

基于双极偏好占优的阵列天线优化方法

王丽萍^{1,2} 林思颖¹ 邱飞岳³

(浙江工业大学经贸管理学院 杭州 310023)¹ (浙江工业大学智能信息处理研究所 杭州 310023)²
(浙江工业大学现代教育技术研究所 杭州 310023)³

摘要 传统进化算法在解决 4 个或 4 个以上目标的阵列天线综合问题时,出现了选择压力不足的难题。给出了一种基于双极偏好占优的阵列天线优化设计方法,该方法借助决策者根据解决实际问题的经验给出的目标值偏好,采用 TOPSIS 方法,比较 Pareto 解之间的相对贴近度值,建立了严格的非支配关系,引导种群向高的定向辐射方向图及低的零陷值靠近。为了可视化高维空间中的解集,用高维空间对角技术法对高维空间上的解进行可视化,并将该方法与现有的 3 种多目标优化方法进行解集质量优劣的比较与分析。仿真结果显示,该方法在解决 4 个以上目标的阵列天线综合问题时具有更好的收敛性以及更多的优秀解个数。

关键词 进化算法,阵列天线综合,双极偏好占优,解集可视化

中图分类号 TP391.9 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.1.059

Method of Antenna Arrays Optimization Based on Bipolar Preferences Dominance

WANG Li-ping^{1,2} LIN Si-ying¹ QIU Fei-yue³

(College of Business Administration, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)¹
(Institute of Intelligence Information Processing, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)²
(Institute of Educational Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)³

Abstract In this work, a bipolar preferences dominance based antenna arrays optimization (AAO) method was proposed to enhance the selection pressure of the multi-objective evolutionary algorithms (MOEAs) on the AAO problems with more than four objectives. Considering the positive preference and negative preference of the decision-makers in real-world problems, the TOPSIS method is employed to compare solutions, construct a more rigid non-domination relationship and induce the population to move towards the position with higher directional radiation pattern and lower null value. Besides, a HSDC method is applied to analyze the experimental results. In the experimental analysis, the proposed method was compared with four state-of-the-arts multi-objective optimization algorithms. The comparison results show the higher accuracy and operating efficiency of the proposed method.

Keywords Evolutionary algorithms, Synthesis of antenna array, Bipolar preferences dominance, Visualization

1 引言

阵列天线综合问题是指通过优化主波束、旁瓣控制和零陷设计等因素,最大程度地降低噪声、干扰和其他效应对信号质量的不利影响^[1]。实际应用中的阵列天线综合问题通常需要同时优化多个相互冲突的目标,其实质是一类多目标优化问题^[1-6]。基于数学规划的多目标优化方法是求解多目标优化问题的传统方法,然而这种方法对于非凸和不连续函数的求解效率较低^[7]。因此,近年来越来越多的学者研究基于进化的多目标优化方法,提出了 NSGA-II (Nondominated Sorting Genetic Algorithm II) 和 MOEA/D (Multiobjective Evolutionary Algorithm Based on Decomposition) 等经典的多目标进化算法^[8-13]。相对于传统方法,多目标进化算法对于目标

函数没有严格的数学性质要求,同时,一次运行能产生多个备选解,因此其适用范围更广且效率更高^[11]。

近年来,多目标进化算法被越来越多地应用于求解阵列天线综合问题^[1-6]。Bianchi 等人^[1]用 NSGA-II 算法求解宽带螺旋阵列优化问题,在优化主波束和旁瓣值两个目标上,取得了较好的效果。Roy 等人^[2]用基于分解的多目标粒子群优化算法来解决两目标线性阵列天线设计问题,旨在优化平均旁瓣值、零点控制两个目标。而实际应用中,阵列天线综合问题有 3 个或 3 个以上相互冲突的目标,如三目标模型、最大化主波束,并在多零陷生成的同时对旁瓣进一步抑制等。针对此类问题,Islam 等人^[3]使用 NSGA-II 算法有效地优化了 4 个目标阵列天线设计问题中的半功率波束宽度、旁瓣值、第一个零值波束宽度以及关闭阵元的个数。刘磊等人^[4]将改进的

到稿日期:2014-02-17 返修日期:2014-05-26 本文受国家自然科学基金(61379077, 61070135),浙江省自然科学基金(LZ13F020002, LY13F030010)资助。

王丽萍(1964—),女,教授,博士生导师,主要研究方向为信息处理、决策优化, E-mail: qfywlp@gmail.com; 林思颖(1990—),女,硕士生,主要研究方向为决策优化、天线优化; 邱飞岳(1965—),男,教授,硕士生导师,主要研究方向为学习科学与媒体技术、智能系统。

MSOPS(Improved Multiple-Single-Objective Pareto Sampling Algorithm)算法应用到五目标的阵列天线综合问题上,通过获得优秀值的个数证明了算法的优越性。

从现有研究可以看出,阵列天线综合问题的数学模型往往包含 3 个或 3 个以上的目标函数,是一类典型的高维目标优化问题。高维目标优化问题的求解难点在于,在有限规模的种群内,一个解在所有目标函数上都优于另一个解的可能性非常小。这种现象导致现有进化算法在搜索过程中的选择压力急剧下降,算法的性能也随之下降^[7]。另外,在实际应用中,决策者往往只对满足自身偏好的解集感兴趣,过多的解集反而会增加决策者的认知负担。如 MSOPS 算法虽然能够较好地解决高维的阵列天线综合问题,但没有考虑决策者的偏好来使之获得满意的解。同时,获得高维目标优化问题的多样化的解集,需要花费巨大的计算资源,求解效率非常低。

本文利用决策者对高定向辐射模式以及低零陷值的偏好组合,给出基于双极偏好的占优策略,并将该机制与 NSGA-II 结合,建立基于双极偏好占优的阵列天线优化方法,有效解决了阵列天线的参数优化问题,为决策者提供了优化方案。为了可视化高维空间中的解集,本文采用高维空间对角技术法(Hyper-space Diagonal Counting, HSDC)对阵列天线综合问题的高维空间上的解集进行可视化。

2 问题描述及方法概述

2.1 阵列天线综合问题

图 1 所示的是一个 10 单元对称的直线阵列天线综合问题^[4]。该问题忽略天线的具体形状,以电源代替,设计变量包括阵元间距(以波长计的电长度) $d(i)$ 、激励振幅 $A(i)$ ($i=1, \dots, 5$)。

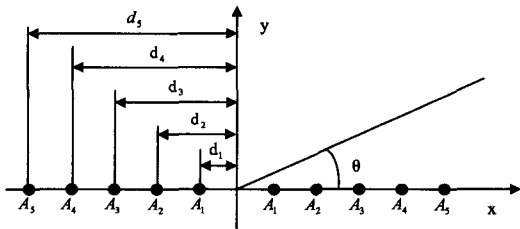


图 1 10 个变量的线性阵列天线结构示意图

为了使阵列天线具有较高的方向系数 D ,同时在 $[0^\circ, 80^\circ]$ 以及 $[100^\circ, 180^\circ]$ 区域上抑制旁瓣,还需要分别在 $20^\circ, 40^\circ, 50^\circ, 130^\circ, 140^\circ$ 与 160° 上取得零点以消除该方向上的干扰。这类问题是一个典型的高维目标优化问题,其目标函数包括以下 5 个:

$$f_1 = -20 \log D \quad (1)$$

$$f_2 = 20 \log [\max(|AF(\theta)|_{80^\circ})] \quad (2)$$

$$f_3 = 20 \log [|AF(20^\circ)|] \quad (3)$$

$$f_4 = 20 \log [|AF(40^\circ)|] \quad (4)$$

$$f_5 = 20 \log [|AF(50^\circ)|] \quad (5)$$

其中, $AF(\theta)$ 指阵列天线中的阵因子;方向系数 D 是表征天线辐射功率集中程度的参数,它的定义是:在总辐射功率相等的条件下,主瓣最大方向上功率密度与全空间的平均功率密度之比。同时:

$$AF(\theta) = 2 \sum_{n=1}^5 A(n) \cos[2\pi d(n) \cos\theta]$$

$$D = 2(a)^2 / (b_1 + b_2)$$

$$a = \sum_{n=1}^5 A(n)$$

$$b_1 = \sum_{n=1}^5 \sum_{m=1}^5 A(n)A(m) \frac{\sin\{2\pi[d(n)+d(m)]\}}{2\pi[d(n)+d(m)]}$$

$$b_2 = \begin{cases} \sum_{n=1}^5 \sum_{m=1}^5 A(n)A(m), & \text{if } n=m \\ \sum_{n=1}^5 \sum_{m=1}^5 A(n)A(m) \frac{\sin\{2\pi[d(n)-d(m)]\}}{2\pi[d(n)-d(m)]}, & \text{if } n \neq m \end{cases}$$

2.2 多目标优化问题

以最小化问题为例,一个具有 n 个决策变量、 k 个目标函数和 m 个约束条件的多目标优化问题(MOP)可表示为^[10]:

$$\text{Minimize } \{F(x)\} \quad (6)$$

$$\text{Subject to } e(x) \leq 0$$

其中, Ω 为决策向量 x 形成的决策空间, $x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in X$, x 表示决策向量, F 定义为目标向量:

$$F: \Omega \rightarrow \mathbb{R}^k, F(x) = (f_1(x), \dots, f_k(x))^T$$

定义 1(可行解集)^[10] 满足式(6)中的所有约束条件 $e(x)$ 的决策变量 x 的集合称为可行解集,用 X_f 表示,即:

$$X_f = \{x \in X | e(x) \leq 0\} \quad (7)$$

定义 2(Pareto 占优)^[11] 令决策变量 $a, b \in \Omega$,称 a 占优 b ($a < b$),当且仅当:

$$\forall i=1, 2, \dots, k, f_i(a) \leq f_i(b) \wedge \exists j=1, 2, \dots, k,$$

$$f_j(a) < f_j(b) \quad (8)$$

定义 3(Pareto 最优解)^[11] 令决策变量 $a \in \Omega$,称 a 为 Pareto 最优解,当且仅当:

$$\rightarrow \exists b \in \Omega: b < a \quad (9)$$

2.3 基于双极偏好占优的阵列天线优化方法

2.3.1 双极偏好占优机制

双极偏好占优机制是由王丽萍等人^[8]在 2013 年提出的一种用于处理高维目标优化问题的方法,该方法定义的占优机制如下。

定义 4(双极偏好占优) 假定一个种群 P ,给定两个解 $x, y \in P$,同时决策者给定的正、负偏好解分别为 S^+ 和 S^- ,认为解 x 双极偏好占优解 y (记作 $x <_{2p} y$),如果以下条件之一成立:

$$1) flags^+(x) > flags^+(y);$$

$$2) \text{当 } flags^+(x) = flags^+(y) \text{ 时,解 } x \text{ Pareto 占优解 } y;$$

3) 当以上两个条件均不成立时,解 x 的相对贴进度大于解 y 的相对贴进度,即 $C_x > C_y$ 。

其中,相对贴进度 $C = \frac{d^-}{d^+ + d^-}$,将决策者对于定向辐射

方向图以及零陷值的偏好作为正负偏好信息,并转化成欧氏距离的比值,从而对 Pareto 非支配的解进行进一步的优劣比较,便可得出更加符合决策者偏好的解。

2.3.2 基于双极偏好占优的阵列天线优化方法

基于 2.1 节中的线性阵列天线综合问题的模型,本文采用双极偏好占优策略对模型进行参数优化。详细的优化流程如图 2 所示。

在所提方法中,首先对算法进行初始化设置,主要包括对双极偏好、种群规模、迭代次数以及 NSGA-II 本身的选择概率和变异概率等参数进行设置;然后,将决策空间上的阵列天线参数组传递到阵列天线优化的过程中,通过 NSGA-II 的解

集更新方法进行个体更新。对于产生的新个体,通过双极偏好占优策略,进行 Pareto 占优排序,获得精英参数组。循环此过程,直到达到算法停止条件。

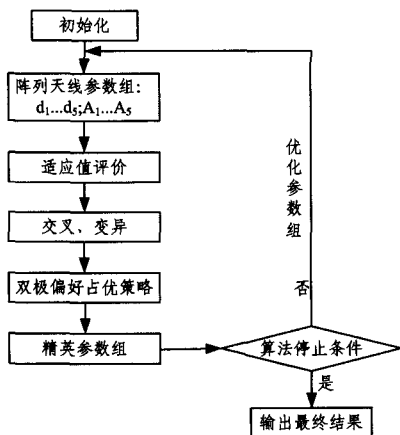


图2 引入双极偏好占优的阵列天线优化方法

在参数设置上,针对这类天线设计问题,通过选取每个目标上的最优值来确定决策者的正偏好,而选择较差的值作为负偏好,引导解远离差的偏好的同时向正偏好靠近。同时根据获得的目标值与正、负偏好的相对贴程度关系,来调整参数,不断循环阵列天线参数组的优化过程,直到满足终止条件。

3 实验结果与分析

本文的仿真实验在 Matlab 7.12.0 上运行。模拟二进制交叉和多项式变异算子的分布指数均为 20,交叉概率 P_c 的值为 0.9,变异概率 P_m 设为 $1/n$ (n 为决策变量的个数)。可视化方面,采用 HSDC 可视化技术^[9,14]表示最优解。每次算法独立运行 20 次,结果取 20 次运行的平均值。

3.1 高维空间对角计数方法(HSDC)

高维空间对角计数方法(The Hyper-space Diagonal Counting, HSDC)^[20]是由 Agrawal 等人在 2004 年提出的一种适用于高维目标进化算法的可视化技术,该技术提供了一种比传统的可视化方法更为直观的方法。

该方法的原理在于,将多个目标的取值情况反映在一个坐标轴上,在高维目标问题上,将目标分为两组反映在二维坐标轴上,从而实现解的可视化分析比较。

对于 5 个目标的线性天线阵列设计问题,本文将前两个目标与后 3 个目标分别使用 HSDC 方法进行处理后反映在二维坐标轴上,坐标轴上的取值越小,解的质量越高,决策者在决策时,可根据 HSDC 图形中解的分布情况来做出判断。

3.2 仿真实验结果

对五目标的阵列天线模型进行求解。设定种群大小为 80,最大进化代数数为 250。用于控制解集分布的 δ 值设置为 0.001。所求解集分布情况如图 3 灰色部分所示,黑色解集为

预先设定的拟 Pareto 前沿。同时,表 1 列举了所求解集中的 10 个代表解。

从图 3 中黑色与灰色的解的差异可以看出,本文提出的方法通过双极偏好占优的策略将解集向更高的定向辐射模型以及更低的零陷值靠近,从而获得了比拟 Pareto 前沿更优秀的解集。

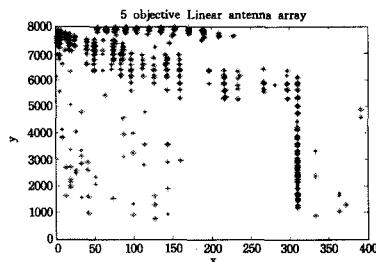


图3 基于双极偏好占优的阵列天线优化方法的解集分布

表1 五目标线性阵列天线设计部分代表性解集

序号	D(dB)	Peak SLL (dB)	AF(20°) (dB)	AF(40°) (dB)	AF(60°) (dB)
1	13.572	-31.428	-92.378	-54.620	-193.768
2	14.557	-41.017	-63.939	-68.929	-51.159
3	15.438	-36.860	-58.811	-62.515	-50.660
4	11.398	-20.637	-137.087	-91.536	-29.602
5	12.989	-27.880	-49.643	-86.6438	-86.493
6	14.530	-39.017	-60.732	-48.165	-61.891
7	13.608	-31.211	-88.167	-53.512	-103.5025
8	14.382	-37.694	-57.197	-44.710	-63.616
9	12.745	-26.990	-45.538	-88.066	-172.880
10	14.573	-40.966	-64.209	-69.216	-50.996

3.3 性能对比与分析

3.3.1 与改进的 MSOPS 算法对比

本文先将基于双极偏好占优的阵列天线优化方法(用 2p-AAO 表示)与改进的 MSOPS 算法进行对比实验,并使用加法二进制 ϵ 指标来评价两种算法解集的优劣。改进的 MSOPS^[4]是由刘磊等人提出的针对高维的阵列天线优化问题的一种基于聚集的搜索算法。参数设置上,2p-AAO 中 δ 值设置为 0.001,种群个数设为 80,代数为 250。改进的 MSOPSO 算法的种群个数设置为 20,数为 1000。

加法二进制 ϵ 指标^[15]是一种用于直接比较两个解集优劣性的指标。对比结果中指标值较小的解集质量较高(以目标最小化为例)。本文用 P 表示 2p-AAO 算法求得的解集,用字母 M 表示改进的 MSOPS 算法产生的解集。

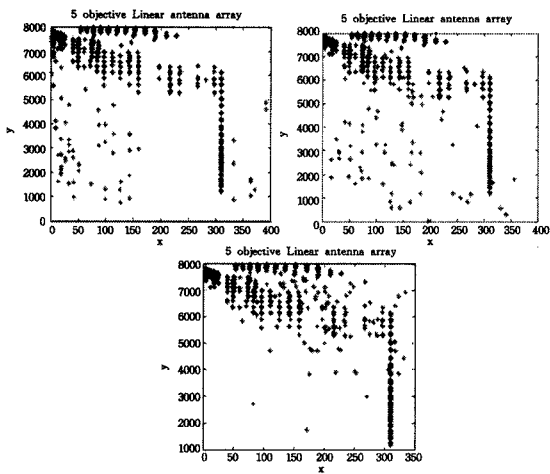
表 2 分别列出了两种算法在五目标问题上的 3 组代表解,最后一列表示两种算法比较后的加法二进制 ϵ 指标值,其中 $I(P, M) < 0, I(M, P) > 0$,因此,根据加法二进制 ϵ 指标值的性质,算法 2p-AAO 产生的解集要强于改进的 MSOPS 算法(表中加粗字体为优秀值)。

表2 改进的 MSOPS 算法与 2p-AAO 算法所求得的结果

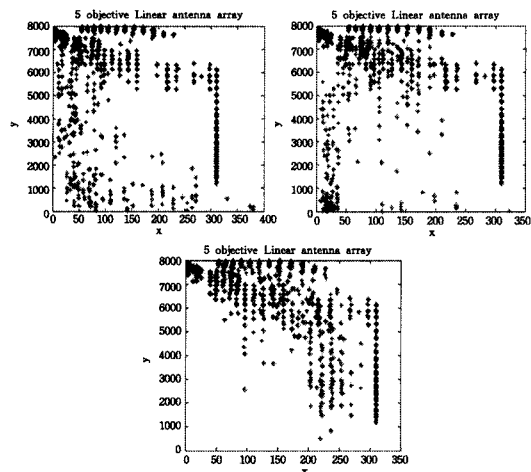
目标函数优化算法	D(dB)	Peak SLL (dB)	AF(20°) (dB)	AF(40°) (dB)	AF(60°) (dB)	加法二进制指标值
Improved MSOPS	22.497	-17.861	-112.261	-77.371	-161.215	$I(M, P) = 6.232$
	23.99	-34.459	-37.760	-59.413	-45.144	
	24.232	-27.841	-44.143	-51.428	-39.668	
2p-AAO	17.026	-18.289	-112.647	-83.603	-95.259	$I(P, M) = -0.905$
	17.328	-34.349	-40.562	-60.537	-80.374	
	16.445	-32.952	-114.036	-53.302	-40.573	

3.3.2 与经典算法的比较

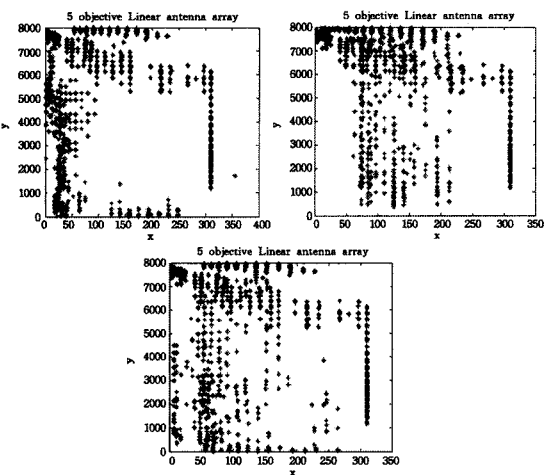
在算法性能对比上,将本文方法与基于偏好的经典算法 r -NSGA-II^[12] 以及 g -NSGA-II^[15] 算法进行比较。在对比实验中,为使 3 种算法产生的解集具有相似的分佈性,将 2p-AAO 的 δ 值设置为 0.001, r -NSGA-II 中的 δ 值设置为 0.1。在偏好点的设置方面, r -NSGA-II 与 g -NSGA-II 的偏好点与 2p-AAO 中的正偏好点相一致。使用可视化技术并通过计算优秀值对算法进行比较。



(a) 2p, g, r-NSGA-II 在 case 1 上的结果



(b) 2p, g, r-NSGA-II 在 case 2 上的结果



(c) 2p, g, r-NSGA-II 在 case 3 上的结果

图 4

可视化可以用来直观地分析算法的优劣,3 种算法的应

用结果用 HSDC 方法反映在坐标轴上,如图 4 所示,图 4(a) - (c) 分别表示在种群个数为 80、300、500,代数为 250、500、1000 时解的分布情况。黑色点代表拟 Pareto 前沿,灰色点代表 3 种算法得到的结果。

直观上看,图 4 中算法 2p-AAO 所产生的解均向着等级更低的方向靠近。为了精确比较解的优劣,计算 3 种算法在这 3 种情况下所得到的优秀值的个数,如表 3 所列,表中 g -NSGA-II 尽管在 case 2 的优秀值比 2p-AAO 多,但随着种群个数及进化代数的增加, g -NSGA-II 算法所得优秀值的个数反而降低,而 r -NSGA-II 算法得到的优秀值均要少于本文所给算法。这是由于 2p-AAO 算法通过两两比较解之间的相对贴附度来进一步比较解的优劣程度,使得算法的压力较其他两种算法更大,因此其所得到的优秀值总体上要比另外两种算法多。

表 3 3 种算法获得的优秀值个数

算法优秀值个数	case 1 (80×250)	case 2 (300×500)	case 3 (500×1000)
2p-AAO	15	26	69
g -NSGA-II	8	31	13
r -NSGA-II	3	10	41

结束语 本文提出一种基于双极偏好占优策略的阵列天线优化方法,并将方法的运行结果与现有的解决方法以及经典的算法进行对比实验。通过 HSDC 可视化技术、 ϵ 指标以及优秀解的个数等指标,比较了算法的求解精度。实验结果表明,该方法的综合性能相对于其他 3 种算法更优。在将来研究工作中,将借助新的优化技术来提高算法在高维阵列天线问题上的搜索性能,以解决更为复杂的高维目标天线阵列优化问题。

参考文献

- [1] Bianchi D, Fontana N, Genovesi S, et al. Multi-objective Optimization of Wideband Spiral Arrays[C]// Antennas and Propagation Society International Symposium (APSURSI). Toronto, 2010; 1-4
- [2] Roy S, Martinez S Z, Coello C A C, et al. A Multi-Objective Evolutionary Approach for Linear Antenna Array Design and Synthesis [C]// 2012 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). Australia, IEEE, 2012; 1-8
- [3] Islam S M, Ghosh S, Roy S, et al. Synthesis and Design of Thinned Planar Concentric Circular Antenna Array-A Multi-objective Approach [M] // Swarm, Evolutionary, and Memetic Computing. Springer Berlin Heidelberg, 2011; 182-190
- [4] Liu L, Lu J W, Yang S Y. Many-Objective Optimization of Antenna Arrays Using an Improved Multiple-Single-Objective Pareto Sampling Algorithm[J]. Antennas and Wireless Propagation Letters, IEEE, 2012(11); 399-402
- [5] 石永昌, 胡明春, 李建新. 基于粒子群优化算法的阵列天线方向图综合[J]. 微波学报, 2010(s2); 143-145
- [6] 张权, 沈建靓, 严继军, 等. 差分进化算法在阵列天线波束赋形中的应用[J]. 微波学报, 2010(2); 242-244
- [7] Kim J H, Han J H, Kim Y H, et al. Preference-based solution selection algorithm for evolutionary multiobjective optimization [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2012, 16 (1); 20-34

(下转第 296 页)

记的方法。在 Corel 数据集上的实验结果表明,所提方法的分类精度高于其他的算法。

参考文献

- [1] Yu Jun, Tao Da-cheng, Wang Meng. Adaptive hypergraph learning and its application in image classification [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(7): 3262-3272
- [2] 王宇新, 郭东, 何昌钦, 等. 用于图像场景分类的空间视觉词袋模型[J]. 计算机科学, 2011, 38(8): 265-268
- [3] 元晓振, 王庆. 一种基于稀疏编码的多核学习图像分类方法[J]. 电子学报, 2012, 40(4): 773-779
- [4] 孙锋利, 何明一, 高全华. 基于自适应脊波网络的高光谱遥感图像分类[J]. 计算机科学, 2011, 38(8): 260-264
- [5] 李峰, 孙启艳. 基于图像边界特征的人体寄生虫虫卵形状分类算法研究[J]. 计算机科学, 2014, 39(5): 261-265
- [6] 黄剑华, 丁建睿, 刘家锋, 等. 局部特征与多示例学习结合的超声图像分类方法[J]. 自动化学报, 2013, 39(6): 861-867
- [7] Dietterich T G, Lathrop R H, Lozano-Perez T. Solving the multiple instance problem with axis-parallel rectangles [J]. Artificial Intelligence, 1997, 89 (1/2): 31-71
- [8] Maron O, Ratan A L. Multiple-instance learning for natural scene classification [C]// International Conference on Machine Learning. 1998: 341-349
- [9] Zhang Qi, Goldman S A. EM-DD: an improved multiple-instance learning technique [C]// International Conference on Neural Information Processing Systems. 2002: 1073-1080
- [10] Chen Yi-in, Wang Ze. Image categorization by learning and reasoning with regions [J]. Journal of Machine Learning Research, 2004, 5(8): 913-939
- [11] Chen Yi-xin, Bi Jin-bo, Wang Ze. MILES: multiple-instance learning via embedded instance selection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28 (12): 1931-1947
- [12] Zhou Zhi-hua, Xu Jun-ming. On the relation between multi-instance learning and semi-supervised learning [C]// International

Conference on Machine Learning. 2007: 1167-1174

- [13] Zhou Zhi-hua, Sun Yu-yin, Li Yu-feng. Multi-instance learning by treating instances as non-i. i. d. samples [C]// International Conference on Machine Learning. 2009: 1249-1256
- [14] Fu Zhou-yu, Robles-Kelly A, Zhou Jun. Multiple instance learning with instance selection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(5): 958-977
- [15] Li Bing, Xiong Wei-hua, Hu Wei-ming. Context-aware multi-instance learning based on hierarchical sparse representation [C]// IEEE Conference on Data Mining. 2011: 370-377
- [16] Feng Song-he, Xiong Wei-hua, Li Bing, et al. Hierarchical sparse representation based multi-instance semi-supervised learning with application to image categorization [J]. Signal Processing, 2014, 94(1): 595-607
- [17] 张钢, 印鉴, 程良伦, 等. 半监督多示例核[J]. 计算机科学, 2011, 38(9): 220-223
- [18] 李展, 彭进业, 温超. 基于 EMD 距离的多示例聚类[J]. 计算机科学, 2011, 38(7): 235-239
- [19] Olshausen B A, Field D J. Emergence of simple-cell receptive field properties by learning a sparse code for natural images [J]. Nature, 1996, 381(6583): 607-609
- [20] 焦李成, 杨淑媛, 刘芳, 等. 压缩感知回顾与展望[J]. 电子学报, 2011, 39(7): 1651-1662
- [21] 黄克斌, 胡瑞敏, 韩镇, 等. 基于 K 近邻稀疏编码均值约束的人脸超分辨率算法[J]. 计算机科学, 2013, 40(5): 271-274
- [22] Wright J, Yang A, Ganesh A, et al. Robust face recognition via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2): 201-227
- [23] 宋相法, 焦李成. 基于稀疏表示及光谱信息的高光谱遥感图像分类[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(2): 268-272
- [24] Qiao Li-shan, Chen Song-can, Tan Xiao-yang. Sparsity preserving projection with applications to face recognition [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(1): 331-341
- [25] Tibshirani R. Regression shrinkage and selection via the LASSO [J]. Journal of the Royal Statistical Society B, 1996, 58(1): 267-288

(上接第 271 页)

- [8] 邱飞岳, 吴裕市, 邱启仓, 等. 基于双极偏好占优的高维目标进化算法[J]. 软件学报, 2013, 24(3): 476-489
- [9] Agrawal G, Lewis K, Chugh K, et al. Intuitive Visualization of Pareto Frontier for Multi-Objective Optimization in n-Dimensional Performance Space [C]// 10th AIAA/ISSMO Multidisciplinary Analysis and Optimization Conference. New York, 2004: 1523-1533
- [10] 崔逊学. 多目标进化算法及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2006
- [11] 公茂果, 焦李成, 杨咚咚, 等. 进化多目标优化算法研究[J]. 软件学报, 2009, 20(2): 271-289
- [12] Molina J, Santana L V, Hernández-Díaz A G, et al. g-dominance: Reference point based dominance for multiobjective metaheuris-

tics [J]. European Journal of Operational Research, 2009, 197 (2): 685-692

- [13] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197
- [14] Agrawal G, Bloebaum C L, Lewis K. Intuitive Design Selection Using Visualized n-Dimensional Pareto Frontier [C]// 1st AIAA Multidisciplinary Design Optimization Specialist Conference. Austin, Texas, 2005: 1-4
- [15] Ben Said L, Bechikh S, Ghédira K. The r-dominance: a new dominance relation for interactive evolutionary multicriteria decision making [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2010, 14(5): 801-818