

# 基于改进混合蛙跳算法的认知无线电 协作频谱感知\*

郑仕铤<sup>†</sup> 楼才义 杨小牛

(通信系统信息控制技术国家级重点实验室, 嘉兴 314033)

(中国电子科技集团公司第三十六研究所, 嘉兴 314033)

(2009 年 5 月 7 日收到; 2009 年 8 月 12 日收到修改稿)

提出了一种改进的混合蛙跳算法 (shuffled frog leaping algorithm, SFLA), 并提出了基于改进 SFLA 的认知无线电协作频谱感知方法, 通过仿真对改进 SFLA 算法性能与传统 SFLA 算法性能进行了比较, 并对本文提出的基于改进 SFLA 的协作感知方法与已有的基于修正偏差因子 (modified deflection coefficient, MDC) 的协作感知方法性能进行了比较. 结果表明改进 SFLA 算法性能优于传统 SFLA; 基于改进 SFLA 的协作感知方法比 MDC 方法能获得更大的检测概率, 验证了基于改进 SFLA 的协作感知方法的优越性.

**关键词:** 认知无线电, 频谱感知, 混合蛙跳算法

**PACC:** 9580D

## 1. 引 言

认知无线电 (cognitive radio, CR) 是一项有望缓解无线频谱资源短缺、频谱利用率低下的智能无线通信技术<sup>[1-3]</sup>, 它允许次用户 (即认知无线电用户) 使用主用户当前没有使用的频谱空穴, 从而提高频谱利用率. 频谱感知是认知无线电的一项关键技术, 它的主要功能在于检测可供认知用户使用的频谱空穴, 同时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<sup>[4]</sup>.

目前已提出的频谱感知方法主要包括匹配滤波器检测、能量检测、循环平稳特征检测以及多分辨率频谱感知<sup>[5,6]</sup>. 这些方法均为单节点感知方法. 然而, 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, 即协作感知技术. 文献[7]采用“或”准则对各个 CR 感知结果进行融合. 文献[8]则提出了基于 D-S 证据理论的协作频谱感知算法, 虽然该算法的性能比“或”准则或“与”

准则要好, 但需要存储大量历史信息, 算法的计算复杂度也很高. 文献[9]中分析了采用似然比检测 (likelihood ratio test, LRT) 的软判决与采用“与”准则的硬判决的性能, 结果表明采用软判决的协作感知性能更优. 虽然基于 LRT 的规则是一种最优的融合规则, 但是在节点与融合中心之间的通信信道非理想的情况下, 为保证协作感知系统级的最优性, 需要在节点以及融合中心处均执行 LRT 检测, 但是如何设定各个节点以及融合中心的 LRT 门限仍是一项未解决的难题<sup>[10]</sup>. 文献[11]则提出了一种相对于基于 LRT 的协作感知更为简单的线性协作感知框架, 并提出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. 本文在研究混合蛙跳算法 (shuffled frog leaping algorithm, SFLA) 的基础上, 提出一种改进 SFLA 算法, 并提出了一种全新的基于改进 SFLA 的协作频谱感知方法, 通过仿真对本文所提出的协作感知方法和基于 MDC 的协作感知方法性能进行比较.

\* 国家自然科学基金 (批准号: 60672038) 资助的课题.

<sup>†</sup> E-mail: lianshizheng@126.com

## 2. 混合蛙跳算法

### 2.1. 传统混合蛙跳算法

SFLA 是一种基于群体智能的生物进化算法<sup>[12]</sup>. SFLA 中, 青蛙群体(解集)由一群具有相同结构的青蛙(解)组成, 整个群体被分为多个族群, 每个族群有自己的文化, 执行局部搜索策略. 族群中的青蛙均具有自己的思想, 在局部搜索迭代结束之后, 各个族群之间进行思想的交流, 实现族群间的混合运算. 局部搜索和混合过程一直持续到预先定义的收敛条件为止. 全局信息交换和局部深度搜索的平衡策略使得 SFLA 能够跳出局部极值点, 向着全局最优的方向进行<sup>[13]</sup>.

对  $S$  维优化问题, 群体中的第  $i$  只青蛙可以表示为  $\mathbf{x}_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iS}]^T$ ,  $(\cdot)^T$  表示转置, 群体包含  $P$  只青蛙,  $1 \leq i \leq P$ . 在随机生成初始群体之后, 将群体内的青蛙按适应度进行降序排列. 然后将整个青蛙群体分成  $F$  个族群, 每个族群包含  $G$  只青蛙, 因此  $P = F \times G$ . 划分过程中, 第 1 只青蛙进入第 1 个族群, 第 2 只青蛙进入第 2 个族群, 第  $F$  只青蛙进入第  $F$  个族群. 然后, 第  $F+1$  只青蛙又进入第 1 个族群, 第  $F+2$  只青蛙进入第 2 个族群, 依此类推, 直到全部青蛙划分完毕<sup>[14]</sup>.

对于每一个族群, 具有最好适应度的解表示为  $\mathbf{x}_b = [x_{b1}, x_{b2}, \dots, x_{bS}]^T$ , 最差适应度的解表示为  $\mathbf{x}_c = [x_{c1}, x_{c2}, \dots, x_{cS}]^T$ , 而所有族群中具有全局最好适应度的解表示为  $\mathbf{x}_g = [x_{g1}, x_{g2}, \dots, x_{gS}]^T$ . 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

$$d_j = \text{rand}() \times (x_{bj} - x_{cj}), \quad (1)$$

$$x'_{cj} = x_{cj} + d_j \quad (d_{\max} \geq d_j \geq -d_{\max}), \quad (2)$$

其中,  $x'_{cj}$  表示更新后的解的第  $j$  维,  $d_j$  表示分量  $j$  上移动的距离 ( $1 \leq j \leq S$ ),  $\text{rand}()$  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解; 如果适应度没有改进, 则用  $\mathbf{x}_g$  取代  $\mathbf{x}_b$ , 重复执行更新策略(1)和(2)式; 如果仍然没有改进, 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.

### 2.2. 改进混合蛙跳算法

与传统 SFLA 不同, 本文提出新的移动距离更新方式, 对传统 SFLA 进行改进. 改进 SFLA 中, 在每个族群进行局部深度搜索时, 分量  $j$  上移动的距离引入上一次的移动距离, 表示对过去经验的记忆. 由此, (1) 式变为

$$d'_j = d_j + \text{rand}() \times (x_{bj} - x_{cj}), \quad (3)$$

其中,  $d_j$  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, 群体初始化时,  $d_j$  以随机方式产生. 与(1)式相比, (3)式中包含了对过去经验的记忆, 具备了初步的学习功能, 因此具有更强的寻优能力.

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:

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

从而得到新的解  $\mathbf{x}'_c$ . 由于上一次按(3)式更新后的解比原来的解更差, 说明上一次的移动距离不够理想, 为了消除历史的不良影响, (4)式中不包含上一次移动距离, 而是使得青蛙快速移动到全局最优解附近, 从而能够加快收敛速度. 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  $\mathbf{x}_c$ , 这种情况下, 由于按(4)式移动距离产生的新的解性能也较差, 所以重新随机产生移动距离. 除了移动距离的计算方式不同外, 改进 SFLA 的其他操作与传统 SFLA 相同.

## 3. 基于混合蛙跳算法的协作频谱感知

### 3.1. 认知无线电协作频谱感知

本文讨论的 CR 协作频谱感知框图如图 1 所示<sup>[11]</sup>, 其中虚线框表示融合中心. 假设 CR 网络中  $M$  个认知用户相互协作进行协作感知, 时刻  $k$  时各个认知用户的本地感知二元假设检验模型如下所示:

$$H_0: x_l(k) = v_l(k), \quad l = 1, 2, \dots, M,$$

$$H_1: x_l(k) = h_{ls}(k) + v_l(k),$$

$$l = 1, 2, \dots, M, \quad (5)$$

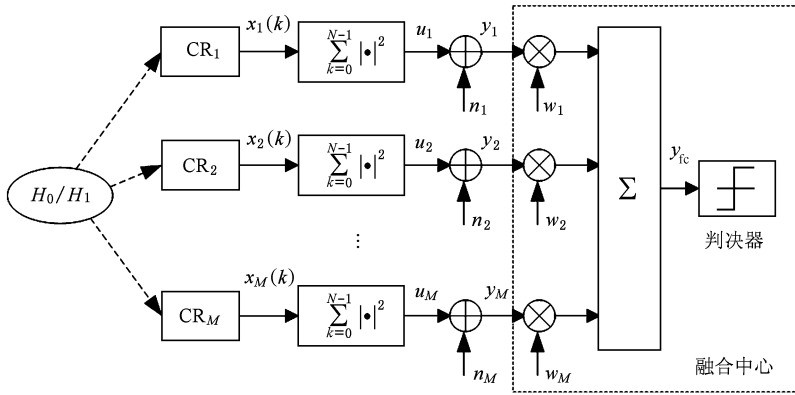


图1 协作感知框图

其中,  $s(k)$  表示主用户发射的信号,  $x_l(k)$  为第  $l$  个认知用户接收到的信号,  $h_l$  为信道衰减,  $v_l(k)$  为加性高斯白噪声, 其均值为 0, 方差为  $\sigma_l^2$ .

假设各个认知用户本地感知采用能量检测, 所计算的判决统计量为

$$u_l = \sum_{k=0}^{N-1} |x_l(k)|^2, \quad l = 1, 2, \dots, M, \quad (6)$$

其中,  $N$  表示检测间隔内的采样点数. 统计量  $\{u_l\}$  通过控制信道传输给融合中心, 融合中心接收到的各个统计量为

$$y_l = u_l + n_l, \quad l = 1, 2, \dots, M, \quad (7)$$

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

$$y_{fc} = \sum_{l=1}^M w_l y_l = \mathbf{w}^T \mathbf{y}, \quad (8)$$

其中,  $\mathbf{w} = [w_1, w_2, \dots, w_M]^T$  表示权重向量,  $w_l \geq 0$ ,  $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_M]^T$ . 权重向量反映了特定的认知用户对全局检测的贡献大小. 例如, 如果某一认知用户接收到的信号的信噪比很高, 则它得到的检测统计量更能反映实际情况, 因此给它分配较高的权重系数. 而如果某一认知用户经受深度阴影和衰落, 则给它分配低的权重系数, 以降低它对融合判决结果的影响. 最后, 融合中心将  $y_{fc}$  与特定门限  $\gamma_{fc}$  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.

这种协作感知模式下, 虚警概率表达式为<sup>[11]</sup>

$$P_f = Q\left(\frac{\gamma_{fc} - N\boldsymbol{\sigma}^T \mathbf{w}}{\sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{A} \mathbf{w}}}\right), \quad (9)$$

其中,  $Q(x) = \int_x^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-t^2/2} dt$ ,  $\boldsymbol{\sigma} = [\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots,$

$\sigma_M^2]^T$ ,  $\mathbf{A} = 2N\text{diag}^2(\boldsymbol{\sigma}) + \text{diag}(\boldsymbol{\delta})$ ,  $\boldsymbol{\delta} = [\delta_1^2, \delta_2^2, \dots, \delta_M^2]^T$ ,  $\text{diag}(\cdot)$  表示对角矩阵. 检测概率表达式为<sup>[11]</sup>

$$P_d = Q\left(\frac{\gamma_{fc} - (N\boldsymbol{\sigma} + E_s \mathbf{h})^T \mathbf{w}}{\sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{B} \mathbf{w}}}\right), \quad (10)$$

其中,

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

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

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

给定虚警概率  $P_f$ , 门限  $\gamma_{fc}$  为

$$\gamma_{fc} = N\boldsymbol{\sigma}^T \mathbf{w} + Q^{-1}(P_f) \sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{A} \mathbf{w}}, \quad (11)$$

代入(10)式, 得到<sup>[11]</sup>

$$P_d = Q\left(\frac{Q^{-1}(P_f) \sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{A} \mathbf{w}} - E_s \mathbf{h}^T \mathbf{w}}{\sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{B} \mathbf{w}}}\right). \quad (12)$$

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(12)式最大化. 由于  $Q$  函数为单调递减函数, 所以实现(12)式最大化等效于实现下式最小化:

$$f(\mathbf{w}) = \frac{Q^{-1}(P_f) \sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{A} \mathbf{w}} - E_s \mathbf{h}^T \mathbf{w}}{\sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{B} \mathbf{w}}}. \quad (13)$$

由于直接获得(13)式的解析解较为困难, 文献[11]中提出一种通用的次优求解方法, 将(13)式的最小化优化问题转换为对 MDC 的最大化优化, MDC 表达式如下<sup>[11]</sup>:

$$e_m^2(\mathbf{w}) = \frac{[E(y_{fc} | H_1) - E(y_{fc} | H_0)]^2}{\text{Var}(y_{fc} | H_1)} = \frac{(E_s \mathbf{h}^T \mathbf{w})^2}{\mathbf{w}^T \mathbf{B} \mathbf{w}}, \quad (14)$$

其中,  $E(\cdot)$  表示求均值,  $\text{Var}(\cdot)$  表示求方差. 由此求得的一个最优权重向量为<sup>[11]</sup>

$$\mathbf{w}_{\text{MDC}}^{\circ} = \mathbf{B}^{-1/2} \mathbf{B}^{-T/2} \mathbf{h}, \quad (15)$$

其中,  $\mathbf{B}^{-1/2}$  表示将  $\mathbf{B}$  中对角线元素取  $-1/2$  次幂.

### 3.2. 基于改进混合蛙跳算法的协作感知

与 MDC 不同, 本文提出的基于改进 SFLA 的协作感知方法直接优化 (13) 式. 分析 (13) 式可知, 若  $\mathbf{w}^{\circ}$  为使 (13) 式最小化的最优解, 则  $\lambda \mathbf{w}^{\circ}$  也是使 (13) 式最小化的最优解, 其中  $\lambda$  为任意正常数, 因此最优解个数有无穷多个. 为便于采用 SFLA 进行寻优, 本文引入如下对权重向量的约束条件, 将最优解个数进行限定:

$$\sum_{l=1}^M w_l = 1, \quad (16)$$

因此, 协作感知问题转化为如下优化问题:

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{w}} f(\mathbf{w}) \\ & \text{st. } 0 \leq w_l \leq 1, l = 1, 2, \dots, M, \\ & \sum_{l=1}^M w_l = 1. \end{aligned} \quad (17)$$

本文提出的基于 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, 初始化后需要对所有青蛙进行归一化处理, 使它们满足 (16) 式定义的约束条件.

深度搜索时青蛙每一维的取值可能由移动距离和上一次的位置决定, 也可能以随机方式产生, 并不一定满足 (17) 式定义的约束条件. 本文对新产生的青蛙的所有维都取绝对值操作, 以满足权重非负的条件, 然后对其进行归一化处理, 以满足所有权重系数之和为 1 的条件. 经过以上处理后, 青蛙代表了一种可行的权重向量.

衡量青蛙性能的适应度函数与目标函数相对应, 由于协作感知所要实现的目标是最小化  $f(\mathbf{w})$ , 故本文将  $-f(\mathbf{w})$  作为适应度函数. 随着迭代的进行, 青蛙适应度不断增加, 达到最大混合次数时, 算法终止, 此时保存的全局最优解  $\mathbf{x}_g = (x_{g1}, x_{g2}, \dots, x_{gS})$  即对应于最佳的权重向量.

综上所述, 本文提出的基于改进 SFLA 的协作

感知权重向量优化算法流程如下:

1) 随机生成青蛙  $\mathbf{x}_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iS}]^T$ ,  $x_{il} \in [0, 1]$ ,  $i = 1, 2, \dots, P$ ,  $l = 1, 2, \dots, S$ ,  $S = M$ , 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, 随机生成  $d_j$ ,  $d_j \in [-d_{\max}, d_{\max}]$ ,  $j = 1, 2, \dots, S$ .

2) 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  $\mathbf{x}_g = (x_{g1}, x_{g2}, \dots, x_{gS})$ , 令  $f = 1$ .

3) 对族群  $f$ , 按 (3) 式计算得到  $d'_j$ , 若  $d'_j > d_{\max}$ , 则令  $d'_j = d_{\max}$ , 若  $d'_j < -d_{\max}$ , 则令  $d'_j = -d_{\max}$ .

4) 按 (2) 式更新最差解  $\mathbf{x}_c$ , 得到  $\mathbf{x}'_c$ , 对  $\mathbf{x}'_c$  进行约束处理, 如果  $\mathbf{x}'_c$  优于  $\mathbf{x}_c$ , 则以  $\mathbf{x}'_c$  取代  $\mathbf{x}_c$ , 否则按 (4) 式计算得到新的  $d'_j$ ; 若  $d'_j > d_{\max}$ , 则令  $d'_j = d_{\max}$ , 若  $d'_j < -d_{\max}$ , 则令  $d'_j = -d_{\max}$ , 进一步根据 (2) 式得到新的  $\mathbf{x}'_c$ , 并对  $\mathbf{x}'_c$  进行约束处理, 若  $\mathbf{x}'_c$  优于  $\mathbf{x}_c$ , 则以  $\mathbf{x}'_c$  取代  $\mathbf{x}_c$ , 否则随机生成一个解, 经过约束处理后用该解取代  $\mathbf{x}_c$ , 并随机生成  $d'_j$ ,  $d'_j \in [-d_{\max}, d_{\max}]$ ; 令  $d_j = d'_j$ ,  $j = 1, 2, \dots, S$ .

5) 更新族群  $f$  中的最优解和最差解, 若达到设定的最大族群内迭代次数, 则令  $f = f + 1$ , 否则  $f$  值不变; 若  $f > F$ , 跳至 6), 否则跳至 3).

6) 若达到最大混合次数, 算法终止, 此时  $\mathbf{x}_g = (x_{g1}, x_{g2}, \dots, x_{gS})$  即对应于所得的权重向量; 否则将  $F$  个族群合并成一个青蛙群体, 跳至 2).

## 4. 仿真结果分析

仿真首先对传统 SFLA 和本文提出的改进 SFLA 的性能进行比较. SFLA 参数设置为  $P = 50$ ,  $F = 10$ ,  $G = 5$ , 族群内更新次数为 5, 最大混合次数为 10. 为简单起见, 假设主用户信号为  $s(k) = 1$ ,  $N = 20$ . 图 2 给出了当  $P_f = 0.1$  时传统 SFLA 和改进 SFLA 优化所得的检测概率随混合次数的变化曲线, 采用 1000 次独立实验平均所得,  $d_{\max}$  取不同的值. 图中假设参与协作的认知用户数为  $M = 6$ , 各个认知用户接收到信号的信噪比分别为  $-3.7$  dB,  $-5.2$  dB,  $-3.4$  dB,  $-5.4$  dB,  $-9.5$  dB,  $-3.8$  dB, 并设  $\sigma = \delta = [1, 1, 1, 1, 1, 1]^T$ . 由图可知, 不同  $d_{\max}$  设置下, 改进 SFLA 优化所得的检测概率明显大于传统 SFLA 优化所得检测概率, 说明了改进 SFLA 算法的

优越性. 另外,对于传统 SFLA 以及改进 SFLA,  $d_{\max} = 0.1$  时,算法的初期性能比  $d_{\max} = 0.5$  时要差,这是因为  $d_{\max}$  较小时全局搜索能力不足引起的,而当  $d_{\max} = 1$  时算法的性能也比  $d_{\max} = 0.5$  时要差,这是因为  $d_{\max}$  取较大值时,算法的局部搜索能力不足引起的. 因此,  $d_{\max}$  的取值不宜过大,也不宜过小,从实验结果可知,  $d_{\max} = 0.5$  是较为理想的取值. 表 1 给出了混合次数为 10 时,传统 SFLA 与改进 SFLA 最终收敛值的比较. 由表可知,各种情况下,改进 SFLA 所得的检测概率的平均值均明显大于传统 SFLA 所得的值,说明改进 SFLA 的优越性,另外,改进 SFLA 所得的检测概率的标准差均要明显小于传统 SFLA 所得的检测概率的标准差,说明改进 SFLA 比传统 SFLA 稳定. 而且比较三种  $d_{\max}$  取值可以发现,三种取值情况对最终收敛的检测概率的平均值影响不大,然而在  $d_{\max} = 0.5$  时,传统 SFLA 与改进 SFLA 优化所得的检测概率的标准差最小,进一步表明了  $d_{\max} = 0.5$  是较为理想的选择.

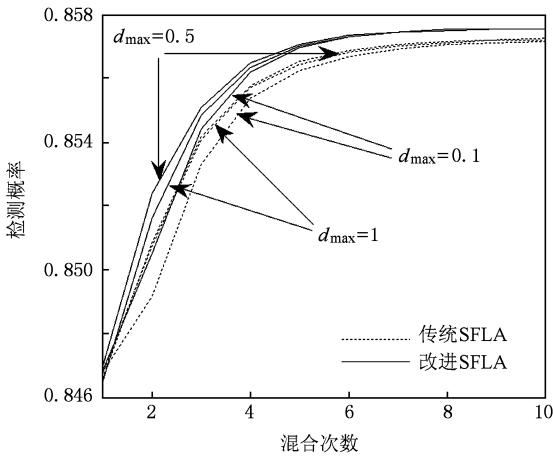


图 2 传统 SFLA 和改进 SFLA 性能比较

表 1 传统 SFLA 方法与改进 SFLA 性能比较

$d_{\max}$	方法	平均值	标准差
0.1	传统 SFLA	0.8572	$5.0612 \times 10^{-4}$
	改进 SFLA	0.8576	$6.1163 \times 10^{-6}$
0.5	传统 SFLA	0.8572	$4.2075 \times 10^{-4}$
	改进 SFLA	0.8576	$5.1053 \times 10^{-6}$
1.0	传统 SFLA	0.8572	$4.7606 \times 10^{-4}$
	改进 SFLA	0.8576	$6.0140 \times 10^{-6}$

图 3 给出了另一组仿真参数下传统 SFLA 与改进 SFLA 的性能曲线. 其中假设  $d_{\max} = 0.5$ , 认知用户接收到信号的信噪比分别为 2.2 dB, -5.5 dB,

1.0 dB, -3.5 dB, 2.5 dB, -2.1 dB, 并设  $\sigma = [2.0, 2.5, 0.9, 2.7, 1.2, 3.3]^T$ ,  $\delta = [1.3, 0.8, 2.0, 3.8, 2.3, 0.4]^T$ , 其余参数与图 2 采用的参数相同. 由图可知,各个认知用户的本地噪声和控制信道噪声相差较大情况下,改进 SFLA 较传统 SFLA 性能的优越性更为明显.

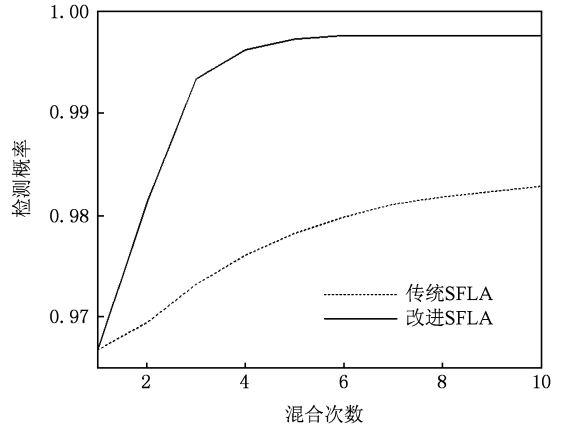


图 3 传统 SFLA 与改进 SFLA 性能比较

表 2 改进 SFLA 方法与 MDC 方法性能比较

$P_f$	方法	$f(w)$	$P_d$
0.2	MDC	-1.4004	0.9193
	改进 SFLA	-1.4012	0.9194
0.1	MDC	-1.0673	0.8571
	改进 SFLA	-1.0694	0.8576
0.01	MDC	-0.2803	0.6104
	改进 SFLA	-0.2866	0.6128

表 2 给出了不同虚警概率下基于改进 SFLA 的协作感知方法与文献[11]中对 MDC 进行优化的方法的比较结果,改进 SFLA 中  $d_{\max} = 0.5$ , 其余仿真参数与图 2 采用的参数相同. 从表中可以看出,各种虚警概率下,本文提出的基于改进 SFLA 的协作感知方法所获得的目标函数  $f(w)$  均要低于 MDC 方法所得的  $f(w)$ , 检测概率均要高于 MDC 所得的检测概率,说明基于改进 SFLA 的协作感知方法性能明显优于 MDC 协作感知方法.

图 4 给出了另一仿真条件下基于改进 SFLA 的协作感知方法与 MDC 协作感知方法的性能对比曲线,其中假设  $s(k) = 1, N = 20, M = 8, \sigma = [0.9, 1.3, 1.0, 2.0, 0.8, 1.8, 1.1, 1.2]^T$ ,  $\delta = [0.5, 0.6, 0.4, 0.2, 0.5, 0.4, 0.7, 0.6]^T$ , 各个认知用户接收

到信号的信噪比分别为  $-6$  dB,  $-7.9$  dB,  $-12.1$  dB,  $-7.5$  dB,  $-14.2$  dB,  $-9.2$  dB,  $-4.3$  dB,  $-10.6$  dB. 由图 4 可知, 基于改进 SFLA 的协作感知方法所获得的目标函数值  $f(\mathbf{w})$  均要低于 MDC 方法所得的  $f(\mathbf{w})$ , 检测概率均要高于 MDC 所得的检测概率, 进一步验证了基于改进 SFLA 的协作感知方法性能的优越性.

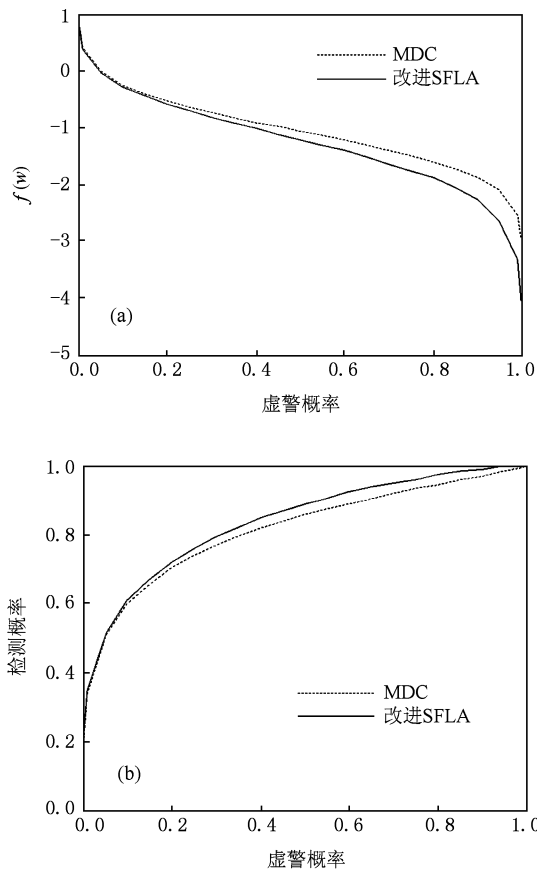


图 4 改进 SFLA 与 MDC 性能比较 (a)  $f(\mathbf{w})$  与  $P_f$  关系曲线; (b)  $P_d$  与  $P_f$  关系曲线

图 5 给出了不同噪声情况下的漏检概率与虚警概率的性能曲线, 漏检概率  $P_m$  与检测概率  $P_d$  关系为  $P_m = 1 - P_d$ . 其中假设  $s(k) = 1, N = 20, M = 8, \sigma_0 = [0.1, 0.3, 0.1, 0.9, 0.8, 0.2, 0.7, 0.6]^T, \delta_0 = [0.3, 0.9, 0.2, 0.2, 0.8, 0.4, 0.1, 0.6]^T$ , 各个认知用户接收到信号的信噪比分别为  $-7.9$  dB,  $-3.0$

dB,  $-6.1$  dB,  $-2.5$  dB,  $2.2$  dB,  $-9.2$  dB,  $-5.3$  dB,  $-5.9$  dB. 由图可知, 三种噪声环境下, 改进 SFLA 所得的漏检概率均要明显小于 MDC 所得的漏检概率, 说明了改进 SFLA 算法的优越性和稳健性. 从图中还可以看出, 随着噪声环境变得更为恶劣 (从  $\sigma = \sigma_0, \delta = \delta_0$  变为  $\sigma = \sigma_0, \delta = 10\delta_0$ , 或从  $\sigma = \sigma_0, \delta = \delta_0$  变为  $\sigma = 10\sigma_0, \delta = \delta_0$ ), 检测性能有所降低. 另外对比  $\sigma = \sigma_0, \delta = 10\delta_0$  和  $\sigma = 10\sigma_0, \delta = \delta_0$  两种情况可知, 检测性能受本地噪声  $\sigma$  的影响比起受通信信道噪声  $\delta$  的影响要大, 因此, 对参与协作的认知节点进行选择时, 更加需要考虑认知节点本地噪声功率对最终检测性能的影响.

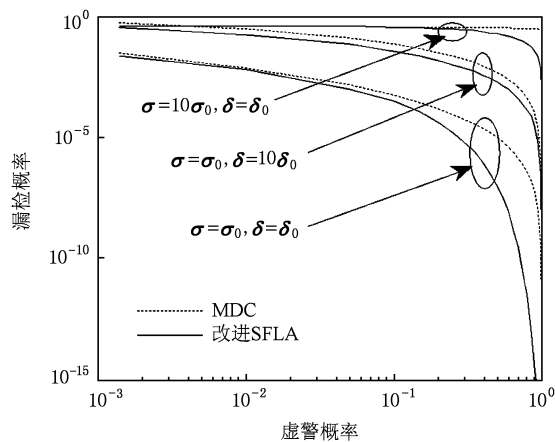


图 5 不同噪声环境下算法性能比较

## 5. 结 论

频谱感知是认知无线电的一项关键技术. 本文在讨论 SFLA 的基础上, 提出了一种改进 SFLA 算法, 并以线性协作频谱感知为框架, 提出了全新的基于改进 SFLA 的协作感知方法, 并与基于 MDC 的协作感知方法性能进行了比较. 仿真结果表明改进 SFLA 算法性能优于传统 SFLA 算法, 而且基于改进 SFLA 的 CR 协作感知方法比基于 MDC 的协作感知方法在相同虚警概率的情况下能获得更高的检测概率, 验证了基于改进 SFLA 的协作感知方法的有效性和优越性.

[1] Haykin S 2005 *IEEE J. Sel. Area. Comm.* **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, 杨小牛 2009 物理学报 **58** 1358]  
 [4] Ghasemi A, Sousa E S 2008 *IEEE Commun. Mag.* **46** 32

- [5] Cabric D, Mishra S M, Brodersen R W 2004 *The 38th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers* Monterey, USA, November 2004 p772
- [6] Hur Y, Park J, Woo W, Lim K, Lee C H, Kim H S, Laskar J 2006 *IEEE International Symposium on Circuits and Systems* Island of Kos, Greece, June 2006 p4090
- [7] Ghasemi A, Sousa E S 2005 *IEEE Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks* Maryland, USA, November 2005 p131
- [8] Peng Q H, Zeng K, Wang J, Li S Q 2006 *The 17th Annual IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications* Helsinki, Finland, September 2006 p1
- [9] Vistotsky E, Kuffner S, Peterson R 2005 *IEEE Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks* Maryland, USA, November 2005 p338
- [10] Chen B, Willett P K 2005 *IEEE Trans. Inform. Theory* **51** 693
- [11] Quan Z, Cui S, Sayed A H 2008 *IEEE J. Sel. Top. Signal Proces.* **2** 28
- [12] Eusuff M M, Lansey K E 2003 *Water Resour. Planning Manag.* **129** 210
- [13] Elbeltagi E, Hegazy T, Grierson D 2005 *Adv. Eng. Inform.* **19** 43
- [14] Eusuff M, Lansey K, Pasha F 2006 *Eng. Optimiz.* **38** 129

## Cooperative spectrum sensing for cognitive radios based on a modified shuffled frog leaping algorithm\*

Zheng Shi-Lian<sup>†</sup> Lou Cai-Yi Yang Xiao-Niu

(National Laboratory of Information Control Technology for Communication System, Jiaxing 314033, China)

(No. 36 Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Jiaxing 314033, China)

(Received 7 May 2009; revised manuscript received 12 August 2009)

### Abstract

A modified shuffled frog leaping algorithm (SFLA) and cooperative spectrum sensing for cognitive radios based on the modified SFLA are proposed. Simulations are performed to compare the performance of the modified SFLA and traditional SFLA. The performance of the proposed cooperative spectrum sensing method based on the modified SFLA and that of the cooperative spectrum sensing method using modified deflection coefficient (MDC) are also compared. Results show that the proposed SFLA outperforms the traditional SFLA, and the proposed cooperative spectrum sensing method based on the modified SFLA gives higher detection probability than the MDC-based method, which validates the effectiveness of the modified SFLA-based cooperative sensing method.

**Keywords:** cognitive radio, spectrum sensing, shuffled frog leaping algorithm

**PACC:** 9580D

\* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 60672038) .

<sup>†</sup> E-mail: lianshizheng@126.com