

不确定环境下基于鲁棒粒子群优化的物流射频识别网络优化

李建军^{1,2†}, 黄有方², 吴华锋¹, 肖英杰¹

(1. 上海海事大学 商船学院, 上海 201306; 2. 上海海事大学 科学研究院, 上海 201306)

摘要: 针对电子标签位置不确定的物流射频识别(radio frequency identification, RFID)网络优化问题, 综合考虑覆盖率、负载平衡程度、成本, 建立了鲁棒优化模型. 为求解负载平衡程度, 采用基于Korobov点阵的蒙特卡洛方法. 为减少计算量, 提高算法寻优能力, 提出一种基于不对称时变S-形(Sigmoid)函数的鲁棒粒子群算法(PSO). 样本规模仅取部分较小整数、部分较大整数. 仅在算法迭代后期, 样本规模期望值大, 保证算法开发精度; 在较多迭代次数中, 样本规模期望值小, 加快算法探索速度. 仿真实验表明, 该方法具有较佳的搜索性能.

关键词: 射频识别; 网络优化; 不确定; 鲁棒; 粒子群优化

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

Logistics radio-frequency-identification network optimization based on robust particle-swarm-optimization under uncertain conditions

LI Jun-jun^{1,2†}, HUANG You-fang², WU Hua-feng¹, XIAO Ying-jie¹

(1. Merchant Marine College, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China;

2. Scientific Research Academy, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

Abstract: To deal with the logistics radio-frequency-identification (RFID) network optimization problem when the position of the electronic tag is uncertain, we build a robust optimization model in which the coverage rate, the load balance and the cost is considered. The Monte Carlo method based on Korobov Lattice is applied to calculate the load balance. A sort of robust particle swarm optimization (PSO) algorithm based on asymmetrical time-varying sigmoid function is put forward to reduce the computation complexity and enhance the searching ability. Only some small integers and large integers are employed for the sample size. In the anaphase of the algorithm, the expected value of sample size is large, thus the exploitation precision is ensured. In most other iterations, the expected value of sample size is small, thus the exploration speed is accelerated. Simulation results show that this method possesses better searching ability.

Key words: radio frequency identification (RFID); network optimization; uncertain; robust; particle swarm optimization (PSO)

1 引言(Introduction)

仓库、堆场等物流存储空间物品识别与管理, 是射频识别(radio frequency identification, RFID)的典型应用之一. 本文将物流存储空间中阅读器和电子标签构成的系统称为物流RFID网络. 在物流RFID网络中, 贴有电子标签的物品可能随机地放置着, 针对如何有效地布置阅读器, 使得RFID网络覆盖率更高、冲突更小、成本更低, 是RFID应用的一个关键问题. 目前一些研究者对确定情况下的RFID网络优化进行了建模研究^[1-2]. 比如E Di Giampaolo等^[1]综合考虑覆盖率、覆盖重合程度、总功率、网络成本, 建立了RFID网络优化模型; 刘快和纪志成^[2]建立了考虑覆盖率和负

载平衡性能的RFID网络优化模型.

近年来, 基于演化计算的智能优化算法已获得较大的发展, 常见的有遗传算法^[3]、粒子群优化算法^[1-2, 4-5]、蚁群算法^[6]、水滴算法^[7]等. 在RFID网络优化领域, Yahui Yang等^[3]基于遗传算法提出了一种RFID网络调度方法, 文献[1-2, 4-5]采用改进的粒子群算法求解RFID网络优化问题.

在实际情况下, 物流RFID网络中的物品可能只是放置在指定区域, 物品可能正放、反放, 而标签只是贴在物品的一面, 因此标签往往位于一定的不确定范围, 而不是一个精确的位置. 对于不确定情况下的传感器节点部署(与RFID网络优化问题相近), 文献[8]对于

收稿日期: 2013-05-12; 录用日期: 2013-10-16.

†通信作者. E-mail: lij@shmtu.edu.cn.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51279099); 上海市科学技术委员会基金资助项目(12ZR1412500); 上海市教委科研创新基金重点资助项目(13ZZ124); 上海市教育委员会和上海市教育发展基金会“曙光计划”基金资助项目(12SG40); 交通运输部应用基础研究资助项目(2013329810300).

节点位置不确定区域为圆形的情况,提出一种多项式算法.文献[9]研究了节点位置的不确定及其对目标定位和跟踪的影响,引入 K 次最大和最小Voronoi图的几何结构进行求解.文献[10-11]在传感器感知范围不确定的情况下,建立了概率感知模型.但目前对于标签位置不确定的RFID网络优化研究还很少.

对标签位于圆形不确定范围的情况,本文研究了RFID网络鲁棒优化.建立了鲁棒覆盖优化模型.对负载平衡问题,采用蒙特卡洛采样方法.为提高算法搜索速度,基于不对称时变Sigmoid函数,设计了一种样本规模变化规律.仅在算法迭代后期,样本规模期望值较大,较多迭代次数中的样本规模期望值较小,这样较好的兼顾了探索速度和开发精度.通过仿真案例计算,验证了本文提出的RFID网络鲁棒优化方法.

2 不确定情况下的物流RFID网络优化问题 (Logistics RFID network optimization problem under uncertain conditions)

在一个物流RFID网络所处区域,有 N_t 个电子标签,可提供阅读器的最大数量为 N_{\max} ,阅读器的读取范围为半径为 R_R 的圆^[2,4].第 i 个阅读器的坐标为 (x_S^i, y_S^i) ,第 j 个电子标签的坐标为 (x_O^j, y_O^j) .若现使用 N_R 个阅读器,令集合 $SN_R = \{1, 2, \dots, N_R\}$,集合 $SN_t = \{1, 2, \dots, N_t\}$.则第 i 个阅读器、第 j 个电子标签的距离为

$$d(s_i, o_j) = \sqrt{(x_S^i - x_O^j)^2 + (y_S^i - y_O^j)^2}. \quad (1)$$

2.1 覆盖率(Coverage rate)

假设标签位置的不确定范围为圆形,其半径为 R_T ,参考文献[10-11],第 i 个阅读器对第 j 个电子标签的识别能力为

$$\text{reader}_{ij} = \begin{cases} 0, & R_R + R_T \leq d(s_i, o_j), \\ 1, & d(s_i, o_j) \leq R_R - R_T, \\ e^{(-\lambda_1 \alpha_1^{\beta_1} \alpha_1^{\beta_2} + \lambda_2)}, & \text{其他,} \end{cases} \quad (2)$$

其中: $\alpha_1 = R_T - R_R + d(s_i, o_j)$, $\alpha_2 = R_T + R_R - d(s_i, o_j)$, λ_2 为干扰量, $\beta_1, \beta_2, \lambda_1$ 为感知概率的测量参数.

第 j 个电子标签的覆盖率用 c_O^j 表示:

$$c_O^j = 1 - \prod_{i \in SN_R} (1 - \text{reader}_{ij}). \quad (3)$$

为使不同规模实例的覆盖率大小范围相当,参考文献[2],将物流RFID网络的覆盖率表示为

$$f_1 = \frac{100}{N_t} \sum_{j \in SN_t} c_O^j. \quad (4)$$

2.2 负载平衡(Load balance)

对于负载平衡问题,若采用几何分析方法,较为复

杂;也较难像覆盖模型那样,建立近似的数学模型.因此本文采用蒙特卡洛采样方法.

令第 j 个电子标签位置不确定范围内第 k 个采样点为 $o_k^j(x_k^j, y_k^j)$,第 i 个阅读器能识别点 o_k^j ,用 $\text{reader}_{ij}^j = 1$ 表示,否则用 $\text{reader}_{ij}^j = 0$ 表示. $k = 1, 2, \dots, K$, K 为采样点个数,令集合 $SK = \{1, 2, \dots, K\}$.当 $R_R + R_T < d(s_i, o_j)$ 或 $R_R - R_T \geq d(s_i, o_j)$ 时,可直接由式(5)获得 reader_{ij}^j :

$$\text{reader}_{ij}^j = \begin{cases} 0, & R_R + R_T < d(s_i, o_j), \\ 1, & R_R - R_T \geq d(s_i, o_j). \end{cases} \quad (5)$$

当 $R_R - R_T < d(s_i, o_j) \leq R_R + R_T$ 时,可采用文献[12]同心图(concentric map)方法.

对于圆心位于坐标原点的单位圆,按同心图方法,将采样点的极坐标整理如下:

$$(r, \theta) = \begin{cases} (0, 0), & \text{如果 } \varepsilon_1 = \varepsilon_2 = 0, \\ (\varepsilon_1, \frac{\pi}{4} \cdot \frac{\varepsilon_2}{\varepsilon_1}), & \text{如果 } \varepsilon_1 > |\varepsilon_2|, \\ (\varepsilon_2, \frac{\pi}{4} (2 - \frac{\varepsilon_1}{\varepsilon_2})), & \text{如果 } -\varepsilon_2 < \varepsilon_1 \leq \varepsilon_2, \\ (-\varepsilon_1, \frac{\pi}{4} (4 + \frac{\varepsilon_2}{\varepsilon_1})), & \text{如果 } \varepsilon_1 \leq -\varepsilon_2, \varepsilon_1 < \varepsilon_2, \\ (-\varepsilon_2, \frac{\pi}{4} (6 - \frac{\varepsilon_1}{\varepsilon_2})), & \text{其他,} \end{cases} \quad (6)$$

其中 $\varepsilon_1, \varepsilon_2$ 为 $[-1, 1]$ 之间的任意实数.

采样点的笛卡尔坐标为

$$(x, y) = (r \cos \theta, r \sin \theta). \quad (7)$$

本文针对第 j 个电子标签,将上式调整为

$$(x, y) = (x_O^j + R_T r \cos \theta, y_O^j + R_T r \sin \theta), \quad (8)$$

但 $\varepsilon_1, \varepsilon_2$ 为区间 $[0, 1]$ 中的任意实数,这种随机取样法使得采样精度不高,本文采用一种低偏差采样—Korobov点阵(Korobov Lattice)^[13]来提高覆盖率的计算精度. Korobov点阵规则为 $P_n = \{ \frac{i}{n} (1, a \bmod n, \dots, a^{s-1} \bmod n) \bmod 1 : i = 0, \dots, n-1 \}$.为使采样点数 n 可以任意设置,取 $a = \lceil \sqrt{n} \rceil$.

若 $\sqrt{(x_S^i - x_k^j)^2 + (y_S^i - y_k^j)^2} \leq R$,则 $\text{reader}_{ij}^j = 1$,否则 $\text{reader}_{ij}^j = 0$.本文用 over_k^j 表示第 j 个电子标签位置不确定范围内第 k 个采样点被阅读的重叠程度:

$$\text{over}_k = \begin{cases} 0, & \sum_{i \in SN_R} \text{reader}_{ij}^j \leq 1, \\ \sum_{i \in SN_R} \text{reader}_{ij}^j - 1, & \sum_{i \in SN_R} \text{reader}_{ij}^j \geq 2. \end{cases} \quad (9)$$

参考文献[1-2],按各采样点计算的平均负载平衡程度

为

$$f_2 = \prod_{j \in S_{N_t}} \frac{1}{1 + \frac{1}{K} \sum_{k \in S_K} \text{over}_k^j} \quad (10)$$

2.3 成本(Cost)

使用阅读器数量是影响RFID网络成本的重要因素, 本文用式(11)描述物流RFID网络的成本^[1]:

$$f_3 = \frac{N_{\max} - N_R}{N_{\max}} \quad (11)$$

2.4 不确定情况下的物流 RFID 网络优化模型

(Logistics RFID network optimization model under uncertain conditions)

综合考虑物流RFID网络的覆盖率、负载平衡程度、成本, 建立物流RFID网络鲁棒优化模型, 目标函数为

$$\max f = \gamma_1 f_1 + \gamma_2 f_2 + \gamma_3 f_3, \quad (12)$$

其中 $\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3$ 为权重系数, $\gamma_1 + \gamma_2 + \gamma_3 = 1$.

要求使用的任一阅读器必须在物流RFID网络所处区域内. 令物流RFID网络所处区域为 A , 则可行域为

$$(x_S^i, y_S^i) \in A, \forall i \in \{1, 2, \dots, N_R\}. \quad (13)$$

约束条件为式(2)–(4)(9)–(11)(13).

3 基于不对称时变Sigmoid函数的鲁棒优化方法(Robust optimization method based on asymmetry time-varying sigmoid function)

在物流RFID网络优化中, 当 R_T 不是很小时, 负载平衡程度的求解需要较多的采样点计算, 因此这一部分的计算量较大. 为提高算法的搜索速度, 本文在文献[14]基于时变Sigmoid函数的鲁棒PSO算法(robust particle swarm optimization algorithm based on time-varying sigmoid function, RPSO_S)的基础上, 提出一种基于不对称时变Sigmoid函数的鲁棒优化方法, 来求解不确定情况下的物流RFID网络负载平衡程度. 考虑到较小样本规模可以加快搜索速度, 较大样本规模可以提高搜索精度, 本文方法中的样本规模仅取部分较小整数、部分较大整数, 简化了计算. 另外, 仅在迭代后期维持一定代数的大样本规模期望, 以保证算法最终结果的可靠性. 这样进一步提高了算法的搜索效率.

3.1 基于时变 Sigmoid 函数的鲁棒 PSO 算法^[14] (Robust particle swarm optimization algorithm based on time-varying sigmoid function)

令可能选取的最大样本规模为 N , $S_N = 1, 2, \dots, N$; 最大迭代次数为 T , $S_T = 1, 2, \dots, T$. 以Sigmoid函数为基础, 第 t 代样本规模取 n 的概率为

$$\varphi(n, t) = \frac{B(t)}{1 + \exp[-A(t)(n - \frac{N+1}{2})]}, \quad (14)$$

其中: $n \in S_N$, $t \in S_T$, $\varphi(n, t)$ 为第 t 代样本规模取 n 的概率, $B(t) = 2/N$, $A(t)$ 为

$$A(t) = D(\frac{1}{1 + \exp[-C(t - \frac{T+1}{2})]} - 0.5), \quad (15)$$

其中: C, D 均为可调参数, $C > 0$, $D > 0$.

3.2 基于不对称时变Sigmoid函数的鲁棒PSO算法(Robust particle swarm optimization algorithm based on asymmetry time-varying sigmoid function)

根据第3节第1段的要求, S_N 只需取一些较小的整数和一些较大的整数, 因此将 S_N 调整为 $S_N = \{N_1, N_1 + 1, \dots, N_2\} \cup \{N_3, N_3 + 1, \dots, N_4\}$, 其中: $N_1, N_1 + 1, \dots, N_2$ 较小, $N_3, N_3 + 1, \dots, N_4$ 较大, $N_3 > N_2, N_2 - N_1 = N_4 - N_3$. 同时, 式(14)调整为

$$\varphi(n, t) = \frac{B(t)}{1 + \exp[-A(t)(n - N_s)]}, \quad (16)$$

其中

$$N_s = \frac{N_1 + N_4}{2}. \quad (17)$$

另外, 式(15)调整为

$$A(t) = D(\frac{1}{1 + \exp[-C(t - t_s)]} - 0.5), \quad (18)$$

其中 $(T+1)/2 < t_s < T$, 样本规模期望值较小的代数较多, 可以减少计算量. 这样, 此Sigmoid函数就是不对称的, 本文将样本规模按这种方法设置的PSO算法称为基于不对称时变Sigmoid函数的鲁棒PSO算法(robust particle swarm optimization algorithm based on asymmetry time-varying sigmoid function, RPSO_AS).

与RPSO_S一样, S_N 中各元素被选为样本规模的概率之和应为1, 即

$$\sum_{n \in S_N} \varphi(n, t) = 1. \quad (19)$$

3.3 B(t)的计算(Calculation of B(t))

类似于文献[14], 在第 t 代, 有

$$\varphi(N_1 - 1 + n, t) + \varphi(N_4 + 1 - n, t) = B(t), \quad (20)$$

其中 $n = 1, 2, \dots, N_2 - N_1 + 1$. 因为 $N_2 - N_1 = N_4 - N_3$, 则

$$\sum_{n \in S_N} \varphi(n, t) = (N_2 - N_1 + 1)B(t). \quad (21)$$

由式(19)(21)可得

$$B(t) = 1/(N_2 - N_1 + 1). \quad (22)$$

3.4 样本规模期望值(Expected value of sample size)

1) $2t_s - T \sim T$ 内.

在 $2t_s - T \sim T$ 内, 类似于文献[14], 可以求得

$$\bar{E}(t) = (N_1 + N_4)/2. \quad (23)$$

2) $1 \sim 2t_s - T - 1$ 内.

通过如下方法求解:

$$\begin{aligned} E(t) &= \sum_{n \in S_N} n\varphi(n, t) = \\ &= \sum_{n \in S_N} \frac{nB(t)}{1 + \exp\{-A(t)[n - n_s]\}} \approx \\ &= \int_{N_1}^{N_2} \frac{nB(t)}{1 + \exp\{-A(t)[n - n_s]\}} dn + \\ &= \int_{N_3}^{N_4} \frac{nB(t)}{1 + \exp\{-A(t)[n - n_s]\}} dn. \end{aligned} \quad (24)$$

上式的两个定积分只是积分上下限不同, 先看不定积分

$$\begin{aligned} &\int \frac{nB(t)}{1 + \exp\{-A(t)[n - n_s]\}} dn = \\ &= B(t) \int \frac{n}{1 + \exp\{-A(t)[n - n_s]\}} dn = \\ &= \frac{B(t)}{A(t)} \int dn \ln\{\exp[A(t)(n - n_s)] + 1\} = \\ &= \frac{B(t)}{A(t)} \{n \ln[e^{A(t)(n - n_s)} + 1] - \\ &= \int \ln[e^{A(t)(n - n_s)} + 1] dn\}. \end{aligned} \quad (25)$$

由式(15)可知, 当 $t \ll t_s$ 时, $A(t) < 0$ 且 $|A(t)|$ 较大. 当 N 在 $\{N_1, N_1 + 1, \dots, N_2\}$ 内时, $n - n_s < 0$ 且 $|n - n_s|$ 较大. 因此 $A(t)(n - n_s) > 0$ 且较大, 若其够大, 这里取 $A(t)(n - n_s) > 3(e^3 \approx 20 \gg 1)$ 时, 可认为

$$\begin{aligned} \ln[e^{A(t)(n - n_s)} + 1] &\approx \\ \ln[e^{A(t)(n - n_s)}] &= A(t)(n - n_s), \end{aligned} \quad (26)$$

则式(24)为

$$\begin{aligned} &\frac{B(t)}{A(t)} [nA(t)(n - n_s) - \int A(t)(n - n_s) dn] = \\ &= B(t) [n^2 - n \cdot n_s - \int (n - n_s) d(n - n_s)] = \\ &= B(t) [n^2 - n \cdot n_s - \frac{(n - n_s)^2}{2}] = \\ &= B(t) \frac{n^2 - n_s^2}{2}, \end{aligned}$$

则 N 在 $\{N_1, N_1 + 1, \dots, N_2\}$ 内时,

$$\int_{N_1-1}^{N_2} \frac{nB(t)}{1 + \exp\{-A(t)[n - n_s]\}} dn =$$

$$\begin{aligned} &B(t) \frac{n^2 - n_s^2}{2} \Big|_{N_1-1}^{N_2} = B(t) \frac{N_2^2 - (N_1 - 1)^2}{2} = \\ &= \frac{1}{N_2 - N_1 + 1} \frac{N_2^2 - (N_1 - 1)^2}{2} = \frac{N_2 + N_1 - 1}{2}. \end{aligned} \quad (27)$$

而当 N 在 $\{N_3, N_3 + 1, \dots, N_4\}$ 内时, $n - n_s > 0$ 且 $|n - n_s|$ 较小. 因此 $A(t)(n - n_s) < 0$ 且其绝对值较大, 若其够大, 同样当 $|A(t)(n - n_s)| > 3$ 时, 可认为

$$\ln[e^{A(t)(n - n_s)} + 1] \approx \ln 1 = 0,$$

即

$$\int_{N_3}^{N_4} \frac{nB(t)}{1 + \exp\{-A(t)[n - n_s]\}} dn \approx 0,$$

因此

$$E(t) \approx (N_2 + N_1 - 1)/2. \quad (28)$$

3) $1 \sim T$ 的样本规模期望值.

根据式(23)(28)有, 当 $|A(t)(n - n_s)| > 3$ 成立时, $1 \sim T$ 的样本规模期望值

$$\begin{aligned} \bar{E}(t) &\approx \\ &= \left[\frac{N_2 + N_1 - 1}{2} (2t_s - T - 1) + \right. \\ &= \left. \frac{N_1 + N_4}{2} (2T - 2t_s + 1) \right] / T = \\ &= \left[(N_2 - N_4 - 1)t_s + \frac{2N_4 - N_2 + N_1 + 1}{2} T + \right. \\ &= \left. \frac{N_4 - N_2 + 1}{2} \right] / T. \end{aligned} \quad (29)$$

若 $t_s = (T + 1)/2$, 由式(29)可得RPSO_AS的 $\bar{E}(t) = (N_4 + N_1)/2$. RPSO_S中, $\bar{E}(t) = (N + 1)/2$ [14]. 对照RPSO_S与RPSO_AS的 S_N (分别见第3.1节、第3.2节), 可知RPSO_S中的1, N 分别对应RPSO_AS中的 N_1, N_4 . 即, 若RPSO_AS中 t_s 取 $(T + 1)/2$, RPSO_AS, RPSO_S两方法的 $\bar{E}(t)$ 是一致的.

而由第3.2节可知RPSO_AS中 $t_s > (T + 1)/2$; 另外, 由式(29)可知, 若其他参数不变, $\bar{E}(t)$ 会随 t_s 的增加而线性减小(由于 $N_2 < N_4$). 因此在参数对应相同的情况下, RPSO_AS的 $\bar{E}(t)$ 小于RPSO_S.

3.5 参数约束分析(Analysis of parameter constraint)

笔者希望, 在迭代后期, 要保持一定代数的高 $E(t)$, 以确保算法搜索结果较为可靠. 若要求 $T_2 \sim T$ ($T_2 > t_s$)时, $E(t)$ 一直较高, 则与第3.4节的分析类似, 要求

$$|A(T_2)(n - n_s)| > 3, \quad (30)$$

则

$$|A(T_2)| > \frac{3}{|n - n_s|}. \quad (31)$$

由第3.2节第1段及式(17)可知 $0 < N_3 - n_s \leq |n - n_s|$. 若

$$|A(T_2)| > \frac{3}{N_3 - n_s} = \frac{3}{N_3 - \frac{N_2 + N_3}{2}} = \frac{6}{N_3 - N_2} \quad (32)$$

成立, 则式(31)肯定成立. 将式(18)代入式(32), 有

$$D\left(\frac{1}{1 + \exp[-C(T_2 - t_s)]} - 0.5\right) > \frac{6}{N_3 - N_2}. \quad (33)$$

也即要求

$$t_s < T_2 + \frac{1}{C} \ln\left[1 - \frac{12}{6 + 0.5D(N_3 - N_2)}\right]. \quad (34)$$

另外, 由于 $|A(t)|$ 在 $[1, t_s]$ 内为单调递减函数, 在 $[t_s, T]$ 内为单调递增函数, 则由式(31)可得, 当 $t \in [1, 2t_s - T - 1]$ 时

$$\begin{aligned} |A(t)| &\geq |A(2t_s - T - 1)| = \\ A(T) &> |A(T_2)| > \frac{3}{|n - n_s|}, \end{aligned} \quad (35)$$

则第3.4节式(28)–(29)的条件 $|A(t)(n - n_s)| > 3$ 肯定成立. 即, 若式(34)成立, 式(28)–(29)成立.

在算法参数设置时, 可以先设置参数 $T, N_1, N_2, N_3, N_4, C, D, T_2$, 然后根据式(34)计算出 t_s 的范围, 再确定 t_s . 由式(22)求出, 每代的 $A(t)$ 由式(18)求出.

3.6 参数设置实例 (An example of parameters setting)

当 $T=20, C=1, D=1, N_1=1, N_2=3, N_3=18, N_4=20, t_s=14, T_2=17$ 时, 满足约束式(34). $\varphi(n, t)$ 随 n 的变化情况如图1所示. $E(t)$ 随 t 变化的变化趋势如图2所示. 由图1–2可知, 仅迭代后期样本规模小的概率小, 规模大的概率大, 样本规模期望值较大; 在较多迭代次数中, 样本规模小的概率大, 规模大的概率小, 样本规模期望值较小. 与第3节第1段的描述吻合.

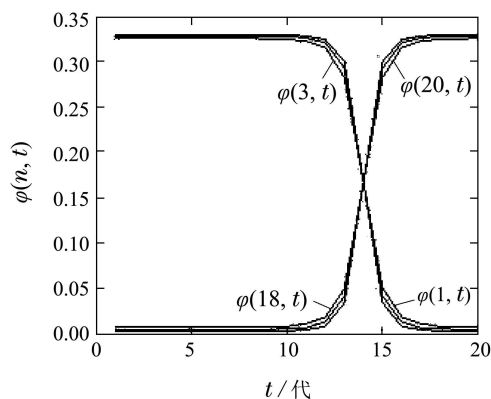


图1 $\varphi(n, t)$ 的变化情况
Fig. 1 Change of $\varphi(n, t)$

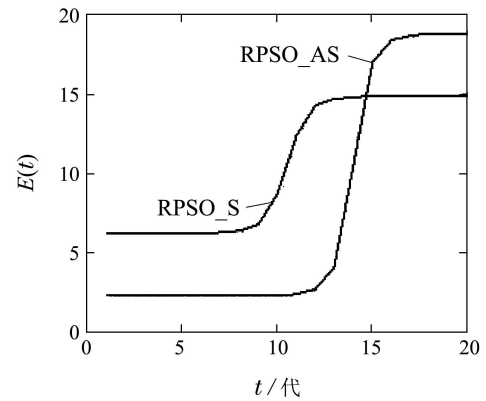


图2 $E(t)$ 的变化情况
Fig. 2 Change of $E(t)$

在仿真中计算每代的样本规模期望, 然后求其平均值, 获得 $\bar{E}(t) = 7.6123$; 而根据式(29)计算可得 $\bar{E}(t) \approx 7.35$. 可见两者较为接近.

3.7 RPSO_AS与RPSO_S的区别 (Difference between RPSO_AS and RPSO_S)

RPSO_AS与RPSO_S的区别, 主要在于 S_N 与 t_s . 在RPSO_S中, $S_N = \{1, 2, \dots, N\}, t_s = (T+1)/2$; RPSO_AS中, $S_N = \{N_1, N_1 + 1, \dots, N_2\} \cup \{N_3, N_3 + 1, \dots, N_4\}, (T+1)/2 < t_s < T$. 概率函数式(14)由对称时变Sigmoid函数变为不对称时变Sigmoid函数式(16). RPSO_AS在相对较少的迭代次数 $t_s \sim T$ 中样本规模期望值较大, 在相对较多迭代次数 $1 \sim t_s$ 中样本规模期望值较小.

RPSO_S中, 若 $N=20$, 其他参数与RPSO_AS相同, $E(t)$ 随 t 变化的变化趋势如图2所示. 可见迭代前期, RPSO_AS的样本规模小于RPSO_S; 迭代后期, RPSO_AS的样本规模大于RPSO_S. RPSO_AS更利于迭代前期加快探索速度, 迭代后期提高开发精度. 另外可求得RPSO_S的 $\bar{E}(t) = (N+1)/2 = 10.5 > 7.6123$, 可见RPSO_AS明显减小了, 减小了计算量.

4 算例分析 (Analysis of examples)

在 $30\text{ m} \times 30\text{ m}$ 的物流RFID区域内, 随机分布100个RFID电子标签, 可提供阅读器的最大数量 $N_{\max} = 20$. 设阅读器感知半径 $R_R = 5\text{ m}^{[5]}$, 电子标签的不确定半径 $R_T = 1\text{ m}$. 式(2)中 $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 0, \beta_1 = 1, \beta_2 = 0.5^{[11]}$. 在物流RFID网络系统中, 覆盖率最为重要, 其次负载平衡程度, 再次网络成本. 考虑到覆盖率本身数值较大(覆盖率较大, 可能是80多或90多, 而负载平衡程度、网络成本都小于等于1), 式(12)中, 取 $\gamma_1 = 0.09, \gamma_2 = 0.9, \gamma_3 = 0.01^{[15]}$.

采用文献[16]的原始蒙特卡罗方法(crude Monte Carlo, C-MC)、拟蒙特卡罗方法(quasi-Monte Carlo, Q-MC)、文献[14]的RPSO_S、本文的RPSO_AS对此RFID网络进行优化(这几种方法中, RFID网络的覆盖率均按式(2)–(4)求解, 成本均按式(11)求解, 负载平衡程度采用蒙特卡罗方法). 计算机配置为“Pentium

Dual 2.00GHz, 2GHz内存”,编程工具为MATLAB 7.1. 这几种方法的种群规模 $M = 20$, 迭代次数 $T = 100$. C-MC, Q-MC 参数设置同文献 [16]. RPSO_S, RPSO_AS中, $\omega = 0.729$, $c_1 = c_2 = 1.49445$; 每个粒子编码为 $3 \times N_{\max}$, 每个阅读器有3个编码: 横坐标、纵坐标、是否利用(0, 1之间的实数, 大于0.5则利用, 否则不利用). RPSO_AS中, $T_2 = 80$, $t_s = 70$, $N_1 = N_2 = 8$, $N_3 = N_4 = 40$, 算法中其他参数同第3.6节(满足约束式(34)). 按式(29)计算可得 $\bar{E}(t) \approx 17.565$.

为使这几种方法的计算量一致, 让这几种方法的 $\bar{E}(t)$ 基本一致. 考虑到RPSO_S、RPSO_AS中各样本规模选择时要进行额外的概率计算(RPSO_S的额外计算量略多于RPSO_AS), C-MC、Q-MC的样本规模取20; RPSO_S中 $\bar{E}(t) = (N + 1)/2 = 17$, 则最大样本规模 $N = 33$.

为进一步验证本文鲁棒优化方法, 同时采用实数编码遗传算法(样本规模变化规则与RPSO_AS相同的, 该算法用GA_AS表示)进行优化计算. GA_AS采用均匀交叉算子、均匀变异算子, 交叉率取0.7, 变异率取0.01, 其他设置同RPSO_AS.

这几种方法分别连续计算50次, 获得的最优结果及平均结果分别如表1-2所示. 其中: RS(random sample)为随机抽样, f^{exp} 是样本规模为1000的原始蒙特卡洛方法获得结果). 负载平衡程度与适应度的 $\text{Error}(f^{\text{exp}})$ 如表3所示. RPSO_AS获得最优结果如图3所示, 其中“*”为阅读器, 粗点为标签, 大虚线圆为阅读器的识别范围, 小虚线圆为标签的不确定范围.

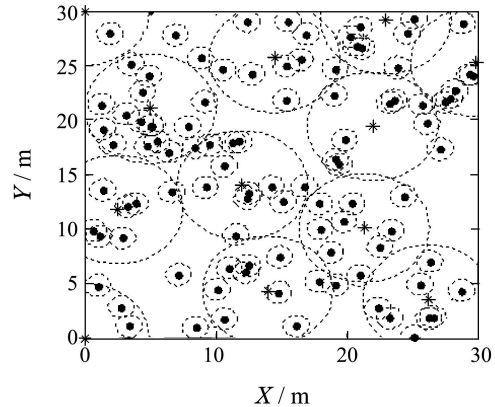


图3 RPSO_AS获得的最优RFID网络示意图
Fig. 3 Diagram of best RFID network obtained by RPSO_AS

表1 5种方法最优结果的 f^{exp}
Table 1 Best results' f^{exp} of five methods

	C-MC		Q-MC		RPSO_S	GA_AS	RPSO_AS
	RS	SQRT	SOBOL	Korobov Lattice			
覆盖率	83.9048	86.6495	87.1916	86.3795	89.6678	89.8475	90.9694
负载平衡程度	0.0453	0.0663	0.0546	0.1208	0.5208	0.7056	0.9065
网络成本	0.35	0.35	0.25	0.4	0.3	0.35	0.4
适应度	7.5957	7.8616	7.8989	7.8869	8.5418	8.7248	9.0071

表2 5种方法平均结果的 f^{exp}
Table 2 Average results' f^{exp} of five methods

	C-MC		Q-MC		RPSO_S	GA_AS	RPSO_AS
	RS	SQRT	SOBOL	Korobov Lattice			
覆盖率	80.0245	83.0829	82.6791	83.0847	85.8164	86.1824	86.2618
负载平衡程度	0.0324	0.0409	0.0159	0.0152	0.0317	0.0329	0.359
网络成本	0.22	0.28	0.32	0.24	0.26	0.26	0.32
适应度	7.2336	7.5171	7.4586	7.4937	7.7546	7.7886	8.0899

表3 负载平衡程度与适应度的 $\text{Error}(f^{\text{exp}})$
Table 3 Error(f^{exp}) of load balance degree and fitness

		C-MC		Q-MC		RPSO_S	GA_AS	RPSO_AS
		RS	SQRT	SOBOL	Korobov Lattice			
最优结果	负载平衡程度($\times 10^{-3}$)	8.03	3.36	4.19	5.4	3.48	2.1	1.49
	适应度($\times 10^{-3}$)	7.23	3.02	3.77	4.86	3.13	1.89	1.34
平均结果	负载平衡程度($\times 10^{-3}$)	6.2	3.5	3.7	4	2.6	1.97	1.3
	适应度($\times 10^{-3}$)	5.57	3.16	3.37	3.63	2.34	1.83	1.15

由表1-2可知, RPSO_AS, GA_AS的最优结果、平均结果真实适应度值明显优于RPSO_S及文献[16]方法. RPSO_S 优于文献[16]方法. 表3中RPSO_AS, GA_AS最优结果、平均结果的个体评价误差明显小于RPSO_S、文献[16]方法. 这在最后一代的样本规模期望值可以反映出来, RPSO_AS, GA_AS抽样规模期望值约为40, 明显大于RPSO_S抽样规模期望值24.85(按文献[14]可以求得此期望值)、文献[16]的固定抽样规模20. 另外由表1-2可知, RPSO_AS的负载平衡程度、适应度优于GA_AS; 由表3可知, RPSO_AS计算结果的个体评价误差小于GA-

AS.

为全面验证本文模型及方法的正确性与实用性, 在不同标签规模及随机分布特征下进行优化: 在30 m × 30 m区域内, 100个标签按标准正态分布随机分布; 在50 m × 50 m, 10 m × 100 m(N_{max} 分别为40, 150)区域内, 分别有250个标签、1000个标签随机分布或按标准正态分布随机分布. 在这5种情况下, 5种方法获得平均结果的负载平衡程度、适应度如表4所示. 由表4可知, 不同标签规模及随机分布特征下, RPSO_AS, GA_AS负载平衡程度、适应度都优于其他方法, RPSO_AS较GA_AS更优.

表 4 负载平衡程度与适应度的Error(f^{exp})
Table 4 Error(f^{exp}) of load balance degree and fitness

区域大小 网络规模	标签 分布	性能指标	C-MC		Q-MC			RPSO_S	GA_AS	RPSO_AS
			RS	SQRT	SOBOL	Korobov	Lattice			
30 m × 30 m 100个标签	正态分布	负载平衡程度	0.026	0.03	0.0149	0.0141	0.0371	0.0417	0.3202	
		适应度	7.265	7.326	7.3551	7.3585	7.6164	7.8598	8.0525	
50 m × 50 m 250个标签	随机分布	负载平衡程度	0.0275	0.0284	0.0113	0.0119	0.0394	0.0838	0.3504	
		适应度	6.8673	7.1254	7.1046	7.1435	7.4611	7.6617	7.8183	
100 m × 100 m 1000个标签	正态分布	负载平衡程度	0.0268	0.0267	0.0126	0.0154	0.0386	0.0624	0.3501	
		适应度	7.0582	7.2772	7.3251	7.3193	7.5601	7.753	7.8085	
100 m × 100 m 1000个标签	随机分布	负载平衡程度	0.0285	0.0288	0.014	0.0132	0.0352	0.0795	0.3451	
		适应度	6.6154	6.945	6.9764	6.9136	7.6296	7.6812	7.8194	
100 m × 100 m 1000个标签	正态分布	负载平衡程度	0.0285	0.0284	0.0102	0.0108	0.0384	0.0511	0.3437	
		适应度	6.8458	7.0533	7.0242	7.0351	7.5402	7.6073	7.7857	

由上述计算结果及分析可知, 对于标签位置不确定的物流RFID网络优化问题, 本文基于不对称时变Sigmoid函数的鲁棒优化方法具有较好的优化性能; PSO算法优于实数遗传算法.

5 小结(Conclusion)

本文首先建立了不确定环境下物流RFID网络的鲁棒优化模型. 采用蒙特卡洛方法求解模型中的负载平衡程度. 为减小算法的计算复杂度, 提高算法的搜索性能, 提出一种基于不对称时变Sigmoid函数的鲁棒PSO算法. 论文对样本规模期望值进行了研究, 对参数范围进行了分析. 不同标签规模及随机分布特征的多个案例仿真结果表明, 本文提出方法是可行的.

参考文献(References):

[1] DI GIAMPAOLO E, FORNI F, MARROCCO G. RFID-network planning by particle swarm optimization [C] // *Proceedings of the Fourth European Conference on Antennas and Propagation*. New York: IEEE, 2010: 1 - 5.

[2] 刘快, 纪志成. 基于混合粒子群的RFID网络的优化部署 [J]. 计算机应用研究, 2012, 29(4): 1326 - 1328.
(LIU Kuai, JI Zhicheng. RFID network deployment based on hybrid particle swarm optimization [J]. *Application Research of Computers*, 2012, 29(4): 1326 - 1328.)

[3] YANG Y H, WU Y J, XIA M, et al. A RFID network planning method based on genetic algorithm [C] // *2009 International Conference on Networks Security, Wireless Communications and Trusted Computing*. New York: IEEE, 2009, 1: 534 - 537.

[4] 刘快, 沈艳霞, 纪志成. 基于改进粒子群算法的RFID网络系统的优化 [J]. 中南大学学报(自然科学版), 2011, 42(Suppl): 900 - 904.
(LIU Kuai, SHEN Yanxia, JI Zhichen. RFID network optimization based on improved particle swarm optimization algorithm [J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2011, 42(Suppl): 900 - 904.)

[5] GONG Y J, SHEN M, ZHANG J, et al. Optimizing RFID network planning by using a particle swarm optimization algorithm with redundant reader elimination [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2012, 8(4): 900 - 912.

[6] 胡熊, 熊伟清, 张翔, 等. 可控搜索偏向的二元蚁群算法 [J]. 控制理论与应用, 2011, 28(8): 1071 - 1080.
(HU Gang, XIONG Weiqing, ZHANG Xiang, et al. Binary ant colony algorithm with controllable search bias [J]. *Control Theory & Applications*, 2011, 28(8): 1071 - 1080.)

- [7] YANG F, SUN X B, ZHAO C L, et al. The intelligent-water-drop based routing algorithm for MANET [C] //2010 International Conference on Future Information Technology Proceedings. New York: IEEE, 2010, 2: 253 – 255.
- [8] KHUONG V, RONG Z. Robust coverage under uncertainty in wireless sensor networks [C] //2011 International Conference on Computer Communications. New York: IEEE, 2011: 2015 – 2023
- [9] KHUONG V, RONG Z. Geometric algorithms for target localization and tracking under location uncertainties in wireless sensor networks [C] //2012 International Conference on Computer Communications. New York: IEEE, 2012: 1835 – 1843
- [10] LI S J, XU C F, PAN W K, et al. Sensor deployment optimization for detecting maneuvering targets [C] //Proceedings of the 7th International Conference on Information Fusion. New York: IEEE, 2005: 1629 – 1635.
- [11] CELAL O, DERSIS K, BEYZA G. Probabilistic dynamic deployment of wireless sensor networks by artificial bee colony algorithm [J]. *Sensors*, 2011, 11(6): 6056 – 6065.
- [12] SHIRLEY P, CHIU K. A low distortion map between disk and square [J]. *Journal of Graphics Tools*, 1997, 2(3): 45 – 52.
- [13] GILL H S, LEMIEUX C. Searching for extensible Korobov rules [J]. *Journal of Complexity*, 2007, 23(4/5/6): 1 – 13.
- [14] 李军军, 黄有方, 杨斌, 等. 基于时变Sigmoid函数的鲁棒PSO算法 [J]. *控制与决策*, 2013, 28(11): 1650 – 1654. (LI Junjun, HUANG Youfang, YANG Bin, et al. Robust particle swarm optimization algorithm based on time-varying sigmoid function [J]. *Control and Decision*, 2013, 28(11): 1650 – 1654.)
- [15] 李军军, 黄有方, 吴华锋, 等. 存在矩形障碍物的物流RFID网络优化研究 [J]. *控制理论与应用*, 2014, 31(1): 49 – 56. (LI Junjun, HUANG Youfang, WU Huafeng, et al. On the optimization of logistics rfid network with rectangular obstacles [J]. *Control Theory & Applications*, 2014, 31(1): 49 – 56.)
- [16] 朱云飞, 罗彪, 郑金华, 等. 基于拟蒙特卡罗方法的进化算法搜索鲁棒最优解的性能提高研究 [J]. *模式识别与人工智能*, 2011, 24(2): 201 – 209. (ZHU Yunfei, LUO Biao, ZHENG Jinhua, et al. Research on increasing the performance of evolutionary algorithm in searching robust optimal solutions based on quasi-monte carlo method [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2011, 24(2): 201 – 209.)

作者简介:

李军军 (1981–), 男, 讲师, 博士, 目前研究方向为物联网智能优化, E-mail: lij@shmtu.edu.cn;

黄有方 (1959–), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为物流管理与工程, E-mail: yhuang@shmtu.edu.cn;

吴华锋 (1976–), 男, 副教授, 硕士生导师, 目前研究方向为物联网关键技术, E-mail: hfwu@shmtu.edu.cn;

肖英杰 (1959–), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为交通运输工程, E-mail: xiaoyj@shmtu.edu.cn.