

文章编号:1001-9081(2010)02-0472-04

利用前两代信息的改进粒子群优化算法

欧旭^{1,2}, 梁京章¹, 罗德相², 张新华³

(1. 广西大学 计算机与电子信息学院, 南宁 530004; 2. 广西医科大学 信息中心, 南宁 530021;

3. 山东省莱阳卫生学校, 山东 莱阳 265200)

(ouxu_ol@163.com)

摘要:针对粒子群算法(PSO)在寻优后期尤其在多维搜索空间中无法得到满意结果的问题,提出了一种利用前两代信息的改进粒子群优化算法。在速度更新公式新加了一部分,该部分表示了粒子前两代的信息对自己下一步行为的影响。该部分主要根据当前粒子前两代位置求解出其前两代的中心位置,其作用类似于当前全局最优位置。同时深入探讨新加部分的学习因子范围及其对新改进算法的影响。仿真实验结果表明,新算法在全局搜索能力、收敛速度、精度和稳定性方面均有了显著提高。

关键词:粒子群算法;中心位置;学习因子;收敛速度;稳定性

中图分类号: TP301.06; TP182 **文献标志码:** A

New modified particle swarm optimization on basis of two latest generations

OU Xu^{1,2}, LIANG Jing-zhang¹, LUO De-xiang², ZHANG Xin-hua³

(1. School of Computer, Electronics and Information, Guangxi University, Nanning Guangxi 530004, China;

2. Information Center, Guangxi Medical University, Nanning Guangxi 530021, China;

3. Laiyang Health School in Shandong Province, Laiyang Shandong 265200, China)

Abstract: A modified Particle Swarm Optimization (PSO) on the basis of the two latest generations was proposed to solve the problem that no satisfactory results can be reached during later period of PSO, especially in high-dimensional search space. A new part was added to the velocity of replacement formula, suggesting that the particle comprehensively utilized the information from the previous two acts to instruct its next step. Primarily based on the record of recent changes of the current particle in the two latest generations, the central location of the previous two generations of the particle was calculated, the role of which was to point out the current global optimal position. The paper, at the same time, discussed deeply a new learning factor and their impact on the new modified algorithm. The experimental simulation results show that global searching ability, convergence rate, accuracy and stability of the new algorithm have been improved significantly.

Key words: Particle Swarm Optimization (PSO); central location; learning factor; convergence rate; stability

0 引言

粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)^[1]的基本思想起源于对鸟群捕食行为的研究,是一种新型的群体智能算法。与其他优化算法相比,PSO具有易于实现、收敛快、计算量小等优点,并且仅有少量参数需要调整,因而一经提出就成为智能优化与进化计算领域一个新的研究热点,在解决实际问题中展示了其优越性,目前已经被广泛应用于目标函数优化^[2]、神经网络训练^[3]、数据挖掘^[4]、系统设计^[5]、机器学习与训练^[6]、模式识别与分类^[7]等许多领域。

对PSO的研究发现,由于粒子间快速的信息交互,使得PSO早期收敛速度较快,但这种信息交互方式是建立在粒子都向最优方向移动机制的基础之上,使得粒子趋向同一化,所以到寻优的后期,其结果改进不甚理想,特别是高维复杂问题优化的问题,很容易遭受“维灾”的困扰。

在解决高维复杂优化问题时,既要保持PSO算法收敛快、易于实现等优点,又要避免其寻优结果不理想、精度不高等缺点,使其也能像在解决低维优化问题时取得满意解,将是比较有意义的研究。本文简单分析PSO在寻优后期、接近或

进入最优点区域时无法得到满意结果的原因,将当前粒子前两代的信息应用于PSO的改进中,取得了很好的满意解。

1 标准粒子群算法原理

标准PSO算法主要根据下面两个式子进行演化计算:

$$v_i(t+1) = \omega v_i(t) + c_1 r_1 (p_i(t) - x_i(t)) + c_2 r_2 (p_g(t) - x_i(t)) \quad (1)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (2)$$

即每个粒子的新位置由原有位置加上速度组成,而速度由其原速度、粒子最优位置以及所有粒子最优位置共同决定。其中: ω 为惯性权值, $v_i(t)$ 为粒子 i 于 t 时刻的飞行速度, $x_i(t)$ 为粒子 i 当前的位置, $p_i(t)$ 为粒子 i 所经过的位置中的最好位置, $p_g(t)$ 为所有粒子经历过的位置中的最好位置, c_1 和 c_2 为加速系数, ω 、 c_1 和 c_2 为一固定常数, r_1 和 r_2 是两个在 $[0,1]$ 范围内变化的随机数。式(1)的第1部分由粒子先前速度的惯性引起,为“惯性”部分;第2部分为“认知”部分,表示粒子本身的思考,即粒子本身的信息对自己下一步行为的影响;第3部分为“社会”部分,表示粒子间的信息共享和相互合作,即群体对粒子下一步行为的影响。

收稿日期:2009-08-05。

作者简介: 欧旭(1979-),男,广西灵川人,工程师,硕士,主要研究方向:智能计算; 梁京章(1964-),男,广西岑溪人,教授,主要研究方向:计算机网络、智能计算; 罗德相(1980-),男,广西田东人,助教,硕士,主要研究方向:智能计算; 张新华(1976-),女,山东莱阳人,讲师,硕士,主要研究方向:智能计算。

2 改进的粒子群算法

标准 PSO 算法主要根据粒子本身最优位置 p_i 及当前全局最优位置 p_g 两个有用信息进行进化,而在寻优后期、接近或进入最优点区域时 p_i 和 p_g 距离很接近,可视为同一点 p_g ,且所有粒子都朝着最优点方向运动,所以当前全局最优位置 p_g 对最后寻优结果起到十分关键的作用。图1和2分别为粒子寻优后期在低维和高维搜索空间的运动情况(图1中,X轴表示粒子的位置,Y轴表示适应度;图2中,X,Y轴表示粒子的位置,Z轴表示适应度):假设 O' 点为 $p_g(t)$,可 O 点才是实际搜索空间中的最优位置,根据 PSO 算法粒子群都朝着最优点 O' 运动,如某粒子位于 P 点,它下一个位置为以下三种情况中的一种:1)从 P 到 O 中的某一点 P_1 ;2)从 O 到 P' 中的某一点 P_2 ;3)全局最优点 O 。若为 O 点则达到最终的寻优目的。因为 PSO 在寻优后期、接近或进入最优点区域时,粒子与最优点间的距离都很接近,所以经常会运动到 O 到 P' 范围内某一点 P_2 。

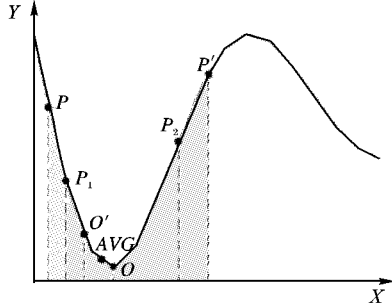


图1 低维空间粒子寻优后期运动情况

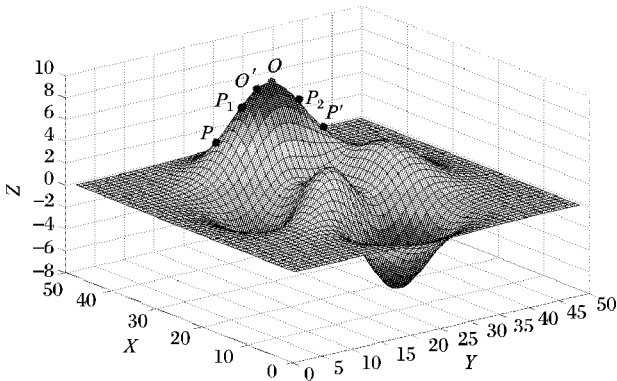


图2 高维空间粒子寻优后期运动情况

点 P 和点 P_2 的中间位置更可能接近实际上最优点 O ,说明粒子运动前后两个位置的中间点蕴含类似于 P_i 和 P_g 的有用信息,所以本文在式(1)多加了一个部分 $c_3 r_3 (Avg_i - x_i(t))$,则速度的更换式变化为:

$$v_i(t+1) = \omega v_i(t) + c_1 r_1 (p_i(t) - x_i(t)) + c_2 r_2 (p_g(t) - x_i(t)) + c_3 r_3 (Avg_i - x_i(t)) \quad (3)$$

该部分利用粒子个体本身的前两次信息对自己下一步行为产生影响。其中: C_3 为学习因子, r_3 为 $[0,1]$ 的随机数, Avg_i 为当前粒子的前两代平均位置,其求解公式为:

$$Avg_i = (Pre2_i + Pre1_i) / 2 \quad (4)$$

其中: $Pre2_i$ 为第前两代所在的位置, $Pre1_i$ 为第前一代所在的位置。

根据鸟群觅食规律:在每一个时期,食物源最多的地方始终是鸟群觅食的最主要目标,鸟群觅食前后期都主要是往最优方向飞行。所以在觅食前期,鸟群不可能老是在前后两个位置间飞过去又飞回来,这不符合鸟类寻找食物的规律;而在觅

食后期,鸟类越来越靠近食物源最多的地方,并会在其附近飞来飞去,则在前后飞行的中间位置更有可能隐含比当前最多食物源还要多的位置。新引入 $c_3 r_3 (Avg_i - x_i(t))$ 这部分可以改善社会部分的不足,即在寻优后期,粒子的前两代平均位置点 Avg_i 很可能更接近实际最优位置。取 Avg_i 的主要目的是为了搜索到比当前 p_g 更优的点。或者说起到微调 p_g 的作用,从而避免了在寻优后期粒子在点 p_g 附近摇晃而产生的强烈振荡,而没找到更优的 p_g 点。因此处理好社会部分 $c_2 r_2 (p_g(t) - x_i(t))$ 和新加部分 $c_3 r_3 (Avg_i - x_i(t))$ 间的关系就显得尤为重要。

因为 $p_g(t)$ 对算法的好坏起到很重要的作用,所以学习因子 c_2 值较大有利于觅食速度,保持了标准粒子算法的优点。而在寻优后期, Avg_i 很接近实际最优位置,其主要目的也是为了微调最优位置,因此学习因子 c_3 取值不宜过大,才能起到微调 p_g 的作用,以免速度过大飞出最优区域,影响算法的收敛速度和精度,并且较小的 c_3 有利于防止鸟群在觅食前期在前两个位置间来回飞行,这也符合鸟群觅食规律。

3 新改进粒子群算法的具体步骤

新改进粒子算法主要利用了前两代有用信息,即前两代粒子个体本身的平均位置,而在第0和第1代不存在前两代,所以在第 $t = 1$ 代,按基本粒子群算法进化规则计算,直至 $t = 2$ 代时才按新算法规则计算,其具体步骤如下:

步骤1 确定种群规模、最大迭代次数以及其他 PSO 相关系数。

步骤2 设置迭代次数 $t = 0$,随机初始化所有粒子的位置以及速度,计算其适应值,第0代粒子其个体最优位置及最优值分别取值为其初始化位置和适应值;由所有粒子当前适应值选取全局最优粒子及其位置和适应值。

步骤3 设置每个粒子个体前两代 $Pre2_i$ 的位置为0,同时将随机产生的初始设置为前一代位置 $Pre1_i$,粒子个体前两代平均位置 Avg_i 由式(4)计算。

步骤4 更新迭代次数 t 为1;

a) 在第 $t = 1$ 代,按基本粒子群算法进化规则计算,即按照式(1)和式(2)分别求解第1代粒子的速度和位置;

b) 记录更换 $Pre2_i$ 和 $Pre1_i$:在新进化产生的下一代粒子群,前一代粒子位置 $Pre1_i$ 将变为前两代粒子位置 $Pre2_i$,而前一代粒子位置 $Pre1_i$ 由当前代粒子替换生成,粒子个体前两代平均位置 Avg_i 由式(4)计算;

c) 计算粒子适应度更新粒子个体最优位置、最优值及全局最优位置和最优值。

步骤5 更新迭代次数 $t = t + 1$;

a) 粒子的速度和位置分别按式(3)和式(2)计算求解;

b) 按步骤4中b)的方法,更新粒子的前两代及前一代的位置并根据式(4)计算求前两代的平均位置;

c) 计算粒子适应度更新粒子个体最优位置、最优值及全局最优位置和最优值。

步骤6 判断是否满足终止条件,若不满足就返回步骤5,否则结束迭代,输出结果。

4 实验仿真

为了验证新改进算法的性能,我们用 Matlab 2007a 进行编程,CPU 为双核 AMD Athlon 64 X2 Dual Core Processor 4600+ 2.4 GHz 和内存为 1.0 GB 的计算机,对表1的5个经

典 Benchmark 函数进行仿真测试。其中:种群规模 $N = 30$, 最大迭代次数 $MaxIt = 5000$, 收敛条件 $f(x) < 1.0E - 007$, 若超过 $MaxIt$ 次还没收敛或没达到收敛条件, 则视为搜索失败。

根据新算法改进的思想, 新引入 $c_3 r_3 (Avg_i - x_i(t))$ 这部分主要是为了改善社会部分的不足, 使得寻找到 Avg_i 更优于当前最优位置 p_g , Avg_i 在某种程度上起到微调 p_g 的作用, c_2 应取较大值 c_3 取较小值, 而通常 PSO 算法 c_1 和 c_2 都取值为 2, 该仿真实验采取 c_1 取值为 2 不变, c_3 分别取 0、0.1、0.2、0.3、0.4 和 0.5, 且令 $c_2 + c_3 = 2$, 仿真测试结果为表 2。

$c_3 = 0$ 即为标准粒子群算法, 它无法解决复杂高维优化问题, 容易遭受“维灾”的困扰。当 c_3 为 0.1、0.2、0.3 和 0.4 较

小值时, F_1 、 F_3 、 F_4 和 F_5 取得比较满意的结果, 精度高, 成功率达到 100%, 且 $c_3 = 0.1$ 时迭代次数最少, 收敛速度最快, 而随着 c_3 的增大, 迭代次数越来越大, 当 $c_3 = 0.5$ 较大时, 寻优结果则很不理想, 所以建议 c_3 的取值范围为 $[0.1, 0.4]$ 。 F_2 虽然未能达到最终寻优结果, 达不到最小精度要求, 但新改进的 PSO 算法 (AV-PSO) 还是取得了比较好的结果。

为了进一步验证该算法的有效性, 将本文算法的参数 c_2 和 c_3 分别取 1.8 和 0.2, 其他参数设置与参考文献[8]相同, 并同文献[8]中的 3 种算法 (PSO-IIW、BPSO 和 PSO-TVIW) 进行比较, 仿真结果表明 AV-PSO 在平均最优值、成功率、平均迭代次数均优于其他 3 种算法。

表 1 Benchmark 测试函数

函数名	数学公式	维数	变化范围
Sphere	$F_1(X) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	$-100 \leq x_i \leq 100$
Rosenbrock	$F_2(X) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	30	$-50 \leq x_i \leq 50$
Rastrigrin	$F_3(X) = \sum_{j=1}^n (x_j^2 - 10 \cos(2\pi x_j) + 10)$	30	$-10 \leq x_i \leq 10$
Griewank	$F_4(X) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	30	$-600 \leq x_i \leq 600$
J. D. Schaffer	$F_5(X) = \frac{\sin^2 \sqrt{x_1^2 + x_2^2} - 0.5}{[1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2)]^2} + 0.5$	2	$-100 \leq x_1, x_2 \leq 100$

表 2 新改进 AV-PSO 算法性能测试结果

函数	c_2	c_3	最优解	最劣解	平均最优解	平均迭代次数	成功率/%
F_1	2.0	0	1.72E+002	2.12E+003	8.38E+002	—	0
	1.9	0.1	7.67E-008	2.01E-007	7.43E-007	52	100
	1.8	0.2	8.54E-008	1.92E-007	7.57E-007	63	100
	1.7	0.3	8.54E-008	1.92E-007	8.16E-007	104	100
	1.6	0.4	8.92E-009	3.01E-007	7.69E-007	223	100
	1.5	0.5	1.52E+001	3.89E+003	2.42E+002	—	0
F_2	2.0	0	2.65E+005	7.67E+006	1.83E+006	—	0
	1.9	0.1	2.46E+001	3.39E+001	2.76E+001	—	0
	1.8	0.2	2.51E+001	3.68E+001	2.88E+001	—	0
	1.7	0.3	2.63E+001	3.57E+001	2.87E+001	—	0
	1.6	0.4	2.82E+001	3.79E+001	2.89E+001	—	0
	1.5	0.5	5.08E+002	6.62E+006	3.76E+005	—	0
F_3	2.0	0	1.23E+002	2.51E+002	2.23E+002	—	0
	1.9	0.1	8.76E-008	1.11E-007	5.62E-007	55	100
	1.8	0.2	4.34E-008	2.32E-007	5.89E-007	69	100
	1.7	0.3	6.67E-008	2.14E-007	4.89E-007	115	100
	1.6	0.4	7.32E-008	1.37E-007	6.77E-007	287	100
	1.5	0.5	2.12E+002	2.97E+002	2.56E+002	—	0
F_4	2.0	0	9.11E+000	4.09E+001	2.75E+001	—	0
	1.9	0.1	3.45E-008	3.52E-007	6.41E-007	54	100
	1.8	0.2	2.13E-008	2.37E-007	6.26E-007	63	100
	1.7	0.3	3.16E-008	1.35E-007	7.53E-007	109	100
	1.6	0.4	8.78E-008	2.63E-007	8.38E-007	256	100
	1.5	0.5	1.49E+000	3.21E+001	1.25E+001	—	0
F_5	2.0	0	1.20E-003	2.34E-002	9.70E-003	—	0
	1.9	0.1	9.98E-009	2.13E-007	5.36E-007	64	100
	1.8	0.2	8.76E-009	1.39E-007	5.23E-007	89	100
	1.7	0.3	5.58E-009	3.93E-007	4.39E-007	193	100
	1.6	0.4	5.36E-009	1.23E-007	6.25E-007	572	100
	1.5	0.5	1.90E-003	1.78E-001	9.60E-003	—	0

表3 AV-PSO与参考文献[8]性能比较

维数	函数	平均最优值				成功率/%				平均迭代次数			
		AV-PSO	PSO-IIW	BPSO	PSO-TVIW	AV-PSO	PSO-IIW	BPSO	PSO-TVIW	AV-PSO	PSO-IIW	BPSO	PSO-TVIW
80	F_1	0	0	13 600	146	100	100	24	8	139.6	282.3	468.9	1 925.4
	F_3	0	105	191	237	100	20	0	0	113.8	3 759.1	2 200.8	3 106.2
	F_4	0	0	152	102	100	100	22	16	117.8	286.1	1 249.5	2 204.3
120	F_1	0	0	30 400	323	100	100	8	2	129.6	328.4	608.0	2 420.6
	F_3	0	176	347	394	100	8	0	0	111.7	3 851.0	2 553.1	3 306.4
	F_4	0	0	269	258	100	100	6	4	119.5	346.0	1 805.0	2 371.8
160	F_1	0	0	41 200	38 100	100	100	2	0	137.2	370.1	962.7	2 935.5
	F_3	0	232	516	519	100	8	0	0	108.6	3 974.9	2 730.1	3 582.0
	F_4	0	0	444	373	100	100	2	0	113.5	376.7	1 964.0	2 964.7

5 结语

新改进的 AV-PSO 算法主要是:根据鸟群觅食的规律,利用粒子前两代的中心位置以寻找类似于当前全局最优位置的有用信息,并在速度更换式子新增 $c_3 r_3 (Avg_i - x_i(t))$ 部分,表示了粒子综合利用前两次的信息对自己下一步行为的影响。经简单分析鸟群在最优区域觅食规律及试验仿真表明: c_2 取值较大 c_3 取值较小并且其范围为 $[0.1, 0.4]$, 可以解决复杂高维优化问题。本文仅重点讨论该部分同社会部分 $c_2 r_2 (p_g(t) - x_i(t))$ 之间的关系,并没有从整体上考虑各个部分间的关系,如 c_1 、 c_2 和 c_3 等系数取值范围与相互间关系、收敛性分析及其在工程等其他方面的应用,将是下一步研究工作重点。

参考文献:

- [1] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C]// Proceedings of the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks. Washington, DC: IEEE Computer Society, 1995: 1942–1948.
- [2] SEO J H, IM C H, HEO C G, *et al.* Multimodal function optimization based on particle swarm optimization [J]. IEEE Transactions on

Magnetics, 2006, 42(4): 1095–1098.

- [3] YI DA, GE XIU-YUN. An improved PSO-based ANN with simulated annealing technique [J]. Neurocomputing, 2005, 63(11): 527–533.
- [4] SOUSA T, SILVA A, NEVES A. A particle swarm data miner [C]// EPIA'03: Proceedings of the 11th Portuguese Conference on Artificial Intelligence, LNAI 2902. Berlin: Springer-Verlag, 2003: 43–53.
- [5] GAING Z L. A particle swarm optimization approach for optimum design of PID controller in AVR system [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2004, 19(2): 384–391.
- [6] FRANKEN N, ENGELBRECHT A P. Particle swarm optimization approaches to coevolve strategies for the iterated prisoner's dilemma [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2005, 9(6): 562–579.
- [7] SOUSA T, SILVA A, NEVES A. Particle swarm based data mining algorithms for classification tasks [J]. Parallel Computing, 2004, 30(5/6): 767–783.
- [8] 李剑, 王乘. 一种改进的自适应微粒群优化算法[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2008, 36(3): 118–121.

(上接第 468 页)

从表 2 中可见,本文提出的几种算法的测试错误率的方差也与 AdaBoost 算法的测试错误率方差差不多。除在数据集 breastCancer 中,方法一和方法三的错误率方差比 AdaBoost 算法的错误率方差大,即使这样,错误率方差也很小。因此,测试数据也表明,提出的方法与 AdaBoost 算法一样,是稳定的。

5 结语

针对样本由数字属性构成的分类问题,在 AdaBoost 算法流程基础之上,提出了一种基于样本属性线性组合的集成学习算法,仍然采用 AdaBoost 算法的样本权值调整策略和分类器组合策略,对带样本权值的属性进行组合来构造单属性分类器,通过样本权值的调整来形成集成学习算法。本文提出的一般性属性组合集成学习算法思路具有一定的通用性,可以在此基础上,采取不同的方法来构造组合系数,从而得到不同的集成学习算法。本文给出了三种具体的属性组合系数构造方法,并对其构成的集成学习算法的有效性进行了分析,通过 UCI 机器学习数据集中的数据对提出的方法进行了实验验证,结果表明,基于属性组合的集成学习算法思路是正确的,方法是有效的。

参考文献:

- [1] FREUND Y, SCHAPIRE R E. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting [J]. Journal of Com-

puter and System Sciences, 1997, 55(1): 119–139.

- [2] SCHAPIRE R E. The strength of weak learnability [J]. Machine Learning, 1990, 5(2): 197–227.
- [3] 付忠良. 关于 AdaBoost 有效性的分析[J]. 计算机研究与发展, 2008, 45(10): 1747–1755.
- [4] 付忠良. 分类器线性组合的有效性和最佳组合问题的研究[J]. 计算机研究与发展, 2009, 46(7): 1206–1216.
- [5] SCHAPIRE R E, SINGER Y. BoostTexter: A boosting-based system for text categorization [J]. Machine Learning, 2000, 39(2): 135–168.
- [6] VIOLA P, JONES M. Robust real-time face detection [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 57(2): 137–154.
- [7] 梁路宏, 艾海舟, 徐光祐, 等. 人脸检测研究综述[J]. 计算机学报, 2002, 25(5): 449–458.
- [8] 武勃, 黄畅, 艾海舟, 等. 基于连续 AdaBoost 算法的多视角人脸检测[J]. 计算机研究与发展, 2005, 42(9): 1612–1621.
- [9] 蒋焰, 丁晓青. 基于多步校正的改进 AdaBoost 算法[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2008, 48(10): 1609–1612.
- [10] 赵春晖, 张洪才, 陆朝霞. 基于 AdaBoost 的选择性样本权重更新算法[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(10): 2943–2945.
- [11] 贾慧星, 章毓晋. 基于动态权重裁剪的快速 AdaBoost 训练算法[J]. 计算机学报, 2009, 32(2): 336–341.
- [12] 张健沛, 程丽丽, 杨静, 等. 基于全信息相关度的动态多分类器融合[J]. 计算机科学, 2008, 35(3): 188–190.