Her research interests include radio frequency identification, wireless communication.