

文章编号: 1001-0920(2012)09-1288-05

## 基于微粒群算法和网格模型的参数优化方法

李文启<sup>1,2</sup>, 仇一鸣<sup>1</sup>, 汪 镭<sup>1</sup>, 吴启迪<sup>1</sup>

(1. 同济大学 电子与信息工程学院, 上海 200092; 2. 亚德诺半导体技术(上海)有限公司, 上海 200021)

**摘要:** 针对在半导体制造工艺参数优化过程中缺乏直观参考的问题, 在微粒群优化算法(PSO)和等值线理论分析的基础上, 将 PSO 与等值线矩形网格模型相结合, 提出一种全新的工艺参数窗口选择方法. 在二维标准多峰函数上验证了所提出方法的有效性, 同时对所提出的方法进行了实际生产验证. 对于双输入参数问题, 该方法可以直接输出所有满足工艺要求的二维区域, 从而为参数优化和范围选取提供直观参考. 仿真测试结果和生产验证数据均表明了所提出的算法是一种有效的参数优化方法.

**关键词:** 微粒群算法; 网格模型; 等值线; 参数优化

**中图分类号:** TP391

**文献标志码:** A

## Particle swarm optimization algorithm and grid model based method for parameter optimization

LI Wen-qi<sup>1,2</sup>, QIU Yi-ming<sup>1</sup>, WANG Lei<sup>1</sup>, WU Qi-di<sup>1</sup>

(1. School of Electronics and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China; 2. Analog Devices Technology(Shanghai) Co Ltd, Shanghai 200021, China. Correspondent: LI Wen-qi, E-mail: robert.li@analog.com)

**Abstract:** To effectively provide direct and clear reference for process parameter optimization in semiconductor manufacturing field, a new method to define input parameter window is proposed based on the advantages of both particle swarm optimization(PSO) algorithm and rectangle grid model. Simulation results on standard two-dimensional multi-modal functions show the effectiveness and validity of the method. For the scenario of two input parameters, the method can provide all the domains and a series of contour meeting process requirements. Both simulation results and production validation data show that the method is an effective way for process parameter optimization.

**Key words:** particle swarm optimization; grid model; contour; parameter optimization

### 1 引言

任何半导体产品在转入正式生产以前, 所有输入参数的范围都必须在工艺开发过程中确定, 而且应确保输出参数能够满足工艺要求. 在大多数情况下, 一个输出参数  $Q$  可由多个输入参数  $P_i$  决定, 而且必须满足工艺要求  $Q > R$ , 或  $Q < R$  或  $R_1 < Q < R_2$ . 如果以  $Q > R$  为例, 则有  $Q = Q(p_1, p_2, \dots, p_i, \dots, p_n)$ , 且  $Q > R$ .

单输入参数的情况比较简单, 输入参数的范围可根据数学模型或实验数据很方便地确定. 当输出参数与 2 个及以上的输入参数相关时, 若能够有一个高效的参数优化方法则显得非常必要. 在有 2 个输入参数

$p_1$  和  $p_2$  的情况下,  $Q(p_1, p_2)$  是一个三维空间中的曲面. 在  $R$  取不同值时, 在平面  $P_1P_2$  上都有不同的区域满足  $Q > R$ , 而这些区域的边缘就是  $Q = R$  时在平面  $P_1P_2$  上的等值线. 有了这些等值线, 参数优化和范围选取便变得一目了然了. 可以说, 输入参数优化及其范围确定的问题就是寻求输出参数在输入参数平面上等值线的问题.

当前, 主要的等值线算法包括规则网格法和不规则三角网法, 其基本思想都是首先根据网格的高程值计算给定高程的等值点; 然后按一定规则追踪等值点, 并将其连接成等值线; 最后光滑输出等值线<sup>[1-2]</sup>. 这两种方法的优点是可以高效地追踪并连接等值点,

收稿日期: 2011-04-10; 修回日期: 2011-10-10.

基金项目: 国家自然科学基金项目(70871091, 61075064, 61034004, 61005090); 教育部新世纪人才计划项目; 教育部博士点基金项目(20100072110038).

作者简介: 李文启(1973-), 男, 博士生, 从事智能算法、半导体制造工艺优化等研究; 吴启迪(1947-), 女, 教授, 博士生导师, 从事系统工程、智能自动化和智能计算等研究.

缺点是寻找等值点时计算比较复杂, 涉及到插值、拟合甚至曲面和平面求交等运算<sup>[1-3]</sup>, 而且对于没有等值线通过的区域也要进行相关计算, 这在数学模型复杂和单元格密集的情况下效率较低. 针对这一问题, 本文将微粒群优化算法(PSO)引入寻找等值点的计算过程, 并将其与等值线网格模型相结合, 提出一种新的参数优化方法, 并在标准多峰函数上进行了仿真测试和实际生产验证.

## 2 微粒群算法

微粒群算法是由 Kennedy 等<sup>[4-5]</sup>提出的一种群体智能算法. 算法中的微粒被看作没有体积和质量的粒子, 它们根据自己的速度惯性以及跟踪本身所找到的最优位置  $p_{best}$  和整个群体目前的最优位置  $g_{best}$  更新自己的位置. 标准微粒群算法的进化方程如下:

$$\begin{aligned} V_{ik}(t+1) &= \omega V_{ik}(t) + c_1 r_1 (p_{ik\ best}(t) - x_{ik}(t)) + \\ & c_2 r_2 (g_{k\ best}(t) - x_{ik}(t)), \quad (1) \\ x_{ik}(t+1) &= x_{ik}(t) + V_{ik}(t+1). \quad (2) \end{aligned}$$

其中:  $\omega$  为惯性权重;  $c_1, c_2$  为加速常数, 通常取  $c_1 + c_2 > 4$ ;  $r_1$  和  $r_2$  均为介于  $0 \sim 1$  之间的随机数; 下标  $i$  表示微粒;  $k(1 \leq k \leq D)$  表示微粒的维数;  $t$  表示代;  $p_{ik\ best}(t)$  表示第  $t$  代微粒  $i$  历史最优位置的  $k$  维分量;  $g_{k\ best}(t)$  表示种群历史最优位置的  $k$  维分量.

另外, 有  $V_{ik}(t+1) \in [-V_{max}, V_{max}]$ ,  $x_{ik}(t+1) \in [-x_{max}, x_{max}]$ , 即微粒的位置和飞行速度不能超过其边界.

如果仅考虑微粒的惯性和自身经验, 则速度进化方程可简化为

$$V_{ik}(t+1) = \omega V_{ik}(t) + c_1 r_1 (p_{ik\ best}(t) - x_{ik}(t)). \quad (3)$$

为了使微粒在开始时具有较大的搜索范围, 而计算接近结束时具有较高的搜索精度, 通常惯性因子  $\omega$  在  $0.9 \sim 0.4$  之间的随循环次数逐渐减小, 即

$$\omega(i) = 0.9 - \frac{i}{I_{max}} \times 0.5, \quad (4)$$

其中  $I_{max}$  为算法最大循环次数.

如果有任何微粒飞出边界, 则按下式的变异算法重新随机地更新其位置:

$$\begin{cases} x_{ik}(t+1) = x_{max} - \beta \cdot r() \cdot x_{max}, \\ x_{ik}(t+1) = -x_{max} + \beta \cdot r() \cdot x_{max}. \end{cases} \quad (5)$$

其中:  $\beta$  为小于  $0.5$  的正常数,  $r()$  为  $0 \sim 1$  之间的随机数.

近年来, 微粒群算法已得到广泛研究, 研究热点主要集中在防止算法陷入早熟, 加快收敛速度以及算法收敛性分析等领域. 主要研究方式为调整算法参数和改进微粒更新方式, 引入相关领域的概念和算法对

PSO 算法进行改良, 以及用系统理论和随机过程分析等方法对 PSO 算法进行收敛性证明等. 在此期间, 人们提出了 PSO 的多个变种形式<sup>[5-11]</sup>, 并已证明其在某些特定情况下比标准微粒群算法更有效, 有的已应用于不同的优化问题, 如带压缩因子的 CPSO 算法<sup>[8]</sup>, 保证局部收敛的 GCPSO 算法<sup>[9]</sup>, 具有多环拓扑结构的 MTPSO 算法<sup>[10]</sup>以及小生境微粒群算法 NichePSO<sup>[11]</sup>等. 但是, 必须看到目前对 PSO 算法的理论研究还不很完善<sup>[12-13]</sup>. 不失一般性, 在此采用标准微粒群算法来构造参数优化方法, 并说明其有效性. 相应地, 该参数优化方法中的微粒群算法部分也可根据具体情况按 PSO 的变种形式进行改动.

## 3 基于规则网格模型的等值点追踪和连接方法

等值线具有如下性质<sup>[1,14]</sup>:

- 1) 等值线都是光滑连续的曲线;
- 2) 对于同一数值, 可能有多条等值线;
- 3) 等值线相互不交叉;
- 4) 等值线自封闭或者与定义域边界封闭.

当等值点已知时, 直接顺次连接相邻的等值点是最简单的生成等值线的方法, 但该方法在等值点稀疏时精度较低. 规则网格模型法是一种非常有效的追踪和连接等值点的方法, 其基本思想是先对目标区域进行足够密的矩形网格划分; 然后从靠近区域边界上的等值点开始, 以网格为单位判断等值线经过哪条边; 最后依次追踪并连接等值点, 直到所有的等值点都被连入等值线. 如图 1(a) 的 4 个单元网格中,  $M$  和  $N$  为已知等值点,  $a, b, c$  和  $d$  为等值线经过的边. 在追踪和连接等值点过程中, 需根据网格的顶点符号法确定等值线经过网格的哪条边.

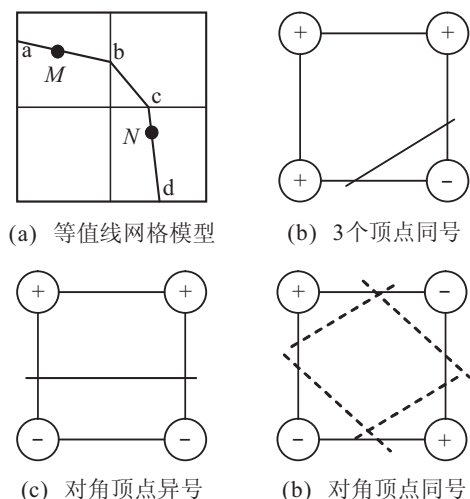


图 1 网格模型中等值线与网格的交点位置

**定义 1** 如果网格顶点的函数值  $Z$  大于等值线的值  $R$ , 即  $Z - R > 0$ , 则该顶点符号为“+”; 反之, 如

果  $Z - R < 0$ , 则顶点符号为“-”。

在少数情况下  $Z - R = 0$ , 此时可以对  $Z$  进行较小的偏移后再判断顶点符号. 根据定义和等值线的性质, 当网格足够密时有如下定理<sup>[1-2]</sup>:

**定理 1** 当单元网格边的顶点符号异号时, 等值线与该边有唯一交点, 否则没有交点.

**证明** 若顶点  $A, B$  的函数值为  $Z(A)$  和  $Z(B)$ ,  $P$  为单元网格边上的任意点, 取等值线的值为  $R$ , 则有以下两种情况:

1)  $A, B$  顶点符号异号时, 设  $Z(A) - R > 0$  且  $Z(B) - R < 0$ , 则在该边上存在一点  $\xi$ , 使得  $Z(\xi) - R = 0$ . 因此, 在该边上存在等值点, 即等值线与该边有交点. 由于网格足够密, 可保证交点唯一.

2)  $A, B$  顶点符号同为“+”时, 有  $Z(P) - R > 0$ ; 同为“-”时, 有  $Z(P) - R < 0$ . 因此等值线与该边没有交点.

综上, 定理 1 得证.  $\square$

**定理 2** 等值线与单元网格的交点数为 0, 2 或者 4.

**证明** 若单元网格的 4 个顶点符号相同, 则由定理 1 可知, 等值线与 4 条边都没有交点, 即与单元网格的交点个数为 0; 若单元网格的 3 个顶点符号相同, 如图 1(b) 所示, 则有 2 条边的顶点异号; 若单元网格顶点符号两“+”两“-”, 且对角顶点异号, 如图 1(c) 所示, 则由定理 1 可知, 等值线与单元网格有 2 个交点, 即与单元网格的交点个数为 2; 若单元网格顶点符号两“+”两“-”, 且对角顶点同号, 如图 1(d) 所示, 则由定理 1 可知, 等值线与单元网格有 4 个交点.  $\square$

当等值线与单元网格有 0 或 2 个交点时, 等值线的位置很明确; 当有 4 个交点时, 等值线的位置还需借助单元网格中心点的符号来确定.

**定理 3** 如果等值线与单元网格有 4 个交点, 则等值线与单元网格中心点同号的 2 个顶点所在的对角线没有交点.

**证明** 结合图 1(d), 设网格中心点符号为“+”, 当网格足够密集时, 由定理 1 可知, 符号为“+”的 2 个顶点所在的对角线与等值线没有交点. 同理可证, 网格中心点符号为“-”的情况.  $\square$

在追踪和连接等值点时, 一般从靠近定义域边界的点开始, 根据定理 1 ~ 定理 3 确定等值线与单元网格的哪条边相交, 直到所有的等值点都被连接. 为了提高精度, 一些文献<sup>[1-3]</sup>还采用插值算法更精确地确定等值线与网格边的交点位置, 并对等值线进行平滑处理. 实际应用中, 在等值点足够多和网格足够密集的情况下, 确定等值线与单元格的哪条边相交已经足

够了, 这样在满足应用要求的情况下便可以大大减少计算量.

## 4 基于 PSO 算法和网格模型的参数优化方法

在二维情况下, 参数优化问题基本等同于求出参数在输入参数平面上的等值线问题. 画等值线首先要确定等值点, 传统的做法是先将定义域网格化, 然后根据网格顶点的函数值通过插值法确定等值点, 或者直接采用曲面求交的方法, 计算量较大. 本文采用 PSO 算法求等值点.

对于任意二维函数  $Q(p_1, p_2)$ , 采用 PSO 算法求解  $Q = R$  的等值点时, 可以构造如下适应度函数:

$$O_{bj} = \text{Abs}(Q(p_1, p_2) - R), \quad (6)$$

其中  $\text{Abs}(\cdot)$  表示取绝对值. 显然,  $Q$  上的点距离平面  $R$  越近,  $O_{bj}$  越小,  $Q$  与  $R$  交线上的点使得式 (6) 为零. 因此, 该函数完全可以在求等值点的过程中指导微粒的进化. 等值线包含无穷个等值点, 用 PSO 算法求解时不要求所有微粒都收敛到同一点附近, 任何微粒在进化过程中可以收敛于所发现的任意等值点, 因此选用式 (3) 作为速度进化方程. 如果某一个微粒的位置在连续几次迭代过程中变化很小, 且其适应度大于给定值  $\sigma$ , 则对该微粒的位置进行微小的随机偏移, 然后继续进化, 直到所有微粒的适应值都小于  $\sigma$ . 这样, 最后所有微粒都收敛到等值点附近, 从而可找到尽可能多的等值点. 在实际应用时, 可根据找到的等值点的密度和分布情况增加或减少微粒的数量.

等值点由 PSO 算法求出后, 可根据规则网格模型追踪和连接等值点, 进而为参数优化提供直观依据. 具体步骤如下:

**Step 1:** 以式 (6) 为适应度函数, 式 (2) 和 (3) 为进化方程, 利用 PSO 算法求  $Q$  上的值为  $R$  的等值点. 若无等值点, 则返回信息并退出程序; 否则, 转到 Step 2.

**Step 2:** 将整个定义域进行规则网格化, 并求出包含等值点的网格顶点的符号.

**Step 3:** 从最靠近边界的等值点开始, 根据定理 1 ~ 定理 3 追踪并连接等值点, 直到所有的等值点都与另外两点连接 (包括定义域边界点). 在追踪和连接等值点的过程中, 若等值线通过不包含等值点的网格, 则先求该网格顶点的符号.

**Step 4:** 在 Step 3 中得到的每个封闭区域中任取一点  $Q(x, y)$  并计算是否满足  $Q(x, y) > R$ . 如果满足, 则标记为满足条件区域, 用  $S$  表示.

**Step 5:** 输出所有满足条件的区域, 由工程师根据区域的几何形状确定参数范围.

### 5 算法仿真测试

采用上述参数优化方法在以下4个标准多峰函数上进行仿真测试, 结果如表1所示.

$F_1$  (Quadric) 函数

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^n \left( \sum_{j=1}^i x_j \right)^2, \quad x_i \in [-5, 5];$$

$F_2$  (Griewank) 函数

$$f_2(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1, \quad x_i \in [-5, 5];$$

$F_3$  (Rastrigin) 函数

$$f_3(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10], \quad x_i \in [-1, 1];$$

$F_4$  (Rosenbrock) 函数

$$f_4(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2], \quad x_i \in [-1, 1].$$

表1 仿真结果

函数	维数	边界	R	$\sigma$	微粒数	迭代次数	计算次数	收敛率/%
$F_1$	2	$\pm 5$	10	$1.0 \times 10^{-4}$	300	1000	30	100
$F_2$	2	$\pm 5$	1.5	$1.0 \times 10^{-4}$	300	1000	30	100
$F_3$	2	$\pm 1$	35	$1.0 \times 10^{-4}$	300	1000	30	100
$F_4$	2	$\pm 1$	50	$1.0 \times 10^{-4}$	300	1000	30	100

表1表明, 微粒最后都收敛于函数与R的交线附近, 且适应值都小于 $10^{-4}$ . 图2和图3分别为采用PSO算法求得各函数的等值点和采用所述优化方法得到的等值线. 可以看出, 所得到的等值线与图4中的各函数和平面R的交线吻合. 显然, 对于同一个函数, 当R取不同值时, 可以得到一系列等值线.

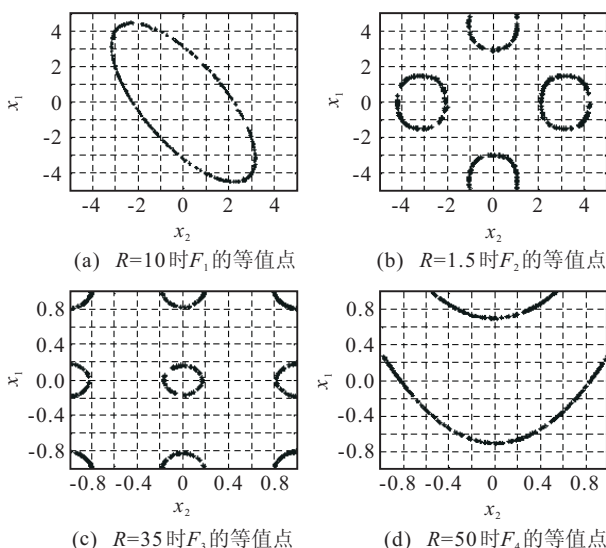


图2 采用PSO算法求得各函数的等值点

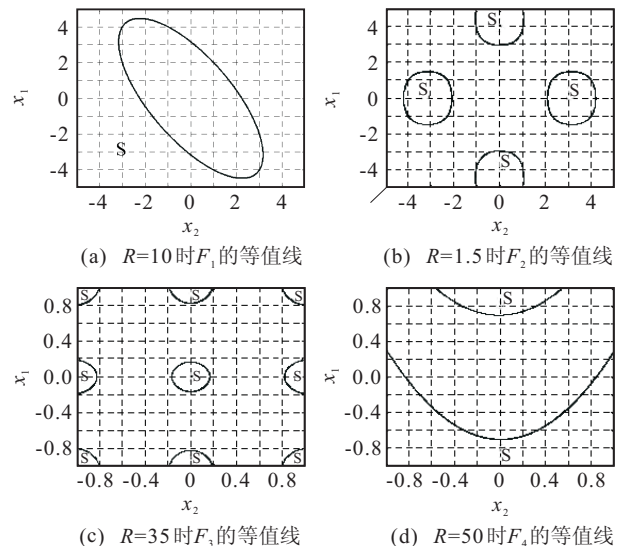


图3 采用优化方法得到的各函数的等值线

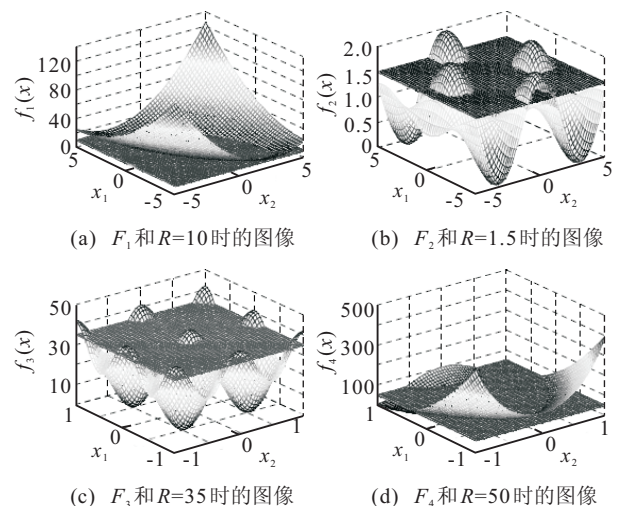


图4 各函数及R的图像

### 6 实验分析和生产验证

#### 6.1 实验分析

在半导体封装工艺流程中, 引线键合是重要而复杂的工序, 是一个多输入多输出的过程. 主要输入参数有键合时间 $t$ , 键合压力 $f$ 和超声能量 $u$ ; 主要输出参数有焊球剪切力, 引线断裂拉力和共金化合物面积等. 在此以焊球剪切力为例进行分析, 将输入参数进行不同组合后进行15组实验, 实验结果如表2所示.

采用统计学方法<sup>[15]</sup>对数据进行简单分析后可知, 键合压力对焊球剪切力的影响最小. 因此, 可以主要分析键合时间和超声能量与焊球剪切力之间的关系. 在31.667和37.500之间等间距取8个焊球剪切力为目标值R, 用PSO算法求得等值点后再依据网格模型对等值点进行追踪和连接, 得到图5所示的8条等值线. 由这组等值线可以看出, 超声能量越大, 键合时间越长, 焊球剪切力越大. 显然, 可以选择键合时间16~21ms和超声能量70~82mW为较优参数范围. 图5还给出了参数进一步调整的方向, 即继续增大超

声能量和键合时间可能会获得更大的焊球剪切力. 当然, 这需要实验验证.

表 2 引线键合实验数据

$f/g$	$t/ms$	$u/mW$	焊球剪切力/g
20	16	70	35.815
15	12	60	32.249
15	12	80	35.586
20	16	58	34.087
20	11	70	31.092
25	12	60	30.509
26	16	70	30.424
14	16	70	30.016
20	16	82	36.392
15	20	80	37.267
20	21	70	37.412
25	12	80	35.928
25	20	60	35.425
25	20	80	40.634
15	20	60	30.993

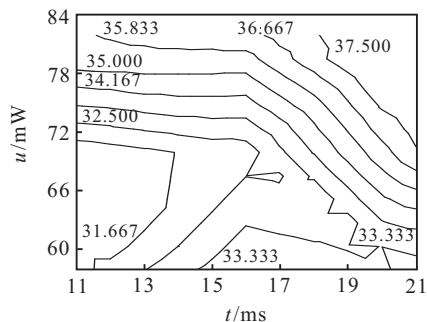


图 5 焊球剪切力在超声能量和键合时间平面的等值线

## 6.2 生产验证

对所得到的较优参数范围  $t \in (16 \text{ ms}, 21 \text{ ms})$ ,  $u \in (70 \text{ mW}, 82 \text{ mW})$ ,  $f \in (15 \text{ g}, 25 \text{ g})$  进行实际生产验证. 随机抽取 10 个批次, 并将其数据记入表 3. 由表 3 可以看出, 焊球剪切力的大小及分布明显优于实验数据, 这也表明了所提出的参数优化方法是有效的.

表 3 生产验证数据

批次	1	2	3	4	5
焊球剪切力/g	35.133	35.682	35.151	35.222	35.146
批次	6	7	8	9	10
焊球剪切力/g	34.596	35.177	35.226	36.641	35.247
	最小值	最大值	平均值	标准差	
焊球剪切力/g	34.596	36.641	35.322 1	0.531 06	

## 7 结 论

本文提出的参数优化方法采用 PSO 算法计算等值点, 利用规则网格模型对等值点进行追踪和连接, 进而得到输出参数在输入参数平面上的等值线, 以对参数优化提供较为直观的参考. 标准函数仿真和生产验证结果均表明了所提出方法的有效性, 可将其用于半导体生产工艺参数的优化. 然而, 在实际生产过程中还有些输出参数同时与 3 个输入参数有关, 在进行

参数优化和范围选取时, 需要有三维等值空间作为直观参考, 这便需将上述优化算法拓展到三维空间, 这正是本优化算法尚待完善的地方, 作者已将其作为今后研究工作的一个重点. 同时, 为所提出的参数优化方法选取效率更高、收敛速度更快的 PSO 变种形式, 以及尽早完善所提出的参数优化方法也至关重要.

## 参考文献(References)

- [1] 张显全, 刘忠平. 基于格网模型的等高线算法[J]. 计算机科学, 2005, 32(9): 199-201.  
(Zhang X Q, Liu Z P. An algorithm of contour lines based on regular grid[J]. Computer Science, 2005, 32(9): 199-201.)
- [2] 陈学工, 刘凯敏. 一种基于格网法快速生成等值线的算法[J]. 电脑与信息技术, 2007, 15(3): 4-6.  
(Chen X G, Liu K M. An algorithm of drawing contour from grid DEM[J]. Computer and Inflation Technology, 2007, 15(3): 4-6.)
- [3] 张渭军, 李永军, 刘向阳. 数字地面模型中等高线的自动绘制[J]. 地球科学与环境学, 2004, 26(1): 76-78.  
(Zhang W J, Li Y J, Liu X Y. Automated portarying of contours in DEM[J]. J of Earth Sciences and Enviroment, 2004, 26(1): 76-78.)
- [4] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]. Proc of IEEE Int Conf on Neural Networks. Perth, 1995: 1942-1948.
- [5] 吴启迪, 汪镭. 智能微粒群算法研究及应用[M]. 南京: 江苏教育出版社, 2005: 5-74.  
(Wu Q D, Wang L. Intelligent particle swarm optimization algorithm research and application[M]. Nanjing: Jiangsu Education Publishing House, 2005: 5-74.)
- [6] Shi Y, Eberhart R. Empirical study of particle swarm optimization[C]. Int Conf on Evolutionary Computation. Washington: IEEE, 1999: 1945-1950.
- [7] Van den Bergh F, Engelbrecht A P. A new locally convergent particle swarm optimizer[C]. Systems, Man and Cybernetics. Hammamet: IEEE, 2002: 96-101.
- [8] Clerc M, Kennedy J. The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multi-dimensional complex space[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6(1): 58-73.
- [9] Van den Bergh F, Engelbrecht A P. A study of particle swarm optimization particle trajectories[J]. Information Sciences, 2006, 176(8): 937-971.
- [10] Carmelo J, Bastos-Filho A, Marcel P Caraciolo, et al. Multi-ring dispersed particle swarm optimization[C]. The 8th Int Conf on Hybrid Intelligent Systems. Barcelona, 2008: 25-30.