

基于混沌和声搜索的最优线性协作频谱感知算法

李岳洪, 万 频, 王永华*, 杨 健, 邓 钦

(广东工业大学 自动化学院, 广州 510006)

(* 通信作者电子邮箱 wangyonghua@gdut.edu.cn)

摘 要: 为了进一步提高认知无线电频谱感知的准确性和可靠性, 提出一种基于混沌和声搜索 (CHS) 的最优线性协作频谱感知算法。该算法基于能量检测的线性加权协作频谱感知模型, 利用和声搜索 (HS) 算法本身的优化能力和混沌映射的遍历性、随机性等特点, 通过求解最优权值的方法, 提高频谱感知的性能。仿真实验结果表明, CHS 算法的优化性能和收敛速度均优于传统的 HS 算法, 基于 CHS 的最优线性协作频谱感知算法能够找到最优的权值, 从而提高了复杂通信环境下的检测概率; 并且在相同的虚警概率下, 所提算法性能优于基于修正偏差因子的协作频谱感知算法。

关键词: 认知无线电; 频谱感知; 能量检测; 和声搜索算法; 混沌映射

中图分类号: TN915.01 **文献标志码:** A

Optimal linear cooperation spectrum sensing method based on chaos harmony search algorithm

LI Yue-hong, WAN Pin, WANG Yong-hua*, YANG Jian, DENG Qin

(School of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou Guangdong 510006, China)

Abstract: In order to improve the accuracy and reliability of cognitive radio spectrum sensing, an optimal linear cooperation spectrum sensing method based on Chaos Harmony Search (CHS) algorithm was proposed in this paper. This algorithm is based on the linear weighted cooperative spectrum sensing model with energy detection, using the optimization capability of Harmony Search (HS) and the traverse and randomness of chaotic system to find the optimal weight values and then improve the performances of spectrum sensing for cognitive radio networks. The simulation results show that the proposed algorithm has better optimal performance and convergence speed than the traditional HS algorithm. This CHS algorithm can obtain optimal weight values and improve the probability of detection in complex communications environment. Besides, cooperation spectrum sensing performance based on the proposed algorithm is better than the existing Modified Deflection Coefficient (MDC) method with the same false probability.

Key words: Cognitive Radio (CR); cooperation spectrum sensing; energy detection; Harmony Search (HS) algorithm; chaotic map

0 引言

随着无线通信技术的迅速发展, 无线频谱资源变得愈加紧缺。如何在有限的无线资源条件下提高频谱利用率, 以缓解日益增长的无线业务需求同有限频谱资源之间的矛盾, 已成为当今通信领域研究的热点问题。认知无线电 (Cognitive Radio, CR) 作为一种革命性的智能无线通信技术, 可以有效地解决频谱资源利用率低的问题^[1-2]。

频谱感知是认知无线电的核心技术, 也是提高频谱利用率的关键。已有的基于授权用户发射机检测的频谱感知方法主要包括匹配滤波检测、能量检测、循环平稳特征检测等^[3-5]。但这些方法在复杂的无线通信环境 (如阴影、多径、衰落) 下检测性能明显下降。为此多个认知用户进行合作检测的方法即协作频谱感知被提出, 以提高频谱检测性能。对

协作频谱感知数据融合方法的研究比较多。一些研究者提出采用 OR 或 AND (逻辑或、与) 准则的数据融合方法实现频谱协作感知, 它虽能提高频谱检测性能, 但未考虑感知用户的相关性、恶意节点和阴影衰落等影响, 不能对全局做出正确判断^[6-7]; 还有一些研究者将 D-S 证据理论引入协作频谱感知的软信息融合策略中, 实现了次最优的融合性能, 该方法在性能上虽优于传统的 OR 或 AND 准则, 但需要知道感知的先验信息^[8-9]; 文献^[10]提出了一种基于线性加权协作的频谱感知框架, 通过求解最优权值的数据融合方法实现协作频谱感知, 然而, 该文献只给出了一种基于修正偏差因子 (Modified Deflection Coefficient, MDC) 求解权值的次优求解方法, 无法保证求得理论最优解。实际上, 求解最优权值的问题可以转化为求解带约束条件的优化问题。为此, 本文引入进化算法, 提出了基于混沌和声搜索 (Chaos Harmony Search, CHS) 算法

收稿日期: 2012-03-20; **修回日期:** 2012-05-18。 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目 (61172156, 61102034, 61071038); 广东工业大学博士启动基金资助项目 (103042); 深圳市生物、互联网、新能源产业发展专项资金资助项目 (CXB201005250021A)。

作者简介: 李岳洪 (1985 -), 男, 湖南衡阳人, 硕士研究生, 主要研究方向: 认知无线网络; 万频 (1963 -), 男, 江西上高人, 副教授, 博士, 主要研究方向: 计算机测控、网络、信息系统集成; 王永华 (1979 -), 男, 河北石家庄人, 讲师, 博士, 主要研究方向: 认知无线网络、物联网; 杨健 (1982 -), 男, 安徽合肥人, 讲师, 博士, 主要研究方向: 无线认知网络、RFID; 邓钦 (1988 -), 男, 湖南怀化人, 硕士研究生, 主要研究方向: 认知无线网络。

的最优线性协作频谱感知方法,即在传统和声搜索(Harmony Search, HS)算法的基础上,引入混沌扰动算子 Logistic 映射方程,利用混沌映射方程的随机性、遍历性等特点,提高算法搜索能力。

1 认知无线电线性协作频谱感知模型

1.1 本地能量检测

能量检测由于检测实现简单,计算复杂度低,并且不需要先验信息,所以被广泛应用于认知无线电的频谱检测。在认知无线网络中,假设授权用户到认知用户的信道为加性高斯白噪声(Additive White Gaussian Noise, AWGN)信道,并且存在 M 个认知用户,则在 k 时刻各个认知用户的本地能量感知采用式(1)所示的二元假设检验模型,即可判断授权用户信号是否存在。

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

其中: $x_l(k)$ 表示第 l 个认知用户接收到的复信号; $s(k)$ 表示授权用户发送的信号; $v_l(k)$ 为本地加性高斯白噪声,其均值为 0, 方差为 σ_l^2 ; h_l 为认知用户的信道增益; H_0 表示授权频段未被占用的假设; H_1 表示授权频段被占用的假设。

在本地能量检测中,认知用户对接收信号 $x_l(k)$ 进行采样,并对采样值求模的平方和,得到检测统计量 u_l , 如式(2)所示:

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

其中 N 表示检测间隔内的采样点数。

1.2 线性加权协作频谱感知模型

一种简单的基于权值的认知无线电线性协作频谱感知数学模型,如图 1 所示。

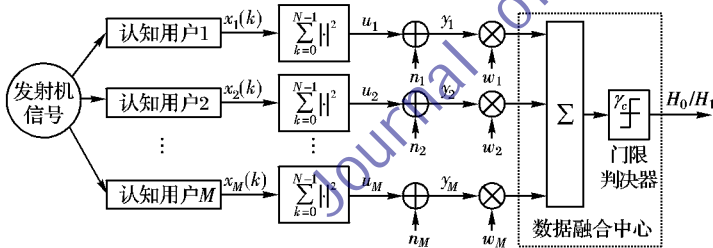


图1 基于线性加权的协作频谱感知模型

各个认知用户利用本地能量检测法求得统计量 $\{u_l\}$ 后,通过控制信道传输给数据融合中心,则融合中心接收到各个认知用户的统计量 $\{y_l\}$ 如式(3)所示:

$$y_l = u_l + n_l; l = 1, 2, \dots, M \quad (3)$$

最后,根据 $\{y_l\}$ 便可以得到融合中心的全局判决统计量 y_{fc} , 如式(4)所示:

$$y_{fc} = \sum_{l=1}^M w_l y_l = \mathbf{w}^T \mathbf{y} \quad (4)$$

其中: n_l 表示传输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; 向量 $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_M]^T$ 表示融合中心接收到各个认知用户的本地能量检测的统计量; $\mathbf{w} = [w_1, w_2, \dots, w_M]^T$ 表示权值向量, $w_l \geq 0$ 。 \mathbf{w} 反映了认知用户对全局判决的影响程度。若认知用户收到信号的信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)较高,表明该认知用户的检测

结果更能反映实际情况,则给其分配较大的权值;否则给其分配较小的权值,以减小其对系统融合判决结果的影响。最后,通过融合中心将最终检测统计量 y_{fc} 与给定的判决器门限 γ_c 进行比较,实现最终判决。若 $y_{fc} \geq \gamma_c$, 则判决授权用户信号存在;否则不存在。最终求得的虚警概率 P_f 和检测概率 P_d , 如式(5)所示,公式具体推导请参考文献[10]。

$$\begin{cases} P_f = Q\left[\frac{\gamma_c - N\sigma^T \mathbf{w}}{\sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{A} \mathbf{w}}}\right] \\ P_d = Q\left[\frac{\gamma_c - (N\sigma + E_s \mathbf{h})^T \mathbf{w}}{\sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{B} \mathbf{w}}}\right] \end{cases} \quad (5)$$

其中:

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

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

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

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

$$\mathbf{A} = 2N \cdot \text{diag}^2(\sigma) \star \text{diag}(\delta)$$

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

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

在恒虚警概率准则下,假设协作的认知用户具有相同的虚警概率 P_c , 由式(5)中虚警概率 P_f 求得判决器门限 γ_c , 如式(6)所示:

$$\gamma_c = N\sigma^T \mathbf{w} + Q^{-1}(P_f) \sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{A} \mathbf{w}} \quad (6)$$

再将式(6)代入式(5),得到最终检测概率 P_d , 如式(7)所示:

$$P_d = Q\left[\frac{Q^{-1}(P_f) \sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{A} \mathbf{w}} - E_s \mathbf{h}^T \mathbf{w}}{\sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{B} \mathbf{w}}}\right] \quad (7)$$

认知无线电线性协作频谱感知的最终目标是在给定虚警概率条件下, 寻求一组最优权值向量 \mathbf{w}_{op} 使系统检测概率 P_d 最大。为此, 定义关于向量 \mathbf{w} 的函数如式(8)所示, 则 $P_d = Q(-f(\mathbf{w}))$ 。分析式(7), 要使 P_d 最大, 由式(7)中 Q 函数的单调递减性可知, 只需 $f(\mathbf{w})$ 取最大值即可。

$$f(\mathbf{w}) = \frac{E_s \mathbf{h}^T \mathbf{w} - Q^{-1}(P_f) \sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{A} \mathbf{w}}}{\sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{B} \mathbf{w}}} \quad (8)$$

1.3 最优权值求解方法

由于无线认知的环境比较复杂, 寻找最优权值向量 \mathbf{w}_{op} 使 $f(\mathbf{w})$ 最大比较困难。文献[10]给出了一种基于MDC求解 \mathbf{w}_{op} 的次优方法, 该方法将 $f(\mathbf{w})$ 的最大化问题转换为求MDC的最大化, MDC的表达式如式(9)所示, 求得的一个最优的权值向量 $\mathbf{w}_{MDC} = \mathbf{B}^{-1/2} (\mathbf{B}^{-1/2})^T \mathbf{h}_0$ 。

$$d_m^2(\mathbf{w}) = \frac{[E(y_c | H_1) - E(y_c | H_0)]^2}{\text{Var}(y_c | H_1)} = \frac{(E_s \mathbf{h}^T \mathbf{w})^2}{\mathbf{w}^T \mathbf{B} \mathbf{w}} \quad (9)$$

由于权值向量 \mathbf{w} 的取值与认知用户接收到信号的信噪比有关, 即信噪比越高, 则其对正确检测的贡献也越大, 分配的权值也越大。因此, 可以通过信噪比大小确定 \mathbf{w} 。设 E_s 为认知用户获得的授权用户信号能量, 则第 l 个认知用户在检测间隔为 N 时, 其本地能量检测器输出的平均信噪比 SNR_l 如式

(10) 所示:

$$SNR_i = \frac{E_s |h_i|^2}{N\sigma_i^2} \quad (10)$$

根据式(11)即可确定每个认知用户分配的权值大小:

$$w_i = \frac{SNR_i}{\sum_{i=1}^M SNR_i} \quad (11)$$

通过这种简单的本地信噪比加权组合(SNR-Weighted Combination, SNR-WC)方法,可以得到一组较好的权值向量。但由于认知用户还受到控制信道噪声的影响,这还不是最优的权值求解方法。

为此,本文研究将 $f(\mathbf{w})$ 作为优化的目标函数,采用具有启发式的和声搜索优化算法,对该问题的可行解空间直接进行搜索,从而找到一组最优的权值向量 \mathbf{w}_{op} 。

2 基于 CHS 的最优线性协作频谱感知算法

2.1 传统 HS 算法

HS 算法^[11]是 2001 年 Geem 等提出的一种全新的智能优化算法。该算法机制简单,解的产生方式新颖,易编程实现,调整参数少,而且算法具有较强的鲁棒性和稳定性。假设在一个具体优化问题中, $HM = \{X^1, X^2, \dots, X^{HMS}\}$ 表示一个和声库; $X^j (j = 1, 2, \dots, HMS)$ 表示和声库中第 j 个和声(可行解);设 $X^j = (x_1^j, x_2^j, \dots, x_m^j)$,则 $x_i^j (i = 1, 2, \dots, m)$ 表示第 j 个和声使用乐器 i 的音调(可行解分量的值),其中 $x_i^j \in [a_i, b_i]$;HMCR 表示和声库保留概率,PAR 表示记忆库扰动概率。音乐效果评价用目标函数 $f(X^j)$ 表示。在 HS 算法中,算法首先随机产生 HM,然后通过 HM 的记忆保留、对 x_i^j 按式(12)的随机选择,以及按式(13)的随机扰动 3 种操作方式来产生候选解 $X^{new} = (x_1^{new}, x_2^{new}, \dots, x_m^{new})$,并将候选解与 HM 中的最差解比较,淘汰其中的较差者以更新 HM。反复以上过程,直至算法终止。

$$x_i^{new} \leftarrow \begin{cases} x_i^{new} \in \{x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^M\}, & r_1 < HMCR \\ x_i^{new} \in [a_i, b_i], & r_1 \geq HMCR \end{cases} \quad (12)$$

$$x_i^{new} \leftarrow \begin{cases} x_i^{new} + bw \times r_2, & r_3 < PAR \\ x_i^{new}, & r_3 \geq PAR \end{cases} \quad (13)$$

其中: $r_1, r_3 \in U(0,1)$, r_2 是区间 $[-1,1]$ 内的随机数, bw 是带宽值, $[a_i, b_i]$ 为各分量取值范围。

综上所述,具有启发式搜索的 HS 算法依赖于 HM 和新的解的构造方式,在进化过程中保留较优解的特征,同时剔除最差解的特征。然而,对于复杂的约束优化问题:一方面初始解集的质量对整个算法搜索性能影响较大,较差的初始解群可能会导致算法搜索性能下降;另一方面算法每次进化只对 HM 最差解更新,搜索效率较差,而且对可行解的扰动是随机的,因而很难找到全局最优解。

2.2 CHS 算法

CHS 算法即通过引入混沌扰动算子,利用混沌的随机性、遍历性及对初始条件的敏感性等特点来提高算法的性能。混沌扰动算子采用典型的混沌系统 Logistic 映射方程^[12],其迭代公式如下:

$$z_{t+1} = u \cdot z_t(1 - z_t); t = 0, 1, 2, \dots \quad (14)$$

其中: u 为控制参数,当 $u = 4$ 时,Logistic 系统完全处于混沌状

态; $0 \leq z_0 \leq 1$ 。

CHS 算法首先利用混沌系统 Logistic 映射方程在控制参数 $u = 4$ 时的混沌遍历性,对可行解进行初始化,并且从中择优选出 HMS 个解放入 HM 作为本文算法的初始解群。然后,借助分组-混合的进化思想,将整个和声库 HM 均等划分为 S 个子库,在进化过程中,每个子库包含 G 个随机被选中的可行解,计算每个解的目标函数值,并将其按递减顺序排列;针对每个子库内的最差解,按式(12)和式(13)产生新的解;若新解优于子库内最差解,则用其替换最差解,并更新子库;在每个子库局部搜索结束后,将所有子库混合成一个库,并更新 HM。最后,从 HM 中选取较优的部分解,再次利用 Logistic 映射方程进行扰动,若扰动后的解更优,则替换扰动前的解;否则保持原解不变。CHS 算法流程如图 2 所示。

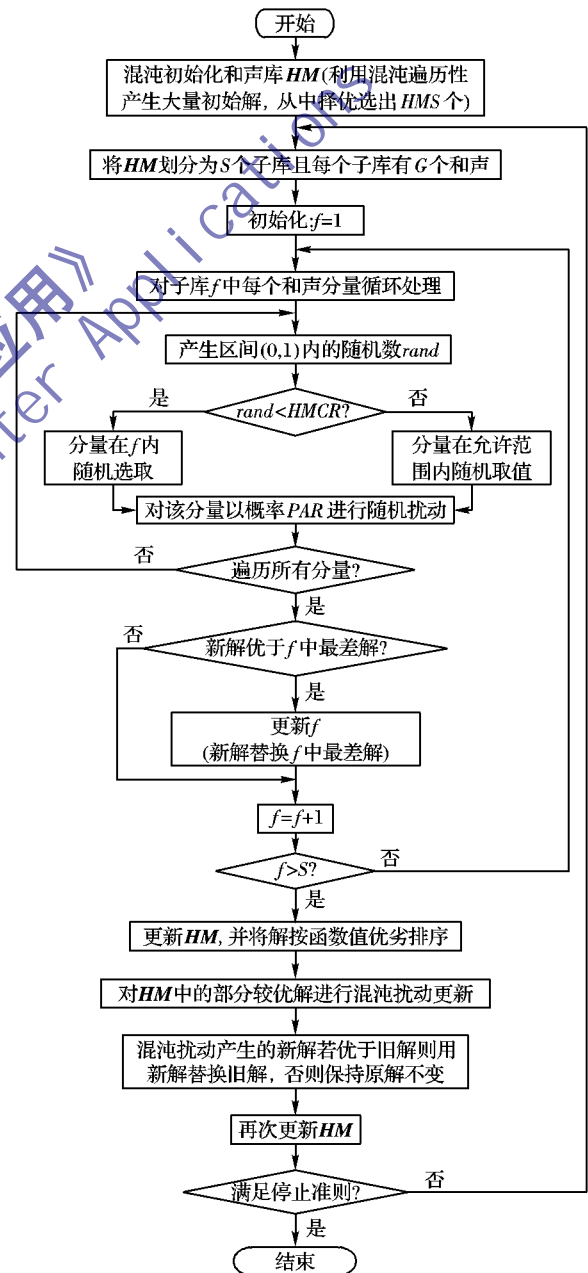


图 2 CHS 算法流程

2.3 基于 CHS 优化的线性协作频谱感知算法

基于 CHS 的线性协作频谱感知算法直接对 $f(\mathbf{w})$ 进行优化。频谱感知问题可以转化为如下约束的优化问题:

$$\begin{aligned} & \max_{\mathbf{w}} f(\mathbf{w}) \\ \text{s. t. } & \sum_{l=1}^M w_l = 1 \\ & 0 \leq w_l \leq 1; l = 1, 2, \dots, M \end{aligned} \quad (15)$$

基于CHS的线性协作频谱感知算法中,每个可行解表示一种可能的权值向量,其中解的维数与感知的认知用户数相等,即 $m = M$ 。可行解 $\mathbf{X}^j = (x_1^j, x_2^j, \dots, x_m^j) (j = 1, 2, \dots, HMS)$ 的分量 $x_i^j (i = 1, 2, \dots, m)$ 对应于权值分量 $w_l (l = 1, 2, \dots, m)$,由此,完成可行解与待优化权值向量之间的映射。和声库 HM 的初始解利用混沌的遍历性产生,各维在区间 $[0, 1]$ 内取值,初始化后对所有可行解进行归一化处理,使其满足式(15)定义的约束条件。衡量可行解的好坏由目标函数 $f(\mathbf{w})$ 评价。当算法结束时, HM 输出的最优解即对应最优的权值向量 \mathbf{w}_{op} 。

综上所述,本文提出的基于CHS的最优线性协作频谱感知的权值向量优化算法具体步骤如下:

1) 确定乐器个数 $m = M$ 、音调取值范围 $[a_i, b_i]$ 、和声库 HM 的和声个数 HMS 、保留概率 $HMCR$ 、扰动概率 PAR 、子和声库个数 S 以及最大混合进化代数 N_c 。

2) 和声库 HM 混沌初始化。随机产生一个 m 维取值在区间 $[0, 1]$ 的向量 $\mathbf{Z}_0 = [z_{01}, z_{02}, \dots, z_{0m}]$,根据式(14),令 $z_{(t+1)i} = 4z_{ti}(1 - z_{ti}) (t = 0, 1, \dots, n - 1; i = 1, 2, \dots, m)$,得到 $\mathbf{Z}_1, \mathbf{Z}_2, \dots, \mathbf{Z}_n$ 。并将 \mathbf{Z}_j 各个分量载波到优化变量取值范围 $x_i^j = a_i + (b_i - a_i) \cdot z_{ji} (j = 1, 2, \dots, n)$;接着按式(15)进行约束处理,并计算目标函数值 $f(\mathbf{w})$;最后,从 n 个初始解中择优选出 HMS 个放入 HM 。

3) 和声库分组。将和声记忆库分成 S 个子库,每个子库包含 $G(HMS = G \times S)$ 个和声,并确定各个子库中的最差解,令 $f = 1$ 。

4) 和声搜索。对子库 f ,按照式(12)和式(13)的方式产生一个新的解,即 $\mathbf{X}^{new} = (x_1^{new}, x_2^{new}, \dots, x_m^{new})$;若新的解 \mathbf{X}^{new} 比子库 f 中的最差解好,则用 \mathbf{X}^{new} 替换 f 中的最差解,得到新的子库 f 。

5) 若 $f > S$,则转向6);否则令 $f = f + 1$,并转向4)。

6) 评价目标函数 $f(\mathbf{w})$ 。将 S 个子库和声库合并成一个记忆库,计算此时所有解的目标函数值,并将其按优劣排序放入 HM 中。

7) 混沌搜索。从和声库 HM 择优选取 hd 个解 $\mathbf{X}^j = (x_1^j, x_2^j, \dots, x_m^j) (j = 1, 2, \dots, hd)$ 进行混沌扰动。具体做法为:随机产生一个取值在区间 $[0, 1]$ 内的向量 $\mathbf{u}_0 = [u_{01}, u_{02}, \dots, u_{0m}]$,由式(14)产生 $\mathbf{u}_1 = [u_{11}, u_{12}, \dots, u_{1m}]$,然后将 \mathbf{u}_1 的各个分量载波到混沌扰动范围 $[-\beta, \beta]$ 内,设扰动量 $\Delta \mathbf{X} = (\Delta x_1, \Delta x_2, \dots, \Delta x_m)$,其中 $\Delta x_i = -\beta + 2\beta u_{1i}$,令 $x_i^j \leftarrow x_i^j + \Delta x_i (i = 1, 2, \dots, m)$,若经过混沌扰动后得到的每个新解 \mathbf{X}^{new} 优于扰动前的解,则用新解 \mathbf{X}^{new} 替换,并再次更新 HM ;否则保持 HM 不变,转向8)。

8) 若达到最大进化代数 N_c ,算法终止,输出此时 HM 中最优解即对应所求的权重向量 \mathbf{w}_{op} ;否则转向3),继续更新 HM 。

2.4 参数对算法性能影响分析

CHS算法中,和声库 HM 的规模对算法的全局搜索能力有很大影响,即 HMS 越大,全局搜索能力越强,但计算量会增加,从而影响搜索到最优解的速度;保留概率 $HMCR$ 决定每代进化过程中新解产生的方式,通常其取值为 $0.9 \sim 1.0$;扰动概率 PAR 控制算法的局部搜索,使搜索逃离局部最优, PAR 一般取 $0.1 \sim 0.5$;混沌扰动量 β 对较优的解进行遍历性扰动,提高局部搜索能力,一般 β 取 $0.01 \sim 0.1$ 。因此,选取一组适宜的系统参数,能够很好地提高算法的性能。

3 仿真结果与分析

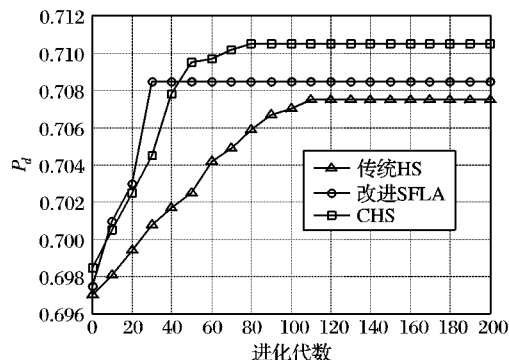
CHS算法的仿真参数如下: $a_i = 0, b_i = 1, bw = 0.01, \beta = 0.05, N_c = 200, n = 300, HMCR = 0.95, HMS = 40, S = 10, PAR = 0.45, hd = 15$ 。为便于比较,改进混合蛙跳算法(Shuffled Frog Leaping Algorithm, SFLA)仿真参数除了种群规模和最大混合次数与本文相同,其余参数与文献[13]相同。假设授权信号 $s(k) = 1$,采样点数 $N = 20$,除特别说明之外,仿真实验结果取200次实验的平均值。

首先,对不同噪声环境下CHS算法与传统HS算法以及改进SFLA算法进行性能仿真。图3(a)给出了在恒虚警概率 $P_f = 0.05$,参与协作的认知用户数 $M = 5$,各个认知用户接收到信号的信噪比分别为 $\{-3.7 \text{ dB}, -5.2 \text{ dB}, -3.4 \text{ dB}, -5.4 \text{ dB}, -9.5 \text{ dB}\}$,相应的本地噪声和控制信道噪声为 $\sigma = \delta = [1, 1, 1, 1, 1]^T$ 条件下,这3种算法获得的检测概率随进化代数的变化曲线。表1给出了在不同的 P_f 下,进化代数达到200时,该3种算法获得的最优检测概率。图3(b)给出了在 $P_f = 0.05, M = 8$,信噪比分别为 $\{-6 \text{ dB}, -7.9 \text{ dB}, -12.1 \text{ dB}, -7.5 \text{ dB}, -14.2 \text{ dB}, -9.2 \text{ dB}, -4.3 \text{ dB}, -10.6 \text{ dB}\}$, $\sigma = [0.9, 1.3, 1.0, 2.0, 0.8, 1.8, 1.1, 1.2]^T$, $\delta = [0.5, 0.6, 0.4, 0.2, 0.5, 0.4, 0.7, 0.6]^T$ 条件下的性能曲线。由图3~4可知,虽然改进SFLA算法可以较快得到收敛值,但这只是个局部最优值;而CHS算法能够跳出局部最优继续搜索,最终找到全局最优值;此外,CHS算法比传统HS算法的收敛速度更快,优化能力更强;对比图3和图4可知,当各个认知用户在本地噪声和控制信道噪声相差较大时,CHS算法的优化性能也是最好的。由表1实验具体数据可知,CHS优化所得的检测概率平均值最大,而且相应的标准差值最小,这说明CHS算法不仅优化性能较强,而且稳定性也较强。综上所述,CHS算法具有收敛速度快、优化性能好、稳定性强等特点,这能较好地满足认知无线网络中准确和快速进行频谱感知的要求。

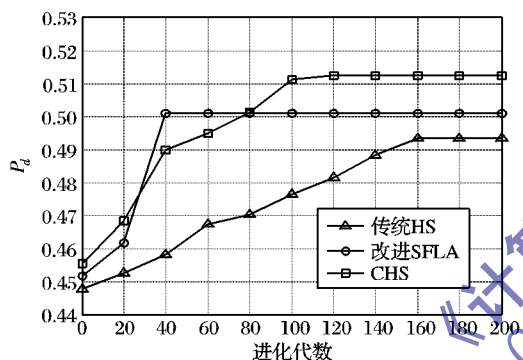
为了进一步验证本文CHS算法的有效性,通过仿真对比分析了不同采样点数 N 、不同本地信噪比 SNR 、不同认知用户数 M 和不同噪声环境 (σ, δ) 对算法性能的影响,并且将CHS算法与基于MDC和SNR-WC的协作感知方法进行了性能比较。

假设认知用户受到的本地噪声方差 σ 和控制信道噪声方差 δ 均为1。图4~6描绘了基于CHS感知算法的接收机工作特性(Receiver Operating Characteristic, ROC)曲线。图4给出

了 $M = 3$ 、信噪比均为 -9 dB 条件下不同采样点数 N 的 ROC 性能曲线,随着 N 的增加,性能得到改善。图 5 给出了 $M = 3$ 条件下不同信噪比的 ROC 曲线,由图可见,当认知用户的信噪比 SNR 均为 -16 dB、 -12 dB、 -8 dB、 -2 dB 时,随着 SNR 的增加,通信信道的条件得到改善,性能也变得越来越好。图 6 给出了信噪比均为 -12 dB 条件下不同认知用户数 M 的 ROC 性能曲线,多个认知用户的性能明显好于单个认知用户的性能,且随着 M 的增加,性能得到进一步提高。



(a) 简单噪声环境下



(b) 复杂噪声环境下

图3 3种算法的检测概率随进化代数变化曲线

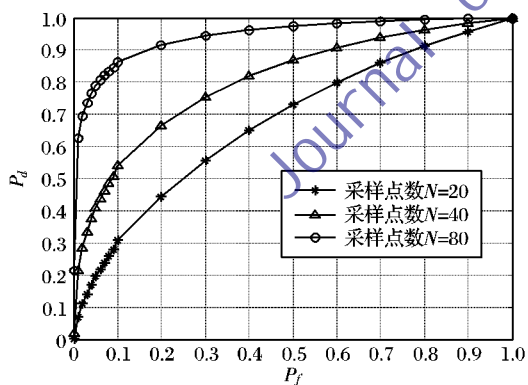


图4 不同采样点数 N 的 ROC 曲线

表1 3种算法在不同虚警概率下的实验数据

P_f	算法	P_d	标准差
0.01	传统 HS	0.5107	4.0215×10^{-4}
	改进 SFLA	0.5126	1.1263×10^{-4}
	CHS	0.5148	5.3214×10^{-6}
0.05	传统 HS	0.7076	3.0174×10^{-4}
	改进 SFLA	0.7082	2.0412×10^{-4}
	CHS	0.7103	6.3254×10^{-6}
0.10	传统 HS	0.7918	4.2514×10^{-4}
	改进 SFLA	0.7922	1.6235×10^{-4}
	CHS	0.7949	3.2015×10^{-6}

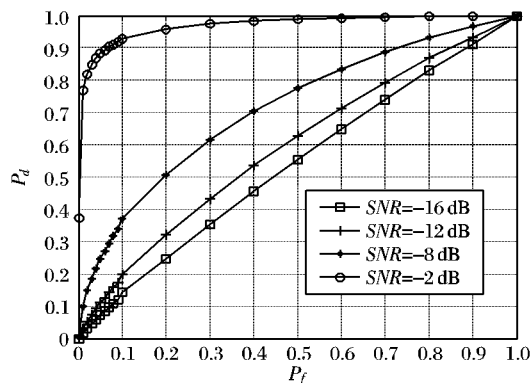


图5 不同本地信噪比 SNR 的 ROC 曲线

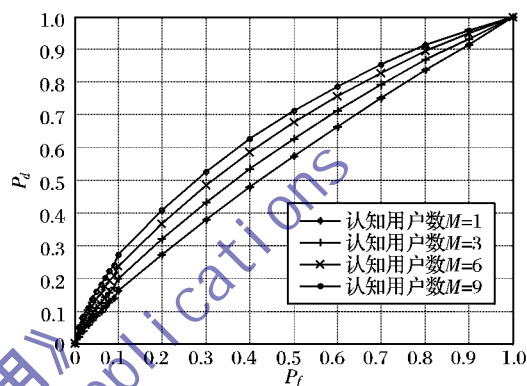


图6 不同认知用户数 M 的 ROC 曲线

设漏检概率表示为 P_m , 则与检测概率 P_d 的关系表示为 $P_m = 1 - P_d$ 。图 7 ~ 10 描绘了不同本地噪声 σ 和控制信道噪声 δ 对检测方法性能影响的 P_f 与 P_m 的关系曲线。假设参与协作的 6 个认知用户接收信号的信噪比分别为 $\{-14$ dB, -12 dB, -9 dB, -6 dB, -4 dB, -2 dB $\}$ 。

图 7 给出了 $\sigma = \delta = [1, 1, 1, 1, 1, 1]^T$ 条件下 3 种频谱检测方法的性能比较曲线,由图可见,当接收信道和控制信道环境相同时, CHS 方法与 SNR-WC 方法检测性能很接近,均好于 MDC 方法。

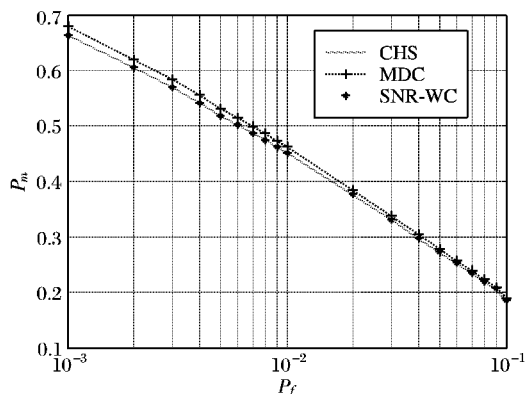


图7 $\sigma = \delta$ 时算法的性能比较

为了考虑更为实际的情况,将在复杂噪声环境下的验证检测性能。图 8 给出了 $\sigma = [1, 1.3, 0.9, 0.7, 0.6, 1.1]^T$ 、 $\delta = [0.5, 0.9, 1.2, 1.8, 2.3, 2]^T$ 条件下性能比较曲线,当本地噪声与信道噪声不同时, SNR-WC 方法性能不如 CHS,甚至比 MDC 方法还差,这是由于 SNR-WC 方法未考虑到控制信道噪声的影响。图 9 和图 10 分别给出了噪声环境由 (σ, δ) 变为 $(\sigma, 10\delta)$ 和 $(10\sigma, \delta)$ 两种比较恶劣条件下的性能比较,由图可见, CHS 检测方法的性能都是最好的。表 2 给出了几种噪

声环境下这3种检测方法获得检测概率的具体数值,从中可看出,增加本地噪声或控制信道噪声,都会降低检测性能,而且检测性能受本地噪声的影响更大。因此,通过抑制本地噪声强度可以大大提高检测性能。综上所述,基于CHS优化的线性协作频谱感知算法可以有效地提高认知无线电的频谱感知能力。

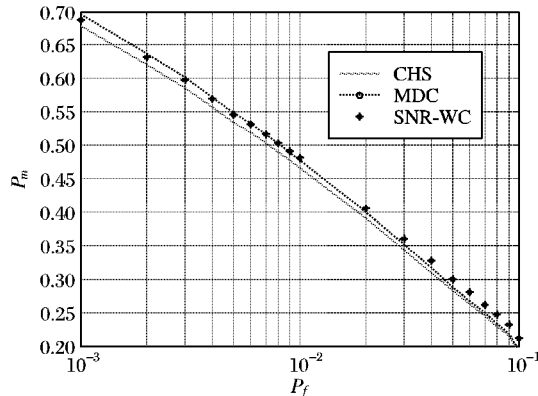


图8 $\sigma \neq \delta$ 时算法的性能比较

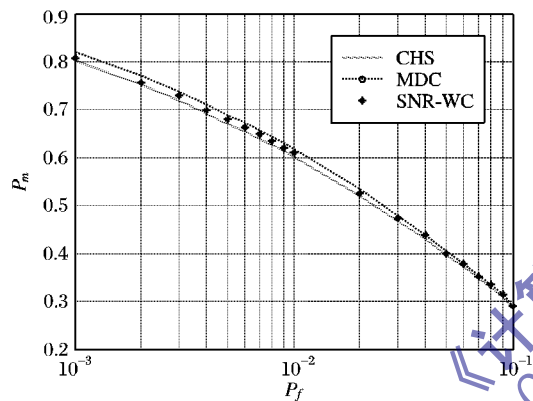


图9 控制信道噪声变为 10δ 时算法的性能比较

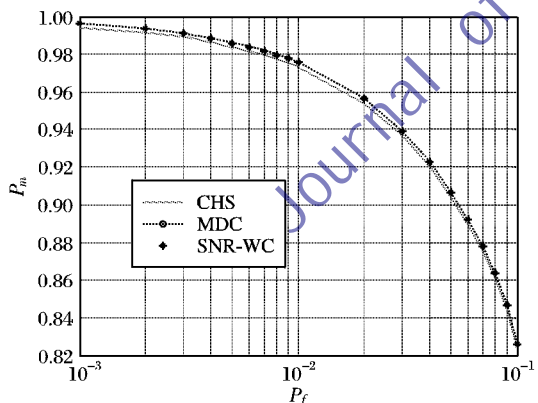


图10 本地噪声变为 10σ 时算法的性能比较

表2 不同噪声环境对检测算法性能的影响

检测方法	P_f	P_d		
		$\sigma \neq \delta$	$\sigma, 10\delta$	$10\sigma, \delta$
CHS	0.01	0.5348	0.3964	0.0248
	0.05	0.7169	0.6017	0.0938
	0.10	0.8061	0.7136	0.1754
MDC	0.01	0.5337	0.3813	0.0241
	0.05	0.7112	0.5946	0.0932
	0.10	0.8037	0.7118	0.1745
SNR-WC	0.01	0.5197	0.3949	0.0244
	0.05	0.7014	0.6003	0.0933
	0.10	0.7894	0.7122	0.1741

4 结语

本文仿真实验表明,在传统HS算法基础上引入混沌映射,算法性能得到极大改善;与其他方法相比,基于CHS优化的最优线性加权协作频谱感知算法能够获得更高的检测概率,并且当通信环境变得恶劣时,虽然该算法检测性能有所下降,但检测性能仍优于其他方法,这说明该算法具有较强的稳定性。由于认知用户的感知能力受到本地噪声的影响非常大,因此,在进行频谱协作检测时,如何对参与认知的用户进行合理的选择是下一步要研究的内容。

参考文献:

- [1] MITOLA J. Cognitive radio: Making software radios more personal [J]. IEEE Personal Communications, 1999, 6(4): 13-18.
- [2] HAYKIN S. Cognitive radio: brain-empowered wireless communications [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2005, 23(2): 201-220.
- [3] DIGHAM F F, ALOUNI M-S, SIMON M K. On the energy detection of unknown signals over fading channels [C]// ICC '03: Proceedings of IEEE International Conference on Communications. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2003, 5: 3575-3579.
- [4] TANDRA R, SAHAI A. Fundamental limit on detection in low SNR under noise uncertainty [C]// Proceedings of International Conference on Wireless Networks, Communications and Mobile Computing. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2005: 464-469.
- [5] HAN N, SHON S H, CHUNG J H, et al. Spectral correlation based signal detection method for spectrum sensing in IEEE 802.22 WRAN systems [C]// ICAC 2006: Proceedings of the 8th International Conference Advanced Communication Technology. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2006, 6: 1765-1770.
- [6] GHASEMI A, SOUSA E S. Collaborative spectrum sensing for opportunistic access in fading environments [C]// DySPAN 2005: Proceedings of 2005 the 1st IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2005: 131-136.
- [7] 卞荔,朱琦.基于数据融合的协作频谱感知算法[J].南京邮电大学学报:自然科学版,2009,29(2): 73-78.
- [8] 郑学强,王金龙,吴启辉,等.基于Dempster-Shafer证据理论的协同频谱感知算法[J].信号处理,2009,25(10): 1532-1536.
- [9] NHAN N-T, KOO I. An enhanced cooperative spectrum sensing scheme based on evidence theory and reliability source evaluation in cognitive radio context [J]. IEEE Communications Letters, 2009, 13(7): 492-493.
- [10] QUAN ZHI, CUI SHU-GUANG, SAYED A H. Optimal linear cooperation for spectrum sensing in cognitive radio networks [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2008, 2(1): 28-40.
- [11] GEEM Z W, KIM J H, LOGANATHAN G V. A new heuristic optimization algorithm: harmony search [J]. Simulation, 2001, 76(2): 60-68.
- [12] 张彤,王宏伟,王子才.变尺度混沌优化方法及其应用[J].控制与决策,1999,14(3): 285-288.
- [13] 郑仕铨,楼才义,杨小牛.基于改进混合蛙跳算法的认知无线电协作频谱感知[J].物理学报,2010,59(5): 3612-3616.