

三维参数联合估计的免疫记忆量子克隆算法

牛奕龙¹, 孙进才¹, 王毅², 陶林伟¹

(1. 西北工业大学航海学院, 710072, 西安; 2. 西北工业大学电子信息学院, 710072, 西安)

摘要: 针对信号相位匹配奇异值分解(SVDSPM)算法中参数联合估计耗时长的问题,提出了免疫记忆量子克隆算法(IMQCA). 该优化算法引入模拟退火机制修正量子旋转门函数的旋转角度值,构建记忆单元保留进化历史最佳抗体,并结合克隆算子加速种群收敛. 由 SVDSPM 平面阵算法构造了 IMQCA 的目标函数,提出了同时估计信号方位角、俯仰角和频率的 SVDSPM 联合估计算法. 仿真结果表明,IMQCA 算法的方位估计精度与传统的 SVDSPM 算法相当,但计算耗时仅约为后者的 10%,且低信噪比下的性能优于 MUSIC 方法. 在 -10 dB 信噪比下,IMQCA 所得方位角、俯仰角和频率的标准差分别比标准遗传算法小 6.659°、9.645°和 28.634 Hz,比量子免疫克隆算法小 0.789°、1.075°和 0.864 Hz.

关键词: 参数联合估计;免疫记忆量子克隆算法;信号相位匹配;平面阵

中图分类号: TN911.7 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2009)04-0075-05

Immune Memory Based Quantum Clone Algorithm for Joint Estimation of 3-Dimensional Parameters

NIU Yilong¹, SUN Jincai¹, WANG Yi², TAO Linwei¹

(1. College of Marine, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China; 2. College of Electronic Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: Focusing on the computational load of estimating parameters in the algorithm of singular value decomposition based on the signal phase matching principle (SVDSPM), a novel immune memory based quantum clone algorithm (IMQCA) is proposed to optimize the searching procedure of SVDSPM algorithm. Antibodies in a population are represented by quantum bits, and the quantum rotation gate strategy and a dynamic adjusting rotation angle mechanism based on simulated annealing are applied to accelerate convergence with the clone operator. The antibody population is used for global search and an immune memory unit is set to reserve the best antibody. Furthermore, an objective function of IMQCA with three independent variables is derived by the plane array algorithm of SVDSPM. Simulation results show that the proposed algorithm is effective to reduce the computational time-consumption, and outperforms the MUSIC method in low SNR. Compared with the genetic algorithm and quantum-inspired immune clone algorithm, the performance of IMQCA is better.

Keywords: joint parameters estimation; immune memory based quantum clone algorithm; signal phase matching principle; plane array

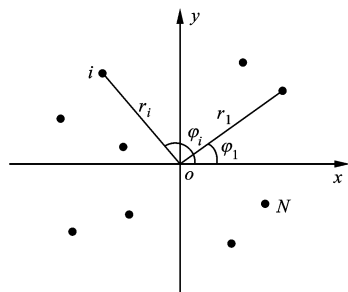
在声纳、雷达和无线通信领域,二维波达方向估计能提取更多目标信息,从而提高目标识别率. 二维

MUSIC 算法^[1]是二维 DOA 估计的经典高分辨算法,但它属于多维非线性参数估计,谱峰搜索计算量

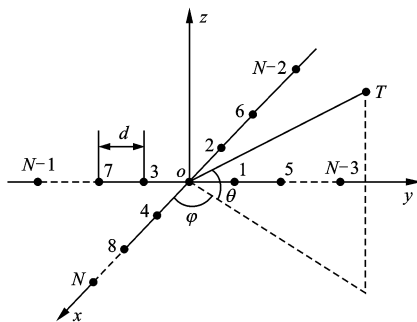
大且需参数配对. 虽然目前遗传算法(SGA)^[2]已被用于优化 DOA 估计等函数极值求解问题^[3], 但其易“早熟”, 难以保证估计结果的精确性和稳定性. 信号相位匹配奇异值分解(SVDSPM)^[4]算法在低信噪比下具有超指向性, 其获得的半功率点开角是 MUSIC 算法的 $1/2 \sim 1/3$, 是常规波束算法的 $1/4 \sim 1/7$ ^[5], 基于任意平面阵的 SVDSPM 算法^[6]还可同时估计方位角和俯仰角, 且无需参数配对. 然而, 在同时估计多参数时, SVDSPM 算法的实时性不佳, 导致其难以向多维参数的联合估计推广. 利用本文提出的免疫记忆量子克隆算法(IMQCA)对目标函数进行寻优, 不仅巧妙解决了 SVDSPM 算法的参数联合估计问题, 而且克服了 SGA 的缺点, 大大提高了搜索精度, 与 Li 等人^[7]提出的量子免疫克隆算法(QICA)相比, 优化性能也有所提高.

1 SVDSPM 的平面阵方位估计算法

阵元任意分布的平面阵如图 1a 所示, 其中 φ_i 为方位角, r_i 为阵元至坐标原点 o 的距离. 设平面阵由 N 个无指向性的阵元组成, 则第 i 个阵元位于 $(r_i \cos \varphi_i, r_i \sin \varphi_i, 0)$, $i=1, \dots, N$. 图 1b 中声源 T 位于 $(R \cos \theta \cos \varphi, R \cos \theta \sin \varphi, R \sin \theta)$ 处, 其中 θ, φ 分别为声源的俯仰角和方位角, R 是声源 T 至坐标原点 o 的距离. 图 1b 中 xy 平面轴上的阵形是均匀分布的十字阵.



(a) 平面阵的阵元分布



(b) 声源和十字平面阵

图1 声源定位的空间模型

声源 T 在 t 时刻发出的声波 $s(t)$ 到达各阵元的接收信号可以表示为

$$p_i(t) = s_i(t - \tau_i) + n_i(t) \quad i = 1, \dots, N \quad (1)$$

式中: $n_i(t)$ 为各阵元上叠加的高斯白噪声; τ_i 为到达各阵元的声波和到达坐标原点 o 的声波的时延, 可表示为

$$\tau_i = \frac{1}{c} \{ (x^2 + y^2 + z^2)^{\frac{1}{2}} - [(x - r_i \cos \varphi_i)^2 + (y - r_i \sin \varphi_i)^2 + (z)^2]^{\frac{1}{2}} \} \quad (2)$$

其中 c 为声速, (x, y, z) 为声源坐标. 将声源位置代入方程(2)得

$$\tau_i = \frac{1}{c} \left\{ R - R \left[1 - \frac{2r_i}{R} \cos \theta \cos(\varphi - \varphi_i) + \left(\frac{r_i}{R} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \right\} \quad (3)$$

式中: $R = (x^2 + y^2 + z^2)^{\frac{1}{2}}$.

对式(1)作傅氏变换后, 将信号变换至频域, 再经简单数学运算后(详见文献[6]), 写成矩阵形式

$$\mathbf{A}\mathbf{S} = \mathbf{P} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (4)$$

则期望信号在方位 φ, θ 时的最小二乘解为

$$\mathbf{S} = \mathbf{A}^+ \mathbf{P} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{A}^+$ 表示矩阵 $\mathbf{A}$ 的伪逆. 可利用信号能量 $E = \|\mathbf{S}\|_2^2$ 作为评判信号方位的准则, 但需计算矩阵 $\mathbf{A}$ 的广义逆, 阵元个数增加时, 计算量也随之增加, 同时矩阵求逆很容易引入数值计算不稳定. 式(5)中, 当改变搜索角度(或进行相位补偿)时, 向量 $\mathbf{P} + \boldsymbol{\varepsilon}$ 并不发生变化, 改变的仅是矩阵 $\mathbf{A}$, 因此目标信息完全包含在矩阵 $\mathbf{A}$ 中. 为避免矩阵求逆, 只取矩阵 $\mathbf{A}\mathbf{A}^T$ 的对角线部分作为判别准则^[4]

$$E = \frac{1}{\text{tr}(\mathbf{A}\mathbf{A}^T)} \quad (6)$$

式中: $\text{tr}(\cdot)$ 表示矩阵的迹. 然后, 利用搜索算法就可实现对信号参数的估计^[6].

2 用 IMQCA 优化 SVDSPM 算法

2.1 目标函数与参数估计

选择式(6)作为优化算法的抗体-抗原亲和度函数(也即目标函数), 并将式(6)重写为下面的目标函数形式

$$f_E = \frac{1}{\text{tr}(\mathbf{A}(\varphi, \theta, \omega) \mathbf{A}^T(\varphi, \theta, \omega))} \quad (7)$$

式中: 矩阵 $\mathbf{A}$ 含有方位角 φ 、俯仰角 θ 和频率 ω 3 个未知参量(即函数的自变量个数 $m=3$, 本文设目标距离 R 为已知量). 利用 IMQCA 算法寻找目标函数式(7)的极值(即寻优过程), 就可获得目标函数极

值所对应的方位角、俯仰角和频率的估计值。

2.2 IMQCA 算法寻优框架

IMQCA 通过进化过程对 SVDSPM 联合估计算法的判别准则进行寻优,它引入模拟退火^[8](SA)机制修正量子旋转门函数的旋转角度值,设立记忆单元保留进化历史的最佳抗体,同时利用克隆算子^[9]的局部寻优能力,在各子群体间采用量子变异操作来增强信息交流,不仅加快了算法的收敛,而且提高了种群的多样性。IMQCA 的计算步骤如下。

(1)进化代数 $k=0$,初始化量子编码种群 $B(0)$,量子比特编码位数 $l=27$,高 9 位表示参数 x_3 (方位角),中间 9 位表示参数 x_2 (俯仰角),低 9 位表示参数 x_3 (频率)。设定记忆单元规模 u ,从初始种群 $B(0)$ 选取 u 个抗体组成记忆单元。计算初始种群的抗体-抗原亲和度,即式(7)。

(2)计算抗体-抗体亲和度

$$Q_i = \min\{D_{ij}\} = \min\{\exp(\|B_i - B_j\|)\} \quad i \neq j; i, j = 1, 2, \dots, n \quad (8)$$

式中: $\|\cdot\|$ 为任意范数,对二进制编码一般取海明距离。各抗体间的亲和度(即相似程度)越大, Q_i 值就越小(抑制该抗体)。因此,记 $\mathbf{D} = (D_{ij})_{n \times n}$, $i, j = 1, 2, \dots, n$ 为抗体-抗体亲和度矩阵,反映了种群的多样性。

计算克隆规模

$$c_i(k) = \text{int}\{n_c p_i Q_i\} \quad (9)$$

式中: $n_c > n$ 是与克隆规模有关的设定值; $\text{int}(\cdot)$ 为上取整函数;抗体-抗原亲和度选择概率

$$p_i = \frac{f(B_i(k))}{\sum_{j=1}^n f(B_j(k))} \quad (10)$$

可见,对种群中的单一抗体而言,其克隆规模是依据抗体-抗原亲和度、抗体-抗体亲和度自适应调整的,当抗体间抑制小(Q_i 值大),而抗原刺激大(p_i 值大)时,克隆规模也大。

克隆操作。记克隆操作为 T_c^c ,则克隆过程定义为

$$\mathbf{B}'(k) = T_c^c(\mathbf{B}(k)) = [T_c^c(B_1(k)) \quad T_c^c(B_2(k)) \quad \dots \quad T_c^c(B_n(k))]^T \quad (11)$$

式中: $\mathbf{B}'(k)$ 中的元素 $B'_i(k) = T_c^c(B_i(k)) = \mathbf{I}_i B_i(k)$, $i = 1, 2, \dots, n$, $\mathbf{I}_i$ 是元素为 1 的 c_i 维行向量。

(3)对克隆后的子群体内部采用量子旋转门进行量子变异操作,生成新的种群 $\mathbf{B}''(k)$ 。其中,借鉴

模拟退火思想对旋转角取值方法^[8]进行改进。令退火概率

$$\lambda = \exp[(f(\mathbf{x}) - f(\mathbf{b}))/T] \quad (12)$$

$$T = 0.99^{k-1} T_0 \quad (13)$$

式中: $\mathbf{x}$ 为当前代 $B(k)$ 中的二进制解向量; $\mathbf{b}$ 为当前代最佳二进制解向量; $f(\cdot)$ 为目标函数; T 为模拟退火温度; T_0 为初始温度。定义旋转角

$$\sigma = \lambda \Delta \sigma \quad (14)$$

式中: $\Delta \sigma$ 的取值见文献[10]。每一位量子比特值 (ρ_i, v_i) 的更新公式为

$$\begin{bmatrix} \rho_i' \\ v_i' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\sigma_i) & -\sin(\sigma_i) \\ \sin(\sigma_i) & \cos(\sigma_i) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \rho_i \\ v_i \end{bmatrix} \quad (15)$$

(4)执行选择操作 T_s^c ,即从经克隆量子变异操作后的各子代和相应父代中选择亲和度值最大(期望信号能量最大)的抗体,形成新的种群

$$\mathbf{B}(k+1) = T_s^c(\mathbf{B}(k) \cup \mathbf{B}''(k)) \quad (16)$$

(5)计算新种群 $\mathbf{B}(k+1)$ 的抗体-抗原亲和度函数值,将抗体种群中亲和度弱的 u 个抗体用 u 个亲和度强的记忆单元中的抗体代替,产生新的抗体种群 $\mathbf{B}'(k+1)$ 。

(6)若满足最大进化代数的终止条件,则终止计算;否则,返回步骤(2)。

3 仿真结果与分析

仿真所使用的平面阵是由 32 个阵元均匀分布在 xy 平面上组成的十字平面阵,每臂上均匀分布 8 个接收阵元,间距 $d=0.24$ m,如图 1b 所示。设目标方位角 $\varphi=115^\circ$,俯仰角 $\theta=45^\circ$,信号频率 $f_c=3$ kHz,目标距离 $R=10$ km,快速傅里叶变换点数 $L=4096$,采样频率 $f_s=1.024$ kHz。此外,声速 $c=1500$ m/s, Monte Carlo 实验次数为 100,计算环境为 Intel Core Duo T2450 CPU, 1 GB 内存,仿真实验软件为 Matlab R2006a。算法运行参数设置如下的①SGA 的种群规模为 50,交叉概率为 0.8,变异概率为 0.05,算法中采用精英策略;②QICA 的初始种群规模为 50,克隆规模参数 $n_c=50$,变异算子采用量子旋转门策略以概率 1 作用于子群体的量子抗体上;③IMQCA 的记忆单元规模 $u=15$,模拟退火初始温度 $T_0=100$,其他参数与 QICA 相同。最大进化代数均为 500。

表 1 给出了一 10 dB 时本文算法的搜索性能。其中,角度和频率的有效解个数分别是算法得到的最优解处于真实值 $\pm 2^\circ$ 和 ± 5 Hz 范围内的个数,获得最优解时的进化代数则反映了算法的收敛性能。

从表中数据可以看出,新算法能够满足−10 dB 信噪比下的工程应用要求(标准差小于 2°),且计算效率高,平均单次计算时间是 721.5 s,仅约为传统搜索耗时的 10%。

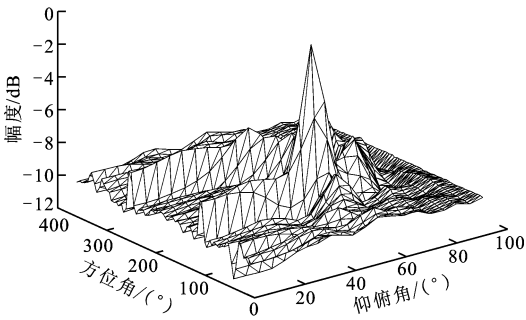
表 1 本文算法的搜索性能

参数	有效解个数	获得最优解时最小进化代数	获得最优解时最大进化代数	获得最优解时平均进化代数
$\bar{\varphi}=114.961^{\circ}$ $\phi'=1.121^{\circ}$	92	173	401	285
$\bar{\theta}=44.946\ 6^{\circ}$ $\theta'=1.135\ 2^{\circ}$	91	181	433	290
$\bar{f}_c=3\ \text{kHz}$ $f'_c=2.145\ 7\ \text{Hz}$	100	149	396	257

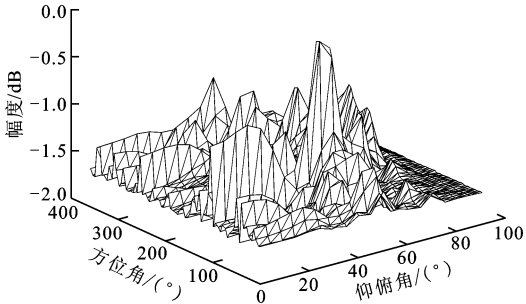
注: $\bar{\varphi}$ 为方位角均值; $\bar{\theta}$ 为俯仰角均值; $\bar{f}_c$ 为频率均值; ϕ' 为方位角标准差; θ' 为俯仰角标准差; f'_c 为频率标准差。

图 2~图 4 分别是信噪比为−30 dB、−25 dB、−20 dB 时本文算法和 MUSIC 算法的空间谱。从低信噪比下的空间谱对比可以看出,当信噪比为−30 dB 时,本文算法仍具有一定的谱峰尖锐度,而 MUSIC 算法的谱峰则无法分辨(信噪比为−20 dB 时有所改善),随着信噪比的提高,2 种算法空间谱的谱峰均越来越尖锐,但相比之下本文算法的旁瓣抑制能力仍优于 MUSIC 算法。

图 5 给出了不同信噪比下 SGA、QICA 和

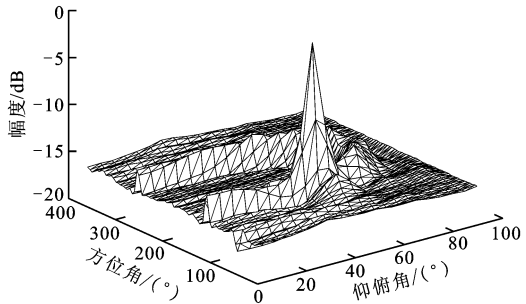


(a)本文算法

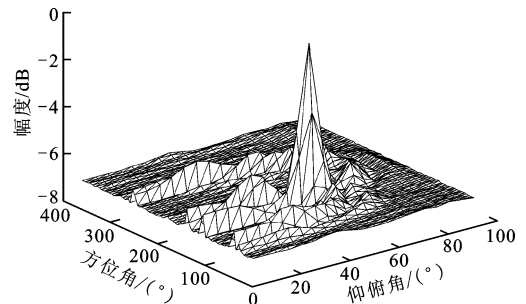


(b)MUSIC 算法

图 3 信噪比为−25 dB 时的空间谱

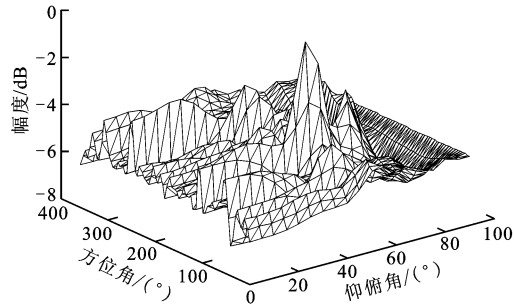


(a)本文算法

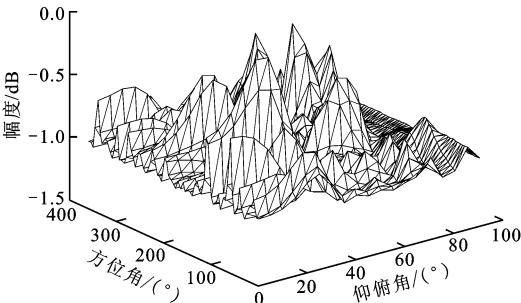


(b)MUSIC 算法

图 4 信噪比为−20 dB 时的空间谱



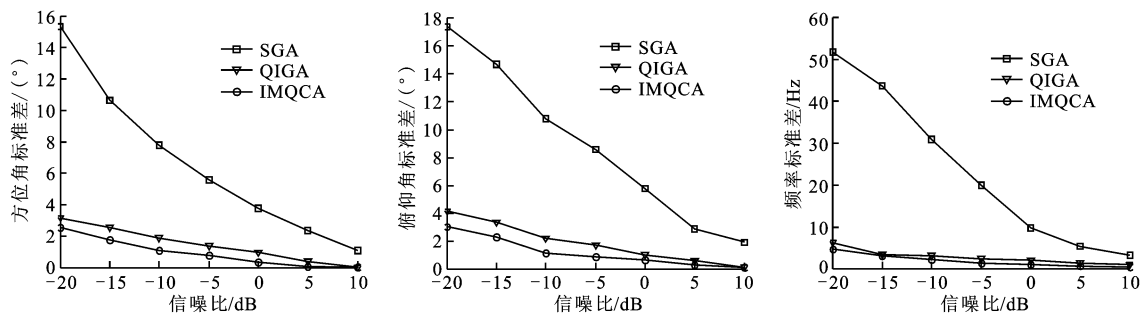
(a)本文算法



(b)MUSIC 算法

图 2 信噪比为−30 dB 时的空间谱

IMQCA 算法对方位角、俯仰角和频率进行寻优的标准差。从图中可以看出,与 SGA 和 QICA 算法相比,IMQCA 算法的精确性和稳定性均有所提高。例



(a)方位角标准差

(b)俯仰角标准差

(c)频率标准差

图5 3种优化算法的性能对比

如-10 dB信噪比下,IMQCA所得方位角、俯仰角和频率的标准差分别比SGA小 6.659° 、 9.645° 和 28.634 Hz,比QIGA小 0.789° 、 1.075° 和 0.864 Hz,证明了IMQCA在SVDSPM算法中应用的有效性。

4 结束语

本文提出新的人工智能优化算法IMQCA,达到了在不大幅降低SVDSPM算法估计精度的情况下,缩短计算耗时、增强实时性的目的。同时,在将SVDSPM方位估计算法拓展到多维参数联合估计方面作了有益尝试,并获得了较好结果。在提高优化算法计算性能的基础上,怎样将这种思路延伸到SVDSPM的多目标定位将是今后研究的重点。

参考文献:

- [1] HUANG Yungdar, BARKAT M. Near-field multiple source localization by passive sensor array [J]. IEEE Trans on Antennas and Propagation, 1991, 39(7): 968-975.
- [2] REEVES C R, ROWE J E. Genetic algorithms—principles and perspectives; a guide to GA theory [M]. New York, USA: Kluwer Academic Publishers, 2002.
- [3] 徐尚志,徐旭,叶中付. 基于遗传算法的DOA估计[J]. 中国科学技术大学学报, 2004, 34(3): 361-365. XU Shangzhi, XU Xu, YE Zhongfu. DOA estimation using genetic algorithms [J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2004, 34(3): 361-365.
- [4] 王惠刚,李志舜,孙进才. 基于相位匹配原理的稳健方位估计[J]. 电子与信息学报, 2005, 27(2): 189-191. WANG Huigang, LI Zhishun, SUN Jincai. A robust criterion for direction of arriving estimation based on

phase matched theory [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2005, 27(2): 189-191.

- [5] 孙进才,肖卉,候宏,等. 利用信号相位匹配原理的声源方位估计实验研究[J]. 声学学报, 2006, 31(6): 488-495. SUN Jincai, XIAO Hui, HOU Hong, et al. Experimental research for direction of arrival estimation based on signal phase matching principle [J]. Acta Acustica, 2006, 31(6): 488-495.
- [6] 孙进才,严光洪,肖卉,等. 平面阵的方位估计算法及其误差分析[J]. 声学学报, 2008, 33(3): 197-204. SUN Jincai, YAN Guanghong, XIAO Hui, et al. A method of direction of arrival estimation using a plane array and analysis of its performance [J]. Acta Acustica, 2008, 33(3): 197-204.
- [7] LI Yangyang, JIAO Licheng. Quantum-inspired immune clone algorithm [C] // Proc of the 4th International Conference on Artificial Immune Systems. Berlin, Germany: Springer, 2005: 304-317.
- [8] 刘志刚,王建华,耿英三,等. 一种改进的遗传模拟退火算法及其应用[J]. 系统仿真学报, 2004, 16(5): 1099-1101. LIU Zhigang, WANG Jianhua, DI Yingsan. A modified genetic simulated annealing algorithm and its application [J]. China Journal of System Simulation, 2004, 16(5): 1099-1101.
- [9] DE CASTRO L N, VON ZUBEN F J. Learning and optimization using the clone selection principle [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(3): 239-251.
- [10] HAN K H, KIM J H. Quantum-inspired evolutionary algorithm for a class of combinatorial optimization [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(6): 580-593.

(编辑 刘杨)