

## 改进鸽群优化算法在 SVD-UKF 参数整定中的应用\*

周延锋<sup>1</sup>, 李宁洲<sup>2</sup>, 卫晓娟<sup>2</sup>, 王卫红<sup>3</sup>

(1. 兰州交通大学 机电工程学院, 甘肃 兰州 730070; 2. 上海应用技术大学 轨道交通学院, 上海 201418;  
3. 株洲九方装备股份有限公司, 湖南 株洲 412001)

**摘要:** 为解决鸽群优化(PIO)算法易陷入局部最优、收敛速度慢的问题,提出了一种改进的鸽群优化(IPIO)算法。将全局搜索能力较强的天牛须搜索(BAS)算法融入到指南针算子中,在地标算子中引入混沌扰动策略来提高算法的局部搜索精度。利用测试函数对改进算法进行性能测试,并提出奇异值分解-无迹卡尔曼滤波(SVD-UKF)参数整定的适应度函数,将改进算法优化后的参数应用到机车黏着控制系统中。仿真结果表明:改进算法具有更强的全局搜索能力和更高的搜索精度,经参数整定后的SVD-UKF具有良好的滤波估计效果。

**关键词:** 鸽群优化算法; 天牛须算法; 混沌扰动; 全局寻优; 参数整定

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1000-9787(2022)02-0153-04

## Application of improved pigeon-inspired optimization algorithm in SVD-UKF parameter setting\*

ZHOU Yanfeng<sup>1</sup>, LI Ningzhou<sup>2</sup>, WEI Xiaojuan<sup>2</sup>, WANG Weihong<sup>3</sup>

(1. School of Electromechanical Lanzhou Jiaotong University Lanzhou 730070, China;  
2. School of Railway Transportation Shanghai Institute of Technology Shanghai 201418, China;  
3. Zhuzhou Gofront Equipment Co Ltd Zhuzhou 412001, China)

**Abstract:** In order to address the problem that the pigeon-inspired optimization(PIO) algorithm is easy to fall into the local optimum and the convergence rate is slow, an improved pigeon-inspired optimization(IPIO) algorithm is proposed. The beetle antennae search(BAS) algorithm with strong global search ability is integrated into the compass operator. The chaos disturbance strategy is introduced into the landmark operator to improve the local search accuracy of the algorithm. The performance of the improved algorithm is tested by using standard test function, and the fitness function of singular value decomposition unscented Kalman filtering(SVD-UKF) parameter tuning is proposed, and the parameters optimized by the improved algorithm are applied to the locomotive adhesion control system. The simulation results show that the improved algorithm has stronger global search ability and higher search precision, and the SVD-UKF after parameter setting has a good filtering estimation effect.

**Keywords:** improved pigeon-inspired optimization(IPIO) algorithm; beetle antennae search(BAS) algorithm; chaos disturbance; global optimization; parameter setting

### 0 引言

近年来,鸽群优化(pigeon-inspired optimization,PIO)算法因其结构简单、易于理解以及较强的全局搜索能力而受到诸多学者的广泛关注<sup>[1-2]</sup>。但其易陷入局部最优,且收敛速度较慢。文献[3]将鸽群优化思想引入粒子滤波算法,通过在鸽群优化过程中加入自适应交叉操作来增加粒子多样性,提高了粒子滤波算法的求解精度。郭瑞<sup>[4]</sup>通过引入收敛因子、位置因子以及速度因子来增强鸽群活力、提

高种群多样性,扩大了潜在解的搜索空间。文献[5]提出了一种基于A\*和鸽群算法的航路规划算法,实现了对航路进行平滑化和重规划处理。文献[6]将混沌优化与迭代步长动态调节策略相结合,对混沌变量和优化变量进行映射操作,提高了算法的收敛速度与局部搜索能力。文献[7]通过引入自适应权重系数,对种群个体的速度和位置进行更新,提升了航路规划质量和效率。

为进一步加快PIO算法的收敛速度,提升全局搜索能

收稿日期: 2020-07-24

\* 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51665027); 甘肃省高等学校创新能力提升项目(2019B-059); 甘肃省自然科学基金资助项目(20JR5RA406)

力及局部收敛精度,本文在指南针算子中融入天牛须搜索 (beetle antennae search, BAS) 算法来增大潜在解的搜索空间,在地标算子引入 Kent 混沌扰动策略来提高局部搜索能力及收敛精度,通过测试函数和奇异值分解-无迹卡尔曼滤波 (SVD-UKF) 参数整定的仿真实验检验改进效果及可行性。

## 1 PIO 算法

受鸽群飞行导航方式启发,段海滨教授提出了 PIO 算法,其数学模型包括指南针算子和地标算子两部分<sup>[7,8]</sup>。

首先引入指南针算子,对于  $D$  维目标搜索空间中的优化问题,每个鸽群个体  $i$  代表一个可行解,其位置和速度可分别表示为:  $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$ ,  $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$ , 其中  $N$  为鸽群规模,即所有可行解的个数。在第  $k$  次迭代中,鸽群个体的速度  $V_i$  及位置  $X_i$  根据下式进行更新

$$V_i(k) = V_i(k-1) * e^{-Rk} + r_1 (X_g - X_i(k-1)) \quad (1)$$

$$X_i(k) = X_i(k-1) + V_i(k) \quad (2)$$

式中  $R$  为指南针因子,  $r_1$  为  $[0, 1]$  上的随机数,  $X_g$  为全局最优解。

在地标算子中,每迭代一次,鸽群规模  $N$  减半,适应度较优的 50% 鸽群的中心位置  $X_c$  作为鸽群个体飞行的参考方向,鸽群个体的更新方式如下

$$N(k) = N(k-1)/2 \quad (3)$$

$$X_c(k) = \frac{\sum (X_i(k) * F(X_i(k)))}{N(k) * \sum F(X_i(k))} \quad (4)$$

$$X_i(k) = X_i(k-1) + r_2 (X_c(k) - X_i(k-1)) \quad (5)$$

式中  $F(\bullet)$  为鸽群个体重量,解决最小优化问题时  $F(\bullet) = 1/f(\bullet) + \varepsilon$ ,  $\varepsilon$  为一个很小的数,针对最大优化问题时  $F(\bullet) = f(\bullet)$ ,  $r_2$  为  $[0, 1]$  上的随机数。

## 2 改进的 PIO 算法

### 2.1 指南针算子改进

BAS 算法作为一种新型仿生算法,其数学原理表述如下:

1) 假设天牛随机向任何方向前进,即右触须指向左触须的矢量可使用随机向量进行表示,对其进行归一化处理可得

$$\vec{d} = \frac{\text{rands}(D, 1)}{\|\text{rands}(D, 1)\|} \quad (6)$$

式中  $D$  为空间维度。

2) 天牛质心为  $X$ ,  $d_0$  为两触须间距离,则左右触须位置可表示为

$$\begin{cases} X_l = X + d_0 * \vec{d} / 2 \\ X_r = X - d_0 * \vec{d} / 2 \end{cases} \quad (7)$$

3) 确定左右触须气味强度  $f(X_l)$  和  $f(X_r)$ , 进而判别天牛前进方向。

4) 结合天牛的搜索行为,天牛位置的迭代更新方式为

$$X_k = X_{k-1} - \delta^{k-1} \vec{d} \text{sign}(f(X_{l(k-1)}) - f(X_{r(k-1)})) \quad (8)$$

式中  $X_k$  为第  $k$  次迭代中的天牛质心,  $X_{l(k-1)}$ ,  $X_{r(k-1)}$ ,  $\delta^{k-1}$  分别为第  $k-1$  次迭代中的左右触须位置及步长。

5) 更新步长公式如下

$$\delta^k = \delta^{k-1} \eta \quad (9)$$

式中  $\eta$  为步长衰减系数。

循环步骤 (1) ~ 步骤 (5), 即可获得全局最优解。因此在指南针算子中,基于 BAS 算法对 PIO 算法进行改进的基本思路是当鸽群个体位置与速度更新之后,将其视为天牛,计算其按照 BAS 算法移动之后的适应度值,并对移动前后的适应度值进行对比,如果移动后的适应度值更优,则移动,否则不进行移动。

### 2.2 地标算子改进

混沌作为一种非线性动力学现象,在搜索空间具有很强的遍历性。为提高算法的局部搜索精度,在地标算子中引入混沌扰动策略,以获得相对较优的鸽群个体。

本文采用遍历性较好的 Kent 混沌映射,其数学模型为

$$Z_{n+1} = \begin{cases} Z_n/0.4, & Z_n \leq 0.4 \\ (1 - Z_n)/(1 - 0.4), & Z_n > 0.4 \end{cases} \quad Z_n \in [0, 1] \quad (10)$$

式中  $Z_n$  为混沌变量。

地标算子中,鸽群个体位置的更新方式由其适应度值决定,适应度值较优的前  $N/2$  个个体采用原方式更新,适应度值较差的后  $N/2$  个个体采用引入混沌扰动的方式更新,更新方式具体如下

$$\begin{cases} X_i(k) = X_i(k-1) + r_2 (X_c(k) - X_i(k-1)), \\ \quad i = 1, \dots, N/2 \\ X_i(k) = X_c(k) + \beta(k) Z_i, \quad i = N/2 + 1, \dots, N \end{cases} \quad (11)$$

式中  $\beta(k)$  为调节系数,  $Z_i$  为第  $i$  个鸽群个体的混沌变量。

综上所述,改进的 PIO (IPIO) 算法流程为:

Step1 初始化鸽群规模  $N$ 、指南针算子迭代次数  $N_{\text{map}}$ 、地标算子迭代次数  $N_{\text{land}}$ 、指南针因子  $R$ 、鸽群个体的速度  $V$  和位置  $X$ ; 初始化两触须距离  $d_0$ 、步长  $\delta$ 、衰减系数  $\eta$ 。

Step2 根据式 (1)、式 (2) 更新鸽群个体速度  $V_i(k)$  及位置  $X_i(k)$ , 然后根据式 (6)~ 式 (8) 更新天牛位置  $X_{\text{BAS}}(k)$ , 根据式 (9) 更新步长。

Step3 比较天牛移动前后的适应度值  $f(X_i(k))$  和  $f(X_{\text{BAS}}(k))$ , 选择适应度值较优个体作为更新后的鸽群个体,更新全局最优解  $X_g$ 。

Step4 判断是否  $k > N_{\text{map}}$ , 是则执行下一步,否则返回 Step2。

Step5 根据式(3)、式(4)计算鸽群数目和鸽群位置中心, 根据式(11)更新鸽群个体位置, 进而更新全局最优解  $X_g$ 。

Step6 判断是否  $k > N_{\text{land}}$ , 是则结束程序, 输出全局最优解  $X_g$ , 否则返回 Step5。

### 3 基于 IPIO 算法的 SVD-UKF 参数整定

无迹 Kalman 滤波( UKF) 因其滤波求解精度较高等优点在诸多领域得到了广泛地应用<sup>[9]</sup>。但其采用的 Cholesky 分解无法对非正定矩阵进行分解, 易造成病态问题。为避免这一问题, 增强协方差矩阵的数值稳定性, 可利用求解性能较好的奇异值分解( SVD) 对 Cholesky 分解进行替换。

SVD-UKF 的参数主要有: 过程噪声协方差矩阵  $Q$ , 观测噪声协方差矩阵  $R$  以及尺度系数  $\rho$ 。以往参数的设定主要依赖主观经验, 估计效果不佳。因此, 本文将结合机车黏着控制工程背景, 利用 IPIO 算法对 SVD-UKF 的参数进行整定。参照文献[10], SVD-UKF 观测器的状态方程及观测方程分别如下

$$\begin{pmatrix} \dot{\omega}_w \\ \dot{T}_L \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & -\frac{1}{J_{\text{equ}} R_g} \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \omega_w \\ T_L \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} T_m \quad (12)$$

$$\omega_w = [1 \ 0] \begin{pmatrix} \omega_w \\ T_L \end{pmatrix} \quad (13)$$

式中  $T_m$  为牵引电机转矩,  $T_L$  为牵引电机负载转矩,  $J_{\text{equ}}$  为轮对侧等效转动惯量,  $R_g$  为齿轮箱传动比,  $\omega_w$  为轮对角速度。

通过分析可知  $Q$  为二维对角阵, 而  $R$  和  $\rho$  均为常数, 故 IPIO 算法的寻优个体可构造为  $X_i = (q_1 \ q_2 \ R \ \rho)$   $A$  个参数作为 IPIO 算法的适应度变量。寻优问题适应度函数的选择常依据其性能进行选择, 本文选择动态响应速度较快、超调量小的时间误差积分准则 ITAE, 所构造 IPIO 算法适应度函数的数学表达式为

$$f = \int_0^{\infty} t |w_w - \hat{w}_w| dt \quad (14)$$

式中  $w_w$  为车轮实际角速度,  $\hat{w}_w$  为观测器滤波估计速度。

## 4 仿真实验

### 4.1 算法性能测试

为验证 IPIO 的正确性及有效性, 将其与 PIO 及 PSO 算法进行对比分析。所选性能测试函数为 Rosenbrock、Sphere、Griewangk 以及 Rastrigin, 其均在  $(0, \dots, \rho)$  点处取得全局最小值 0。为保证测试结果的公平性及科学性, 对其均进行以下参数设置: 种群/粒子群数量  $N = 50$ , 最大迭代次数  $k = 1000$ , 个体/粒子维数  $D = 20$ , 将其各自独立运行 30 次的最优值及最优值的平均值和方差作为测试结果。

4 种测试函数的表达式及变量取值范围如下

$$\text{Rosenbrock}: f_1 = \sum_{i=1}^{D-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2],$$

$$x_i \in [-30 \ 30],$$

$$\text{Sphere}: f_2 = \sum_{i=1}^D x_i^2 - 100, \quad x_i \in [-100 \ 100]$$

$$\text{Griewangk}: f_3 = \frac{1}{4000} \times \sum_{i=1}^D x_i^2 - \prod_{i=1}^D \cos \frac{x_i}{\sqrt{i}} + 1,$$

$$x_i \in [-600 \ 600]$$

$$\text{Rastrigin}: f_4 = \sum_{i=1}^D [x_i^2 - 100 \times \cos(2\pi x_i) + 10],$$

$$x_i \in [-5.12 \ 5.12]$$

三种算法对 4 种性能测试函数的寻优结果见表 1, 适应度收敛曲线如图 1~图 4 所示。

表 1 测试函数寻优结果

函数	算法	最优值	平均值	标准差
$f_1$	PSO	$1.8908 \times 10^1$	$3.466 \times 10^2$	$6.151 \times 10^2$
	PIO	$1.4875 \times 10^4$	$1.9455 \times 10^5$	$1.8719 \times 10^5$
	IPIO	$4.1236 \times 10^{-2}$	$7.6108 \times 10^1$	$2.6080 \times 10^2$
$f_2$	PSO	$2.0702 \times 10^{-1}$	$9.3226 \times 10^{-1}$	$6.0939 \times 10^{-1}$
	PIO	$3.903 \times 10^2$	$1.0626 \times 10^3$	$3.1963 \times 10^2$
	IPIO	0	$2.2989 \times 10^{-238}$	$1.2081 \times 10^{-231}$
$f_3$	PSO	$1.8815 \times 10^{-1}$	$6.1584 \times 10^{-1}$	$2.5568 \times 10^{-1}$
	PIO	4.0406	9.8975	4.1985
	IPIO	0	$8.0871 \times 10^{-2}$	$2.1339 \times 10^{-1}$
$f_4$	PSO	$1.6322 \times 10^1$	$3.8923 \times 10^1$	$1.6975 \times 10^1$
	PIO	$8.1440 \times 10^1$	$1.1552 \times 10^2$	$1.7814 \times 10^1$
	IPIO	0	$1.1709 \times 10^{-7}$	$1.5403 \times 10^{-7}$

由表 1 可知, 针对单峰函数, 对于函数  $f_1$ , IPIO 的最优值分别比 PIO 和 PSO 高 6 个和 3 个数量级, 平均值分别高于 4 个和 1 个数量级; 对函数  $f_2$ , 只有 IPIO 的最优值为 0, 其平均值和标准差也远远高于 PIO 和 PSO。

针对多峰函数, 对于函数  $f_3$ , 只有 IPIO 的寻优最优值为 0, 平均值和标准差也均优于 PIO 和 PSO; 而对函数  $f_4$ , 仍只有 IPIO 的最优值为 0, 且平均值和标准差也均高于其他两种算法 8~9 个数量级。

由图 1~图 4 可以看出, IPIO 算法总能够迅速地收敛, 其收敛速度均远高于 PIO 和 PSO, 证明对指南针算子的改进有效提升了其全局收敛速度。从表 1 的实验结果也可以看出, 由于 Kent 混沌扰动策略的融入, 地标算子的局部搜索能力及搜索效果也得到了显著的提升。通过以上分析, 均证实了本文对 PIO 所提出改进策略的可行性及有效性, 为后期的参数整定奠定了基础。

### 4.2 SVD-UKF 参数整定

采用 IPIO 算法脚本文件调用机车单轮对 SIMULINK 模型的方式, 对 SVD-UKF 参数进行整定。机车动力学参数设置: 车轮半径  $R$  为 0.625 m, 轴重  $W$  为 25000 kg, 齿轮箱传动

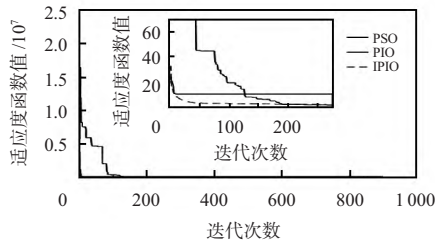


图 1  $f_1$  函数的适应度收敛曲线

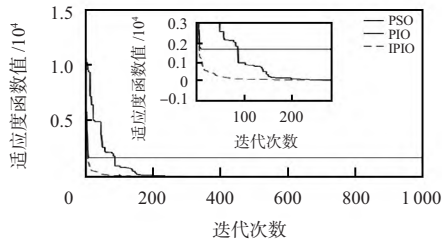


图 2  $f_2$  函数的适应度收敛曲线

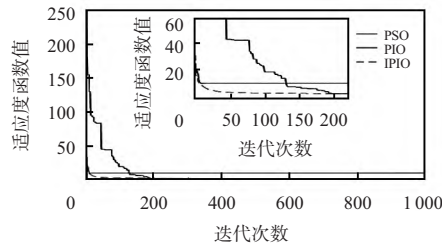


图 3  $f_3$  函数的适应度收敛曲线

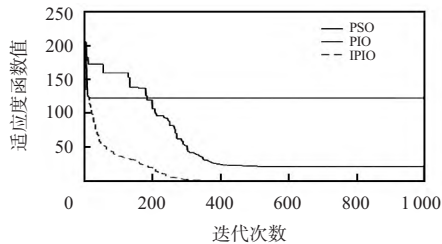


图 4  $f_4$  函数的适应度收敛曲线

比  $R_g$  为 5.64, 齿轮箱传递效率  $\eta_{gear}$  为 0.95, 车轮侧等效转动惯量  $J_{eq}$  为  $184.9 \text{ kg/m}^3$ 。

以式 (14) 作为适应度函数进行寻优, 获得一组最适合的参数 ( $q_1, q_2, R, \rho$ ) 来满足机车黏着控制过程中的观测需求。算法参数设置为:  $N = 30, N_{map} = 90, N_{land} = 30, R = 0.3, d_0 = 2, \delta = \pi, \eta = 0.95$ 。基于此, 优化整定后的 SVD-UKF 参数为  $(8.4201 \times 10^{-6}, 9189.474, 0.01, 1.0015)$ , SVD-UKF 参数优化整定过程中的适应度函数收敛曲线如图 5 所示。

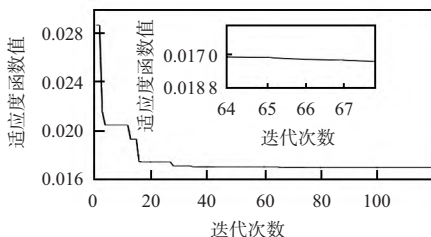


图 5 SVD-UKF 参数整定适应度函数收敛曲线

从图 5 可以看出, IPIO 算法在 SVD-UKF 参数优化整定过程中, 适应度函数收敛速度较快, 在迭代次数 30 次左右

时, 已收敛至全局最小值附近, 表明改进算法在 SVD-UKF 参数整定时亦具有较优的搜索性能。

黏着系数估计对比分析如图 6 所示。机车运行过程中, 轨面工况在 5 s 时进行切换, 从图 6 中可以看出, 参数优化整定前的黏着系数估计效果并不理想, 对轨面实时黏着系数的估计存在滞后现象。而参数优化整定后的 SVD-UKF 响应速度较快, 在不同的轨面工况下, 均能够对轨面实时黏着系数进行有效估计, 跟踪效果较好, 为机车黏着的有效控制及提高其黏着利用率提供了保障。

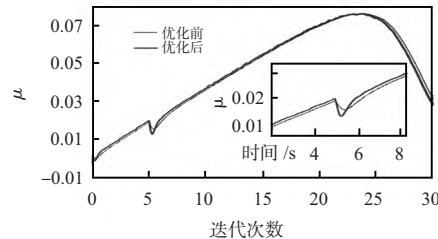


图 6 黏着系数估计对比分析

### 5 结论

针对 PIO 算法易陷入局部最优、收敛速度较慢的缺点, 提出了融合天牛须算法与混沌扰动策略的改进方式。通过性能测试函数验证了 IPIO 算法的可行性及有效性。并将经 IPIO 优化整定后的 SVD-UKF 应用到机车黏着控制中, 仿真结果表明: 在不同工况下 SVD-UKF 均具有良好的估计效果, 所提出的适应度函数也能够有效地对观测器的滤波估计效果进行定量评估。

### 参考文献:

- [1] DUAN H B, QIAO P X. Pigeon-inspired optimization: A new swarm intelligence optimizer for Air robot path planning [J]. International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics, 2014, 7(1): 24-37.
- [2] 段海滨, 叶飞. 鸽群优化算法研究进展 [J]. 北京工业大学学报, 2017, 43(1): 1-7.
- [3] 韩锴, 张赫. 基于鸽群优化改进的粒子滤波算法 [J]. 传感器与微系统, 2018, 37(11): 139-141, 144.
- [4] 郭瑞. 鸽群优化算法及其应用研究 [D]. 南宁: 广西民族大学, 2017.
- [5] 刘昂, 蒋近, 许迪文. 基于 A\* 和鸽群算法的快递无人机航路规划 [J]. 飞行力学, 2020, 38(3): 34-40, 51.
- [6] 廖建庆, 王涵, 王威鹏. 混沌动态步长果蝇优化算法 [J]. 传感器与微系统, 2019, 38(8): 139-142.
- [7] PARPINELLI R S, LOPES H S, FREITAS A A. Data mining with an ant colony optimization algorithm [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(4): 321-332.
- [8] GANDOMI A H, YANG X S, ALAVI A H. Cuckoo search algorithm: A metaheuristic approach to solve structural optimization problems [J]. Engineering with Computers, 2013, 29(1): 1-19.

(下转第 160 页)

同时,不同标注人员在标注两张木材图片是否存在颜色相近时,存在较大的差别,特别是针对没有相关背景的人员,其评判的标准相对严格。

#### 4 结 论

木材产品表面颜色是否协调是木材加工领域的重要环节,也是决定最终产品的经济效益。本文通过设计、提取木材的颜色特征,提出使用聚类算法对木材颜色进行分类,实验结果表明:在木材颜色分级领域,使用无监督学习的聚类算法进行分类,可以减少标注的成本和标注低效的问题,同时提升了木材生产加工中木材产品颜色匹配的问题,对于木材加工生产、提升企业经济效益具有参考价值。

#### 参考文献:

- [1] RNNQVIS M, STRAND E. Integrated defect detection and optimization for cross cutting of wooden boards [J]. European Journal of Operational Research, 1998, 108(3): 490-508, 1998.
- [2] 王业琴. 基于计算机视觉木材表面颜色分类的研究[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2006.
- [3] 徐梓敬, 贾培, 吴楠, 等. GA-SVM 在木材缺陷识别中的应用[J]. 传感器与微系统, 2019, 38(9): 153-156.
- [4] 冯西, 吴静静, 安伟. 基于机器视觉的大尺寸工件自动测量系

统[J]. 传感器与微系统, 2019, 38(4): 104-107.

- [5] 包文祥, 胡广朋. 基于 WebSocket 的实时通信机制的设计与实现[J]. 计算机与数字工程, 2019, 47(7): 1836-1840.
- [6] 袁野. 摄像机标定方法及边缘检测和轮廓跟踪算法研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2002.
- [7] 胡卫军. RGB 图像颜色检测的 Cd(II) 浓度测量研究[J]. 传感器与微系统, 2016, 35(10): 17-19.
- [8] 孙吉贵, 刘杰, 赵连宇. 聚类算法研究[J]. 软件学报, 2008(1): 48-61.
- [9] 李昌兴, 黄艳虎, 支晓斌, 等. 基于加速 k 均值的谱聚类图像分割算法改进[J]. 传感器与微系统, 2016, 35(9): 137-140.
- [10] LU X, HE Z, SU L et al. Detection of micro solder balls using active thermography technology and K-means algorithm[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(12): 5620-5628.

#### 作者简介:

梁世佳(1995-), 男, 硕士研究生, 研究方向为工业大数据分析。

徐哲壮(1984-), 男, 通讯作者, 副教授, 主要研究领域为工业互联网与大数据。

#### (上接第 152 页)

- [6] WANG J G, ZHOU L B. Traffic light recognition with high dynamic range imaging and deep learning[J]. IEEE Transactions on Smart Transportation Systems, 2019, 20(4): 1341-1352.
- [7] KULKARNI R, DHAVALIKAR S, BANGAR S. Traffic light detection and recognition for self driving cars using deep learning[C]// Proc of 2018 4th International Conference on Computing, Communication Control and Automation, 2018.
- [8] DING S T, QU S R. Traffic object detection based on deep learning with region of interest selection[J]. China Journal of Highway and Transport, 2018, 31: 167-174.
- [9] YUDIN D, SLAVIOGLO D. Usage of fully convolutional network with clustering for traffic light detection[C]// Proc of 2018 7th Mediterranean Conference on Embedded Computing, 2018.
- [10] XIE Y Q, CAI J N, BHOJWANI R, et al. A locally-constrained YOLO framework for detecting small and densely-distributed

building footprints [J]. International Journal of Geographical Information Science, 2019: 777-801.

- [11] WU X B, XU B Z, CHEN X F, et al. Visual target detection based on YOLO network structure [J]. Boletin Tecnico/Technical Bulletin, 2017, 55(9): 6-13.
- [12] LIU C J, TAO Y F, LIANG J W, et al. Object detection based on YOLO network [C]// Proc of 2018 IEEE 4th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference, 2018: 799-803.

#### 作者简介:

王 莉(1975-), 女, 硕士, 副教授, 研究领域为嵌入式系统, 计算机视觉。

崔帅华(1993-), 男, 通讯作者, 硕士, 研究方向为深度学习, 图像处理。

苏 波(1978-), 男, 博士, 副教授, 主要从事计算机视觉、机器学习等方面的教学和研究工作。

#### (上接第 156 页)

- [9] 郑智勇. 基于 UKF 的半挂汽车列车状态及路面附着系数估计[D]. 沈阳: 东北大学, 2015.
- [10] 何静, 何云国, 张昌凡, 等. EKF 在机车最优黏着控制中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(2): 25-28.

#### 作者简介:

周延锋(1996-), 男, 硕士研究生, 研究方向为智能算法优化、机车黏着控制。

李宇洲(1973-), 男, 通讯作者, 博士, 教授, 硕士研究生导师, 主要研究领域为机车传动及优化控制技术。