

多天线 UHF RFID 标签阅读器的多标签识别优化算法^①仲元昌^{②*} 刘春伟* 丁 璇** 王 旭**

(* 重庆大学通信工程学院/通信与测控中心 重庆 400044)

(** 重庆大学机械工程学院 重庆 400044)

摘 要 针对现有的超高频(UHF)射频识别(RFID)标签阅读器使用单个天线,难以保证多标签识别可靠性的问题,提出了一种通过增加天线个数,以增强覆盖效果、减少识别盲区、增强多标签识别可靠性的 RFID 多天线识别模式,并利用遗传算法对识别过程中启用天线的个数进行优化,通过合理处理选择、交叉、变异遗传算子以提高 RFID 阅读器多标签识别的可靠性。实验结果表明:增加天线个数可以增强覆盖效果、减少识别盲区;基于遗传算法的识别优化算法具有良好的搜索性和收敛性,提高了系统识别的可靠性。该研究为复杂环境下应用超高频 RFID 技术提供了新思路。

关键词 射频识别(RFID),超高频(UHF),多标签,多天线,遗传算法,可靠性

0 引言

射频识别(radio frequency identification, RFID)技术是一种非接触式的自动识别技术,通过射频信号自动完成对贴有电子标签的目标对象的识别,获取数据并进行相关处理^[1]。RFID 技术正处在快速发展与广泛应用的时期,工作在超高频(UHF)频段的 RFID 系统被一些大型汽车制造企业应用在生产线上,对整车及零部件的生产进行质量监控和流程管理,以有效改善生产线的制造工艺、提高生产效率、改进生产方式、节约成本^[2,3]。然而,在复杂的汽车生产环境中,由于电磁波干扰、环境条件变化等因素的影响,会出现某个或多个标签无法被识别到的现象,从而导致部分零部件无法被检测到,严重影响了 RFID 技术在生产线上的推广应用。为此 Chaves^[4]等人引入了参考标签的概念,提出了在阅读区域合理部署多个参考标签,并根据这些参考标签的识别情况来估计识别的可靠性的方法。如果不是所有的参考标签被识别,则表明识别过程中出现了不可靠性因素,整个识别结果不可靠,需重新进行识别,即以重复识别的方式来提高 RFID 系统的可靠性。通常,如果某个标签处于阅读盲区,该标签则无法被阅读器识别并进行通信,体现出了这种基于参考标签

的重复识别方式的局限性。为了消除由于阅读盲区而导致标签无法被识别的局限性,必须设法改变识别的物理环境。为了改变识别的物理环境,可通过在不同位置合理地部署多个阅读器,尽量减少阅读盲区,但考虑到成本和方便部署,本文提出了增加阅读器天线个数的多天线模式,并采用遗传算法对多个阅读器进行优化处理,以提高系统多标签识别的可靠性^[5-7]。

1 多天线标签识别模型

设标签阅读器具有 n 个天线,对电子标签进行同时识别时,每个标签能否被识别是相互独立的。为了便于分析,以两个天线为例,分别对电子标签进行识别。由于分别进行识别,所以不存在阅读器多天线引发的频率干扰问题^[8-10]。两个天线的识别示意图如图 1 所示。

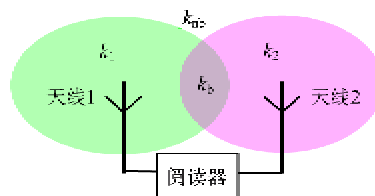


图 1 两个天线的识别示意图

① 863 计划(2006AA04A123),科技部科学技术创新基金(10C26215113031)和重庆市科技攻关计划(CSTC.2010AC3110)资助项目。

② 男,1968 年,博士,教授;研究方向:RFID 技术及应用;联系人,E-mail: zyc@equ.edu.cn
(收稿日期:2011-05-10)

图 1 中, 天线 1 能识别到的标签的个数为 k_1 , 天线 2 能识别到的标签的个数为 k_2 , 两个天线均能识别到的标签的个数为 k_b , 两个天线均未识别到的标签的个数为 k_{nb} 。令

$$k = k_1 + k_2 \quad (1)$$

式中 k 表示两个天线识别模式下阅读器能完全识别的标签的个数。则当启动 i 个天线时有

$$k = k_1 + k_2 + k_3 + \cdots + k_i \quad (2)$$

在多天线 RFID 阅读器对多个电子标签进行识别的系统中, 将天线和标签作为两个不同的载体。给定 m 个标签和 n 个天线, 则标签向量和天线向量分别为 M 和 N , 式为

$$M = (M_1, M_2, M_3 \cdots M_m) \quad (3)$$

$$N = (N_1, N_2, N_3 \cdots N_n) \quad (4)$$

标签和天线之间的价值向量为

$$V = (v_{ij}) \quad i \in \{1, 2, \cdots, m\}, j \in \{1, 2, \cdots, n\} \quad (5)$$

式(5)中, v_{ij} 是标签 i 与天线 j 之间的价值, 反映标签 i 与天线 j 距离的远近, 其值为所有标签与天线间的最大距离与标签 i 与天线 j 之间距离的比值。为了表示标签的归属, 用 $m \times n$ 矩阵来表示标签与天线之间的关系, $x_{ij} = 1$ 表示标签 i 被天线 j 识别; $x_{ij} = 0$ 表示标签 i 不能被天线 j 识别。在计算出所有标签与天线的距离后, 再求最大距离与所有距离的比值, 然后对所得比值进行比较, 由此可建立标签分配模型:

$$\max(\sum_i^m \sum_j^n v_{ij} x_{ij}) \quad (6)$$

约束条件为

$$\begin{cases} i \in \{1, 2, 3, \cdots, m\} \\ j \in \{1, 2, 3, \cdots, n\} \\ x_{ij} \in \{0, 1\} \end{cases} \quad (7)$$

式中:

$$v_{ij} = \frac{\max(L_{ij})}{L_{ij}} \quad (8)$$

式中 L_{ij} 表示标签与天线间的距离。

2 多天线多标签分配的遗传识别算法

2.1 目标函数

在多标签的任务规划中, 标签与天线的识别距离为 L_{ij} , 识别过程中标签之间会存在碰撞, 假定将碰撞转为标签的修正距离为 L_{ob} , 则天线对标签的识别满意度定义为

$$P_{ij} = \frac{1}{L_{ij} + \sum L_{ob}} \quad (9)$$

由此建立目标函数为

$$\begin{cases} W = \max\{M_i(\sum P_{ij})\} \\ S = \min |R(N)| \end{cases} \quad (10)$$

式中, $\max\{M_i(\sum P_{ij})\}$ 表示识别标签的满意度最大, $\min |R(N)|$ 表示开启天线的数目最少。

2.2 编码形式与适应度函数

(1) 编码形式。根据遗传算法的特点, 采用二进制编码方式将上述多天线规划问题的解空间映射成基因位。多天线 RFID 阅读器识别多标签的问题用识别矩阵 $X(m \times n)$ 表示的基础上, 用二进制字符串表示一种天线开启或关闭方案, 比如用字符串“11001”表示 5 个天线各自的开/闭状态。其中 $x_{ij} = 1$ 表示阅读器能完全识别标签, $x_{ij} = 0$ 表示阅读器不能识别标签。5 个天线、8 个标签的识别矩阵为

$$X(5 \times 8) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

(2) 初始种群。遗传算法是针对群体操作, 在进化开始时必须有一个若干初始解所组成的初始群体, 初始群体中的个体一般是随机产生, 在解空间中均匀采样, 随机生成一定数目的个体, 从中选出较好的个体构成初始种群^[11,12]。

(3) 适应度函数。适应度是遗传算法中用来度量群体中各个个体在优化计算中有助于找到最优解的优良程度, 遗传算法根据适应度来决定个体在种群中的去留, 它是遗传算法收敛性和稳定性的重要因素。度量个体适应度的函数为适应度函数。根据编码情况, 定义多天线 RFID 识别多标签问题的识别函数为

$$f(x) = \sum_{j=1}^n k_j(x) + \sum_{j=1}^n k_{nbj}(x) + \sum_{i=1}^m k_{bij}(x) \quad (12)$$

式中, $k_j(x)$ 为目标函数, $k_{bj}(x)$ 为多个天线 j 均能对标签 i 识别的惩罚函数, $k_{nbj}(x)$ 表示超出约束条件, 对标签 i 不能识别的惩罚函数, 式为

$$k_j(x) = \sum_{i=1}^m L_{ij} p_{ij} \quad (13)$$

$$k_{ij}(x) = \begin{cases} \beta(1 - \sum_{i=1}^m P_{ij})L_{ij} & \sum_{i=1}^m P_{ij} \leq 1 \\ 0 & \sum_{i=1}^m P_{ij} > 1 \end{cases} \quad (14)$$

$$k_{nbj}(x) = \begin{cases} \alpha(\sum_{i=1}^m v_{ij}x_{ij} - \sum_{i=1}^m L_{ij}P_{ij}) & \sum_{i=1}^m v_{ij}x_{ij} - \sum_{i=1}^m L_{ij}P_{ij} > 0 \\ 0 & \sum_{i=1}^m v_{ij}x_{ij} - \sum_{i=1}^m L_{ij}P_{ij} < 0 \end{cases} \quad (15)$$

式(14)、(15)中, α 和 β 为大于零的权系数, 且 $\alpha + \beta = 1$, 此处取 $\alpha = 0.8$, $\beta = 0.2$ 。

综上所述, 建立适应度函数为

$$F(y) = f(x) + \gamma W + (1 - \gamma)(20 - S) \quad (16)$$

式中 γ 为惩罚系数。 γ 的大小反映在适应度函数中对识别标签数和启动天线数的重视程度, γ 越大表示识别标签数的权重越大。这里 γ 取 0.6, 要求识别标签的个数尽可能地多, 同时启动天线的数目尽可能地少。通过惩罚函数可以将约束问题转换为无约束问题进行求解, 当个体不在可行解的范围内, 在计算适应度时, 处以惩罚函数, 可以降低适应度, 从而使不满足条件的几率降低。

2.3 遗传算子

根据标签的性质和上述编码特点, 采用基本的遗传算法, 由选择、交叉和变异三个算子构成。

(1) 选择。选择操作是建立在对个体适应度进行评价的基础上, 适应度较高的个体被遗传到下一代群体中的概率较大, 因而可以避免有效基因的丢失, 使高性能的个体得以较大概率的生存, 从而提高全局收敛性和计算效率^[13,14]。具体策略是: 采用正比于适应值的轮盘赌方式进行随机选择, 用折半搜索的方法有效地减少比较次数, 确保在对应的轮盘内找到种群的大小。

(2) 交叉。交叉是将两个父代个体的部分结构加以替换重组生成新的子个体, 提高遗传算法的搜索能力。遗传算法的收敛性主要取决于核心操作交叉算子的收敛性, 随着演化代数的增加, 模式内部的各基因将趋于独立, 并且只要组成模式的各基因存在, 该模式一定能被搜索到, 充分说明交叉算子能使群体分布扩充的特性。

交叉操作的设计要求既不能太多地破坏个体编码中表示优良性状的模式, 又能有效地产生一些较

好的新个体模式^[15-18]。由此提出一种基于覆盖概率的单点交叉策略: 首先, 统计识别矩阵中每个天线能识别的标签的个数并按从大到小的顺序排序; 然后, 对任意两组优化方案所对应的二进制字符串进行交叉操作, 其操作原则为: 当每一位的概率与该位所对应天线覆盖的标签数成反比时, 完成交叉操作即结束。

例如对个体 A 和个体 B 进行第三基因座进行交叉:

$$\begin{aligned} A: 101 \mid 10 &\rightarrow A': 101 \mid 01 \\ B: 010 \mid 01 &\rightarrow B': 010 \mid 10 \end{aligned} \quad (17)$$

交叉概率 P_c 越大, 群体中新结构引入越快, 已获得的优良基因结构丢失的速度也相应升高, 太低则可能导致搜索阻滞, 一般取 $P_c = 0.6 \sim 1.0$ 。这样, 既能尽可能地保留优良的基因片段, 又能产生新的个体, 促进种群进化。

(3) 变异。变异操作是模拟自然界生物体进化中染色体上某位基因发生的突变现象, 从而改变染色体的结构和物理性状。在遗传算法中, 变异算子是指将染色体编码串中的某些基因座上的基因值用该基因座的其他等位基因来替换, 从而形成新的个体^[19,20]。具体策略是: 拟对变异算子采用位点变异。先从群体中的个体编码串中随机挑选一个或多个基因座, 然后按照变异概率 P_m 进行变异, 即当前基因的取非。例如个体 A 在第三基因座发生变异:

$$A: 110 \mid 01 \rightarrow A': 110 \mid 11 \quad (18)$$

变异概率 P_m 太小, 可能使某些基因位过早丢失的信息无法恢复; P_m 太大则会导致遗传搜索变成随机搜索, P_m 一般在 0.005 ~ 0.01 间取值。

2.4 算法流程分析

算法流程如图 2 所示, 首先随机产生初始种群并进行适应度计算, 然后根据适应度进行优化准则

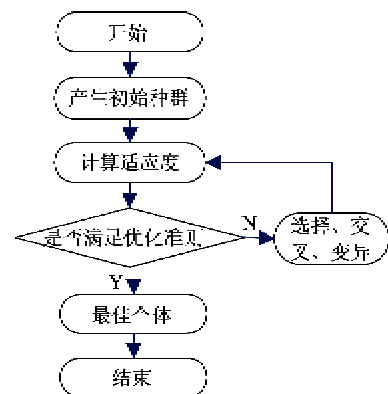


图 2 遗传算法的流程图

判断,满足条件则产生最优个体即最优解,否则将此种群进行选择、交叉、变异操作,直到满足条件为最佳个体为止。设定遗传算法的运行参数:初始种群为 50;迭代次数为 100; $P_c = 0.8$; $P_m = 0.01$ 。

3 仿真结果分析

3.1 遗传识别算法分析

参数设置:参与识别的标签的个数为 $M = 500$,可启用天线个数 $N = 20$ 。在该参数环境下,对 100 次识别的结果进行识别性能分析。

图 3 是系统通过遗传识别算法设计的优化控制方案所得到的识别到的标签的个数 m 与满意度 p 的关系曲线图。

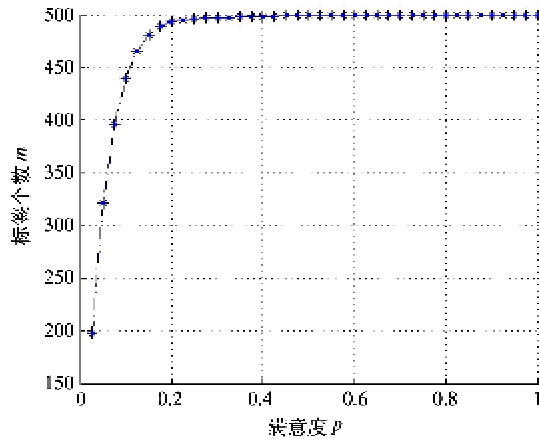


图 3 标签个数与满意度关系图

图 3 反映当满意度 p 值越大,即系统中不可靠性因素影响越小,则识别到的标签的个数 m 越接近实际参与识别的标签的个数 500,当满意度 p 大于 0.4 后,识别到的标签的个数已经很接近实际参与识别的标签的个数 500。

图 4 是启用天线的个数 n 与满意度 p 的关系曲线图。图 4 显示启用的天线个数是随着满意度 p 的增大而减少的,即系统中不可靠性因素影响越小,则实际启用天线的个数 n 越少。当满意度 p 小于 0.2 时,实际启用的天线个数为 20 个,即所有天线参与识别过程,而在满意度大于 0.2 时,可以认为曲线近似为线性曲线,即实际启用的天线个数 n 近似线性地随着满意度 p 增大而减少,可知当满意度 p 为 0.8 时,实际启用的天线个数仅为 5 个。特别地,由于多天遗传算法的作用,当满意度 p 为 1 时,实际启用的天线为 2 个,而由于受到实际部署的天线的个数

最多为 $N = 20$ 的限制,即使满意度 p 为 0,实际启用的天线也会为 20 个。

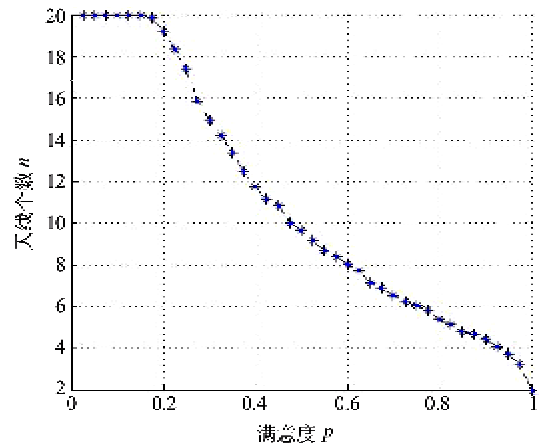


图 4 天线个数与满意度关系图

遗传算法中的选择、交叉和变异操作都带有一定的随机性而不是确定的精确规则。采用随机方法进行最优解搜索:选择体现了向最优解逼近的原则;交叉体现了最优解的产生原则;变异体现了最优解的覆盖原则。迭代次数与最佳个体适应度的关系曲线图如图 5 所示。

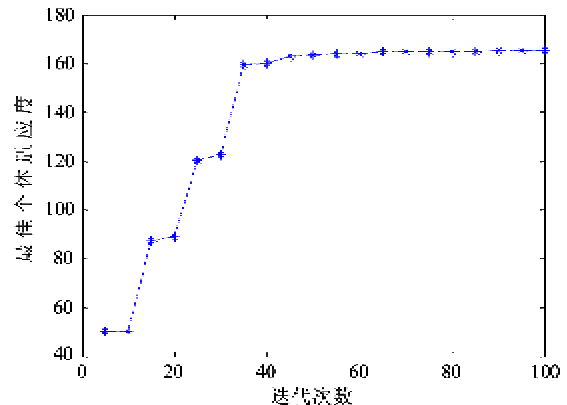


图 5 迭代次数与最佳个体适应度的关系图

图 5 中表示最佳个体的适应值随着迭代次数的增加逐渐趋近目标适应值,因此本遗传算法具有较强的寻优能力。

3.2 算法比较及分析

传统的优化控制方法主要有贪婪算法和递归算法,这两种算法在求解规模较小时有一定的实用性,当求解规模很大时,求解速度就会急剧下降;在解的质量上,递归算法在求解小规模问题时可以得到最优解,当规模较大时,无法得到最优解;贪婪算法虽然在求解大规模问题时可以得到最优解,但是解的

质量不高。在多标签识别的优化控制上不仅要求求解速度比传统算法有优势,同时要求求解质量也很高,因此提出了遗传识别算法。

为了验证遗传识别算法的先进性,将遗传识别算法与常用的贪婪算法和递归算法进行对比分析,得到图 6 和图 7 的分析结果。

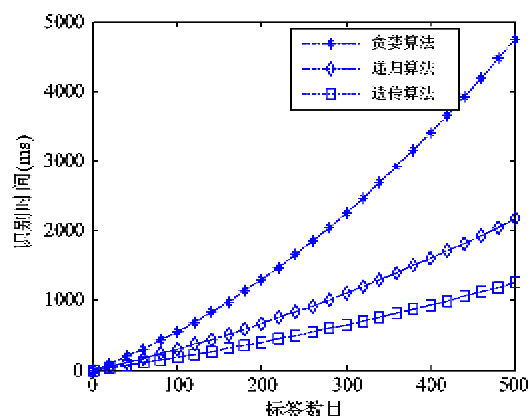


图 6 识别时间与标签数目关系图

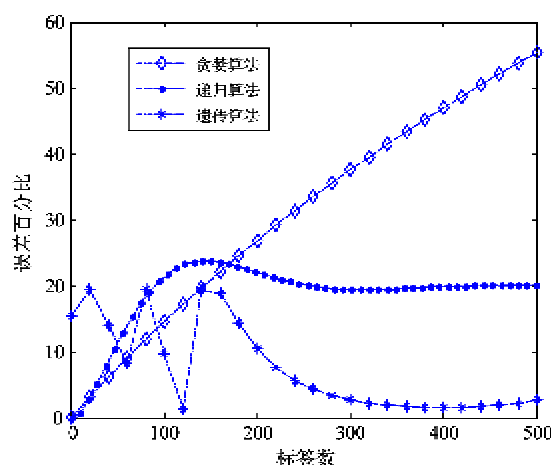


图 7 标签数与误差百分比关系图

图 6 是识别时间与标签数目的变化曲线,由图可以看出,在整个标签识别过程中,传统算法识别时间长,识别速度慢;遗传算法识别时间短,识别速度快。

图 7 是标签数目与误差百分比的变化曲线图,由图可以看出,传统的贪婪算法在标签数较少时能求出较优解,当标签数目增大时,误差急剧增大;递归算法在标签数较多时可以有效地降低估计误差,但标签数小时误差过大;而遗传算法随着标签数增多,误差百分比逐渐趋于稳定。

综上所述,遗传识别算法具有以下特点:(1)借鉴生物学中的染色体和基因的概念,模仿自然界生

物的遗传和进化机理,能够方便地应用遗传算子,而传统的优化算法往往直接处理价值本身;(2)直接以适应度作为搜索信息,无需导数等其他辅助信息,大大降低了算法的计算量;(3)使用多个点的搜索信息,具有隐含并行性,避免了传统算法易于陷入局部最优的缺点,同时也提升了算法的计算性能。

4 结 论

通过遗传识别算法对多天线的多标签识别模式的合理优化,提高了 UHF RFID 阅读器的可靠性,大大降低了识别系统中不可靠性因素带来的影响。遗传识别算法多天线优化控制方案,可以根据实际识别情况来控制启用天线的个数,达到提高识别速度的目的,并通过可靠识别率来对识别结果进行评估。理论分析与实验结果表明:遗传识别算法对提高多天线控制模式的阅读器多标签识别的可靠性的效果显著。基于多天线优化控制算法的多天线多标签识别模式,已在整车及零部件生产质量监控和流程管理中得到了成功的应用,提高了汽车生产的质量与效率。

参考文献

- [1] Bottani E, Bertolini M, Montanari R, et al. RFID-enabled business intelligence modules for supply chain optimisation. *International Journal of RF Technologies*, 2009, 1(4): 253-278
- [2] Angeles R. RFID technologies: supply-chain applications and implementation issues. *Information Systems Management*, 2005, 22(1): 51-65
- [3] 胡玉琦,李泉林. 基于 RFID 的汽车零件运输跟踪系统设计. *计算机工程与应用*, 2008, 44(33): 76-78
- [4] Chaves L W F, Buchmann E, Bohm K. Tagmark: reliable estimations of RFID tags for business processes. In: *Proceedings of the 14th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, Las Vegas, USA, 2008. 999-1007
- [5] Saygin C, Cha Kainan, Zawodniok M, et al. Interference mitigation and read rate improvement in RFID-based network-centric environments. *Sensor Review*, 2006, 26(4): 318-325
- [6] Choi B O, Kim C H, Kim D S. Manufacturing ultra-high-frequency radio frequency identification tag antennas by multilayer printings. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers*, 2010, 224(1): 149-156
- [7] Kim D Y, Yoon H G, Jang B J, et al. Effects of reader-to-

- reader interference on the UHF RFID interrogation range. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2009, 56 (7):2337-2346
- [8] Linda C, Wanba S F. An inside look at RFID technology. *Journal of Technology Management & Innovation*, 2007, 2(1): 114-128
- [9] 刘源, 邓维波, 许荣庆. 应用遗传算法进行阵列天线综合. *电子与信息学报*, 2004, 6(3):162-164
- [10] 杨帆, 张雪霞. 遗传算法在微带天线优化中的应用. *电子学报*, 2000, 28(9):91-95
- [11] Marcano D, Duran F. Synthesis of antenna arrays using genetic algorithms. *IEEE Antenna and Propagation Magazine*, 2001, 42(3):12-19
- [12] Weile D S, Michielssen E. Genetic algorithm optimization applied to electromagnetics; a review. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1997, 45(3):343-353
- [13] Boeringer D W, Werner D H. Particle swarm optimization versus genetic algorithms for phased array synthesis. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2004, 2(3):771-779
- [14] 从明煜, 王丽萍. 智能化遗传算法. *高技术通讯*, 2003, 13(4):43-48
- [15] 玄光男, 程润伟. 遗传算法与工程优化. 清华大学出版社, 2004. 1-88
- [16] Robinson J, Rahmat-Samii Y. Particle swarm optimization in Electromagnetics. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2004, 52(2):397-407
- [17] Johnson M, Rahmat S Y. Genetic algorithm in engineering electromagnetics. *IEEE Antenna and Propagation Magazine*, 1997, 39(4):7-21
- [18] 陈文俊, 黎滨洪, 谢涛. 遗传算法在优化设计宽频微带天线中的应用. *微波学报*, 2005, 21(4):34-36
- [19] Boeringer D W, Werner D H. Particle swarm optimization versus genetic algorithms for phased array synthesis. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2004, 2(3):771-779
- [20] Bottani E, Bertolini M, Montanari R, et al. RFID-enabled business intelligence modules for supply chain optimisation. *International Journal of RF Technologies*, 2009, 1(4):253-278

Optimization of multi-tag identification for UHF RFID multi-antenna tag readers

Zhong Yuanchang^{*}, Liu Chunwei^{*}, Ding Xuan^{**}, Wang Xu^{**}

(^{*} College of Communication Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044)

(^{**} College of Mechanical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044)

Abstract

This paper pays attention to the problem that it is difficult for existing UHF RFID (radio frequency identification) tag readers with a single antenna to assure their reliability in multi-tag identification, and proposes a RFID multi-antenna identification mode, which increases the number of antennas to increase the recovery and reduce the blind zone during identification, and finally to improve the reliability of multi-tag identification. This paper adopts the genetic algorithm (GA) to optimize the number of antennas during identification by using the operators of selection, crossover, and mutation for improving the reliability of multi-tag identification of a RFID reader. The experimental results show that the proposed RFID multi-antenna identification mode is effective in improving the recovery and reducing blind zone, and the identification optimizing algorithm based GA has the satisfied capability in searching and convergence, it can improve the reliability of system identification. This study provides a new idea for the application of the UHF RFID technology in complex environments.

Key words: RFID, UHF, multiple tags, multi-antenna, genetic algorithm, reliability analysis