

基于狼群算法与二维最大熵的图像分割

陈 超¹, 宣士斌², 雷红轩¹

(1. 内江师范学院 数学与信息科学学院, 四川 内江 641112;

2. 广西民族大学 信息科学与工程学院, 南宁 530006)

摘 要: 为快速准确地分割出图像中的感兴趣目标, 提出改进的狼群算法并结合二维最大熵实现图像目标分割。在狼群算法的游走环节利用混沌系统动态调整惯性权重, 在攻击环节对整个解空间进行混沌全局搜索, 并将改进狼群算法与二维最大熵相结合优化准则函数。实验结果表明, 该算法能够实现对目标图像的精确分割, 与基本狼群算法结合二维最大熵分割相比速度更快, 准确度更高。

关键词: 图像分割; 狼群算法; 二维最大熵; 混沌系统; 优化函数

中文引用格式: 陈 超, 宣士斌, 雷红轩. 基于狼群算法与二维最大熵的图像分割[J]. 计算机工程, 2018, 44(1): 233-237.

英文引用格式: CHEN Chao, XUAN Shibin, LEI Hongxuan. Image Segmentation Based on Wolf Pack Algorithm and 2D Maximum Entropy[J]. Computer Engineering, 2018, 44(1): 233-237.

Image Segmentation Based on Wolf Pack Algorithm and 2D Maximum Entropy

CHEN Chao¹, XUAN Shibin², LEI Hongxuan¹

(1. School of Mathematics and Information Science, Neijiang Normal University, Neijiang, Sichuan 641112, China;

2. School of Information Science and Engineering, Guangxi University for Nationalities, Nanning 530006, China)

[Abstract] In order to segment interested objects in image accurately and quickly, an improved Wolf Pack Algorithm (WPA) is proposed combined with 2D maximum entropy to realize the effective segmentation of image targets. In travel link of WPA, the chaotic systems is used dynamically to adjust the inertia weight. In the attack link, chaotic global search is finished in the whole solution space. The criterion function is maximized by using the improved WPA combining the 2D maximum entropy. Experimental results show that the proposed algorithm can get accurate image segmentation effect. Compared with the 2D maximum entropy combining with the origin WPA, it can improve the speed and accuracy of image segmentation.

[Key words] image segmentation; Wolf Pack Algorithm(WPA); 2D maximum entropy; chaotic system; optimal function

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2018.01.039

0 概述

图像分割就是从视频或图像中提取出感兴趣的目标, 为目标识别的重要中间步骤, 分割的优劣直接影响后期的图像理解、图像分析等准确与否。图像分割是数字图像处理的一个研究方向, 其方法主要有基于边缘特征^[1]、基于颜色和基于图像内容的分割。基于区域的阈值分割法实现简单、计算量小且性能稳定, 是最基本且应用最广泛的分割算法之一。文献[2-4]算法将一维最大熵拓展到图像中的二维最大熵, 引入图像的二次统计特性或局部特性, 有效地改善了图像分割效果。文献[5-6]算法利用自动阈值分割目标。文献[7]算法模拟大自然中的狼群

猎食行为以及分拨猎物的方法, 抽象出游走、召唤、围攻 3 种智能行为以及“胜者为王”的头狼产生规则和“强者生存”的狼群更新机制, 并证明了其收敛性和高效性。文献[8]对文献[7]的狼群算法进行了搜索策略方面的改进, 对游走行为以及召唤行为引入交互策略, 增强狼群的探索能力, 并对围攻行为提出自适应围攻策略, 使算法具有调节作用。改进搜索策略的狼群算法求解精度更高, 收敛速度更快, 更适合函数优化问题。文献[9]提出基于遗传交叉和多混沌策略的粒子群优化算法, 可利用多混沌策略改进狼群算法。

在数字图像处理中, 存在难以正确且高效地分割出感兴趣目标的问题^[10], 分割目标不能达到分割

基金项目: 内江师范学院重点学科项目“计算数学”(0430101); 内江师范学院科研项目“视频图像中的目标检测及跟踪”(15JC09)。

作者简介: 陈 超 (1985—), 男, 讲师、硕士, 主研方向为数字图像处理、视频目标检测; 宣士斌 (通信作者)、雷红轩, 教授、博士。

收稿日期: 2016-11-14 **修回日期:** 2017-01-24 **E-mail:** 350106047@qq.com

评价因子要求^[11]。为此,文献[12]基于灰度空间相关性最大类间方差进行图像分割,文献[13]基于超像素和改进迭代图割算法进行图像分割,另有学者在视频中检测运动目标提出了目标分割的求解算法^[14-16]。

本文在狼群算法的游走环节利用混沌系统动态调整惯性权重,以搜索到更好的局部最优值,在攻击环节对整个解空间进行混沌全局搜索,将改进后的狼群算法并结合二维最大熵实现图像的有效分割。

1 二维最大熵图像分割

二维最大熵表示点灰度和区域灰度特征,是基于图像的直方图。直方图从本质来说就是概率统计中研究事物出现概率的方法,在图像点灰度-区域灰度均值的 2D 直方图中,用 p_{ij} 表示图像中灰度值为 i 时在该像素点对应的 8 邻域灰度范围内平均值为 j 的像素点个数出现的概率,其中, $p_{ij} = \frac{n_{ij}}{(M \times N)}$, $M \times N$ 为待分割图像的实际尺寸,设 n_{ij} 为当前待分割图像中点灰度为 i 及其区域灰度均值为 j 的像素点数。点灰度-区域灰度均值对 (i, j) 发生的概率 p_{ij} ($i, j = 1, 2, \dots, L$) 为实验图像点灰度-区域灰度均值的 2D 直方图, L 为图像的灰度级。一般说来目标和图像的背景占据较大比例,在分布上满足均匀分布,点灰度较接近它对应的区域灰度均值,很少出现突变现象,除非有明显的噪声污染。二维直方图的峰值一般分布在平面的对角线附近^[2]。图像目标 A 和背景 B 概率计算公式如式(1)和式(2)所示。

$$P_A = \frac{p_{00}}{p_{st}}, \frac{p_{01}}{p_{st}}, \dots, \frac{p_{st}}{p_{st}} \quad (1)$$

$$P_B = \frac{p_{s(t+1)}}{1-p_{st}}, \frac{p_{s(t+2)}}{1-p_{st}}, \dots, \frac{p_{(L-1)(L-1)}}{1-p_{st}} \quad (2)$$

其中, $p_{st} = \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^s p_{ij}$ 。背景和背景一般占据整张图像的大部分, p_{ij} 的概率高峰分别在对角线附近,噪声、边界等特征的分布偏离对角线,则目标和背景的熵分别为^[2-4]:

$$H_{A(s,t)} = - \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^s \frac{p_{ij}}{p_{st}} \ln \frac{p_{ij}}{p_{st}} \quad (3)$$

$$H_{B(s,t)} = - \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} \frac{p_{ij}}{1-p_{st}} \ln \frac{p_{ij}}{1-p_{st}} \quad (4)$$

该图像的总熵为:

$$H_{(s,t)} = H_{A(s,t)} + H_{B(s,t)} \quad (5)$$

选取最佳阈值为:

$$H_{(s^*, t^*)} = \max \{ H_{(s,t)} \} \quad (6)$$

2 改进狼群算法

2.1 算法原理

狼群智能行为和规则可模拟为头狼、探狼和猛狼间的共同完成猎食行为,而“由强到弱”的猎物分拨方式促使狼群向优良方向进化。编程实现是把该算法抽象为 3 种智能行为(包含游走行为、召唤行为、围攻行为)、产生头狼规则的“胜者为王”规则以及更新狼群机制的“强者生存”^[7-8]。头狼按照狼群当前捕猎状况进行指挥,使狼群避免陷入危险并及时捕获猎物^[7]。离头狼最近的猛狼得到头狼召唤后立刻奔向该探狼,于是更加接近猎物^[4]。“论功行赏、由强到弱”的机制保持着狼群主体照着优良方向进化。

2.2 狼群智能行为和规则描述

2.2.1 头狼的产生规则

在搜索空间的初始化中,计算并选中最佳阈值的人工狼作为头狼,记为 Y_{lead} 。因为头狼已经是本次捕猎中较为优秀的个体,所以不执行游走、围攻、强者生存 3 种智能行为,只有在下次捕猎过程中出现比头狼更优良的人工狼时才替换当前头狼^[7-8]。

2.2.2 游走行为

在解空间中,除去头狼以外的 S_{tan} 匹狼被认定为搜寻猎物的探狼,作用就是搜索最佳分割阈值。探狼依靠灵敏的嗅觉器官知晓解空间中猎物气味浓度,也就是计算第 i 匹探狼的目标函数值 Y_i 。若第 i 匹探狼的目标函数值 $Y_i > Y_{lead}$,则有 $Y_{lead} = Y_i$,此时第 i 匹探狼变为当前的头狼,其中 Y_{lead} 为当前解空间中头狼获取的猎物气味浓度;若 $Y_i < Y_{lead}$,则探狼探测性的在 h 个方向做进一步的侦查,即探狼在 d 维空间中的当前位置的 h 个方向上搜寻最优值^[7-8]。

$$x_{id}^p = x_{id}^p + \sin(2\pi \times p/h) \times step_{\alpha}^d \quad (7)$$

其中, $p \in \{1, 2, \dots, h\}$, d 表示 d 维解空间,游走步长是 $step_{\alpha}^d$,一般为像素级步长,探狼比例因子是 α ,本文实验取 0.1。鉴于可能陷入局部最优值,增加了 logistic 映射的混沌惯性权重随机性探索^[9],以便增加全局搜索能力,可描述为:

$$x_{id}^p = x_{id}^p + \sin(2\pi \times p/h) \times step_{\alpha}^d \times 4w(1-w_t) \quad (8)$$

2.2.3 召唤行为

头狼发起召唤行为,号召附近的 M_num 匹猛狼迅速靠拢头狼当前所在位置, $M_num = n - S_num - 1$;听到嚎叫的猛狼以步长 $step_b$ 逼近头狼,则第 i 匹猛狼第 $(k+1)$ 次进化时,头狼利用目前优势的位置号召人工狼靠近,在第 d 维变量空间中相应的位置为:

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + step_b^d \times (g_d^k - x_{id}^k) / |g_d^k - x_{id}^k| \quad (9)$$

鉴于头狼召唤到最近的猛狼进行围捕食物,此处引入余弦函数:

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + step_b^d \times (g_d^k - x_{id}^k) / |g_d^k - x_{id}^k| \times \cos(2\pi \times p/h) \quad (10)$$

2.2.4 围攻行为

奔袭后的猛狼较接近猎物,猛狼立刻要联合探狼紧密地围攻和捕获猎物^[7]。那么对于第 d 维空间中的第 k 代狼群,围攻行为可描述为:

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + \lambda step_c^d |g_d^k - x_{id}^k| \quad (11)$$

其中, λ 是 $[-1, 1]$ 之间的随机数且满足均匀分布,围攻的步长是 $step_c^d$ 。围攻要求快准狠,此处增加混沌全局搜索^[9]是指每次搜索时利用混沌系统在每个决策变量的范围内产生一个新解,然后选择所有新解中最好的解与原最优解进行比较,若前者好于后者则用前者替换后者。混沌全局搜索算法计算公式为:

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + \lambda step_c^d |g_d^k - x_{id}^k| \times \sin\left(2\pi \times p/h \times \frac{|z|}{|z|_{\max}(H_{k,d} - L_{k,d})}\right) \quad (12)$$

其中, $L_{k,d}$ 表示对应决策变量第 d 维的最小值, $H_{k,d}$ 表示对应决策变量第 d 维的最大值, $|z|$ 为当前混沌序列值的绝对值, $|z|_{\max}$ 为混沌系统产生的混沌序列值绝对值的最大值。

2.2.5 狼群更新机制

每次迭代过程中都淘汰 R 只弱狼,此处 R 取 $[n/(2 \times \beta), n/\beta]$ 之间的随机整数, β 为群体更新比例因子。

3 基于改进狼群算法的二维最大熵图像分割

基于本文改进狼群算法的二维最大熵图像分割步骤如下:

初始化 预置狼群算法的种群规模和最大迭代次数。人工狼位置 X ,数目设为 N ,探狼比例因子设为 α ,最大游走次数设为 $T_{\max}$,距离判断因子 ω ,步长因子设为 S , β 为更新比例因子。

步骤1 设式(4)是某只探狼的适应度函数。

步骤2 把具有最优分割阈值的那个人工狼设为当前头狼,头狼外的 M_num 只人工狼设为探狼,然后开始游走行为(式(8)),直到第 i 匹探狼搜寻到猎物气味浓度 $Y_i > Y_{\text{lead}}$ 或超出了最大游走次数 $T_{\max}$,则跳至步骤6。

步骤3 人工猛狼依据式(12)向猎物逼近,假如途中猛狼获取的猎物气味浓度较大($Y_i > Y_{\text{lead}}$),立刻取代头狼,然后依据式(10)执行召唤行为;若 $Y_i < Y_{\text{lead}}$,则猛狼继续搜索直到 $di_s \leq d_{\max}$ 为止,转步骤4。

步骤4 参加了围攻猎物的人工狼,根据式(12)更新当前搜索的位置,再执行围捕猎物。

步骤5 头狼依据“胜者为王”的规则,依据式(12)更新解空间中的位置。

步骤6 迭代过程中判断预先设置的优化精度要求、最大迭代次数 $T_{\max}$ 是否超出预置的条件。若是,则依据头狼的最新的位位置计算最佳分割阈值(最优解),否则转步骤2。

图像分割的关键在于选取分割阈值,本文将狼群算法的3种智能行为分别抽象成寻找最优值的方式,结合后期的更新机制进行进化,具体流程如图1所示。

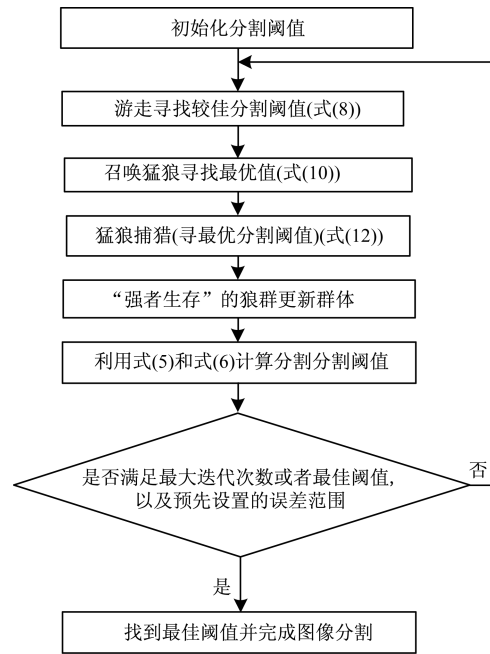


图1 本文算法流程

算法代码如下:

```

//计算图像信息熵
hist = imhist(f)/prod(size(f));
I = find(hist);
H = -hist(I)' * log2(hist(I));
disp('原图像的信息熵是:(比特)');H
//狼群算法
void loction_wolf(int point[AXIS+1][AXIS+1], struct wolf *
pwolf) for(j = 0; j < NUMSHEEP; j++) { if(((Xsheep + j) !=
Xnode) && ((Xsheep + j) -> live == 1))
{deltax = (abs(pnode->x - Xsheep[j].x) < (AXIS/2)) ?
(Xnode->x - Xsheep[j].x) : (Distance - abs(Xnode->x -
Xsheep[j].x)); deltay = (abs(Xnode->y - Xsheep[j].y) <
(Distance/2)) ? (Xnode->y - Xsheep[j].y) : (Distance -
abs(Xnode->y - Xsheep[j].y));}
  
```

4 实验与结果分析

4.1 实验平台

本文实验环境是 Window7 系统、Matlab R2013A、英特尔奔腾 CPU 3.00 GHz (2 CPUs)、内存 4 GB。

4.2 结果分析

使用狼群算法完成对比实验,种群规模均为 20,迭代次数分别为 20、50、100,20 次时混遗传算法和本文算法分割鱼图像,分割的迭代次数、时间与分割阈值如表 1 所示。可以看出,在迭代次数相同时,狼群算法结合最大二维熵在分割速度上有一定提高,分割的最佳阈值也在趋于平稳。

表 1 分割鱼图像的迭代次数、时间与分割阈值

迭代次数	分割算法	分割时间/s	最佳分割阈值
20	狼群算法	0.035 600	98
	本文算法	0.025 800	101
50	狼群算法	0.037 300	99
	本文算法	0.032 900	103
100	狼群算法	0.047 639	101
	本文算法	0.039 390	104

在实验中分别对鱼图像进行分割,在种群规模为 20,迭代次数为 50,在每次迭代过程中都按照 10% 的比例淘汰弱狼,本文淘汰弱狼为 2 只,对于鱼图像的实验效果如图 2 所示。可以看出,鱼肚皮上的有些寄生虫和尾部的鱼鳞也能被准确分割。2 种算法对豹图像的分割的迭代次数、时间与分割阈值如表 2 所示。

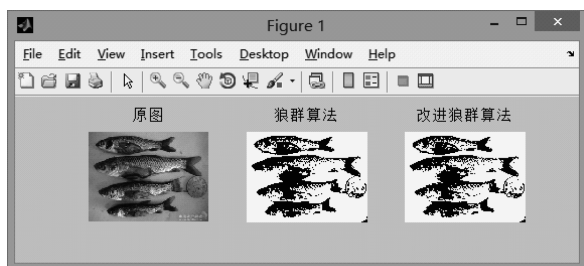


图 2 鱼图像分割效果

表 2 分割豹图像的迭代次数、时间与分割阈值

迭代次数	分割算法	分割时间/s	最佳分割阈值
20	狼群算法	0.035 3	96
	本文算法	0.023 7	99
50	狼群算法	0.043 0	96
	本文算法	0.037 0	98
100	狼群算法	0.049 0	94
	本文算法	0.042 0	99

在实验中对豹图像进行分割,在种群规模为 20,迭代次数为 50,实现显示在每次迭代过程中都按照 15% 的比例淘汰弱狼效果最好,本文淘汰弱狼为 3 只,对于豹图像的实验效果如图 3 所示。

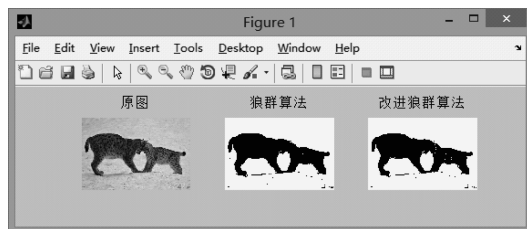


图 3 豹图像分割效果

从对豹图像的分割结果可以看出,利用狼群算法结合二维最大熵分割出来的鬃毛、斑点、豹纹等部分较狼群算法结合最大二维熵分割效果更为清晰,尤其是地面的豹纹和斑点变得清楚。再对自然环境下树林中的狗图像进行分割,效果如图 4 所示。可以看出,改进算法分割出的狗较狼群算法分割结果更加完整,尤其是狗前面的植物的叶子也被完整保存。狼群算法及改进狼群算法阈值 s 、 t 为 110 和 238,分割时间分别为 2.97 s 和 2.45 s。

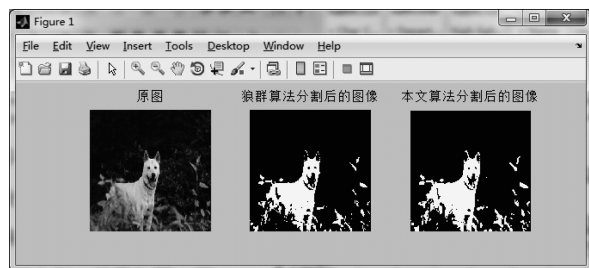


图 4 狗图像分割效果

最后对江中的 2 个渔民图像进行分割,效果如图 5 所示。狼群算法及改进算法阈值 s 、 t 为 75 和 229,分割时间分别为 1.37 s 和 1.06 s。



图 5 渔民图像分割效果

5 性能评价

参考文献[11]的视频对象分割性能评价准则,即空间准确度:

$$SA_{(t)} = \alpha \times PCM + \beta \times EM + \gamma \times RFAM + \varphi \times RPM \quad (9)$$

其中, PCM 为给予像素分类的尺度, EM 为基于边缘的尺度, $RFAM$ 为相对前景面积尺度, RPM 为相对位置尺度。在实验中 $\alpha = 0.3$, $\beta = 0.3$, $\gamma = 0.3$, $\varphi = 0.1$ 时,评价效果最好。表 3 所示为狼群算法和本文改进算法对比的结果,其中 N 为迭代次数。可以看出,加入混沌系统后的狼群算法分割准确度明显提高。

表3 空间准确度对比

图像	算法	$N=5$	$N=10$	$N=15$	$N=20$	$N=25$	$N=30$	$N=35$	$N=40$	$N=45$	$N=50$
鱼	狼群算法	0.787 0	0.788 0	0.795 1	0.785 0	0.818 20	0.771 0	0.842 0	0.765 90	0.830 3	0.738 4
	本文算法	0.827 0	0.790 0	0.788 5	0.810 0	0.797 10	0.786 3	0.856 0	0.789 00	0.843 0	0.756 4
豹	狼群算法	0.879 0	0.787 8	0.877 5	0.867 8	0.857 81	0.867 1	0.858 2	0.867 50	0.858 0	0.869 8
	本文算法	0.880 0	0.798 0	0.881 1	0.879 3	0.863 71	0.875 1	0.865 0	0.877 00	0.861 2	0.873 1
狗	狼群算法	0.770 0	0.780 0	0.750 0	0.798 2	0.781 00	0.710 0	0.820 0	0.759 00	0.800 3	0.784 0
	本文算法	0.870 0	0.890 0	0.786 0	0.810 0	0.790 00	0.730 0	0.860 0	0.790 00	0.830 0	0.776 4
渔民	狼群算法	0.877 0	0.878 0	0.875 0	0.879 8	0.878 10	0.871 0	0.882 0	0.875 90	0.880 3	0.897 8
	本文算法	0.930 0	0.918 0	0.887 5	0.897 8	0.897 81	0.897 1	0.898 2	0.918 59	0.920 4	0.928 4

6 结束语

为在数字图像分割过程中快速准确地找到感兴趣目标,本文提出改进狼群算法并结合二维最大熵进行分割。在游走环节增加混沌系统动态调整狼群算法的惯性权重,在攻击环节对整个解空间进行混沌全局搜索,利用改进的狼群算法与二维最大熵法各自的优点实现图像的有效分割。实验结果表明,该方法比基本狼群算法结合二维最大熵的分割运算速度更快,分割效果的准确度也得到了提高。下一步将对狼群算法自身或者引入其他智能算法进行改进,再结合灰度梯度共生矩阵、主观活动轮廓模型实现图像目标更精确、高效的分割。

参考文献

- [1] 詹永丰. CT图像整合规则下边缘过渡区域信息分割研究[J]. 计算机仿真, 2016, 33(7): 203-208.
- [2] 张婕, 王颖. 基于距离灰度补偿的改进最大熵红外图像分割[J]. 导体光电, 2016, 37(1): 126-130.
- [3] 姚龙洋, 张清华, 胡帅鹏, 等. 基于近似集与粒子群的粗糙熵图像分割方法[J]. 计算机科学与探索, 2016, 10(5): 376-379.
- [4] ABUTALEB A S. Automatic Thresholding of Gray-level Pictures Using Two-dimension Entropy[J]. Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1989, 47(1): 22-32.
- [5] 陈海鹏, 申铨京, 龙建武. 采用高斯拟合的全局阈值算法阈值优化框架[J]. 计算机研究与发展, 2016, 53(4): 892-903.
- [6] 申铨京, 潘红, 陈海鹏. 基于一维 Otsu 的多阈值医学图像分割算法[J]. 吉林大学学报(理学版), 2016, 54(2): 344-348.
- [7] 吴虎胜, 张凤鸣, 吴庐山. 一种新的群体智能算法——狼群算法[J]. 系统工程与电子技术, 2007, 35(11): 2431-2434.
- [8] 李国亮, 魏振华, 徐蕾. 基于改进搜索策略的狼群算法[J]. 计算机应用, 2015, 35(6): 1633-1636.
- [9] 谭跃, 谭冠政, 邓曙光. 基于遗传交叉和多混沌策略改进的粒子群优化算法[J]. 计算机应用研究, 2016, 12(33): 1660-1663.
- [10] 张兆杨, 杨高波, 刘志. 视频对象分割提取的原理及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2009.
- [11] 张石, 董建威, 余黎煌. 医学图像分割算法的评价方法[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(9): 1872-1874.
- [12] 贺建峰, 符增. 基于灰度空间相关性最大类间方差的图像分割[J]. 计算机工程, 2015, 41(10): 281-284.
- [13] 戴庆焰, 朱仲杰. 基于超像素和改进迭代图割算法的图像分割[J]. 计算机工程, 2016, 42(7): 221-224.
- [14] 王欢. 复杂场景下的运动目标检测与跟踪研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2015.
- [15] 屈鉴铭. 智能视频监控中的运动目标检测与跟踪技术研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2015.
- [16] 孙旭, 吴志红. 基于改进型混合高斯模型的运动目标检测[J]. 计算机工程与设计, 2014, 35(3): 914-917.
- [17] 邓爱林, 朱扬勇, 施伯乐. 基于项目评分预测的协同过滤推荐算法[J]. 软件学报, 2003, 14(9): 1621-1628.
- [18] 周泓宇, 梁刚, 冯程, 等. 结合正反相似度的协同过滤推荐算法[J]. 计算机工程, 2016, 42(10): 51-56.
- [19] WANG W, ZHANG G, LU J. Collaborative Filtering with Entropy-driven User Similarity in Recommender Systems[J]. International Journal of Intelligent Systems, 2015, 30(8): 854-870.
- [20] 李卫东. 应用多元统计分析[M]. 北京: 北京大学出版社, 2015.
- [21] 汪涛, 王永智. 基于信息熵的安徽省创意产业结构均衡度分析[J]. 新余学院学报, 2017, 22(1): 43-47.
- [22] 王保山, 邵明星, 丁爱亮, 等. 证券市场信息熵技术指标构建与应用[J]. 宁波大学学报(理工版), 2012, 25(3): 79-82.
- [23] 袁志发, 宋世德. 多元统计分析[M]. 2版. 北京: 科学出版社, 2009.
- [24] 丁世飞, 靳奉祥, 赵相伟. 现代数据分析与信息模式识别[M]. 北京: 科学出版社, 2013.
- [25] 李晓艳, 张子刚, 张逸石. 集成 K-means 聚类和有监督特征选择的混合式协同过滤推荐[J]. 管理学报, 2013, 10(9): 1362-1367.
- [26] 刘旭东, 吴旭军, 陈德人, 等. 基于用户特征分解的协同过滤冷启动解决方法[J]. 山东农业大学学报(自然科学版), 2013, 44(4): 616-619.

编辑 刘冰