

控制与决策

Control and Decision

基于接触状态感知发育的机器人柔性装配方法

张思思, 李凤鸣, 杨旭亭, 李贻斌, 宋锐

引用本文:

张思思, 李凤鸣, 杨旭亭, 等. 基于接触状态感知发育的机器人柔性装配方法[J]. *控制与决策*, 2021, 36(4): 876–884.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1079>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于未知系统动态估计的机器人预设性能控制

Unknown system dynamics estimator for prescribed performance control of robotic systems

控制与决策. 2021, 36(5): 1040–1048 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1219>

基于仿生算法改进粒子滤波的SLAM算法精度预测

Accuracy prediction of SLAM algorithm based on bionic algorithm to improve particle filter

控制与决策. 2021, 36(1): 166–172 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0555>

基于免疫优化的平面Acrobot线性自抗扰鲁棒镇定

Robust stabilization of planar Acrobot using linear active disturbance rejection control with immune optimization

控制与决策. 2020, 35(12): 3053–3058 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0289>

凸优化与A*算法结合的路径避障算法

Convex optimization and A-star algorithm combined path planning and obstacle avoidance algorithm

控制与决策. 2020, 35(12): 2907–2914 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0351>

机器人抓取检测技术的研究现状

Recent researches on robot autonomous grasp technology

控制与决策. 2020, 35(12): 2817–2828 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1145>

基于接触状态感知发育的机器人柔性装配方法

张思思, 李凤鸣, 杨旭亭, 李贻斌, 宋锐[†]

(山东大学控制科学与工程学院, 济南 250100)

摘要: 为了提高工业机器人装配的实时性、自适应性和鲁棒性, 借鉴人类后天感知学习方式, 提出一种基于接触状态感知发育的柔性装配方法. 采用机器人末端的位姿和力/力矩来描述装配接触状态, 结合支持向量数据描述和改进极限学习机对接触状态感知发育, 形成可自我更新成长的经验知识库, 预测机器人的装配动作, 完成柔性装配任务. 为验证所提出方法的有效性, 以小型断路器卡合装配为例进行实验, 实验结果表明, 采用接触状态感知发育可实现装配经验知识库的自我更新, 完成机器人的柔性装配, 验证了所提出方法的可行性和有效性.

关键词: 机器人感知发育; 装配作业; 接触状态; 经验知识

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2019.1079

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 张思思, 李凤鸣, 杨旭亭, 等. 基于接触状态感知发育的机器人柔性装配方法[J]. 控制与决策, 2021, 36(4): 876-884.

Flexible assembly method based on contact state perception development

ZHANG Si-si, LI Feng-ming, YANG Xu-ting, LI Yi-bin, SONG Rui[†]

(School of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250100, China)

Abstract: In order to enhance the real-time performance, adaptiveness and robustness of industrial robot assembly systems, drawing on the thoughts of people's perception of learning style, a flexible assembly method based on contact state perception development is presented. The position and force/torque of the robot end effector are used to describe the assembly contact state. Combined with the support vector data description and the improved extreme learning machine for the perception development of the contact state, a self-renewing and growing empirical knowledge base is formed to predict the assembly action of the robot and complete the flexible assembly task. In order to verify the effectiveness of the method, an experiment is carried out by taking the clamping assembly process of the small circuit breaker as an example. The experimental results show that the self-renewal of the assembly experience knowledge base is realized by the contact state perception development, and the flexible assembly of the robot is completed, which verify the feasibility and effectiveness of the method.

Keywords: robotic perception development; assembly operations; contact state; empirical knowledge

0 引言

在实际工业生产线上, 机器人工作环境大多固定, 且装配任务重复已知, 一般采用示教再现或者离线编程的方式来完成预先规划好的动作^[1]. 随着智能化需求的不断提高, 人类越来越需要具有感知、认知能力, 且能在高度复杂环境中执行非特定任务的智能机器人^[2]. 目前, 通过人类给予经验来指导机器人作业的方式越来越普遍, 机器人通常通过感知工作环境和作业对象状态, 并依赖其与动作之间存在的映射关系来构建经验知识库, 实现装配操作. 但是, 人为构建

包含所有映射情况的知识库工作量巨大, 因此, 经验知识库的自我学习更新能力显得尤为重要. 本文借助人类后天感知发育思想^[1], 在不提供或者提供少量先验知识的情况下, 通过机器人与环境交互学习, 感知发育装配过程中的接触状态, 累积知识经验并存储于装配经验知识库中, 根据接触状态的准确感知实现机器人的柔性装配作业. 接触状态(contact state, CS)感知是工业机器人柔性装配作业中的重要环节, 是人类将自身技能传递到工业机器人的关键过程, 对于提高装配作业的精准程度有着一定的指导意义.

收稿日期: 2019-07-25; 修回日期: 2019-11-20.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61973196); NSFC-浙江两化融合联合基金项目(U150920072); 山东省重点研发计划项目(2017CXGC0915).

责任编辑: 方勇纯.

[†]通讯作者. E-mail: rsong@sdu.edu.cn.

接触状态感知主要包括两个阶段: 获取表示和识别. 在机器人作业过程中, 通过传感器获取装配接触状态, 并用不同数据表示形式来描述, 最初基于力信号(力和力矩)来表示接触状态^[3-5], 随后, 在力信号的基础上增加了位姿信号(末端位置和姿态)^[6-7]. 接触状态的识别大都通过监督学习来映射机器人的装配动作^[8-11], 构成“接触状态-机器人动作”经验知识库. 但装配过程的复杂多变性导致接触状态种类多样, 对未知接触状态识别并自动更新至知识库是实现柔性装配作业的重要步骤. 常用的CS识别方法有模糊分类器和神经网络^[4]、隐马尔科夫模型^[12-13]、随机梯度下降法(SGB)^[14]、引力搜索算法(GSA)^[15]、高斯混合模型的期望最大化(EM-GMM)^[7,12]等. 这些方法主要集中于离线识别上, 即学习与识别分离. 此种思路存在局限性: 1) 学习是离线的, 构建的模型无法识别新的状态, 鲁棒性差, 缺乏自适应性; 2) 对于新的知识和经验无法累积和实时回调, 实时性差.

针对离线学习的实时性、自适应性和鲁棒性差等问题, 为了识别未知类型数据, 实现经验知识库的自我更新, 不少研究者提出了一些新类识别算法. Chang等^[16]通过分析非互斥类的分类问题, 提出一种新类发现(NCD)方法, 可以发现潜在的未知或未经训练的类; Golub等^[17]提出基于基因表达监测的癌症分类, 从而发现和预测其他类型癌症的癌症类别; 谢茂强等^[18]提出了基于距离尺度学习的识别偏离型新类的算法(NCR), 能在缺少先验知识的前提下自动识别新类; 陈秋松^[19]提出了基于特征增量的SVDD(支持向量数据描述)的新类识别方法, 通过增加新特征扩大特征空间维度, 从而提高模型对新类的识别能力; 高佳程等^[20]提出了基于改进SVDD算法和马氏距离的未知类型的局部放电(PD)识别方法, 能够有效识别未知的局部放电类型. 这些新类识别算法对在线自适应学习有着重要意义.

本文借鉴人类后天感知发育^[1,21]的思路, 提出一种基于装配接触状态感知发育的装配方法, 对机器人装配过程中的接触状态未知类型实时在线监测, 并感知发育接触状态, 不断更新完善装配经验知识库, 从而指导机器人更加准确快速地完成装配作业. 本文的感知发育模块分为两种: 1) 离线训练学习: 初步构建不完备的接触状态经验知识库, 利用极限学习机(extreme learning machine, ELM)的改进算法ELM kernel训练分类模型; 2) 在线感知发育更新: 在装配过程中, 利用支持向量数据描述(support vector data

description, SVDD)算法监测未知CS类型, 将其作为新经验累积存储于装配经验知识库, 使接触状态不断得到感知发育, 并实时更新ELM kernel分类器, 利用ELM kernel实时感知并识别当前接触状态, 完成位姿调整, 实现柔性装配.

1 接触状态描述

在工业机器人装配过程中, 由于存在视觉遮挡和光线变化等干扰因素, 单纯的视觉检测不能有效描述装配接触状态. 因此, 采用力传感器感知装配过程中的接触状态信息, 对装配任务的执行有着重要意义.

本文所涉及的工业机器人装配作业是小型电器塑料外壳卡合装配, 以低压断路器为例(如图1所示), 装配作业任务是将上盖和下盖卡合在一起.

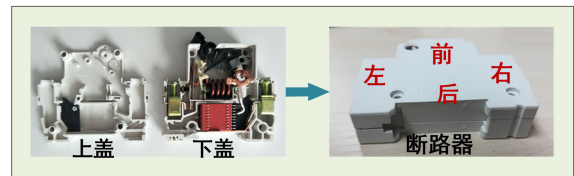


图1 卡合装配示例

鉴于小型电器塑料外壳弱刚度易损坏的特点, 在装配过程中对力的大小以及机器人末端执行器的位姿有严格要求, 需根据当前环境及时调整末端位姿. 因此, 本文用六维力信息和末端位姿信息来描述装配任务中的接触状态. 设机器人末端的操作对象低压断路器 j 时刻的接触状态为

$$t_j = [f_x, f_y, f_z, \tau_x, \tau_y, \tau_z, X, Y, Z, \alpha, \beta, \gamma],$$

$$j = 1, 2, \dots, l. \quad (1)$$

其中: f_x, f_y, f_z 表示力, τ_x, τ_y, τ_z 表示力矩, 由机器人末端操作对象处的力传感器获得; X, Y, Z 表示当前末端在笛卡尔坐标系中的坐标, α, β, γ 表示当前的位姿, 即每一时刻的接触状态有12个特征属性.

根据实际工程需要, 将装配对象之间接触的过程作为一个接触状态, 即实际的接触状态样本是一个多元时间序列. 本文按照时间序列构造数据集, 每个时间序列按照一定采样频率离散化, 则接触状态 X_i 可表示为

$$X_i = [t_1, t_2, \dots, t_l], \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad (2)$$

其中 n 表示采样时刻.

2 感知发育算法

2.1 支持向量数据描述(SVDD)算法

支持向量数据描述(SVDD)算法^[22], 利用球形边界对目标类别进行描述, 构造一个最小超球体, 使所有目标类样本被包含在该超球体内, 从而将目标类样

本与其他样本分开. 超球体内的点属于目标类, 超球体外的点属于未知类型.

假设 M 类已知类型样本集合 $X = \{x_i | i = 1 - N\}$ (N 为样本数量), 通过非线性映射 φ 将样本映射到核特征空间 F 中. 定义超球体满足如下目标函数:

$$\begin{cases} \min F(R, a, \xi_i) = R^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i; \\ \text{s.t. } \|\varphi(x_i) - a\|^2 \leq R^2 + \xi_i. \end{cases} \quad (3)$$

其中: a 为超球体中心, R 为超球体半径; 因目标类训练样本中可能存在一小部分异常点, 故引入松弛因子 $\xi_i (\xi_i \geq 0)$; C 为对于偏离超球体内目标对象的惩罚系数.

引入拉格朗日乘子 α, γ , 求取 a, R, ξ_i 的最优解, 构造拉格朗日函数如下:

$$\begin{aligned} L(R, a, \alpha_i, \xi_i) = & R^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i - \sum_{i=1}^N \gamma \xi_i - \\ & \sum_{i=1}^N \alpha_i (R^2 + \xi_i - \|\varphi(x_i) - a\|^2). \end{aligned} \quad (4)$$

利用已有的优化算法求解使得 L 最小的 α 最优值, 并求得超球体中心 a .

根据空间转换理论, 将式 (4) 中的内积运算 φ 用核函数 $K(\cdot)$ 代替以改善分类效果, 超球体半径 R 和特征空间内任一样本 z 到超球体中心的距离 r 可分别用下式^[15]表示:

$$\begin{aligned} R^2 = & K(x_k \cdot x_k) - 2 \sum_{i=1}^N \alpha_i K(x_i \cdot x_k) + \\ & \sum_{i=1, j=1}^N \alpha_i \alpha_j K(x_i \cdot x_j), \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} r^2 = & K(z \cdot z) - 2 \sum_{i=1}^N \alpha_i K(z \cdot x_i) + \\ & \sum_{i=1, j=1}^N \alpha_i \alpha_j K(x_i \cdot x_j), \end{aligned} \quad (6)$$

其中 $K(\cdot)$ 一般选择高斯核函数^[23].

利用式 (5) 和 (6), 判断 R^2 与 r^2 的关系. 若 $r^2 \leq R^2$, 则判定该样本属于已知类别; 否则, 则判定该样本属于未知新类型样本.

2.2 改进极限学习机 (ELM kernel) 算法

ELM kernel 是对极限学习机 (ELM, extreme learning machine) 的改进算法, ELM 是 Huang 等^[24]提出的一种基于单隐层前馈神经网络 (single layer feedforward neuron network, SLFN) 的机器学习方法,

其特点是隐含层节点的权重为随机或人为给定, 且不需要更新, 学习过程仅计算输出权重, 其网络结构简单, 计算效率大大提高. 如图 2 所示, ELM 网络由输入层、隐含层和输出层组成. 输入层有 N 个输入节点, 代表样本维度; 隐含层有 L 个隐层节点, 将输入数据映射到 L 维 ELM 随机特征空间, L 越大, 网络的分类性能越好^[24]; 输出层有 M 个节点, 代表样本的输出.

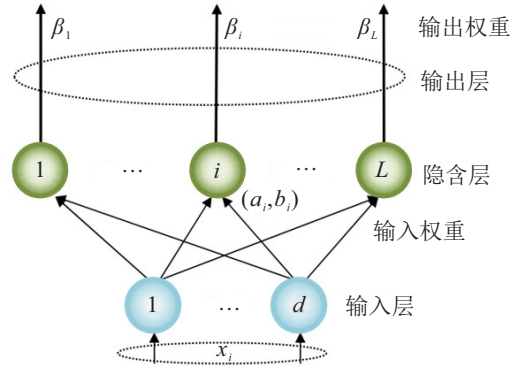


图 2 极限学习机 (ELM) 结构

针对给定的 N 个训练样本 $\{(x_i, t_i)\}_{i=1}^N, x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]^T \in R^n, t_i = [t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{im}]^T \in R^m$, 且在任意区间都存在一个无限可微激活函数 $g(x)$. 随机确定 ELM 的输入权重 a_i 和隐含层偏差 b_i , 则输出矩阵确定, 因此, 隐含层输出函数是

$$f_L(x) = \sum_{i=1}^L \beta_i b_i(x) = h(x)\beta. \quad (7)$$

其中: x 是网络的输入, $\beta = [\beta_1, \dots, \beta_L]^T$ 表示输出权重向量, $h(x) = [g_1(x), \dots, g_L(x)]$ 称为特征映射或激活函数. 常见的激活函数有三角函数、高斯函数、径向基函数、Sigmoid 函数、双曲正切函数等.

ELM 的学习目标是使输出通过前馈网络满足 $o_j = t_j$ (o_j 为网络输出, t_j 为训练目标), 因此, 目标转化为最小化输出误差, 使得 $H\beta = T$, 即输出权重可以表示为

$$\beta = H^{-1}T. \quad (8)$$

为增强 ELM 网络的泛化性能, 在式 (8) 中添加正则化系数 C ^[24], 则输出权重表示为

$$\beta = H^T \left(\frac{1}{C} + HH^T \right)^{-1} T. \quad (9)$$

引入核函数, 将基本 ELM 算法扩展到内核学习^[24], 在不需要确定隐层节点 (L) 的个数情况下, 采用激活函数完成特征映射, 有

$$\begin{aligned} \Omega_{\text{ELM}} = & HH^T, \\ \Omega_{\text{ELM}_{i,j}} = & h(x_i)h(x_j) = K(x_i \cdot x_j), \end{aligned} \quad (10)$$

其中 $K(x_i \cdot x_j)$ 是任意核函数, 例如高斯核函数、线性

函数、多项式函数等。

ELM kernel算法的输出函数为

$$f(x) = h(x)\beta = h(x)H^T \left(\frac{1}{C} + HH^T \right)^{-1} T = \begin{bmatrix} K(x, x_1) \\ K(x, x_2) \\ \vdots \\ K(x, x_N) \end{bmatrix}^T \left(\frac{1}{C} + \Omega_{ELM} \right)^{-1} T. \quad (11)$$

该算法的具体步骤如下:

- 1) 给定训练集 $\{(x_i, t_i)\}_{i=1}^N \subset R^n \times R$, 确定神经网络的结构(隐层节点数 L 和激活函数类型 $g(\cdot)$);
- 2) 随机设定输入权重 a_i 和前馈神经网络的偏置 $b_i, i = 1, \dots, L$;
- 3) 计算隐层输出矩阵 H ;
- 4) 计算输出权重值 $\beta = H^{-1}T$.

2.3 SVDD-ELM kernel接触状态感知发育算法

本文提出的SVDD-ELM kernel接触状态感知发育算法系统架构如图3所示,接触状态感知发育的主体部分是感知发育模块,包括初始化、离线学习、在线SVDD-ELM kernel感知发育学习.在感知发育之前,首先对由传感器获得的数据进行预处理,包括传感器原始数据去噪、标准化处理,避免距离度量相似性时不同特征属性所占比重相差太大.经预处理的数据用于离线学习、在线学习以及待识别接触状态的感知.

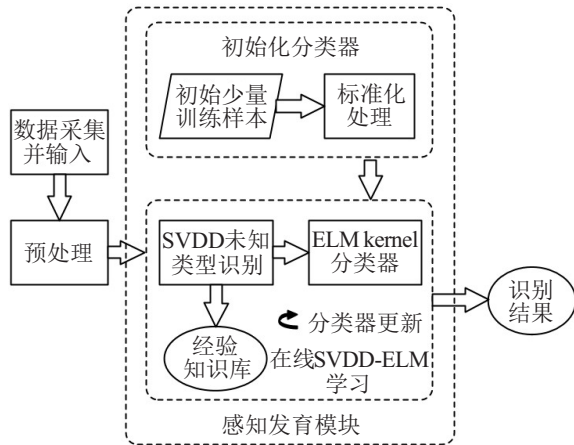


图3 接触状态感知发育系统

接触状态感知发育流程如图4所示。

离线学习主要针对经验知识库中的已知CS样本,通过ELM kernel学习模型,确定初始化参数。

在线学习过程中,基于距离尺度,首先利用SVDD算法描述已知类型的CS样本,确定其超球体边界,进而区分已知类型和未知类型的CS样本.超球

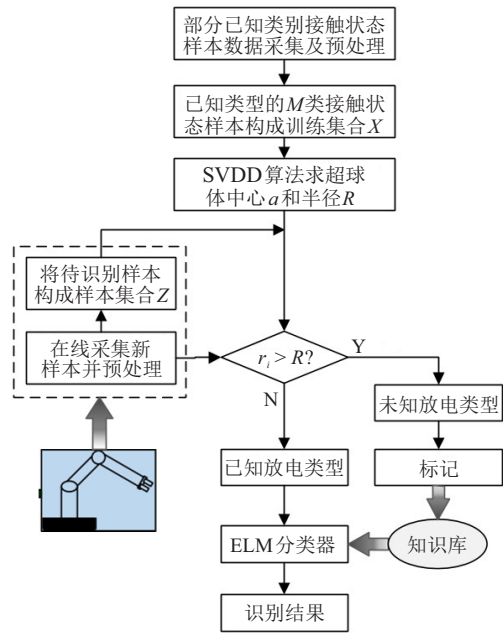


图4 接触状态感知算法流程

体空间被划分为两个区域 Ω_0 和 Ω_1 , 其中 $\Omega_0 : r \leq R$, $\Omega_1 : r > R$. 如图5所示,超球体半径 R 是已知类与未知类之间的类间阈值。

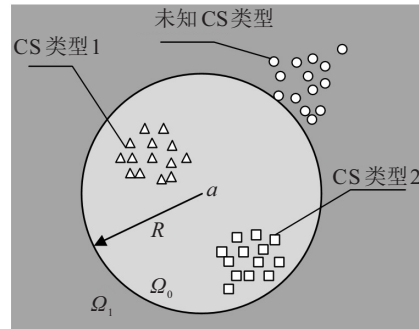


图5 SVDD未知类型监测原理

计算待识别样本到超球体中心的距离,接触状态样本的判定规则如下:

- 1) Ω_0 区域: 即 $r \leq R$ 时, 该样本为已知接触状态类型;
- 2) Ω_1 区域: 即 $r_i > R$ 时, 该样本为未知接触状态类型.

机器人识别到的 Ω_1 区域中所包含的未知CS类型数据作为新知识累积到装配经验知识库,用于下一次的接触状态感知学习;训练好的ELMkernel模型预测 Ω_0 区域的样本,并输出当前CS类型.由以上过程,感知发育装配接触状态,并更新累积至经验知识库,用于后续经验的回调,指导机器人动作的调整。

3 基于接触状态感知发育机器人柔性装配

3.1 柔性装配作业系统

基于接触状态感知发育的机器人柔性装配作业系统,由机器人本体、气爪、装配台和服务器构成,如

图6所示.各部分功能如下:

- 1) 机器人本体:完成装配工序的执行机构;
- 2) 气爪:安装在机器人的法兰盘上的夹具,用于吸取和固定小型低压断路器的上盖;
- 3) 装配台:用于放置待装配工件,装配机器人在此装配台上完成装配过程;
- 4) 服务器:用于处理由机械臂端获取的接触状态数据,并完成离线学习和在线感知学习,通过接触状态的感知识别结果,触发调整策略,驱动机器人完成柔性卡合装配作业.

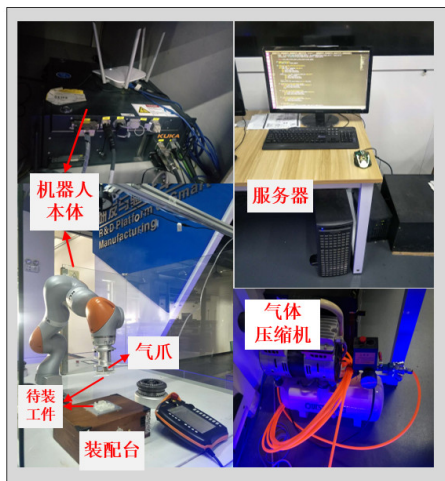


图6 柔性装配作业系统

3.2 基于接触状态感知发育的柔性装配方法框架

基于接触状态感知发育的柔性装配方法框架如图7所示,主要包括3部分:接触状态获取模块、接触状态感知发育模块、装配任务执行模块.

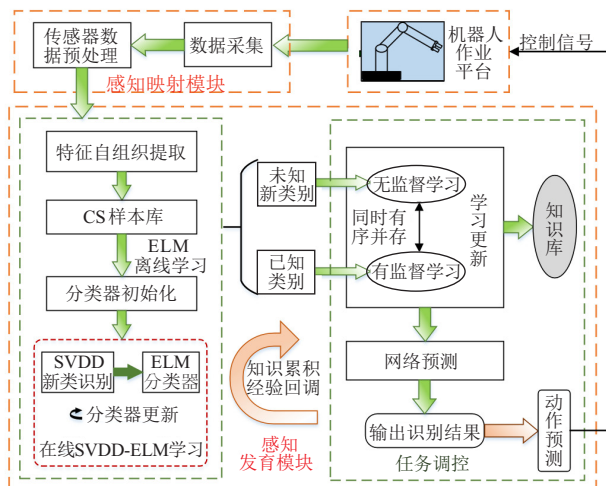


图7 基于接触状态感知发育的柔性装配方法框架

接触状态获取模块:通过机械臂关节传感器解算获取接触状态数据,将原始信号经小波去噪处理,并对其进行标准化处理,作为分类器的有效输入,避免因量纲不一致而导致的训练精度降低.

接触状态感知发育模块:接触状态感知发育学习过程按时间分为离线训练学习和在线SVDD-ELM kernel学习阶段,主要负责提取感知信息自组织特征,完成经验的累积和更新,获得感知识别结果.现有的ELM kernel离线学习仅仅能够识别装配经验知识库中已知的CS类型,导致实际识别率降低,泛化能力差.本文的在线学习方法,在快速识别当前CS类型的基础上,将遇到的未知CS类型实时累积到经验知识库,用于下一次的分类器更新和感知学习,提高了CS感知的实时性、自适应性和鲁棒性.通过该感知发育算法,机器人可以实时感知当前接触状态的变化,并根据接触状态和装配动作的映射关系做出对应的动作调整,实现柔性装配.

1) 离线训练学习:主要任务是初步构建装配接触状态经验知识库,利用改进极限学习机算法(ELM kernel)离线学习经验知识库中的样本,获得初始分类器相关参数和特征映射关系,赋予机器人基本的接触状态感知能力.由于少量样本训练存在不完备性和不准确性,且鲁棒性不高,实时采集CS新数据并不断进行在线学习、及时补充更新知识尤为重要.

2) 在线SVDD-ELM kernel学习:在线学习借鉴人类后天发育思想,目标是使机器人像人一样通过后天人类教师的指导和监督,随着当前接触状态数据的输入,不断累积经验,更新经验知识库,从而拥有越来越高的接触状态感知技能.利用SVDD算法初步判断当前CS输入是否属于装配经验知识库,若为库中已知CS类型,则直接由ELM kernel识别;若为未知CS类型,则作为新知识累积至经验知识库,实现接触状态的在线感知,同时为下一次位姿调整提供数据支持.

装配任务执行模块:机器人通过感知发育模块,将离线训练学习和在线感知相结合,利用ELM kernel快速训练建立识别模型,通过在线学习不断累积新知识、新特征,同时更新分类器,准确感知当前接触状态,触发位姿调整机制,进行相应的位姿调整,执行装配动作.

3.3 基于接触状态感知发育的柔性装配方法步骤

本文提出的基于接触状态感知发育的柔性装配方法的具体步骤如下.

step 1: 选取采集的离线数据 M 类已知CS样本,构成训练集合 $X = \{x_i | i = 1 - N\}$ (N 表示样本数量),利用ELM kernel算法训练 X ,获得分类器初始化参数.

step 2: 利用SVDD算法对 M 类已知CS样本集

合,求得一个尽可能包容已知类型样本的超球体,获得超球体中心 a 和半径 R .

step 3: 在线实时获取原始信号并经处理得到当前CS数据,比较当前CS数据到超球体中心 a 的距离与超球体边界确定的阈值 R 之间的关系:

- 1) 若 $r_i > R$, 则判定该数据属于未知CS新类型;
- 2) 若 $r_i \leq R$, 则判定该数据属于已知CS类型.

step 4: 根据 step 3 中判定结果,若为未知CS新类型,属于新知识,则直接将其进行标记累积到经验知识库,并更新分类器;若为已知CS类型,则需进一步确定其具体类型,通过训练好的 ELM kernel 分类器识

别待测CS数据的具体类型.

step 5: 根据 step 4 中机器人识别的接触状态,进行相应位姿调整,并执行装配插入动作. 若插入成功,则记为本次装配成功;若失败,则复位并重新执行装配动作. 循环执行步骤 step 2 ~ step 5, 判断本次调整后是否装配成功.

4 实验结果及分析

4.1 装配接触状态数据采集与预处理

本文以低压断路器的卡合装配工序为例进行实验并分析. 图1中标注了装配对象低压断路器的4个方向(前、后、左、右),本实验根据实际装配作业情况

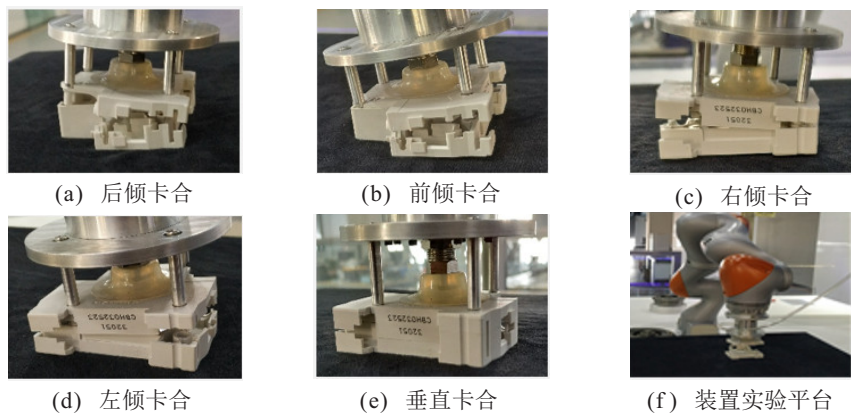


图8 典型的接触状态示意及装配实验平台

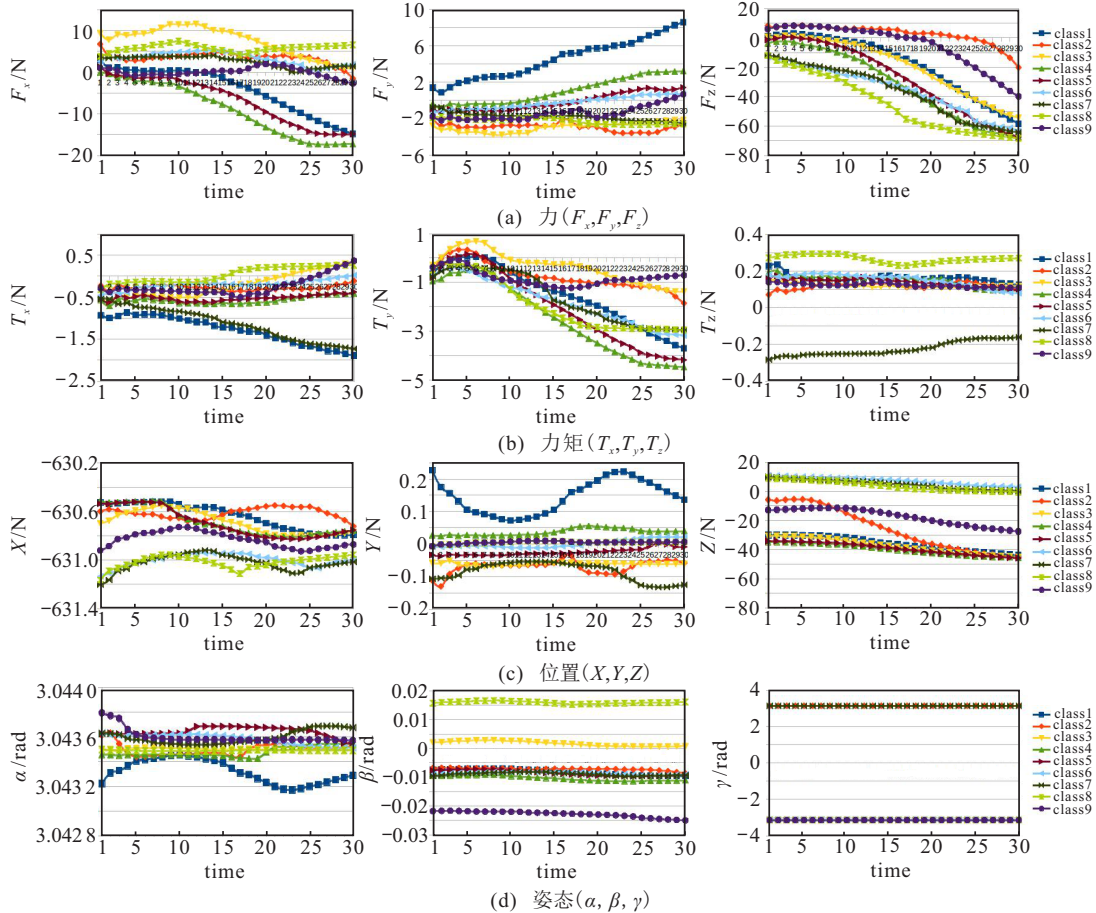


图9 典型接触状态信息

中被操作对象与环境之间的相对位置关系,选择5种典型接触状态数据作为已知类型样本,分别为左倾卡合、右倾卡合、前倾卡合、后倾卡合和垂直卡合5种情况,如图8(a)~图8(e)所示。

本实验平台采用KUKA iiwa 7 R800机械臂执行装配任务(如图8(f)所示),利用iiwa机械臂关节传感器解算获得末端力、力矩以及位姿信号,选取5种典型的接触状态样本信息如图9所示,图9中5条曲线分别表示5种不同接触状态下的力、力矩、末端位置、姿态信息。

将采集的力、力矩、末端位置和姿态原始信号利用小波分析^[25]方法滤除干扰信号,并用min-max标准化方法处理,将各特征属性的值映射到[-1, 1]之间,作为分类器初始化的有效输入。

4.2 接触状态感知发育学习性能验证

4.2.1 ELM kernel 离线训练学习性能

设定40个采样时刻组成一个CS数据,每个采样时刻包含12维信息($f_x, f_y, f_z, \tau_x, \tau_y, \tau_z, X, Y, Z, \alpha, \beta, \gamma$),每个CS数据的维度是480维。将采集的5种接触状态数据作为装配经验知识库的已知CS样本,进行离线训练,并对小波去噪前后的CS样本分别用ELM和ELM kernel进行训练和测试。其中:ELM的参数设置为输入节点数 $N = 480$,隐层节点数 $L = 150$,输出节点 $M = 5$,激活函数 $g(\cdot)$ 选择sigmoid函数;ELM kernel无需设置参数 L ,其他参数同ELM。对比结果见表1;经小波去噪的CS样本分别用SVM-PSO^[8]、ELM、ELM kernel训练和测试的性能对比见表2。

表1 离线训练分类性能 %

样本情况	分类准确率	
	ELM	ELM kernel
小波去噪前	96.77	98.94
小波去噪后	98.53	99.67

表2 小波去噪后3个分类器性能对比

分类器	性能		
	分类准确率/%	训练时间/s	测试时间/s
SVM-PSO	95.36	1.031	1.731 65
ELM	96.77	0.006 92	0.003 43
ELM kernel	98.79	0.000 89	0.000 21

如表1所示,从样本情况方面分析,小波去噪处理后的训练样本集合的分类准确率比去噪处理之前高,可以看出,小波去噪处理后的数据可以更明显地表达信号的特征。如表2所示,ELM kernel的分类准确率高于SVM-PSO和ELM;从训练和测试时间上看ELM kernel最快,可以满足装配作业的实时性要求。

4.2.2 SVDD 新类感知性能

为验证SVDD-ELM kernel在线感知发育学习算法的有效性,将5种典型CS类型(见表3),依次选择其中3种作为已知类型,余下两种假定为已知样本之外的未知CS类型。训练样本由3种已知类CS样本组成,测试样本由3种已知类CS样本中随机抽取的一部分和假定的未知CS样本共同组成,用于测试SVDD算法的新类监测性能。

表3 典型接触状态类型

接触状态类型	标签
后倾0.03 rad	0
前倾0.03 rad	1
右倾0.03 rad	2
左倾0.03 rad	3
垂直	4

本实验随机选取3种已知CS样本中各60个组成训练样本,同时随机选取40个3种已知CS样本,与假定的两种未知类型CS样本各100个共同组成测试集。即每次实验训练样本包括180个,测试样本包括320个。

用本文提出的基于SVDD-ELM kernel的感知发育算法识别待测CS样本,SVDD核函数选择高斯核函数。各个不同的未知CS类型设定情况下,分别属于已知类别和未知类别的CS样本判断正误情况见表4。

表4 属于已知类和未知类的CS样本判断正误情况

未知CS类型	期望		实际		误判率/%
	已知	未知	已知	未知	
0 1	120	200	121	199	0.31
0 2	120	200	123	197	0.93
0 3	120	200	120	200	0.00
0 4	120	200	122	198	0.63
1 2	120	200	121	199	0.31
1 3	120	200	120	200	0.00
1 4	120	200	126	194	1.25
2 3	120	200	127	193	0.93
2 4	120	200	120	200	0.00
3 4	120	200	123	197	0.93

4.3 柔性装配结果分析

在搭建的小型断路器柔性装配实验平台上,验证基于接触状态感知发育的柔性装配方法的有效性,用装配成功率表征在线接触状态识别率,装配成功率越高,接触状态识别率越高。用预先采集的5种典型接触状态初步构建装配经验知识库,离线训练初始化分类器,然后在线执行装配动作,利用本文提出的SVDD-ELM kernel感知发育算法对当前CS输入进行感知。若为已知类型CS样本,则直接判断其具体类

型;若为未知CS类型,则将其标记更新经验知识库,并更新分类器.机械臂复位,重新执行一次当前装配工序,以此验证本次监测未知CS类型是否有效.机械臂根据当前感知到的接触状态执行相应的动作调整,若最终装配成功,则视为本次装配成功.

本次实验设置执行500次卡合装配工序,SVDD核函数设置为高斯核函数,ELM kernel输入节点 $N = 480$,输出节点数与经验知识库中的CS种类数目保持一致.基于SVDD-ELM kernel的在线感知学习识别结果见表5,SVDD-ELM kernel、ELM kernel与SVM-PSO^[8]的识别性能对比见表6.

表5 基于SVDD-ELM kernel的在线识别结果 %

未知CS类型	装配成功率	平均成功率
0 1	99.98	
0 2	98.37	
0 3	100	
0 4	97.32	
1 2	99.58	
1 3	100	98.93
1 4	96.98	
2 3	97.12	
2 4	98.93	
3 4	98.21	

表6 3个分类器识别结果对比 %

接触状态类型	平均正确识别率		
	SVM-PSO	ELM-kernel	SVDD-ELM kernel
已知类型	95.36	98.79	99.87
未知类型	0.00	0.00	98.93

由表5和表6可知:通过在线验证的方式,基于装配成功率表征的CS平均识别率为98.93%,这是因为SVDD-ELM kernel已经初步识别出了未知CS类型,并对其进行了处理,因此,最终识别准确率大大提升;而未经SVDD处理,直接将测试样本(4.2.2节中)进行SVM-PSO和ELM kernel离线识别,虽然样本较集中且各已知CS类样本的识别率很高,但由于测试CS样本中存在一部分未知CS新类型,这部分数据将被误分为已知类,造成CS的误判.实验结果表明,本文提出的SVDD-ELM kernel感知发育算法可以有效识别并处理CS未知类型,降低误判率,提高CS的在线识别准确率,从而提高在线装配成功率.

5 结论

本文针对传统机器人装配作业的实时性、自适应性和鲁棒性差等不足,提出了基于接触状态感知发育的柔性装配方法,通过接触状态的在线学习和感知来更新经验知识库,实现了机器人柔性卡合装配.首

先,将传感器获得的原始信号进行预处理,转化为分类器可识别信号,并采集部分CS样本组成离线学习的训练集合,初始化ELM kernel分类器;然后,通过感知发育模块实现在线感知,利用SVDD算法对未知CS新类型样本进行监测,并对遇到的新类型新知识进行累积,更新至样本库,用于后续的ELM kernel分类器更新、学习和经验调用;最后,本文在低压断路器的柔性装配实验平台上进行算法验证,实验结果表明,基于接触状态感知发育的方法通过装配经验知识库的自我更新,实现了机器人柔性装配.

本文提出的方法符合人类后天感知学习的思路,是未来的发展方向,对机器人的认知发育相关研究有一定的指导意义.实现机器人的感知发育到认知发育,使机器人将学到的知识和经验在线增量地存储、累积及回调,更好地适应未知的动态环境,是未来的研究重点.

参考文献(References)

- [1] Weng J Y, McClelland J, Pentland A, et al. Autonomous mental development by robots and animals[J]. Science, 2001, 291(5504): 599-600.
- [2] 马爽. 具有自主发育能力的机器人感知与认知方法研究[D]. 长春: 吉林大学通信工程学院, 2016. (Ma S. Research on methods of perception and cognition for autonomous developmental robot[D]. Changchun: Jilin University, School of Communication Engineering, 2016.)
- [3] Hirai S, Iwata K. Recognition of contact state based on geometric model[C]. Proceedings of the 1992 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Nice, 1992: 1507-1512.
- [4] Skubic M, Volz R A. Identifying single-ended contact formations from force sensor patterns[J]. IEEE Transactions on Robotics Automation, 2000, 16(5): 597-603.
- [5] Hertkorn K, Rao M, Preusche C, et al. Identification of contact formations: Resolving ambiguous force torque information[C]. Proceedings of the 2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Saint Paul, 2012: 3278-3284.
- [6] Jasim I F, Plapper P W. Contact-state modeling of robotic assembly tasks using gaussian mixture models[J]. Procedia CIRP, 2014, 23: 229-234.
- [7] Jasim I F, Plapper P W. Contact-state recognition of compliant motion robots using expectation maximization-based Gaussian mixtures[C]. International Symposium on Robotics. Munich, 2014: 56-63.
- [8] Li F M, Jiang Q, Li Y B, et al. Modeling contact

- state of industrial robotic assembly using support vector regression[C]. The 8th Annual International Conference on CYBER Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER). Tianjin, 2019, 4: 646-651.
- [9] Zhang S S, Jiang Q, Li Y B, et al. Contact state classification in industrial robotic assembly tasks based on extreme learning machine[C]. The 8th Annual International Conference on CYBER Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER). Tianjin, 2019, 4: 617-622.
- [10] Alberto Rodriguez, David Bourne, Mathew Mason, et al. Failure detection in assembly: Force signature analysis[C]. 2010 IEEE Conference on Automation Science and Engineering (CASE). Toronto, 2011: 210-215.
- [11] Stolt A, Linderöth M, Robertsson A, et al. Detection of contact force transients in robotic assembly[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Seattle, 2015: 962-968.
- [12] Lau H Y K. A hidden Markov Model-based assembly contact recognition system[J]. Mechatronics, 2003, 13(8/9): 1001-1023.
- [13] Debus T J, Dupont P E, Howe R D. Contact state estimation using multiple model estimation and hidden Markov models[J]. Experimental Robotics VIII, 2004, 23(4): 399-413.
- [14] Cabras S, Castellanos M E, Staffetti E. Contact-state classification in human-demonstrated robot compliant motion tasks using the boosting algorithm[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, Part B, 2010, 40(5): 1372-1386.
- [15] Jasim I F, Plapper P W. T-S fuzzy contact state recognition for compliant motion robotic tasks using gravitational search-based clustering algorithm[C]. IEEE International Conference on Fuzzy Systems. Hyderabad, 2013: 7-10.
- [16] Chang I, Loew M. Pattern recognition with new class discovery[C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. Lahaina, 1991: 438-439.
- [17] Golub T R, Slonim D K, Tamayop, et al. Molecular classification of cancer: Class discovery and class prediction by gene expression monitoring[J]. Science, 1999, 286(5439): 531-537.
- [18] 谢茂强, 黄亚楼, 殷爱茹, 等. 基于距离尺度学习的新类识别方法[J]. 模式识别与人工智能, 2009, 22(1): 47-52.
(Xie M Q, Huang Y L, Yin A R, et al. New class recognition method based on distance metric learning[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2009, 22(1): 47-52.)
- [19] 陈秋松. 基于特征增量的新类识别方法研究[J]. 科技和产业, 2015, 15(3): 94-97.
(Chen Q S. New class recognition method based on feature incremental[J]. Technology and Industry, 2015, 15(3): 94-97.)
- [20] 高佳程, 朱永利, 贾亚飞, 等. 基于改进SVDD算法与马氏距离的未知局部放电类型的识别[J]. 电工技术学报, 2018, 33(15): 3510-3517.
(Gao J C, Zhu Y L, Jia Y F, et al. Pattern recognition of unknown types of partial discharge based on improved SVDD algorithm and mahalanobis distance[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(15): 3510-3517.)
- [21] 姚明海, 瞿心昱. 基于自适应子空间在线PCA的手势识别[J]. 模式识别与人工智能, 2011, 24(2): 299-304.
(Yao M H, Qu X Y. Hand gesture recognition based on online PCA with adaptive subspace[J]. PR & AI, 2011, 24(2): 299-304.)
- [22] Tax D M J, Duin R P W. Support vector data description[J]. Machine Learning, 2004, 54(1): 45-66.
- [23] 张敏龙, 王涛, 王旭平, 等. 带故障样本的弹性双阈值SVDD在线故障诊断算法及其应用[J]. 振动工程学报, 2016, 29(3): 555-560.
(Zhang M L, Wang T, Wang X P, et al. Online fault diagnosis algorithm based on variable dual-threshold SVDD with negative samples and its application[J]. Journal of Vibration Engineering, 2016, 29(3): 555-560.)
- [24] Huang G B, Zhou H M, Ding X J, et al. Extreme learning machine for regression and multiclass classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B, 2012, 42(2): 513-529.
- [25] Coifman R R, Meyer Y, Wickerhauser V. Wavelet analysis and signal processing[J]. Wavelets & Their Applications, 1992, 9(3): 765-780.

作者简介

张思思(1994—), 女, 硕士生, 从事工业机器人自主发育、柔性作业的研究, E-mail: sisizhang316426@foxmail.com;

李凤鸣(1984—), 女, 博士生, 从事柔性作业、深度强化学习的研究, E-mail: lfmleg@foxmail.com;

杨旭亭(1994—), 男, 硕士生, 从事工业机器人柔性作业、力觉感知的研究, E-mail: 18202545015@163.com;

李贻斌(1960—), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能机器人技术、智能控制理论等研究, E-mail: liyb@sdu.edu.cn;

宋锐(1975—), 男, 教授, 博士生导师, 从事控制理论与应用、机器人与人工智能等研究, E-mail: rsong@sdu.edu.cn.

(责任编辑: 孙艺红)