



研究与开发

基于改进遗传算法的 STSK 系统色散矩阵和 3D 星座的联合优化

金小萍, 刘家瑜, 蒋晨, 郭强

(中国计量大学信息工程学院浙江省电磁波信息技术与计量检测重点实验室, 浙江 杭州 310018)

摘要: 空时移位键控 (space-time shift keying, STSK) 是一种用于多输入多输出 (multi-input multi-output, MIMO) 通信系统的调制方案, 通过预先设计的色散矩阵集 (dispersion matrix set, DMS) 以实现系统在复用与分集之间的灵活设计。提出了改进的遗传算法 (genetic algorithm, GA) 辅助 DMS 和 3D 星座的联合优化, 即将 DMS 和 3D 星座联合编码作为 GA 的染色体, 并采用秩与行列式准则对应的编码增益作为总体适应度值。通过高效的选择以及改进的变异和交叉策略, 可以获得低误码率 (bit error rate, BER) 的 DMS 和 3D 星座, 同时利用 3D 星座的对称性, 大幅度降低了编码增益对应的适应度值的计算复杂度。推导了 3D STSK 方案的理论平均成对差错概率 (ABEP)。仿真结果表明, 与传统的 GA 和随机搜索方案相比, 本文提出的改进 GA 在保证 BER 性能前提下可以显著降低系统实现的复杂度。

关键词: 空时移位键控; 色散矩阵集; 三维星座; 遗传算法; 联合优化

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2021228

Joint optimization of dispersion matrix and 3D constellation for STSK system based on improved genetic algorithm

JIN Xiaoping, LIU Jiayu, JIANG Chen, GUO Qiang

Key Laboratory of Electromagnetic Wave Information Technology and Metrology of Zhejiang Province,
College of Information Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China

Abstract: Space-time shift keying (STSK) is a modulation scheme used in multi-input multi-output (MIMO) communication systems. It uses a pre-designed dispersion matrix set (DMS) to realize the flexible design of the system between multiplexing and diversity. An improved genetic algorithm (GA) was proposed to assist the joint optimization of DMS and 3D constellations, that is, the DMS and 3D constellations were jointly coded as the chromosome of

收稿日期: 2021-03-08; 修回日期: 2021-09-15

通信作者: 刘家瑜, 2055795151@qq.com

基金项目: 浙江省自然科学基金资助项目 (No.LY17F010012); 浙江省教育厅科研资助项目 (No.Y201840047); 国家级大学生创新创业训练计划项目 (No.202010356049); 浙江省电磁波信息技术与计量检测重点实验室开放基金资助项目 (No.2019KF0004)

Foundation Items: The Natural Science Foundation of Zhejiang Province (No.LY17F010012), The Research Funding Project of Zhejiang Provincial Department of Education (No.Y201840047), The National College Student Innovation and Entrepreneurship Training Program Project (No.202010356049), Open Research Fund of Key Laboratory of Electromagnetic Wave Information Technology and Metrology of Zhejiang Province (No.2019KF0004)

GA, and the coding gain corresponding to the rank and determinant criterion was adopted as the overall fitness value. Through efficient selection and improved mutation and crossover strategies, DMS and 3D constellations with low bit error rate (BER) can be obtained. At the same time, the symmetry of the 3D constellation was used to greatly reduce the computational complexity of according to the fitness value the coding gain. The theoretical average paired error probability (ABEP) of the 3D STSK scheme was deducted. The simulation results show that, compared with the traditional GA and random search schemes, the improved GA proposed can significantly reduce the complexity of system implementation while ensuring BER performance.

Key words: space-time shift keying, dispersion matrix set, 3D constellation, genetic algorithm, joint optimization

1 引言

多输入多输出 (multi-input multi-output, MIMO) 技术作为 5G 无线通信系统的关键技术, 通过在发射端和接收端分别安装多根天线, 可以成倍地提高系统信道容量^[1-2]。但是, MIMO 系统具有高复杂性和高功耗的问题, 而空间调制 (spatial modulation, SM) 方案的提出^[3-4]解决了这一问题, SM 通过每次只激活一根天线发射的方式, 不仅降低功耗, 还能避免传统 MIMO 系统信道间干扰和同步的问题。但是 SM 每次发射只激活一根天线, 因此该体系结构并没有实现分集增益, 为此文献[5]提出了空时移位键控 (space-time shift keying, STSK) 调制技术的概念。该技术通过每个 STSK 块持续时间内激活的色散矩阵集 (dispersion matrix set, DMS) 的索引来承载信息, 通过设计不同的色散矩阵 (dispersion matrix, DM), 并优化 DM 的数量和大小以及发射天线和接收天线的数量, 能够实现分集增益与多路复用增益一个较好的权衡。因此, DMS 的优化对 STSK 至关重要。

目前对于 DMS 的优化提出了许多基于不同准则的算法, 如秩与行列式标准最大化^[6-10]、误码率 (bit error rate, BER)^[11]最小化和离散输入连续输出无记忆信道 (discrete-input continuous-output memoryless channel, DCMC) 容量最大化^[12]等, 在这些准则当中, 秩与行列式标准最大化准则的复杂度相对来说是最低的。在优化方

法上, 大部分的研究都是对 DMS 单独优化, 然而 STSK 方案的性能不仅受 DMS 影响, 而且还受所选星座的最小距离与绝对值影响^[13]。因此, 为了提高系统的性能, 出现了对 DMS 和星座的联合优化^[13-15]。然而, 该方案相关的计算成本较高, 尤其是对于大规模天线以及高速率的 STSK 布置。

为此, 本文提出了一种基于秩与行列式标准最大化准则下, 使用改进遗传算法 (genetic algorithm, GA) 的 DMS 和星座联合优化方案, 其中, 星座采用的是文献[16]中旋转立方体 (rotated cube-in-cube, RCIC) 的构造方法, 如图 1 所示, 因为在同样阶数的条件下, 相比 2D 星座, 3D 星座可以提高系统的传输效率, 而且在传统的 3D 星座中, RCIC 构造相比立方体 (cube-in-cube, CIC) 构造, 可以提供的最小欧氏距离更大, 从而提高系统的误码率性能。为了优化 DMS 和 3D 星座的搜索空间并降低优化复杂度, 该方案一方面利用 3D 星座的对称性, 将星座索引的候选值大幅度降低, 从而降低秩与行列式准则对应的编码增益的计算复杂度和计算成本; 另一方面, 本文使用高效的选择以及改进的交叉和变异策略对 DMS 和 3D 星座进行联合优化, 相比传统的 GA^[17]和随机搜索方法, 改进的 GA 可以在降低计算复杂度的同时迭代收敛得更快。同时, 本文还推导了 3D STSK 方案的理论平均成对差错概率 (average bit error probability, ABEP), 以验证仿真结果的正确性。

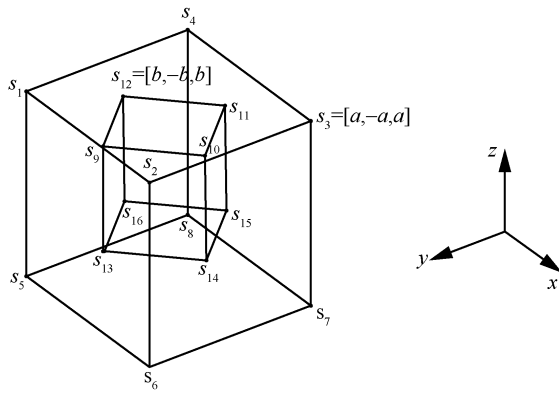


图1 3D RCIC 星座

2 系统模型

本节考虑一个具有 3D RCIC 星座的 STSK 系统模型^[15], 如图 2 所示, 具有 N_t 根发射天线和 N_r 根接收天线, 在发射端预定义了 DMS $A_q \in \mathbb{C}^{N_t \times T_B}$ ($q=1, \dots, Q$) 和 3D 星座 s_l ($l=1, \dots, L$), 这两者都通过改进 GA 搜索得到, 其中, T_B 满足 $T_B = T_s / R$, T_s 表示每个 STSK 码字的持续时间, $R = \{3, 2\}$ 分别表示两种 3D 信号发送模式, 即 $s_l = [x_l, y_l, z_l]$ 或 $s_l = \left[\sqrt{\frac{3}{4}}(x_l + y_l), \sqrt{\frac{3}{2}}z_l \right]$, 其中, x_l 、 y_l 和 z_l 分别表示第 l 个星座点在图 1 所示三维坐标系中对应的 x 、 y 和 z 轴的值, 且每个 DM 应满足功率约束 $\text{tr}[A_q \cdot (A_q)^H] = T_B$, 其中, $(\cdot)^H$ 为共轭转置运算。每个 STSK 码字所携带的比特位数为 $B = B_1 + B_2$, 其中, $B_1 = \text{lb}Q$ 个比特用于激活 DM, $B_2 = \text{lb}L$ 个比特用于映射星座符号。第 i 个 STSK 发送符号可以表示为:

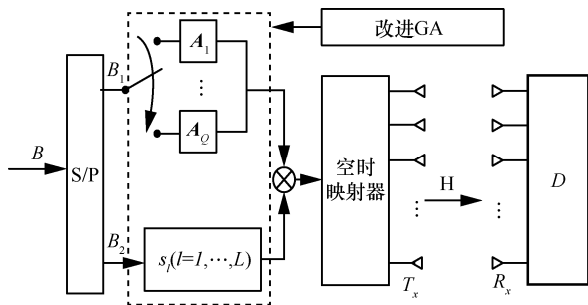


图2 3D STSK 系统模型

$$\mathbf{S}(i) = \mathbf{S}_{q,l}^{(i)} = \mathbf{A}_q^{(i)} \otimes \mathbf{s}_l^{(i)} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{S}(i) \in \mathbb{C}^{N_t \times T_s}$, $\otimes$ 为克罗内克积运算。为了方便后面的分析, 式 (1) 可以改为:

$$\mathbf{S}(i)[v] = \mathbf{s}_l^{(i)}[v] \mathbf{A}_q^{(i)}, v=1, \dots, R \quad (2)$$

其中, $\mathbf{S}(i)[v] \in \mathbb{C}^{N_t \times T_B}$, $\mathbf{s}_l^{(i)}[v]$ 表示第 l 个星座点的第 v 个坐标值。接收端 D 处的接收信号可以表示为:

$$\mathbf{Y}(i)[v] = \mathbf{H}(i)[v] \mathbf{S}(i)[v] + \mathbf{N}(i)[v], v=1, \dots, R \quad (3)$$

其中, $\mathbf{Y}(i)[v] \in \mathbb{C}^{N_r \times T_B}$, $\mathbf{H}(i)[v] \in \mathbb{C}^{N_r \times N_t}$ 是信道矩阵, 其每个元素均具有零均值和独立的单位方差, 且服从复数高斯分布 $\text{CN}(0, 1)$ 。假设信道是平坦的瑞利衰落并且 $\mathbf{H}(i)[v] = \mathbf{H}(i)$ ($v=1, \dots, R$) 在一个码字持续时间内保持不变。 $\mathbf{N}(i)[v] \in \mathbb{C}^{N_r \times T_B}$ 表示加性白高斯噪声 (AWGN) 矩阵, 每个元素遵循分布 $\text{CN}(0, N_0)$, 其中, N_0 是每个时隙的复数噪声方差。

3 改进 GA 辅助 DMS 和 3D 星座优化

在本节中将介绍如何利用改进 GA, 对上述 3D STSK 系统的 DMS 和 3D 星座进行联合优化。首先初始种群的每个个体由随机生成的 DMS 和 3D 星座联合编码组成, 具体编码策略见第 3.1 节, 并将改进的编码增益作为改进 GA 的适应度值。在迭代过程中, 通过高效的选择策略对种群进行优胜劣汰, 并采用改进的交叉和变异策略对生存下来的个体进行如下操作: 以概率 P_c 对所有个体进行单点交叉和复制操作, 随后以概率 P_m 对 DM 进行变异, 并以自适应概率 P_f 对 3D 星座进行变异。最后计算所有个体的适应度值并进入下一次迭代, 当达到预定的迭代次数, 迭代终止, 输出适应度值最优的个体。

3.1 改进的编码策略

常见的编码方法有二进制编码、格雷码、浮点数编码等。而本节使用如图 1 所示构造方法, 将外球体和内球体上的星座坐标分别用 a 和 b 表

示, 如 $\mathbf{s}_3 = [a, -a, a]$ 、 $\mathbf{s}_{12} = [-b, 0, b]$, 同时星座归一化为单位平均功率:

$$\sqrt{\frac{8(a^2 + a^2 + a^2) + 8(b^2 + b^2)}{16}} = 1 \quad (4)$$

根据 (4) 式以及 $a > b > 0$ 的要求, 可以推导出 a 和 b 的关系和取值范围分别为 $a = \sqrt{\frac{2}{3}}(1 - b^2)$ 和 $\sqrt{\frac{2}{5}} < a < \sqrt{\frac{2}{3}}$, $0 < b < \sqrt{\frac{2}{5}}$ 。

因此, 为了方便 DMS 和 3D 星座联合执行改进 GA 中的进化策略, 如图 3 所示, 将每组 DMS 和 3D 星座其中一个星座点的一个正数坐标联合编码作为一个个体, 种群中的第 k 个个体可以表示为:

$$\mathbf{G}(k) = [\mathbf{A}_1^k, \mathbf{A}_2^k, \dots, \mathbf{A}_{j-1}^k, b_j^k] \quad (5)$$

其中, $k = 1, \dots, N_{\text{pop}}$, $j = 1, \dots, Q + 1$, N_{pop} 为种群的个体数。

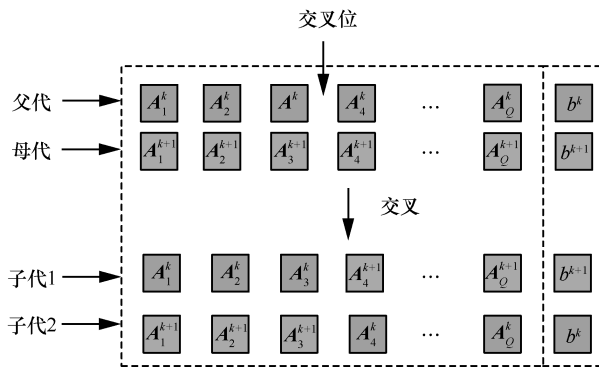


图3 交叉操作示意图

3.2 改进的适应度值

根据文献[5], STSK 成对差错概率 (PEP) 的上界可以表示为:

$$P(\mathbf{S}_{q,l} \rightarrow \mathbf{S}_{q',l'}) \leq \underbrace{\left(\frac{1}{4N_0}\right)^{rN_r}}_{\text{分集增益}} \underbrace{\left(\prod_{n=1}^r \frac{1}{\lambda_n}\right)^{N_r}}_{\text{编码增益}} \quad (6)$$

其中, r 和 λ_n 分别是矩阵 $\mathbf{R}_s$ 的秩和非零特征值, $\mathbf{R}_s = \Delta \Delta^H$, 差矩阵 Δ 定义为:

$$\Delta = \mathbf{S}_{q,l} - \mathbf{S}_{q',l'} = \mathbf{A}_q \otimes \mathbf{s}_l - \mathbf{A}_{q'} \otimes \mathbf{s}_{l'} \quad (7)$$

其中, $q, q' \in \{1, \dots, Q\}$, $l, l' \in \{1, \dots, L\}$ 。假设 $r = \min(N_t, T_B)$, 将 $(\mathbf{S}_{q,l}, \mathbf{S}_{q',l'})$ 所有合法组合对应的编码增益项的最小值作为总体适应度值。

传统计算上述编码增益的方法都是对 $(\mathbf{S}_{q,l}, \mathbf{S}_{q',l'})$ 所有合法组合进行遍历搜索, 复杂度为 $O\left(\frac{QL(QL-1)}{2}\right)$, 然而在 q 和 q' 对应的 DM 满足

最大最小编码增益后, 联合优化的最大最小编码增益还取决于 3D 星座索引。由于星座 RCIC 的对称性, 如图 1 中的星座点 $\mathbf{s}_l (l = 3, 4, 5, 6)$, 关于星座点 $\mathbf{s}_9$ 对称, 因此, 当两组 DM 索引值相等, 即 $q_1 = q_2$, $q'_1 = q'_2$, 而 $l_1 = l_2 = 9$ 时, $l'_1 = 4$ 与 $l'_2 = 6$ 对应两组 DM 和 3D 星座的编码增益相等, 所以可以通过固定星座索引, 避免重复计算, 如令星座索引 $l = 9$, 则以下几组星座索引 $l' = 3, 4, 5, 6$, $l' = 1, 2$, $l' = 7, 8$, $l' = 12, 10, 13$, 和 $l' = 11, 16, 14$ 所对应的星座点分别关于星座点 $\mathbf{s}_9$ 对称。而且, 由于 16RCIC 的对称性, 不论固定哪个星座点, 都存在上述对称关系。因此针对上述 5 组星座点每组只计算一个星座点即可, 而星座点 $\mathbf{s}_9$ 与 $\mathbf{s}_{15}$ 没有对称关系, 因此优化后的编码增益计算复杂度仅为 $O\left(\frac{Q(Q-1)M}{2}\right)$, 其中, $M = 7$ 。

3.3 选择策略

为了实现 GA 优胜劣汰的迭代策略, 让适应度值更大的个体有更大的概率遗传到下一代, 本文使用锦标赛选择策略, 相比于文献[17]中所使用的概率选择策略, 实现方式更加简单有效。每次从种群中取出一定数量个体, 选择其中适应度值最大的一个个体进入下一代种群, 然后重复该操作, 直到新的种群规模达到原来的种群规模。具体操作步骤如下。

(1) 确定每次选择的个体数量 $N_{\text{pop}} / 10$;

(2) 从种群中随机选择个体 (每个个体入选概率相同) 构成组, 根据每个个体的适应度值, 选择其中适应度值最大的个体进入下一代种群;



(3) 重复步骤 (2), 直到新的种群规模达到原来的种群规模。

3.4 改进的交叉策略

为了在下一代产生适应度值更高的个体, 本文设计了改进的交叉策略, 与传统的交叉策略不同的是, 本文改进的交叉策略可以同时 DMS 和 3D 星座进行交叉优化, 同时, 对于不满足交叉概率的个体, 本文还设计了复制策略对其进行优化。将选择操作后的新种群按顺序进行分组, 每组两个个体, 共 $N_{\text{pop}}/2$ 组, 分别作为父代和母代, 以概率 P_c 对每组父代和母代进行如图 3 所示交叉操作, 在每组个体的维度范围内随机选择一个交叉位, 对父代和母代进行交叉, 每对父代和母代产生一对子代 1 和子代 2, 交叉位范围为 $(2, \dots, Q-1)$ 。而对于不满足交叉概率的父代和母代, 将执行下面的复制策略, 以保证更优子代种群。

(1) 对比父代和母代的适应度值;

(2) 淘汰适应度值低的个体, 并将适应度值高的个体复制到适应度值低的个体进行取代。

3.5 改进的变异策略

为了避免种群陷入局部最优值, 而且由于 DMS 的搜索空间较大, 3D 星座的搜索空间较小, 对 DMS 和 3D 星座分别进行变异。首先以概率 P_m 对每个个体的 DM 进行变异, 具体操作如下:

$$G(k)[j] = \begin{cases} G(k)[j], \text{rand} > P_m, j=1, \dots, Q \\ A_{\text{random}}, \text{rand} < P_m \end{cases} \quad (8)$$

对每个个体的每一维索引 $j(j=1, \dots, Q)$, 每次随机生成一个 $0 \sim 1$ 的数, 若小于 P_m , 则随机生成一个 DM 替代当前索引 j 所对应的 DM, 即 A_{random} , 若大于 P_m , 则不进行变异操作。随后, 以自适应概率 P_f 对 3D 星座进行变异:

$$G(k)[Q+1] = \begin{cases} G(k)[Q+1], \text{rand} > P_f \\ b_{\text{random}}, \text{rand} < P_f \end{cases} \quad (9)$$

其中, P_f 的计算式为:

$$P_f = \frac{|G(k)[Q+1] - G_{\text{best}}[Q+1]|}{\sqrt{\frac{2}{5}}} \quad (10)$$

对每一个个体的坐标值 $G(k)[Q+1]$, 与当前种群最优个体的坐标值 $G_{\text{best}}[Q+1]$ 对比, 算出它们的差绝对值, 再除以坐标值 b 的取值范围差 $\sqrt{2/5}$, 从而得到星座点的自适应概率 P_f , 随后以概率 P_f 对当前个体坐标值进行变异。

算法 1 改进的 GA

输入 $Q, L, N_t, T_B, P_c, P_m, P_f, N_{\text{pop}}$,

迭代次数 T

输出 $A_q(q=1, \dots, Q), s_l(l=1, \dots, L)$

随机生成 N_{pop} 个个体 $G(k) = [A_1^k, A_2^k, \dots, A_j^k, b_{j+1}^k]$,

$k=1, \dots, N_{\text{pop}}, j=1, \dots, Q+1$;

对每个个体 $G(k)$ 计算适应度值

for $t=1:T$

for $i=1:N_{\text{pop}}$

执行选择策略

end

for $i=1:2:N_{\text{pop}}-1$

if $\text{rand} < P_c$

执行交叉策略

else

执行复制策略

end

end

for $i=1:N_{\text{pop}}$

对 DM 和 3D 星座分别执行变异策略

end

对每个个体计算适应度值

end

输出最优个体对应的 $A_q(q=1, \dots, Q)$,

$s_l(l=1, \dots, L)$

4 性能分析

对 3D STSK 系统进行了 ABEP 分析, 根据文

献[18], 所提方案的 ABEP 的上界表达式如下:

$$P_e \leq \frac{1}{B2^B} \sum_s \sum_{\hat{s}} P(\mathbf{S} - \hat{\mathbf{S}} | \mathbf{H}) d(\mathbf{S} - \hat{\mathbf{S}}) \quad (11)$$

其中, $\hat{\mathbf{S}} = \mathbf{A}_q \otimes \mathbf{s}_i$, $d(\mathbf{S} - \hat{\mathbf{S}})$ 为相应成对差错概率 (pairwise error probability, PEP) 事件的汉明距离。随后, 通过 Q 函数导出基于信道 $\mathbf{H}$ 条件下的 PEP (CPEP) $P(\mathbf{S} - \hat{\mathbf{S}} | \mathbf{H})$ 为:

$$P(\mathbf{S} - \hat{\mathbf{S}} | \mathbf{H}) = Q\left(\sqrt{\frac{\|\mathbf{H}(\mathbf{S} - \hat{\mathbf{S}})\|^2}{2N_0}}\right) \quad (12)$$

令

$$\Omega = \|\mathbf{H}(\mathbf{S} - \hat{\mathbf{S}})\|^2 = \text{vec}(\mathbf{H}^H)^H (\mathbf{A} \otimes \mathbf{I}_{R_x}) \text{vec}(\mathbf{H}^H) \quad (13)$$

其中, $\mathbf{A} = (\mathbf{S} - \hat{\mathbf{S}})(\mathbf{S} - \hat{\mathbf{S}})^H$, $\mathbf{I}$ 为单位矩阵, $\text{vec}(\cdot)$ 为矩阵拉直运算。

考虑 $Q(x) = \frac{1}{\pi} \int_0^{\pi/2} \exp(-x^2 / 2 \sin^2 \theta) d\theta$,

式 (12) 对应的 PEP 可以写为:

$$P(\mathbf{S} - \hat{\mathbf{S}}) = \frac{1}{\pi} \int_0^{\pi/2} \int_{\Omega} \exp\left(-\frac{\Omega \varphi}{4 \sin^2 \theta}\right) f_{\Omega}(\Omega) d\Omega d\theta \quad (14)$$

其中, $\varphi = 1/N_0$, 然后对式 (14) 调用矩量母函数 (moment generating function, MGF) $M(x) = \int_{\Omega} e^x f_{\Omega}(\Omega) d\Omega$, 结果如下:

$$P(\mathbf{S} - \hat{\mathbf{S}}) = \frac{1}{\pi} \int_0^{\pi/2} M_{\Omega}\left(-\frac{\varphi}{4 \sin^2 \theta}\right) d\theta \quad (15)$$

根据文献[19], 对于 Ω 的 MGF 可以表示为:

$$M_{\Omega}(x) = \frac{\exp\left(x \bar{\mathbf{m}}^H \mathbf{D} (\mathbf{I} - x \mathbf{C}_m \mathbf{D})^{-1} \bar{\mathbf{m}}\right)}{\det(\mathbf{I} - x \mathbf{C}_m \mathbf{D})} \quad (16)$$

其中, $\mathbf{D} = \mathbf{A} \otimes \mathbf{I}_{R_x}$, $\mathbf{m} = \text{vec}(\mathbf{H}^H)$ 。 $\bar{\mathbf{m}} = \mathbf{I}$ 和 $\mathbf{C}_m = \mathbf{I}$ 分别为高斯矢量对应的平均矢量和协方差

矩阵, 其中, $\mathbf{I}$ 为全 1 列向量, 因此, 系统的 PEP 为:

$$P(\mathbf{S} - \hat{\mathbf{S}}) = \frac{1}{\pi} \int_0^{\pi/2} \frac{\exp\left(-\bar{\mathbf{m}}^H \frac{\varphi}{4 \sin^2 \theta} \mathbf{D} \left(\mathbf{I} + \frac{\varphi}{4 \sin^2 \theta} \mathbf{C}_m \mathbf{D}\right)^{-1} \bar{\mathbf{m}}\right)}{\det\left(\mathbf{I} + \frac{\varphi}{4 \sin^2 \theta} \mathbf{C}_m \mathbf{D}\right)} d\theta \quad (17)$$

为了进一步简化式 (17) 的计算, 对式 (12) 使用文献[19]中的特征函数:

$$Q(x) \approx \frac{1}{12} e^{-\frac{x^2}{2}} + \frac{1}{4} e^{-\frac{2x^2}{3}} \quad (18)$$

因此, 系统的 PEP 可以表示为:

$$\begin{aligned} P(\mathbf{S} - \hat{\mathbf{S}}) &= \int_{\Omega} \left(\frac{1}{12} e^{-\frac{\Omega \varphi}{4}} + \frac{1}{4} e^{-\frac{\Omega \varphi}{3}} \right) f_{\Omega}(\Omega) d\Omega = \\ &= \frac{1}{12} M_{\Omega}\left(-\frac{\varphi}{4}\right) + \frac{1}{4} M_{\Omega}\left(-\frac{\varphi}{3}\right) = \\ &= \frac{\exp\left(-\bar{\mathbf{m}}^H \frac{\varphi}{4} \mathbf{D} \left(\mathbf{I} + \frac{\varphi}{4} \mathbf{C}_m \mathbf{D}\right)^{-1} \bar{\mathbf{m}}\right)}{12 \det\left(\mathbf{I} + \frac{\varphi}{4} \mathbf{C}_m \mathbf{D}\right)} + \\ &= \frac{\exp\left(-\bar{\mathbf{m}}^H \frac{\varphi}{3} \mathbf{D} \left(\mathbf{I} + \frac{\varphi}{3} \mathbf{C}_m \mathbf{D}\right)^{-1} \bar{\mathbf{m}}\right)}{4 \det\left(\mathbf{I} + \frac{\varphi}{3} \mathbf{C}_m \mathbf{D}\right)} \end{aligned} \quad (19)$$

5 仿真结果

在本节中提供了改进 GA、传统 GA 适应度值迭代收敛关系, 以及改进 GA 和随机搜索方案计算复杂度的对比。同时还提供了不同天线配置和时隙下 3D STSK 仿真结果与理论性能的对比, 以验证仿真结果的正确性, 最后给出了改进 GA 与随机搜索方案在两种 3D 信号发送模式下的性能



仿真对比。其中改进 GA 和随机搜索方案都是对 DMS 和 3D 星座联合优化,传统 GA 是通过固定星座点,对 DMS 进行优化。注意,传统 GA 的交叉概率和变异概率参数均为文献[17]中所提供参数,改进 GA 的交叉概率和变异概率参数为本文设置参数,另外使用 (N_t, N_r, T_b, R, Q) 来表示仿真的参数配置,其中表 1、图 4 和图 5 的系统参数配置都为(3,2,2,3,16)。

表 1 传统 GA 与改进 GA 参数

	传统 GA	改进 GA
种群大小	100	100
交叉概率 P_c	0.031 25	0.95
变异概率 P_m	0.031 25	0.05
迭代次数	400	400

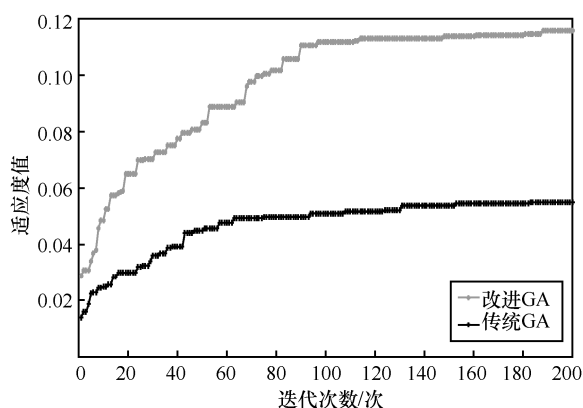


图 4 改进 GA 与传统 GA 迭代次数与适应度值关系

图 4 对比了改进 GA 和传统 GA 的适应度值迭代关系,两种方案的参数配置见表 1,从图 4 中可以看出,传统 GA 适应度值收敛较慢,在迭代后期,由于传统的交叉操作对 DMS 的优化效果较差,而且并没有对 3D 星座进行优化,因此传统 GA 容易陷入局部最优值,并不能高效地对 DMS 和 3D 星座进行搜索;而改进 GA 一方面采用新的交叉策略,在尽量不破坏当前优势种群的情况下,可以对优秀个体进行交叉,而复制操作进一步淘汰了较差的个体;另一方面,对星座坐标的自适应变异,可以高效地对

星座点进行全局搜索。

由于传统 GA 性能的局限性,因此本文选用改进 GA 与随机搜索进行复杂度对比,如图 5 所示,随机搜索次数为 10^6 。由于改进 GA 在迭代到 200 次时就达到了较高的适应度值,因此取 GA 迭代 200 次的结果对比。可以看出,本文改进的适应度值计算复杂度可以降为原来的 2.5%,而根据种群大小以及迭代次数计算的适应度值计算次数,改进 GA 仅为随机搜索的 2%,因此,总的计算复杂度可以下降到 0.005 147%。

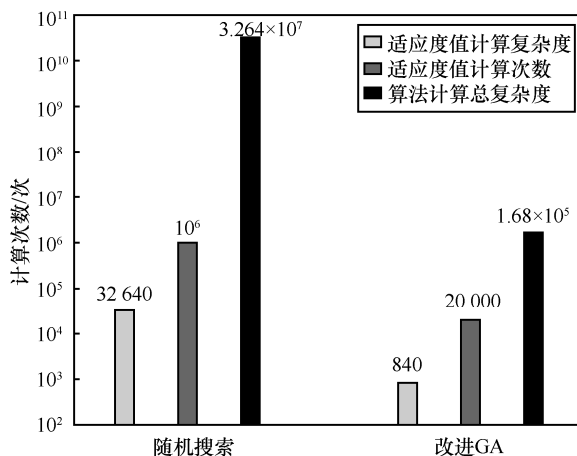


图 5 随机搜索方案与改进 GA 复杂度对比

在不同天线配置和时隙数下,本文提出的改进 GA 搜索结果的 BER 性能仿真与理论性能分析的对比如图 6 所示,通过改进 GA 优化得到的结果性能与理论 BER 性能与仿真性能基本一致。最后,改进 GA 和随机搜索方案在不同天线配置、时隙数以及 3D 信号发送模式下的仿真对比如图 7 所示,在低复杂度的优势下,改进 GA 方案相比于随机搜索方案没有造成任何的性能损失,这是由于本文提出的改进 GA 可以通过高效的交叉策略和变异策略同时对 DMS 和 3D 星座优化,而且由于改进的适应度值计算,改进 GA 相比于随机搜索方案,可以在性能没有任何损失的前提下,显著降低计算复杂度。

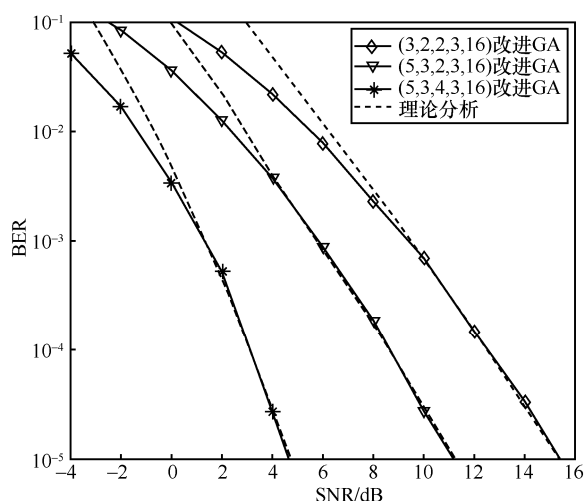


图6 不同天线配置和时隙数下改进GA仿真结果与理论分析的对比

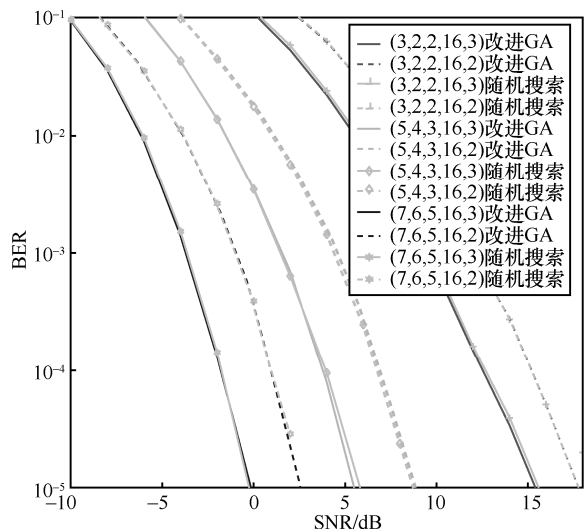


图7 改进GA和随机搜索方案在不同天线配置、时隙数以及3D信号发送模式下的仿真对比

6 结束语

本文提出了一种新的 STSK 系统 DMS 和 3D 星座联合优化方案,利用 3D 星座的对称性,大幅度降低了适应度值的计算复杂度。通过改进 GA 的选择、交叉和变异的过程,对 DMS 和 3D 星座分别进行全局搜索和自适应搜索,可以获得较低 SER 的 DMS 和 3D 星座。同时本文还推导了 3D STSK 方案的理论平均成对差错概率 (ABEP),验证了本文仿真结果的正确性。仿真

结果表明,与常规随机搜索方案和传统 GA 相比,该方案可以在保证 BER 性能的前提下显著降低计算复杂度。

参考文献:

- [1] GOLDSMITH A, JAFAR S A, JINDAL N, et al. Capacity limits of MIMO channels[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2003, 21(5): 684-702.
- [2] CAIRE G, TORINO P D, BIGLIERI E. Capacity of multi-antenna block-fading channels[C]//Proceedings of 1999 IEEE Communications Theory Mini-Conference (Cat. No.99EX352). Piscataway: IEEE Press, 1999: 11-15.
- [3] MESLEH R Y, HAAS H, SINANOVIC S, et al. Spatial modulation[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2008, 57(4): 2228-2241.
- [4] JEGANATHAN J, GHAYEB A, SZCZECINSKI L. Spatial modulation: optimal detection and performance analysis[J]. IEEE Communications Letters, 2008, 12(8): 545-547.
- [5] SUGIURA S, CHEN S, HANZO L. Coherent and differential space-time shift keying: a dispersion matrix approach[J]. IEEE Transactions on Communications, 2010, 58(11): 3219-3230.
- [6] SUGIURA S, CHEN S, HANZO L. A universal space-time architecture for multiple-antenna aided systems[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2012, 14(2): 401-420.
- [7] WU Y, HAN W M, JIANG X Q, et al. A low complexity dispersion matrix optimization scheme for space-time shift keying[C]//Proceedings of 2020 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC). Piscataway: IEEE Press, 2020: 407-411.
- [8] SUGIURA S, CHEN S, HANZO L. Generalized space-time shift keying designed for flexible diversity-, multiplexing- and complexity-tradeoffs[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2011, 10(4): 1144-1153.
- [9] SUGIURA S, XU C, NG S X, et al. Reduced-complexity coherent versus non-coherent QAM-aided space-time shift keying[J]. IEEE Transactions on Communications, 2011, 59(11): 3090-3101.
- [10] SUGIURA S. Dispersion matrix optimization for space-time shift keying[J]. IEEE Communications Letters, 2011, 15(11): 1152-1155.
- [11] WANG J B, WANG X D, MADIHAN M. On the optimum design of space-time linear-dispersion codes[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2005, 4(6): 2928-2938.
- [12] NG S X, HANZO L. On the MIMO channel capacity of multi-dimensional signal sets[C]//Proceedings of IEEE Transactions on Vehicular Technology. Piscataway: IEEE Press, 2006, 55(2): 528-536.
- [13] SUGIURA S, HANZO L. On the joint optimization of dispersion matrices and constellations for near-capacity irregular precoded space-time shift keying[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(1): 380-387.
- [14] ZHENG G T, JIANG M. Three-dimensional space-time shift keying with coordinate combination and joint optimisation[C]//Proceedings of 2015 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC). Piscataway: IEEE Press, 2015: 1-5.



- [15] ZHENG G T, JIANG M. Multi-dimensional space-time shift keying for wireless communications[J]. IEEE Access, 2019, 7: 135801-135811.
- [16] CHO S, PARK S K. Improved 16-ary constellation mapping for three-dimensional OFDM systems[J]. Electronics Letters, 2012, 48(9): 530.
- [17] BABICH F, CRISMANI A, DRIUSSO M, et al. Design criteria and genetic algorithm aided optimization of three-stage- concatenated space-time shift keying systems[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2012, 19(8): 543-546.
- [18] XIAO L X, CHEN D, HEMADEH I A, et al. Graph theory assisted bit-to-index-combination gray coding for generalized index modulation[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(12): 8232-8245.
- [19] TURIN G L. The characteristic function of Hermitian quadratic forms in complex normal variables[J]. Biometrika, 1960, 47(1/2): 199-201.

[作者简介]



金小萍（1978-），女，博士，中国计量学院信息工程学院副教授，主要研究方向为 MIMO 系统与协作通信系统中检测技术、空间调制系统信号架构和检测技术等。



刘家瑜（1997-），男，中国计量大学信息工程学院硕士生，主要研究方向为索引调制技术、空时移位键控系统信号架构和检测技术等。



蒋晨（1999-），女，中国计量大学信息工程学院在读，主要研究方向为通信工程。



郭强（1989-），男，博士，中国计量大学信息工程学院讲师，主要研究方向为信号处理与最优化。