

# 一种新型的全局优化算法——细胞膜优化算法\*

谭世恒<sup>†</sup>, 余卫宇

(华南理工大学 电子与信息学院, 广州 510641)

**摘要:** 通过研究细胞膜的特性及其物质转运方式,从中进行提取优化模型,并结合全局优化算法的基本思想,提出了一种新型的全局优化算法——细胞膜优化算法(CMO)。通过数值实验,验证了细胞膜优化算法具有很好的全局寻优能力、快速的收敛能力和获取高精度解的能力,并与标准粒子群算法(PSO)和人口迁移算法(PMA)进行比较,结果表明,细胞膜优化算法在解决高维优化问题时具有更好的收敛性能。

**关键词:** 细胞膜优化算法;全局优化;智能计算

**中图分类号:** TP18      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1001-3695(2011)02-0455-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2011.02.012

## New algorithm for global optimization: cell membrane optimization

TAN Shi-heng, YU Wei-yu

(School of Electronic & Information Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China)

**Abstract:** By studying the characteristics of cell membrane and the mode of material transfer, proposed a new global optimization algorithm: cell membrane optimization (CMO), combined with global optimization algorithm. Numerical experiments proved CMO had excellent global optimization capability, rapid convergence and the ability to obtain accurate solution. Compared with the standard particle swarm optimization (PSO) and population migration algorithm (PMA). The simulation results show that CMO has better convergence performance in solving high-dimensional optimization problems.

**Key words:** cell membrane optimization; global optimization; intelligent computing

近几十年来,在全局优化计算领域出现了许多新型的优化算法。这些算法主要是通过研究和模拟自然界中具有某种优化特性的群体或现象而建立起来的。例如,遗传算法是通过模拟达尔文生物进化论的自然选择和遗传学机理的生物进化过程而提出来的<sup>[1]</sup>;蚁群优化算法的设计灵感源于蚁群寻找食物的过程<sup>[2]</sup>;粒子群优化算法是从模拟鸟类的飞行行为过程中提出来的<sup>[3]</sup>;人工鱼群算法是通过构造人工鱼来模仿鱼群的觅食、聚群、追尾及随机行为,从而实现寻优的<sup>[4]</sup>;混合蛙跳算法是通过模拟群体青蛙的觅食特性而提出来的<sup>[5]</sup>;人口迁移算法是模拟人口迁移机理——人口随经济重心转移和随人口压力增大而扩散来实现全局优化<sup>[6,7]</sup>;蜂群算法主要是根据蜂群寻蜜源的特性提出的<sup>[8]</sup>。

这些智能优化算法已经成功地应用于工业、经济管理、交通运输、工业设计等不同领域,如可靠性优化、流水车间调度、作业车间调度、机器调度、设备布局设计、图像处理以及数据挖掘等,解决了许多实际问题,产生了巨大的经济效益。

本文通过研究细胞膜的特性及其物质转运方式,从中构造优化模型,并结合全局优化算法的基本思想,提出了一种新型的全局优化算法——细胞膜优化算法。

### 1 细胞膜的基本特性

细胞膜(cell membrane, CM)是细胞表面的一层薄膜。它对进出细胞的物质有很强的选择透过性,具有物质转运功

能,实现细胞与周围环境之间的物质交换,以维持细胞内外的平衡和有序。物质转运方式主要有自由扩散、协助扩散、主动转运、入胞和出胞作用等。前三种方式是最主要的,本文专门研究了前三种方式。

脂溶性物质(fat-soluble substances, FS)由膜的高浓度(或高电位)侧向低浓度(或低电位)侧的扩散过程,称为自由扩散。非脂溶性物质在膜蛋白(即载体)的帮助下,顺浓度差(或电位差)跨膜扩散的过程,称为协助扩散。离子或小分子物质在膜上“泵”的作用下,被逆浓度差(或逆电位差)的跨膜转运过程,称为主动运输。自由扩散不需要载体也不需要能量,协助扩散只需要载体而不需要能量,而主动运输既需要载体也需要能量。

### 2 细胞膜优化算法(CMO)

根据细胞膜转运物质的过程,本文把物质分为三种:脂溶性物质、高浓度非脂溶性物质(high concentration non-fat-soluble substances, HS)和低浓度非脂溶性物质(low concentration non-fat-soluble substances, LS)。在解决优化问题时,一个物质对应优化问题的一个解,上述三种不同类型的物质对应着三种不同特性的解。若干个物质组成一个物质群,它是细胞膜优化算法进行优化计算的一个种群。在细胞膜优化算法中,需要把一个物质群划分为三种小物质群。在最小(大)化问题时,把结果数值小(大)的物质划分为脂溶性物质群,结果数值大(小)的

收稿日期: 2010-05-20; 修回日期: 2010-09-01      基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60673191, 60872123); 国家自然科学基金联合资助项目(#U085001); 广州市科技计划项目(2009J1-C401)

作者简介: 谭世恒(1986-),男(通信作者),广东阳江人,硕士研究生,主要研究方向为进化计算、图像处理、模式识别(shi-145@163.com);余卫宇(1972-),男,广东台山人,博士,主要研究方向为图像恢复、小波分析、图像/视频语义分析、多媒体信息检索。

物质划分为非脂溶性物质群,接着需要把非脂溶性物质群进一步划分为两个子物质群。用物质某一邻域范围内包含的物质数占总物质数的百分比作为浓度的定义。根据非脂溶性物质所处的浓度,对非脂溶性物质群进一步划分为低浓度非脂溶性物质群和高浓度非脂溶性物质群。算法中常用的术语及其含义说明如表 1 所示。

表 1 算法中常用术语及其含义说明

术语	含义说明
物质	解
浓度	某一邻域范围内包含的物质数占总物质数的百分比
脂溶性物质	当代优质的解
非脂溶性物质	当代劣质的解

本文研究的优化问题是针对形如式(1)的无约束函数优化问题。

$$\begin{cases} \min f(x) \\ \text{s. t. } x \in [l \ u] \end{cases} \quad (1)$$

其中:  $[l \ u] = \{x \in R^n \mid l_k \leq x_k \leq u_k, k = 1, \dots, n\}$ 。假定式(1)恒有解,即全局最优值存在。

细胞膜优化算法(CMO)的总体流程如图 1 所示。

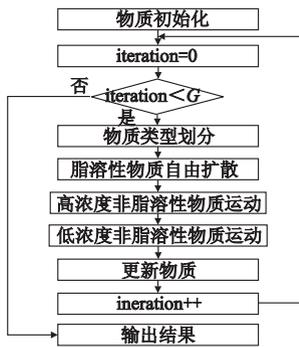


图 1 CMO 的总体流程

1) 物质初始化

在解空间  $S = \prod_{k=1}^n [l_k, u_k]$  内,随机生成  $m$  个  $n$  维的物质,每个物质都随机分布于解空间内,分别计算它们的函数值,并把最优的物质保留在  $X^{best}$  中。

2) 物质类型划分

首先把每个物质的函数值从小到大排序,排在前  $P_s$  比例的物质划分为脂溶性物质,排在后面的物质划分为非脂溶性物质;然后对非脂溶性物质作进一步的划分,将它分为两种类型:高浓度和低浓度。对于某物质  $Y$ ,它所处的浓度定义为其邻域范围内所包含的物质数占总物质数的百分比,如式(2)。

$$Con = \frac{n}{m} \quad (2)$$

其中: $n$  表示  $X^i (i = 1, \dots, m)$  中到  $Y$  的距离小于  $r \times (u - l)$  (即对于  $\forall k$ ,有  $|X_k^i - Y_k| < r \times (u_k - l_k)$ ) 的物质数。所有浓度的平均值为  $MeanCon$ , 见式(3)。

$$MeanCon = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m Con^i \quad (3)$$

若某非脂溶性物质所处的浓度大于  $MeanCon$ ,那么该物质划分为高浓度非脂溶性物质,否则划分为低浓度非脂溶性物质。

3) 脂溶性物质自由扩散

对于每个脂溶性物质  $fsX^i$ ,在以该物质为中心和以  $Radius_1$  为半径的搜索区域内,随机生成新的一个物质  $newfsX^i$ ,并对  $newfsX^i$  超出搜索范围的部分进行修正。若  $f(newfsX^i)$  优于  $f(fsX^i)$ ,则  $newfsX^i$  替换  $fsX^i$ 。接着搜索半径向量进行收缩:Radi-

$us_1 = Radius_1 \times Pb$ ,重复上述过程,直到  $\max \{ Radius_{1k}, \forall k \} > Pa$  为止。开始时搜索半径向量  $Radius_1$  计算方法见式(4)。

$$Radius_1 = \frac{u - l}{2 \times m_1} \quad (4)$$

搜索范围修正方法:对于  $\forall k$ ,若  $newfsX_k^i > u_k$ ,则令  $newfsX_k^i = u_k$ ;若  $newfsX_k^i < l_k$ ,则令  $newfsX_k^i = l_k$ 。在下文出现的对新物质的范围进行修正,其方法与此相同,不再具体描述。

4) 高浓度非脂溶性物质运动

假设每个高浓度非脂溶性物质存在载体的概率都是相同的,设概率为  $Pc_1$ ,若随机生成  $[0, 1]$  内的数  $rand() \leq Pc_1$ ,则该物质(如  $hsX^i$ )可以协助扩散,从高浓度侧运动到低浓度侧,并令新位置为局部搜索中心(记为  $hsXC^i$ );否则令原位为局部搜索中心。接着,该物质会进行  $locn$  次的局部搜索运动。在此之前,需要初始化搜索半径向量  $Radius_2$ ,见式(5)。

$$Radius_2 = \frac{u - l}{2 \times m_2} \quad (5)$$

然后,在以  $hsXC^i$  为中心和以  $Radius_2$  为半径的搜索区域内,随机运动  $locn$  次(即生成  $locn$  个物质),并对它们的范围进行修正。记录  $locn$  个物质中的最优物质  $besthsX^i$ 。若  $f(besthsX^i) < f(hsXC^i)$ ,那么  $besthsX^i$  替换  $hsX^i$ ,否则  $hsXC^i$  替换  $hsX^i$ 。

5) 低浓度非脂溶性物质运动

假设每个低浓度非脂溶性物质存在载体的概率都是相同的,设概率为  $Pc_2$ 。每个低浓度非脂溶性物质都存在着能量,并且能量值都处于  $[0, 1]$  内。假设它们的能量分布不尽相同,并按线性分布,其中优质物质对应的能量小,劣质物质的能量大。首先计算每个低浓度非脂溶性物质的函数值  $f(lsX^i) (i = 1, \dots, m_3)$ ,再将这些函数值进行从小到大排序。函数值最小的物质其能量  $E^i$  为  $E_{min}$ ,函数值最大的物质其能量  $E^i$  为  $E_{max}$ ,其他物质的能量  $E^i$  介于  $E_{min}$  与  $E_{max}$  之间,并按照排序的顺序线性计算。其中,  $E_{min}$  和  $E_{max}$  为  $[0, 1]$  内的常数,在这里  $E_{min}$  取为 0,  $E_{max}$  取为 1。

如果某物质(如  $lsX^i$ )存在载体和足够的能量(即  $[0, 1]$  内的随机数  $rand() \leq Pc_2$ ,同时另一  $[0, 1]$  内的随机数  $rand() \leq E^i$ ),那么它可以进行主动运输,从低浓度侧到高浓度侧,并令新位置为局部搜索中心(记为  $lsXC^i$ ),否则令原位为局部搜索中心。高浓度物质不容易随机生成,考虑到一般情况下的当前最优物质附近比较密集,可以将最优物质附近生成的物质作为高浓度物质。低浓度非脂溶性物质( $lsX^i$ )主动运输后的新位置( $lsXC^i$ )如式(6)。

$$lsXC^i = lsX^i + (X^{best} - lsX^i) (0.5 + 0.5 \times rand()) \quad (6)$$

接着,初始化搜索半径向量  $Radius_3$ ,如式(7)。

$$Radius_3 = \frac{u - l}{2 \times m_3} \quad (7)$$

然后,在以  $lsXC^i$  为中心和以  $Radius_3$  为半径的搜索区域内,随机运动  $locn$  次(即生成  $locn$  个物质),并对它们的范围进行修正。记录  $locn$  个物质中的最优物质  $bestlsX^i$ 。若  $f(bestlsX^i) < f(lsXC^i)$ ,那么  $bestlsX^i$  替换  $lsX^i$ ,否则  $lsXC^i$  替换  $lsX^i$ 。

6) 更新物质

将脂溶性物质、高浓度非脂溶性物质和低浓度非脂溶性物质组成的新物质群替换旧物质群  $X^i (i = 1, \dots, m)$ 。算法采用了保留最优解策略,即把上一代的最优解随机替换成当代物质群的其中一个。

### 3 数值实验

在 CMO 中,有八个可调参数:最大迭代代数  $G$  一般取  $[10,100]$ ;非脂溶性物质局部搜索的次数  $locn$  一般取  $[10,100]$ ;物质总数量  $m$  一般取  $[10,50]$ ;脂溶性物质数目占种群的百分比  $Ps$  一般取  $[0.1,0.3]$ ;脂溶性物质停止自由扩散的临界值  $Pa$  一般取  $[1e-6,1e-3]$ ;搜索半径的收缩率  $Pb$  一般取  $[0.8,0.99]$ ,以及高、低浓度非脂溶性物质存在载体的概率  $Pc_1, Pc_2$  一般取  $[0.2,0.8]$ 。由于计算物质浓度采用的半径系数  $r$  大小对算法的性能影响较小,可以设定为常数,不纳入可调参数,一般取  $[0.2,0.5]$ 。

为了测试 CMO 克服早熟收敛现象的能力、全局寻优能力、收敛速度和解的精度,以及解决低、高维优化问题等方面的性能,使用具有多峰值、非连续、很难极小(极大)化等特点的低维函数和高维函数进行测试,并与标准粒子群优化算法(PSO)<sup>[9]</sup>和人口迁移算法(PMA)<sup>[6]</sup>测试效果进行比较。

选取  $F_1 \sim F_3$  三个函数作为低维测试函数, $F_4$  作为高维测试函数,见式(8)~(11)。这些测试函数具有多峰值,并且只有唯一的全局最优解。其具体说明如表 2 所示。

表 2 测试函数说明

函数	变量取值范围	全局最优解
$F_1$	$[-65.536, 65.536]$	$\min(F_1) \approx F_1(-32, -32) \approx 1$
$F_2$	$[-100, 100]$	$\max(F_2) = F_2(0, 0) = 1$
$F_3$	$[-100, 100]$	$\min(F_3) = F_3(0, 0) = 0$
$F_4$	$[-100, 100]$	$\min(F_4) = F_4(0, \dots, 0) = 0$

在优化  $F_1 \sim F_3$  函数时,CMO 参数设定为  $G = 30, locn = 10, m = 20, Ps = 0.2, Pa = 1e-5, Pb = 0.9, Pc_1 = 0.8, Pc_2 = 0.5, r = 0.4$ 。PSO 相关参数设定为选种群数  $PSize = 30$ ,加速常数  $c_1 = c_2 = 2$ ,惯性权重  $\omega = 0.8$ ,比例系数  $\gamma$  分别为  $0.02, 0.015, 0.005$ ( $\gamma$  是最大速度  $V_{max}$  与粒子的搜索最大空间  $X_{max}$  的比例系数,即  $V_{max} = \gamma X_{max}$ ),代数  $NIter$  分别为  $1\ 280, 1\ 300, 1\ 300$ 。PMA 相关参数设定为人口规模  $N = 3$ ,人口流动次数  $l = 10$ ,收缩系数  $\Delta$  分别为  $0.2, 0.01, 0.01$ ,人口压力参数  $\alpha$  分别为  $1e-6, 1e-4, 1e-6$ ,迭代次数  $M$  分别为  $150, 10, 8$ 。

在优化  $F_4$  函数时,CMO 相关参数设定为  $G = 20, locn = 10, m = 20, Ps = 0.2, Pa = 1e-5, Pb = 0.9, Pc_1 = 0.8, Pc_2 = 0.5, r = 0.4$ 。PSO 相关参数设定为  $NIter = 2\ 000, PSize = 30, c_1 = c_2 = 2, \omega = 0.8, \gamma$  为  $0.002\ 5$ 。PMA 相关参数设定为  $M = 10, N = 3, l = 2\ 000, \Delta = 1e-4, \alpha = 1e-10$ 。

$$F_1(X) = \left[ 0.002 + \frac{25}{\sum_{j=1}^{25} \frac{1}{j + \sum_{i=1}^2 (x_i - a_{ij})^6}} \right]^{-1} \quad (8)$$

where

$$(a_{ij})_{2 \times 25} = \begin{pmatrix} -32 & -16 & 0 & \dots & 0 & 16 & 32 \\ -32 & -32 & -32 & \dots & 32 & 32 & 32 \end{pmatrix}$$

$$F_2(X) = 0.5 - \frac{\sin^2 \sqrt{x_1^2 + x_2^2} - 0.5}{[1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2)]^2} \quad (9)$$

$$F_3(X) = (x_1^2 + x_2^2)^{0.25} [\sin^2(50(x_1^2 + x_2^2)^{0.1}) + 1] \quad (10)$$

$$F_4(X) = \sum_{i=1}^{100} x_i^2 \quad (11)$$

算法用 MATLAB 7.0 实现,每个函数均随机求解 100 次。表 3 为函数测试结果。在表 3 中,采用了四项的性能指标。其中,best 和 worst 分别表示在运行设定的代数后得到的最佳值和最差值,hit 表示算法在运行设定的代数后收敛的次数。在本文

中,若优化结果与全局最优解相差小于  $1e-3$ ,则称算法收敛,否则不收敛。calcfs 表示算法收敛时所求函数值次数的平均值。

由表 3 中  $F_1 \sim F_3$  测试结果可见,在优化多峰值的低维函数时,CMO 能克服早熟,具有良好的全局寻优能力,能快速收敛到最优解,并且最优解的精度高。总体上看,CMO 的寻优性能与 PMA 的寻优性能相当,而 PSO 的寻优性能最差。由表 3 中  $F_4$  测试结果可见,CMO 在解决高维优化问题时依然具有很好的全局寻优能力、快速的收敛能力和获取高精度解的能力,而 PSO 和 PMA 在面对高维优化问题时就显得力不从心。

表 3 函数测试结果

函数	算法	best	worst	hit	calcfs
$F_1$	CMO	0.998 004	2.982 105	73	17 178
	PSO	0.998 004	6.903 336	57	16 315
	PMA	0.998 004	2.982 105	93	10 999
$F_2$	CMO	1	0.990 028	99	9 679
	PSO	1	0.990 028	57	20 777
	PMA	1	0.990 028	74	21 991
$F_3$	CMO	0	0	100	7 637
	PSO	$7.34e-11$	$4.85e-7$	100	9 689
	PMA	$6.68e-5$	$5.03e-4$	100	5 205
$F_4$	CMO	0	0	100	26 020
	PSO	0.16	0.45	0	60 030
	PMA	$5.30e-19$	$7.60e-19$	100	8 019 363

### 4 结束语

本文在细胞膜的物质转运方式基础上提出了一种新型的全局优化算法——细胞膜优化算法。低维函数和高维函数数值实验表明,该算法具有良好的全局优化性能。细胞膜优化算法还有许多方面有待研究,例如如何从数学角度去证明其收敛性、相关参数设置对收敛性能的影响,以及充实和完善现有的算法等。

#### 参考文献:

- [1] HOLLAND J H. Adaptation in natural and artificial systems [M]. Cambridge: MIT Press, 1975.
- [2] COLORNI A, DORIGO M, MANIEZZO V. Distributed optimization by ant colonies[C]//Proc of European Conference on Artificial Life. 1991: 134-142.
- [3] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C]//Proc of IEEE Conference on Neural Networks. Perth: IEEE Press, 1995:1942-1948.
- [4] 李晓磊.一种新型的智能优化方法——人工鱼群算法[D].杭州:浙江大学,2003.
- [5] EUSUFFM M, LANSEY K E. Optimization of water distribution network design using shuffled frog leaping algorithm [J]. Journal of Water Resources Planning and Management, 2003, 129 (3): 210-225.
- [6] 周永华,毛宗源.一种新的全局优化搜索算法——人口迁移算法(I) [J]. 华南理工大学学报:自然科学版,2003,31(3):1-5.
- [7] 周永华,毛宗源.一种新的全局优化搜索算法——人口迁移算法(II) [J]. 华南理工大学学报:自然科学版,2003,31(4):41-43.
- [8] KARABOGA D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization, Technical Report-TR06 [R]. [S. l.]:Erciyes Universitiy, 2005.
- [9] 王维博.粒子群算法中参数的实验与分析[J]. 西华大学学报:自然科学版,2008,27(1):76-80.