

融合局部搜索与二次插值的粒子群优化算法

钱伟懿 刘光雷

(渤海大学数理学院 锦州 121000)

摘要 针对粒子群优化算法易早熟和求解精度差等问题,提出一种融合局部搜索与二次插值的粒子群优化算法。首先由标准粒子群优化算法产生 N 个位置,从这 N 个位置中随机选取 3 个不同位置,进行二次插值操作产生每个粒子的新位置,更新每个粒子的历史最好位置的全局最好位置;然后经过一定迭代步后,利用 Hooke-Jeeves 局部搜索技术,对得到的当前全局最优位置进行局部搜索;最后,对 9 个典型测试函数进行仿真实验并与其它算法进行比较,数值结果表明所提出的算法具有较快的收敛速度和较强的全局搜索能力。

关键词 粒子群优化,二次插值,局部搜索,全局优化

中图分类号 TP18 **文献标识码** A

Particle Swarm Optimization Algorithm Combining Local Search and Quadratic Interpolation

QIAN Wei-yi LIU Guang-lei

(School of Mathematics and Physics, Bohai University, Jinzhou 121000, China)

Abstract To the problems of premature convergence frequently appeared in Particle Swarm Optimization(PSO) algorithm and its poor convergence accuracy, a particle swarm optimization algorithm combining local search and quadratic interpolation was proposed. Firstly, we randomly chose three positions from the N positions which are generated by standard Particle Swarm Optimization algorithm, and the new position was generated by using quadratic interpolation operator for each particle, and the previous best position of each particle and the global best position of swarm were updated. Then after some iteration steps, the Hooke-Jeeves local search technique optimized the global best position of the swarm found so far. Finally, simulation experiment on a set of 9 benchmark functions was given, and the comparisons with other algorithms were provided. The numerical results show that the proposed algorithm has a fast convergence speed and good global search capability.

Keywords Particle swarm optimization, Quadratic interpolation, Local search, Global optimization

1 引言

粒子群优化(Particle swarm optimization-PSO)算法是 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年首次提出的一种求解优化问题的现代启发式算法^[1]。与遗传算法(GAs)和其他进化算法(EA)一样,PSO 算法是群体搜索算法,具有结构简单、易操作、参数少、收敛速度快等特点,近年来,受到许多学者关注,并在许多领域得到了广泛的应用,如,函数优化、数据挖掘、经济分配、模式识别等。

PSO 算法也存在许多不足,如容易陷入局部极值点,求解精度不高等,因此,近年来许多学者对 PSO 算法改进做了大量工作,特别是混合 PSO 算法得到了广泛的研究^[2-6],这些算法在很大程度上改善了 PSO 算法的性能,增加了群体多样性,避免了陷入局部最优。对 PSO 算法求解精度不高的问题,也有一些学者把局部搜索技术引入 PSO 算法中,肖丽等人提出了自适应局部搜索的粒子群优化算法^[7];陈红安等人提出了基于共轭梯度法的混沌微粒子群优化算法^[8];徐文星

等人提出了 SQP 局部搜索的混沌粒子群优化算法^[9];吴建辉等人提出了融合 Powell 搜索法的粒子群优化算法^[10];高卫峰等人把 Hamzacebi 和 Kutay 提出了局部搜索技术与 PSO 结合的算法^[11],为了跳出局部最优,引入了新的学习因子,该算法的数值结果表明算法具有较快的收敛速度和求解精度。

为了克服 PSO 算法求解精度不高的缺点,本文给出一种融合局部搜索和二次插值技术的 PSO 算法,即首先由标准粒子群优化算法产生粒子的 N 个位置,从这 N 个位置中随机选取 3 个位置,利用二次插值技术再产生每个粒子的位置,二次插值技术是计算通过 D 维空间中 3 点的二次超曲面的极小点,因此通过二次插值技术得到的粒子位置优于 PSO 产生的粒子位置。又二次插值操作相当于交叉算子,所以也可以增加粒子多样性,但是也存在求解精度不高的缺点,因此引入局部搜索技术,但局部搜索技术增加了函数的评价次数,所以在一定迭代步后,对当前最优位置进行局部搜索,以加速局部收敛速度。通过仿真实验表明,该算法具有较强的寻优能力和较强的求解精度。

到稿日期:2012-11-22 返修日期:2013-03-16 本文受国家自然科学基金项目(10871033),辽宁省自然科学基金项目(20102003)资助。

钱伟懿(1963—),男,博士,教授,主要研究方向为最优化理论应用、智能计算,E-mail:qianweiyi2008@163.com;刘光雷(1987—),男,硕士生,主要研究方向为智能计算。

2 标准 PSO 算法

标准粒子群算法是一种基于种群的优化算法,粒子群中的个体称为粒子。设在 D 维搜索空间中,某种群的规模为 N ,其粒子 i 的第 t 代在该搜索空间中的位置为 $X_i^t=(x_{i1}^t, x_{i2}^t, \dots, x_{iD}^t)$,速度为 $V_i^t=(v_{i1}^t, v_{i2}^t, \dots, v_{iD}^t)$, $i=1, 2, \dots, N$, 个体历史最优位置为 $P_i^t=(p_{i1}^t, p_{i2}^t, \dots, p_{iD}^t)$,第 t 代的全局最优位置为 $P_g^t=(p_{g1}^t, p_{g2}^t, \dots, p_{gD}^t)$,粒子 i 速度和位置的更新公式分别为:

$$V_i^{t+1}=\omega V_i^t+c_1r_1(P_i^t-X_i^t)+c_2r_2(P_g^t-X_i^t) \quad (1)$$

$$X_i^{t+1}=X_i^t+V_i^{t+1} \quad (2)$$

式中, c_1, c_2 是学习因子, r_1, r_2 是 $[0, 1]$ 之间均匀分布的随机数, ω 是惯性权重。

3 融合局部搜索与二次插值的 PSO 算法

3.1 局部搜索

Hooke-Jeeves 搜索法^[12]是一个为无约束最优化问题设计的不使用导数的局部搜索方法。其计算步骤如下:

Step 1 给定初始点 $x^{(0)}$, 初始步长 $\delta^0=(\delta_1^0, \delta_2^0, \dots, \delta_D^0)^T > 0$, 加速系数 $\gamma > 0$, 收缩系数 $\theta \in (0, 1)$ 及精度 $\epsilon > 0$, 令 $k=0$, $y=x^k$;

Step 2 从 y 出发, 依次作平行于单位矢量 e^j ($j=1, 2, \dots, D$) 的轴向探索移动:

Step 2.1 正向探索: 若 $f(y+\delta_j^k e^j) < f(y)$, 则令 $y=y+\delta_j^k e^j$, 否则转 Step 2.2;

Step 2.2 负向探索: 若 $f(y-\delta_j^k e^j) < f(y)$, 则令 $y=y-\delta_j^k e^j$, 否则令 $y=y$;

Step 3 令 $x^{k+1}=y$, 若 $f(x^{k+1}) < f(x^k)$, 则令 $p^k=x^{k+1}-x^k$, $y=x^{k+1}+\gamma p^k$, $\delta^{k+1}=\delta^k$, $k=k+1$, 转 Step 2, 否则转 Step 4;

Step 4 若 $|\delta^k| < \epsilon$, 则停, 否则当 $x^{k+1} \neq x^k$ 时, 令 $y=x^{k+1}$, $\delta^{k+1}=\delta^k$, $k=k+1$, 转 Step 2, 当 $x^{k+1}=x^k$ 时, 令 $y=x^{k+1}$, $\delta^{k+1}=\theta \delta^k$, $k=k+1$, 转 Step 2。

3.2 二次插值算子

二次插值算子是计算通过 D 维空间中 3 点的二次超曲面的极小点, 操作过程如下:

Step 1 在 D 维空间中随机选取 3 点 a, b, c ;

Step 2 寻找通过 a, b, c 二次超曲面的极小点 $R^*=(R_1^*, R_2^*, \dots, R_D^*)$, 其中

$$R_j^* = \frac{1}{2} \cdot \frac{(b_j^2 - c_j^2)f(a) + (c_j^2 - a_j^2)f(b) + (a_j^2 - b_j^2)f(c)}{(b_j - c_j)f(a) + (c_j - a_j)f(b) + (a_j - b_j)f(c)} \quad (3)$$

由于二次插值操作是计算通过 D 维空间中 3 点的二次超曲面的极小点, 因此得到的新位置一般情况下优于 a, b, c , 所以具有一定的寻优能力, 又式(3)起到交叉算子作用, 所以能够保持群体多样性, 跳出局部最优。

3.3 融合局部搜索与二次插值的 PSO 算法

本文把二次插值和局部搜索技术与 PSO 算法结合给出一种新的 PSO 算法, 该算法的基本思想是: 利用二次插值技术提高 PSO 算法的寻优能力, 避免陷入局部最优; 为了提高算法的求解精度又引进了局部搜索技术。具体步骤如下:

Step 1 初始化。设定学习因子 c_1, c_2 , 惯性权重 ω , 最大函数评价次数 $\text{Max } M$, 最大子迭代步 M , 随机产生 N 个粒子

组成初始群体 x_i , 产生初始速度 v_i ($i=1, 2, \dots, N$), 计算粒子的适应度函数值, 确定粒子的历史最好位置 p_i 和全局最好位置 p_g , 令 $n=1$ 。

Step 2 根据式(1)和式(2)更新粒子的位置和速度, 计算粒子的适应度函数值, 确定粒子的历史最好位置 p_i 和全局最好位置 p_g 。

Step 3 根据式(3)更新粒子的位置, 粒子速度不变, 计算粒子的适应度函数值, 确定粒子的历史最好位置 p_i 和全局最好位置 p_g 。

Step 4 若 $n < M$, 转 Step 2, 否则转 Step 5。

Step 5 用局部搜索算子对 p_g 进行局部搜索, 更新 p_g 。

Step 6 若满足终止条件, 则停, 输出 p_g , 否则转 Step 2。

4 仿真实验

4.1 与其他算法比较

为了测试本文提出的 PSO 算法的有效性, 本文选择文[13]中的 9 个标准测试函数进行仿真实验, 测试函数见表 1。

表 1 测试函数的维数、搜索空间及最优值

函数	名称	特点	维数	搜索空间	最优值
F1	Sphere	单峰	30	$[-100, 100]$	0
F2	Schwefel2.22	单峰	30	$[-10, 10]$	0
F3	Schwefel1.2	单峰	30	$[-100, 100]$	0
F4	Rosechrock	单峰	30	$[-30, 30]$	0
F5	Schwefel	多峰	30	$[-500, 500]$	-12469.5
F6	Rastrigin	多峰	30	$[-5.12, 5.12]$	0
F7	Griewank	多峰	30	$[-600, 600]$	0
F8	Ackley	多峰	30	$[-32, 32]$	0
F9	Penalized	多峰	30	$[-50, 50]$	0

表 2 4 种算法对测试函数计算结果比较

函数	指标	PSO	LPSO	AEPSO ^[11]	HJPSO
F1	MFV	0.176701	0.138080	1.70e-023	0
	SD	0.124581	0.007815	1.63e-023	0
	T(s)	0.73	0.94	1.89	1.58
F2	MFV	0.491372	0.541313	3.23e-011	2.53e-118
	SD	0.210488	0.064247	1.66e-011	1.03e-117
	T(s)	0.97	1.42	1.72	1.95
F3	MFV	1.547093	0.460265	0.491113	8.60e-230
	SD	1.155063	0.077949	0.380573	0
	T(s)	1.51	2.73	5.86	2.63
F4	MFV	29.646852	30.148734	4.318630	1.282268
	SD	0.613201	1.433181	5.014865	2.14476
	T(s)	1.53	1.93	4.15	3.38
F5	MFV	-7525.91	-7534.55	-10050.36	-10707.97
	SD	2.493827	2.29e+003	3.52e+002	6.65e+002
	T(s)	2.94	4.85	7.93	5.21
F6	MFV	28.210176	22.912576	0	0
	SD	10.842670	50.966581	0	0
	T(s)	2.21	3.38	4.63	3.99
F7	MFV	0.026780	0.005752	0	0
	SD	0.017090	1.48e-005	0	0
	T(s)	2.88	3.26	7.87	4.51
F8	MFV	0.080564	0.177321	2.70e-011	0
	SD	0.055587	0.036623	6.12e-012	0
	T(s)	2.30	2.86	5.9	3.55
F9	MFV	0.055883	0.011354	5.13e-032	1.57e-032
	SD	0.020349	4.97e-005	2.61e-032	0
	T(s)	16.77	33.73	68.3	27.99

本文参数设置: 群体规模为 30, $c_1=c_2=2$, $\omega=0.9$, 对函数 F_1, F_2, F_3 取最大函数评价次数为 100,000, 其余为 200,000, $M=100$, $\delta^0=0.5$, $\gamma=1.4$, $\theta=0.2$, 精度 ϵ 取值: 前 5 次局部搜索取 $\epsilon=1e-2$, 5 次到 10 次之间取 $\epsilon=1e-5$, 超过 10 次取 $\epsilon=1e-15$ 。将本文算法(HJPSO)与标准粒子群(PSO)、线性

递减权重粒子群^[14](LPSO)及文献[11]粒子群(AEPSO)算法进行比较,其中 AEPSO 算法的结果取文献[11],它们的参数设置与本文的参数设置一样,在 Window7, MATLAB7 的环境下进行仿真实验,结果见表 2,其中 *MFV*、*SD* 和 *T* 分别表示独立实验 30 次的平均最优适应值、标准差和平均运行时间。

为了直观地反映算法的寻优能力及收敛速度,将本文算法(HJPSO)与 PSO 和 LPSO 进行比较,3 种算法的收敛曲线如图 1—图 9 所示。为了使结果比较直观,图 5 采用 $\log(2569 + \text{平均适应值})$,其余 8 个图采用 $\log(1 + \text{平均适应值})$ 作为纵坐标,横坐标为函数评价次数除以 10^4 。

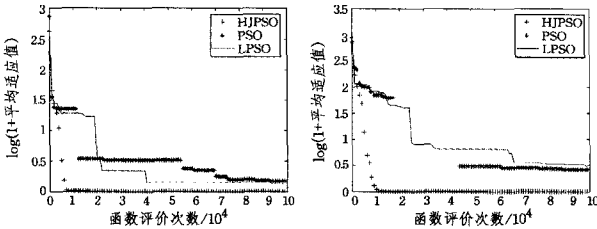


图 1 f_1 函数收敛曲线

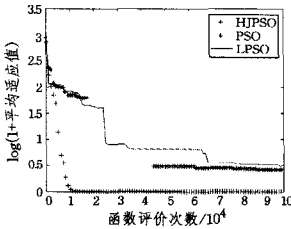


图 2 f_2 函数收敛曲线

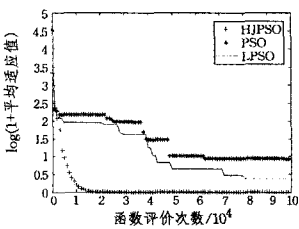


图 3 f_3 函数收敛曲线

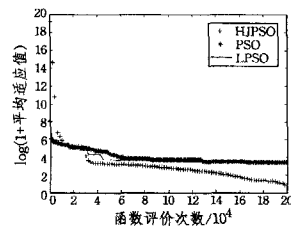


图 4 f_4 函数收敛曲线

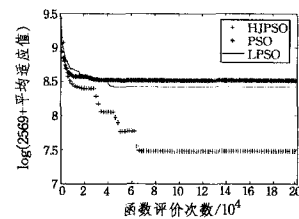


图 5 f_5 函数收敛曲线

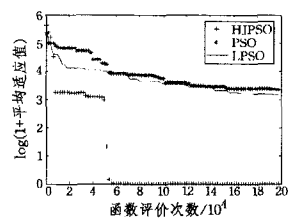


图 6 f_6 函数收敛曲线

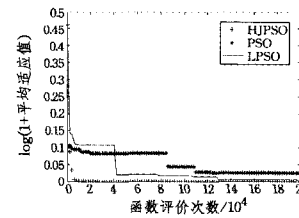


图 7 f_7 函数收敛曲线

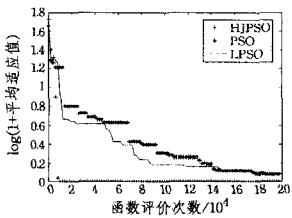


图 8 f_8 函数收敛曲线

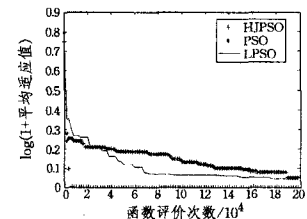


图 9 f_9 函数收敛曲线

为了进一步说明本文算法的先进性,把本文算法与其它 6 种算法进行比较,6 种算法的结果来源于文献[15],最大函数评价次数均为 200000。比较结果见表 3,其中 *Mean* 和 *Std* 分别表示平均最优适应值和标准差。

表 3 7 种算法对 6 个函数的计算结果比较

函数	指标	VPSO	FIPS	HPSO-TVAC	DMS-PSO	CLPSO	APSO	HJPSO
F_1	Mean	5.11e-038	3.21e-030	3.38e-041	2.65e-031	1.89e-019	1.45e-150	0
	Std	1.91e-037	3.60e-030	8.50e-041	6.35e-031	1.49e-019	5.73e-150	0
F_4	Mean	37.6469	22.5387	13	32.3	11	2.84	1.282268
	Std	24.9378	0.3102	16.5	24.1	14.5	3.27	2.144763
F_5	Mean	-9845.27	-10113.8	-10868.57	-9593.33	-12557.65	-12569.5	-10707.97
	Std	588.87	889.58	289	441	36.2	5.22e-011	6.65e+002
F_6	Mean	34.09	29.98	2.93	28.1	2.57e-011	5.8e-015	0
	Std	8.07	10.92	3.71	6.42	6.64e-011	1.01e-014	0
F_7	Mean	1.37e-002	9.04e-004	1.07e-002	1.13e-002	6.45e-013	1.67e-002	0
	Std	1.35e-002	2.78e-003	1.41e-002	1.73e-002	2.07e-012	2.41e-002	0
F_9	Mean	3.46e-003	1.22e-031	7.07e-030	2.05e-032	1.59e-021	3.76e-031	1.57e-032
	Std	1.89e-002	4.58e-032	4.05e-030	8.12e-033	1.93e-021	1.2e-030	0

4.2 结果分析

由表 2 的数据可以看出,在 9 个测试函数中,在算法的收敛精度上,本文算法优于 PSO 和 LPSO 算法,与 AEPSO 算法相比,对于函数 F_6 和 F_7 ,本文算法与 AEPSO 算法收敛精度一样,对于其它 7 个函数,本文算法优于 AEPSO 算法。在算法的稳定性方面,对于函数 F_4 ,本文算法不如 PSO 与 LPSO 算法,但优于 AEPSO 算法,对于函数 F_5 ,本文算法不如 PSO 与 AEPSO 算法,对于函数 F_6 和 F_7 ,本文算法与 AEPSO 算法一样,对于其它函数,本文都优于其它 3 种算法。在收敛时间上,本文算法不如 PSO 和 LPSO 算法,除了函数 F_2 外,本

文算法优于 AEPSO 算法。总的来说,本文算法与其它 3 种算法相比,在求解精度方面具有一定的优势,虽然算法 AEPSO 求解精度也很好,但本文算法在稳定性与计算时间上优于 AEPSO 算法。

从图 1—图 9 可以看出,本文算法在收敛速度和收敛精度都优于其它 2 种算法,并且从图中还可以看出,除了函数 F_4 和 F_5 外,算法收敛速度较快。

从表 3 数据可以看出,本文算法在精度及稳定性方面与其它算法相比,除了函数 F_5 外,均优于其它算法。

结束语 为了解决 PSO 算法易早熟和求解精度不高等

问题,本文给出了一种把局部搜索技术和二次插值技术与 PSO 算法相结合的混合 PSO 算法。为了寻找更好的粒子位置和避免陷入局部最优,本文引入了二次插值技术,为了提高求解精度又引进了 Hooke-Jeeves 局部搜索技术,从而提高了算法的收敛速度与求解精度,数值结果表明算法是有效的,取得的结果令人满意。

参考文献

- [1] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization; [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. Perth Australia, IEEE Service Center, 1995:1942-1948
- [2] Angeline P J. Using selection to improve particle swarm optimization [C]//Proceedings of the IEEE congress on Evolutionary Computation. Anchorage, Alaska, IEEE press, 1998:84-89
- [3] 窦全胜, 周春光, 张忠波, 等. 基于微分演化的 PSO 参数选择策略[J]. 计算机科学, 2007, 34(4):288-230
- [4] Ratnaweera A, Halgamuge S K, Watson H C. Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer with time varying accelerating coefficients [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(3):240-255
- [5] Grimaccia F, Mussetta M, Zich R E. Genetical swarm optimization; self-adaptive hybrid evolutionary algorithm for electromagnetics [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2007, 11(3):781-785

(上接第 203 页)

影的相对距离增大,这一变化体现在图 6(c)(b)中,可以看到散射点的相对距离也在增大。因此,基于散射点的相对距离信息还可以提取目标的长度变化特征,作为下一步目标识别的依据。本文的仿真结果与文献[7]相比更能反映出散射点的变化特性,可以表征目标此时相对于雷达视线的姿态,其变化特性可以进一步作为对雷达目标进行识别的特征变量。

结束语 本文针对中段目标特有的运动形式自旋和进动,完善了中段目标雷达视线角的建模方法,并基于移动散射点模型,进一步推导了移动散射点坐标的转换公式,给出了移动散射点坐标的计算方法。最后给出了中段目标宽带雷达回波仿真结果,实验所得结果与参考文献[5]中微波暗室的实测结果相一致。仿真结果表明,中段目标宽带雷达回波与目标的姿态运动参数、形体参数都有较大关系,为中段目标特征提取、目标识别提供了基础。

参考文献

- [1] 刘永祥, 黎湘, 庄钊文. 导弹防御系统中的雷达目标识别技术发展[J]. 系统工程与电子技术, 2006, 28(8):1188-1193
- [2] 冯德军, 陶华敏, 丹梅. 弹道目标雷达宽带识别仿真与评估[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(1):225-228

- [6] 章慧云, 黄晓伟, 张红华, 等. 混合型粒子群优化算法研究[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(5):131-133
- [7] 肖丽, 张伟, 张元清. 一种结合自适应局部搜索的粒子群优化算法[J]. 计算机科学, 2007, 34(8):199-201
- [8] 陈红安, 张英杰, 吴建辉. 基于非线性共轭梯度法的混沌微粒群优化算法[J]. 计算机应用, 2009, 29(12):3273-3276
- [9] 徐文星, 耿志强, 朱群雄, 等. 基于 SQP 局部搜索的混沌粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2012, 27(4):557-561
- [10] 吴建辉, 章兢, 陈红安. 融合 Powell 搜索的粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2012, 27(3):343-348
- [11] 高卫峰, 刘三阳. 一种高效粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2011, 26(8):1158-1161
- [12] Hooke R, Jeeves T A. Direct search solution of numerical and statistical problems [J]. Journal of the Association for Computing Machinery, 1961, 8:212-229
- [13] Yao X, Liu Y, Lin G. Evolutionary programming made faster [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1999, 3(2):82-101
- [14] Shi Y, Eberhart R C. Empirical study of particle swarm optimization [C]//Proc of Congress on Computational Intelligence. Washington, USA, IEEE Service Center, 1999:1945-1950
- [15] Zhan Z H, Zhang J, Li Y, et al. Adaptive particle swarm optimization [J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, Part B, 2009, 39(6):1362-1381

- [3] 刘进, 冯德军, 赵锋. 弹道中段雷达目标识别仿真系统的关键模型及实现[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(17):4588-4592
- [4] 谢代华. 基于弹道导弹的雷达系统场景仿真研究[D]. 成都:电子科技大学, 2006
- [5] 冯德军. 弹道中段目标雷达识别与评估研究[D]. 长沙:国防科技大学, 2006
- [6] 马梁, 刘进, 王涛. 旋转对称目标滑动型散射中心的微 Doppler 特性[J]. 中国科学:信息科学, 2011, 41(5):605-616
- [7] 金光虎, 高勋章, 黎湘. 中段目标微运动建模方法与宽带雷达回波仿真[J]. 系统仿真学报, 2010, 22(4):867-871
- [8] Hanson F, Beagher G. Discriminating interceptor technology program(DITP)laser radar[C]//Conference on laser radar technology and application IV. Orlando, Florida, 1999
- [9] 张安, 卢再奇, 范红旗. 基于散射中心模型的舰船 LFM 雷达回波仿真[J]. 雷达科学与技术, 2011, 9(4):316-320
- [10] 黄培康, 殷红成, 许小剑. 雷达目标特性[M]. 北京:电子工业出版社, 2005
- [11] 蒋兰兰. 高分辨率 LFM CW 雷达信号处理算法研究[D]. 南京:南京理工大学, 2007
- [12] 张毅. 弹道导弹弹道学[M]. 长沙:国防科技大学出版社, 1999
- [13] 王云飞, 李辉, 赵乃杰. 雷达目标一维高分辨距离像的特性分析及预处理方法研究[J]. 现代电子技术, 2011, 34(5):9-14