

基于双鸟群混沌优化的 otsu 图像分割算法

吴 军,王龙龙

(江西理工大学,信息工程学院,江西 赣州 341000)

摘 要: 为了提高鸟群图像分割算法在求取图像最佳阈值时的准确性与稳定性,提出了一种双鸟群混沌优化图像分割算法.在求取图像二维 otsu 阈值时对两个种群求得的二维解进行交叉互换,并加入混沌扰动,加强了搜索能力.为了减少噪声对图像分割结果的影响,使用一种改进的自适应选择中值-均值滤波法对图像进行预处理,增强了图像分割时对噪声的鲁棒性.实验结果表明双鸟群混沌优化图像分割算法在求取一维、二维 otsu 阈值时的准确度和稳定性要优于其他算法,且无论在低噪声污染还是高噪声污染下都能对图像进行较为准确的分割.

关键词: 鸟群算法;混沌扰动;最大间类方差法;图像分割;图像去噪

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2018)12-0119-06

An Otsu Image Segmentation Algorithm Based on Chaos Optimization of Two BSA

WU Jun, WANG Long-long

(School of Information Engineering, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, China)

Abstract: In order to improve the accuracy and stability of bird swarm image segmentation algorithm in finding the optimal threshold of image, a two-bird swarm chaos optimization image segmentation algorithm is proposed. The two-dimensional solutions obtained by two populations are cross-exchanged when the image two-dimensional otsu threshold is calculated, chaos disturbances are added to enhance the search capability. In order to reduce the influence of noise on the image segmentation results, an improved adaptive selection median-mean filter method is used to preprocess the image, which enhances the robustness to noise during image segmentation. Experimental results show that the two-bird swarm chaos-optimized image segmentation algorithm is superior to other algorithms in obtaining the one-dimensional and two-dimensional otsu thresholds, The image can be accurately segmented regardless of low noise pollution or high noise pollution.

Key words: bird swarm algorithm; chaotic disturbance; otsu; Image segmentation; Image denoising

1 引言

传统的图像分割法在求取图像的阈值时需要大量的运算时间.为了减少运算时间,如遗传算法(GA)^[1-2]、粒子群算法^[3-4]、蚁群算法^[5]等智能算法被用于图像分割.

近些年将智能算法用于图像分割的阈值求解成为图像阈值分割的主流之一.如覃晓,梁伟等人^[6]提出了一种基于遗传优化谱聚类的周形分割方法. Mohammad Taherdangkoo 等人^[7]提出了一种有效

的分割 MR 脑图像的蚁群优化算法. Li Haiyang 等^[8]人提出了将动态粒子群算法和 K 均值聚类算法相结合用于图像分割. Li Zhang 等人提出了一种双遗传算法(DPGA)并用于眼球血管分割.其中 Mohammad Taherdangkoo 是通过将智能算法与传统方法相结合来提高图像分割效率.而 Li Zhang 等人^[9]则通过对算法进行改进来增强图像分割的准确性.

鸟群算法(BSA)^[10-11]在 2015 年由 Xian-Bing Meng 提出,具有较好的有效性,优越性和稳定性.

但现在鸟群算法的应用领域还未被完全发掘,在图像分割领域的应用也较少.为了提高鸟群算法在求取最优解时的稳定性和准确性本文提出了一种双鸟群混沌优化算法(DPCBSA),对图像进行分割处理.

2 噪声预处理

椒盐噪声是图像处理过程中最常见的噪声之一,且对图像分割的结果有着关键的影响.去除椒盐噪声常用的方法为中值滤波.但传统的中值滤波在去除高密度椒盐噪声方面并不理想,对此何海明等人^[2]提出了一种快速高效去除图像椒盐噪声的均值滤波算法.首先对噪声点进行初步定位,对初步定为后的疑似噪声点周围的集合 Ω^w 求均值点进行噪声滤波.

$$\Omega^{w1} = \{ \{ I(m,n) \} \mid i - (W-1)/2 \leq m \leq i + (W-1)/2, n = j - (W-1)/2 \} \cup \{ \{ I(m,n) \} \mid i - (W-1)/2 \leq m \leq i + (W-1)/2, n = j + (W-1)/2 \} \cup \{ I(m,n) \mid j + 1 - (W-1)/2 \leq n \leq j - 1 + (W-1)/2, m = i - (W-1)/2 \} \cup \{ I(m,n) \mid j + 1 - (W-1)/2 \leq n \leq j - 1 + (W-1)/2, m = i + (W-1)/2 \}$$

$$\Omega^{w2} = \{ I(m,n) \mid I(m,n) \neq 0 \} \cap \{ I(m,n) \mid I(m,n) \neq 255 \}$$

$$\Omega^w = \Omega^{w1} \cap \Omega^{w2}$$

但对小密度和中密度椒盐噪声进行滤波有时结果却不如“定位-中值滤波”本文提出一种“自适应选择均值-中值滤波”,使其在不论在低密度噪声还是高密度噪声下都能对噪声良好的处理,减少了对原图的损坏.如图 1 为在低噪声污染下图像 lena 随机取的像素灰度值矩阵.

表 1 低噪声污染下的图像像素矩阵

161	162	157
155	255	159
158	160	162

原像素的灰度值为 161 使用文献[12]的方法滤波后的值为 159. 25,而使用中值法为 159. 50. 此时中值处理更接近原值.

表 2 为中度噪声污染下的图像像素灰度值矩阵使用文献[12]处理结果为 157. 25,中值处理为 157. 5. 这时仍然是中值处理更接近原值.

表 2 中度噪声污染下的图像像素矩阵

0	255	157
155	255	159
158	0	255

两种情况下像素灰度值矩阵经过均值、中值处理后的结果以及原值与集合 Ω^w 的方差分别为 (5. 437 5, 5. 444 4, 5. 777 8) 和 (2. 187 5, 2. 200, 5). 因此本文先通过对 Ω^w 集合内的元素数量进行统计来判断噪声的污染程度,并对比均值、中值的方差来对其进行相应的处理.对疑似噪声点处理如下式.

$$I(x,y) = \begin{cases} \text{med}(\Omega^w) & | \Omega^w | > \text{num} \\ \text{ext}(\max\{\text{var}([\text{med}(\Omega^w), \Omega^w]), \\ \text{var}([\text{mean}(\Omega^w), \Omega^w])\}) \end{cases} \quad (1)$$

式中, $I(x,y)$ 表示待处理的像素点; num 为设置的常数,当 Ω^w 集合中元素数量大于 num 时为轻度污染;否则为中度或重度污染. ext 函数为提取 Ω^w 的均值;中值处理后方差大的值. |. | 为集合中元素的数量. 轻度污染时对集合进行中值运算,中度或重度污染时取方差大的值.

3 双鸟群混沌优化图像分割算法

鸟群算法的主要 5 条规则是:

(1)初始时鸟群中的个体要先在觅食、警惕两种行动方式之间进行随机的选择.

(2)选择觅食后的个体会将本身到达过的最佳位置以及鸟群的最佳位置传递到种群中进行共享.

(3)选择警惕后的个体都会产生前往种群中心的想法,但个体之间会产生竞争. 通常情况下竞争的能力与食物的储备有关.

(4)鸟群的行动是有周期的,过一段时间就会前往其他地点,在此过程中鸟群的个体会分为生产者和乞讨者,分类的方式为食物储备最多的为生产者,最少的为乞讨者,其余个体在这两种行为中进行随机选择.

(5)生产者和乞讨者这两者的觅食积极性是不同的,通常生产者积极觅食,乞讨者跟随生产者觅食.

鸟群个体在各状态下的位置更新公式如下:

觅食与警惕行为:设置一个常数 P ,并随机产生一个数 P_m ,当 $P_m > P$ 时进行觅食行为,否则进行警惕行为($P, P_m \in [0, 1]$).

进行觅食行为时的个体更新如下式:

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + (p_{i,j} - x_{i,j}^t) \times C \times \text{rand}(0, 1) + (g_j - x_{i,j}^t) \times S \times \text{rand}(0, 1) \quad (2)$$

进行警惕行为时的个体更新如公式(3):

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + A_1(\text{mean}_j - x_{i,j}^t) \times \text{rand}(0,1) + A_2(p_{k,j} - x_{i,j}^t) \times \text{rand}(-1,1) \quad (3)$$

$$A_1 = a_1 \times \exp\left(-\frac{p\text{Fit}_i}{\text{sumFit} + \varepsilon} \times N\right) \quad (4)$$

$$A_2 = a_2 \times \exp\left[\left(\frac{p\text{Fit}_i - p\text{Fit}_k}{|p\text{Fit}_k - p\text{Fit}_i| + \varepsilon}\right) \times \frac{N \times p\text{Fit}_k}{\text{sumFit} + \varepsilon}\right] \quad (5)$$

式中, k 是随机的正整数($k \neq i$, 且 $k \in [1, N]$); ε 的功能为避免分母为 0; mean_j 为整个鸟群的平均适应度值; sumFit 为鸟群的最佳适应度值的总和。

飞行行为时生产者和乞食者的更新如公式(6)、(7):

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + \text{randn}(0,1) \times x_{i,j}^t \quad (6)$$

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + (x_{k,j}^t - x_{i,j}^t) \times \text{FL} \times \text{rand}(0,1) \quad (7)$$

FL 表示乞讨者跟随生产者寻找食物的概率($k \in [1, 2, 3, \dots, N]$, $k \neq i$, $\text{FL}(\text{FL} \in [1, 2])$).

为了提高鸟群算法在求取最佳阈值时的准确度与稳定性, 通常可通过增加种群的初始数量但这也大大增加了算法的运算时间. 因此本文提出双鸟群优化算法, 同时初始两个鸟群并利用相应公式进行同时更新, 每个种群在求得最佳阈值后进行对比选择两个解中最优的解. 使用两个鸟群进行并行运算, 可减少其运算时间, 之后再加入混沌扰动进一步增强了算法的搜索能力, 提高了算法求解的准确性.

混沌扰动普遍使用于非线性系统, 可提高算法的随机性、遍历性, 可以有效的避免进入早熟与局部最优化. 本文使用的混沌扰动为 Logistic 模型:

$$k_{i+1} = \mu k_i(1 - k_i), k_i \in [0, 1], \mu \in (2, 4] \quad (8)$$

本文设置 μ 为 4, 使其进入完全混沌的状态, 使其在 $[0, 1]$ 区间内具有完全遍历.

加入混沌扰动后对双种群求得的最佳阈值的更新为公式(9):

$$x_{ik+1} = x_{ik} + \Delta x \quad (9)$$

式中, $\Delta x = -\beta + 2\beta k_{1j}$

鸟群算法在求取二维阈值及多维阈值时的准确性和稳定性都较差, 因此本文在求取二维阈值时, 对每一代两个种群的当代最优解进行交叉组合, 再对交叉组合解进行适合度求解, 取适合度函数值最大的解为当前全局最优解.

如若最佳阈值为(137, 118), 而第一个种群求得的最佳阈值为(139, 117), 第二个种群求得的阈值为(137, 115). 若只对两个种群的最佳阈值的适合度函数进行对比而取值则所得结果与最佳阈值相比仍有偏差, 而进行交叉组合之后就能得到(137, 117)减少了与最佳阈值的误差, 增加了二维阈值求解的搜索能力.

4 双鸟群混沌优化算法在图像分割上的使用

本文使用的适合度函数为 otsu 即最大间类方差, 双鸟群混沌优化算法的使用步骤如下:

(1) 分别对两个鸟群进行迭代次数、种群数量、转移周期以及觅食概率等进行初始设置.

(2) 设置混沌扰动的模型.

(3) 读入待分割的图像, 并转换为灰度图像.

(4) 对有噪声污染的图像进行本文改进的自适应选择中值-均值滤波法进行处理.

(5) 利用鸟群算法各状态下的位置更新公式对每个个体进行更新.

(6) 求出每个鸟群当代的最佳个体, 进行交叉互换, 取其中最优解.

(7) 若求出的最优解优于当前全局最优解, 则取代当前全局最优解.

(8) 对全局最优解进行混沌扰动操作.

(9) 若满足条件则停止迭代, 否则则重复 5)~8) 步骤.

(10) 输出最优解.

5 实验结果

为了验证本文方法在图像分割方面的优越性. 将本文方法与其他算法进行对比. 本文算法的参数设置为两个鸟群的对跟随系数, 觅食概率选择参数为分别为(0.03, 0.05), 种群大小为 6, 迭代数为 50, 飞行周期为 5. 遗传算法与双种群遗传算法的染色体长度为 8, 双种群遗传算法算法第一个种群交换概率为 0.05, 变异概率为 0.03. 双种群遗传算法中的第二个种群的交换概率为 0.5, 变异概率为 0.3. 实验在环境为 Windows10, 处理器为 CoreI7, 显卡为 GTX960M, 内存为 8 GB 的笔记本电脑上进行.

先使用遗传算法、双种群遗传算法、鸟群算法、本文算法对 lena, man 进行一维 otsu 图像分割. 进行 100 次随机运算求取最佳阈值, 准确率与方差实验结果如表 3、表 4.

表 3 四种算法求得一维 otsu 最佳阈值的准确率(%)

图像	GA	DPGA	BSA	DPGA
lena	36	50	78	98
man	33	43	87	96

表 4 四种算法运行 100 次的方差值

图像	GA	DPGA	BSA	DPGA
lena	20.70	3.97	0.25	0.02
man	17.66	6.27	0.16	0.07

由表 3、表 4 可得本文算法对两幅图像进行阈值分割时找到最佳阈值的概率为 98%与 96%而方差则为 0.02、0.07,结果优于其他三种算法.并可知虽然双种群遗传算法比遗传算法的稳定性有显著的提高,但其找到准确的最佳阈值的概率却也较低,而鸟群算法在准确度以及稳定性方面对比遗传遗传算法有着显著的优势,本文算法在鸟群算法基础之上进一步提高了算法求值时的稳定性与准确性.

在求取二维 otsu 时对比种群数为 6 的鸟群算法(BSA6)、双鸟群算法以及种群数为 12 的鸟群算法(BSA12).并利用公式(9)求取鸟群算法与双鸟群算法求得的二维 otsu 阈值误差.

$$S = \frac{\sum_{i=1}^N |u_i - u'| + |v_i - v'|}{N}$$

(10)

式中, (u_i, v_i) 为第 i 次运行的求得的二维 otsu 阈值; (u', v') 为使用穷举法求得二维 otsu 最佳阈值. 随机运行 20 次取平均值,运行结果如表 5、表 6.

表 5 三种算法对图 man 求二维 otsu 运行结果

man	运行结果	方差	运行时间(s)
BSA6	(90,106)	10.65	0.009
BSA12	(89,107)	6.15	0.016
DPBSA	(89,105)	5.65	0.013

表 6 三种算法对图 lena 求二维 otsu 的运行结果

man	运行结果	方差	运行时间(s)
BSA6	(131,139)	34.35	0.010
BSA12	(135,118)	8.55	0.018
DPBSA	(137,117)	5.80	0.014

由表 5、表 6 可知随着阈值维度的增加鸟群算法在求取最佳阈值时的稳定性会有所下降,可以通过增加种群的种群数量提高种群的多样性来提高稳定性,但却会消耗更多的运算时间.而本文算法对于图像 Man 方差为 5.65,运行时间为

0.013 s,对于图像 lena 的方差和运行时间为 5.80、0.014 s,即保证了算法的稳定性同时不会消耗过多的运算时间.

为了进一步验证本文图像分割方法对噪声的鲁棒性.使用传统的均值、中值滤波、文献[12]的均值滤波以及本文算法的预处理来对加入了椒盐噪声的图像 rice, cell 进行滤波,并计算相应的 PSNR

$$PSNR = 10 \times \log_{10} \left(\frac{(2^n - 1)^2}{MSE} \right)$$

(11)

运行结果如表 7、表 8.

表 7 四种方法对图像 rice 处理噪声的 PSNR

rice	均值滤波	中值滤波	文献 12	本文的预处理
Salt&Pepper($\delta=0.05$)	31.277	35.214	45.748	47.135
Salt&Pepper($\delta=0.2$)	29.640	34.261	39.823	40.346
Salt&Pepper($\delta=0.50$)	29.110	31.935	35.709	35.770
Salt&Pepper($\delta=0.80$)	29.002	28.791	33.193	33.230

表 8 四种方法对图像 cell 处理噪声的 PSNR

cell	均值滤波	中值滤波	文献 12	本文的预处理
Salt&Pepper($\delta=0.05$)	32.074	37.038	47.743	48.493
Salt&Pepper($\delta=0.2$)	29.686	35.176	41.707	41.868
Salt&Pepper($\delta=0.50$)	28.754	32.147	36.963	36.995
Salt&Pepper($\delta=0.80$)	28.447	28.837	33.636	33.667

由表 7、表 8 可知传统的均值算法、中值算法在噪声污染较低的情况下能较好的对图像进行滤波,但在高污染噪声下滤波效果很差.而文献[12]的方法不仅对低噪声的处理要优于传统方法,且在处理高噪声污染的图片时也能较好的保证滤波后图像的质量.本文方法在文献[12]的基础之上加强其在低中度噪声污染下的图像处理效果,同时也保证了高污染下的图像滤波质量.

对 lena,man, rice, cell, 加入 $(\delta=0.2, \delta=0.5, \delta=0.8)$ 椒盐噪声并使用本文的算法进行图像分割.利用公式(11)计算噪声污染下图像分割的准确度.准确分割率(CSR):

$$CSR = \frac{|C_A \cap C_R| + |P_A + P_R|}{|C_R| + |P_R|} \times 100\%$$

(12)

式中, C_A 表示在噪声污染下使用本文算法进行图像分割后的背景像素集合; P_A 表示前景像素集合; C_R 和 P_R 表示在没有噪声污染下进行图像分割后的前景与背景的集合; $|\cdot|$ 是集合的基数. 本文算法的对

图像进行分割后的结果如图 1~图 4. 求得的 CSR 如表 9. 其中 L1、M1、R1、C1 为 $\sigma=0.2$ 椒盐噪声污染下的图像. L2、M2、R2、C2 为噪声为 $\sigma=0.5$ 椒盐噪声污染下的图像. L3、M3、R3、C3 为 $\sigma=0.8$ 椒盐噪声污染下的图像. L4、L5、L6、M4、M5、M6 等为相应噪声下利用本文方法进行图像图像分割的结果.

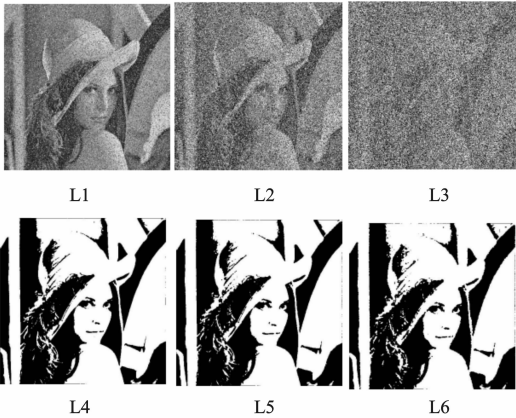


图 1 lena 在噪声下的二维 otsu 图像分割

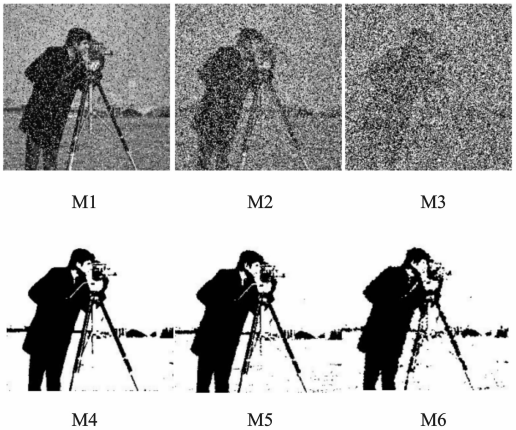


图 2 man 在噪声下的二维 otsu 图像分割

表 9 图像在不同噪声下的 CRS

图像	$\sigma=0.2$	$\sigma=0.5$	$\sigma=0.8$
lena	90.7%	85.1%	79.2%
man	90.0%	81.8%	79.0%
rice	81.5%	61.1%	51.5%
cell	91.5%	78.4%	70.3%

通过对图 1~图 4 的观察可知对于如 L1、M1、R1、C1 中低噪声污染的图像使用本文算法能进行较为准确的分割,由表 7 可知其中 L1、M1、C1 的 CRS 都达到了 90%以上. 而图像 L3、M3、R3、C3 在噪声的污染下已经非常模糊,其中 L3、M3、C3,只能依稀观察到轮廓,R3 却连轮廓也难以观察,而利用

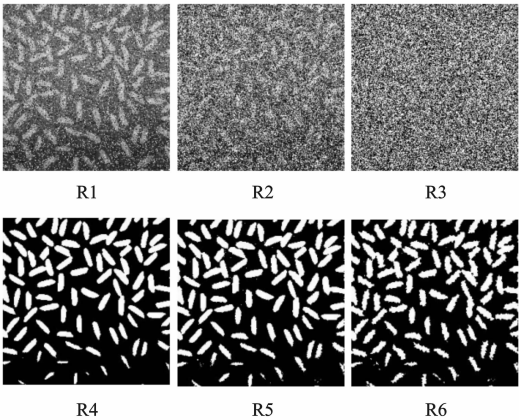


图 3 rice 在噪声下的二维 otsu 图像分割

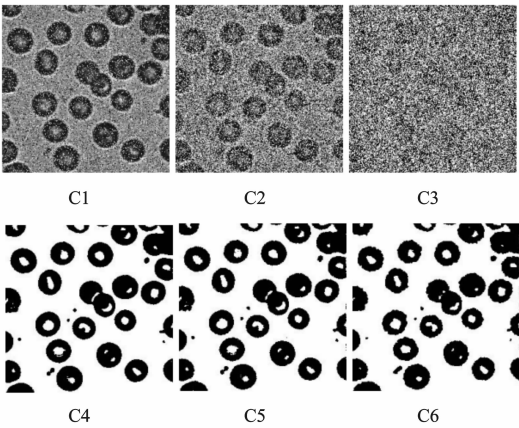


图 4 cell 在噪声下的二维 otsu 图像分割

本文方法对其进行分割时却能将进行良好的分割.

6 结束语

通过对图像进行一维、二维 otsu 阈值的求解可知本文提出的双鸟群混沌图像分割算法不仅保证了较高准确度和稳定性,同时也不会消耗过多的运算时间. 对于噪声污染下的图像,不论是轻度污染还是高度污染利用本文方法进行分割时,都能保证分割后图像的质量.

参考文献:

[1] P Jedlicka, T Ryba. Genetic algorithm application in image segmentation[J]. Pattern Recognition and Image Analysis, 2016, 26(3): 497-501.

[2] Gui Y F, Su P, Chen X Q. Image Segmentation based on Genetic Algorithms and Grey Relational Analysis [J]. Journal of Grey System, 2016, 28(1): 45-51.

[3] Zhao J H, Wang X, Zhang H M, et al. Side scan sonar image segmentation based on neutrosophic set and

- quantum-behaved particle swarm optimization algorithm[J]. Marine Geophysical Research, 2016, 37(3): 229-241.
- [4] 曾艳阳,冯云霞,赵文涛. 基于 logistic 映射的自适应变尺度混沌粒子群算法[J]. 系统仿真学报, 2017, 29(10): 2241-2246.
- [5] Zou G H. Ant Colony Clustering Algorithm and Improved Markov Random Fusion Algorithm in Image Segmentation of Brain Images[J]. International Journal Bioautomation, 2016, 20(4): 505-514.
- [6] 覃晓,梁伟,元昌安,等. 基于遗传优化谱聚类的图形分割方法[J]. 计算机科学, 2017, 44(1): 100-102.
- [7] Mohammad Taherdangkoo, Mohammad Hadi Bagheri, Mehran Yazdi, et al. An Effective Method for Segmentation of MR Brain Images Using the Ant Colony Optimization Algorithm[J]. Journal of Digital Imaging, 2013, 26(6): 1116-1123.
- [8] Li Haiyang, He Hongzhou, Wen Yongge. Dynamic particle swarm optimization and K-means clustering algorithm for image segmentation[J]. Optik - International Journal for Light and Electron Optics, 2015, 126(24): 4817-4822.
- [9] Li Zhang, KaiTeng Wu, Tao Zhang. Retinal Vessel Segmentation Combined Two-Dimensional Entropy Method and Double Populations Genetic Algorithm [J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2017, 31(5): 1-13.
- [10] 曾增,彭春华,王奎,等. 基于鸟群算法的微电网多目标运行优化[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(13): 117-122.
- [11] 牛培峰,王丘亚,马云鹏,等. 基于量子自适应鸟群算法的锅炉 NO_x 排放特性研究[J]. 计量学报, 2017, 38(6): 770-775.
- [12] 何海明,齐冬莲,张国月,等. 快速高效去除图像椒盐噪声的均值滤波算法[J]. 激光与红外, 2014, 44(4): 469-472.

作者简介:

吴 军 男, (1963-), 硕士, 副教授. 研究方向为嵌入式系统及应用、数字图像处理.

王龙龙(通信作者) 男, (1992-), 硕士研究生. 研究方向为数字图像处理. E-mail: 1240279637@qq. com.

(上接第 118 页)

- [4] Kristan M, Pflugfelder R, Leonardis A, et al. The visual object tracking vot2013 challenge results[J]. Springer International Publishing, 2016, 8926: 191-217.
- [5] Potluri S, Fasih A, Vutukuru L K, et al. CNN based high performance computing for real time image processing on GPU[J]. Workshop on Nonlinear Dynamics and Synchronization and Intl Symposium on Theoretical Electrical Engineering, 2011, 391: 1-7.
- [6] Simonyan K, Zisserman A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition [J]. Computer Science, 2014.
- [7] Arora S, Bhaskara A, Ge R, et al. Provable Bounds for Learning Some Deep Representations[J]. Computer Science, 2013: 584-592.
- [8] Glorot X, Bengio Y. Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks[J]. International Conference on Artificial Intelligence and Statistics, Sardinia, Italy, 2010: 249-256.
- [9] Yang Y, Yang J, Liu L, et al. High-Speed Target

Tracking System Based on a Hierarchical Parallel Vision Processor and Gray-Level LBP Algorithm[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Systems, 2016, PP(99): 1-15.

- [10] Yang Y, Yang J, Zhang Z, et al. High-speed visual target tracking with mixed rotation invariant description and skipping searching[J]. Science China, 2017, 60(6): 2401.

作者简介:

季 飞 男, (1992-), 硕士研究生. 研究方向为深度学习目标跟踪. E-mail: jifei61023@163. com.

王加庆 男, (1991-), 博士研究生. 研究方向为目标跟踪系统.

刘 剑 男, (1966-), 研究员. 研究方向为图像传感器及微纳结构制作工艺技术.

吴南健 男, (1961-), 博士, 研究员, 博士生导师. 研究方向为基于深度神经网络的图像并行处理芯片、高速图像传感器设计、低功耗数模混合集成电路设计.