

一种偏好多目标蜂群算法及其在油茶果图像识别中的应用*

李 昕, 李立君[†]

(中南林业科技大学 机电工程学院, 长沙 410004)

摘要: 针对油茶果采摘机器人机器视觉系统实用性要求, 提出了一种基于偏好多目标蜂群算法以解决油茶果目标多特征融合问题。在对油茶果采摘图像进行色差阈值分割后, 分别提取分割区域的典型颜色、形态及纹理特征中的八个特征量作为偏好区域对油茶果多特征参数的识别。实验结果表明, 使用多特征参数融合方法的识别率较之单特征方法有所提高, 在晴天时提高了 91.27%, 在阴天时提高了 94.88%; 同时平均识别时间控制在 3 500 ms 内, 达到了油茶果实时采摘的要求, 为下一步在智能油茶采摘机器人中的应用打下了基础。

关键词: 机器视觉; 多特征; 蜂群算法

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)12-4779-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.12.099

Preference multi-objective artificial bee colony and its application in camellia fruit image recognition

LI Xin, LI Li-jun[†]

(School of Mechanical & Electrical Engineering, Center South University of Forestry & Technology, Changsha 410004, China)

Abstract: To solve the practical demanding of machine-vision system in camellia fruit picking robot, this paper proposed the method of multi-feature integration using preference multi-objective artificial bee colony as the recognition algorithm. Based on the image procession of camellia fruit, it took eight characteristic parameters of the color feature, the morphology feature and the texture feature as the preference region to recognition. The simulation proves the accuracy of multi-feature integration is higher than the single feature. It reaches 91.27% in the sunny day and 94.88% in the cloudy day, and the recognizing time is limited in 3 500 ms. It has a certain meaning in application of forestry picking robot, makes a foundation for the next application in camellia fruit picking robot.

Key words: machine-vision; multi-feature; artificial bee colony

油茶林主要分布于我国南方地区, 其油茶果实经加工后, 可广泛用于食品、工业、医药等重要领域, 是重要的经济林树种之一。油茶树叶繁茂, 枝桠交叠, 油茶果成熟时呈球形或椭圆形, 颜色呈淡黄色或暗红色、或呈绿色, 与树叶颜色相近。油茶果目标与背景成多元信息叠加, 且受光照、摇晃等不稳定因素的影响, 以上因素致使快速、准确地识别油茶果极其困难。在对林果采摘机器人视觉识别技术的相关研究中, 目前主要集中于对目标的颜色^[1-3]、形态^[4]、纹理^[5,6]、光谱^[7]等单特征识别。在多特征识别研究中, Hayashi 等人^[8]提出了基于形态学特征及颜色特征的茄子图像分割法, 并采用网格模板获取完整的茄子目标; Zhao 等人^[9]利用纹理特征和颜色特征识别树上苹果; Blasco 等人^[10]结合多光谱特征和形态学特征, 利用贝叶斯分类器检测柑橘表面; 王津京等人^[11]利用支持向量机算法对待识别的目标苹果的颜色和形状特征进行了综合分类。

综上所述, 国内外很多学者对林果采摘机器人视觉系统图像识别算法开展了许多有益的研究工作。但由于这些林果具备较明显的形态、颜色或纹理等特征, 因此识别方法主要局限于算法简单、运算速度较快的单特征识别。而现有的多特征参

数识别方法主要是简单地使用识别算法将目标多特征参数串联进行识别, 大大增加了识别时间, 同样不适用于实时性要求较高的油茶果采摘环境。本文在前人研究的基础上提出了一种基于偏好区域的多目标蜂群算法用于油茶果多特征(颜色、形态、纹理)融合识别, 取得了一定的效果。

1 目标特征的提取

1.1 色差阈值图像分割

为了取得较好的油茶果实目标, 并且考虑到油茶果图像中前景目标与背景目标的颜色差异性, 本文首先使用色差灰度阈值法对采集图像进行分割以取得较好的效果。通过色差阈值分割可将前景的油茶果实、树枝、树叶等目标与背景中的天空等目标分离出来。分割方法采用基于 RGB 色差图像的 Otsu 法^[12], 其中 R, G, B 为彩色图像的色度值, 较好地反映了图像的颜色构成, 经过多组色差图进行 Otsu 分割比较得出, $R-B$ 的色差分割图滤除了大部分的背景杂质, 所得的图像效果最好, 因此选用 $R-B$ 色差图作为分割处理图, 如图 1 所示。用 Otsu 法求取的阈值将色差图像二值化后, 图像中除了包含了油茶果

收稿日期: 2012-04-13; 修回日期: 2012-05-21 基金项目: 林业公益性行业科研专项基金资助项目(201104090)

作者简介: 李昕, 博士研究生, 主要研究方向为机器视觉、人工智能; 李立君(通信作者), 教授, 博导, 主要研究方向为林业技术与装备(junli-li1122@163.com)。

实以外,还包含了树枝树叶、光斑、噪声等大量杂质。在下一步实验中将采用数学形态学的方法^[13]对图像进行后处理,滤除光斑等杂质,以得到目标油茶果图像。

1.2 目标多特征提取

本文分别求取目标油茶果特征中的颜色、形态以及纹理等八个特征以表示目标油茶果的属性特征量,然后再进一步将这些特征量融入偏好人工蜂群算法中进行识别。

首先将 Otsu 法分割出的目标油茶果区域中的图像颜色信息(图 2)提取出来,分别对图像中 RGB 和 HIS 分量求其平均值,用 C_1 、 C_2 表示,即 $C_1 = (R + G + B)/3$, $C_2 = (H + S)/2$ 。



图1 R-B色差Otsu法分割效果

图2 颜色信息

形态学特征提取以面积(A)、周长(S)、长度(L)、宽度(W)要素为基础,提出具有 RST 不变性^[12]的三个参数量,即延伸率($S_1 = L/W$)、圆形度($S_2 = 4\pi A/S^2$)、圆满度($S_3 = 4A/\pi L^2$)作为油茶果目标的形态学特征。

图像纹理特征以油茶果图像中的灰度共生矩阵 p_{ij} 为基础,分别提取图像的三个纹理特征量,即 T_1 (能量)、 T_2 (相关性)、 T_3 (对比度)^[14]。

$$T_1 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L_g-1} p_{ij}^2 \tag{1}$$

$$T_2 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L_g-1} (i - T_h)(j - T_h) p_{ij} \tag{2}$$

$$T_3 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L_g-1} |i - j|^a (p_{ij})^b \quad a, b \text{ 为整数} \tag{3}$$

其中: L 为原灰度图像灰度级; L_g 为梯度图像灰度级; T_h 为灰度平均值; T_h 为梯度平均值。

以上文中的八个特征量为基础,提取 20 组典型油茶果的特征量,得到各特征量数值及变化范围如表 1 所示。

表 1 油茶果特征参数

颜色特征		形态特征			纹理特征		
C_1	C_2	S_1	S_2	S_3	T_1	T_2	T_3
148 ~ 189	0.3087 ~ 0.3545	0.71 ~ 1.62	0.88 ~ 1.18	0.71 ~ 1.84	0.007 ~ 0.023	0.579 ~ 0.697	0.31 ~ 0.52

2 偏好多目标人工蜂群算法

人工蜂群算法 (artificial bee colony algorithm) 是由 Karaboga^[15]于 2005 年提出的,其算法模拟了蜜蜂采蜜过程中的群体行为与个体行为,具有算法简单、搜索速度快等特点,现已广泛应用于函数优化、模式识别、图像处理等领域。本文在其算法的基础上进行了修改,融入了多目标算法模块与偏好信息区域要素,形成了一种适用于油茶果图像快速识别的改进算法,即偏好多目标人工蜂群算法,以适应油茶果实际采摘环境的要求。

2.1 多进化目标设定

多目标进化算法是一种解决多目标问题的有效方法,目前该算法已经广泛应用于粒子群算法优化问题,取得了较好的效果^[16]。在人工蜂群算法中,根据多目标进化问题的特点,将整个进化种群问题分解为若干个子种群进化问题,每个子种群分别对应于一个油茶果特征进行优化计算,以实现整个蜂群算法的进化。多目标优化问题(MOP)一般定义如下:

$$\begin{aligned} \min f(x) &= \{f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)\} \tag{4} \\ \text{s. t. } &\begin{cases} g_i(x) \leq 0 & i=1, 2, \dots, m \\ h_j(x) = 0 & j=1, 2, \dots, q \\ x \in D \subset \mathbb{R}^n \end{cases} \end{aligned}$$

其中: x 是 \mathbb{R}^n 空间中的决策变量; D 是其定义域; $f(x)$ 是目标函数; $g(x)$ 、 $h(x)$ 是约束函数。本文在解集中增加偏好区域,而后寻找到多目标的 Pareto 最优解集以确定 Pareto_{inc}集,从而判定是否为目标油茶果区域。

2.2 偏好信息区域的设定

前人的研究表明,将决策者的偏好信息输入算法可以增加算法的识别率,并提高算法的收敛速度。麦雄发等人^[17]将偏好信息融入多目标粒子群算法,杨咚咚等人^[18]将偏好信息融入克隆免疫算法中,均取得了一定的效果。本文将八组油茶果典型参数范围作为 Pareto 前沿输入多目标人工蜂群算法作为油茶果偏好信息区域,偏好区域定义如下:

$$S = \pi \left(\frac{\|x_H - x_L\| + \|y_H - y_L\|}{4} \right)^2 \tag{5}$$

其中: S 为偏好参数面积区域; x_H 、 x_L 分别为参数欧式空间横坐标上下界; y_H 、 y_L 为参数欧式空间纵坐标上下界。

由此构建出偏好多目标人工蜂群算法。这种搜索方法的优点在于算法只需要搜索偏好区域附近的最优解,而不需要得到完整的 Pareto 前沿,使其算法搜索缩小了范围,因此较普通多目标算法具有更高的识别率和收敛速度。

2.3 偏好多目标蜂群算法流程

a) 在待搜索八种不同的油茶果参数数据中按式(6)随机分别生成 $8N$ 个初始位置。

$$v_{ij} = x_{jL} + \text{rand}(0, 1) \times (x_{jH} - x_{jL}) \tag{6}$$

其中: v_{ij} 为第 i 只对第 j 维搜索后的位置; x_{jL} 、 x_{jH} 分别为第 j 维变量的下界和上界; $\text{rand}(0, 1)$ 为 0 ~ 1 的随机数。

b) 输入偏好参数区域,引领蜂按式(7)在偏好区域附近搜索匹配的新蜜源。

$$v_{ij} = x_{ij} + r(x_{ij} - x_{kj}) \tag{7}$$

其中: v_{ij} 为新蜜源的位置; $r \in [-1, 1]$ 为随机变量; x_{ij} 为蜜源 i 的第 j 维位置; x_{kj} 为不为 i 的蜜源 k 的第 j 维位置。

c) 比较搜索后的蜜源信息,选择较优的蜜源。

d) 跟随蜂按照轮盘赌选择策略选择引领蜂搜索的蜜源,并在蜜源附近按式(7)搜索新蜜源。

e) 比较花蜜数量,将较优的作为引领蜂与蜜源的位置,其余则为跟随蜂位置。

f) 若蜜源经过设定阈值 limit 次循环不变,则放弃该蜜源,引领蜂转变为侦察蜂,按式(6)生成新蜜源。

g) 返回步骤 b),直至满足终止条件。

按照式(4)的概念,本文对于每一只引领蜂的目标函数为

$$\min f(x) = f_1(x) - f_2(x) \tag{8}$$

其中: $f_2(x)$ 为油茶参数的初始位置, $f_1(x)$ 则为引领蜂的位置。取其最近值为最优目标函数。式(8)在偏好区域中的约束条件为

$$\| \min f(x) \| \leq S \tag{9}$$

式(9)相当于将引领蜂与跟随蜂的位置限制在偏好区域之中,以便在此范围内反复搜索出最优值。

2.4 算法对比分析

本文使用 UCI 数据集中的 Iris 数据集进行偏好多目标蜂

群算法与经典人工蜂群算法的识别率及识别时间对比。通过对比可以看出,在以 Versicolor 数据作为偏好区域的情况下,改进的偏好多目标蜂群算法的识别率在无干扰、轻度随机干扰和随机高度干扰下较之经典人工蜂群算法分别提高了 12.57%、7.98% 和 6.87%,平均识别率增加了 9.14%。而时间复杂度则下降了 1.39 s、1.19 s 和 0.48 s,平均聚类时间减少了 1.02 s,证明了改进算法的有效性。其算法对比图如图 3 所示。

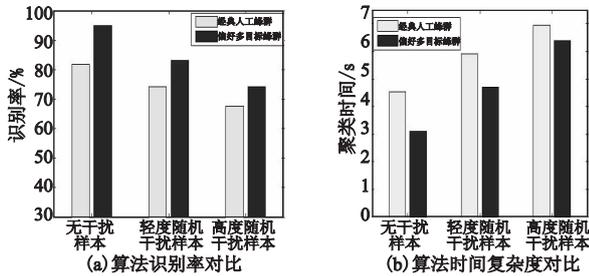


图3 经典人工蜂群算法与偏好多目标蜂群算法识别率及时间复杂度对比

3 油茶果多特征参数实验

实验采集 40 组晴天油茶果图片和 40 组阴天油茶果图片作为实验图片进行油茶果识别实验,图片采集地点为长沙浏阳市油茶果产业基地,采摘时间为油茶果成熟时的 2011 年 10 月。本文实验硬件平台为 Intel i7 2600K 处理器,软件平台为 MATLAB 2011b,Windows7 操作系统,实验流程如图 4 所示。

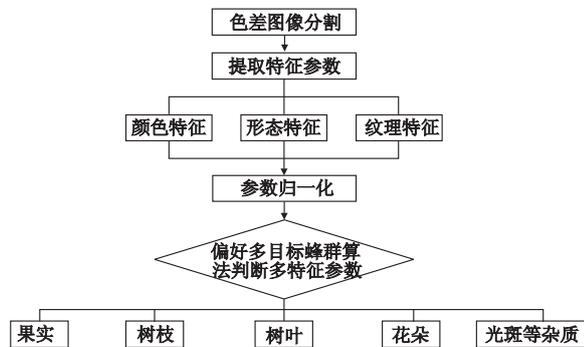


图4 油茶果识别流程

本文将分割后表 1 中 20 组目标油茶果八个数值的参数作为油茶果典型参数输入偏好多目标蜂群算法中进行实验。由于表中 C_1 、 C_2 、 T_1 数值范围与其他参数范围不符,故设定权值 $w_1 = 0.01$ 、 $w_2 = 10$ 、 $w_3 = 100$ 进行调整,即 $S_1 = w_1 S_1$ 、 $S_2 = w_2 S_2$ 、 $T_1 = w_3 T_1$ 。最后将调整后的八个参数进行归一化处理,并将最终油茶果参数值作为偏好数值区域。

通过表 2 所示的油茶果多特征识别率结果可得:a)多特征油茶果识别方法由于综合了目标的多种特征,受外界干扰相对较小,故其识别率比单特征较高,从而证明了多特征融合的鲁棒性及高效性;b)由于将油茶果参数偏好区域输入蜂群算法,因此油茶果目标的识别率在晴天和阴天环境下均明显高于树叶及果实等外界待识别目标,从而证明了偏好区域的有效性。

表 2 不同方法识别率 /%

组别	颜色特征	形态特征	纹理特征	多特征融合
果实(晴天)	76.72	81.67	85.74	91.27
树叶(晴天)	72.33	62.00	77.56	87.46
花朵(晴天)	76.48	68.57	78.91	81.10
果实(阴天)	79.82	87.69	88.32	94.88
树叶(阴天)	69.73	70.83	76.49	80.11
花朵(阴天)	71.27	73.33	81.57	86.39

通过表 3 的识别时间对比可知,多特征融合方法所用的时间基本为各单特征方法串联的时间之和,其时间基本满足了油茶果采摘所需的时间要求,且在实际的采摘环境下,可以根据具体要求增减识别特征数,从而保证了算法的有效性。

表 3 不同方法识别时间

组别	颜色特征/s	形态特征/s	纹理特征/s	多特征融合/s
1(晴天)	0.969	0.956	1.117	3.130
2(晴天)	1.087	0.993	1.094	3.223
3(晴天)	0.840	1.088	1.288	3.312
1(阴天)	0.793	0.847	1.187	2.802
2(阴天)	0.801	0.866	0.901	2.595
3(阴天)	0.957	0.949	1.090	2.991

4 结束语

针对油茶果采摘机器人在采摘过程中的高识别率要求,提出了一种基于偏好多目标蜂群算法的油茶果识别方法。首先将油茶果图像进行色差阈值分割处理,在此基础上提取数学形态学处理后的油茶果的多特征参数构建偏好区域,并将偏好区域融入偏好多目标蜂群算法中,使每个特征对应于单个目标进行识别。从算法结构中可以看出,目标的多特征参数在偏好多目标蜂群算法中得到了较好的融合,使得多特征融合的鲁棒性得到进一步增强。仿真实验结果表明,使用偏好多目标蜂群算法的多特征识别较单特征识别率有所提高,且识别时间达到了采摘要求。用偏好多目标蜂群算法实现目标多特征融合增强了机器视觉算法的实用性,克服了传统多特征融合方法存在的融合性差、时间复杂度高等问题,在油茶果采摘中具有一定的意义。

参考文献:

- [1] HOSNA M M, REZA A, MAHMOUD O. Detection of red ripe tomatoes on stem using image processing techniques [J]. *Journal of American Science*, 2011, 7(7): 376-279.
- [2] 熊俊涛, 邹湘军, 陈丽娟, 等. 基于机器视觉的自然环境中成熟荔枝识别[J]. *农业机械学报*, 2011, 42(9): 162-166.
- [3] 尹建军, 毛罕干, 王新忠, 等. 不同生长状况下多目标番茄图像的自动分割方法[J]. *农业工程学报*, 2006, 22(10): 149-153.
- [4] 姚立健. 茄子收获机器人视觉系统和机械臂避障规划研究[D]. 南京: 南京农业大学, 2008.
- [5] RAKUN J, STAJNKO D, ZAZULA D. Detecting fruits in natural scenes by using spatial-frequency based texture analysis and multiview geometry[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2011, 76(1): 80-88.
- [6] SUSANA R S, LUCA R, VINCENZO G, et al. Phenolic ripeness assessment of grape skin by texture analysis [J]. *Journal of Food Composition and Analysis*, 2008, 21(8): 644-649.
- [7] QIN Jian-wei, BURKS T F, RITEOUR M A, et al. Detection of citrus canker using hyperspectral reflectance imaging with spectral information divergence [J]. *Journal of Food Engineering*, 2009, 93(2): 183-191.
- [8] HAYASHI S, GANNO K, ISHII Y, et al. Robotic harvesting system for eggplants[J]. *JARQ*, 2002, 36(3): 163-168
- [9] ZHAO Jun, TOW J, KATUPITIYA J. On-tree fruit recognition using texture properties and color data [C]//Proc of International Conference on Intelligence Robots and Systems. 2005: 263-268.

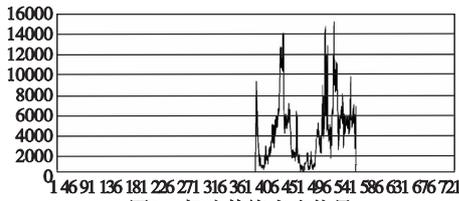


图9 打斗传统光流能量

使用光流法对各类视频进行能量计算,得到两种方法的测试结果对比如表 3 所示。

表 3 两种方法的测试结果对比

方法	测试样本总量	误判量	误判率/%
光流法	200	58	29
整体模型法	200	40	20

4.4 算法性能分析

本文算法使用基于 Windows XP 系统的 VS2005 平台进行研发。其中处理器为 Intel 酷睿 2 双核 T6600,总线频率 800 MHz。算法运行时,处理两人打斗视频每帧耗时 0.067 s,处理多人视频每帧耗时 0.083 s,基本满足了对实时性的要求。同时程序运行时 CPU 的占用率平均为 29%,内存占用率平均为 29 652KB。程序运行时不会对其他进程的正常运行造成影响。

5 结束语

本文针对人数较少的场景,首先对需要检测其行为正常与否的运动人体目标进行跟踪,然后在传统光流速度场的基础上提出了整体能量特征模型,不仅包含了行为个体的能量,还包含了行为发生双方的交互能量,从而能够很好地反映场景中的行为特征。最后通过使用不同类型行为的视频对该算法模型进行测试,以及与传统光流能量法对比分析,证明了该模型对检测异常行为能够达到理想的效果。

参考文献:

- [1] CHEN Da-tong, HOWARP W, CHEN Ming-yu, *et al.* Recognition of aggressive human behavior using binary local motion descriptors [C]//Proc of the 30th Annual International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society. 2008;5238-5241.
- [2] CHEN Ming-yu, HAUPTMANN A. MoSIFT: Recognizing human actions in surveillance videos[D]. Pittsburgh: Carnegie-Mellon University, 2009.
- [3] GIANNAKOPOULOS T, MAKRIS A, KOSMOPOULOS D. Audio-visual fusion for detecting violent scenes in videos[C]//Lecture Notes in Computer Society, vol 6040. Berlin: Springer-Verlag, 2010:91-100.
- [4] GONG Yu, WANG Wei-qiang, JIANG Shu-qiang, *et al.* Detecting violent scenes in movies by auditory and visual cues. [C]//Proc of the 9th Pacific Rim Conference on Multimedia. 2008;317-326.
- [5] WYATT D, CHOUDHURY T, BILMES J. Conversation detection and speaker segmentation in privacy-sensitive situated speech data [C]//Proc of the 8th Annual Conference on the International Speech Communication Association. 2007:69-72.
- [6] LIN Wei-yao, SUN Ming-ting, POOVENDRAN R, *et al.* Group event detection for video surveillance[C]//Proc of IEEE International Symposium on Circuits and Systems. 2009:2830-2833.
- [7] 周巧云,于士琪. 运动人体分析[J]. 先进技术研究通报, 2009, 3(5):P47-51.
- [8] STAUFFER C, GRIMSON W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking[C]//Proc of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 1999:246-252.
- [9] ALI S, SHAH M. Floor fields for tracking in high density crowd scenes [C]//Proc of the 10th European Conference on Computer Vision: Part II. 2008:1-14.
- [10] ZIVKOVIC Z. Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction [C]//Proc of the 17th International Conference on Pattern Recognition. 2004, :28-31.
- [11] LI Jin-chao, TANG Hui-ming, LU Chao. Noise estimation in video surveillance systems [C]//Proc of WRI World Congress on Computer Science and Information Engineering. 2009:578-583.
- [12] MATSUSHITA Y, NISHINO K, IKEUCHI K, *et al.* Shadow elimination for robust video surveillance [C]//Proc of IEEE Workshop on Motion and Video Computing. 2002:15-21.
- [13] XIANG T, GONG S. Activity based video content trajectory representation and segmentation [C]//Proc of British Machine Vision Conference. 2004.
- [14] ALI S, SHAH M. A Lagrangian particle dynamics approach for crowd flow segmentation and stability analysis [C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2007:1-6.
- [15] SAND P, TELLER S. Particle video: long-range motion estimation using point trajectories [C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2006:2195-2202.
- [16] ANDRADE E L, BLUNSDEN S, FISHER R B. Modelling crowd scenes for event detection [C]//Proc of the 18th International Conference on Pattern Recognition. 2006:175-178.
- [17] SAND P, TELLER S. Particle video: long-range motion estimation using point trajectories [J]. International Journal on Computer Vision, 2006, 80(1):72-91.
- [8] (上接第 4781 页)
- [10] BLASCO J, ALEIXOS N, GOMEZ S, *et al.* Recognition and classification of external skin damage in citrus fruit using multispectral data and morphological features [J]. Biosystems Engineering, 2009, 103(2):137-145.
- [11] 王津京,赵德安,姬伟,等. 采摘机器人基于支持向量机苹果识别方法[J]. 农业机械学报, 2009, 40(1):148-152.
- [12] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. IEEE Trans on System Man and Cybernetics, 1979, 9(1):62-69.
- [13] 杨立国,杨瑾,李晶,等. 基于小波包和数学形态学结合的图像特征提取方法[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(10):2285-2290.
- [14] 杨红菊,张艳,曹付元. 一种基于颜色矩和多尺度纹理特征的彩色图像检索方法[J]. 计算机科学, 2009, 36(9):274-277.
- [15] KARABOGA D. A idea based on bee swarm for numerical optimization [R]. [S. l.]: Erciyes University, 2005.
- [16] 张立彪,周春光,刘小华,等. 求解多目标优化问题的一种多子群体进化算法[J]. 控制与决策, 2007, 22(11):1313-1320.
- [17] 麦雄发,李玲. 基于决策者偏好区域的多目标粒子群算法研究 [J]. 计算机应用研究, 2010, 27(4):1301-1303.
- [18] 杨咚咚,焦李成,公茂果,等. 求解偏好多目标优化的克隆选择算法[J]. 软件学报, 2010, 21(1):14-33.