

引用格式:马丛俊,王海鹏,张旭,等.一种基于加权LS-SVM的复合辨识方法[J].电光与控制,2021,28(5):42-45,102. MA C J, WANG H P, ZHANG X, et al. A compound identification method based on weighted least square support vector machine[J]. Electronics Optics & Control, 2021, 28(5):42-45, 102.

## 一种基于加权LS-SVM的复合辨识方法

马丛俊<sup>1</sup>, 王海鹏<sup>2</sup>, 张旭<sup>2</sup>, 赵涛<sup>1</sup>, 向国菲<sup>1</sup>, 佃松宜<sup>1</sup>

(1. 四川大学电气工程学院, 成都 610065; 2. 国网智能科技股份有限公司, 济南 250101)

**摘要:**针对采用含随机噪声的数据进行非线性动态系统建模无法获得准确模型参数的问题,提出了一种基于加权最小二乘支持向量机(LS-SVM)数据预处理的复合辨识方案。复合辨识方案根据数据的分布信息,利用加权LS-SVM对异常数据的鲁棒性,通过回归计算消除数据的异常性;再利用预处理后的数据训练补偿模糊神经网络参数,得到系统模型。结果表明,采用加权LS-SVM预处理的复合辨识方案运用在普遍存在随机噪声的系统中,能获得更加准确的辨识模型。

**关键词:**数据预处理; 加权LS-SVM; 补偿模糊神经网络

中图分类号: TP273 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2021.05.010

## A Compound Identification Method Based on Weighted Least Square Support Vector Machine

MA Congjun<sup>1</sup>, WANG Haipeng<sup>2</sup>, ZHANG Xu<sup>2</sup>, ZHAO Tao<sup>1</sup>, XIANG Guofei<sup>1</sup>, DIAN Songyi<sup>1</sup>

(1. College of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

2. State Grid Intelligent Technology Co., Ltd, Ji'nan 250101, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that the accurate model parameters are not available for establishing a nonlinear dynamic system model to the data with random noise, a composite identification scheme with data preprocessing based on weighted Least Square-Support Vector Machine (LS-SVM) is proposed. According to the distribution information of the data, and by use of the robustness of weighted LS-SVM to abnormal data, the identification scheme removes anomalism of the data through regression calculation. Furthermore, the preprocessed data is used for data training to compensate for parameters of the fuzzy neural network, and the system model is obtained. The proposed composite identification scheme behaves better in the simulation of system identification with random noise.

**Key words:** data preprocessing; weighted LS-SVM; compensatory fuzzy neural network

### 0 引言

在工业过程控制中,系统辨识与建模是实现系统正常运行的关键步骤,由于复杂动态系统机理模型往往难以获得<sup>[1]</sup>,于是基于数据驱动的系统建模方法逐渐成为复杂非线性动态系统建模的重要选择<sup>[2-3]</sup>。

然而,系统数据中存在的随机噪声会严重影响到系统建模的准确性和实用性<sup>[4]</sup>。文献[5-6]提出基于

贝叶斯方法以获得随机噪声存在下的鲁棒辨识模型,在贝叶斯框架下阐述并解决了鲁棒过程辨识问题。利用该方案不仅可得到模型参数的最大后验估计,而且可提供用于反映数据质量及模型参数先验分布的超参数,从而提升辨识方案的鲁棒性与辨识精度。但是,此方法只对明显的噪声值比较敏感,对于系统数据中一定含量与分布情况下的噪声数据不具有普遍意义,从而无法实现随机噪声存在下的系统全局辨识误差最小。文献[7]提出利用小波神经网络与退火动态算法结合的非线性系统辨识方案,采用粒子群优化算法对学习率参数进行优化计算,以克服小波神经网络训练过程发生停滞的问题。优化后的辨识方案可针对含有噪声的系统数据进行鲁棒辨识,提高该类系统的辨识精度。但是,该方法的研究过程针对的是少量有限个

收稿日期:2020-04-03

修回日期:2021-04-16

基金项目:国家电网公司总部科技项目(面向GIS设备腔体内维护机器人关键技术研究项目)

作者简介:马丛俊(1996—),男,安徽六安人,硕士生,研究方向为系统建模。

人工添加的异常数据,不具有普遍意义。因此,对含随机噪声数据的分析不能只针对异常数据,还应该考虑整个数据的分布情况。从根源上分析,导致随机噪声存在下的辨识模型不精确的主要因素是数据本身,因此,简而有效的方法是在获取整个数据分布情况的前提下,利用算法消除数据的异常性。本文提出基于加权最小二乘支持向量机(Least Square-Support Vector Machine, LS-SVM)数据预处理复合辨识方案,利用加权 LS-SVM 算法通过回归计算消除数据的异常性,并由数据训练补偿模糊神经网络参数,对非线性动态系统映射关系进行辨识,得到可靠的系统模型。

## 1 加权 LS-SVM 算法与补偿模糊神经网络

### 1.1 加权 LS-SVM 算法

LS-SVM 算法是 SUYKENS 在 SVM 算法的基础上改进的一种算法<sup>[8]</sup>,无论是传统 SVM 算法还是 LS-SVM 算法都在模式识别、系统辨识、非线性系统控制、故障诊断、系统建模预测等多个领域得到了广泛的研究与应用<sup>[9-10]</sup>。加权 LS-SVM 算法则是在 LS-SVM 算法的基础上,根据数据分布及异常程度,对每一个含有随机噪声的数据添加权重,最后进行 LS-SVM 回归计算。加权 LS-SVM 算法的提出也进一步弥补了传统 LS-SVM 算法所不具有的鲁棒性,本文引入加权 LS-SVM 算法以对含随机噪声的系统数据进行预处理。

### 1.2 补偿模糊神经网络

补偿模糊神经网络<sup>[11]</sup>是一种结合了补偿模糊逻辑和神经网络的复合系统,该复合系统不仅能适当地调整输入输出模糊隶属函数,也能借助于补偿逻辑算法,动态地优化模糊推理的过程,使得该辨识网络更能适应待辨识系统。补偿模糊神经网络结构较一般模糊神经网络多出一层补偿运算层,因而具有输入层、模糊化层、模糊推理层、补偿运算层以及解模糊化层 5 层结构。

## 2 基于加权 LS-SVM 预处理的复合辨识方案

### 2.1 加权 LS-SVM 数据预处理

在加权 LS-SVM 算法中,给定训练数据  $\{x_k, y_k\}_{k=1}^N$ ,其中,  $x_k \in \mathbf{R}^n$  表示第  $k$  个输入样本,  $y_k \in \mathbf{R}$  表示第  $k$  个输出样本,  $N$  为最大样本个数。

原有权重空间中模型表示为

$$y(x_k) = \boldsymbol{\omega}^{\#T} \boldsymbol{\varphi}(x_k) + b^{\#} \quad (1)$$

式中:  $\boldsymbol{\varphi}(\cdot): \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^n$  表示从原始维度空间映射到高维甚至无限维空间的映射函数;  $\boldsymbol{\omega}^{\#} \in \mathbf{R}^n$  为原有权重空间中的权重向量;  $b^{\#}$  表示偏置项; 符号#表示异于 LS-SVM 算法的加权 LS-SVM 算法回归计算。

进一步地,得到给定样本的优化问题表达

$$\min_{\boldsymbol{\omega}^{\#}, b^{\#}, e^{\#}} J_p(\boldsymbol{\omega}^{\#}, e^{\#}) = \frac{1}{2} \boldsymbol{\omega}^{\#T} \boldsymbol{\omega}^{\#} + \gamma \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N v_k (e_k^{\#})^2 \quad (2)$$

$$\text{s. t. } y_k = \boldsymbol{\omega}^{\#T} \boldsymbol{\varphi}(x_k) + b^{\#} + e_k^{\#}, k=1, \dots, N$$

式中: 误差变量  $e_k^{\#}$  用于衡量实际模型与加权 LS-SVM 算法模型回归计算误差的变量; 参数  $\gamma$  为正则化参数, 表示对上述误差的“容忍”程度。在对含随机噪声数据进行预处理计算时, 为权衡  $e_k^{\#}$  的大小对回归计算模型的影响程度, 在优化模型中添加权重参数  $v_k$ 。

一般地,  $v_k$  由 IGG III 权函数<sup>[12]</sup>决定, 即

$$v_k = \begin{cases} 1 & |e_k^{\#}/\hat{s}| \leq c_1 \\ c_1 \left| \frac{\hat{s}}{e_k^{\#}} \right| \left( \frac{c_2 - \left| \frac{e_k^{\#}}{\hat{s}} \right|}{c_2 - c_1} \right)^2 & c_1 \leq |e_k^{\#}/\hat{s}| \leq c_2 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

$$\hat{s} = \frac{R_{\text{IQR}}}{2 \times 0.6745} \quad (4)$$

式中: 参数  $\hat{s}$  为标准差估计器;  $R_{\text{IQR}}$  为四分位差, 表示将所有误差变量  $e_k^{\#}$  从小到大按序排列, 位列在第 75% 索引和第 25% 索引的误差变量差值, 即  $R_{\text{IQR}} = e_{75\%} - e_{25\%}$ 。考虑到高斯分布情况, 残差一般小于  $2.5\hat{s}$ , 因此可取常数  $c_1 = 2.5, c_2 = 3$ , 表示  $e_k^{\#}$  与  $\hat{s}$  之间的定量关系。式(3)和式(4)表明, 加权 LS-SVM 算法既保留了误差变量  $e_k^{\#}$ , 也添加了针对全局数据下的反映噪声数据分布情况的权重参数  $v_k$ 。

进一步地, 对加权 LS-SVM 算法数据预处理的回归计算过程求解对偶问题

$$\begin{bmatrix} b^{\#} \\ \boldsymbol{\alpha}^{\#} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \mathbf{c}^T \\ \mathbf{c} & \boldsymbol{\Omega} + \mathbf{V}/\gamma \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y} \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中:  $\boldsymbol{\alpha}^{\#} = \gamma \mathbf{e}^{\#} = [\alpha_1^{\#}, \dots, \alpha_N^{\#}]^T$ , 为对偶情况下的拉格朗日乘子;  $\mathbf{V} = \text{diag}(v_1^{-1}, v_2^{-1}, \dots, v_N^{-1})$ , 表示列向量形式的权重参数;  $\mathbf{y} = [y_1 \dots y_N]^T$ ;  $\mathbf{c} = [1 \dots 1]^T$ ;  $\boldsymbol{\Omega}$  为核矩阵, 表示为

$$\boldsymbol{\Omega}_{kl} = \boldsymbol{\varphi}(x_k)^T \boldsymbol{\varphi}(x_l) = K(x_k, x_l) \quad k=1, \dots, N, l=1, \dots, N \quad (6)$$

式中,  $\boldsymbol{\Omega}_{kl}$  表示在  $k, l$  索引下的核矩阵。于是得到加权 LS-SVM 算法预处理回归计算模型为

$$y(x) = \sum_{k=1}^N \alpha_k^{\#} K(x, x_k) + b^{\#} \quad (7)$$

### 2.2 补偿模糊神经网络辨识

设有  $M$  个 IF-THEN 模糊规则的  $n$  维输入单输出的补偿模糊逻辑系统的模糊规则集描述为

$$\begin{aligned} \text{FR}^{(j)}: & \text{IF } x_1 \text{ is } A_1^j \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_n^j \\ & \text{THEN } y_m \text{ is } B^j \end{aligned}$$

其中,  $x_i$  和  $y_m$  分别为输入和输出语言变量,  $i=1, 2, \dots$ ,

$n; j=1, 2, \dots, M$ 。模糊子集  $A_i^j$  和  $B^j$  的模糊隶属函数分别定义为

$$\mu_{A_i^j}(x_i) = e^{-\left(\frac{x_i - a_i}{\sigma_i}\right)^2} \quad (8)$$

$$\mu_{B^j}(y_m) = e^{-\left(\frac{y_m - b_j}{\delta_j}\right)^2} \quad (9)$$

式中:  $a_i, \sigma_i$  分别为输入隶属函数的中心和宽度;  $b_j, \delta_j$  分别为输出隶属函数的中心和宽度。可用聚类算法进行无监督聚类分析, 将所得参数用于初始化模糊系统并建立模糊规则。

下面进行补偿神经网络各层的输入、输出计算。其中,  $u_i^{(l)}$  和  $O_i^{(l)}$  分别表示第  $l$  层的第  $i$  个节点的输入输出, 而第  $l$  层的输出即为第  $l+1$  层的输入。

第 1 层为输入层, 输出为  $O_i^{(1)} = u_i^{(1)} = x_i$ 。

第 2 层为模糊化层, 输出为  $O_{ij}^{(2)} = e^{-\left(\frac{O_i^{(1)} - a_{ij}}{\sigma_{ij}}\right)^2}$ 。

第 3 层为模糊推理层, 每一个节点代表一条模糊规则, 其消极运算和积极运算输出  $O_j^{(3)}$  分别为

$$w_j = \prod_{i=1}^n O_{ij}^{(2)} \quad (10)$$

$$v_j = \left(\prod_{i=1}^n O_{ij}^{(2)}\right)^{1/n} \quad (11)$$

第 4 层为补偿运算层, 该层网络的作用是把模糊推理层中两种运算结果映射到一个输出, 表示为

$$O_j^{(4)} = (w_j)^{1-\gamma_j} (v_j)^{\gamma_j} = \left[\prod_{i=1}^n \mu_{x_i}(x_i)\right]^{1-\gamma_j+\gamma_j/n} \quad (12)$$

式中,  $\gamma_j \in [0, 1]$  为补偿度, 令  $\gamma_j = f_j^2 / (f_j^2 + h_j^2)$ ,  $f_j$  和  $h_j$  分别为简化补偿度训练的两个参数。

第 5 层为解模糊化层, 解模糊器定义为

$$y_m = O^{(5)} = \frac{\sum_{j=1}^M b_j \delta_j O_j^{(4)}}{\sum_{j=1}^M \delta_j O_j^{(4)}} \quad (13)$$

然后, 利用梯度下降进行包括模糊系统和补偿度在内的多个参数的更新<sup>[11]</sup>。

### 2.3 基于加权 LS-SVM 算法预处理的复合辨识方案

本文提出的加权 LS-SVM 算法预处理的复合辨识方案如图 1 所示。

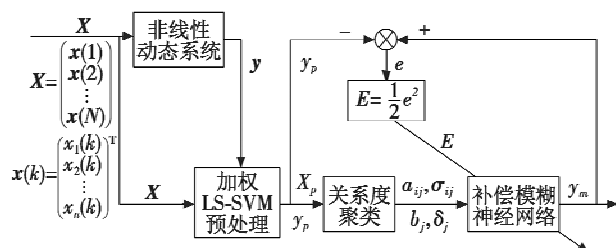


图 1 加权 LS-SVM 预处理复合辨识方案

Fig. 1 Compound identification scheme with weighted LS-SVM preprocessing

其中,  $X, y$  与  $X_p, y_p$  分别表示经过加权 LS-SVM 预

处理前后的数据。复合辨识方案的执行分为 3 步: 1) 利用加权 LS-SVM 算法对含随机噪声数据的鲁棒性, 进行原始数据  $X, y$  的回归计算预处理, 即为消除数据异常性得到  $X_p, y_p$  的过程; 2) 对预处理后的数据  $X_p, y_p$  进行聚类分析, 进而初始化模糊系统并建立模糊规则; 3) 基于梯度下降法不断更新补偿模糊神经网络参数, 直至误差达到预设精度或学习次数达到设定最大值, 从而逼近含随机噪声数据的非线性动态系统映射关系, 辨识得到系统模型。

### 3 仿真实验

考虑如下非线性系统

$$\begin{cases} x_1(t) = -x_1(t)x_2^2(t) + 0.999 + 0.42\cos 1.75t \\ x_2(t) = x_1(t)x_2^2(t) - x_2(t) \\ y(t) = \sin(x_1(t) + x_2(t)) \end{cases} \quad (14)$$

取初始状态  $x_1(0) = 1, x_2(0) = 1, t \in [0, 20]$ , 求解上述动态系统, 可以得到 105 组数据, 即  $k = 1, 2, \dots, 105$ 。仿真过程中, 对 30% 的数据按照幅值添加随机白噪声序列。根据数据分布情况, 选择加权 LS-SVM 中核函数作为高斯核函数, 核函数参数及正则化参数分别为 10 和 100, 对原始数据进行预处理。选取补偿度初值  $\gamma(0) = 0.5$ , 学习率初值  $\eta(0) = 0.5$ , 全局误差精度设为  $E = 0.02$ , 利用梯度下降法进行网络训练, 并更新网络结构中的相关参数。补偿模糊神经网络通过系统输入输出数据对, 对非线性系统映射关系进行逼近。仿真结果如图 2 所示。

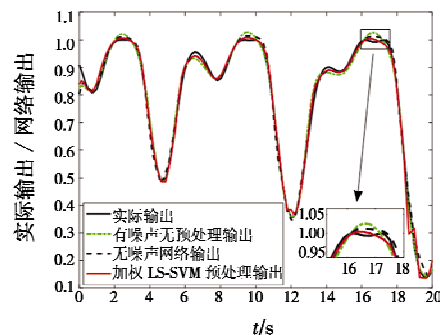


图 2 辨识拟合曲线与全局误差曲线

Fig. 2 Identification fitting curves and global error curves

图 2 中, 红色实线表示本文提出辨识方案所得辨识结果, 与黑色虚线所表示的无随机噪声情况下辨识结果基本一致, 且比绿色点划线对应没有经过加权 LS-SVM 预处理的辨识结果更加接近黑色实线所表示的理想输出结果。当随机噪声含量增加, 在相同仿真时间 20 s 和预设全局误差  $E = 0.005$  情况下, 如图 3 所示, 本文提出的复合辨识方案能更快达到预设辨识的精度要求。

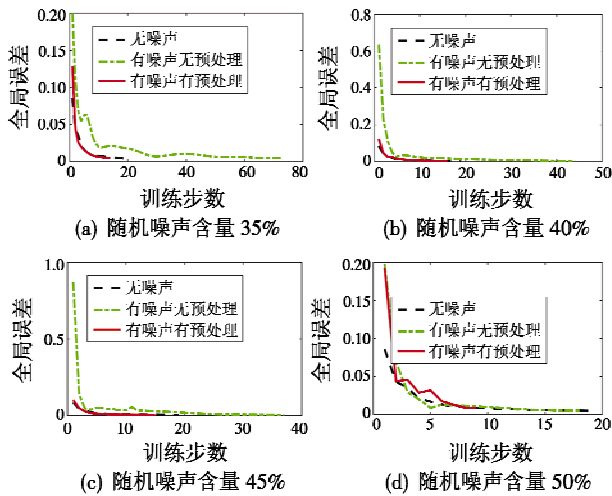


图3 不同随机噪声下全局误差曲线

Fig. 3 Global error curves under different random noises

进一步地,将应用较为广泛的 RBF 神经网络辨识器(RBFNN)和 LS-SVM 辨识器与本文提出的预处理复合辨识方案针对式(14)同一非线性系统,在相同随机噪声含量下进行的辨识效果对比,如图4所示。

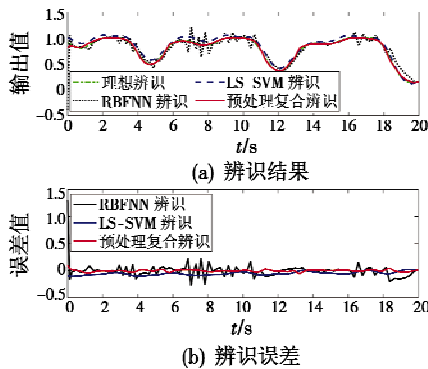


图4 不同辨识器辨识效果对比

Fig. 4 Comparison of effects of different identifiers

从辨识误差的角度来看,本文提出的预处理复合辨识器建模误差优于其他两种传统辨识器。

最后,通过回归决定系数  $R^2$ 、平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)、相对误差(RE)这4种指标来定量评价3种辨识器的建模效果,如表1所示,其中,  $R^2$  用于度量模型能够在多大程度上预测数据。

表1 含随机噪声时不同辨识器各模型性能指标对比

Table 1 Performance of each model of different identifiers with random noises

辨识器	$R^2$	MAE	RMSE	RE
	$1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}$	$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N  e_i $	$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N  e_i ^2}$	$\frac{\sum_{i=1}^N  e_i ^2}{\sum_{i=1}^N  y_i ^2}$
RBFNN	0.9075	0.1286	0.2032	0.0700
LS-SVM	0.9754	0.0689	0.0805	0.0110
复合辨识	<b>0.9899</b>	<b>0.0049</b>	<b>0.0071</b>	<b><math>8.3274 \times 10^{-5}</math></b>

显然,表1中黑体部分数据所表示的复合辨识器的4种评价指标参数都优于其他辨识器的指标参数,该结果进一步定量地说明了本文提出的预处理复合辨识器对含随机噪声数据具有更优良的建模效果。

### 4 结束语

本文提出加权 LS-SVM 算法预处理复合辨识方案,主要研究了含有随机噪声的动态非线性系统辨识问题。首先利用加权 LS-SVM 算法对噪声数据的鲁棒性,为误差变量添加反映数据分布的权重参数,进行数据的预处理;然后聚类分析预处理后的数据并初始化模糊系统;最后利用补偿模糊神经网络逼近系统映射关系,得到可靠的系统模型。仿真结果表明,加权 LS-SVM 算法数据预处理复合辨识方案,可以较好地克服含随机噪声数据所带来的系统辨识负面问题,辨识效果优于传统辨识器。

### 参考文献

- [1] 李敏. 复杂机械基于数据的建模与故障诊断[D]. 太原:太原理工大学,2010.
- [2] FATTAHI S, SOJOURI S. Data-driven sparse system identification[C]//The 56th Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing, IEEE, 2018:462-469.
- [3] SCHOUKENS J, VAES M, PINTELON R. Linear system identification in a nonlinear setting: nonparametric analysis of the nonlinear distortions and their impact on the best linear approximation[J]. IEEE Control Systems, 2016, 36(3):38-69.
- [4] YU C, WANG Q C, ZHANG D, et al. System identification in presence of outliers[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2015, 46(5):1202-1216.
- [5] KHATIBISEPEHR S, HUANG B. A Bayesian approach to robust process identification with ARX models[J]. AIChE Journal, 2013, 59(3):845-859.
- [6] YU J. A Bayesian inference based two-stage support vector regression framework for soft sensor development in batch bioprocesses[J]. Computers & Chemical Engineering, 2012, 41:134-144.
- [7] KO C N. Identification of nonlinear systems with outliers using wavelet neural networks based on annealing dynamical learning algorithm[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2012, 25(3):533-543.
- [8] SUYKENS J A K, VAN GESTEL T, DE BRABANTER J, et al. Least squares support vector machines[M]. Singapore: World Scientific, 2002.

架构,从而降低了系统功耗,提高了可靠性。目前,该系统设计已成功运用于某飞机显示控制管理系统。

### 参 考 文 献

- [1] 江娟娟. 基于 DSP 系统的机载液晶显示器图形反走样研究[D]. 西安:西安科技大学,2007.
- [2] 谷士鹏,马亚平,陈新华,等. 一种机载 XGA 视频信息采集的设计与实现[J]. 硅谷,2015(4):43,38.
- [3] 邢达波,艾波. 机载 RS422 总线采集技术应用研究[J]. 中国科技信息,2016(21):73-74.
- [4] 刘语乔,覃杨森,郭世伟. KAM500 机载采集 RS422 总线数据处理技术研究[J]. 测控技术,2017,36(3):47-49.
- [5] 张森,严小双,晏恺晨,等. 机载总线技术应用综述及其对飞机性能的影响[J]. 电子世界,2019(21):37-38.
- [6] 曾锋,冯宇. 基于 FPGA 的 ARINC429 协议设计[J]. 现代电子技术,2015,38(18):92-94.
- [7] 乔霖,李永红,岳凤英. 基于 ARINC818 机载航图单元视频辅助传输方案设计[J]. 电光与控制,2019,26(2):93-96.
- [8] 温世杰,刘康,柳邦奇,等. 基于 ARINC818 的航空视频发送接收系统设计与实现[J]. 电光与控制,2015,22(8):90-92,114.
- [9] 袁春辉,周建江,董珊珊. 基于 FPGA 的机载视频显示系统的低功耗设计[J]. 现代电子技术,2015,38(12):89-91.
- [10] 蒋中荣,甘俊杰,欧伟明. 基于 FPGA 的 LED 点阵显示控制方法[J]. 现代电子技术,2019,42(24):16-19,24.
- (上接第 45 页)
- [9] 聂建平. 基于支持向量机的离心泵故障诊断方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2017.
- [10] 李琦,杜晓东,张洪略,等. 基于移动窗的多核最小二乘支持向量机建模算法[J]. 大连理工大学学报,2017,57(5):511-516.
- [11] 顾德英,吴成赛,侯娇. 基于补偿模糊神经网络的 BLD-CM 伺服控制[J]. 东北大学学报(自然科学版),2013,34(1):13-16.
- [12] XU Q F, ZHANG J X, JIANG C X, et al. Weighted quantile regression via support vector machine [J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(13):5441-5451.
- (上接第 78 页)
- 国忠,译. 北京:人民邮电出版社,2016.
- [9] LIPPMAN S B, LAJOIE J, MOO B E. C ++ Primer 中文版[M]. 5 版. 王刚,杨巨峰,译. 北京:电子工业出版社,2019.
- [10] KULSHRESHTHA K, NARAYANAN S H K, BESSAC J, et al. Efficient computation of derivatives for solving optimization problems in R and Python using SWIG-generated interfaces to ADOL-C[J]. Optimization Methods and Software, 2018, 33(4-6):1173-1191.
- [11] 白勇,胡祝华. GNU Radio 软件无线电技术[M]. 北京:科学出版社,2017.
- [12] 杨豪,胡利军,楼成武. 基于 LINQ 和多线程技术的雷达远程监控系统[J]. 计算机系统应用,2020,9(4):92-96.
- [13] HASHMI J M, CHU C H, CHAKRABORTY S, et al. FALCON-X: zero-copy MPI derived datatype processing on modern CPU and GPU architectures [J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2020, 144:1-13.



请扫描二维码关注我刊