

用于认知无线电协作频谱感知的混合蛙跳 算法群体初始化技术*

郑仕链[†] 杨小牛

1) (西安电子科技大学通信工程学院, 西安 710071)

2) (通信信息控制和安全技术重点实验室, 嘉兴 314033)

(2012年3月21日收到; 2012年11月2日收到修改稿)

提出了一种用于认知无线电线性加权协作频谱感知的改进混合蛙跳算法 (shuffled frog leaping algorithm, SFLA) 的群体初始化技术, 提出在 SFLA 初始群体中包含基于修正偏差因子所得的解, 从而改进算法初期性能. 仿真结果表明相比于传统群体初始化技术, 本文所提出的群体初始化技术能够以更快的速率得到期望解, 从而节约计算时间, 更有利于实时应用

关键词: 认知无线电, 频谱感知, 混合蛙跳算法, 群体初始化

PACS: 84.40.Ua

DOI: 10.7498/aps.62.078405

1 引言

频谱感知是认知无线电 (cognitive radio, CR)^[1-3] 的一项关键技术, 其目的在于检测当前未被主用户占用的频谱空穴, 以供认知无线电使用. 在认知无线电通信过程中, 频谱感知用于监测主用户信号活动情况, 保证主用户再次使用频谱时, 认知用户能够快速退出相应频段, 从而避免对主用户造成有害干扰.

目前已提出的频谱感知方法可以分为单节点频谱感知和协作频谱感知. 单节点感知依赖于单个认知节点的本地感知结果. 在阴影和深度衰落情况下, 单个节点的感知结果并不可靠, 因此, 需要对多个节点的感知结果进行融合, 以提高检测可靠性, 即协作频谱感知^[4]. 协作频谱感知又可分为判决结果融合的感知和判决统计量融合的感知. 文献 [5] 提出的相对简单的线性加权协作频谱感知就属于后者. 对于该线性加权协作频谱感知的求解, 文献 [5] 提出了一种通用的基于修正偏差因子 (modified deflection coefficient, MDC) 的权重向量求解方法.

然而, MDC 仅是一种次优的方法, 无法保证得到理论最优解. 为改进求解性能, 我们在文献 [6, 7] 中分别提出基于改进混合蛙跳算法 (shuffled frog leaping algorithm, SFLA) 以及基于粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 的协作频谱感知方法, 结果表明所提出的方法相比于 MDC 求解法具有更好的性能. 本文针对改进 SFLA 初始群体随机初始化的缺点, 提出一种在初始群体中包含 MDC 解的群体初始化技术. 虽然 MDC 解是一个次优解, 但是相比于随机生成的解, MDC 解更加接近于最优解, 因此, 在初始群体具备 MDC 解的前提下, 改进 SFLA 有望更快找到令人满意的解. 仿真结果验证了本文所提群体初始化技术的有效性.

2 认知无线电线性加权协作频谱感知

本文针对的 CR 协作频谱感知与文献 [5-7] 中一致, 其框图如图 1 所示^[6], 其中虚线框表示融合中心. 假设参与协作的认知节点数目为 M , 时刻 k

* 通信信息控制和安全技术重点实验室基金资助的课题.

[†] 通讯作者. E-mail: lianshizheng@126.com

各个认知节点的本地感知二元假设检验模型如下:

$$\begin{aligned}
 H_0 : x_l(k) &= v_l(k), \quad l = 1, 2, \dots, M, \\
 H_1 : x_l(k) &= h_l s(k) + v_l(k), \quad l = 1, 2, \dots, M, \quad (1)
 \end{aligned}$$

其中, $s(k)$ 表示主用户信号, $x_l(k)$ 为第 l 个认知节点接收到的信号, h_l 为主用户发射机到认知节点接收机的信道衰减, $v_l(k)$ 为加性高斯白噪声, 其均值为 0, 方差为 σ_v^2 . 假设各个认知节点本地感知采用能量检测, 其将统计量 $u_l = \sum_{k=0}^{N-1} |x_l(k)|^2$ 通过控制信道发送给融合中心, 融合中心接收到的各个统计量为

$y_l = u_l + n_l$, 其中 n_l 为控制信道引入的噪声, 其服从均值为 0、方差为 δ_l^2 的高斯分布. 根据 $\{y_l\}$, 融合中心计算全局判决统计量

$$y_{fc} = \sum_{l=1}^M w_l y_l = \mathbf{w}^T \mathbf{y},$$

其中, $\mathbf{w} = [w_1, w_2, \dots, w_M]^T$ 表示权重向量, $[\cdot]^T$ 表示转置, $w_l \geq 0$, $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_M]^T$. 融合中心将 y_{fc} 与特定门限 γ_{fc} 进行比较, 实现最终判决. 如果 $y_{fc} \geq \gamma_{fc}$, 则认为主用户信号存在, 否则, 认为主用户信号不存在.

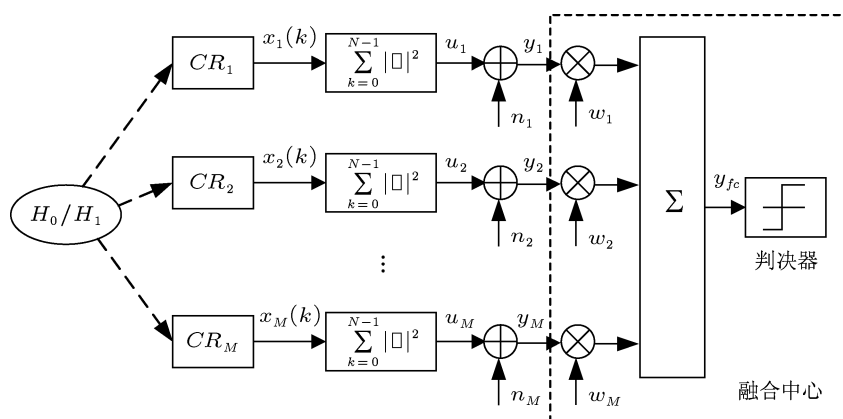


图 1 协作感知框图

这种协作感知模式下, 给定虚警概率 P_f 情况下, 检测概率为

$$P_d = Q\left(\frac{Q^{-1}(P_f)\sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{A} \mathbf{w}} - E_s \mathbf{h}^T \mathbf{w}}{\sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{B} \mathbf{w}}}\right), \quad (2)$$

其中

$$Q(x) = \int_x^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-t^2/2} dt,$$

$$E_s = \sum_{k=0}^{N-1} |s(k)|^2,$$

$$\mathbf{h} = [|h_1|^2, |h_2|^2, \dots, |h_M|^2]^T,$$

$$\mathbf{A} = 2N \text{diag}^2(\boldsymbol{\sigma}) + \text{diag}(\boldsymbol{\delta}),$$

$$\mathbf{B} = 2N \text{diag}^2(\boldsymbol{\sigma}) + \text{diag}(\boldsymbol{\delta}) + 4E_s \text{diag}(\mathbf{h}) \text{diag}(\boldsymbol{\sigma}),$$

$$\boldsymbol{\sigma} = [\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_M^2]^T,$$

$$\boldsymbol{\delta} = [\delta_1^2, \delta_2^2, \dots, \delta_M^2]^T,$$

$\text{diag}(\cdot)$ 表示对角矩阵. 认知无线电协作频谱感知的目的即在给定虚警概率情况下, 寻找权重向量使 (2) 式最大化. 由于 Q 函数为单调递减函数, 所以实

现 (2) 式最大化等效于实现下式最小化:

$$p(\mathbf{w}) = \frac{Q^{-1}(P_f)\sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{A} \mathbf{w}} - E_s \mathbf{h}^T \mathbf{w}}{\sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{B} \mathbf{w}}}. \quad (3)$$

3 用于协作频谱感知的 SFLA 群体初始化技术

3.1 基于改进 SFLA 的协作感知

我们在文献 [6] 中提出了基于改进 SFLA 的协作感知方法, 与 MDC 不同, 我们提出的方法直接优化 (3) 式. 基于改进 SFLA 的协作频谱感知算法中, 每一只青蛙表示一种可能的权重向量. 第 i 只青蛙的维数与协作感知的认知用户数相等, 即 $S = M$. 青蛙 $\mathbf{x}_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iS}]^T$ 中 x_{il} 对应于 w_l , $l = 1, 2, \dots, M$, 由此即完成了青蛙与待优化权重向量之间的映射.

群体初始化时, 青蛙以随机方式产生, 各维在 $[0, 1]$ 之间随机取值. 设生成的青蛙为 $\mathbf{x}_i =$

$[x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iS}]^T, x_{il} \in [0, 1], i = 1, 2, \dots, P$, 其中 P 为群体中青蛙数目, $l = 1, 2, \dots, S, S = M$. 对所有青蛙进行归一化处理, 计算每只青蛙的适应度, 按适应度进行降序排序, 并随机生成 $d_j, d_j \in [-d_{\max}, d_{\max}], j = 1, 2, \dots, S$. 接下来根据适应度将青蛙群体分成 F 个族群, 每个族群包含 G 只青蛙, 确定各个族群中的最差解 $\mathbf{x}_c = (x_{c1}, x_{c2}, \dots, x_{cS})$ 、最优解 $\mathbf{x}_b = (x_{b1}, x_{b2}, \dots, x_{bS})$ 以及全局最优解 $\mathbf{x}_g = (x_{g1}, x_{g2}, \dots, x_{gS})$.

族群划分完毕后, 即对每个族群进行局部深度搜索, 每一次迭代针对 \mathbf{x}_c 进行, 更新策略为

$$d'_j = d_j + \text{rand}() \times (x_{bj} - x_{cj}), \quad (4)$$

$$x'_{cj} = x_{cj} + d_j \quad (d_{\max} \geq d_j \geq -d_{\max}), \quad (5)$$

其中, x'_{cj} 表示更新后的解的第 j 维, d_j 表示上一次更新时分量 j 上移动的距离, d'_j 表示本次更新时分量 j 上移动的距离, $\text{rand}()$ 表示分布在 0 和 1 之间的随机数, d_{\max} 表示青蛙所允许改变位置的最大值. 在经过更新后, 如果得到的解 \mathbf{x}'_c 优于原来的解 \mathbf{x}_c , 则取代原来族群中的最差解; 如果适应度没有改进, 则按下式计算移动距离:

$$d'_j = \text{rand}() \times (x_{gj} - x_{cj}), \quad (6)$$

从而得到新的解 \mathbf{x}'_c . 如果 \mathbf{x}'_c 的性能比 \mathbf{x}_c 仍然没有改进, 则随机产生一个新的解取代原来的 \mathbf{x}_c . 重复这种更新操作, 直到达到设定的迭代次数. 当所有族群的局部深度搜索完成后, 将所有族群的青蛙重新混合、排序和划分族群, 然后再进行局部深度搜索, 如此反复直到达到事先设定的混合次数.

3.2 群体初始化技术

在上述改进 SFLA 中, 初始群体是以随机方式产生的 (与传统 SFLA 一致^[8]), 其目的是使得初始群体中的解均匀分布于解空间中, 这样, 在不具备对最优解的先验知识下, 初始解将以均匀的概率接近于最优解. 然而, 相对于解空间中可能解的个数而言, 初始群体中青蛙的个数过小, 因此, 从概率上来说, 很难保证初始群体中的解接近于最优解. 如果在初始群体中包含比较接近于最优解的初始解, 这样, 由于一开始就具备了较好的解, 改进 SFLA 将能以更高概率更快地收敛到理想最优解. 此即为本文提出的群体初始化技术的基本思想. 图 2 给出了示意图, 其中圆形代表理想最优解, 菱形代表随机产生的解, 正方形代表接近于理想最优解的解. 显

然, 如果初始群体中能够包含正方形代表的解, 则 SFLA 一开始就位于理想最优解附近, 算法有望以更快速率找到理想最优解.



图 2 群体初始化示意图

在初始解的选择上, 本文提出在改进 SFLA 初始群体中包含 MDC 优化得到的解, 即^[5]

$$\mathbf{w}_{\text{MDC}}^0 = \mathbf{B}^{-1/2} \mathbf{B}^{-T/2} \mathbf{h}, \quad (7)$$

其中, $\mathbf{B}^{-1/2}$ 表示将 \mathbf{B} 中对角线元素取 $-1/2$ 次幂. 对于随机初始化方法, 各个权重服从 $[0, 1]$ 上的均匀分布, 即 $w_i \sim U(0, 1), i = 1, 2, \dots, M$, 且各个 w_i 相互独立, 其联合概率密度函数为

$$f_w(x_1, x_2, \dots, x_M) = \begin{cases} 1, & 0 \leq x_i \leq 1, i = 1, 2, \dots, M, \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad (8)$$

因此, 目标函数的均值为

$$E[p(\mathbf{w})] = \int_0^1 \int_0^1 \dots \int_0^1 \frac{Q^{-1}(P_f) \sqrt{\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}} - E_s h^T \mathbf{x}}{\sqrt{\mathbf{x}^T \mathbf{B} \mathbf{x}}} \times dx_1 dx_2 \dots dx_M, \quad (9)$$

其中 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_M]^T$. 对于 MDC 解, 其目标函数值为 $p(\mathbf{w}_{\text{MDC}})$. 图 3 给出了 $p(\mathbf{w}_{\text{MDC}})$ 与 $E[p(\mathbf{w})]$ 的比较结果, 其中 $M = 3, N = 20, \sigma$ 中各元素在 $[0, 1]$ 间随机取值, δ 中各元素在 $[0, 0.5]$ 间随机取值, 本地信噪比在 $[5, 15]$ 间随机取值. 图中是其中 20 次的实验结果. 由此可知, $p(\mathbf{w}_{\text{MDC}})$ 要远远小于 $E[p(\mathbf{w})]$, 说明 \mathbf{w}_{MDC} 从平均意义上要优于随机产生的解.

本文提出的群体初始化技术中, 在青蛙初始群体中包含 P_1 个 $\mathbf{w}_{\text{MDC}}^0 (1 \leq P_1 \leq P)$, 其余 $P - P_1$ 个解随机产生. 这种群体初始化方式结合了 MDC 解以及 SFLA 搜索的共同优点, 在算法初期使种群朝着 MDC 解方向偏宜, 且通过后续迭代进一步改进

性能, 因此相比于单纯随机群体初始化方式, 其将具有更快的收敛速率. 本文将 $\alpha = P_1/P$ 称为偏宜因子, 其代表初始群体中 MDC 解的个数占所有个体数目的比值. α 越大, 由于初始群体中包含更多 MDC 解, 将有利于后续搜索朝着该方向进行, 但是 α 太大会使得群体中个体过于集中, 将丧失多样性, 不利于发现新的优良个体.

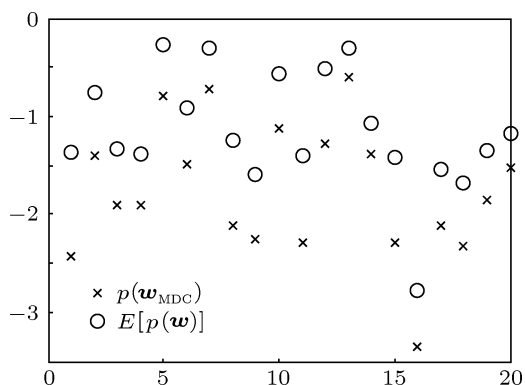


图3 MDC 解与随机产生的解的比较

4 仿真结果分析

本文通过仿真实验首先对本文所提种群初始化性能与传统的随机初始化性能进行比较, 以说明本文方法的优越性. 仿真中改进 SFLA 参数设置为: $P = 30, F = 10, G = 5, d_{\max} = 0.5$, 族群内更新次数为 3, 最大适应度衡量次数为 1000. 为简单起见, 假设主用户信号为 $s(k) = 1, N = 20$. 图 4 给出了当 $P_1 = 0.1$ 时传统群体随机初始化 (对应于图中 $P_1 = 0$ 的情况) 和本文所提以 MDC 解群体初始化技术 (对应于图中 $P_1 = 10$ 的情况, 即 30 只青蛙中有 10 只青蛙的初始位置为 MDC 解) 所得的检测概率随适应度衡量次数的变化曲线, 采用 1000 次独立实验平均所得. 图中假设参与协作的认知用户数为 $M = 8$, 各个认知用户接收到信号的信噪比分别为 7.0 dB, 5.1 dB, 10.9 dB, -5.5 dB, -1.2 dB, 3.8 dB, 15.7 dB, 2.4 dB, 并设

$$\sigma = [0.2, 1.3, 3.0, 2.0, 9.8, 10.8, 1.1, 7.2]^T,$$

$$\delta = [0.01, 3, 2.6, 3.2, 0.5, 7.4, 9.7, 10.6]^T,$$

由图可知, 在算法迭代初期, 当初始群体中包含 MDC 解时, 改进 SFLA 优化所得的检测概率要明显高于传统群体初始化方式下改进 SFLA 所得的检测概率. 另外, 表 1 给出了达到目标检测概率所

需的适应度衡量次数以及本文所提技术相比于传统群体初始化方式所节约的计算时间. 从表可知, 所节约的计算时间的比例与所节约的迭代次数的比例是一致的. 需要注意的是, 相比于传统种群初始化技术, 本文初始化技术需要计算 MDC 解 ((7) 式), 这部分计算量是额外引入的. 但是相比于数十次或数百次的适应度衡量次数来说, 计算 MDC 解的计算量几乎可以忽略, 因此在表 1 的仿真结果中的数值精度范围内, 体现不出计算 MDC 的额外计算量. 从该仿真结果可知, 在初始群体中包含 MDC 解有利于改进 SFLA 更快达到目标检测概率, 从而节约计算量, 更有利于实时应用.

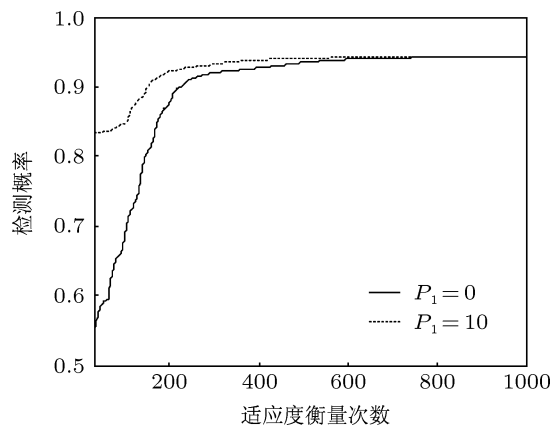


图4 传统群体初始化与本文所提群体初始化性能比较

表 1 传统群体初始化与本文群体初始化性能比较

目标检测概率	适应度衡量次数		节约时间/%
	传统	本文	
0.84	170	76	55.3
0.86	181	111	38.7
0.88	202	128	36.6
0.90	226	152	32.7
0.92	305	193	36.7
0.94	628	455	27.5

仿真实验还对不同偏宜因子下的算法性能进行分析. 图 5 给出了初始群体中包含不同数量的 MDC 解情况下的算法性能. 仿真参数同上. 由图可知, 当初始群体中包含较多 MDC 解时, 性能改善明显 (如 $\alpha = 2/3$ 时性能比 $\alpha = 1/3, \alpha = 1/30$ 要好). 但是, $\alpha = 1$ 时, 性能却出现恶化. 这是因为初始群体中包含的 MDC 过多, 造成群体多样性缺失. 由此可知, $\alpha = 2/3$ 是较好的选择.

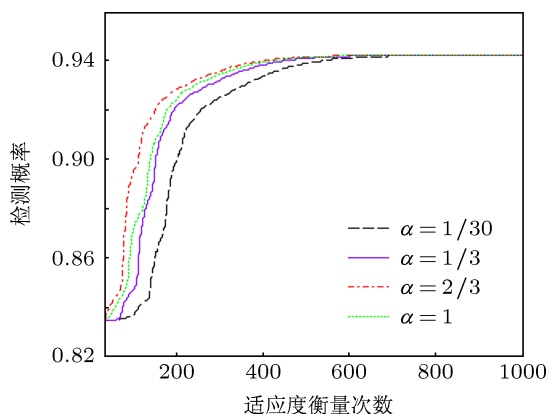


图5 不同偏宜因子下算法性能

5 结论

我们在先前的研究成果中提出了基于改进 SFLA 的认知无线电协作频谱感知技术 (见文献 [6]). 本文则在此基础上, 提出一种改进 SFLA 群体初始化技术, 即在初期群体中包含一定数量的 MDC 解. 仿真结果表明本文所提群体初始化技术相比于传统群体初始化技术能够大幅度改进算法初期性能, 降低达到目标检测概率所需耗费的时间, 更有利于实时应用. 另外, 仿真结果还表明初始群体中包含的 MDC 解数目不应过大, 也不应过小, $\alpha = 2/3$ 是较好的选择.

- [1] Haykin S 2005 *IEEE Journal on Selected Areas in Communications* **23** 201
- [2] Zhao Z J, Zheng S L, Shang J N, Kong X Z 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 6760 (in Chinese) [赵知劲, 郑仕链, 尚俊娜, 孔宪正 2007 物理学报 **56** 6760]
- [3] Zhao Z J, Peng Z, Zheng S L, Xu S Y, Lou C Y, Yang X N 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 1358 (in Chinese) [赵知劲, 彭振, 郑仕链, 徐世宇, 楼才义 2009 物理学报 **58** 1358]
- [4] Akyildiz I F, Lo B F, Balakrishnan R 2010 *Physical Communication* **4**

40

- [5] Quan Z, Cui S, Sayed A H 2008 *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing* **2** 28
- [6] Zheng S L, Lou C Y, Yang X N 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 3611 (in Chinese) [郑仕链, 楼才义, 杨小牛 2010 物理学报 **59** 3611]
- [7] Zheng S, Lou C, Yang X 2010 *Electron. Lett.* **46** 1525
- [8] Eusuff M M, Lansey K E 2003 *Water Resources Planning Management* **129** 210

Swarm initialization of shuffled frog leaping algorithm for cooperative spectrum sensing in cognitive radio*

Zheng Shi-Lian[†] Yang Xiao-Niu

1) (School of Telecommunications Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

2) (Science and Technology on Communication Information Security Control Laboratory, Jiaying 314033, China)

(Received 21 March 2012; revised manuscript received 2 November 2012)

Abstract

A swarm initialization method is proposed for modified shuffled frog leaping algorithm (SFLA) for linear combination cooperative spectrum sensing in cognitive radio. The solution obtained by modified deflection coefficient optimization is included in the initial swarm of SFLA, thus improving the performance of the algorithm at the early stage of the search. Simulations show that compared with the traditional swarm initialization technique, the proposed swarm initialization can obtain expected solutions faster, which means that the proposed technique can save computation time and is more suitable for real time applications.

Keywords: cognitive radio, spectrum sensing, shuffled frog leaping algorithm, swarm initialization

PACS: 84.40.Ua

DOI: 10.7498/aps.62.078405

* Project supported by the Foundation of Science and Technology on Communication Information Security Control Laboratory, China.

[†] Corresponding author. E-mail: lianshizheng@126.com