

RFID 标签到达率的动态自适应灰色模型预测算法研究

陈毅红^{1,2} 冯全源¹ 杨宪泽²

(西南交通大学微电子研究所 成都 610031)¹ (西南民族大学计算机科学与技术学院 成都 610041)²

摘要 针对动态环境中 RFID 标签到达率估计问题,提出动态自适应灰色预测算法来预测标签到达率。该算法采用到达率反向突变规则知识判断到达率变化趋势,使建模长度可动态地自适应标签到达率变化,克服了预测准确性与跟踪速度之间的矛盾,由此提高了算法预测的准确性。在实验中,用正弦强度函数的非平稳泊松过程来模拟标签到达率的随机变化。结果表明:在少量数据的随机数据环境中,预测算法能够有效地预测数据,且准确性高于一般灰色预测算法和指数平滑算法。

关键词 到达率预测,非平稳泊松过程,动态自适应,灰色模型,建模长度

中图分类号 TN92 **文献标识码** A

Dynamic Self-adaptive Gray Prediction Algorithm for RFID Tag Arrival Rate

CHEN Yi-hong^{1,2} FENG Quan-yuan¹ YANG Xian-ze²

(Microelectronic Institute, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)¹

(School of Computer Science and Technology, Southwest University for Nationalities, Chengdu 610041, China)²

Abstract To solve the RFID tag-arrival-rate prediction problem in dynamic environment, the tag-arrival-rate prediction algorithm, which can dynamically self adapt to the change of arrival rate, was proposed based on the gray model. The changing trend of arrival rate was judged by the rule knowledge denoting reverse mutation of the tag arrival rate, in order that the model length can dynamically self adapt to the arrival rate change, as a result, the contradiction between prediction tracking speed and accuracy was overcome, which improves the prediction accuracy. The tag-arrival-rate change was modeled by the Non-Homogeneous Poisson Processes with sine intensity function. Simulation experiments show that the algorithm can effectively predict the arrival rate based on a few data in a few random data environment, and the accuracy of prediction is above general gray prediction algorithms and exponential smoothing algorithm.

Keywords Arrival rate prediction, NHPP, Dynamic self-adaptive, Gray model, Modeling length

1 引言

RFID 阅读器与众多标签通信时会产生碰撞,而碰撞会降低 RFID 效率,高效防碰撞算法能够有效减少碰撞率。在 ALOHA 类算法中,DFSA 算法读取效率较高^[1],且对标签功能要求低,故在 RFID 标准中得到广泛应用^[2]。但现有 DFSA 算法仅仅研究了识别过程中无标签到达的静态防碰撞过程^[3-7],并未估计新到达标签。在超市和大型物流供应链系统中,却常常出现大量连续的标签到达过程,在此情况下,DFSA 算法的性能迅速恶化^[8]。

本文提出预测标签到达率的方法来解决这一问题。考虑到标签到达率随时间变化且具有局部相关性,要求预测方法必须具有在线预测能力,同时作为一种嵌入式设备,RFID 阅读器的运算能力有限,这就要求预测算法必须具有低复杂性

且所需数据量尽可能小。鉴于在实践中标签到达可能存在突变性,要求预测算法具有一定的快速跟踪能力。然而某些预测技术,如时间序列预测^[9]和神经网络预测^[10]等需要大量的数据,无法有效应用于 RFID 系统来预测标签到达情况,而灰色预测模型因支持在线预测且所需数据量较少^[11]而成为标签识别领域中较为理想的预测模型。

灰色预测模型 GM(1,1)^[11-13]中数据个数即是建模长度。模型中数据越新越能反映未来数据变化,数据越旧越不能反映未来数据变化,为此研究者提出在模型中增加一个新数据去掉一个旧数据,来提高模型预测准确性,该模型称为新陈代谢模型 MGM^[14]。但这种新陈代谢模型的建模长度始终保持不变,考虑到标签到达率突变情况,预测的准确性将会下降。为此本文提出一种根据标签到达率变化动态地调整建模长度的自适应新陈代谢灰色预测算法 DSA-RMGM (Dynamic

到稿日期:2012-09-11 返修日期:2012-12-24 本文受国家自然科学基金重大项目(60990320,60990323),国家高技术研究发展计划(863 计划)重大项目(2012AA012305),国家自然科学基金面上项目(61271090),四川省科技支撑计划项目(2012GZ0101),成都市科技计划项目(12DXYB347JH-002),中央高校基本科研业务专项资助项目(12NZYQN20)资助。

陈毅红(1972—),男,博士生,实验师,主要研究方向为 RFID、物联网、嵌入式系统,E-mail:cyhswpi@126.com;冯全源(1963—),男,博士,教授,主要研究方向为 RFID 技术、集成电路设计、嵌入式系统、移动天线与智能天线,E-mail:fengquanyuan@163.com(通信作者);杨宪泽(1954—),男,教授,主要研究方向为机器翻译、数据结构。

本文第2节是问题描述;第3节定义标签到达率灰色预测模型;第4节提出 DSA-RMGM 算法;第5节建立 NHPP 模型,对 DSA-RMGM 算法进行了仿真和讨论;最后是结束语。

2 问题描述

RFID 动态 DFSA 算法中,读取周期 P 指从开始识别到无标签时结束,由一系列帧 $F_i (i \geq 1)$ 组成。帧 F_i 由多个时隙 t_{ij} 组成, $F_i = \{t_{ij} | j = 1, \dots, v_i\}$, v_i 为帧长,进而 $P = \{F_i | \text{length}(F_i) = v_i, v_i \in \mathbb{Z}^+\}$, 帧 F_i 内到达率为 $\lambda_i (0 \leq \lambda_i < 1)$, 表示每个时隙到达标签的平均值。帧 F_i 内成功读取标签的时隙数为 s_{i1} , 碰撞时隙数为 s_{i2} , 空闲时隙数为 s_{i0} 。当 $\lambda_i = 0$ 时, 读取过程无标签到达, 处于静态环境, 现有算法 DFSA 研究了这种静态环境^[3-7]; 当 $0 < \lambda_i < 1$ 时, 读取过程有标签到达, 处于动态环境, 本文研究这种动态环境下标签读取时的预测问题。由 DFSA 算法^[1,2] 可知, 当前帧内到达的标签无法参与当前帧读取, 只能参与下一帧读取。帧 F_i 转移到帧 F_{i+1} 标签数 $r_i (r_i > 0, i \geq 1)$ 由帧 F_i 内因碰撞而未识别的标签数 c_i 和帧 F_i 内新到达的标签数 v_{i1} 组成, 但帧 F_i 到达率 λ_i 无法立即得到, 这就需要基于 $F_u (1 \leq u \leq i-1)$ 进行预测, 由此得到标签到达与读取模型, 见图 1。DFSA 算法中, 当 $v_{i+1} = r_i$ 时, 读取效率最高, 为 0.368^[1]。在动态环境中, 如果不预测标签到达率 λ_i , 则无法满足 $v_{i+1} = r_i$ 这一要求, 从而无法达到 DFSA 算法的最高效率。 λ_i 动态变化, 对标签到达率动态自适应的在线预测就成为提高防碰撞算法识别效率的关键之一。

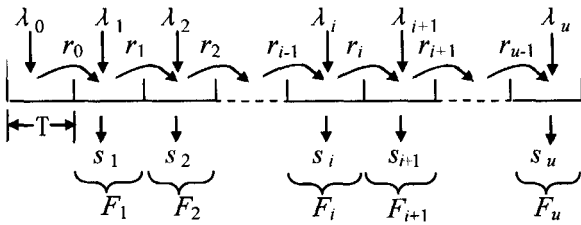


图1 标签持续到达与读取过程基本模型

3 标签到达率灰色预测模型

系统科学中, 黑色表示信息未知, 白色表示信息已知, 灰色介于黑色与白色之间。1982年, 邓聚龙提出了灰色系统理论, 通过分析处理已知信息, 揭示事物发展规律, 利用规律对事物进行预测^[14], 例如孙韩林将灰色理论应用于网络流量预测^[13]。帧 F_i 内到达率 $\lambda_i (0 \leq \lambda_i < 1)$ 构成了测量值序列, λ_i 在一定幅值范围和一定时间内随机变化, 其影响因素不完全明确或无法量化, 因而可以将到达率看作一个灰数, 用灰色理论分析。

本文提出标签到达率预测算法 DSA-RMGM。为说明该算法, 本节对标签到达率 RMGM 模型进行定义^[16]。帧 F_1 到当前帧 F_n 的到达率 $\lambda_i (1 \leq i \leq n)$ 组成原始序列 $\lambda^{(0)} = \{\lambda^{(0)}(1), \lambda^{(0)}(2), \dots, \lambda^{(0)}(n)\}$, 其中 $\lambda^{(0)}(i) = \lambda_i$, 即灰色预测模型序列, 由该序列预测 $\lambda^{(0)}(n+1)$, 其序列长度 n 称为建模长度。灰色 GM 模型用微分方程来模拟准指数序列, 可用来预测序列未来的发展变化。

首先, 将原始的灰色预测模型序列进行累加得到准指数规律序列。累加后得到累加序列 $\lambda^{(1)}$:

$$\lambda^{(1)} = \{\lambda^{(1)}(1), \lambda^{(1)}(2), \dots, \lambda^{(1)}(n)\} \quad (1)$$

其中, $\lambda^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k \lambda^{(0)}(i) (k=1, \dots, n)$ 。

其次, 用指数曲线拟合 $\lambda^{(1)}$, 若该曲线满足:

$$\frac{d\lambda^{(1)}}{dt} + \eta\lambda^{(1)} = \xi \quad (2)$$

则其解为:

$$\lambda^{(1)}(t) = [\lambda^{(1)}(1) - \frac{\xi}{\eta}]e^{-\eta t} + \frac{\xi}{\eta} \quad (3)$$

由于 $\lambda^{(1)}$ 为离散的, 因此采用 $\lambda^{(0)}$ 替代 $\frac{d\lambda^{(1)}}{dt}$, $a^{(1)}$ 替代 $\lambda^{(1)}$, $a^{(1)} = \{a^{(1)}(2), a^{(1)}(3), \dots, a^{(1)}(n)\}$ 为 $\lambda^{(1)}$ 的紧邻值序列, 其中:

$$a^{(1)}(k) = \frac{1}{2}(\lambda^{(1)}(k) + \lambda^{(1)}(k-1)) (k=2, \dots, n) \quad (4)$$

故式(2)可表示为:

$$\lambda^{(0)}(k) + \eta\lambda^{(1)}(k) = \xi \quad (5)$$

该方程称为灰色微分方程, 其中 $\Phi = (\eta, \xi)^T$ 为参数向量, $-\eta$ 为发展系数, ξ 为灰色作用量, 式(5)解为:

$$\bar{\lambda}^{(1)}(k+1) = (\lambda^{(0)}(1) - \frac{\xi}{\eta})e^{-\eta k} + \frac{\xi}{\eta} \quad (6)$$

可用最小二乘法来最佳拟合曲线和累加序列, 以得到该参数向量:

$$\Phi = (U^T U)^{-1} U^T V \quad (7)$$

$$\text{其中, } U = \begin{bmatrix} \lambda^{(0)}(2) \\ \lambda^{(0)}(3) \\ \dots \\ \lambda^{(0)}(n) \end{bmatrix}, V = \begin{bmatrix} -a^{(1)}(2) & 1 \\ -a^{(1)}(3) & 1 \\ \dots & \dots \\ -a^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}.$$

基于式(6), 通过累减得到模拟值:

$$\begin{aligned} \bar{\lambda}^{(0)}(k+1) &= \bar{\lambda}^{(1)}(k+1) - \bar{\lambda}^{(1)}(k) \\ &= (1-e^\eta)(\lambda^{(0)}(1) - \frac{\xi}{\eta})e^{-\eta k} + \frac{\xi}{\eta}, k=1, \dots, n \end{aligned} \quad (8)$$

然后, 为提高模型精度, 在 GM 模型基础上, 建立灰色残差模型 RGM。设 $\epsilon^{(0)} = \{\epsilon^{(0)}(1), \epsilon^{(0)}(2), \dots, \epsilon^{(0)}(n)\}$, 其中 $\epsilon^{(0)}(k) = \lambda^{(1)}(k) - \bar{\lambda}^{(1)}(k)$ 为 $\lambda^{(1)}$ 的残差序列, 若存在 k_0 满足 $\forall k \geq k_0, \epsilon^{(0)}(k)$ 符号一致, $n - k_0 \geq 4$, 称 $\{|\epsilon^{(0)}(k_0)|, |\epsilon^{(0)}(k_0+1)|, \dots, |\epsilon^{(0)}(n)|\}$ 为可建模的残差尾段序列。类似式(8)的推导过程, 由该序列可得到残差尾段模拟值序列: $\bar{\epsilon}^{(0)} = \{\bar{\epsilon}^{(0)}(k_0), \bar{\epsilon}^{(0)}(k_0+1), \dots, \bar{\epsilon}^{(0)}(n)\}$, 其中(式中 η 和 ξ 类似于上式 η 和 ξ):

$$\begin{aligned} \bar{\epsilon}^{(0)}(k+1) &= (-\eta_k)[\epsilon^{(0)}(k_0) - \frac{\xi_k}{\eta_k}] \exp[-\eta_k(k-k_0)], \\ &k \geq k_0 \end{aligned} \quad (9)$$

则修正后的到达率模拟值($k < n$)和预测值($k \geq n$):

$$\begin{aligned} \bar{\lambda}^{(0)}(k+1) &= \\ &\begin{cases} (1-e^\eta)(\lambda^{(0)}(1) - \frac{\xi}{\eta})e^{-\eta k}, & k < k_0 \\ (1-e^\eta)(\lambda^{(0)}(1) - \frac{\xi}{\eta})e^{-\eta k} \pm \bar{\epsilon}^{(0)}(k+1), & k \geq k_0 \end{cases} \end{aligned} \quad (10)$$

预测值 $\bar{\lambda}^{(0)}(k+1)$ 记为 $\bar{\lambda}_{k+1}$ 。

当前平均值:

$$av(i, j) = (\sum_{k=i}^j \lambda_k) / (j-i+1) \quad (11)$$

最后, 基于 RGM 模型构造 RMGM 模型。由于数据序列具有局部相关性, 且序列中数据离当前时刻越近, 越能反映未来 RFID 标签到达率变化, 序列中数据离当前时刻越远, 越不

能反映未来标签到达率变化。新陈代谢模型基于该思想,在模型序列中增加当前时刻数据,去掉离当前时刻远的数据,来提高预测准确性,具有这样特性的 RGM 模型就是 RMGM 模型。

为方便后面算法的研究,给出两个定义。

定义 1 相邻帧间到达率相对波动幅度表示为:

$$B_i = \frac{|\lambda_i - \lambda_{i-1}|}{\lambda_{i-1}} \times 100\% \quad (12)$$

定义 2 平均相对波动幅度表示为:

$$\bar{B} = \frac{\sum_{i=1}^n B_i}{n} \quad (13)$$

4 标签动态自适应灰色预测算法 DSA-RMGM

我们在灰色模型预测实验研究中发现:灰色预测模型序列的建模长度越长,预测值变化惯性越强,跟踪测量值变化速度会减小,预测值的波动性减少。当在测量值非反向突变时,预测准确性增加,但在测量值反向突变时,预测准确性反而降低。建模长度越短,预测值的变化惯性越弱,跟踪测量值变化速度增加,预测值的波动性增加,能够快速跟踪数据反向变化。在反向突变数据环境下,预测的准确性增加,但在非反向突变数据环境下,由于预测值变化无法同步跟踪测量值变化,因此预测的准确性降低。而标签到达率会有上升、下降、反向、正向以及周期性变化,这些变化会影响预测准确性。为了提高预测准确性,建模长度需要动态调整,提出根据数据序列变化实时计算建模长度的预测算法 DSA-RMGM。

建模序列的建模长度对于预测准确性有较大影响^[14],建模长度小于序列周期时,预测精度较好,建模长度与周期接近时,预测精度比较低。若 EPC 帧时长小于 495ms^[2],则 1s 内平均可以识别完 2 个左右帧,根据 RFID 应用系统标签到达情况,标签到达率变化周期处于 30~50 帧较为合理,为了稳妥起见,选择建模序列的最大建模长度为 12。用灰色模型预测时,要求模型序列的建模长度需大于或等于 4^[12]。

基于上述分析,算法 DSA-RMGM 过程如下:

第 1 步 用于预测的初始模型序列的建模长度设置为 $n_1 = 12$,且取 $k=1$ 。

第 2 步 构造用于预测的新模型序列。当前模型长度为 n_k ,该模型序列 $D_k^{(0)} = \{D_k^{(0)}(i) \mid D_k^{(0)}(i) = \lambda_j, i \in [1, n_k], j \in [k - n_k + 12, k + 11]\}$,基于知识规则来推理得到新模型序列 $D_{k+1}^{(0)}$ 的建模长度 n_{k+1} 。

规则 1 如果 $\text{sign}(D_k^{(0)}(n_k) - D_k^{(0)}(n_k - 1)) = \text{sign}(D_k^{(0)}(n_k - 1) - D_k^{(0)}(n_k - 2))$ 且 $\text{sign}(D_k^{(0)}(n_k) - D_k^{(0)}(n_k - 1)) = -\text{sign}(D_k^{(0)}(n_k - 2) - D_k^{(0)}(n_k - 3))$ 且 $|D_k^{(0)}(n_k) - D_k^{(0)}(n_k - 1)| \geq \alpha v(k - n_k + 12, k + 11)/3$,则 $n_{k+1} = 4$,其中 $\text{sign}()$ 为符号函数。

规则 2 如果 $\text{sign}(D_k^{(0)}(n_k) - D_k^{(0)}(n_k - 1)) = -\text{sign}(D_k^{(0)}(n_k - 1) - D_k^{(0)}(n_k - 2))$ 且 $|D_k^{(0)}(n_k) - D_k^{(0)}(n_k - 1)| \geq \alpha v(k - n_k + 12, k + 11)$,则 $n_{k+1} = 4$ 。

规则 3 如果 $n_k = 4$ 且 $\text{sign}(D_k^{(0)}(n_k) - D_k^{(0)}(n_k - 1)) = -\text{sign}(D_k^{(0)}(n_k - 1) - D_k^{(0)}(n_k - 2))$,则 $n_{k+1} = 12$ 。

第 3 步 基于模型序列 $D_{k+1}^{(0)}$ 预测标签到达率。用式(1)计算得到累加序列 $D_{k+1}^{(1)}$;用式(4)得到 $D_{k+1}^{(1)}$ 的紧邻值序列 $A_{k+1}^{(1)}$;用式(7)计算得到参数 Φ_{k+1} ;用式(8)计算得到 $D_{k+1}^{(0)}$ 的模拟值序列;用式(9)计算 $D_{k+1}^{(1)}$ 的残差模拟值序列 $\epsilon_{k+1}^{(0)}$;进而用式(10)预测帧 F_m ($m=k+13$) 内标签到达率 λ_m 。

第 4 步 阅读器在帧 F_m 结束后,统计帧 F_m 内成功时隙数 s_{ms} 和碰撞时隙数 s_{mc} ,设置帧 F_{m+1} 帧长^[1]:

$$v_{m+1} = \lambda_m \times v_m + 2.39 \times s_{mc} \quad (14)$$

第 5 步 阅读器统计帧 F_{m+1} 内成功时隙数和碰撞时隙数分别为 $s_{m+1,s}$ 和 $s_{m+1,c}$ 。

第 6 步 计算帧 F_m 内标签到达率 λ_m :

$$\lambda_m = \frac{s_{m+1,s} - s_{m,s} + 2.39 \times (s_{m+1,c} - s_{m,c})}{v_m} \quad (15)$$

$k=k+1$,转第 2 步。

预测过程自适应调整参数 Φ 和建模长度 L ,随着识别过程的进行,测量值 λ_i 不断波动产生,预测算法能够不断预测到达率,算法复杂性为 $O(6n+6)$ 。

5 仿真及分析

5.1 标签到达过程 NHPP 模型

很多研究工作用到达率为常数的平稳泊松过程来描述到达过程,但到达率可能随着时间变化。为了表示 RFID 标签到达率随着时间变化,本文提出一种更通用的非平稳泊松过程 NHPP (Non-Homogeneous Poisson Processes)^[17] 来对标签到达过程进行建模,这更符合实际情况。

DFSA 算法读取效率一般为 0.368,通过优化后,效率可达到 0.46^[1]。标签是 RFID 排队系统顾客,阅读器是排队系统中的服务器,阅读器识别效率是服务率,依排队理论^[18],标签到达率不能超过 0.46。本文中用余弦函数表示到达率变化,其具有表达简洁和计算复杂性低等特点,非常逼近正态分布密度,而正态分布在现实和统计中是非常流行的到达率模式。为模拟实际应用中标签到达率的上升和下降以及周期性变化,将非平稳泊松过程标签到达率强度函数表示为^[19]:

$$\lambda(t) = 0.25 + 0.2 \cos(0.01t) \quad (16)$$

$0.05 \leq \lambda(t) \leq 0.45$ 满足了 RFID 标签到达率要求。基于该强度函数得到非平稳泊松过程, MATLAB 仿真曲线见图 2,由图可以看到到达标签数增加呈现明显的周期性变化。以帧长 100 统计标签到达率,共采集 80 个帧到达率 λ_i ($1 \leq i \leq 80$),见图 3 测量值曲线,该图中到达率呈上升、下降、周期和波动性变化。由式(12)和式(13)计算的数据平均相对波动幅度达 43.78%,波动性相当大,因而本文选择的是一种极端数据环境,但实际标签到达率波动性可能小于该波动幅度,基于实际标签到达率,本算法预测准确性可能比实验结果更佳。

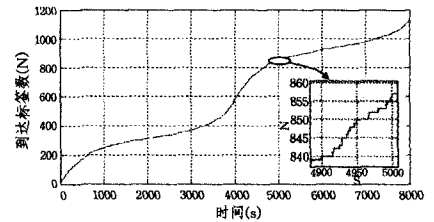


图 2 标签到达非平稳泊松过程

5.2 对比实验验证 DSA-RMGM 预测效果

为验证预测算法准确性,使用两种固定建模长度的新陈代谢模型预测法(用 RMGM I 和 RMGM II 表示)、指数平滑预测法和 DSA-RMGM 对上述 80 个数据进行预测。为清晰显示 4 种预测算法对比效果,将预测结果放在 4 个图中,如图 3 所示。

图 3(a)为采用固定建模长度 $L=4$ 的传统 RMGM 算法(即 RMGM I)的预测效果。由于建模长度较小,跟踪到达率

波动能力较强,但预测值无法同步跟踪测量值,故预测误差较大,优点是能够快速跟踪数据反向变化(帧 40 附近)。

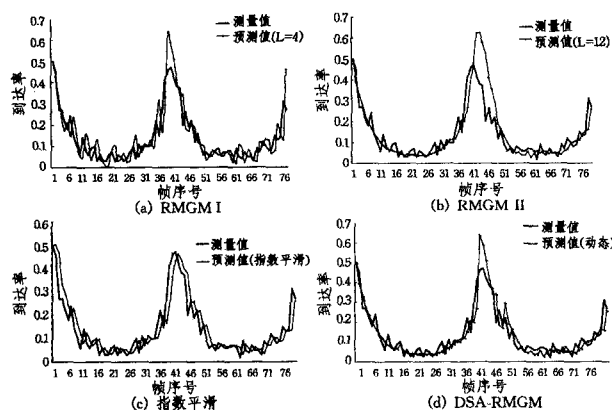


图 3 4 种预测方法准确性对比曲线

图 3(b)为采用固定建模长度 $L=12$ 的传统 RMGM 算法(即 RMGM II)的预测效果。建模长度较大,跟踪波动能力弱,预测数据惯性大。帧序号为 1—40 和 40—80 的预测值处于波动值中间,预测误差小,在非反向波动时预测误差相对较小,但数据反向变化时,跟踪速度慢(帧 41 右),预测误差大。

图 3(c)为具有在线预测能力的指数平滑法预测效果。其跟踪能力较强,但在随机到达条件下无法做到同步跟踪。当标签到达率相对波动幅度大时,无论非反向变化还是反向变化,预测误差均较大,在 4 种预测方法中平均预测误差最大。

图 3(d)为第 4 节所提出的预测算法 DSA-RMGM 的预测结果。它采用动态自适应设定建模长度,在非数据反向变化时,采用较长的建模长度 $L=12$,预测值变化平稳;当数据反向变化趋势时,采用较短建模长度 $L=4$,跟踪变化速度快。故在非数据反向变化和反向变化时,预测误差均较小。当数据反向变化时,本算法预测性能表现见表 1。由表可见,算法成功判断到反向数据变化帧为 40—46,除所列帧建模长度 $L=4$ 外,其余建模长度均为 $L=12$,可见 $L=4$ 时平均预测准确性反而比 $L=12$ 高,而不是相反。

表 1 动态自适应预测效果

帧序号	测量值	$L=4$ 预测值	$L=12$ 预测值
15	0.1000	0.0885	0.0547
40	0.4600	0.6370	0.3879
41	0.4700	0.5899	0.4780
42	0.4200	0.5089	0.6220
43	0.3800	0.4122	0.6248
44	0.3700	0.3405	0.5802
45	0.2000	0.3419	0.5267
46	0.2600	0.1839	0.4079
47	0.1900	0.3545	0.1711
54	0.0500	0.0539	0.0633
67	0.0500	0.0796	0.0535
平均	0.2683	0.3264	0.3609

综上所述,本文提出的算法(见图 3(d))具有前面 3 种预测方法(见图 3(a)~(c))的优点,同时克服了它们的不足。无论何种数据变化趋势,DSA-RMGM 均有相对高的预测准确性。

将所提出的标签到达率预测算法应用于动态环境下支持 EPC 标准的标签防碰撞过程。实验表明,该算法实现了动态环境下的标签数与帧长匹配,因此标签识别效率与静态环境下的识别效率接近。

结束语 本文研究了标签到达率的预测问题,建立标签持续到达与读取过程基本模型,为研究动态标签防碰撞算法提供了基础。提出了预测数据变化惯性趋势和预测跟踪速度概念,在此基础上,研究快速识别标签到达率反向突变的知识规则,得到有效的动态调整建模长度策略。由此设计了适应到达率变化的动态自适应预测算法 DSA-RMGM,克服了传统固定长度灰色预测模型在动态变化数据时预测准确性下降的问题。在仿真实验中,用 NHPP 来模拟各种标签到达率变化情况,实验表明 DSA-RMGM 算法的在线预测性能优于其它同类预测算法。该算法具有计算复杂性低、数据量少、动态自适应数据变化、预测准确性高等特点。

参考文献

- [1] Klair D K, Chin K-W, Raad R. A Survey and Tutorial of RFID Anti-Collision Protocols[J]. IEEE Communication Survey & Tutorial, 2010, 12(3): 400-421
- [2] 侯周国,何怡刚,李兵. 基于马尔科夫链的射频识别防碰撞测试[J]. 物理学报, 2011, 60(2): 1-9
- [3] 王中祥,王俊宇,刘丹. BIS: 一种降低空时隙开销的 RFID 防碰撞算法[J]. 通信学报, 2009, 30(9): 1-6
- [4] Eom J-B, Lee T-J. Accurate Tag Estimation for Dynamic Framed-Slotted ALOHA in RFID Systems[J]. IEEE communications letters, 2010, 14(1): 60-62
- [5] 吴海峰,曾玉. RFID 动态帧时隙 ALOHA 防冲突中的标签估计和帧长确定[J]. 自动化学报, 2010, 36(4): 620-624
- [6] 王必胜,张其善. 可并行识别的超高频 RFID 系统防碰撞性能研究[J]. 通信学报, 2009, 30(6): 108-113
- [7] Jia Xiao-lin, Feng Quan-yuan. An Efficient Anti-Collision Protocol for RFID Tag Identification[J]. IEEE Communications Letters, 2010, 14(11): 1014-1016
- [8] 陈毅红,冯全源. 物联网中标签持续到达的 RFID 防碰撞算法[J]. 计算机集成制造系统, 2012(9): 2076-2083
- [9] 王永利,周景华,徐宏炳,等. 时间序列数据流的自适应预测[J]. 自动化学报, 2007, 33(2): 197-201
- [10] 刘仁涛,付强,冯艳,等. 基于 RAGA 的灰色 BP 神经网络预测模型及其对三江平原地下水埋深的动态预测[J]. 系统工程理论与实践, 2008, 28(5): 171-176
- [11] 王晓敏,熊伟. 基于改进灰色预测模型的动态顾客需求分析[J]. 系统工程理论与实践, 2010, 30(8): 1380-1388
- [12] 郝永红,黄登宇,张文忠,等. 山西神头泉流量的灰色预测模型研究[J]. 水利学报, 2004, 2: 111-114
- [13] 戴守峰,周宁,任勇强,等. 基于灰色系统理论 GM(1,1) 预测的易变质商品最优补货模型[J]. 系统工程理论与实践, 2008, 28(7): 93-99
- [14] 邓聚龙. 灰色系统理论教程[M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1990
- [15] 孙韩林,金跃辉,崔毅东. 粗粒度网络流量的灰色模型预测[J]. 北京邮电大学学报, 2010, 33(1): 7-11
- [16] 刘思峰,党耀国,方志耕,谢乃明. 灰色系统理论及其应用(第五版)[M]. 北京: 科学出版社, 2010
- [17] Wang Xiao-yan. Nonhomogeneous Poisson Process with Periodic Intensity Function[J]. Journal of Lanzhou Polytechnic College, 2010, 17(3): 4-7
- [18] 田乃硕,徐秀丽,马占友. 离散时间排队论[M]. 北京: 科学出版社, 2008
- [19] Garrido J, Lu Y. On double periodic non-homogeneous Poisson processes[J]. Bulletin of the Association of Swiss Actuaries, 2004(2): 195-212