

基于小波包组合特征和 LMS-LSTM 的表面肌电信号分类*

孔 康,李德盈,孙中圣

(南京理工大学 机械工程学院,江苏 南京 210094)

摘 要: 为了利用表面肌电信号分类手势动作,创新地提出了结合时域和时频特征作为特征参数,即采用小波包系数和方差的组合特征。采用自适应滤波-长短时记忆网络(LMS-LSTM)结合的分类器,在设置电路滤波器一次滤波后,添加自适应滤波算法,对方差特征进行二次滤波。对 5 种手势动作进行分类识别,得到 93.78% 的分类识别率。采用主成分分析法(PCA)降维,仍保持 92.68% 的平均识别率,并达到优化结果。实验表明,LSTM 分类结果高于传统线性判别和决策树算法。

关键词: 肌电信号;自适应滤波;长短时记忆网络;小波包组合特征

中图分类号: TP391.41;TP181

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.212067

中文引用格式: 孔康,李德盈,孙中圣. 基于小波包组合特征和 LMS-LSTM 的表面肌电信号分类[J]. 电子技术应用, 2022, 48(10): 92-96.

英文引用格式: Kong Kang, Li Deying, Sun Zhongsheng. Classification of surface EMG signals based on wavelet packet combination and LMS-LSTM[J]. Application of Electronic Technique, 2022, 48(10): 92-96.

Classification of surface EMG signals
based on wavelet packet combination and LMS-LSTM

Kong Kang, Li Deying, Sun Zhongsheng

(School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: To classify gestures using surface EMG signals, an innovative method is proposed to combine the time-domain and time-frequency features as characteristic parameters, namely the combined features of wavelet packet coefficients and variances. The classifier combined with least mean square and long and short time memory network(LMS-LSTM) is innovatively adopted. After the circuit filter is set for the first filtering, LMS is added to carry out the second filtering of the different features. The classification and recognition rate of the five gestures is 93.78%. Principal component analysis(PCA) is used to reduce the dimension, and the average recognition rate is 92.68%, and the optimization result is achieved. Experimental results show that LSTM classification results are higher than traditional linear discriminant and decision tree algorithms.

Key words: EMG signals; least mean square; long and short time memory network; wavelet packet combination characteristics

0 引言

表面肌电信号作为生物电信号的一种,由于能够反映较多的生物运动特征,被广泛应用于康复训练装置的设计和假肢控制等领域。肌电信号具有微弱性和突变性,在数据采集的过程中易受其他信号的干扰,给分类的结果带来较大影响。目前常见的分类特征主要有时域、频域和时频域。于亚萍等人^[1-2]利用多种母小波变换对表面肌电信号进行识别;胡晓^[3]等人利用小波包系数熵作为特征向量,但时频信号存在高延迟性。本文在小波包系数特征的基础上,添加了延迟性较低的方差特征,创新地采用将时域和时频域组合的方式作为特征参

数。常见的分类器有支持向量机、随机森林和线性判别等,但这些方法的识别率会随输入向量维度的增加而下降。而近年来国内外对深度学习的研究越来越深入,此方法也被广泛地应用于信号处理领域。另外,自适应滤波(Least Mean Square, LMS)作为一种检测平稳与非平稳信号的滤波方式,被用于信号的去噪处理。本文参考长短时记忆网络(Long and Short Time Memory Network, LSTM)用于不同分类的文献[4-9]和陈景良等人^[10]使用 LMS 对语音进行降噪、石欣等人^[11-12]利用 LMS-随机森林模型对下肢动作进行分类后,综合具有较高实时性的 LMS 和较高识别率的 LSTM 两种算法的优势,采用两种算法组合,与陈思佳等人^[13]采用 LSTM 和卷积神经网络得到较高手势动作识别率相比提高了实时性。

* 基金项目:国家自然科学基金(51305202)

1 特征参数的提取

1.1 小波包分解系数

采用小波包变化提取表面肌电信号的时频特征,利用小波包变换将肌电信号同时进行高频和低频的多层次分解,弥补了小波变换随分解层数的增加对高频部分分解不足的缺点^[14-15]。由于表面肌电信号的频率范围主要在 10~150 Hz,因此采样频率选择 320 Hz,对应奈奎斯特采样频率为 160 Hz,通过提取 0~160 Hz 的频段信号可以有效滤除其他干扰。本文选择具有较快收敛速度的 Meyer 小波基,做 i 层小波包分解。进行 i 层分解后,最后一层共有 2^i 个频带,即可将 160 Hz 信号 i 等分,每个频带对应的频率范围为 $160/i$ Hz,从左到右递增排列。小波包系数是小波包分解后每个子空间的系数,整个空间频带的小波包系数可构成矩阵^[3]:

$$D_m = \begin{bmatrix} d_{2^0,1} & d_{2^0,2} & \cdots & d_{2^0,k} \\ d_{2^1,1} & d_{2^1,2} & \cdots & d_{2^1,k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ d_{2^i,1} & d_{2^i,2} & \cdots & d_{2^i,k} \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, k 为每个频带小波包系数长度。取小波包系数为特征值,共可取 2^i 个特征值,每个特征值有 k 条数据, $d_{2^i,k}$ 表示第 2^i 个小波包系数特征的第 k 条数据,所有数据组成特征矩阵 D_m 。文中选取 $i=3, k=1585$,可形成一个 8×1585 的时频特征矩阵。

1.2 方差

作为区别表面肌电信号的一种时域特征,方差表示活动段肌电信号的功率,计算公式如下:

$$\text{VAR}_j = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left(y_t - \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N y_t \right)^2 \quad (2)$$

其中, N 表示肌电信号个数, y_t 表示第 t 个肌电信号, VAR_j 表示第 j 个窗口的方差。

方差与平均绝对值、均方根等常被用作分类特征。本文在对方差、平均绝对值、均方根、过零点数等特征进行 LMS 算法滤波处理过后,发现方差特征具有良好的区别效果,故删去其他时域特征。由于肌电信号存在突变性,本文在处理方差特征值时采用重叠分割的移动窗口法,使窗口每次滑移的增量小于窗口宽度。考虑窗口宽度和滑移量过小,计算易受信号突变的干扰,过大又不能精确反映动作间的区别,本文在多次尝试之后,选择窗口宽度为 8 ms,移动增量为 4 ms。

2 LMS 降噪处理

自适应滤波器(LMS)可以在没有关于待提取信息的前验统计知识下直接利用观测数据,依据某种判据在观测过程中不断递归更新处理参数,逐步逼近某一最优的处理效果。即迭代计算调节滤波器参数 W ,使目标函数 e_t 最小。计算步骤如下:

(1)设横向自适应数字滤波器的输入为 x_t ,理想输入

为 d_t ,实际输出为 y_t ,滤波器初始参数 $W=0$,假设 e_t, d_t 和 x_t 统计平稳。本文构造一个均值为 0、方差为 1 的高斯白噪声和数字频率为 0.05、信噪比 SNR 为 1 的正弦信号作为理想输入 d_t 。

(2)滤波器输出估计值:

$$y_t = \sum_{m=0}^{N-1} W_{t,m} \cdot x_{t-m} \quad (3)$$

其中, $W_{t,m}$ 表示第 t 个采样点第 m 个权系数; x_{t-m} 表示第 $t-m$ 个信号。

(3)计算估计误差:

$$e_t = d_t - y_t \quad (4)$$

(4)利用迭代公式更新下一时刻权值:

$$W_{t+1,m} = W_{t,m} + 2u \cdot e_t \cdot x_t \quad (5)$$

其中, u 为学习率,取 0.05。

3 LSTM 网络分类器

长短期记忆网络(LSTM)是基于循环神经网络 RNN 只有一个隐藏层状态 $h^{(t)}$ 的改进,即通过添加细胞状态 $C^{(t)}$ 用于保存长期状态,解决学习序列数据的时间步之间的长期依存问题,适用于动态数据的分类。通过引入“门”的概念控制细胞状态 $C^{(t)}$,包括遗忘门、输入门和输出门。其中遗忘门用于决定上一时刻的细胞状态 $C^{(t-1)}$ 保留当前时刻 $C^{(t)}$ 的值,调节取值范围(0,1)来表示遗忘程度^[13],0 表示全部遗忘,1 表示全部记住。输入门控制当前网络的输入 $X^{(t)}$ 保存到细胞状态 $C^{(t)}$ 的值,输出门控制 $C^{(t)}$ 输入到当前输出量的值 $h^{(t)}$ 。具体公式如下:

遗忘门:

$$f^{(t)} = \sigma_g \cdot (W_f \cdot [h^{(t-1)}, X^{(t)}] + b_f) \quad (6)$$

输入门:

$$i^{(t)} = \sigma_g \cdot (W_i \cdot [h^{(t-1)}, X^{(t)}] + b_i) \quad (7)$$

激活函数输出:

$$\tilde{C}^{(t)} = \tanh \cdot (W_c \cdot [h^{(t-1)}, X^{(t)}] + b_c) \quad (8)$$

细胞状态:

$$C^{(t)} = f^{(t)} \cdot C^{(t-1)} + i^{(t)} \cdot \tilde{C}^{(t)} \quad (9)$$

输出门:

$$O^{(t)} = \sigma_g \cdot (W_o \cdot [h^{(t-1)}, X^{(t)}] + b_o) \quad (10)$$

$$h^{(t)} = O^{(t)} \cdot \tanh(C^{(t)}) \quad (11)$$

其中, σ_g 为门激活 sigmoid 函数, W 和 b 分别表示权重和偏倚量, $X^{(t)}$ 表示第 t 个输入, \tanh 为激活函数。本文最大轮次取 100,学习率为 0.001,批大小为 32,隐藏单元数目为 20。LSTM 算法框图如图 1 所示。

4 实验与结果分析

4.1 实验数据采集

本文的研究目标是实现屈拇指、屈中指、屈无名指和小指、握拳、屈腕 5 种手势动作的区分。在参考了各手势动作所对应的前臂肌肉肌群共涉及拇长屈肌、指浅屈肌、指深屈肌和尺侧腕屈肌 4 个肌群后,设计 1 000 Hz 采集频率的四通道采集电路。

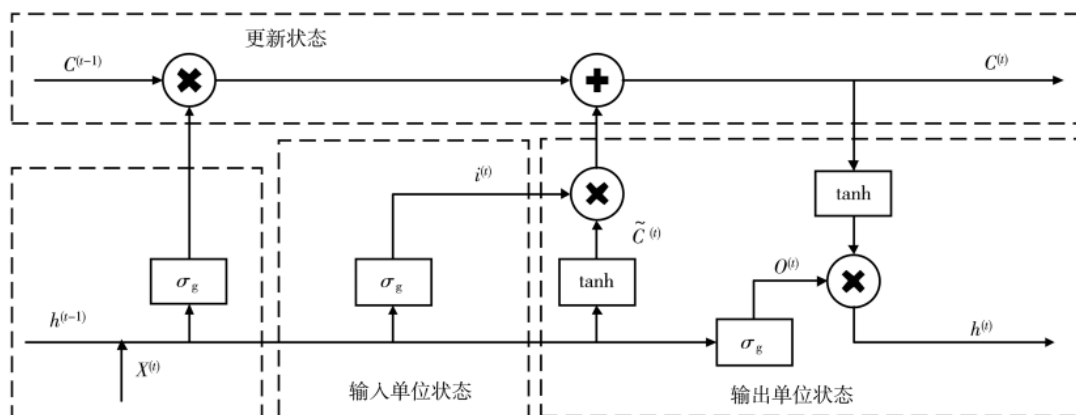


图1 LSTM 算法框图

采集装置选择电极材料为 Ag 的一次性按扣式贴片。实验者为 21 岁健康男性,身高为 181 cm,体重为 74 kg,采集实验时依次保持手动动作 2 s,恢复放松状态保持 2 s,共计 40 s,每种动作完成 10 次,共 40 000 条数据。采集手势动作如图 2 所示。

4.2 滤波处理

将采集到的表面肌电信号依次通过 2 个截止频率为 20 Hz 的高通滤波器,阻带频率为 45 Hz、通频带频率为 52 Hz 的陷波器,以及 2 个截止频率为 500 Hz 的低通滤波器,完成初步的信号滤波处理。

使用窗口能量法划分活动段,选取长度为 4 ms 的窗口,采用窗口段内肌电信号数值的平方值代替该段窗口的能量,通过多通道累加计数的方式,当存在两个通道以上数量的窗口大于初始设定的阈值,即认为该窗口段为活动段。实验中阈值选择无窗口段能量的 1.4 倍,为

0.003 6 μV^2 。考虑到部分手势信号可能存在幅值低而被误作非活动段,因此仅取活动段信号的前 11 980 条数据。

使用 LMS 算法对采集信号进行二次降噪处理,处理结果如图 3 所示。

4.3 输入特征样本

将经 LMS 处理后的信号通过方差计算,每种手势动作得到 $4 \times 2\ 394$ 个方差特征值。另将信号通过小波包变换,提取小波包系数特征。实验发现经 LMS 算法处理后的信号提取的方差特征对分类效果有所提高,但小波包系数特征对分类效果反而降低。因此,本文仅对方差特征运用 LMS 滤波处理,小波包系数只通过滤波器处理。不同滤波处理方式处理不同特征的分类结果如表 1 所示。

每个动作每个通道得到 $8 \times 1\ 585$ 个小波包系数特征值。利用同一手势动作的肌电信号的特征具有相关性且时域特征具有重复性,因此方差特征取前 1 585 条数据,

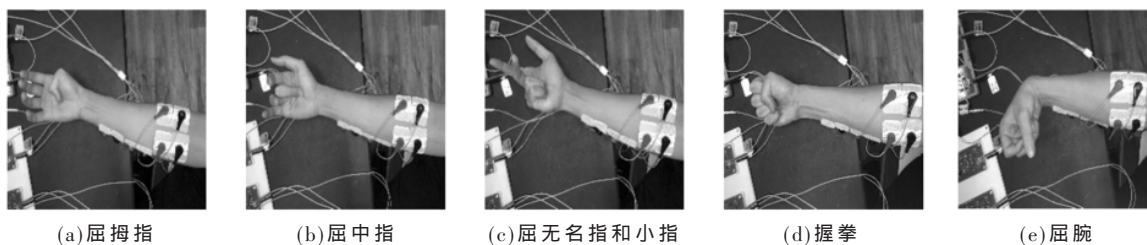


图2 实验手势动作图

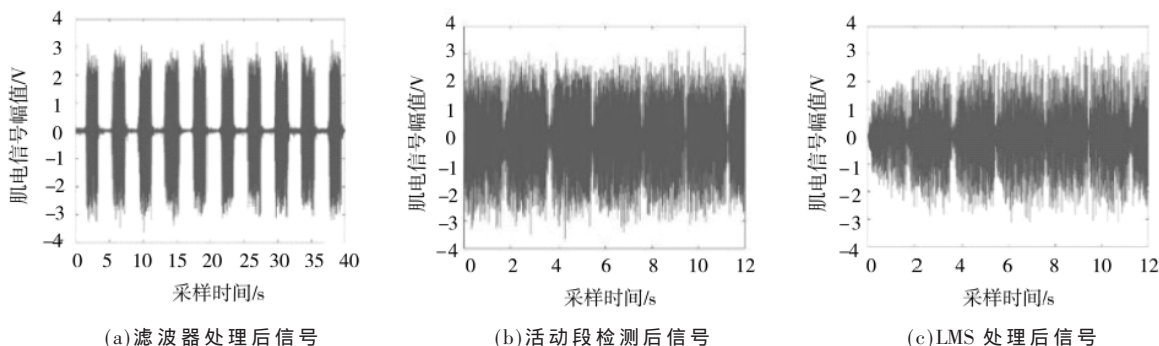


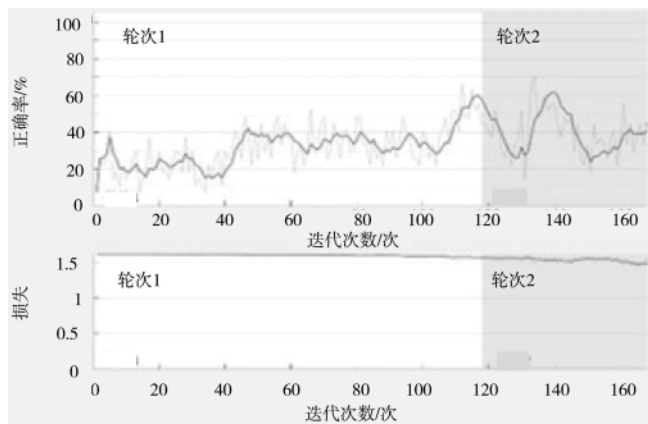
图3 通道2屈中指信号预处理效果

表1 滤波处理方式对比 (%)

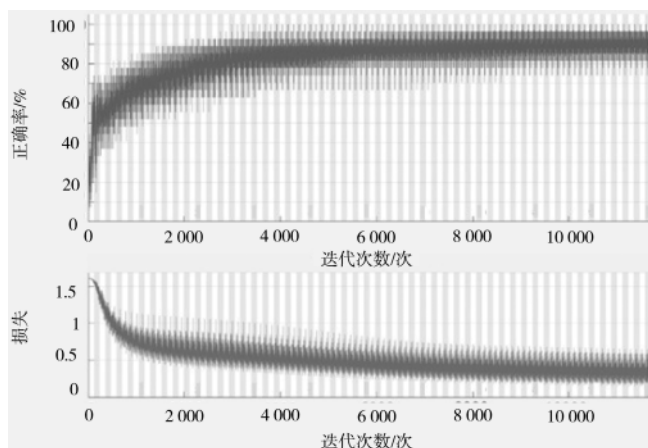
滤波处理方式	滤波器	滤波器+LMS 算法
小波包系数	86.99	74.74
方差特征	81.56	86.27

5 个动作共得到 7 925 条数据, 每条数据由一个 36 维特征矩阵组成。取其中 4 755 条数据为训练样本, 剩下为测试样本。为区分不同动作, 给每个动作设定一个标签, 屈拇指为标签 1、屈中指为标签 2、屈无名指和小指为标签 3、握拳为标签 4、屈腕为标签 5。同样得到 7 925 条标签数据, 构成标签矩阵, 与输入样本一样分成 4 755 条训练样本标签和 3 170 条测试样本标签。

将数据代入 LSTM 分类模型中, 得到 5 种动作的平均识别率为 93.78%。计算过程如图 4 所示。



(a) 识别过程



(b) 分类结果

图4 LSTM 分类结果

采用不同分类器和不同分类特征得到的分类结果如表 2 所示。

4.4 PCA 优化模型

考虑到每个动作的输入特征为 36 维, 极大地造成了识别的延迟性。通过主成分分析的方式对输入特征向量进行降维, 减少识别反应时间。

表2 不同特征和分类器分类结果对比 (%)

特征选择	Fisher 线性判别	决策树	LSTM 深度学习
小波包系数	33.90	68.10	86.99
方差	70.20	85.00	81.56
小波包系数+方差	68.70	86.40	93.78

计算过程如下:

(1) 36 个特征值、7 925 条数据可构建样本矩阵, 标准化处理后得到矩阵 X :

$$X = \begin{bmatrix} X_{1,1} & X_{1,2} & \cdots & X_{1,p} \\ X_{2,1} & X_{2,2} & \cdots & X_{2,p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{N_3,1} & X_{N_3,2} & \cdots & X_{N_3,p} \end{bmatrix} \quad (12)$$

其中, N_3 为提取特征后的信号个数, 即 7 925; p 为特征维度, 即 36。

(2) 计算 X 矩阵的协方差矩阵:

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1p} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{p1} & r_{p2} & \cdots & r_{pp} \end{bmatrix} \quad (13)$$

其中, $r_{lc} = \frac{1}{N_3-1} \sum_{m=1}^{N_3} X_{ml} X_{mc}$, 表示第 l 行 c 列的协方差。

(3) 计算 R 的特征值和特征向量, 以及累计贡献率:

$$K = \frac{\sum_{m=1}^u \lambda_m}{\sum_{m=1}^p \lambda_m} \quad (u=1, 2, \cdots, p) \quad (14)$$

其中, λ_m 表示每阶的贡献率。

(4) 一般取累计贡献率达到 80% 时的特征值对应最终主成分: 本文当主成分阶数为 24 时, 累计贡献率达 91.15%, 使用降维后的数据, 组成新的输入矩阵代入 LSTM 模型, 得到表 3 结果。

表3 降维前后分类结果对比 (%)

特征	分类结果
小波包系数+方差	93.78
PCA 降维小波包系数+方差	92.68

5 结论

本文提出了 LSTM 深度学习的分类器, 在一次滤波的同时, 创新结合 LMS 滤波算法, 对方差特征进行二次滤波, 得到了更高的分类识别率。通过采用小波包系数和方差的组合特征作为分类输入特征, 对屈拇指、屈中指、屈无名指和小指、握拳、屈腕 5 种手势动作进行离线识别的分类, 得到 93.78% 的平均识别率。对比线性判别和决策树分类结果, LSTM 算法具有很高的正确性。使用 PCA 降维后特征向量维数从 36 变为 24, 识别率达 92.68%, 实现了优化的目标。

参考文献

- [1] 于亚萍, 孙立宁, 张峰峰, 等. 基于小波变换的多特征融合 sEMG 模式识别[J]. 传感技术学报, 2016, 29(4): 512-518.
- [2] BABITA, KUMARI P, NARAYAN Y, et al. Binary movement classification of sEMG signal using linear SVM and Wavelet Packet Transform[C]//IEEE International Conference on Power Electronics. IEEE, 2017.
- [3] 胡晓, 李莉, 任小梅, 等. 基于小波系数熵的表面肌电信号识别[J]. 中国医学物理学杂志, 2007, 24(3): 212-214.
- [4] 陈保家, 陈学力, 沈保明, 等. CNN-LSTM 深度神经网络在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2021, 55(6): 28-36.
- [5] 陈红松, 陈京九. 基于 ResNet 和双向 LSTM 融合的物联网入侵检测分类模型构建与优化研究[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2020, 47(8): 1-8.
- [6] 郑直, 张华钦, 潘月. 基于改进鲸鱼算法优化 LSTM 的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2021, 40(7): 274-280.
- [7] 李兴秀, 唐建军, 华晶. 结合 CNN 与双向 LSTM 的心律失常分类[J]. 计算机科学与探索, 2021, 15(12): 2353-2361.
- [8] 李达, 张照生, 刘鹏, 等. 基于改进长短时记忆神经网络-自适应增强算法的多天气车辆分类方法[J]. 汽车工程, 2020, 42(9): 1248-1255.
- [9] VERMA H, KUMAR S. An accurate missing data prediction method using LSTM based deep learning for health care[C]//Proceedings of the 20th International Conference on Distributed Computing and Networking, 2019: 372-376.
- [10] 陈景良, 李东新. 基于 LMS 的语音信号去噪算法[J]. 国

外电子测量技术, 2017, 36(6): 22-25, 30.

- [11] 石欣, 范智瑞, 张杰毅, 等. 基于 LMS-随机森林的肌电信号下肢动作快速分类[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(6): 218-224.
- [12] KAMAVUAKO E, FARINA D, JENSEN W. Use of sample entropy extracted from intramuscular EMG signals for the estimation of force[C]//Proc. of the 15th Nordic-Baltic Conference on Biomedical Engineering and Medical Physics. Berlin: Springer, 2011: 125-128.
- [13] 陈思佳, 罗志增. 基于长短时记忆和卷积神经网络的手势肌电识别研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(2): 162-170.
- [14] 王红旗, 李林伟, 毛啊敏. 基于小波包的表面肌电信号特征表示与识别[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(9): 217-220, 247.
- [15] 张毅, 冯晓林, 罗元. 基于改进小波包与样本熵的表面肌电信号特征提取[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(3): 701-704.

(收稿日期: 2021-08-17)

作者简介:

孔康(1999-), 男, 本科, 主要研究方向: 机械工程。

李德盈(2000-), 男, 本科, 主要研究方向: 机械设计。

孙中圣(1978-), 通信作者, 男, 博士, 副教授, 主要研究方向: 气动控制、肌电控制, E-mail: billsun1978@163.com。



扫码下载电子文档

(上接第 91 页)

为系统的基础架构, 详细阐述了微服务架构的历史演进过程及各种架构的适用场景, 对实现微服务架构的相关技术进行分析, 提出了基于微服务的飞机加油调度系统架构, 并在中航油智慧加油系统改造项目成功应用。系统可用性、可扩展性高, 部署灵活高效。

目前, 微服务架构的应用还处于起步阶段, 随着系统后期建设与扩展升级, 对微服务的研究与应用将更加深入, 以期系统稳定运行与性能优化提供支撑。

参考文献

- [1] 付琳琳, 邹素雯. 微服务容器化部署的研究[J]. 计算技术与自动化, 2019, 38(4): 151-155.
- [2] 郑明钊, 张建强. 基于微服务的大平台系统架构演进探讨[J]. 软件, 2017, 38(12): 165-169.
- [3] 冯培培, 王辉. 基于 ESB 技术的系统集成框架的研究[J]. 通信技术, 2010, 43(1): 195-197.
- [4] 冯志勇, 徐砚伟, 薛霄, 等. 微服务技术发展的现状与展望[J]. 计算机研究与发展, 2020, 57(5): 1103-1122.
- [5] 吴化尧, 邓文俊. 面向微服务软件开发方法研究进展[J]. 计算机研究与发展, 2020, 57(3): 525-541.

- [6] 王亚玲, 李春阳, 崔蔚, 等. 基于 Docker 的 PaaS 平台建设[J]. 计算机系统应用, 2016, 25(3): 72-77.
- [7] 刘国庆. 基于 Docker 的云集成开发环境的研究与实现[D]. 成都: 电子科技大学, 2017.
- [8] 吴坤安, 黄文思, 韩泽华, 等. 基于 Docker 的数据库微服务系统设计与实现[J]. 国外电子测量技术, 2017, 36(12): 57-62.
- [9] 陆庆, 周世杰, 秦志光, 等. 消息队列中间件系统中消息队列与消息分发技术研究[J]. 计算机应用研究, 2003(8): 51-53.
- [10] 何双元. 高并发下消息队列模型的研究与应用[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2015.

(收稿日期: 2021-09-17)

作者简介:

闵晓霜(1987-), 女, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向: 信息系统软件、工业控制与信息安全。

董岩(1976-), 男, 本科, 工程师, 主要研究方向: 自动控制、智能信息处理及智能信息控制。

刘红(1986-), 女, 硕士, 工程师, 主要研究方向: 工控系统及安全。



扫码下载电子文档

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所