

基于粒子群优化的有限反馈干扰对齐码本设计

章扬^{*①②} 周正^① 石磊^③ 李斌^①

^①(北京邮电大学泛网无通教育部重点实验室 北京 100876)

^②(中国石油大学(华东)计算机与通信工程学院 青岛 266555)

^③(中国电子科技集团第五十四研究所 石家庄 050081)

摘要: 大尺寸码本设计是有限反馈干扰对齐面临的关键问题之一, 最优矢量量化码本设计问题可以等价为格拉斯曼线性装箱问题, 只在某些特定条件下才存在解析解, 通常采用计算机搜索或者信源编码中矢量量化算法求解, 计算复杂度高, 不利于大尺寸码本设计。从降低大尺寸码本设计计算复杂度出发, 该文提出一种基于加速全面学习粒子群优化的码本设计算法。在全面学习粒子群优化算法实现简单, 对非线性问题, 特别是多峰值问题具有较强全局搜索能力的基础上, 通过向最优粒子学习提高算法初期收敛速度, 通过最大运动速度缩减提高算法后期收敛速度和算法性能。试验结果表明, 无论是相对于经典粒子群优化算法和全面学习粒子群优化算法, 还是相对于广义 Lloyd 算法, 新算法均能在降低算法复杂度的同时提高算法性能。

关键词: 无线通信; 多输入多输出; 干扰对齐; 有限反馈; 码本

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)08-1964-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.01472

Codebook Construction for Interference Alignment with Limited Feedback Based on Particle Swarm Optimization

Zhang Yang^{*①②} Zhou Zheng^① Shi Lei^③ Li Bin^①

^①(Key Laboratory of Universal Wireless Communication, Ministry of Education, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

^②(College of Computer and Communication Engineering, China University of Petroleum, Qingdao 266555, China)

^③(The 54th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Shijiazhuang 050081, China)

Abstract: Finding the optimal codebook is one of the key problems for interference alignment with limited feedback, it is equivalent to line packing issue in the Grassmannian manifold. Because analytical construction of the optimal codebook is possible only in very special cases, numerical search algorithms or generalized vector quantization algorithms for source coding are often sought to obtain near-optimal codebooks, but these algorithms characterize with poor performance and high complexity. In order to reduce the complexity of codebook construction, a new accelerative Comprehensive Learning Particle Swarm Optimization (CLPSO) algorithm is proposed. The convergence rate during the early period of the algorithm is speeded by studying of the best particle, the convergence rate during the later period is speeded and the performance of the algorithm is improved through reduction the maximum velocity of particles based on the CLPSO algorithm's advantage of easy implementation, performing well on searching the optimal solution within defined space for non-linear problems, especial for complex multimodal problems. The simulation results show that the new algorithm achieves better performance than Particle Swarm Optimization (PSO), CLPSO and Generalized Lloyd Algorithm (GLA) with low computational complexity.

Key words: Wireless communication; MIMO; Interference alignment; Limited feedback; Codebook

1 引言

在多输入多输出(MIMO)无线通信系统中, 用

户间干扰会严重降低接收信号信干噪比(Signal to Interference plus Noise Ratio, SINR), 影响整个系统的信道容量。干扰对齐(Interference Alignment, IA)技术通过发送端预编码, 将干扰信号在多维信号空间内进行旋转和压缩, 降低干扰信号在信号空间中占据的信号维度, 提高系统总的信道容量^[1,2]。基于空间维度的干扰对齐在 MIMO 系统中容易满足,

2012-11-14 收到, 2013-04-19 改回

国家科技重大专项(2009ZX03006-009), 韩国知识经济部仁荷大学 ITRC 基金(NIPA-2011-C1090-1111-0007)和北京邮电大学优秀博士创新基金(CX201122)资助课题

*通信作者: 章扬 zhangyang@upc.edu.cn

因此当前使用的干扰对齐技术研究主要集中在 MIMO 无线通信系统中。在 MIMO 系统干扰对齐技术中,用户需要根据全局信道状态信息设计最优预编码矩阵^[3,4]。为减少信道状态反馈所需要的带宽,有限反馈干扰对齐技术在发送端和接收端共享同一固定码本,用户先将信道状态重组为矢量,并从码本中选择合适的码字,将该码字在码本中的位置进行反馈,从而减少反馈所需要的信息量^[5-7]。有限反馈干扰对齐能够以较少的反馈代价获得较大的系统性能提升,得到了广泛的研究。

在有限反馈干扰对齐技术中,码本的质量是影响系统性能的重要因素。文献[8]表明寻找最优矢量量化码本的问题可以等价于格拉斯曼线性装箱(Grassmannian Line Packing, GLP)问题,即在 d 维空间中寻找 N 个单位 K 维矢量并使其相互之间的最小距离最大。寻找任意维度的码本是 NP 问题^[9,10],码本的解析构造方法只有在某些特殊条件下才存在^[8],通常采用数值搜索的算法寻找最优码本^[10,11]。文献[10]和文献[11]均采用广义 Lloyd 算法(Generalized Lloyd Algorithm, GLA)^[12]搜索最优码本,由于 GLA 算法在计算中需要重复在预先生成的训练集中进行搜索,要求训练集足够大以保证其代表性,因此 GLA 算法计算量都会随着码本大小的增加而迅速上升,不利于大码本设计。文献[9]针对格拉斯曼码本可行解的特征,提出了一种基于迭代投影的码本求解算法,该算法不仅可以用于矢量量化,理论上可应用于任意维度复数或实数码本求解,但该算法需要码本的最大最小距离作为参数,因此只适用于预先知道码本性能求解码本的情况,文献[9]根据 Rakin 上界预估码本最小最大距离并计算码本,但这种估计仅当码本尺寸小于码元维度的平方时较为接近,对码本最小最大距离的估计和搜索使得算法在本质上是一种暴力搜索方式,计算复杂度较大。文献[13]和文献[14]分别提供了部分实数和复数离线码本的下载,但也仅限于少数几种特殊参数条件,不能满足对高维度码字和大尺寸码本的设计需求。

对有限反馈干扰对齐,较少的量化比特会导致较为严重的干扰泄漏,对系统性能造成严重影响,因此有限反馈干扰对齐信道矩阵的量化比特数一般较高。因此,研究大尺寸码本快速设计算法具有重要意义。粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)^[15]是一种新型智能优化算法,由于其实现简单,且具有很强的全局优化能力,自提出之后得到了广泛的研究,广泛应用于解决各类

优化问题。本文根据大尺寸码本设计中优化变量维度较高,存在多个相等峰值的特点,基于全面学习粒子群优化算法(Comprehensive Learning PSO, CLPSO)^[16]提出了一种加速全面学习粒子群优化算法(Accelerative CLPSO, ACLPSO),对 CLPSO 算法加入向全局最优粒子学习的能力,提高算法初期的收敛速度;对最大速度引入缩减因子,提高算法的局部搜索能力,从而提高算法后期的收敛速度和算法性能。最后通过对不同维度和尺寸的码本设计实验表明,ACLPSO 算法能够提供快速获得性能更优的码本。

2 格拉斯曼线性装箱基本原理

格拉斯曼流形(Grassmannian Manifold) $\mathcal{G}(K, \mathbb{F}^d)$ 为 d 维(复数或实数)空间 \mathbb{F}^d 中所有 K 维子空间的集合,考虑到干扰对齐中信道状态矩阵拉直后均为复数矢量,因此本文主要考虑复数空间格拉斯曼流形。 $\mathcal{G}(K, \mathbb{C}^d)$ 中子空间装箱问题为:设 N 为正整数,在 d 维空间中找出 N 个 K 维子空间,并使得任意两个子空间的最小距离最大化。对于格拉斯曼子空间装箱中距离的定义有多种,如 Chordal 距离、Spectral 距离、Geodesic 距离、Fubini-Study 距离等,本文仅采用最常用的 Chordal 距离,其定义为:设子空间 \mathbf{S} 和 \mathbf{T} 均为格拉斯曼流形 $\Gamma(K, X^d)$ 中的两个子空间,则它们之间的 Chordal 距离为

$$d(\mathbf{S}, \mathbf{T}) = \sqrt{\sin^2 \theta_1 + \dots + \sin^2 \theta_K} = \sqrt{K - \|\mathbf{S}^H \mathbf{T}\|_F^2} \quad (1)$$

式中 $\theta_1, \dots, \theta_K$ 为子空间 \mathbf{S} 和 \mathbf{T} 的特征角。

当 $K = 1$ 时,格拉斯曼流形 $\mathcal{G}(1, \mathbb{C}^d)$ 为空间 \mathbb{C}^d 中以原点为起始点的矢量集合,其子空间装箱退化为格拉斯曼线性装箱,其子空间的 Chordal 距离为

$$d(\omega_1, \omega_2) = \sin(\theta_{1,2}) = \sqrt{1 - |\omega_1^H \omega_2|^2} \quad (2)$$

其中 $\omega_1, \omega_2 \in \mathbb{C}^{d \times 1}$, $\theta_{1,2}$ 为矢量 ω_1 与 ω_2 之间的夹角。

格拉斯曼线性装箱的最小距离为

$$\delta(\mathbf{W}) = \min_{1 \leq k < l \leq N} \sqrt{1 - |\omega_k^H \omega_l|^2} = \sin(\theta_{\min}) \quad (3)$$

在 $\mathcal{G}(1, \mathbb{C}^d)$ 中,对任意的 N 和 K 值,用分析或数值方法求解最大 $\delta(\mathbf{W})$ 值非常困难,实际中通常采用计算机搜索来寻找最优码本。也有人将码本设计与信源编码中的矢量量化问题联系起来,并对后者算法加以改进,典型的的就是 GLA 算法。

通过式(3)的最小距离定义,可以很容易得到格拉斯曼线性装箱问题为多峰值问题,即存在多个最优解。

定理 1 格拉斯曼线性装箱问题存在多个最优值
证明 设在复数空间 \mathbb{C}^K 中,存在最优格拉斯曼

线性装箱 \mathbf{W} , 其最小距离为 $\delta(\mathbf{W})$, 则对 $\theta \in [0, 2\pi)$, 格拉斯曼线性装箱 $\mathbf{W}' = [e^{j\theta}\omega_1, e^{j\theta}\omega_2, \dots, e^{j\theta}\omega_N]$ 的最小距离为

$$\begin{aligned}\delta(\mathbf{W}') &= \min_{1 \leq k < l \leq N} \sqrt{1 - \left| \left(\mathbf{w}'_k \right)^H \mathbf{w}'_l \right|^2} \\ &= \min_{1 \leq k < l \leq N} \sqrt{1 - \left| \left(e^{j\theta} \mathbf{w}_k \right)^H e^{j\theta} \mathbf{w}_l \right|^2} \\ &= \min_{1 \leq k < l \leq N} \sqrt{1 - \left| \mathbf{w}_k^H \mathbf{w}_l \right|^2} = \delta(\mathbf{W})\end{aligned}\quad (4)$$

因此若码本 \mathbf{W} 为最优码本, 则码本 \mathbf{W}' 也必为最优码本。即格拉斯曼线性装箱问题存在多个最优解, 为多峰值问题。证毕

3 基于粒子群优化的码本设计

码本在有限反馈干扰对齐技术中有广泛的应用, 性能优良的码本对提高有限反馈干扰对齐系统性能有重要意义。但经典 GLA 算法由于其需要在大规模的训练集内进行搜索, 计算量大且不能保证所设计码本的性能。本文提出一种基于加速全面粒子群优化的码本设计算法, 利用粒子群优化算法实现简单, 对非线性, 多峰值问题具有较强全局搜索能力的特点, 以全面学习机制提高粒子在多维度搜索问题中的搜索能力, 以缩减因子增强算法后期粒子的局部搜索能力。实验表明, 相对于传统 GLA 算法, 该算法在降低计算复杂度的同时提高了结果的性能。

3.1 PSO 与 CLPSO

粒子群优化算法是 Eberhart 和 Kennedy 受人工生命研究结果的启发, 通过模拟鸟群和鱼群觅食过程中的迁徙和群聚行为而提出的一种智能全局随机搜索算法, PSO 算法将群体中的个体看作是在 N 维解空间中无质量和体积的粒子, 每个粒子可在搜索空间中以一定的速度运动, 向自身历史最佳位置和全局历史最佳位置聚集, 从而实现对全局最优解的搜索。粒子 i 的第 n 维在位置 \mathbf{X}_i^n 的速度和位置按式(5)进行更新。

$$\begin{aligned}\mathbf{V}_i^n &= \mathbf{V}_i^{n-1} + c_1 \times r_1 \times (\mathbf{p}_i^n - \mathbf{X}_i^{n-1}) + c_2 \times r_2 \times (\mathbf{g}_i^n - \mathbf{X}_i^{n-1}), \\ \mathbf{X}_i^n &= \mathbf{X}_i^{n-1} + \mathbf{V}_i^n\end{aligned}\quad (5)$$

其中 $\mathbf{X}_i = (\mathbf{X}_i^1, \mathbf{X}_i^2, \dots, \mathbf{X}_i^N)$ 为粒子 i 的位置; $\mathbf{V}_i = (\mathbf{V}_i^1, \mathbf{V}_i^2, \dots, \mathbf{V}_i^N)$ 为粒子 i 移动的速度; $\mathbf{p}_i = (\mathbf{p}_i^1, \mathbf{p}_i^2, \dots, \mathbf{p}_i^N)$ 为粒子 i 的历史最佳位置; $\mathbf{g}_i = (\mathbf{g}_i^1, \mathbf{g}_i^2, \dots, \mathbf{g}_i^N)$ 为整个种群的历史最佳位置, c_1 和 c_2 分别为反映粒子向自身历史最佳位置和种群历史最佳位置运动的加速因子; r_1 和 r_2 分别为 $[0, 1]$ 范围内的随机数。粒子运动的最大速度不能超过 \mathbf{V}_{\max} , 如果某个粒子的运动速度 $|\mathbf{V}_i^n|$ 超过 \mathbf{V}_{\max} , 则将运动速度设为

$\text{sign}(\mathbf{V}_i^n) \mathbf{V}_{\max}^n$ 。

CLPSO 是 Liang 等人^[16]提出的一种改进 PSO 算法, PSO 算法在解空间内同时向 \mathbf{p} 和 \mathbf{g} 学习, 粒子在社会学习方面仅仅向 \mathbf{g} 学习, 在解决复杂多峰值问题时会发生收敛过快从而导致陷入到局部优化解。在 CLPSO 算法中, 任意粒子都可能向所有粒子的 \mathbf{p} 学习, 该算法通过粒子学习目标的多样性避免 PSO 算法过早收敛到局部最优解的问题。CLPSO 算法中速度更新公式为

$$\mathbf{V}_i^n = w \times \mathbf{V}_i^{n-1} + c \times r \times (\mathbf{p}_{f_i^n}^n - \mathbf{X}_i^{n-1}) \quad (6)$$

其中 r 为 $[0, 1]$ 范围内的随机数, $\mathbf{f}_i = [f_i^1, f_i^2, \dots, f_i^N]$ 决定粒子 i 的学习对象, f_i^n 能够为种群中的任意粒子, $\mathbf{p}_{f_i^n}^n$ 为粒子 f_i^n 的历史最佳位置的第 n 维, 且由学习概率 Pc 确定, 每个粒子的学习概率可不同。对粒子 i 的每一维数据, 产生一个 $[0, 1]$ 之间的随机数, 如果该随机数大于 Pc_i , 则相应的粒子维度向自己的历史最佳位置学习, 否则向其它粒子的历史最佳位置学习。为保证粒子向模范粒子学习效果, 减少向错误方向搜索, CLPSO 允许粒子在一定迭代次数内向固定模范粒子学习。CLPSO 称这个迭代次数为刷新间隔 m , 并通过实验证明对多峰值问题, m 的最佳次数为 7。CLPSO 通过这种全面学习机制, 增加了粒子学习搜索范围, 从而避免过早陷入局部最优解。

学习对象 \mathbf{f}_i 的选择算法为:

算法 1 粒子 i 学习对象选择算法

- (1) 置粒子维度计数 $n = 1$;
- (2) 产生随机数 rand , 若 $\text{rand} < Pc_i$, 则转(3), 否则 $f_i^n = i$ 并转(5);
- (3) $f_1^n = [r_1 S]$, $f_2^n = [r_2 S]$, 其中 r_1 和 r_2 均为 $[0, 1]$ 之间的随机数, S 为种群粒子总数;
- (4) 若 $\text{fit}(\mathbf{p}(f_1^n)) \geq \text{fit}(\mathbf{p}(f_2^n))$, 则 $f_i^n = f_1^n$, 否则 $f_i^n = f_2^n$, 其中 $\text{fit}(\cdot)$ 为适应度函数, f_i^n 为粒子 i 在第 n 维数据的学习对象;
- (5) 如果 $n < N$, 则 $n = n + 1$ 并转(2), 否则退出。

3.2 粒子相关参数和操作定义

首先根据码本设计问题模型, 对粒子群中粒子的位置, 速度和相关操作进行定义。

- (1) 种群规模 S PSO 算法中迭代粒子的数量。
- (2) 粒子 i 的位置 \mathbf{X}_i 粒子 i 的位置矩阵 $\mathbf{X}_i = (\mathbf{X}_i^1, \mathbf{X}_i^2, \dots, \mathbf{X}_i^N)$ 被定义为第 i 个可能码本, 其中 $\mathbf{X}_i^n \in C^{K \times 1}$ 为码本中第 n 个码字。
- (3) 运动速度 \mathbf{V}_i 与位置更新 粒子 i 的运动速度 $\mathbf{V}_i = (\mathbf{V}_i^1, \mathbf{V}_i^2, \dots, \mathbf{V}_i^N)$ 为码本 i 向最优码本搜索运行的方向, 其中 $\mathbf{V}_i^n \in C^{N \times 1}$ 为码本中第 n 个码字的运动

方向。由于码本设计中，所有的码字均为单位向量，而粒子 i 的第 n 维在位置 \mathbf{X}_i^n 经速度 \mathbf{V}_i^n 更新后，其新位置 $\mathbf{X}_i^n + \mathbf{V}_i^n$ 可能已经不是单位向量，不满足码字条件，因此我们将 $\mathbf{X}_i^n + \mathbf{V}_i^n$ 在单位矢量球面上的投影作为其更新之后的地址，如式(7)所示。

$$\mathbf{X}_i^n = \frac{\mathbf{X}_i^n + \mathbf{V}_i^n}{\|\mathbf{X}_i^n + \mathbf{V}_i^n\|_2} \quad (7)$$

(4)最大移动速度 \mathbf{V}_{\max} 每个粒子的最大运动速度的模都被限制在 $\mathbf{V}_{\max} = [V_{\max}^1, V_{\max}^2, \dots, V_{\max}^N]$ ，其中 $V_{\max}^n \in C$ 为粒子在第 n 维的最大运动速度，为简化实现，设所有粒子在所有维度上的最大速度相等，均为 V_{\max} 。

(5)惰性系数 λ 用来反映上次迭代中移动速度对当前移动速度的影响，实际上使用惰性系数达到平衡粒子全局和局部搜索的能力。

(6)目标函数 $\delta(\mathbf{X})$ 我们利用式(3)所示格拉斯曼线性装箱的最小距离作为 PSO 的适应度函数。

(7)个体粒子最佳位置 \mathbf{p}_i 粒子 i 在当前迭代之前所达到过的最优位置，其中 \mathbf{p}_i^n 为个体最佳位置的第 n 维。

(8)全体粒子最佳位置 \mathbf{g} 所有粒子在当前迭代之前所达到过的最优位置，其中 \mathbf{g}^n 为个体最佳位置的第 n 维。

3.3 CLPSO 算法优化

CLPSO 算法非常适合于解决格拉斯曼线性装箱这一类复杂多峰值问题，但 CLPSO 的全面学习机制在增大搜索范围的同时也降低了收敛速度，当码本尺寸较大时甚至会导致问题无法求解。因此，本文从速度更新操作和最大移动速度两个方面对 CLPSO 算法进行加速，以提高算法收敛速度。

(1)速度更新 式(6)所示的速度更新操作，粒子依概率向自身历史最佳位置和其它粒子历史最佳位置学习，而没有向种群最佳位置学习。对于格拉斯曼线性装箱问题，任意一个随机码本经过一个学习搜索过程总可以找到某个较优解，CLPSO 算法虽然增大了搜索空间，但不利于粒子尽快向最优解学习，因此本文算法对式(6)所示的速度更新操作进行优化，增加了粒子向全局最优粒子学习的能力，如式(8)所示。

$$\mathbf{V}_i^n = w \times \mathbf{V}_i^n + c_1 \times r_1 \times (\mathbf{p}_i^n - \mathbf{X}_i^n) + c_2 \times r_2 \times (\mathbf{g}^n - \mathbf{X}_i^n) \quad (8)$$

(2)最大移动速度缩减 根据 CLPSO 算法，最大移动速度 \mathbf{V}_{\max} 限制了粒子搜索的范围，如果 \mathbf{V}_{\max} 较大，则粒子搜索范围粒子较强，在算法初期可以较快向最优解收敛，但在算法末期可能会导致收敛

较慢；而如果 \mathbf{V}_{\max} 较小，则算法初期收敛较慢。因此本文算法为最大移动速度 \mathbf{V}_{\max} 增加缩减因子 η ，如式(9)所示。

$$\mathbf{V}_{\max}(k) = \mathbf{V}_{\max} \times \eta^k \quad (9)$$

3.4 基于 ACLPSO 的矢量量化码本设计

根据前几节的内容，基于 ACLPSO 的矢量量化码本设计算法如下所示：

算法2 基于 ACLPSO 的单位矢量量化码本设计算法

(1)粒子初始化。根据码本尺寸 N 和码字维度 Mt ，初始化粒子初始位置 \mathbf{X}_i ，加速速度 \mathbf{V}_i ，并计算相应适应度函数 $\text{fi}(\mathbf{X}_i)$ ，个体最优位置 \mathbf{p}_i 和种群最优位置 \mathbf{g} ，粒子维度为码本尺寸 N ；初始化刷新间隔计数标志 $\text{fl}_i = 0$ ，学习对象 $f_i^n = i, i = 1, \dots, S$ ；初始化惯性常数 $\lambda = 0.7289$ ，加速因子 $c_1 = 2.05$ ， $c_2 = 2.05$ ，刷新间隔 $m = 7$ ，最大迭代次数 mi ；

(2)更新最大速度 $\mathbf{V}_{\max} = \mathbf{V}_{\max} \times \eta$ ，并初始化粒子序号 $i = 1$ ；

(3)若 $\text{fl}_i \geq m$ ，则转(4)，否则转(5)；

(4)使用算法1计算粒子 i 学习对象 $f_i^n, n = 1, \dots, N$ ；复位刷新间隔计数标志 $\text{fl}_i = 0$ ；

(5)初始化粒子维度计数标志 $n = 1$ ；

(6)按式(10)更新粒子运动速度和粒子位置，其中 r_1 和 r_2 均为0到1之间的随机数；

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{V}_i^n &= \lambda \times \mathbf{V}_i^n + c_1 \times r_1 \times (\mathbf{p}_i^n - \mathbf{X}_i^n) \\ &\quad + c_2 \times r_2 \times (\mathbf{g}^n - \mathbf{X}_i^n) \\ \mathbf{V}_i^n &= \begin{cases} \frac{\mathbf{V}_{\max} \times \mathbf{V}_i^n}{\|\mathbf{V}_i^n\|_2}, & \|\mathbf{V}_i^n\|_2 > \mathbf{V}_{\max} \\ \mathbf{V}_i^n, & \|\mathbf{V}_i^n\|_2 \leq \mathbf{V}_{\max} \end{cases} \\ \mathbf{X}_i^n &= \frac{\mathbf{X}_i^n + \mathbf{V}_i^n}{\|\mathbf{X}_i^n + \mathbf{V}_i^n\|_2} \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

(7)若 $n < N$ ，则 $n = n + 1$ 并转(6)，否则转(8)；

(8)若 $\text{fi}(\mathbf{X}_i) > \text{fi}(\mathbf{p}_i)$ ，则转(9)，否则 $\text{fl}_i = \text{fl}_i + 1$ 并转(10)；

(9)更新 \mathbf{p}_i 和 \mathbf{g} ，如式(11)所示，并复位刷新间隔系数 $\text{fl}_i = 0$ ；

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{p}_i &= \mathbf{X}_i \\ \mathbf{g} &= \begin{cases} \mathbf{X}_i, & \text{fi}(\mathbf{X}_i) > \text{fi}(\mathbf{g}) \\ \mathbf{g}, & \text{fi}(\mathbf{X}_i) < \text{fi}(\mathbf{g}) \end{cases} \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

(10)若 $i < S$ ，则 $i = i + 1$ ，并转(3)；

(11)若 $k < \text{mi}$ ，则 $k = k + 1$ ，并转(2)，否则结束。

3.5 最大移动速度缩减因子 η

算法2中最大移动速度缩减因子 η 可影响算法收敛速度和算法性能，本文通过实验寻找最优的缩

减因子, 算法部分参数如表 1 所示。图 1(a)为当码字维度 $d = 2$, 码本尺寸 $N = 8$ 和 $N = 16$ 时码本最小距离 $\delta(\mathbf{W})$ 与迭代次数关系, 图 1(b)为当码字维度 $d = 4$, 码本尺寸 $N = 8$ 和 $N = 16$ 时码本最小距离 $\delta(\mathbf{W})$ 与迭代次数关系, 从图中可以看出, 引入缩减因子 η 后, 算法性能和收敛速度均有所提高, 但当 η 的值从 0.99 下降到 0.94 时, 算法性能下降, 但是收敛速度加快。考虑到当 $\eta = 0.98$ 时, 码本在取得较优性能时收敛也较快, 因此本文取 $\eta = 0.98$ 。

3.6 算法复杂度分析

GLA 算法是在当前有限反馈研究中广泛使用的码本设计算法, 因此本文将 ACLPSO 算法的计算复杂度与 GLA 算法进行比较。

Lloyd 算法本质上是一种标量量化码本设计算法, Linde, Buzo 和 Gray 将 Lloyd 算法推广到矢量量化, 矢量量化的 Lloyd 算法也被称为广义的 Lloyd 算法(Generalized Lloyd Algorithm, GLA), 亦被称为 LBG 算法。对于给定码本大小 N 和训练矢量集大小 M , GLA 算法如下所示:

算法 3 矢量量化 GLA 算法

(1)随机初始化训练集 $\Omega = \{\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_M\}$, 其中 M 为训练矢量集大小;

(2)随机初始化码本 $\mathbf{W} = \{\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_N\}$, 其中 N 为码本尺寸, 且满足 $M \geq N$, 并计算 $\delta(\mathbf{W})$;

(3)将训练矢量根据码本 \mathbf{W} 划分为 N 个集合 $\Omega(i), i = 1, \dots, N$ 。

$$\Omega(i) = \left\{ \mathbf{w}_j \mid d(\mathbf{a}_j, \mathbf{w}_i) < d(\mathbf{a}_j, \mathbf{w}_h), \right. \\ \left. h=1, \dots, N, \text{ 且 } h \neq i \right\} \quad (12)$$

其中 $d(\cdot, \cdot)$ 为 chordal 距离;

(4)构造新码本 $\bar{\mathbf{W}} = \{\bar{\mathbf{w}}_i \mid \bar{\mathbf{w}}_i = \mathbf{v}_{\max}(\mathbf{R}_i), i=1, \dots, N\}$, 其中 $\mathbf{v}_{\max}(\mathbf{A})$ 为矩阵 \mathbf{A} 的最大特征值所对应的特征向量, $\mathbf{R}_i = E\{\mathbf{a}\mathbf{a}^H \mid \mathbf{a} \in \Omega(i)\}$;

(5)计算 $\delta(\bar{\mathbf{W}})$, 若 $|\delta(\bar{\mathbf{W}}) - \delta(\mathbf{W})| > \epsilon$, $\mathbf{W} = \bar{\mathbf{W}}$, 转(3), 否则算法收敛, 结束。

GLA 算法的计算量主要集中在依据码本对训练集进行分类的过程, 分类中需要将训练集中的每

表1 粒子群及改进算法参数设置

算法	种群规模 S	加速因子 c_1	加速因子 c_2	最大速度 V_{\max}	惯性权重 λ	刷新间隔 m
ACLPSO	30	2.05	2.05	4	0.7298	7
CLPSO	30	2.05	无	4	0.7298	7
PSO	30	2.05	2.05	4	0.7298	无

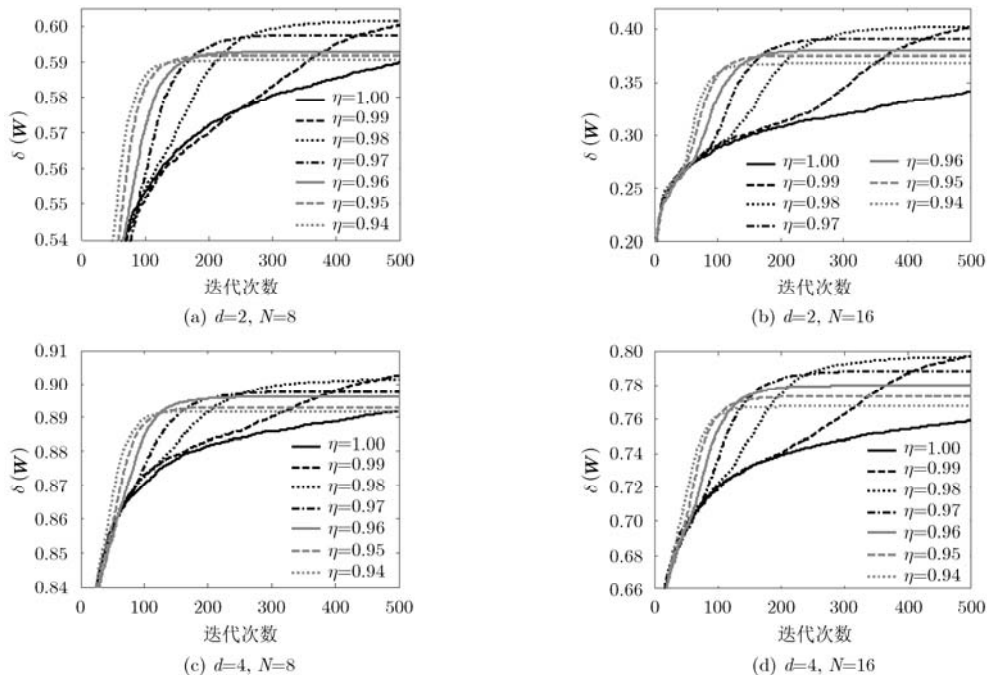


图 1 最大移动速度缩减因子 η 对 ACLPSO 算法影响

个元素与码本中的每个码字计算 Chordal 距离, 计算复杂度为 $O(NM)$; 在构造新码本的过程中, 计算

R_i 的计算复杂度为 $O(NM)$ ，求矩阵最大特征值的计算复杂度为 $O(N)$ ；因此总的计算复杂度为 $O(NM) + O(NM) + O(N) = O(N(M + N))$ 。如算法 2 所示，ACLPSO 算法的计算量主要集中在适应度函数的计算中，当粒子种群数量和迭代次数固定时，其复杂度为 $O(NM)$ ，因为 $M \geq N$ ，当 N 较大时，ACLPSO 算法的复杂度要远低于 GLA 算法。

4 实验结果

为验证基于 ACLPSO 算法设计的矢量量化码本性能，本文首先将 ACLPSO、CLPSO 和 PSO 算法设计矢量量化码本进行比较，分析其收敛性和码本性能，其次将 ACLPSO 算法设计的码本与 GLA 算法设计的码本进行比较，分析在不同码字维度和码本大小时所设计码本的性能。

图 2 为 ACLPSO、CLPSO 和 PSO 算法设计矢量量化码本分析，算法部分参数设置如表 1 所示。

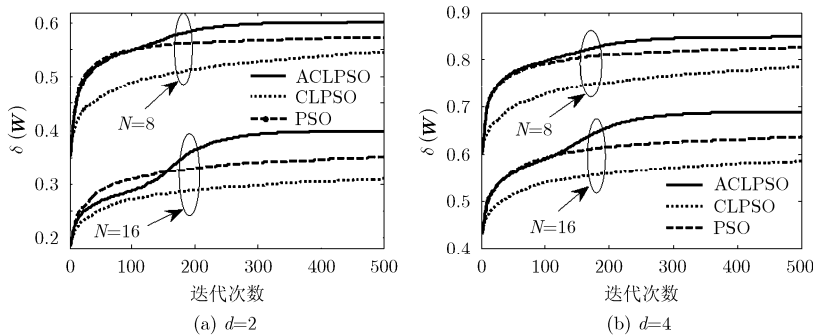


图 2 ACLPSO、CLPSO 和 PSO 性能与收敛速度比较

为保证公平性，每种算法均运行 60 次取平均值进行比较。其中图 2(a)为 $d = 2$ 时 3 种算法性能比较，图 2(b)为 $d = 4$ 时 3 种算法性能比较，从图中可以看出，本文提出的 ACLPSO 算法，不仅所设计的码本最小距离高于 CLPSO 算法和 PSO 算法，而且其收敛速度也比 CLPSO 和 PSO 算法快。这主要是因为 ACLPSO 算法中全面学习的特性增加了粒子搜索的空间，提高了算法寻找最优解的能力，向全局最优粒子学习提高了前期收敛速度，而最大运动速度缩减提高了算法后期收敛速度和算法性能。

图 3 为 ACLPSO 算法与 GLA 算法所设计码本性能比较，其中 ACLPSO 算法部分参数如表 1 所示，最大运动速度缩减因子 $\eta = 0.98$ ，GLA 算法中训练集大小为码本大小 N 的 1000 倍。为保证比较公平性，每种算法均运行 10 次，同时考虑到离线码本设计的特殊性，取 10 次运行中所得到的最大值进行对比。为便于比较，图中以码本中码字间最小夹角的度数作为距离的比较标准。从图中，对于矢量量化码本设计，ACLPSO 算法要优于 GLA 算法。

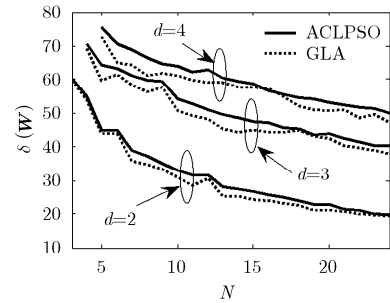


图 3 ACLPSO 算法与 GLA 算法设计矢量量化码本性能比较

5 结束语

为满足有限反馈干扰对齐码本设计需要，从降低大尺寸码本设计算法复杂度的角度出发，本文提出了一种基于加速全面学习粒子群优化的码本设计算法。在 CLPSO 算法实现简单，对非线性问题，特别是多峰值复杂问题具有较强的全局搜索能力的基础上，通过增加向最优粒子学习的能力增强算法初期的收敛速度，通过最大移动速度缩减增强算法后期收敛速度，从而提高整个算法的收敛速度和寻优能力。对 ACLPSO 算法与 GLA 算法复杂度分析表明，在码本尺寸较大时，ACLPSO 算法复杂度远小于 GLA 算法。仿真实验表明：对于码本设计，ACLPSO 算法在收敛速度和算法性能方面优于 CLPSO 和 PSO 算法，在算法性能方面也优于 GLA 算法。下一步的主要工作是研究快速高效的有限反馈干扰对齐算法。

参考文献

- [1] Cadambe V R and Jafar S A. Interference alignment and degrees of freedom of the K -user interference channel [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2008, 54(8): 3425-3441.
- [2] Jafar S A. Interference alignment—a new look at signal dimensions in a communication network[J]. *Foundations and Trends in Communications and Information Theory*, 2011, 7(1): 1-136.
- [3] Gomadam K, Cadambe V R, and Jafar S A. Distributed numerical approach to interference alignment and applications to wireless interference networks[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2011, 57(6): 3309-3322.
- [4] Peters S W and Heath R W. Cooperative algorithms for MIMO interference channels[J]. *IEEE Transactions on*

- Vehicular Technology*, 2011, 60(1): 206–218.
- [5] Bolcskei H and Thukral J. Interference alignment with limited feedback[C]. IEEE International Symposium on Information Theory(ISIT), Seoul, 2009: 1759–1763.
- [6] Kim J S, Moon S H, Lee S R, *et al.* A new quantization strategy for MIMO interference alignment with limited feedback[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2012, 11(1): 358–366.
- [7] Lee N, Shin W, Heath R W, *et al.* Interference alignment with limited feedback for two-cell interference MIMO-MAC[C]. International Symposium on Wireless Communication Systems (ISWCS), Paris, 2012: 266–270.
- [8] Conway J H, Hardin R H, and Sloane N J A. Packing lines, planes, *etc.*: packings in Grassmannian space[J]. *Experimental Mathematics*, 1996, 5(2): 139–159.
- [9] Dhillon I S, Heath R W, Strohmer T, *et al.* Constructing packings in Grassmannian manifolds via alternating projection[J]. *Experimental Mathematics*, 2008, 17(1): 9–35.
- [10] Xia Peng-fei, Zhou Sheng-li, and Giannakis G B. Achieving the welch bound with difference sets[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2005, 51(5): 1900–1907.
- [11] Roh J C and Rao B D. Transmit beamforming in multiple-antenna systems with finite rate feedback: a VQ-based approach[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(3): 1101–1112.
- [12] Gersho A and Gray R M. Vector Quantization and Signal Compression[M]. Norwell, MA: Kluwer Academic, 1992: 309–372.
- [13] Sloane N J A. How to pack lines, planes, *etc*[OL]. <http://www2.research.att.com/~njas>, 2012. 8.
- [14] Love D J. Grassmannian subspace packing[OL]. <https://engineering.purdue.edu/~djlove/grass.html>, 2012. 8.
- [15] Eberhart R and Kennedy J. A new optimizer using particles swarm theory[C]. Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, Nagoya, 1995: 39–43.
- [16] Liang J J, Qin A K, Sugnthan P N, *et al.* Comprehensive learning particle swarm optimizer for global optimization of multimodal functions[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2006, 10(3): 281–295.
- 章 扬: 男, 1980 年生, 讲师, 博士生, 研究方向为无线通信新技术.
- 周 正: 男, 1945 年生, 教授, 研究方向为无线通信技术、信号与信息处理.
- 石 磊: 男, 1982 年生, 工程师, 研究方向为宽带无线通信、卫星导航与定位技术.
- 李 斌: 男, 1985 年生, 博士生, 研究方向为超宽带通信技术及信号处理.