

基于 SPSO 算法的粒子群粒径分布反演

刘晓东,王英立,戴景民

(哈尔滨工业大学,自动检测与过程控制系统研究所,黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要:针对粒径分布反演传统算法收敛精度不高、易陷入局部最优的缺点,根据粒子群的激光透射模型,提出一种基于随机微粒群算法(SPSO)反演粒子系粒径分布的快速有效方法,对于非独立模式下的 R-R 分布、正态分布、对数正态分布等粒子粒径分布情况进行了反演计算,获得了合理的粒径分布。该方法概念简单,易于编程实现,同时对优化目标函数无需连续、可微等苛刻的条件,具有较强的鲁棒性和适应性,提高了粒径分布反演的可靠性和灵敏性。

关键词:粒径分布;激光透射模型;非独立模式;随机微粒群算法

中图分类号:O572.2

文献标识码:A

Particles Size Distribution Inversion Based on Stochastic Particle Swarm Optimization Algorithm

LIU Xiao-dong, WANG Ying-li, DAI Jing-min

(Department of Automation Measurement and Control Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: To resolve the problems that the traditional algorithm of particle size distribution inversion has no good convergence accuracy and is apt to be trapped in local optima, a stochastic particle swarm optimizer (SPSO) algorithm, which is based on laser transmitting model, is proposed to estimate the size distribution of particles. The novel SPSO-based method is proved to be available to retrieve the reasonable particle size distribution such as R-R distribution, normal distribution and lognormal distribution for the independent model. The algorithm is simple, easy to implement and unnecessary the optimization objective function's continuity and differentiability. Additionally, It has strong robustness and adaptation to improve the reliability and sensitivity of the inversion of particle size distribution.

Key words: particle size distributions; laser transmitting model; independent model; stochastic particle swarm optimization algorithm

1 引言

微粒的大小直接影响工业流程、产品质量以及能源的消耗和生产过程的安全性,因此工业上对在线粒度监测的需求十分迫切,通过非接触式的光学测量方法反演粒径分布已逐渐显示出较大的发展空间和应用潜力^[1]。

利用粒子群对光辐射的吸收、散射,测量其粒径分布具有测量速度快、重复性好、可测粒径范围广、易实现自动化等优点,现正在向提高测量精度、改进

反演算法的方向发展。粒径分布的测量方法中,目前常用的两种实验手段是衍射(或前向)光散射法和消光法,这两种方法的数据处理中都会遇到求解第一类 Fredholm 积分方程的问题。微粒粒径分布的反演计算在理论上归结为第一类 Fredholm 积分

基金项目:国家自然科学基金重点项目(No. 50336010)资助。

作者简介:刘晓东(1971-),男,博士,主要研究方向为粒子辐射特性,自动化测试与控制。E-mail: lxd0451@sohu.com

收稿日期:2008-01-17

方程的求解,是一个典型的不适定问题,直接计算具有相当大的困难。随机反演算法是最近发展起来的一类算法,具有抗噪声能力强,适用范围广等优点,文献[2]提出了气溶胶空间二维分布的探测方案,得到气溶胶消光系数二维分布图及其随时间的演变图。本文引入一种具有更强全局收敛性和更高精度的智能随机微粒群(PSO)反演算法,系统研究了基于激光透射模型的粒径测试原理,建立了完善的数值模拟模型,实现了非独立模式下的粒径分布的反演。

2 探测原理

设一束波长为 λ 的平行激光通过粒子系,由于激光受到粒子的吸收和散射的共同作用,光电接收器上接收的辐射能通量将减弱,根据 Lambert-Beer 定律,入射光强与出射光强之间的关系为:

$$I = I_0 \exp \left[-\frac{\pi}{4} \int_{D_1}^{D_2} f(D) D^2 L Q_{\text{ex}}(x, m) dD \right] \quad (1)$$

式中, I 为透过粒子系的出射光强; I_0 为入射光强; L 为平均光线行程长度; D 为粒子直径; $f(D)$ 为该粒径下的粒子数; $Q_{\text{ex}}(x, m)$ 为粒子的消光因子,为粒子尺度参数 x 和复折射率 m 的函数,可由 Mie 理论精确求得。根据 Mie 理论, $Q_{\text{ex}}(x, m)$ 表达式为:

$$Q_{\text{ex}}(x, m) = \frac{2}{x^2} \sum_{n=1}^{\infty} (2n+1) \text{Re}[a_n + b_n] \quad (2)$$

式中, $x = \pi\lambda/D$, 为无量纲尺度参数; a_n, b_n 为 Mie 系数^[3]。对于具有一定尺寸分布的粒子系,设直径为 D_i 的粒子数为 N_i 个,则将式(1)两边取对数可得:

$$\ln(I/I_0) = -\frac{\pi}{4} L \sum_{i=1}^M D_i^2 N_i Q_{\text{ex}}(x_i, m) \quad (3)$$

其中, M 为粒子粒径的分档数。当用 ρ 表示颗粒的相对密度,则颗粒质量频度 W 与粒子数密度尺寸分布 N 关系表示为:

$$W_i = \frac{\pi}{6} D_i^3 \rho N_i \quad (4)$$

将式(4)代入式(3),在单一波长入射的情况下:

$$\ln(I/I_0) = -\frac{3}{2} L \sum_{i=1}^M \frac{W_i}{D_i \rho} Q_{\text{ex}}(x_i, m) \quad (5)$$

采用多波长激光入射时,对应波长记为 $\lambda_j, j = 1, 2, \dots, k$,假设采用 k 个波长,则式(3)可表示为:

$$\ln |I(\lambda_j)/I_0(\lambda_j)| = -\frac{\pi}{4} L \sum_{i=1}^M D_i^2 N_i Q_{\text{ex}}(x_i, m) \quad (6)$$

在实际求解方程(6)时,可将被测颗粒的最大尺寸

范围 $[D_{\min}, D_{\max}]$ 分成 M 个小区间 $[D_i, D_{i+1}] (i = 1, 2, \dots, M)$, 方程(6)中的 D_i 可取各个小区间的平均值或区间顶点,因此,式(6)实际是一常系数线性方程组。通过实测 $I_0(\lambda_j)$ 和 $I(\lambda_j)$ 的比值,求解方程组(6)就可求得被测粒子的粒径分布 $f(D)$ 。然而,式(6)是个严重的病态方程,对其求解一般需用最优化方法。求解粒子粒径分布的算法模型,一般分为独立模式和非独立模式。采用非独立模式算法(又称为函数限制解法)是,需预先假定被测颗粒系的尺寸分布符合某个双参数或多参数的函数规律,如正态分布、对数正态分布或 Rosin-Ramner 分布等(大部分实际颗粒系符合某一函数分布规律);采用独立模式时,需要增加入射激光的个数,通过实测 $I(\lambda_j)/I_0(\lambda_j)$ 的值,求解方程组(6)即可求得粒子系的粒子粒径分布 $[N_1, N_2, \dots, N_M]$ 。本文采用随机微粒群算法(Stochastic PSO, 即 SPSO),反演非独立模式下各种不同的粒径分布。

3 随机微粒群算法(PSO)

微粒群算法(PSO)是由 Kennedy 和 Eberhart 等^[3]于 1995 年提出的一种启发式自适应优化计算模型,起源于对鸟群捕食行为的模拟,主要采用组织社会行为代替进化算法的自然选择机制,通过种群间个体协作使群体达到最优目的,从而实现对问题最优解的搜索。PSO 算法是一类基于群体智能的随机性搜索算法,其特点是概念简单,易于编程实现,同时对优化目标函数无需连续、可微等苛刻的条件,并且其本身具有较强的鲁棒性和适应性,与其他随机搜索算法相比效率较高,因此在多个科学和工程领域已经得到广泛的应用和长足的发展。近十年来,作为一种重要的高效并行优化工具,PSO 算法已成功地用于系统辨识、神经网络训练、函数优化、模式分类、模糊系统控制、电气设备功率反馈控制、信号处理、机器人技术应用等多个领域^[4-6]。

但 PSO 算法在搜索时有两个弱点:①为了不易陷入局部极值,扩大搜索空间的范围,致使在差适应值的状态的搜索上耗费过多的计算量;②微粒一直不断地朝一个方向运动,直到这个方向被改变,导致微粒可能收敛于适应值差的局部极值点。随机微粒群算法 SPSO 引入概念,很好地克服了这两个缺点^[7],是一种能够保证以概率 1 收敛于全局最优解的 PSO 算法。SPSO 方法与基本 PSO 算法相比,去

掉了微粒先前的速度项,使得速度本身失去记忆性,从而减弱了全局搜索能力,但这样也使得在进化的每一代均至少有一个微粒由于处于微粒群的历史最好位置而停止进化,利用停止进化的微粒改善全局搜索能力是 SPSO 算法的基本思想。对于收敛的全局最优性,基本 PSO 算法无法保证,而 SPSO 算法当进化代数趋于无穷时,能保证依概率 1 收敛于全局最优解。SPSO 算法对某一代微粒 i ,其速度和位置根据如下方程变化:

$$X_i(t+1) = X_i(t) + c_1 \cdot r_1 \cdot [P_i(t) - X_i(t)] + c_2 \cdot r_2 \cdot [P_g(t) - X_i(t)] \quad (7)$$

式中, $V_i(t)$ 表示当前速度; $P_g(t)$ 表示全局历史最好位置(解); $X_i(t)$ 表示当前位置(解)。

本文采用 SPSO 算法对非独立模式下的粒子系的粒径分布进行反演,考察采用 SPSO 算法进行粒径分布反演的可行性及其反演精度。

4 结果与讨论

本文采用 SPSO 方法反演符合 R-R 分布、正态分布、对数正态分布的粒子系粒径分布。R-R 分布、正态分布和对数正态分布的分布函数分别表示为:

$$f(D) = \frac{\sigma}{D} \left(\frac{D}{\bar{D}} \right)^{\sigma-1} \exp \left[- \left(\frac{D}{\bar{D}} \right)^{\sigma} \right] \quad (8)$$

$$f(D) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma} \exp \left[- \frac{1}{2} \left(\frac{D - \bar{D}}{\sigma} \right)^2 \right] \quad (9)$$

$$f(D) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \ln \sigma} \exp \left[- \frac{1}{2} \left(\frac{\ln D - \ln \bar{D}}{\ln \sigma} \right)^2 \right] \quad (10)$$

式(8)中, $\bar{D}$ 为尺寸参数; σ 为分散参数;式(9)和式(10)中, $(\bar{D}, \sigma)$ 表示为分布参数。本文所计算的粒子复折射率参照实际粒子的折射率可能出现的范围,例如煤灰粒子的典型复折射率的实部和虚部范围分别是: $n \in [1.18 \sim 1.92]$, $k \in [0.01 \sim 1.13]$ ^[8], 本文选择复折射率为 $1.51 + 0.003i$, 采用三波长法进行反演,很显然,波长数目越少,仪器的光学和电子线路的结构就越简单,计算机求解的速度也越快,同时对使用光源也提供了更多的选择余地。本文计算假设粒子的复折射率不随波长变化。若复折射率随波长变化,则只需代入各个波长下的值即可,且计算量也不会增加。入射波长值分别为 $\lambda = 0.4, 0.6, 0.8 \mu\text{m}$ 。对于 R-R 分布假设粒子系的选择参数为 $\bar{D} = 5 \mu\text{m}$, $\sigma = 10$, 对于正态分布的反演,选择参数 $(\bar{D}, \sigma)$ 的真实值为 $(5, 0.4)$, 对于对数正态分布反演,选择参数 $(\bar{D}, \sigma)$ 的真实值为 $(1.5, 1.2)$ 。

反演计算的适应度函数定义为:

$$F = \sum_{j=1}^k \left\{ \frac{[I(\lambda_j)/I_0(\lambda_j)]_{\text{cal}} - [I(\lambda_j)/I_0(\lambda_j)]_{\text{true}}}{[I(\lambda_j)/I_0(\lambda_j)]_{\text{true}}} \right\}^2 \quad (11)$$

式中,下角标 true 表示为真实值;cal 表示每次迭代的计算值; $j = 1, \dots, k$, k 表示入射激光的波长个数,本文采用 3 波长。在实际的粒子系粒径参量实验中,测量误差不可避免,本文反演分别计算了测量误差 Error = 0, 5%, 10% 三种情况。SPSO 算法反演三种粒径分布函数的主要参数取值如表 1 所示。

表 1 SPSO 算法反演粒径分布函数的主要参数取值

参数名称	R-R 分布	正态分布	对数正态分布
微粒群粒子个数 n	50	50	50
$\bar{D}$ 搜索空间	1 - 10	1 - 30	0.01 - 10
σ 搜索空间	1 - 30	0.1 - 10	0.01 - 5
最大速度 V_{max}	5	5	3

从图 1 ~ 图 6 和表 2 ~ 表 4 中可以看出,在无误差情况下,采用 SPSO 方法得到的反演结果与真实结果吻合非常好,即使在 10% 的测量误差下,采用 SPSO 方法仍能获得较为准确的结果。分析数值实验的结果,对于采用激光透射法结合 SPSO 算法应用于测量粒径分布的算法性能,可得以下结论:

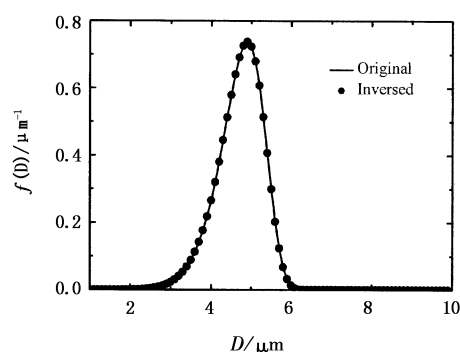


图 1 无误差的 R-R 分布反演结果

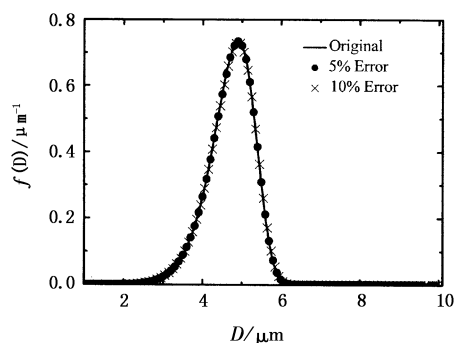


图 2 有误差的 R-R 分布反演结果

1)采用SPSO算法可以准确反演非独立模式的粒径分布。该算法计算精度高,在无误差情况下,都可以准确地反演出精确值;

2)SPSO算法具有很好的鲁棒性,在引入误差的情况下,对于R-R分布、正态分布和对数正态分布,反问题的计算误差远小于引入的测量误差;而在消光法测量中,通常由测量误差引起的误差一般小于10%,所以本算法可以满足工程实践的需要。

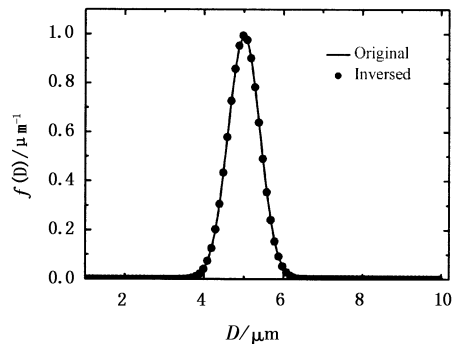


图3 无误差的正态分布反演结果

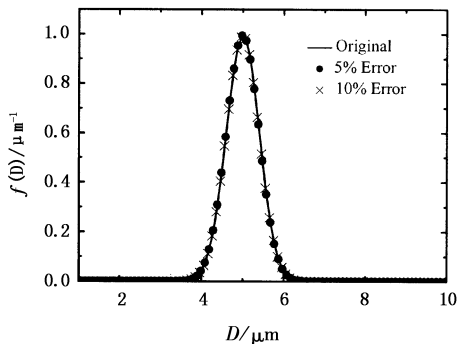


图4 有误差的正态分布反演结果

表2 SPSO算法反演R-R分布结果

参数	真实值	反演值		
		Error = 0	Error = 5%	Error = 10%
F	/	0.0	1.60×10^{-5}	3.56×10^{-4}
$\bar{D}$	5	5.000	5.092	5.145
σ	10	10.000	9.936	9.869

表3 SPSO算法反演正态分布结果

参数	真实值	反演值		
		Error = 0	Error = 5%	Error = 10%
F	/	0.0	6.43×10^{-8}	4.25×10^{-6}
$\bar{D}$	5	5.000	4.953	4.896
σ	0.4	0.4000	0.4065	0.4124

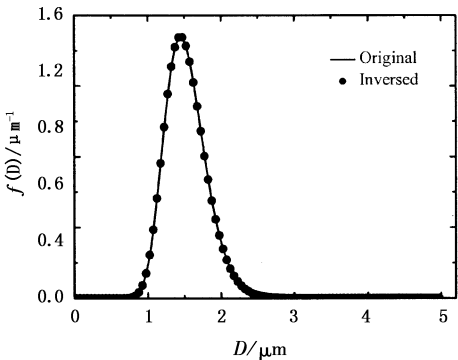


图5 无误差的对数正态分布反演结果

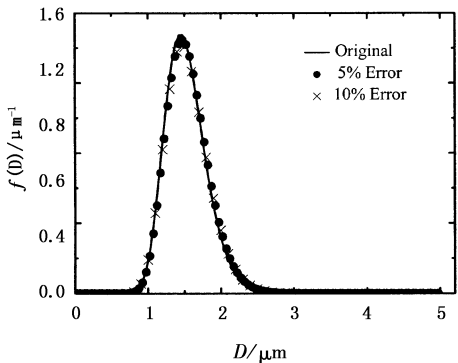


图6 有误差的对数正态分布反演结果

表4 SPSO算法反演正态分布结果

参数	真实值	反演值		
		Error = 0	Error = 5%	Error = 10%
F	/	0.0	5.32×10^{-5}	2.97×10^{-4}
$\bar{D}$	1.5	1.5	1.525	1.557
σ	1.2	1.2	1.232	1.256

5 结论

本文根据多波长下的Mie光散射理论及Lambert-Beer光透射定律,发展了一种用于测量微粒粒径分布的改进随机微粒群算法,并采用SPSO算法数值反演了非独立模式下的粒子系粒径分布,结果表明:

1)本文采用的SPSO反演算法同样具有对粒径分布不敏感、抗噪声能力强等优点,能够用于各种不同粒径分布形式的反演。

2)本文采用的SPSO算法由于采用了随机微粒产生策略,比PSO算法更易于达到全局最优,且具有精度高、收敛速度快等特点。同时,即使在有较大测量误差(10%)的情况下,该方法同样能够比较准确的反演出粒径分布,为粒径分布的反演提供了新

的求解思路。

3) SPSO 算法对系统优化问题的数学模型没有很高的要求,只要是可以显示表达即可,避免了求解复杂的导数等数学信息,使得优化过程更加简单,遍历性好,具有推广应用的价值,特别适合于工业现场应用。

参考文献:

- [1] Xu Feng, Cai Xiao-shu, Su Ming-xu, et al. Study of independent model algorithm for determination of particle size distribution[J]. Chinese Journal of Lasers, 2004, 31(2): 223 – 228. (in Chinese)
- [2] Chen Min, Sun Dong-song, Gu Jiang, et al. Two-dimensional distribution of aerosol measured by lidar[J]. Infrared and Laser Engineering, 2007, 36(3): 369 – 372. (in Chinese)
- [3] J Kennedy, R C Eberhart. Particle swarm optimization [C]//Proc. IEEE Int'l. Conf. on Neural Networks, IV. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 1995: 1942 – 1948.
- [4] S Kannan, S M R Slochanal, P Subbaraj, et al. Application of particle swarm optimization technique and its variants to generation expansion planning problem [J]. Electric Power Systems Research, 2004, 70: 203 – 210.
- [5] P Y Yin. A discrete particle swarm algorithm for optimal polygonal approximation of digital curves [J]. Journal of Visual Communication & Image Representation, 2004, 15: 241 – 260.
- [6] A Salman, I Ahmad, S A Mariani. Particle swarm optimization for task assignment problem [J]. Microprocessors and Microsystems, 2002, 26: 363 – 371.
- [7] Zeng Jian-chao, Cui Zhi-hua. A new unified model of particle swarm optimization and its theoretical analysis [J]. Journal of Computer Research and Development, 2004, 41(8): 1333 – 1338. (in Chinese)
- [8] L M Ruan, Q Z Yu, H P Tan. A transmission method for the determination of the radiation properties of small ash particles [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 1994, E – 1(2): 10 – 14.