

基于随机森林回归的手臂末端力的软测量方法*

熊鹏文^{1,2}, 林虹³, 宋爱国², 胡凌燕¹, 陈大鹏^{2,4}

(1. 南昌大学信息工程学院 南昌 330031; 2. 东南大学仪器科学与工程学院 南京 210096;

3. 国网江西省电力公司信息通信分公司 南昌 330077; 4. 北卡罗来纳大学夏洛特分校计算机工程系 夏洛特 28223)

摘要:针对手臂康复训练后仍缺乏准确力觉的康复病人提出了一种手臂末端力的软测量方法。采用肌电信号(EMG)传感器与手臂姿态传感器获取的数据综合描述手臂的综合状态信息,并作为随机森林回归的输入,将手臂末端力作为随机森林回归的输出。依据康复训练的基本动作单元,针对性的设计了“推拉”和“提放”两组试验,在离线状态下,利用力传感器测量得到的实际末端力与手臂的综合状态信息作为样本集,并通过大量样本数据训练随机森林回归算子得到稳定可靠的回归算子,最后通过在线预测手臂末端力与真实末端力输出的比较,验证了该方法的有效性。

关键词: 随机森林;软测量;手臂末端力;集成学习

中图分类号: TP241 TH69 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.80

Soft measurement method of end-of-arm force based on random forest regression

Xiong Pengwen^{1,2}, Lin Hong³, Song Aigu², Hu Lingyan¹, Chen Dapeng^{2,4}

(1. School of Information Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China; 2. School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China; 3. Information and Communication Branch, State Grid Jiangxi Electric Power Company, Nanchang 330077, China; 4. Department of Computer Science, University of North Carolina at Charlotte, Charlotte 28223, USA)

Abstract: In order to make the arm rehabilitation patients accurately feel the end-of-arm force, a soft measurement method of end-of-arm force is proposed based on random forest regression. The data from the electromyography (EMG) sensors and the arm gesture sensors are integrated to describe the comprehensive feature information of the arm. The comprehensive feature information is used as the input of Random Forest Regression with the end-of-arm force as the output. According to the basic actions of arm rehabilitation, two groups of experiments ‘push-pull’ and ‘lift-drop’ are specifically designed. The Random Forest Regression is trained offline with the comprehensive feature information and the end-of-arm force measured with a force sensor, then prediction of end-of-arm force is conducted and compared with the real force. The method is verified by the experimental results and the effectiveness of the method is proved.

Keywords: random forest; soft measurement; end-of-arm force; ensemble learning

0 引言

根据第二次全国残疾人抽样调查数据推算^[1],目前我国各类残疾人总数达8 296万人,占全国总人口的比例为6.34%,其中肢体残疾2 412万人。肢体残疾严重

地影响了患者的日常生活。部分肢体残疾是由中风、外伤等造成的神经系统受损所致,而有针对性的康复训练能够恢复肢体的部分功能^[2-5]。截止目前,对上肢康复的康复机器人研究已经受到国内外众多研究人员的广泛关注,并已取得了一定的成果。英国Reading大学研制的GENTLE/S的上肢康复训练机器人,其机械臂为三自由

度的升降式摇臂结构,机械臂的腕部带有 3 个被动自由度,可实现手臂的三维运动^[6]。东南大学研制了一种姿态可调节的康复训练机器人,满足人体手臂的康复训练需求,具有主、被动双重训练模式,并且能够测量训练过程中的位置参数和扭矩参数^[2]。清华大学研制的 UECM 设备,在平面内进行 2 个自由度的运行训练^[7]。

上述的上肢康复机器人通过对手臂进行持续性康复训练能够使病人手臂恢复部分功能,但是依然难以达到正常人水平的感知和运动功能,康复训练后的病人仍然存在不能准确感受到,甚至有的几乎不能感受到手臂末端施力的大小的问题,这将大大影响康复病人的康复效果。因此针对康复病人的手臂末端力的准确测量显得很有必要。针对这一问题设计了一种手臂末端力的测量系统,通过传感器采集病人手臂的综合信息,经过数据分析估计出病人的手臂末端力,从而可以使病人减轻手臂控制不便的困扰,更加有效地进行康复训练。

为了建立手臂信息与手臂末端力的关系模型,使用软测量技术^[8,9]。软测量是利用一些与被测量变量密切相关的易于测量的变量,通过建立数学模型进行分析,来估计不可测或者难以测得的变量的方法。关于软测量领域的研究有很多,不同的研究者们提出了各种各样的软测量算法,比如混沌算法优化的函数链神经网络的方法^[10]、基于改进核的模糊聚类算法^[11]、基于主元分析(principal component analysis, PCA)和最小二乘支持向量的软测量方法^[12]以及基于 EMD 和选择性集成学习算法的磨机负荷参数软测量^[13]等等。而随机森林算法则是一种优秀的集成学习方法,拥有极好的泛化能力。在其他领域的研究中产生了极大的作用,如吴潇雨等人^[14]在电力系统短期负荷预测系统中的应用、李贞子等人^[15]把随机森林应用到了代谢调控关系的研究中都取得了显著的成果。本文将采用一种基于随机森林回归模型的软测量方法,通过建立手臂肌电信息、手臂姿态信息与手臂末端力的关系模型,从而实现对手臂末端力的软测量。

1 随机森林回归算法理论

1.1 决策树

决策树回归模型^[16-18]是一种对实例进行回归的树形结构,可以表示给定特征条件下类的条件概率分布。为了更好地对训练数据进行拟合,决策树采用了损失函数最小化的学习策略。决策树通常递归地选取最优特征,并根据这一特征对特征空间进行划分,从而使特征空间划分为互不相交的区域。对于决策树算法来说,最重要的是对特征的选择,通常对特征选择的方法有信息增益、信息增益比和基尼指数的方法。

信息熵是表示随机变量不确定的度量,假设随机变

量 X 的概率分布为:

$$p(X = x_i) = p_i \quad i = 1, 2, 3, \dots, N \quad (1)$$

数据集中的信息熵的定义为:

$$H(D) = - \sum_{i=1}^N p_i \log p_i \quad (2)$$

且定义 $0 \log 0 = 0$,熵越大,随机变量的不确定度就越大。假设有随机变量 X 和 Y ,条件熵 $H(Y|X)$ 的定义为:

$$H(Y|X) = \sum_{i=1}^N p_i H(Y|X = x_i) \quad (3)$$

信息增益表示在分支节点的影响,特征 A 对于数据集 D 定义为:

$$\text{Gain}(D, A) = H(D) - H(D|A) \quad (4)$$

信息增益越大,则意味着对该特征的划分对数据集的不确定性减少的程度越大。因此,可以利用信息增益作为决策树划分决策特征的选择。选择信息增益最大的特征作为选择的特征。除了根据信息增益作为特征选择的依据,还可以通过信息增益比作为特征选择的依据。信息增益比的定义为:

$$\text{Gain_ratio}(D, A) = \frac{\text{Gain}(D, A)}{H_A(D)} \quad (5)$$

其中:

$$H_A(D) = - \sum_{i=1}^N \frac{|D_i|}{|D|} \log \frac{|D_i|}{|D|} \quad (6)$$

决策树算法中 ID3 算法和 C4.5 算法分别依靠信息增益和信息增益比来进行特征选取。而分类回归树(classification and regression tree, CART)决策树则使用基尼指数来选取划分的特征。数据集 D 中的基尼值定义为:

$$\text{Gini}(D) = 1 - \sum_{i=1}^N \left(\frac{|D_k|}{|D|} \right)^2 \quad (7)$$

基尼指数的定义为:

$$\text{Gini_index}(D, A) = \sum_{i=1}^N \frac{|D^v|}{|D|} \text{Gini}(D^v) \quad (8)$$

在对训练集划分时选取划分后基尼指数最小的特征作为最优划分特征。

在使用决策树解决回归问题时,可以把连续属性离散化。假设连续的特征 A 在数据集 D 中出现了多个不同取值,将这些值从小到大进行排序,记为 $\{a^1, a^2, \dots, a^n\}$ 。基于划分点 t 对样本集进行划分, t 可以取值的集合为:

$$T_A = \left\{ \frac{a^i + a^{i+1}}{2} \mid 1 \leq i \leq n - 1 \right\} \quad (9)$$

假设把数据集划分为 k 个子集,那么对于连续型特征划分后的信息增益可以写为:

$$\text{Gain}(D, A) = \max_{t \in T_A} H(D) - \sum_{i=1}^k \frac{|D_k|}{|D|} H(D_k) \quad (10)$$

1.2 集成学习和随机森林

集成学习^[19-20]是一种把多个弱学习器结合起来,从而获得一个强学习器的方法。随机森林是一种以决策树为基学习器的集成学习算法。它克服了决策树容易过拟合的缺点。并且,随着个体学习器数目的增加,随机森林通常会收敛到一个更低的泛化误差,而不用担心过拟合的风险。

为了使集成后的学习器拥有较强的泛化能力,基学习器应该具有“多样性”。随机森林通过样本扰动和自身特征的扰动,使个体学习器之间具有较大差异度。

随机森林采用了自主采样法的学习策略。对于给定的数据集 $X = x_1, \dots, x_n, Y = y_1, \dots, y_n$, 自主采样法就是在对每一个决策树进行训练时,通过多次地随机取出一个样本放入采样集,再把该样本放回原始数据集,得到采样集。如果随机森林中有拥有 m 棵决策树,且对于每一棵决策树,从各自的采样集上学习到结果模型 f_i , 那么对于随机森林对于未知输入 x 的预测模型为:

$$\hat{f} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m f_i(x) \quad (11)$$

除此之外,随机森林还使用了随机特征选择的方法。在随机森林中,对于基决策树的每一个结点,先从该结点的特征集中随机选取一个包含 k 个特征的子集,然后再从这个子集中选取一个最优特征用于划分。

2 手臂末端力软测量系统构架

为了给康复病人提供准确的手臂末端力信息,特别是对于不能准确感受到手臂末端力的康复病人,本文建立一个手臂末端力的软测量系统。经研究和大量前期实验发现,手臂末端力与手臂的肌电信号与手臂姿态具有很大的关联性,因此本文同时采集手臂肌电信号与手臂姿态,根据第1节集成学习与随机森林理论,如图1所示,将其作为随机森林回归的输入信息,将手臂末端力作为输出信息,构建整个系统。

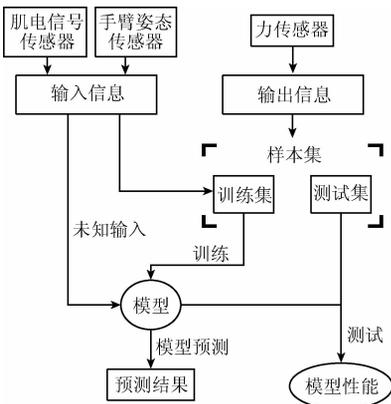


图1 系统框图

Fig. 1 System architecture

本文提出的手臂末端力的软测量系统中,主要包括手臂姿态感知模块、肌电信号感知模块和力的测量模块等。

2.1 手臂姿态感知模块

手臂姿态感知模块主要由臂套、短手套和3个三维角度传感器以及其他辅助部件构成。臂套和短手套设计为开放的圆形结构,可以很容易地将手臂紧固,采用便携式的设计可以适用于不同形体的患者佩戴。三维角度传感器分别放置于大臂、小臂以及手背的中心位置,以检测整个手臂不同部分的角度,得到手臂不同时刻的姿势,如图2所示。



图2 手臂姿势传感器分布

Fig. 2 Deployment of arm gesture sensors

2.2 肌电信号感知模块

肌电信号是肌肉中许多运动单元动作电位在时间和空间上的叠加,反映了神经、肌肉的功能状态。在非疲劳、等张收缩的情况下所测取的多通道屈伸肌电信号,既可为控制机械手运动、功能性电刺激等高级人机接口提供一个安全、非侵入的控制方式,也可用于人机工程、人类运动和生物机械的研究。肌电信号是一种微弱的电信号(幅度在 $100 \sim 5\,000 \mu\text{V}$)。

本文采用的肌电信号传感器部分由拾电电极和仪用放大器组成,封装于扁平状长方形塑料盒内,如图3所示。拾电电极是3个镀金的铜电极,分别对应“+”、“GND”和“-”极,电极间间距为6 mm,固定于长方形塑料盒的壳体上,电极外露。盒内放置由贴片器件组成的仪器放大电路。电极布置的整体结构形式采用双极型,并在两个电极(“+”和“-”电极)中间插入了一个参考电极(GND电极),以利于降低噪声,提高对共模信号的抑制能力。该结构设计考虑了整体外形尺寸相对较小、电极间间距能够保证(过小将影响信号检出)、电极本身也有足够大的面积与皮肤接触等多个因素。



图 3 EMG 传感器

Fig. 3 EMG sensors

2.3 力的测量模块

该系统中的离线力测量模块采用的是本实验室自主研发的直接输出型机器人腕力传感器^[16],如图 4 所示,使用其输出的三维力信号,不输出力扭矩信号。此传感器整体为铝合金 LY12 制作,输出电压范围为 $-1.4 \sim +1.4 \text{ V}$,额定载荷为 $-1\ 000 \sim +1\ 000 \text{ N}$,具有抗干扰能力。三维腕力传感器经过试验标定后即可精确地测量三维力的大小。



图 4 力传感器

Fig. 4 Force sensor

3 实验与数据分析

为了验证基于随机森林回归的手臂末端力的软测量方法的有效性,本文依据康复训练中的基本运动单元,针对性的设计了“推拉”和“提放”两组动作进行了多次实验。

实验准备:通过法兰盘将图 4 中描述的自制力传感器安置于 Barrett 公司的 WAM 机械臂末端,如图 5 所示,并专门设计一个便于抓握的球柄固定于自制力传感器的另一端。同时控制 WAM 机械臂末端沿水平和垂直方向上,变速率的缓慢运动,使 WAM 机械臂末端的球柄处能够产生变化的阻尼力。

实验过程:在“推拉”和“提放”两组实验中,如图 6(a)和(b)所示,康复病人手掌紧握图 6 中的球柄,驱使 WAM 机械臂做平缓的“推拉”和“提放”缓慢匀速运动;与此同时通过控制 WAM 机械臂的阻尼力的变化,使康复病人在“推拉”和“提放”过程中处于主动和被动控制模式的随机交替中,以更为充分地体现康复病人在不同大小末端力下的手臂动作。



图 5 力触觉和反馈机械臂

Fig. 5 Force tactile and feedback manipulator

(a) 推拉
(a) Push and pull(b) 提放
(b) Lift and drop

图 6 分别采集两种姿势的数据

Fig. 6 Data collected separately for two positions

在实验中实时采集手臂的肌电信号和手臂姿态,分别测得了 10 000 组“推拉”和“提放”的肌电信号信息数据、手臂姿态信息数据以及手臂末端力信息数据。其中,每一组肌电信号信息包含了 2 项不同的特征信息,每一组手臂角度信息包含了 9 项不同的角度特征信息。

实验数据分析与处理:针对“推拉”和“提放”两组实验,分别使用随机森林回归算法在数据集中进行测试。把含有 10 000 组数据的数据集按一定比例分为训练集和测试集,其中训练集含有 8 000 组数据,测试集含有 2 000 组数据。然后,将 11 项手臂角度和肌电信号特征

作为输入,手臂末端力作为输出,通过随机森林回归算法在训练集中对数据进行拟合。

在学习结果模型后,通过测试集对结果模型的性能进行评估。在测试数据集中,将通过随机森林预测的手臂末端力与实际的力传感器测得的数据相比较,以验证测量的准确性。“推拉”姿势在测试集中手臂末端力的预测结果与力传感器所测得的真实结果对比,结果如图7所示。

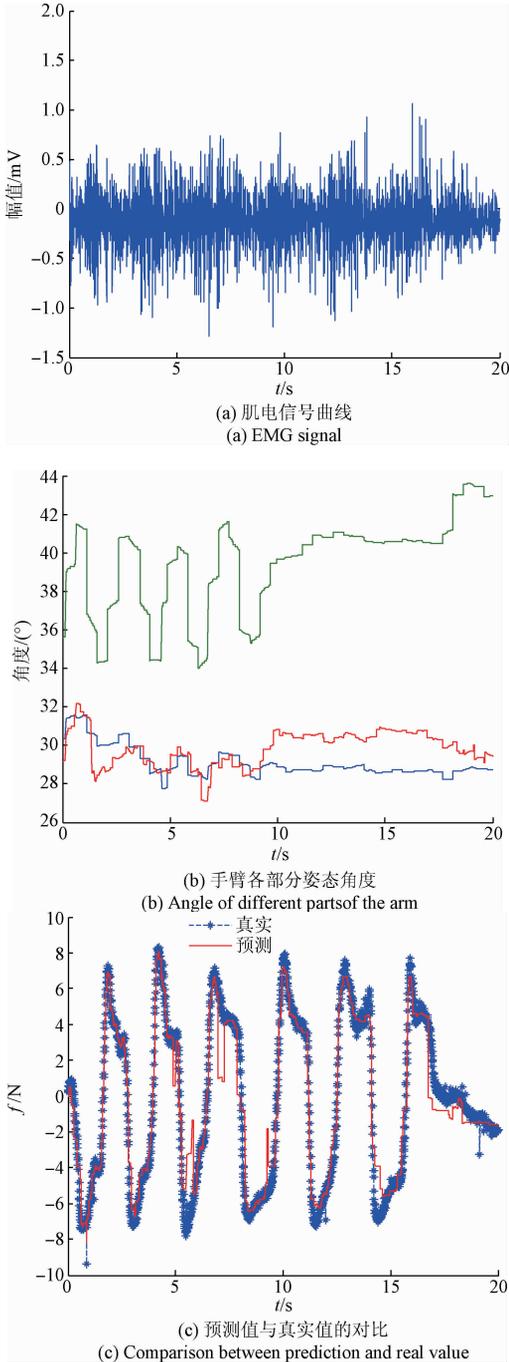


图7 “推拉”预测结果

Fig. 7 "Push-pull" prediction

使用同样的方法,可以得到“提放”姿势在测试集中手臂末端力的预测结果与力传感器所测得的真实结果的对比结果图,如图8所示。

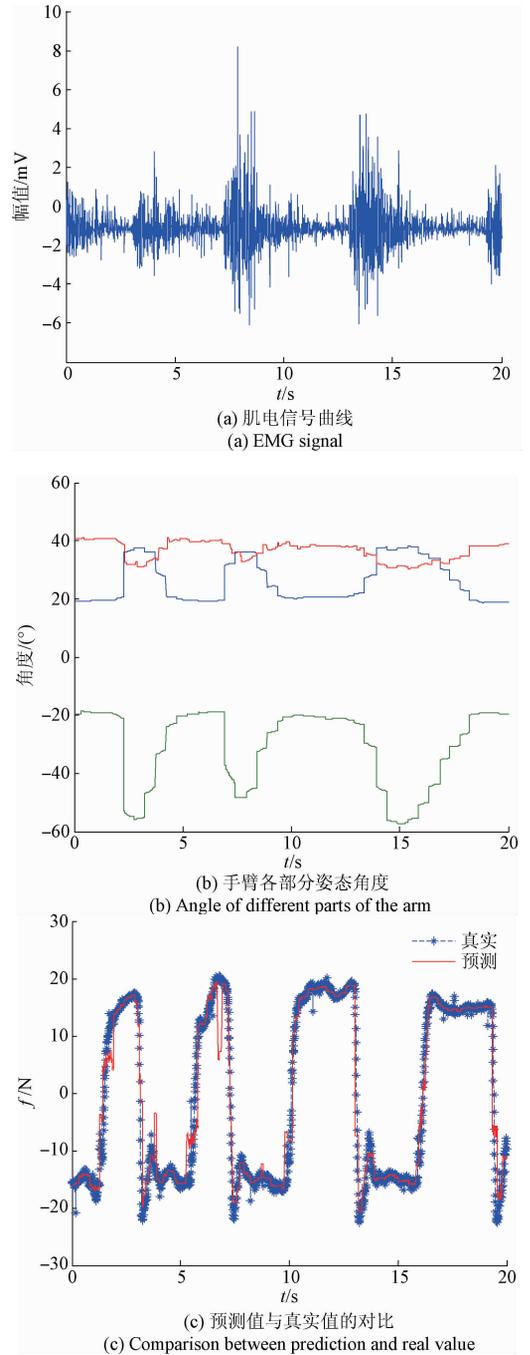


图8 “提放”预测结果

Fig. 8 "Lift-drop" prediction

利用平均差参数 s 来表示预测的准确性,并将 s 定义为预测值与真实值的差的平均值,即:

$$s = \frac{\sum_i (f - \hat{f})}{T} \quad (11)$$

计算得到图 7 中,平均差参数 $s_7 = 0.038 \text{ N}$,图 8 中,平均差参数为 $s_8 = 0.086 \text{ N}$ 。

平均差参数与手臂末端力最大值的比定义为 $\delta = \frac{s}{\text{Max}(f)}$,容易计算得到 $\delta_7 = \frac{0.038 \text{ N}}{8 \text{ N}} = 0.48\%$, $\delta_8 = \frac{0.086 \text{ N}}{20 \text{ N}} = 0.43\%$ 。

通过对比图 7 和 8 中随机森林回归算法的预测结果与真实值的差异,以及平均差参数的量化差异,可以得出随机森林回归算法在进行对“提放”和“推拉”手势的预测问题中有较好的泛化能力,在通过训练集训练之后可以通过对肌电信号和手臂姿态信号的分析,准确地得出手臂末端力的大小,以实现手臂末端力的软测量。

4 结 论

本文提出了一种通过随机森林回归的方法测量手臂的末端力的方法。依据这一方法设计出了一个可以为康复病人提供手臂末端力的软测量系统。通过 EMG 传感器和手臂姿态传感器获取肌电信号和手臂姿势信息作为随机森林的输入,通过大量数据学习后的随机森林模型可以根据该输入,准确地预测出手臂的末端力。最后可以通过手臂上的力的显示部件来提醒用户手臂末端力的大小,从而达到对康复病人进行康复治疗的效果。

实验的结果表明,随机森林回归的算法作为一个优秀的集成学习算法,可以较为准确地根据肌电信号和手臂角度估计出手臂末端力。后续该系统将集成于上肢康复机器人上,帮助康复病人获得更好的康复效果。

参考文献

- [1] 第二次全国残疾人抽样调查领导小组. 2006 年第二次全国残疾人抽样调查主要数据公报 [J]. 时政文献辑览, 2007, 12(12): 1013-1013.
Group of Chinese Disabled Sampling Leader. A survey on the second national handicapped person sampling [J]. Political Literature, 2007, 12(12): 1013-1013.
- [2] 吴常铖,宋爱国,李会军,等. 一种上肢康复训练机器人及控制方法 [J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(5): 999-1004.
WU CH CH, SONG AI G, LI H J, et al. Upper limb rehabilitation training robot and its control method [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(5): 999-1004.
- [3] SONG AI G, PAN L ZH, XU G ZH, et al. Adaptive motion control of arm rehabilitation robot based on impedance identification [J]. Robotica, 2015, 33(9): 1795-1812.
- [4] SONG AI G, DING B, LIU Q, et al. A subject-specific

- EMG-driven musculoskeletal model for applications in lower-limb rehabilitation robotics [J]. International Journal of Humanoid Robotics, 2016, 13(3): 783-796.
- [5] HUANG J, TU X K, HE J P. Design and evaluation of the RUPERT wearable upper extremity exoskeleton robot for clinical and in-home therapies [J]. IEEE Transactions on Systems Man Cybernetics-Systems, 2016, 46(7): 926-935.
- [6] LOUREIRIO R, AMIRABDOLLAHIAN F, TOPPING M. Upper limb robot mediated stroke therapy-GENTLE/s approach [J]. Autonomous Robots, 2003, 15(1): 35-51.
- [7] ZHANG Y B, WANG Z X, JI L H. The clinical application of the upper extremity compound movements rehabilitation training robot [C]. IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics, 2005: 1317-1322.
- [8] 黄凤良. 软测量思想与软测量技术 [J]. 计量学报, 2004, 25(3): 284-288.
HUANG F L. Soft measurement thoughts and soft measurement technology [J]. Acta Metrologica Sinica, 2004, 25(3): 284-288.
- [9] 李春富. 基于数据的软测量建模方法及其应用的研究 [D]. 北京:清华大学, 2005.
LI CH F. Soft sensor modeling method based on the data and application research [D]. Beijing: Tsinghua University, 2005.
- [10] 朱坚民,沈正强,李孝茹,等. 基于神经网络反馈补偿控制的磁悬浮球位置控制 [J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(5): 976-986.
ZHU J M, SHEN ZH Q, LI X R, et al. Control of magnetic levitation ball position control based on neural network feedback compensation [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(5): 976-986.
- [11] 徐海霞,刘国海,周大为,等. 基于改进核模糊聚类算法的软测量建模研究 [J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(10): 2226-2231.
XU H X, LIU G H, ZHOU D W, et al. Soft measurement modeling research based on improved fuzzy nuclear clustering [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(10): 2226-2231.
- [12] 郑小霞,钱锋. 基于 PCA 和最小二乘支持向量机的软测量建模 [J]. 系统仿真学报, 2006, 18(3): 739-741.
ZHENG X X, QIAN F. Soft sensor modeling based on PCA and support vector machines [J]. Journal of System Simulation, 2006, 18(3): 739-741.
- [13] 汤健,柴天佑,丛秋梅,等. 基于 EMD 和选择性集成学习算法的磨机负荷参数软测量 [J]. 自动化学报, 2014, 40(9): 1853-1866.
TANG J, CHAI T Y, CONG Q M, et al. Soft sensor

approach for modeling mill load parameters based on emd and selective ensemble learning algorithm [J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(9): 1853-1866.

- [14] 吴潇雨,和敬涵,张沛,等. 基于灰色投影改进随机森林算法的电力系统短期负荷预测[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(12): 50-55.
WU X Y, HE J H, ZHANG P, et al. Power system short-term load forecasting based on improved random forest with grey relation projection [J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(12): 50-55.
- [15] 李贞子,张涛,武晓岩,等. 随机森林回归分析及在代谢调控关系研究中的应用[J]. 中国卫生统计, 2012, 29(2): 158-160.
LI ZH Z, ZHANG T, WU X Y, et al. Random forests regression analysis and application in the study on the relationship between the metabolic regulation [J]. Chinese Journal of Health Statistics, 2012, 29(2): 158-160.
- [16] MA J Q, SONG AI G. Fast estimation of strains for cross-beams six-axis force/torque sensors by mechanical modeling [J]. Sensors, 2013, 13(5): 6669-6686.
- [17] WANG Y F, SHEN T Y, YUAN G L, et al. Appearance-based gaze estimation using deep features and random forest regression [J]. Knowledge-Based Systems, 2016, 110(C): 293-301.
- [18] 马景义,谢邦昌. 用于分类的随机森林和 Bagging 分类树比较[J]. 统计与信息论坛, 2010, 25(10): 18-22.
MA J Y, XIE B CH. A comparison on random forest and bagging classification tree in classification [J]. Statistics and Information Forum, 2010, 25(10): 18-22.
- [19] LINDNER C, BROMILEY P A, IONITA M C, et al. Robust and accurate shape model matching using random forest regression-voting [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 37(9): 1862-1874.
- [20] 王鑫,汪晋宽,刘志刚,等. 基于随机森林的认知网络频谱感知算法[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(11): 2471-2477.
WANG X, WANG J K, LIU ZH G, et al. Spectrum

sensing algorithm based on random forest in cognitive network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(11): 2471-2477.

作者简介



熊鹏文, 2009年于中北大学获得学士学位, 2015年于东南大学获得博士学位, 现为南昌大学讲师、硕士生导师, 主要研究方向为机器人传感与控制技术、康复机器人控制等。

E-mail: steven.xpw@ncu.edu.cn

Xiong Pengwen received his B. Sc. degree from North University of China in 2009, and received his Ph. D. degree from Southeast University in 2015. Now he is a lecture and graduate supervisor in Nanchang University. His main research interests include robotical sensing and control, rehabilitation robot, and etc.



宋爱国, 分别在1990年和1993年于南京航空航天大学获得学士和硕士学位, 1996年于东南大学获得博士学位, 现为东南大学教授、博士生导师, 主要研究方向为机器人传感与控制技术、康复机器人控制技术等。

E-mail: a.g.song@seu.edu.cn

Song Aiguo received his B. Sc. and M. Sc. degrees both from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 1990 and 1993, respectively, and received his Ph. D. degree from Southeast University in 1996. Now he is a professor and doctoral supervisor in Southeast University. His main research interests include robotical sensing and control, rehabilitation robot, and etc.



胡凌燕(通讯作者), 2011年于南昌大学获博士学位, 现为南昌大学教授、博士生导师, 主要研究方向为遥操作机器人系统、力触觉控制技术等。

E-mail: hulingyan@ncu.edu.cn

Hu Lingyan (Corresponding author) received her Ph. D. degree from Nanchang University in 2011. Now he is a professor and doctoral supervisor in Nanchang University. Her main research interests include teleoperation systems, haptic control and control theory.