

文章编号 1004-924X(2015)07-2109-08

## 动态多目标优化的运动物体图像分割

赵 东<sup>1,2</sup>, 赵宏伟<sup>1\*</sup>, 于繁华<sup>2</sup>

- (1. 吉林大学 计算机科学与技术学院, 吉林 长春 130022;
2. 长春师范大学 计算机科学与技术学院, 吉林 长春 130032)

**摘要:**对小区背景下运动物体图像进行分割时多使用单目标或多目标优化方法,这类方法不能有效适应目标的动态变化,因此本文提出一种动态多目标图像分割优化方法。该方法将时间及环境动态因素作为动态因子,利用 K 均值(K-Means)算法和模糊 C 均值(FCM)聚类算法构造多目标函数;结合动态多目标粒子群算法(DMPSO),使用背景差分法定义环境变化规则,实现动态多目标的图像分割。根据 DMPSO 算法优化后的聚类结果,分别与 K-Means 和 FCM 聚类方法得到的结果进行了对比。结果表明,动态多目标优化的 Pareto 最优解集分布均匀,图像分割准确率可达到 95%,对图像识别的准确率可达到 90%,具有较高的识别能力,能满足确定背景下运动物体的准确识别。

**关键词:**图像分割;图像聚类;运动目标;动态多目标优化;粒子群算法

中图分类号:TP391.4 文献标识码:A doi:10.3788/OPE.20152307.2109

## Moving object image segmentation by dynamic multi-objective optimization

ZHAO Dong<sup>1,2</sup>, ZHAO Hong-wei<sup>1\*</sup>, YU Fan-hua<sup>2</sup>

- (1. College of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun 130022, China;
2. College of Computer Science and Technology, Changchun Normal University, Changchun 130032, China)

\* Corresponding author, Email: zhaohw@jlu.edu.cn

**Abstract:** The single objective and multi-objective optimization methods are usually adopted to segment the moving objects in community background images. However, these methods can not adapt to the dynamic change of the objects effectively. In this paper, a dynamic multi-objective optimization image segmentation method is proposed. The method makes use of the time and environment dynamic changes as dynamic factors, and takes the advantages of the K-Means and Fuzzy C-Means (FCM) clustering algorithms to construct the multi-objective function. In addition, the Dynamic Multi-objective Particle Swarm Optimization (DMPSO) algorithm is also embedded in the method, and background difference method is used to define environmental change rules to implement dynamic multi-objective image segmentation. The simulation results based on the DMPSO algorithm are compared with

收稿日期:2015-04-20;修订日期:2015-05-14.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61101155);吉林省自然科学基金资助项目(No. 20140101184JC);长春市科技计划资助项目(No. 2012091);吉林省发改委高技术产业发展专项资助项目(No. 2014817)

that of K-Means and FCM algorithms. The results show that the dynamic multi-objective optimization has made the Pareto optimal solution set evenly distributed as compared with single target segmentation algorithm, the accuracy of image segmentation reaches 95%, and the recognition accuracy reaches 90%. For the high recognition capability, the algorithm satisfies the accurate identification of moving objects under the determined background.

**Key words:** image segmentation; image clustering; moving object; dynamic multi-objective optimization; particle swarm algorithm

## 1 引言

物联网在安防领域的应用已经非常普遍,在相关技术上取得了阶段性成果,其中对小区视频图像中运动物体的识别已成为其研究热点之一。运动目标的识别可采用数字图像处理技术实现,或者通过多目标优化结合图像处理方法进行优化处理,以获取最优的结果。

目前,动态多目标优化算法主要包括人工免疫算法、粒子群算法和遗传算法等进化算法。刘淳安等<sup>[1]</sup>针对时间变量取值为正有理数集  $\mathbf{Q}^+$ 、自变量维数可随时间变化的一类动态多目标优化问题,提出了一种粒子群算法。该算法通过引入新的变异算子和自适应动态变化的惯性因子,有效避免了粒子群算法易陷入局部最优的缺陷。Iason H 等<sup>[2]</sup>提出基于进化算法的动态多目标优化方法。巩岁平等<sup>[3]</sup>利用灰色粒子群提出一种用于求解多目标优化问题的理想算法。文献<sup>[4]</sup>把强度作为约束条件,建立了基于放大倍数和固有频率两个目标函数的优化模型,利用多目标遗传算法优化获取 Pareto 最优解集。颜雪松<sup>[5]</sup>提出一种新的更新函数以及精英选择策略,不仅能保持收敛能力,还可避免陷入局部最优解。Greiff M<sup>[6]</sup>还提出利用向量评价粒子群算法动态多目标优化问题。以上文献从多角度、多技术方面对动态目标优化展开研究,并将研究成果用于多领域。

聚类是图像分割中的常用方法,聚类是将多个对象的集合划分为类似的对象,利用这些对象组成多个类集合,旨在寻找各类别之间对象最大的相似,聚类算法的上述特点使其具有较广泛的应用领域。江新姿<sup>[7]</sup>等设计了 K-means 与蚁群混合聚类的图像分割方法;王易循<sup>[8]</sup>基于 K-means 聚类分割对彩色图像算法进行改进;林开颜等<sup>[9]</sup>将快速模糊 C 均值聚类用于彩色图像分割;陈恺

等<sup>[10]</sup>提出了基于萤火虫算法的二维熵多阈值快速图像分割方法;钟陈颖<sup>[11]</sup>提出基于梯度算子的边缘检测方法、基于模糊集理论的 K-means 和 (Fuzzy C-mean)FCM 算法,研究了如何有效地利用这些分割方法与多目标进化算法设计新的图像分割方法;Bo Zhao<sup>[12]</sup>使用蚁群算法和 K-means 聚类方法对图像进行分割。

上述算法策略虽从不同角度通过聚类技术实现了图像分割,也提及了使用多目标技术,但没有结合运动目标识别的实际环境,使用动态因子实现动态环境约束下的多目标优化识别的应用,因此本文结合聚类算法及动态多目标优化粒子群方法对确定背景下的运动物体进行图像聚类及分割,运用粒子群算法及现有图像分割算法获取 Pareto 最优解集,以实现连续运动物体的精准识别,从而提升小区安防的高效性和智能性。

## 2 动态多目标优化模型

动态多目标优化的通用模型如下:

$$\begin{aligned} \text{opt}f(x, t) &= (f_1(x, t), f_2(x, t), \dots, f_p(x, t))^T \\ \text{s. t. } &g_i(x) \geq 0, h_j(x) = 0 \end{aligned} \quad (1)$$

其中:  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  为决策变量;  $g_i(x) \geq 0, h_j(x) = 0$  为约束条件;  $t$  为环境变量。

针对运动物体背景的复杂情况,依据优化模型的一般形式进行重新定义,构建多目标函数  $f_i(x, t)$ , 其中  $x$  为决策变量,  $t$  表示运动状态下的时间变量。依据设计流程将多目标函数确定为 2 个,设定参数背景和时间 2 个约束条件作为动态因子,构造多目标函数如下:

(1) 目标函数 1: 基于 K-means 聚类的目标函数

$$f_1(x, t) = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \mathbf{R}_{nk} \|x_n - \mu_k\|^2, \quad (2)$$

其中:  $\mathbf{R}_{nk}$  表示像素间的相似度矩阵, 1 代表元素

$n$ 属于聚集  $k$ ;相反,0 表示元素  $n$ 不属于聚集  $k$ 。 $\|x_n - \mu_k\|^2$  是用来衡量点  $x_n$ 与  $\mu_k$  聚集均值的函数。

(2)目标函数 2:基于模糊均值聚类的目标函数:

$$f_2(x, t) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C \mathbf{u}_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2$$

$$\text{s. t } 0 \leq m < \infty, \quad (3)$$

其中:  $\mathbf{u}_{ij}$  是元素  $i$  与聚类中心  $j$  之间的隶属度矩阵,矩阵中的每个元素的值在 0 到 1 之间。 $\|x_i - c_j\|^2$  则用来衡量点  $x_i$  与聚类中心  $c_j$  之间的距离。

(3)构造基于动态多目标函数模型如下:

$$\min_{x \in D(t) \subseteq K^{d(t)}} f(x, t) =$$

$$\begin{cases} f_1(x, t) = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \mathbf{R}_{nk} \|x_n - \mu_k\|^2 \\ f_2(x, t) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C \mathbf{u}_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2 \end{cases}, \quad (4)$$

其中:  $\mathbf{R}_{nk}$  是像素间的相似度矩阵;  $\mathbf{u}_{ij}$  代表像素间的隶属度矩阵;  $f_1(x, t)$  和  $f_2(x, t)$  代表两个目标函数;  $D(t)$  为时间搜索空间;  $\mu_k$  为第一个目标函数的均值中心;  $c_j$  表示第二个目标函数中样本的均值中心;  $t$  表示时间变量  $t$  时刻下问题优化的第  $t$  个环境。

### 3 动态多目标粒子群

#### 3.1 多目标粒子群

标准的粒子群优化(Particle Swarm Optimization PSO)数学模型中,通过二元组  $(v_{id}^k, x_{id}^k)$  表示每个粒子的当前速度和位置,在搜索过程中存储每个粒子本身的最优位置和全局最优位置,还要通过下面的“速度-位置”公式更新当前的速度和位置:

$$v_{id}^{k+1} = \omega \cdot v_{id}^k + c_1 \cdot r_1 (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 \cdot r_2 (p_{gd}^k - x_{id}^k), \quad (5)$$

其中:  $\omega$  表示惯性因子,一般取值为 0.2~0.9;  $c_1, c_2$  为正常数,表示学习因子;  $r_1, r_2 \subset U(0,1)$  为  $(0,1)$  区间的随机函数。

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^k, \quad (6)$$

公式(5)中涵盖了粒子飞行的三部分含义。第一部分表示粒子维持本身运动状态的能力;第二部分描述了粒子的自我认知能力,即引导自身

飞向之前发现的最好位置;第三部分是粒子的社会认知能力,即随时发现整个群体中最好位置粒子的信息,从而实现粒子间的协作和全局认知。

#### 3.2 环境变化判断规则

对于动态多目标识别,要根据环境或时间变化来选择当前情况的目标函数。本文采用差分法先随机取得一定数量的当前图像像素<sup>[13]</sup>,然后对已取得的像素矩阵与运动物体的当前像素矩阵进行差分运算,如果结果小于给定阈值,认为环境没有发生变化,反之,则认为环境发生变化,以此作为环境变化的依据规则。

$$\Delta Ruler = preImg - nowImg$$

$$\begin{cases} PreImg - nowImg > \lambda (\text{环境发生变化}) \\ PreImg - nowImg \leq \lambda (\text{环境未发生变化}) \end{cases}, \quad (7)$$

其中  $\lambda$  为阈值,  $preImg$  表示  $t$  时刻环境下的图像,  $nowImg$  表示  $t+1$  时刻环境下图像。

#### 3.3 相应环境变化参数

##### 3.3.1 自适应惯性动态因子

从公式(5)可知,变量  $\omega$  为用以保持粒子运动状态的因子,  $\omega$  的值决定了粒子的飞行速度和寻解范围。当  $\omega$  值较大时,粒子寻解空间的范围将扩展,当  $\omega$  值较小时,不利于粒子获取全局最优解集。因此通过增加粒子迭代次数来改进  $\omega$  的取值,使其在开始阶段搜索区域较大,然后逐渐减小  $\omega$ ,以降低粒子速度,此时粒子具有更好的搜索局部区域解的能力,从而使其能根据进化过程实现动态适应<sup>[14]</sup>。设  $k$  为粒子当前代数,  $K_{max}$  为  $t$  环境下算法运行的最大代数,惯性动态因子公式定义如下:

$$\omega = \omega_0 - (|\text{sink}| - 0.5)^2 + \frac{k}{100 \times K_{max}}. \quad (8)$$

非线性函数性质可以弥补图像分割非线性变化的特性,另外,附加一定的比率值,可以减缓惯性因子随代数的增加所导致的速度迅速降低的可能。

##### 3.3.2 适时变异因子

在粒子寻解的初始阶段,PSO 收敛速度较快,之后速度减慢,从而容易陷入局部解。通过适时变异因子来调整搜索解的寻找范围,可从全局出发,使最优解的数量多,分布均匀,且效率更高。在图像分割过程中,根据图像特性不同及聚类算法的特点,需构造适合的 PSO 变异因子,以满足

实际需要。

在  $t$  环境下,即在第  $t$  帧图像分割时刻,聚类算法可能产生边缘模糊或者误判像素的情况,对像素点进行变异运算将增加算法的搜索范围,并能增加像素聚类的准确率,可利用最近邻算法原理对当前环境下的 Pareto 解集中的所有解取最近邻中的一个粒子作为其后代。假设解的个数为  $\lambda$ ,则可得到  $\lambda$  个解的  $\lambda$  个后代粒子。

最近邻法是将与测试样本最近邻样本的类别作为决策的结果。对一个  $k$  类别问题,每类有  $N_i$  个样本,  $i=1, \dots, C$ , 则第  $i$  类  $\omega_i$  的判别函数为:

$$g_i(\mathbf{x}) = \min_k \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i^k\|, k = 1, \dots, N_i$$

$$\text{if } g_j(\mathbf{x}) = \min_i g_i(\mathbf{x}) \text{ then } \mathbf{x} \in \omega_j. \quad (9)$$

通过从集合  $\omega_j$  中随机取一个元素作为当前粒子的后代,以此类推可以得到  $\lambda$  个后代粒子,这样使得算法能更快、更多、更广泛地获取较高质量的最优解。

### 3.4 优化算法设计与实现

针对本文所要解决的问题模型和原理,对 PSO<sup>[15]</sup> 算法进行了改进。建立了合适的求解模型和存储机制,对解的决策空间和目标空间的要求,动态多目标 PSO 算法流程如下:

(a) 初始化种群:随机产生各帧图像变量值,时间序列及背景下图像聚类中心自变量的初始值,随机生成  $N$  个粒子  $x_i(t) (i=1, \dots, N)$ 。

$x_{id}^0(0) = x_i^0(0)$  为初始位置,  $p_{id}^0(0) = x_i^0(0)$  为当前最优位置,  $p_{gd}^0(0) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^0(0)$  为全局粒子群最优位置,  $v_{id}^0(0) = \text{randn}$  为随机生成初始速度,设当前环境变量  $t = 0$ , 定义公式(4) 函数  $f(x, t) = \{f_1(x, t), f_2(x, t)\}$ 。

(b) 根据 4.1 实验设置图像数作为环境个数。

$T = 10$ ; 环境空间个数

if  $t \leq T$

$k = 0$ , 执行步骤(c);

else

算法停止运行,结果输出;

end

(c) 利用基本粒子群算法求解两个目标函数的最优解,归档到  $\text{center}^k(t)$  中。

对于第  $K$  代粒子群  $\text{center}^k(t)$  中的每一个粒子

if  $k \leq K$   $K$  是当前环境  $t$  算法的最大迭代次数

if  $x_i^k(t) < x_i^{k-1}(t)$  非劣性比较

$p_{id}^k(t) = x_{id}^k(t)$ ;

else

$p_{id}^k(t) = x_{id}^{k-1}(t)$ ;

end

与此同时,把  $\text{center}^k(t)$  粒子群中对应值序号为 1 的值存入算法定义的存储数组  $\text{save}^k(t)$  中。

(d) 对当前存储数组  $\text{save}^k(t)$  中的所有粒子的  $i(1 \leq i \leq n)$  个分量按由大到小进行排序,并取距  $x_i^k(t)$  的第  $i$  个分量距离最大的一个粒子所在的位置作为整个粒子群目前找到的最好位置。

(e) 对  $\text{center}^k(t)$  中每个粒子  $x_i^k(t) (i=1, 2, \dots, n)$ , 把步骤(c)中求得的最好位置  $p_{gd}^k(t)$  代入到粒子群定义,更新粒子  $x_i^k(t)$  的速度和位置,迭代计算后得到所有粒子新的速度和位置值,从而产生新的临时粒子群  $\text{center}^{\text{temp}}(t)$ 。对临时群与存储数组中所有粒子进行并操作,即  $\text{center}^{\text{temp}}(t) \cup \text{save}^k(t)$ , 利用其中序列号为 1 的个体替换当前存储数组中的个体,从而产生新的数组  $\text{save}^{k+1}(t)$ 。

(f) 对  $\text{save}^{k+1}(t) \cup \text{center}^{\text{temp}}(t)$  得到的集合利用式(9)的方法实现变异操作,产生下一代粒子群  $\text{center}^{k+1}(t)$ 。

(g) 利用背景环境动态因子进行规则判断。

if  $sRuler \leq \lambda$

$k = k + 1$ ;

else

$t = t + 1$ ;

随机产生  $N$  个个体粒子组成新的初始粒子群,跳转步骤(b)运行;

end

## 4 实验仿真与分析

设置了实验,分析了所提算法的性能。

### 4.1 实验设置

实验中取监控视频中部分连续帧图像,定义如下:

$$\text{imgSet}(i) = \{p_1, p_2, \dots, p_n\} (i = 1, \dots, n)$$

其中  $\text{imgSet}(i)$  代表每一连续帧图像集合,  $p_i$  表示每一帧图片。对图像进行预处理,去除如光照、背景变化及摄像机抖动等因素产生的噪声,

通过图像分割算法对每一帧图像进行特征提取,并利用本文设计的动态多目标优化算法进行聚类分析,然后对每个算法生成解的分布图进行对比分析。

#### 4.2 实验仿真与结果分析

依据公式(4)中多目标优化模型和 PSO 算法的特点,设置环境个数  $t=10$ ,各环境下参数设置的具体内容如表 1 所示。表中描述了算法在运行过程中不同环境所对应的各个参数设置,包括图像名称、当前代数、最大进化代数和公式(5)中  $\omega$  的初值的设定。

表 1 实验参数设置

Tab.1 Settings of experimental parameters

环境 $t$	图像 $p_i$	当前 $t$ 代数	最大代数	$\omega$ 初值
1	$p_1$	$k_1$	180	0.9
2	$p_2$	$k_2$	200	0.8
3	$p_3$	$k_3$	220	0.7
4	$p_4$	$k_4$	240	0.9
5	$p_5$	$k_5$	230	0.8
6	$p_6$	$k_6$	210	0.9
7	$p_7$	$k_7$	255	0.8
8	$p_8$	$k_8$	265	0.9
9	$p_9$	$k_9$	280	0.7
10	$p_{10}$	$k_{10}$	300	0.9

假设图像集为相同背景下不同时间连续帧的两个运动目标图像交错行驶,按时间序列从视频中获取的连续帧图像的集合。为了实验测试的可扩展性,本文使用美国南加州大学 Viterbi 工程学院的信号与图像处理的标准图像库,其中原始图像为  $512 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$ ,256 KB 灰度(8 bit/pixel),设置  $\text{imgSet}(i) = \{p_1, p_2, \dots, p_{10}\} (i = 1, \dots, 10)$ ,如图 1 所示。

图 2 和图 3(彩图见期刊电子版)分别绘制了 K-Means、FCM 算法各自单独及同时作为 DMP-PSO(Dynamic Multi-objective Particle Swarm Optimizer)目标函数时,算法在迭代 300 次后所得的 Pareto 最优解在目标空间的二维图的分布情况。

图 2 中蓝色曲线为 K-means 算法作为动态单目标函数解的分布结果,红色曲线为 FCM 算法作为动态单目标解时的分布情况。结果表明在上述 2 种算法单独作为单目标的情况下算法解的数量少,欠均匀。图 3 显示在动态双目标函数下



图 1 10 帧连续图像

Fig.1 Ten frames of continuous images

Pareto 解的位置分布,从曲线趋势图中可知,解的分布均匀、质量好且数量多,收敛速度快,能满足通常环境下的图像聚类需要。

在  $t$  时刻背景图像环境下,算法运行后像素聚类的分布结果如图 4(彩图见期刊电子版)所示。

图 4(a)、4(b)和 4(c)分别为 K-Means、FCM 和 DMPSO 算法对图像的聚类结果。根据实验测

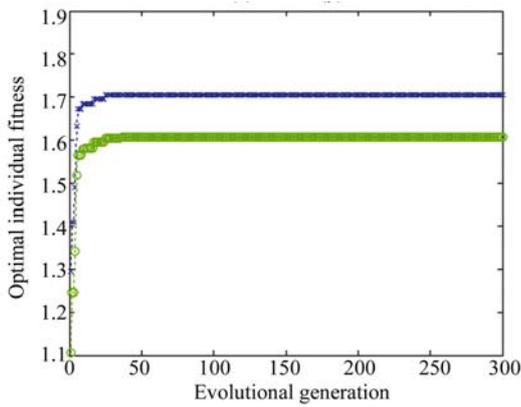


图 2 K-means 和 FCM 算法求得的 Pareto 解的分布  
Fig. 2 Pareto solution distributions obtained by K-means and FCM algorithms

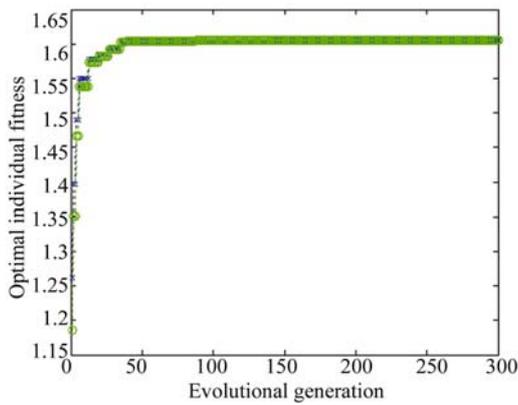


图 3 DMPSO 算法求得的 Pareto 解的分布  
Fig. 3 Pareto solution distributions obtained by DMPSO algorithm

试图像的实际场景,计算了 4 类目标的聚类结果,绘制出了主要的 4 类目标的数据信息,包括 3 辆汽车和 1 个建筑物的聚类信息。红色和绿色区域像素表示相近的两辆汽车在某一时刻的聚类效果。图 4(a)、4(b)中像素聚类分布不均匀,存在部分像素丢失现象,影响了目标的聚类结果的准确率,当聚类结果映射到原空间时,引起了图像分割的误差,从而直接影响了图像识别的精准度。图 4(c)显示了 DMPSO 利用 K-Means 和 FCM 作为目标函数求解 Pareto 解集后生成的聚类结果,由图 4(c)可知,聚类像素分布均匀、数量稳定且有较好的扩展能力。

对比实验结果表明,使用动态优化粒子群算法对 K-means 和 FCM 进行优化,可以获得更好的聚类结果,其避免了像素误分或边缘模糊,达到了较好的图像分割效果,图像分割准确率达到

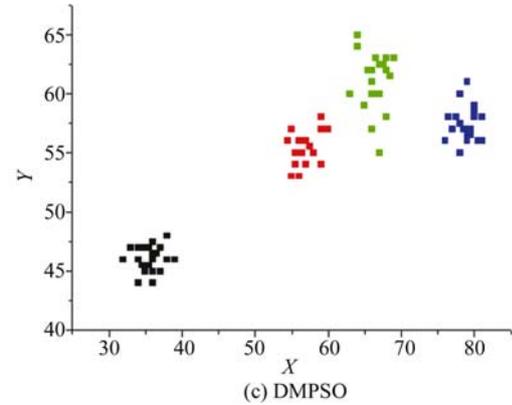
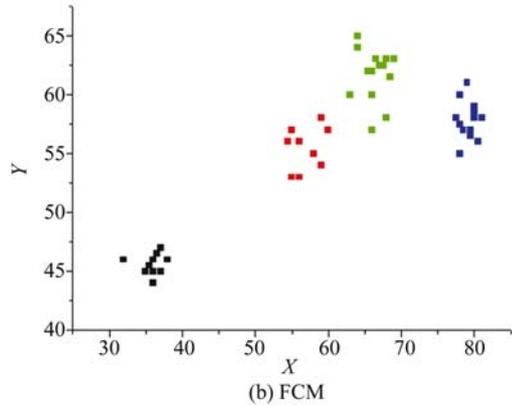
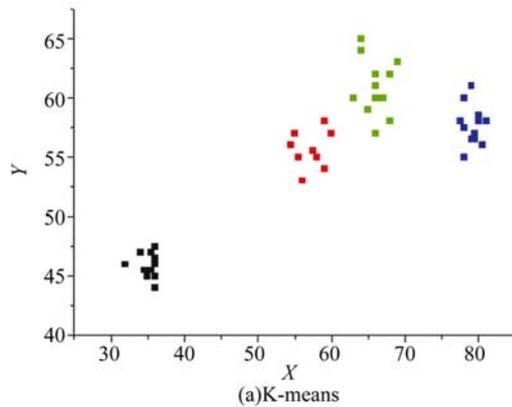


图 4 图像聚类结果

Fig. 4 Image clustering results

95%,为图像识别提供了较高质量的分析数据。

## 5 结 论

本文通过聚类算法来实现运动目标和背景像素的区域分类。构建了目标模型,并提取了动态因子,以使适应值随背景环境变化而变化。对小区内特定区域内视频进行了检测和监控,并根据

MOPSO 的特点,对其进行算法融合。对动态多目标粒子群算法进行了改进,在此基础上构建模型,获取了运动物体的 Pareto 最优解集。根据 DMPSO 算法优化后的聚类结果,分别与 K-Means 和 FCM 聚类方法的结果进行对比。通过分析多目标优化算法的 Pareto 解的分布情况可

知,其解的数量较多、分布均匀并有较好的收敛性能。对 3 种方法得到的图像聚类结果进行了分析,结果表明,动态多目标聚类方法用于图像分割时表现出了较好的性能和优势,图像识别率可达到 90% 以上,本文的研究将为图像的分割及识别提供有效的手段和方法。

### 参考文献:

- [1] 刘淳安. 一种求解动态多目标优化问题的粒子群算法[J]. 系统仿真学报, 2011(2): 291-293.  
LIU CH A. A study of particle swarm algorithm for multi-objective optimization problem [J]. *Journal of System Simulation*, 2011(2): 291-293. (in Chinese)
- [2] IASON H, DAVID W. Dynamic multiobjective optimization with evolutionary algorithms; a forward-looking approach [C]. *Proc. of the GECC O'06 Washington, USA.*, 2006: 1201-1208.
- [3] 巩岁平, 任军号, 张宝磊. 一种多目标优化问题的理想灰色粒子群算法[J]. 计算机应用研究, 2010(12): 4457-4459.  
GONG S P, REN J H, ZHANG B L. Grey particle swarm optimization based on TOPSIS for multi-objective optimization problems [J]. *Application Research of Computers*, 2010(12): 4457-4459. (in Chinese)
- [4] 胡俊峰, 徐贵阳, 郝亚洲. 基于响应面法的微操作平台多目标优化[J]. 光学精密工程, 2015, 23(4): 1096-1104.  
HU J F, XU G Y, HAO Y ZH. Multi-objective optimization of micro-manipulation stage based on response surface method [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(4): 1096-1104. (in Chinese)
- [5] 颜雪松, 胡成玉, 姚宏, 等. 精英粒子群优化算法及其在机器人路径规划中的应用[J]. 光学精密工程, 2013, 21(12): 3160-3168.  
YAN X S, HU CH Y, YAO H, *et al.*. Elite particle swarm optimization algorithm and its application in robot path planning [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(12): 3160-3168. (in Chinese)
- [6] GREEFF M, ENGELBRECHT A P. Solving dynamic multi-objective problems with vector evaluated particle swarm optimization [C]. *Proceedings of Congress on Evolutionary Computation Piscataway*, 2008: 2917-2924.
- [7] 江新姿, 高尚. 基于 K 均值与蚁群混合聚类的图像分割[J]. 计算机与数字工程, 2011, (6): 138-141.  
JIANG X Z, GAO SH. Image segmentation method based on combining ant colony clustering with K-means algorithm [J]. *Computer & Digital Engineering*, 2011, (6): 138-141. (in Chinese)
- [8] 王易循. 基于 K 均值聚类分割彩色图像算法的改进[J]. 计算机应用与软件, 2010, 27(8): 127-130.  
WANG Y D. Improving algorithm of K-means-based clustering segmentation of color image [J]. *Computer Applications and Software*, 2010, 27(8): 127-130. (in Chinese)
- [9] 林开颜, 徐立鸿, 吴军辉. 快速模糊 C 聚均值聚类彩色图像分割方法[J]. 图像图形学报, 2004, 9(2): 159-163.  
LIN K Y, XU L H, WU J H. A fast fuzzy C-means clustering for color image segmentation [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2004, 9(2): 159-163. (in Chinese)
- [10] 陈恺, 陈芳, 戴敏, 等. 基于萤火虫算法的二维熵多阈值快速图像分割[J]. 光学精密工程, 2014, 22(2): 517-523.  
CHEN K, CHEN F, DAI M, *et al.*. Fast image segmentation with multilevel threshold of two-dimensional entropy based on firefly algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(2): 517-523. (in Chinese)
- [11] 钟陈颖. 基于进化多目标优化的图像分割[D]. 华东师范大学, 2012.  
ZHONG CH Y. *Image segmentation based on evolutionary multiobjective optimization* [D]. East China Normal University, 2012. (in Chinese)
- [12] ZHAO B. Image segmentation based on ant colony optimization and K-means clustering [C]. *International Conference on Automation and Logistics*, 2007.
- [13] JIANG SH H, WANG Q, ZHANG J Q, *et al.* An

image tracking algorithm based on object center distance-weighting and image feature recognition [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2006, 34 (7): 1175-1180.

- [14] KATARI V, CH, S., SATAPATHY, R., *et al.*. Hybridized improved genetic algorithm with variable length chromosome for image clustering abstract [J]. *International Journal of Computer*

*Science and Network Security*, 2007, 7(11): 1121-1131.

- [15] OMRAN M, ENGE B A, SALMAN A. Particle swarm optimization method for image clustering [J]. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2005, 19 (3): 297-322.

#### 作者简介:



赵 东(1978—),男,吉林德惠人,博士研究生,讲师,2008年于长春理工大学获得硕士学位,主要从事智能信息系统与嵌入式技术、计算机图像处理的研究。E-mail: zd-hy@163.com



于繁华(1970—),男,吉林通化人,博士,教授,硕士生导师,2008年于吉林大学获得博士学位,主要从事计算智能及应用的研究。E-mail: ccsyyfh@163.com



赵宏伟(1962—),男,辽宁沈阳人,教授,博士生导师,1999年于吉林工业大学获得博士学位,主要从事智能信息系统与嵌入式技术、计算机图像处理与可视化的研究。E-mail: zhaohw@jlu.edu.cn

(本栏目编辑:李自乐)

(版权所有 未经许可 不得转载)