

文章编号:1004-9037(2013)03-0324-06

# 基于 CMYK 空间的火灾区域粒子群优化快速定位方法

蒋先刚 丘贇立 熊 娟

(华东交通大学基础科学学院,南昌,330013)

**摘要:**将 CMYK 彩色模型下的火焰颜色特征与粒子群优化(Particle swarm optimization, PSO)算法求最优适应度函数相结合,通过合理配置检测窗口邻域中颜色的  $M, Y$  各低阶矩的特征在欧氏距离分类适应度函数中的因子及 PSO 中各参数,使森林监测图像的可疑火灾着火点的初定位控制在 0.05 s 以内,最后通过对火灾样本关键图与初定位可疑着火点的颜色互信息的计算而得到进一步的校验和确定。实验表明改进的 PSO 算法具有良好的火焰区域定位效果及运算效率,易于移植到前端探测的嵌入式火灾探测系统。

**关键词:**图像匹配;森林火灾;颜色空间;粒子群优化;互信息

中图分类号:TP391.41

文献标志码:A

## Fast Flame Region Orientation Method Based on CMYK Color Space via Particle Swarm Optimization

Jiang Xiangang, Qiu Yunli, Xiong Juan

(Basic Science School, East China Jiaotong University, Nanchang, 330013, China)

**Abstract:** A combination algorithm of color property is proposed based on CMYK color space and particle swarm optimization(PSO). The parameters of PSO and  $M, Y$  elements are implemented and configured as the adaptation function factors in Euclidean distance classification. Neighborhood region's color lower order moments are used as the features. Hence the time needed for primary orientation of suspected forest flame in forest monitoring image can be controlled in 0.05 s. The primary orientation of forest flame is verified by color mutual information calculation between key template image and searched window region image. Experiments show that the algorithm with better orientation result and higher calculation efficiency can be easily transferred into the embedded fire detecting system.

**Key words:** image matching; forest flame; color space; particle swarm optimization; mutual information

## 引 言

森林火灾会对森林环境造成巨大的破坏,在计算机技术不断发展的基础上,基于图像视觉的火灾探测技术逐渐得到应用<sup>[1]</sup>。目前大部分火焰定位方法是直接对输入图片进行火灾区域分割<sup>[2]</sup>。图像分割方法有很多种,其中包括区域生长法和阈值分割法等。这些方法首先对图像做灰度化处理,然后再分割火灾区域图像。由于失去了火焰的彩色信息将增加区分火焰和与火焰亮度相近的高亮物

体的难度,这些算法还依赖于经验阈值,需要进行大量的实验来获取,而且其阈值需要根据火灾现场周围环境的不同而不断调整。

本文用图像匹配搜索法来代替直接分割法即将火焰模板库中的火焰关键图与控制台摄入的图像的各区域进行配准,通过采用 CMYK 颜色空间更能描述火焰的特异性,运用粒子群优化(Particle swarm optimization, PSO)算法取代穷举遍历而获得精确的初定位,将定位区域与火焰图像的互信息作为定位的进一步校验运算,考虑火灾图像的彩色空间分布特征及其颜色跳跃性,选择图像的邻域颜色矢量作为火焰定位之校验值以提高精确度。

# 1 森林火灾区域定位基本原理

## 1.1 森林火灾图像的颜色空间

RGB是最常见的颜色空间,但是该空间中的各分量具有较大的相关性。而HSL和HSV空间虽然能将火灾区域跟很多不同的区域区别开来,但是无法有效地区分火灾区域与山脊和天空的交界过渡区。CMYK是一种彩色打印机使用的减性颜色空间<sup>[3-5]</sup>,它的各个分量分别是青色(C)、品红色(M)、黄色(Y)和黑色(K)通道。CMYK与RGB的转换过程如下

$$\begin{cases} C = \max(R, G, B) - R \\ M = \max(R, G, B) - G \\ Y = \max(R, G, B) - B \\ K = 255 - \max(R, G, B) \end{cases} \quad (1)$$

在一幅森林图片中,青色不能反映火灾区域跟其他区域的差别,而品红色和黄色能很好地反映出火灾区域和别的区域的差别。图1是一幅森林火灾图像及其在HSL和CMYK空间多通道的投影图像。图1(a)是森林火灾原图,图1(b-d)分别是图1(a)在HSL中的各个分量图,图1(e-h)分别为

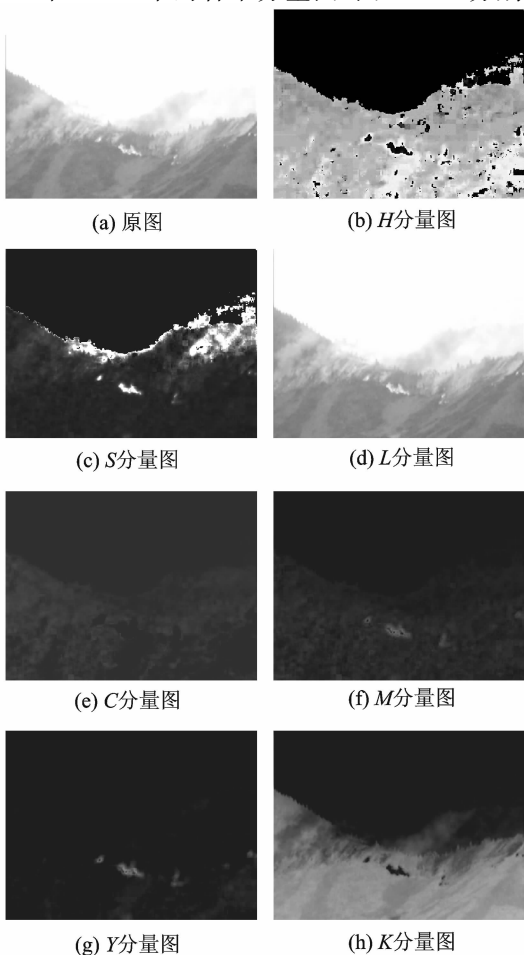


图1 森林火灾原图及在HSL和CMYK空间的各分量图

图1(a)在CMYK中的各个分量图。由图1可知,在HSL空间中,山脊和天空交界过渡区在S分量上具有较大的与火焰相同的特性,且在H和L通道的差异性也不强。而在CMYK的M和Y通道中的火焰和其他区域具有特质差异性。

## 1.2 森林火灾图像的邻域颜色矩

颜色矩<sup>[6]</sup>以数学方法为基础,它通过计算矩来描述颜色的分布。由于多数信息只与低阶矩有关,因此实际运用中只需提取颜色特征的一阶矩、二阶矩和三阶矩来表示颜色特征。事实上,一阶矩定义了每个颜色分量的平均强度,而二阶矩和三阶矩则分别定义了颜色分量的方差和偏斜度。3个低阶矩的定义如下

$$\begin{cases} \mu_{ij}^M = \frac{1}{H \times W} \sum_{r=i-\frac{H-1}{2}}^{i+\frac{H-1}{2}} \sum_{c=j-\frac{W-1}{2}}^{j+\frac{W-1}{2}} p_{rc} \\ \sigma_{ij}^M = \left[ \frac{1}{H \times W} \sum_{r=i-\frac{H-1}{2}}^{i+\frac{H-1}{2}} \sum_{c=j-\frac{W-1}{2}}^{j+\frac{W-1}{2}} (p_{rc} - u_{ij}^M)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \\ s_{ij}^M = \left[ \frac{1}{H \times W} \sum_{r=i-\frac{H-1}{2}}^{i+\frac{H-1}{2}} \sum_{c=j-\frac{W-1}{2}}^{j+\frac{W-1}{2}} (p_{rc} - u_{ij}^M)^3 \right]^{\frac{1}{3}} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $(i, j)$ 为像素点的坐标, $p_{ij}$ 为相应的M和Y的概率分布值, $H \times W$ 是指定的邻域的尺寸,且 $\mu_{ij}^M, \sigma_{ij}^M, s_{ij}^M \in [0, 255]$ 。考虑到森林火灾图像的大小和火灾区域的大小都是变化的,火焰模板关键图应该进行适当的尺度选择,窗口的大小可以选择 $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7$ 等尺寸。

低阶颜色矩的引入主要为了提高火焰与泛红物体如红土地、岩石等的特异性,由于品红色M和黄色Y是森林火焰区域能区别于别的物体的特征,本文使用这两个通道颜色的前3个低阶矩作为颜色特征。图2是火焰关键图、火焰区域图像、红土地区域图像和红旗区域图像在M通道中的3个低阶矩的条形图。图3是火焰关键图、火焰区域图像、红土地区域图像和红旗区域图像在Y通道中的3个低阶矩的条形图。在这两幅图片中,火焰关键图的3个低阶矩是由用于匹配火焰区域的火焰模板关键图计算所得到的相应的颜色矩,而火焰区域图像、红土地区域图像和红旗区域图像的3个低阶矩则分别由10幅7像素 $\times$ 7像素火焰区域图像、10幅7像素 $\times$ 7像素红土地区域图像和10幅7像素 $\times$ 7像素红旗区域图像计算所得的颜色矩的平均值。

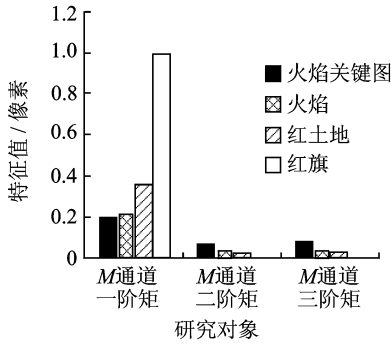


图 2 M通道的3个低阶矩

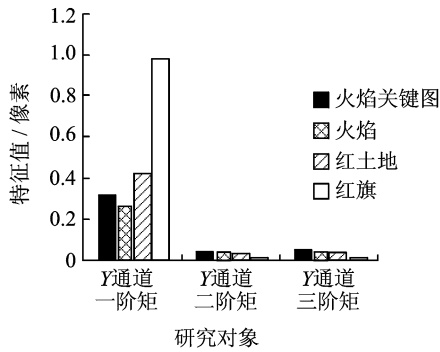


图 3 Y通道的3个低阶矩

### 1.3 粒子群算法及其在火焰定位中的改进

粒子群算法<sup>[7-8]</sup>源自于对鸟群捕食行为的研究的进化算法。PSO算法主要包括下列5个关键步骤。

(1)初始化粒子群中粒子的位置及其速度,记为 $P_1$ 。

(2)根据设计好的适应函数,计算粒子的适应值,记为 $P_2$ 。

(3)选取每个粒子的局部最佳位置 $p_{Best}$ 和粒子群的全局最佳位置 $g_{Best}$ ,记为 $P_3$ 。

(4)根据式(3)调整各个粒子的位置。

$$\begin{cases} x_{jk}(t+1) = x_{jk}(t) + v_{jk}(t+1) \\ k = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (3)$$

式中: $t$ 为时刻, $n$ 为粒子的维数, $j$ 为粒子序号, $x_{jk}(t)$ 和 $x_{jk}(t+1)$ 为粒子 $j$ 在 $t$ 和 $t+1$ 时刻的位置, $v_{jk}(t+1)$ 为粒子 $j$ 在 $t+1$ 时刻的速度,记为 $P_4$ 。

(5)根据式(4)调整各个粒子的速度。

$$\begin{cases} v_{jk}(t+1) = c_0 v_{jk}(t) + c_1 r_1 (p_{jk} - x_{jk}(t)) + c_2 r_2 (p_{gk} - x_{jk}(t)) \\ k = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (4)$$

式中: $t$ 为时刻, $n$ 为粒子的维数, $j$ 为粒子序号, $x_{jk}$

( $t$ )和 $x_{jk}(t+1)$ 为粒子 $j$ 在 $t$ 和 $t+1$ 时刻的位置, $v_{jk}(t)$ 和 $v_{jk}(t+1)$ 为粒子 $j$ 在 $t$ 和 $t+1$ 时刻的速度, $p_{jk}$ 为粒子 $j$ 的局部最佳位置, $p_{gk}$ 为粒子群的全局最佳位置, $c_0$ 为惯性权因子, $c_1$ 为认识系数, $c_2$ 为社会系数, $r_1$ 和 $r_2$ 为随机数,记为 $P_5$ 。

PSO通过首先执行 $P_1$ 然后反复执行 $P_2$ 至 $P_4$ ,使得粒子不断地趋向于全局最优解,该算法跟遗传算法很相似,但具有更高的进化效率。

为了进一步提高种群的进化质量和算法的收敛速度<sup>[9-11]</sup>,本文在火焰探测中从以下几点对PSO进行改进。

(1)在森林图像中限制进化个体的取值范围。个体在进化过程中其坐标有可能会离开森林图像的有效范围,但这样的个体对进化没有积极作用,为了提高进化效率,所以当个体移出有效范围后将其移回到相应的边界内。

(2)随着个体在森林图像中的进化而对粒子进行减速处理。为了避免个体速度太快而跨过最优解,应按式(5)对粒子的最大速度进行修正。

$$V_{\max}^{(t)} = V_{\max}^{(0)} \left(1 - \frac{t}{2T}\right) \quad (5)$$

式中: $t$ 为当前代数, $T$ 为最大进化代数, $V_{\max}^{(t)}$ 为群体进化到 $t$ 代时的最大速度, $V_{\max}^{(0)}$ 为粒子的初始最大速度,由此控件粒子的最大速度在进化过程中其大小会从图像长、宽极值的10%降低到5%。

(3)随着个体在森林图像中的进化对粒子的惯性权重进行相应的修正。由于 $p_{Best}$ 和 $g_{Best}$ 对个体速度方向的影响有一定的滞后性,所以按式(6)线性减少惯性权重 $w$ 。

$$w^{(t)} = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min}) \frac{t}{T} \quad (6)$$

式中: $t$ 和 $T$ 分别为当前代数和最大进化代数, $w^{(t)}$ 为群体进化到 $t$ 代时的惯性权重, $w_{\max} = 0.9$ 和 $w_{\min} = 0.4$ 分别为设定的最大值和最小值。

## 2 PSO算法和CMYK颜色空间在森林火灾图像定位中的应用

### 2.1 种群的初始化和适应度函数

为保证初始种群的个体具有多样性以提高种群的进化质量和算法的收敛速度,本文首先将森林火灾图像划分成 $N_R \times N_C$ 块,并且确保每个子块中至少产生一个初始粒子。

结合森林火灾图像在CMYK颜色空间中的主要的 $M$ 和 $Y$ 特征,本文对综合适应度函数的定义如下

$$D = \alpha_1 (\mu_{M_i} - \mu_{M_r})^2 + \beta_1 (\sigma_{M_i} - \sigma_{M_r})^2 + \gamma_1 (s_{M_i} - s_{M_r})^2 + \alpha_2 (\mu_{Y_i} - \mu_{Y_r})^2 + \beta_2 (\sigma_{Y_i} - \sigma_{Y_r})^2 + \gamma_2 (s_{Y_i} - s_{Y_r})^2 \quad (7)$$

式中: $\mu_{M_i}$ 、 $\sigma_{M_i}$ 和 $s_{M_i}$ 分别为火焰模板图像在 $M$ 分量中的一阶矩、二阶矩和三阶矩, $\mu_{M_r}$ 、 $\sigma_{M_r}$ 和 $s_{M_r}$ 分别为被检区域图像在 $M$ 分量中的一阶矩、二阶矩和三阶矩, $\mu_{Y_i}$ 、 $\sigma_{Y_i}$ 、 $s_{Y_i}$ 、 $\mu_{Y_r}$ 、 $\sigma_{Y_r}$ 和 $s_{Y_r}$ 分别为火焰模板图像和被检图像在 $Y$ 分量中的一阶矩、二阶矩和三阶矩, $\alpha_1=3$ 和 $\alpha_2=4.5$ 分别为 $M$ 和 $Y$ 分量的一阶矩偏差在适应度函数中的权重, $\beta_1=2.5$ 和 $\beta_2=3$ 分别为 $M$ 和 $Y$ 分量的二阶矩偏差在适应度函数中的权重, $\gamma_1=2.5$ 和 $\gamma_2=3$ 分别为 $M$ 和 $Y$ 分量的三阶矩偏差在适应度函数中的权重。由于火焰关键图的一阶矩较小,比红土地和红旗以及其他物体的一阶矩明显要小。而二阶矩和三阶矩相对较大,虽然可以很好地分出火焰和红旗以及其他物体,但红土地的二阶矩和三阶矩也比较大,跟火焰的二阶矩和三阶矩较为接近,二阶矩和三阶矩较难区分火焰和红土地。火焰关键图跟其他物体的一阶矩的偏差较大,对区分火焰和其他物体的作用较为明显,所以其相应的系数较大。而火焰关键图跟其他物体的,尤其是跟红土地的二阶矩和三阶矩的偏差较小,对区别火焰和其他物体的作用相应较为不明显,所以其相应的系数较小。该综合适应度值用于初步确定森林图像中是否包含可疑的火灾区域。

图 4 是一幅森林火灾图像及其相应的综合适应度曲面。图 4(b)是图 4(a)基于 HSL 的综合适应度曲面,在山脊部分的局部最优值几乎接近火焰区域的最优值,故泛白自然状态下的森林图像不宜采用 HSL 空间作为特征选择。图 4(c)是图 4(a)基于 CMYK 的综合适应度曲面,其全局最优解正是火焰区域,其他区域虽然也有小山峰但明显低于火焰区域,即本文利用 PSO 算法进行搜索的目的就是找到基于 CMYK 的适应度曲面中的山峰对应的 $x, y$ 坐标。

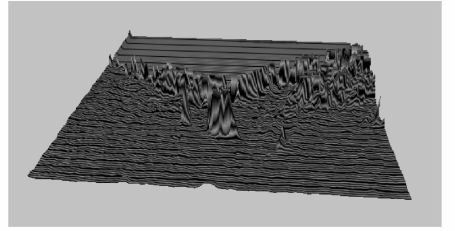
## 2.2 可疑火焰区域的精确校验函数

为了将森林火灾区域图像和火灾模板图像进行进一步的校验,本文借助信息论中的互信息评价<sup>[12]</sup>标尺。互信息是反映两个随机变量的相关性。互信息的值越大,说明两个随机变量的相似程度越大。

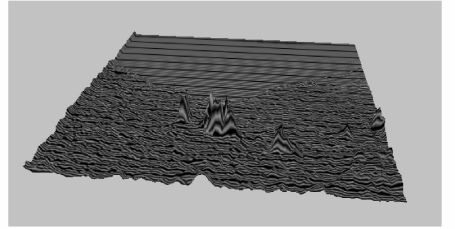
首先给出两区域图像的 Shannon 熵的定义,分别如式(8)和式(9)所示



(a) 森林火灾原图



(b) 基于HSL的适应度曲面



(c) 基于CMYK的适应度曲面

图 4 森林火灾图像及其相应的适应度曲面

$$H(A) = \sum_{a \in A} p_a \times \log \frac{1}{p_a} \quad (8)$$

式中:图像为 $A$ ,图像中像素的颜色值为 $c$ ,图像相应的 Shannon 熵为 $H(A)$ , $A$ 的像素的颜色值的概率密度函数为 $p_a = p(c=a)$ , $a \in A$ 。为了使该定义具有更好的适应性,当 $p_a=0$ 时,令 $p_a \times \log \frac{1}{p_a} = 0$ 。

$$H(A_1, A_2) = \sum_{a_1 \in A_1} \sum_{a_2 \in A_2} P_{a_1 a_2} \log \frac{1}{P_{a_1 a_2}} \quad (9)$$

式中: $P_{a_1 a_2} = P(c_1=a_1, c_2=a_2)$ 是图像 $A_1$ 和 $A_2$ 的颜色值的联合概率密度函数。而两区域图像的 Shannon 熵互信息的定义如下

$$I(A_1, A_2) = H(A_1) + H(A_2) - H(A_1, A_2) \quad (10)$$

假设 $A$ 为图片库中的关键帧图片,其大小为 $H \times W$ , $B(x, y)$ 表示基准图像上以 $(x, y)$ 为左上角的在其范围内的大小为 $H \times W$ 的一区域截图,校验用的颜色值取 HSV 彩色空间的 256 种矢量表示方式,这样可以定义适应度函数就是火焰样板图像与火灾窗口图像的互信息

$$S(x, y) = I(A, B(x, y)) = \sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} p_{AB}(i, j) \log \frac{p_{AB}(i, j)}{p_A(i) p_B(j)} \quad (11)$$

式中:  $S(x, y)$  为适应度函数,  $I(A, B(x, y))$  为  $A, B(x, y)$  的邻域颜色矩互信息,  $P_A(i), P_B(i)$  分别为  $A, B(x, y)$  的邻域颜色矩概率分布,  $P_{AB}(i, j)$  为其联合邻域颜色矩概率分布。

根据分析可以知道, 基于互信息的值随两幅图像之间相关程度增加而递增, 当取值为 0 时, 表示两幅图像完全独立, 值越大其相关性越大, 可见适应度函数与两幅图像间的相关性呈正比, 找到  $S(x, y)$  的值大于一个阈值, 就校验该区域为火焰区域。由于基于图像彩色矢量互信息的判断是精确校验的过程, 互信息的计算过程虽然比  $M, Y, K$  的 3 个低阶矩计算要复杂一些, 但每帧可疑着火图像只需在初定位的小窗口中校验一次而不会影响整体计算效率。

### 3 实验分析与比较

本文实验算法由 Delphi 2010 实现, 其相应的硬件运行平台为 AMD Athlon(速龙) II X4 610e 4 核 CPU, 4 GB DDR3 1 333 MHz 内存。本文实验图片的尺寸为 640 像素  $\times$  480 像素, PSO 的最大进化代数数为  $T=60$ , 粒子个数  $N=30$ , 惯性权重  $w=0.9$ , 认识系数  $c_1=2$ , 社会系数  $c_2=2$ 。为了更好地说明改进 PSO 和 CMYK 颜色空间在森林火灾图像定位中的高效性和准确性, 本文将不同算法诸如穷举法、随机法、遗传算法、PSO 和改进 PSO 和不同颜色空间如 RGB, HSL, HSV 和 CMYK 进行组合实验。穷举法即对被检图像的每个像素进行配准, 随机法则是在被检图像中随机选择  $R=2500$  个像素邻域进行配准。而遗传算法和 PSO 相似, 也是一种进化寻优算法, 相应的进化代数和个体个数与 PSO 保持一致, 实验中取交叉概率  $C_c=0.05$ , 变异概率  $C_m=0.005$ 。图 5 是基于遗传算法、PSO 和改进 PSO 的归一化后的进化适应度曲线。由于遗传算法是通过变异来防止陷入局部最优解的, 所以适应度曲线会在进化的过程中发生突变, 而 PSO 是通过向全局最优解慢慢移动来寻求最优解的, 所以相应的适应度曲线的斜率会比较平稳直到找到最优解。

基于改进 PSO 算法和 CMYK 颜色空间的火灾区域定位系统能快速有效地对火灾区域进行定位, 使得当地森林消防人员能第一时间赶赴相应的火灾区域而将灾害的损失降到最低, 其相应算法已

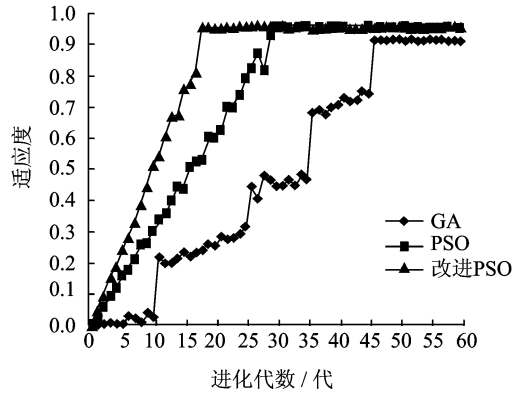


图 5 遗传算法, PSO 和改进 PSO 算法的定位效率对比

成功应用于国内一个森林火灾监测系统中。

表 1 为不同搜索算法在不同颜色空间的火焰定位效率对比。由该表可知, 各种方法在 CMYK 空间中的定位正确率是最高的。穷举法耗时最长, 不适宜用于实际的搜索应用中, 随机法跟穷举法相比, 其效率有明显的提高, 但其正确率却很低, 而遗传算法和 PSO 不但算法的效率更高而且正确率也比较高, 其效率约是穷举法的 10 倍, 而改进 PSO 算法的效率和正确率都是最高的。

表 1 基于不同搜索算法在不同颜色空间中的效率对比

搜索算法	颜色空间	正确率/%	耗时/s
穷举法	CMYK	99.7	0.328 4
随机法	CMYK	67.3	0.043 8
	RGB	63.3	0.168 2
	HSL	72.4	0.243 4
遗传算法	HSV	91.3	0.215 2
	CMYK	97.8	0.031 5
	RGB	62.5	0.138 2
PSO	HSL	71.1	0.203 4
	HSV	91.7	0.175 2
	CMYK	96.9	0.027 5
	RGB	63.1	0.168 2
改进 PSO	HSL	71.3	0.243 4
	HSV	92.8	0.215 2
	CMYK	98.3	0.021 5

### 4 结束语

本文提出通过简单的线性变换将 RGB 颜色空间转换到 CMYK 空间, 使得火焰区域跟其他区域有更明显的特征差异, 对 PSO 算法在粒子取值范围的限制、随着进化进程而对粒子速度的限制和降低惯性对粒子的影响 3 个方面的改进使得火焰定位的效率和正确率都得到了一定的提高, 而颜色低

阶矩的引入可有效提高火焰与泛红物体如红土地、岩石等间的差异性,最后利用 Shannon 熵互信息对可疑火灾区域进行精确的定位验证。实践证明,基于 PSO 的工程应用寻优方法具有良好的模块化功能和可移植性。

#### 参考文献:

- [1] 陈晓娟,卜乐平,李其修. 基于图像处理的明火火灾探测研究[J]. 海军工程大学报,2007,19(3):6-11.  
Chen Xiaojuan, Bu Leping, Li Qixiu. A fire-detection method based on image processing technique[J]. Journal of Naval University of Engineering, 2007, 19(3): 6-11.
- [2] 孙中伟,侯正信,王成优. 基于 DCT 分类的边缘匹配矢量量化图像编码算法[J]. 数据采集与处理,2010,25(6):772-776.  
Sun Zhongwei, Hou Zhengxin, Wang Chengyou. Image coding algorithm based on classified side-match vector quantization in DCT domain[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2010, 25(6): 772-776.
- [3] Neve P De, Denecker K, Philips W, et al. An advanced color representation for lossy compression of CMYK prepress images [J]. Blackwell Publishers, 2001 (1): 3-12.
- [4] 东野长磊,郑永果,苏杰. 基于 Chan-Vese 模型的 SAR 图像分割[J]. 数据采集与处理,2012,27(2):37-42.  
Dongye Changlei, Zheng Yongguo, Su Jie. SAR image segmentation based on chan-vese model[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2012, 27(2): 37-42.
- [5] 方维. 火灾图像分割技术的研究[D]. 西安:西安建筑科技大学信息与控制工程学院,2010.  
Fang Wei. Fire image segmentation algorithms[D]. Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology, School of Information and Control Engineering, 2010.
- [6] 陈琴,郇晓英,巴特尔. 基于邻域颜色矩直方图的胃窥镜图像检索[J]. 计算机工程与应用,2008,44(11):205-208.  
Chen Qin, Tai Xiaoying, Ba Teer. Gastroscopy image retrieval based on histogram of neighborhood color moments[J]. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(11): 205-208.
- [7] Suresh C S, Gunanidhi P, Sabyasachi P. Performance comparisons of PSO based clustering[J]. InterJRI Computer Science and Networking, 2009,1(1): 18-23.
- [8] Haq A Noorul, Karthikeyan K, Sivakumar K, et al. Particle swarm optimization (PSO) algorithm for optimal machining allocation of clutch assembly [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2005,27(9): 865-869.
- [9] 冯骏,薛云灿,江金龙. 一种新的改进粒子群算法研究[J]. 河海大学常州分校学报,2006,20(1): 10-13.  
Feng Jun, Xue Yuncan, Jiang Jinlong. Study on a new modified particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Hohai University Changzhou, 2006, 20(1): 10-13.
- [10] 刘锦萍,郁金祥. 基于改进的粒子群算法的多元线性回归模型参数估计[J]. 计算机工程与科学,2010,32(4): 101-105.  
Liu Jinping, Yu jinxiang. Parameter estimation of multiple linear regression models based on the improved particle swarm optimization algorithm [J]. Computer Engineering & Science, 2010, 32(4): 101-105.
- [11] 郭惠勇,王磊,李正良. 基于改进 PSO 算法的两阶段损伤识别方法[J]. 西南交通大学学报,2011,46(6): 926-932.  
Guo Huiyong, Wang Lei, Li Zhengliang. Two-stage damage detection method based on improved particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2011, 46(6): 926-932.
- [12] 蒋先刚,梁青,沈涛. 彩色互信息在细胞图像分割中的应用[J]. 计算机工程与设计,2011,32(9):3099-3102.  
Jiang Xiangang, Liang Qing, Shen Tao. Application of color mutual information on cell image segmentation [J]. Computer Engineering and Design, 2011, 32(9): 3099-3102.

**作者简介:**蒋先刚(1958-),男,教授,研究方向:数字图像处理与模式识别,E-mail:jxg\_2@tom.com;丘赞立(1987-),男,硕士研究生,研究方向:数字图像处理与模式识别;熊娟(1987-),女,硕士研究生,研究方向:数字图像处理与模式识别。

