

doi: 10.11918/j.issn.0367-6234.2015.11.007

一种用于空间调制信号检测的改进粒子群算法

刘宁庆, 管春萌, 张文彬

(哈尔滨工业大学 通信技术研究所, 150080 哈尔滨)

摘要: 为提高空间调制系统信号检测算法的性能, 提出基于粒子群的智能信号检测算法及其改进算法. 利用粒子智能化搜索, 实现信号高效检测; 设计权重系数对传统速度更新公式进行修改, 避免粒子群陷入局部收敛从而进一步提高算法的检测性能. 通过对改进算法的收敛性和复杂度进行理论分析, 并在不同天线数目和不同调制方式下对其误码性能进行仿真, 仿真结果表明: 与传统的粒子群算法相比, 本文提出的改进算法具有计算复杂度低、误码率低、收敛快的优点, 可作为空间调制接收机的有效备选算法.

关键词: 空间调制; 最大似然法; 粒子群算法

中图分类号: TN911.23 **文献标志码:** A **文章编号:** 0367-6234(2015)11-0041-06

An improved particle swarm optimization algorithm for signal detection in spatial modulation system

LIU Ningqing, GUAN Chunmeng, ZHANG Wenbin

(Communication Research Center, Harbin Institute of Technology, 150080 Harbin, China)

Abstract: In order to improve the performance of signal detection algorithms in spatial modulation systems, we propose an intelligent signal detection algorithm and its improved algorithm based on particle swarm optimization. Efficient signal detection can be achieved by using particles' intelligent searches. Unnecessary local convergence can be avoided by designing weight coefficients for traditional velocity updating formula to improve its performance. Convergence and complexity are analyzed and simulations with different antenna numbers and modulation schemes are executed. Results show that the improved algorithm excels the particle swarm optimization in bit error rate, convergence and computing complexity, all these make it an appealing detection method for spatial modulation receivers.

Keywords: spatial modulation; maximum likelihood; particle swarm optimization

在有限的资源条件下, MIMO 技术是提高无线系统频谱利用率的有效途径^[1]. 但 MIMO 接收机接收到的发射符号之间存在干扰, 另外, 对接收天线的数目也有一定要求, 这些都限制了 MIMO 技术的实际应用^[2]. 空间调制技术 SM (spatial modulation) 是近些年出现的一种 MIMO 传输方式^[3], 它只需要一条或者几条射频链路, 收发信机结构简单, 成本较低, 可以有效避免信道间干扰和多天线发射的同步性问题^[4-6]. 可看作未来 5G 中 Massive MIMO 技术的特例^[7]. 粒子群优化算法 PSO (particle swarm optimization) 是由美国电气工程师 Eberhart 博士和社会心理学家 Kennedy 博士在 1995 年提出的, 具有

概念简明, 便于实现, 收敛速度快的优点. 近些年来, 在组合优化、智能计算以及神经网络等许多领域都取得了广泛的应用^[8]. 本文将粒子群算法用于空间调制信号的检测, 并提出了改进的粒子群算法, 与常规粒子群算法相比, 改进算法的检测性能得到了较大的提升.

1 空间调制技术的基本原理及最大似然检测

空间调制有别于传统的二维调制技术, 它引入了空间维度, 通过建立不同的输入比特与天线序号的映射关系, 达到空间调制的目的^[9]. 空间调制可采用一根或多根发射天线携带信息, 本文研究一根天线的情况, 称其为传统空间调制.

在发射符号等概率的条件下, 最大似然概率等

收稿日期: 2014-12-12.

作者简介: 刘宁庆(1959—), 男, 教授, 硕士生导师.

通信作者: 刘宁庆, nqliu@hit.edu.cn.

于最大后验概率,因此其具有最佳的检测性能,可作为检验其他算法性能的标准^[10-11].下面简单介绍空间调制下的最大似然检测方法.其步骤是先找到所有发送符号可能的集合, $\mathbf{x} \in \{s_1, s_2, s_3, \dots, s_N\}$, 然后根据接收到的符号逐一求欧式距离,找到具有最大似然概率的发送符号 \hat{x}_m 以及发送数据的天线序号 \hat{m} 为

$$\hat{x}_m = \arg \min_{s \in \{s_1, s_2, \dots, s_N\}} d^2 \left(s, \frac{\mathbf{h}_m^* \mathbf{y}}{\|\mathbf{h}_m\|^2} \right),$$

$$m = 1, 2, \dots, N_t, \quad (1)$$

$$\hat{m} = \arg \min_{(m=1, 2, \dots, M)} d^2(\mathbf{y}, \mathbf{h}_m \hat{x}_m). \quad (2)$$

式中: \mathbf{y} 为接收信号向量 $\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x}_m + \mathbf{n}$, 加性高斯白噪声向量 \mathbf{n} 的维数等于接收天线数; \mathbf{h}_m 为信道矩阵 \mathbf{H} 中的第 m 列; N_t 为发射天线总数, $d^2(\mathbf{u}, \mathbf{v})$ 为计算 \mathbf{u} 与 \mathbf{v} 欧式距离的平方.

假定发送天线总数为 N_t , 空间调制选用其中的 n 根天线发射符号, 每根天线上发射的符号集中符号总数为 M , 接收天线数目为 N_r , 调制比特数为 P . 最大似然法中, 发送符号有 2^{Pn} 种可能. 最大似然法所需的加法运算次数

$$2^{Pn} \times [(n-1) \times N_r + N_r - 1] \times M. \quad (3)$$

减法运算次数

$$[2^{Pn}(N_r + 1) - 1] \times M. \quad (4)$$

乘法运算次数

$$2^{Pn} \times (n \times N_r + N_r) \times M. \quad (5)$$

最大似然法的运算数量级为 $O(N_r \times 2^{Pn} \times M)$, 算法复杂度与映射天线数目、调制方式有关, 且随映射天线数目与调制比特数的增加而呈指数级上升趋势, 计算复杂度非常高, 较难应用于实际的系统中.

2 传统空间调制的粒子群及改进算法

2.1 粒子群算法

PSO 是一种基于迭代的优化算法. 0 低吵踟萑为一组随机解, 通过迭代搜寻最优值. 同其它进化算法比较, PSO 的优势在于简单容易实现并且没有许多参数需要调整, 没有遗传算法用的交叉以及变异, 而是粒子在解空间追随最优的粒子进行搜索, 精度高、收敛快. 特别是二进制粒子群算法将粒子的每一维、粒子本身的个体最优值和全局最优值限制为 1 或 0^[12], 十分适合于二进制信号检测. 因此, 本文在空间调制系统中选择粒子群算法进行信号检测并提出改进.

将 PSO 算法应用于空间调制中, 各个粒子性能的适应度值为

$$q = \|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{X}_i\|^2. \quad (6)$$

式中: q 为第 i 个粒子的适应度值, 此值越小, 表示粒子距离真实位置越近, 性能越好; \mathbf{y} 为已知的接收向量, \mathbf{H} 为已知的信道矩阵, \mathbf{X}_i 是第 i 个粒子的位置. 各个粒子的速度和位置更新为

$$\mathbf{V}_{id}^{k+1} = \omega \mathbf{V}_{id}^k + c_1(\mathbf{P}_{id}^k - \mathbf{X}_{id}^k) + c_2(\mathbf{P}_{gd}^k - \mathbf{X}_{id}^k), \quad (7)$$

$$\mathbf{X}_{id}^{k+1} = \begin{cases} 0; & u \geq S(\mathbf{V}_{id}^{k+1}); \\ 1; & u < S(\mathbf{V}_{id}^{k+1}). \end{cases} \quad (8)$$

式中: ω 为 $[0, 1]$ 区间均匀分布的随机数; \mathbf{V}_{id}^k 为 k 时刻第 i 个粒子第 d 比特位的速度; $i = 1, 2, 3, \dots, N$, N 是粒子的总数, c_1, c_2 和 u 都是随机生成的 $0 \sim 1$ 的数. \mathbf{X}_{id}^k 为 k 时刻第 i 个粒子第 d 比特位的位置坐标, 取值为 0 或者 1; \mathbf{P}_{id}^k 为 k 时刻第 i 个粒子第 d 比特位的个体最优值, 取值为 0 或者 1; \mathbf{P}_{gd}^k 为 k 时刻全局最优位置, 取值为 0 或者 1; $S(\sigma)$ 为 sigmoid 函数, $S(\sigma) = 1/(1 + e^{-\sigma})$.

整个粒子群算法的实现过程步骤为:

1) 设置最大迭代次数 N_d 和粒子总数 N_p , 随机设置粒子的速度和位置, 以及参数 c_1, c_2 和 u .

2) 根据式(6), 对每一个粒子的位置计算适应度函数值.

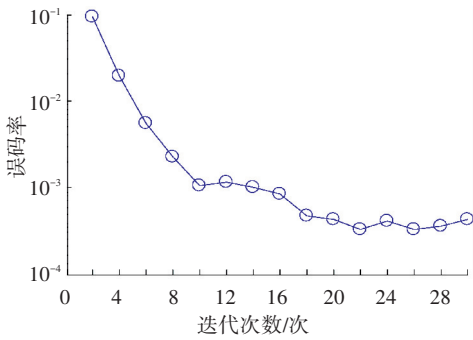
3) 比较粒子的适应度函数值与粒子的个体最优值, 取最小的作为新的个体最优值, 并且保存个体最优值对应的位置 \mathbf{P}_{id}^k ; 比较粒子的个体最优值, 求得全局最优值对应的最优位置 \mathbf{P}_{gd}^k .

4) 根据式(7)、(8), 更新粒子的位置与速度.

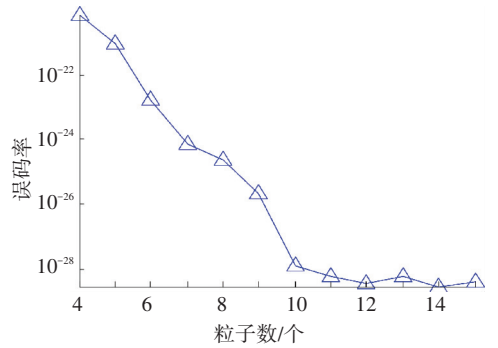
5) 迭代达到最大次数后, 停止迭代, 输出此时全局最优位置作为检测符号, 否则返回步骤 2).

算法初始条件中的粒子数和迭代次数可通过如下仿真确定. 图 1 为收发天线数目均为 4 时, 以粒子数和迭代次数分别作为变量对算法性能的仿真. 根据图 1 结果可选择合适的数值作为粒子数和迭代次数.

举例说明传统空间调制下粒子群算法的迭代过程, 假设采用 4 根发射天线, 发送比特为 110, 其中, 11 为空间比特, 0 经 BPSK 调制为 1 经 4 号天线发出, 所以送入到信道的信号为 $(0, 0, 0, 1)$. 设定粒子数为 4, 迭代次数为 10. 初次迭代时, 各个粒子位置随机, 种群的最小适应值设为无穷大. 根据式(6)求各个粒子的适应值, 取上次迭代和本次迭代中较小的全局最小值作为目前的全局最优值, 对应的位置为最佳位置. 然后, 各个粒子根据速度和位置公式进行更新, 进入第二次迭代. 表 1 记录了 10 次迭代中粒子位置和适应值的变化, 可看出经过第 7 次迭代, 搜索到符号 $(1, 1, 0)$.



(a) 迭代次数与误码率关系曲线



(b) 粒子数与误码率关系曲线

图 1 粒子群算法参数仿真

表 1 粒子群算法检测仿真过程举例

迭代次数/次	粒子位置	粒子适应值	种群最小值	(本次迭代前) 全局最小值	(目前)全局 最优值	最佳位置
1	(1,0,0), (0,0,0)	12.89, 21.93,	12.87	无穷大	12.87	(0,1,1)
	(0,1,1), (1,0,1)	12.87, 22.30				
2	(0,1,0), (1,0,0)	12.89, 12.89,	12.87	12.87	12.87	(0,1,1)
	(1,0,0), (0,1,1)	12.89, 12.87				
3	(0,1,1), (0,1,1)	12.87, 12.87,	12.87	12.87	12.87	(0,1,1)
	(0,0,1), (0,1,0)	12.87, 12.89				
7	(0,0,1), (0,1,1)	12.87, 12.87,	9.35	12.87	9.35	(1,1,0)
	(1,1,0), (0,1,0)	9.35, 12.89				
10	(1,0,0), (1,1,0)	12.89, 9.35,	9.35	9.35	9.35	(1,1,0)
	(1,1,0), (1,1,0)	9.35, 9.35				

2.2 改进粒子群算法

在 PSO 算法初期阶段, 粒子分布在一个较大的空间内, 粒子的平均速度、粒子个体最优位置间的平均距离、粒子当前位置到实际理想位置的距离都较大, 而且粒子个体最优位置的更新频率也相对较高, 算法可以在收敛初期维持较强的探索能力. 而到了收敛阶段后期, 粒子个体最优位置相对集中在一个较小的区域, 粒子连续迭代向同一较小的区域收敛, 算法容易陷入局部收敛. 特别是在信道环境复杂, 噪声影响大的条件下, 如果搜索到最好的位置是局部最优的位置, 种群陷入局部收敛. 为缓解这个问题, 提出粒子群改进算法. 改进算法对速度更新公式进行修改, 粒子不再和自身最优的位置学习, 取而代之的是向种群中所有性能比它好的粒子进行学习, 粒子可向好的位置搜索避免陷入收敛. 修改后的速度更新及权重为

$$\mathbf{V}_{id}^{k+1} = \omega \mathbf{V}_{id}^k + c_1(\mathbf{P}_{gd}^k - \mathbf{X}_{id}^k) + c_2 \sum_{n=1}^m \omega_n (\mathbf{P}_n^k - \mathbf{X}_{id}^k), \quad (9)$$

$$\omega_n = \frac{1}{q_n} / \sum_{i=1}^m \frac{1}{q_i}. \quad (10)$$

式中: n 为按照适应度值从小到大排列的序号, q_n 为序号为 n 的粒子适应度值, m 为当前粒子的排列序号. 其余各量的含义与传统粒子群算法相同.

改进粒子群算法的实现步骤为:

- 1) 设置最大迭代次数 N_d 和粒子总数 N_p , 随机设置粒子的速度和位置, 以及参数 c_1 、 c_2 和 ω .
- 2) 根据式(6), 对每一个粒子的位置计算适应度函数值.
- 3) 比较粒子的适应度函数值与粒子的个体最优值, 取最小的作为新的个体最优值, 并且保存个体最优值对应的位置 \mathbf{P}_{id}^k .
- 4) 根据式(8) ~ (10), 更新粒子的位置与速度.
- 5) 迭代达到最大次数后, 停止迭代, 输出此时全局最优位置作为检测符号, 否则返回步骤 2).

举例比较空间调制下改进粒子群算法与传统算法的迭代过程. 假设发送比特为 10 110, 设定粒子数为 8, 迭代次数为 10. 表 2 记录了 10 次迭代中粒子位置和适应值的变化. 传统算法在搜索到 11 011 后粒子群陷入局部收敛, 在迭代结束时仍未搜索到正确的发送比特. 而改进算法在第 3 次迭代中搜索到 10 110 并保持到最后作为最优位置输出.

表 2 传统粒子群算法与改进算法仿真比较举例

迭代次数	粒子位置		粒子适应值		全局最优		最佳位置	
	传统算法	改进算法	传统算法	改进算法	传统算法	改进算法	传统算法	改进算法
1	(1,1,1,1,0), (1,1,1,0,0)	(1,1,1,1,0), (1,1,1,0,0)	6.93, 14.11	6.93, 14.11				
	(1,0,0,0,1), (1,0,0,1,0)	(1,0,0,0,1), (1,0,0,1,0)	9.31, 20.30	9.31, 20.30				
	(0,1,1,1,0), (1,0,0,0,0)	(0,1,1,1,0), (1,0,0,0,0)	7.47, 4.72	7.47, 4.72	4.72	4.72	(1,0,0,0,0)	(1,0,0,0,0)
	(1,1,0,0,1), (1,0,0,1,1)	(1,1,0,0,1), (1,0,0,1,1)	18.61, 15.71	18.61, 15.71				
2	(1,0,0,1,0), (0,1,0,1,0)	(1,1,0,1,1), (1,0,0,1,1)	20.30, 14.40	3.77, 15.71				
	(1,0,1,0,0), (1,1,0,1,1)	(0,0,0,1,1), (1,1,1,0,1)	14.36, 3.77	19.50, 14.82	3.77	3.77	(1,1,0,1,1)	(1,1,0,1,1)
	(0,0,0,0,1), (1,0,1,0,0)	(0,0,0,1,0), (0,0,0,1,0)	6.50, 14.36	6.97, 6.97				
	(1,0,1,1,1), (0,0,1,0,1)	(0,1,0,0,1), (1,0,1,0,1)	5.33, 17.47	17.67, 12.24				
3	(1,0,1,0,1), (1,0,1,0,0)	(1,1,1,1,1), (1,0,1,1,0)	12.24, 14.36	15.31, 3.37				
	(1,1,0,1,0), (1,0,0,0,1)	(1,1,0,1,0), (1,0,0,1,1)	8.36, 9.31	8.36, 15.71	3.77	3.37	(1,1,0,1,1)	(1,0,1,1,0)
	(1,1,0,0,0), (1,1,0,0,0)	(1,1,1,1,0), (1,0,1,0,0)	14.02, 14.02	6.93, 14.36				
	(1,0,0,0,0), (1,1,0,0,1)	(0,1,0,0,0), (1,0,0,1,1)	4.72, 18.61	15.03, 15.71				
10	(1,1,0,1,1), (0,0,0,1,1)	(0,1,1,1,1), (1,1,0,0,0)	3.77, 19.50	10.03, 14.02				
	(1,0,0,1,0), (1,1,1,0,1)	(1,0,1,1,0), (1,0,1,1,0)	20.30, 14.82	3.37, 3.37	3.77	3.37	(1,1,0,1,1)	(1,0,1,1,0)
	(0,0,0,1,1), (1,0,1,1,1)	(1,1,1,1,1), (1,1,1,1,1)	19.50, 5.33	15.31, 15.31				
	(1,1,0,1,0), (0,0,1,1,0)	(1,0,1,0,1), (1,1,1,1,1)	8.36, 6.47	12.24, 15.31				

3 性能分析

研究是建立在平坦衰落信道基础上的,发射天线与接收天线之间的每个子信道(也就是 H 矩阵中的每个元素)服从 0 均值、单位方差的复高斯随机变量(包络为瑞利分布).每根接收天线上的噪声为 0 均值、单位方差的复高斯随机变量.使用 MATLAB 软件实现仿真.

3.1 粒子群及改进算法的误码性能分析

使用 BPSK 调制方式,发送 3 000 个符号,发送和接收天线数目分别为 4×4 和 4×2 时空间调制算法中传统粒子群算法与改进粒子群算法的比较见图 2.从图 2 可看出,传统粒子群算法在信噪比为 10 dB 左右达到误码门限,此后随着信噪比的增加,误码改善不明显,而改进的粒子群算法的误码门限为 14 dB 以上,比传统粒子群算法相比有一个数量级的改善.同时,发送天线数目相同时,接收天线数目变少,检测结果也变差.

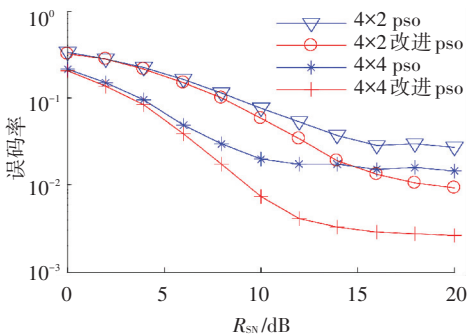


图 2 采用 BPSK 调制两种粒子群算法的性能比较

图 3 为每次信道接入时发送 5 个比特,即发射机以 5 bit/信道接入的速率发送数据,收发天线为 8×4 的 QPSK、收发天线为 4×4 的 QAM 和收发天线为 2×4 的 16QAM 等条件下,传统粒子群、改进粒子群以及最大似然法的性能比较.

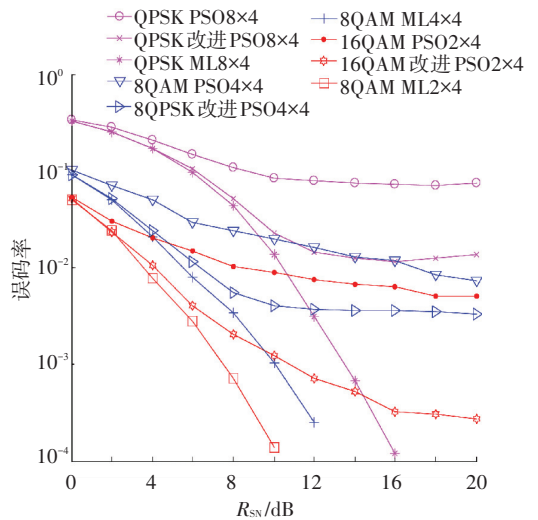


图 3 5 bit/信道接入的发射速率时不同调制方式下的空间调制粒子群算法与最大似然算法的性能比较

从图 3 可看出,改进粒子群算法性能与传统粒子群算法相比,性能有很大提升.发送天线数目少的系统性能会优于发送天线数目多的系统,此结果表明:1)天线序号的检测错误概率高于符号的检测错误概率;2)发送天线数目小的系统中每根天线携带的比特信息较少,天线序号的错误只会引起少量比

特的错误;3) 在相同的发射符号条件下, 天线序号的错误取决于信道矩阵中相应列之间的最小欧式距离, 发送天线数目较大系统的信道矩阵中列与列之间的欧式距离取得较小值的概率较大。

3.2 粒子群及改进算法的收敛性分析

传统算法与改进算法性能上有很大差异, 产生这种差异的原因在于改进算法增加了种群粒子的种类, 这一点可以从粒子种群多样性和收敛性的仿真中看出来。

- 1) 种群多样性
定义所有粒子的重心

表 3 传统算法和改进算法计算重心和多样性举例

迭代次数/次	种群重心		多样性	
	传统算法	改进算法	传统算法	改进算法
1	(0.750, 0.625, 0.125, 0.250)	(0.625, 0.375, 0.375, 0.750)	0.169 7	0.227 1
2	(0.625, 0.875, 0, 0.125, 0.250)	(0.875, 0.750, 0.375, 0.250)	0.146 7	0.179 7
3	(0.500, 0.625, 0, 0.125)	(1.000, 0.750, 0.625, 0.500)	0.127 9	0.168 0
15	(0.875, 0.500, 0, 0)	(0.250, 0.250, 0.250, 0)	0.042 7	0.159 4

为证明改进算法在多样性方面优越的普遍性, 本文使用两种算法在发送相同的 10 000 个符号后分别进行 15 次粒子群迭代, 每次迭代后, 计算此时种群的多样性。仿真结果见图 4。从图 4 可看出, 传统的粒子群算法随着迭代次数增加, 粒子种类数迅速减少, 而改进的粒子群算法, 在迭代次数增加时, 种群仍保持一定的多样性, 在保证性能优秀的粒子的同时, 也减少了粒子陷入局部收敛的概率。

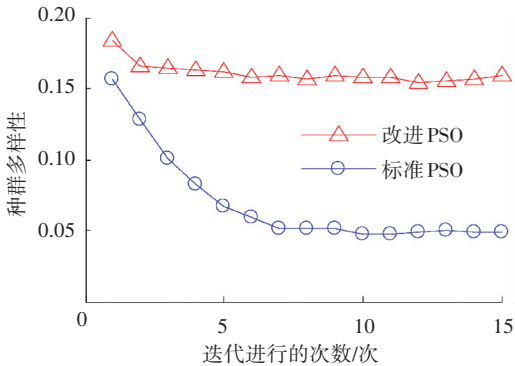


图 4 传统粒子群算法与改进粒子群算法的种群多样性比较

- 2) 粒子群收敛性

Himmeblau 提出最优化方法的终止准则, 该终止准则应用在群智能算法中可衡量算法的收敛性^[14]:

$$Q = \frac{1}{N_d} \sum_{k=1}^{N_d} | \overline{q(k)} - \overline{q(k-1)} | \quad (13)$$

式中: $\overline{q(k)}$ 为第 k 次迭代时粒子群平均适应度值, 收敛性测量函数 Q 为 N_d 次迭代中, 各次适应度函数均值之差的累积平均。仿真结果见图 5。随着迭代次

$$\overline{X}_j = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} X_{ij}, \quad 1 \leq j \leq N_t \quad (11)$$

粒子种群多样性^[13]

$$I = \frac{1}{N_t N_p} \sum_{j=1}^{N_t} \sum_{i=1}^{N_p} (X_{ij} - \overline{X}_j)^2 \quad (12)$$

式中: N_p 为粒子种群个数, N_t 为发射天线数 (即向量维数)。迭代初始, 传统粒子群算法和改进算法会生成位置随机的粒子种群。根据种群各粒子位置计算种群的重心, 并计算多样性。然后每个粒子根据位置和速度更新公式进行更新, 进入下一次迭代。以发送符号 1 100 为例, 重心和多样性等数据见表 3。

数的增加, 收敛性函数值逐渐减小, 说明相邻两次迭代过程的中适应值的差距在不断缩小, 表明算法是在不断收敛的。改进粒子群算法的收敛函数值始终小于传统算法, 说明改进算法的收敛性能优于传统粒子群算法。

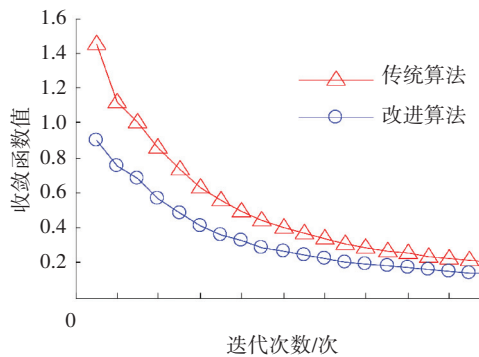


图 5 传统粒子群算法与改进算法的收敛测量函数曲线

3.3 粒子群及改进算法的复杂度分析

现在考虑一般的空间调制系统, 假定发送天线总数为 N_t , 空间调制选用其中的 n 根天线发射符号, 每根天线上发射的符号集中符号总数为 M , 接收天线数目为 N_r , 调制比特数为 P , 粒子数目为 N_p , 迭代次数为 N_d 。

传统粒子群算法的计算过程包括计算各粒子的适应度值、求个体最优值和全局最优值, 所需加法运算次数为

$$[(N_t - 1) \times N_r + N_r - 1 + 3N_t] \times N_p \times M \times N_d \quad (14)$$

减法运算次数为

$$[(N_r + 1 + 3N_t) \times N_p + N_p - 1] \times M \times N_d. \quad (15)$$

乘法运算次数为

$$(N_t \times N_r + N_r + 4N_t) \times N_p \times M \times N_d. \quad (16)$$

指数运算次数为

$$N_t \times N_p \times N_d \times M. \quad (17)$$

改进粒子群算法与传统算法不同之处在于,不用求自身最优值,而是根据式(10)求权重值并带入式(9)中,因此会增加一定的计算复杂度.假设调制方式为 QPSK,粒子群规模为 6,迭代次数设定为 10 次,表 4 计算 3 种天线组合情况下,检测相同的一维信号时最大似然法和粒子群以及改进算法各需要计算的次数.从表 4 可看出,在天线数目较少时,最大似然法计算简便.但在天线数目增多、调制比特数多的情况下,最大似然法计算复杂,而粒子群算法复杂度较低,改进粒子群算法的计算复杂度较传统粒子群算法只是略有增加.

表 4 最大似然与粒子群算法计算复杂度比较举例

发送 天线/根	接收 天线/根	映射 天线/根	最大 似然/次	粒子群 算法/次	改进的 算法/次
4	4	2	383	5 090	5 409
6	4	5	40 959	10 610	10 981
10	10	6	573 439	19 850	20 720

4 结 语

本文在空间调制信号检测过程中引入粒子群算法,并且对该算法进行了改进.粒子群算法、改进算法的误码性能仿真、收敛性分析、复杂度分析结果表明,在空间调制算法中使用粒子群算法,通过适应值的调节使所求得的解不断向真实解收敛,在保证误码率的同时,算法的复杂度也降低了,因此使信号检测的过程更加智能.与粒子群算法相比,本文提出的改进算法,加入了粒子间的学习过程,从而增加了种群多样性,在复杂度略有增加的前提下,克服了传统粒子群算法易陷入局部收敛的缺点,使其误码性能得到很大改善.

参 考 文 献

[1] BIGLIERI E, CALDERBANK R, CONSTANTINIDES A, et al. MIMO wireless communications [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2007.

- [2] SHI Jun, CHI Yonggang, ZHANG Naitong. Multichannel sampling and reconstruction of band limited signals in fractional domain [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2010, 17(11):909-912.
- [3] MESLEH R, HAAS H, AHN C W, et al. Spatial modulation - a new low complexity spectral efficiency enhancing technique [J]. IEEE CHINACOM, 2006, 11: 1-5.
- [4] WANG J, JIA S, SONG J. Generalized spatial modulation system with multiple active transmit antennas and low complexity detection scheme [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2012, 11(4):1605-1615.
- [5] BASAR E, AYGOLU U, PANAYIRCI E, et al. Space-time block coded spatial modulation [J]. IEEE Transactions on Communications, 2011, 59(3): 823-832.
- [6] ZHANG Chengwen, LIU Xin, TAN Xuezh. Joint resource allocation for MIMO OFDM video transmission systems with unequal error protection [J]. Journal of Harbin Institute of Technology (New Series), 2012, 19(2):119-124.
- [7] RUSEK F, PERSSON D, LAU B K, et al. Scaling up MIMO: opportunities and challenges with very large arrays [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2013, 30(1):40-60.
- [8] MOHAMMED S K, ZAKI A, CHOCKALINGAM A, et al. High-rate spacetime coded large - MIMO systems: low-complexity detection and channel estimation [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2009, 3(6):958-974.
- [9] 纪震, 廖惠连, 吴青华. 粒子群算法及应用[M].北京: 科学出版社, 2009.
- [10] QU Qianqian, ZHENG Jianfeng, CHEN Weigang, et al. Spatial modulation with antenna selection and performance simulation [J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(17):99-104.
- [11] 赵慧, 龙航, 王文博. MIMO 系统中利用空间相关性的同信道干扰消除算法[J]. 电子科技大学学报, 2008, 16(2):202-205.
- [12] 于洋, 谭学治, 殷聪, 等. 基于二进制混沌粒子群算法的认知决策引擎[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2014, 46(3): 8-13
- [13] 申元霞, 王国胤, 曾传华. PSO 模型种群多样性与学习参数的关系研究[J]. 电子学报, 2011, 39(6):1239-1243.
- [14] 张鹏. 基于蚁群粒子群算法的 MIMO-OFDM 系统多用户检测研究[D]. 长春: 吉林大学, 2012.

(编辑 苗秀芝)