doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.02.044

机器人智能化吊装技术研究

倪　涛　邹少元　孔维天　黄玲涛　张红彦　舒礼志
(吉林大学机械与航空航天工程学院, 长春 130022)

摘要: 鉴于 OpenPose 进行肢体识别复杂度较高,提出基于 TfPose 完成人体骨架提取,并采用神经网络集成学习方法对吊装指令肢体信号进行识别,完成智能化吊装操作。首先,采用 D-H 法对吊装机器人进行正运动学分析,确定卷扬机构工作空间范围,并使用共形几何代数方法求解其逆运动学,完成吊装机器人从当前位置运动到目标位置的数学建模;然后,基于 TfPose 获取人体骨架向量和 RGB 骨架图,以 BP 神经网络和 InceptionV3 网络为基分类器,采用神经网络集成学习方法确定最优化权重,完成吊装指令肢体信号识别;最后,将识别的吊装指令肢体信号通过 UDP 通信传送给吊装机器人控制模块,以完成吊装操作。实验结果表明,该方法平均肢体识别精度达 0.977,提高了吊装效率。

关键词: 吊装机器人; 肢体识别; 运动学; TfPose; 神经网络集成学习
中图分类号: TP242.2; TP391.4　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2020)02-0402-08　　**OSID**:

Investigation on Intelligent Lifting Technology of Robot

NI Tao　ZOU Shaoyuan　KONG Weitian　HUANG Lingtao　ZHANG Hongyan　SHU Lizhi
(*College of Mechanical and Aerospace Engineering*, *Jilin University*, *Changchun* 130022, *China*)

Abstract: In view of the high complexity of limb recognition in OpenPose, it was proposed to complete the human skeleton extraction based on TfPose, and the neural network integrated learning method was used to perform limb recognition on the robot lifting instructions to complete the intelligent lifting operation. Firstly, the D-H method was used to perform the forward kinematics analysis of the hoisting robot to determine the working space range of the hoisting mechanism, and the inverse kinematics was solved by the conformal geometric algebra method. The hoisting robot was mathematically modeled from the current position to the target position; then it was obtained based on TfPose. The human skeleton vector and RGB skeleton map were based on BP neural network and InceptionV3 network. The neural network integrated learning method was used to determine the optimal weight to complete the hoisting signal identification. Finally, the identified hoisting command limb signal was transmitted to the hoisting robot through UDP communication. The module was controlled to complete the lifting operation. The experimental results showed that the average limb recognition accuracy of the method was 0.977, which solved the large cargo lifting occasions such as ports, docks and mines, and greatly improved the hoisting and loading efficiency.

Key words: hoisting robot; limb recognition; kinematics; TfPose; neural network integrated learning

0　引言

在港口、码头和矿山等大型货物吊运场合,传统情况下需要吊运驾驶员和吊运指挥员配合完成远距离吊装操作,其装卸安全和效率直接影响经济效益。随着人机交互技术的发展[1-3],将机器人技术和人工智能技术结合成为发展趋势。采用基于深度学习的人体肢体识别技术对吊运指挥人员吊装指令肢体信号进行识别,可完成智能化吊装操作。该方法无需吊运驾驶员的配合,可大大提升吊装效率和吊装工作的智能化水平。

现有人体行为识别技术主要有 3 种:①手动构

收稿日期: 2019-06-18　修回日期: 2019-07-22
基金项目: 国家自然科学基金项目(51575219)
作者简介: 倪涛(1978—),男,教授,博士生导师,主要从事机器人技术和机器视觉研究,E-mail: nitao@jlu.edu.cn
通信作者: 张红彦(1973—),女,副教授,主要从事智能车辆研究,E-mail: zhanghy@jlu.edu.cn

建精细特征进行分类任务，主要有尺度不变特征(SIFT)[4]、方向梯度直方图(HOG)[5]、梅尔倒频谱(MFCC)[6]和费舍尔向量(FV)[7]等。该方法缺点是针对性较强，且通用性较差。②采用卷积神经网络(CNN)进行人体行为识别可以自动提取图像更深层次抽象特征[8-11]，例如，文献[10]提出一种3D-CNN应用人体行为识别，该方法将扩展空间和时间肢体运动信息作为多通道输入，缺点是训练难度大。③循环神经网络(RNN)应用于人体行为识别近年发展迅速[12-14]，RNN 能够有效提取肢体动作时空特征和图像帧上下文信息，但是该方法最大的缺点是训练数据很难获取，且训练容易产生过拟合现象。

为克服上述方法存在的问题，本文提出一种基于神经网络集成学习方法的肢体动作识别智能吊装方法。

1　系统组成

吊装机器人肢体信号识别系统由机器人辅助吊装控制模块和肢体识别模块两部分组成，如图 1 所示。首先采用大变焦网络摄像头采集吊运指挥人员肢体图像，并使用 TfPose 提取人体 18 个关键骨架节点坐标，其中 TfPose 采用 mobilenet-v2 轻量化深度学习网络框架来减少运算量以及参数量。肢体识别模块作用是对 TfPose 采集人体骨架经处理得到骨架向量和 RGB 骨架图，分别作为 BP 神经网络和 InceptionV3 网络的输入，然后以 BP 神经网络和 InceptionV3 网络为基分类器，采用神经网络集成学习方法确定最优化权重，得到一个吊装指令肢体信号强分类器，完成吊装指令肢体信号识别；机器人辅助吊装控制模块采用 D-H 法进行吊装机器人正运动学分析和使用共形几何代数方法求解其逆运动学，将肢体识别模块识别吊装指令肢体信号转换为吊装操作。

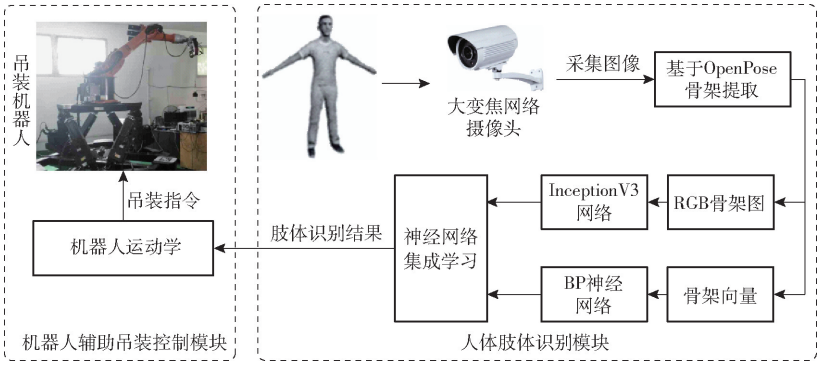


图 1　系统总体方案图

Fig. 1　System overall plan diagram

2　吊装机器臂运动学分析

2.1　运动学 D-H 参数正解

吊装机器人运动学分析采用 D-H 方法，D-H 参数表现机器人机械臂相邻连杆的位姿关系，该方法首先需要为机器人系统每个连杆建立独立参考坐标系，并推导相邻连杆间的齐次变换矩阵，最终构建吊装机器人系统运动学方程。其中机器人系统几何坐标关系如图 2 所示，从图 2 可以看出，卷扬系统(坐标系为$\{O_5\}$)固定于 KUKA-KR16 吊装机器人小臂(坐标系为$\{O_4\}$)；参照文献[15]进行运动学建模和分析，其中各参数定义如下：a_i 为连杆长度；α_i 为连杆扭转角；d_i 为关节偏移量；θ_i 为关节角。

参考 KUKA-KR16 官方技术资料说明书，根据 D-H 分析法构建吊装机器人各关节的 D-H 参数如表 1 所示。

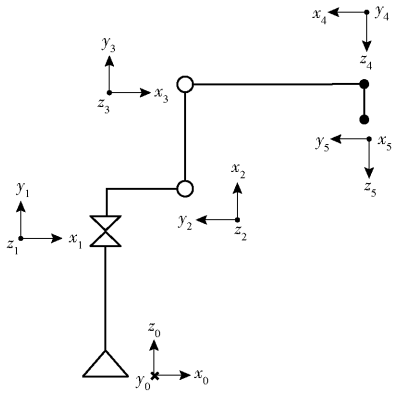


图 2　机器人坐标系简图

Fig. 2　Robot coordinate schematic

表 1　坐标系 D-H 参数

Tab. 1　D-H parameters of coordinate system

编号	α_i/(°)	a_i/mm	d_i/mm	θ_i/(°)
1	0	0	d_1	θ_1
2	90	a_2	0	$90+\theta_2$
3	0	a_3	0	$-90+\theta_3$
4	90	a_4	d_4	180
5	0	0	d_5	-90

表 1 中，$a_2 = 0.26$ mm、$a_3 = 0.68$ mm、$a_4 = 0.45$ mm、$d_1 = 0.675$ mm、$d_4 = 0.035$ mm、$d_5 = 0.147$ mm。按照该 D－H 表，吊装机器臂的关节角 θ_2、θ_3 的工作范围更新为：$-125° < \theta_2 < 60°$，$-40° < \theta_3 < 244°$。坐标系 i 相对于坐标系 $i-1$ 定位变换方法为：绕 $\hat{x}_{i-1}$ 旋转 α_i，沿 $\hat{x}_{i-1}$ 轴平移 a_i，再绕 $\hat{z}_i$ 轴旋转 θ_i，沿 $\hat{z}_i$ 轴平移 d_i。参照文献[16]将此变换串联后得到矩阵

$$^{i-1}\boldsymbol{T}_i = Rot(\hat{x}_{i-1},\alpha_i)\mathrm{Trans}(\hat{x}_{i-1},a_i)\mathrm{Rot}(\hat{z}_i,\theta_i)\mathrm{Trans}(\hat{z}_i,d_i) \quad (i=1,2,3,4,5) \tag{1}$$

式(1)等价齐次变换矩阵为

$$^{i-1}\boldsymbol{T}_i = \begin{bmatrix} c\theta_i & -s\theta_i & 0 & a_{i-1} \\ s\theta_i c\alpha_{i-1} & c\theta_i c\alpha_{i-1} & -s\alpha_{i-1} & -s\alpha_{i-1}d_i \\ s\theta_i s\alpha_{i-1} & c\theta_i s\alpha_{i-1} & c\alpha_{i-1} & c\alpha_{i-1}d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{2}$$

从基座 0 到关节角 3 的齐次坐标变换矩阵为

$$^0\boldsymbol{T}_3 = {}^0\boldsymbol{T}_1\,{}^1\boldsymbol{T}_2\,{}^2\boldsymbol{T}_3 \tag{3}$$

关节角 3 到末端执行器的坐标变换为

$$^3\boldsymbol{T}_5 = {}^3\boldsymbol{T}_4\,{}^4\boldsymbol{T}_5 \tag{4}$$

代入表 1 的 D－H 参数，从基座坐标系$\{O_0\}$到吊装机械臂末端执行器(即卷扬系统)的坐标系$\{O_5\}$的坐标变换为

$$^0\boldsymbol{T}_5 = {}^0\boldsymbol{T}_3\,{}^3\boldsymbol{T}_5 \cdot \begin{bmatrix} s_1 & -c_1c_{23} & c_1s_{23} & c_1[s_{23}(d_4+d_5)+c_{23}a_4+a_2-s_2a_3] \\ -c_1 & -s_1c_{23} & s_1s_{23} & s_1[s_{23}(d_4+d_5)+c_{23}a_4+a_2-s_2a_3] \\ 0 & -s_{23} & -c_{23} & d_1+s_{23}a_4-c_{23}(d_4+d_5)+c_2a_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{5}$$

其中 $s_i = \sin\theta_i \quad c_i = \cos\theta_i$

$c_{ij} = \cos(\theta_i+\theta_j) \quad s_{ij} = \sin(\theta_i+\theta_j)$

由式(5)可得吊装机器人末端空间位置坐标为

$$\begin{cases} p_{tx} = c_1[s_{23}(d_4+d_3)+c_{23}a_4+a_2-s_2a_3] \\ p_{ty} = s_1[s_{23}(d_4+d_5)+c_{23}a_4+a_2-s_2a_3] \\ p_{tz} = d_1+s_{23}a_4-c_{23}(d_4+d_5)+c_2a_3 \end{cases} \tag{6}$$

2.2 基于共形几何代数的运动学逆解

吊装机器臂逆运动学问题采用共形几何代数方法[17-19]进行求解，将机器人系统欧氏空间向五维闵氏向量空间$(e_1, e_2, e_3, e_0, e_\infty)$扩展，其中 $e_0 = (e_1 - e_+)/2$ 表示坐标原点，$e_\infty = e_- + e_+$ 表示无穷远点，e_- 为负无穷远点，e_+ 为正无穷远点。吊装机器臂的机构链图以及共形几何点 P_3 关节点逆解示意图如图 3 所示，其中 $P_0 = e_0$。

基于共形几何代数的运动学逆解具体求解方法如下：

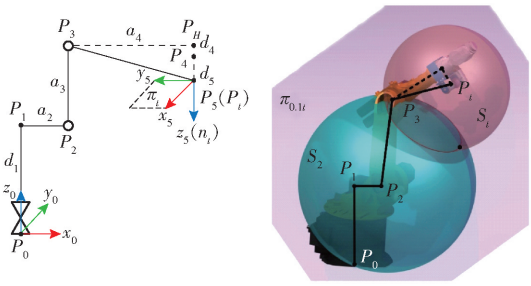


图 3 机构链图及共形几何点关节点

Fig. 3 Mechanism chain diagram and conformal geometric point P3 joint point

(1)基座坐标系$\{O_0\}$从 z 轴平移 d_1 确定 P_1 位置的公式为

$$P_1 = d_1e_3 + \frac{1}{2}d_1^2e_\infty + e_0 \tag{7}$$

(2)建立平面 π_{01t} 和 π_{12}，其中 π_{12} 定义为与 x_0y_0 平面平行且通过 P_1 和 P_2 两点。通过平面 π_{01t} 和 π_{12} 可以确定 P_2 的位置公式为

$$\pi_{01t} = (P_0 \wedge P_1 \wedge P_t \wedge e_\infty)I_c \tag{8}$$

$$\pi_{12} = e_3 + d_1e_\infty \tag{9}$$

$$S_1 = P_1 - \frac{1}{2}a_2^2e_\infty \tag{10}$$

$$P_2 = S_1 \wedge \pi_{12} \wedge \pi_{01t} \tag{11}$$

参照文献[18]由欧氏空间转换到闽氏空间经验公式，可得到 P_2 位置公式为

$$P_{2\pm} = \frac{\pm\sqrt{P_2^*P_2^*} + P_2^*}{-e_\infty P_2^*} \tag{12}$$

其中 $P_2^* = P_2\boldsymbol{I}_c^{-1}$

(3)通过点 P_3 以点 P_2 为球心、a_3 为半径建立球面 S_2；同时通过点 P_3 以点 P_t 为球心、P_t 和 P_3 两点距离为半径建立球面 S_t。通过球面 S_2、S_t 以及平面 π_{01t} 三者的外积确定 P_3 位置的公式为

$$P_3 = S_2 \wedge S_t \wedge \pi_{01t} \tag{13}$$

其中

$$S_2 = P_2 - \frac{1}{2}a_3^2e_\infty \tag{14}$$

$$S_t = P_t - \frac{1}{2}[a_4^2 + (d_4+d_5)^2]e_\infty \tag{15}$$

参照文献[18]由欧氏空间转换到闽氏空间的经验公式，得到 P_3 位置公式为

$$P_{3\pm} = \frac{\pm\sqrt{P_3^*P_3^*} + P_3^*}{-e_\infty P_3^*} \tag{16}$$

(4)关节转角求解

关节角 θ_1 求解：关节角 θ_1 为 π_{01t} 与 π_{0xz} 的夹角，由余弦定理可得 θ_1 余弦函数为

$$\cos\theta_1 = \frac{\pi_{01t}^*\pi_{0xz}^*}{|\pi_{01t}^*||\pi_{0xz}^*|} \tag{17}$$

$$\theta_1 = \arccos\frac{\pi_{01t}^*\pi_{0xz}^*}{|\pi_{01t}^*||\pi_{0xz}^*|} \tag{18}$$

其中　$P_{0x}=e_1+\frac{1}{2}e_\infty+e_0$

$P_{0z}=e_3+\frac{1}{2}e_\infty+e_0$

关节角 θ_2 求解：关节角 θ_2 为线段 L_{23}（点 P_2 和点 P_3 的连线）和其在平面 π_{12} 的投影线段 L_{proj} 夹角的余角，由余弦定理可得

$$\cos(90°+\theta_2)=\frac{L_{23}^*L_{proj}^*}{|L_{23}^*||L_{proj}^*|} \tag{19}$$

即

$$\theta_2=\arccos\frac{L_{23}^*L_{proj}^*}{|L_{23}^*||L_{proj}^*|}-90° \tag{20}$$

其中　$L_{23}^*=P_2\wedge P_3\wedge e_\infty$　$L_{proj}^*=\frac{\pi_{12}^*L_{23}^*}{\pi_{12}^*}$

关节角 θ_3 即线段 P_3P_t 与线段 P_3P_H 之间的夹角，由余弦定理可得

$$\cos(-90°-\alpha+\theta_3)=\frac{L_{23}^*L_{3t}^*}{|L_{23}^*||L_{3t}^*|} \tag{21}$$

$$\theta_3=\arccos\frac{L_{23}^*L_{3t}^*}{|L_{23}^*||L_{3t}^*|}+90°+\alpha \tag{22}$$

其中　$L_{3t}^*=P_3\wedge P_t\wedge e_\infty$　$\alpha=\arctan\frac{d_4+d_5}{a_4}$

2.3　机器人工作空间分析

吊装机械臂和卷扬机构正常工作需要保证卷扬机构位于吊装物体的上方，同时还需要保证吊装物体在摄像头的视场范围内。将视场焦点移至吊装机器人末端坐标系 $\{O_5\}$ 原点处，设 $\{O_5\}$ 的 z 轴为视场角的角平分线，$\boldsymbol{n}_t$ 为 $\{O_5\}$ 的 z 轴在基坐标系 $\{O_0\}$ 的坐标向量，如图 4 所示。则吊装物体是否位于视场角范围内判定式为

$$\begin{cases}\theta_{in}\geqslant\beta/2 & (\text{范围外})\\ \theta_{in}\leqslant\beta/2 & (\text{范围内})\end{cases} \tag{23}$$

其中　$\theta_{in}=\arccos\frac{|n_tn_{0z}|}{|n_t||n_{0z}|}$

式中　θ_{in}——$\boldsymbol{n}_t$ 与 $\{O_0\}$ z 轴夹角

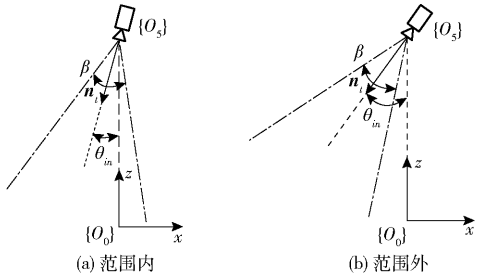


图 4　工作空间的视场范围判断示意图

Fig. 4　Scope of view judgment diagram of workspace

对吊装机械臂和卷扬机构工作空间可视化效果如图 5 所示，其中黑色区域为吊装机械臂工作空间区域，绿色区域为卷扬机构工作空间区域。

3　肢体动作识别分类器构建

3.1　数据预处理

BP 神经网络输入为骨架向量，InceptionV3 网络

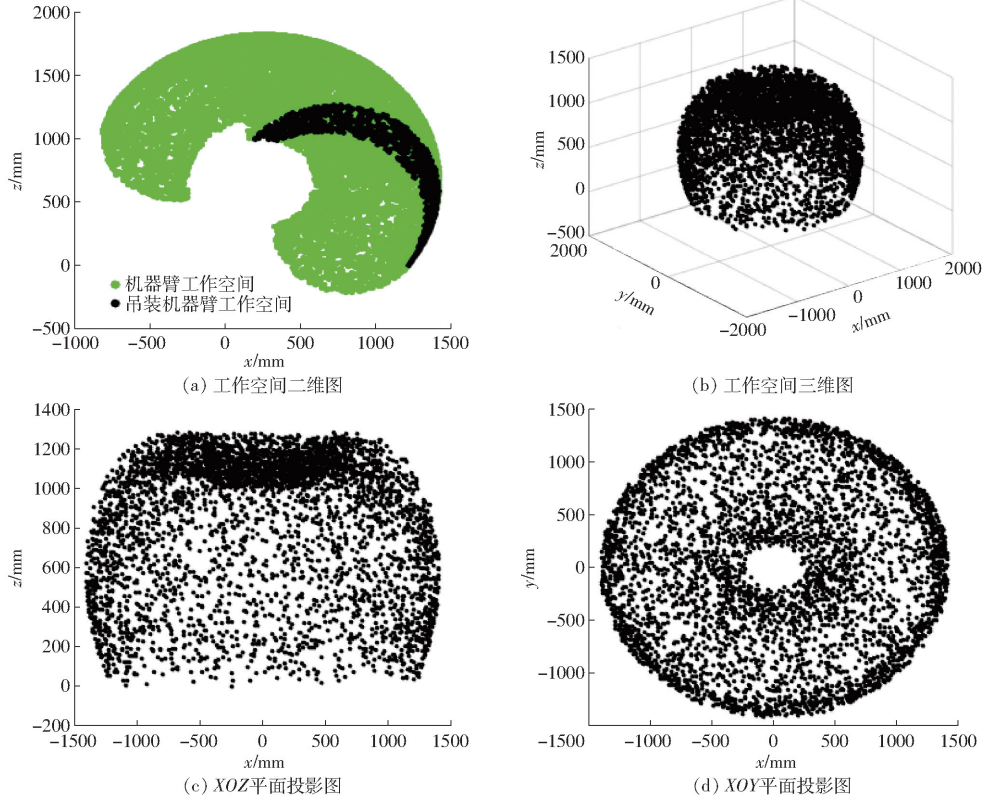


图 5　吊装机器臂及卷扬系统工作空间示意图

Fig. 5　Working space sketch of hoisting machine arm and hoisting system

输入为三维 RGB 骨架图像。为了得到网络输入数据,首先使用大变焦网络摄像头对吊运指挥人员采集肢体图像,通过 TfPose 获取人体 18 个骨架坐标节点生成骨架向量;然后对骨架节点使用椭圆连接,并使用不同颜色着色以强化左右肢特征,剔除背景信息获得人体 RGB 骨架图。数据预处理过程如图 6 所示。

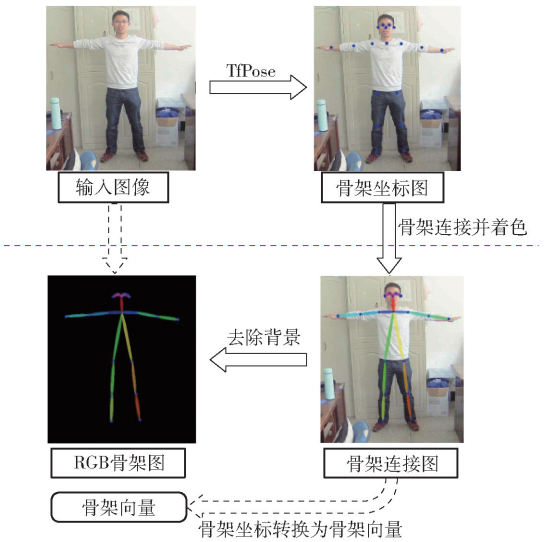


图 6 数据预处理过程

Fig. 6 Data preprocessing process

参考机器人吊装指挥信号(GB 5082—1985)对 9 组待分类吊装指令肢体信号进行训练和识别,将提取的 RGB 骨架图采用 4 种方式进行数据增强以扩充训练数据:①采用 -15° ~15°随机旋转。②水平垂直两个方向平移像素距离分别控制在图像宽度和图像高度的 5% ~10%。③0.75 ~0.9 倍和 1.1 ~1.25 随机缩放。④随机初始化反射变换矩阵进行仿射变换。9 组吊装指令肢体信号每组采集 1 000 幅图像,共计 9 000 幅原始图像。每幅原始图像使用上述 4 种数据增强方式各产生 1 幅原图像副本,共得到 45 000 幅训练数据。采用数据增强方式提升肢体动作识别分类器构建分类精度,能够有效防止训练过程中产生过拟合问题。

3.2 网络架构

卷积神经网络凭借其网络深度和广度,能够提取更多图像局部特征和深层抽象特征。BP 神经网络是一种多层感知神经网络,能很好地提取数据浅层特征。为发挥卷积神经网络和 BP 神经网络优势,参照文献[20 -22]采用多个基分类器使用集成学习方法构建分类性能更强的分类器,以 BP 神经网络和 InceptionV3 网络为基分类器,采用神经网络集成方法确定 2 个网络最优权重,完成对吊装机器人肢体指挥信号分类任务,实施方法如图 7 所示。肢体识别过程主要包括数据预处理模块和神经网络集成模块。其中神经网络集成模块包括 InceptionV3 网络迁移学习模块、BP 神经网络模块以及网络集成

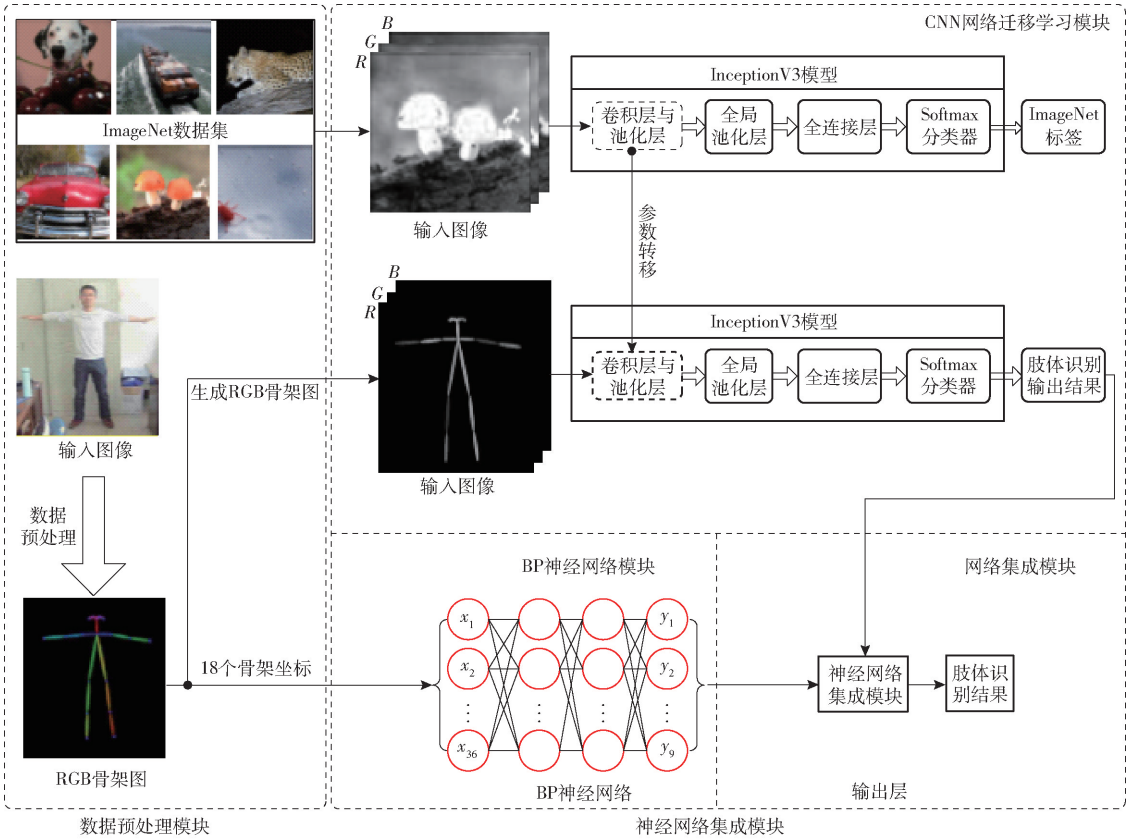


图 7 基于神经网络集成方法的吊装机器人肢体识别实施方法

Fig. 7 Limb recognition implementation method of lifting robot based on neural network integration method

模块。

3.3　神经网络集成方法

构建 InceptionV3 网络和 BP 神经网络 2 个基分类器分别提取 RGB 骨架图和骨架向量肢体动作特征。针对 InceptionV3 网络，首先使用 ImageNet 数据集在 InceptionV3 网络的预训练权重完成 InceptionV3 网络卷积层参数的初始化，提升网络性能的同时加快肢体动作识别分类器构建网络训练收敛速度。InceptionV3 网络训练过程中设定参数包括：批大小为 32、学习率 0.001、动量大小 0.9 以及终止迭代次数 1 000；针对 BP 神经网络，对提取的骨架向量直接作为 BP 神经网络输入层，网络训练参数为：网络隐含层个数为 2 个，分别提取骨架坐标的点线面特征（即浅层特征）、通过试凑法确定两个隐含层节点个数分别为 78 和 72、dropout 概率为 0.5 以及终止迭代次数为 1 000。

在完成 InceptionV3 网络和 BP 神经网络的分类器训练后，采用神经网络集成方法[23]确定两个分类器最优权重，能够更好地综合两个分类器性能以构建一个强分类器。假设 InceptionV3 网络和 BP 神经网络被赋予权值为 ω_1 和 ω_2，满足 ω_1、$\omega_2 \geqslant 0$ 且 $\omega_1 + \omega_2 = 1$，假设网络输入 x 满足 $p(x)$ 分布，最终输出为 $d(x)$，第 i 个成员网络 f_i 输出为 $f_i(x)$，通过两个网络加权平均完成神经网络集成输出为

$$\bar{f}(x) = \sum_{i=1}^{2} \omega_i f_i(x) \tag{24}$$

除第 i 个网络 f_i 外，剩余网络在输入 x 下的输出为

$$\bar{f}_{-i}(x) = \frac{1}{1-\omega_i} \sum_{j \neq i} \omega_j f_j(x) \tag{25}$$

网络集成产生的泛化误差为

$$E = \int p(x)(\bar{f}(x) - d(x))^2 \mathrm{d}x \tag{26}$$

参照文献[23]采用 GASEN－e 方法完成 InceptionV3 网络和 BP 神经网络权重确定[23]。

4　实验与结果分析

4.1　实验环境

实验主要依托 KUKA－KR16 机器臂、工业控制计算机以及大变焦网络摄像头，吊装实验平台如图 8 所示。



图 8　吊装实验平台

Fig. 8　Lifting experimental platform

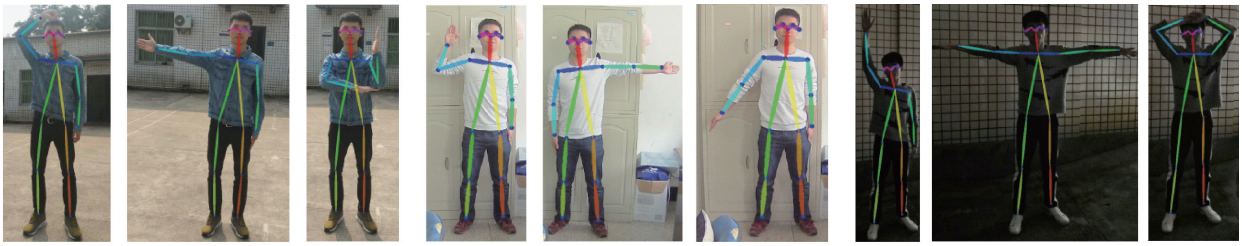
1. 卷扬机构　2. 吊装物体　3. 机器人控制柜　4. 吊装机器人主体　5. 大变焦网络摄像头

其中工业计算机配置为 intel i7－7700K 处理器，运行内存 8GB，为减小计算量将输入图像压缩至 320 像素×240 像素，采用 CUDA9.0＋CuDNN7 并行计算架构对 GTX980 显卡进行加速。以 InceptionV3 网络和 BP 神经网络为基分类器，采用神经网络集成学习方法确定最优化权重，完成对吊装信号肢体指令识别。最后将识别的肢体指令信号传给机器人控制模块完成吊装操作。在 Python 集成开发环境 PyCharm 下，使用 PyQt 编写软件界面采用多线程编程将视频实时预览和肢体识别算法分离以实现肢体动作的实时识别，单帧图像识别时间 126 ms。InceptionV3 和 BP 神经网络的精度分别为 0.926 和 0.906，分配优化权重精度为 0.977，显著提升了分类器的性能。

4.2　肢体识别结果

在室外强光、室内和室外暗光 3 种环境下完成 9 组吊装指令肢体骨架提取，效果如图 9 所示。从图 9 中可以看出网络在复杂环境背景下具有很好的提取效果。

9 组吊装指令分别为预备命令、向前运动、向后运动、吊钩上升、吊钩下降、向左运动、向右移动、吊



(a) 测试人员1(逆光)　(b) 测试人员2(室内)　(c) 测试人员3(暗光)

图 9　9 组吊装指令肢体骨架提取效果

Fig. 9　Extraction effect of limb skeleton in nine groups of hoisting instructions

钩停止以及工作结束。对 3.1 节获得的 45 000 幅图像按照比例 5∶3∶2分配给训练集、验证集和测试集,神经网络集成学习方法分类结果的混淆矩阵如图 10 所示。从图 10 可以看出,对 9 组指挥信号平均识别精度达 0.977,同时网络具有很好的泛化能力,以吊钩上升命令分析为例,虽然预备命令和吊钩上升命令只有右手、右肘和右肩的轻微不同,二者识别率都为 0.98。

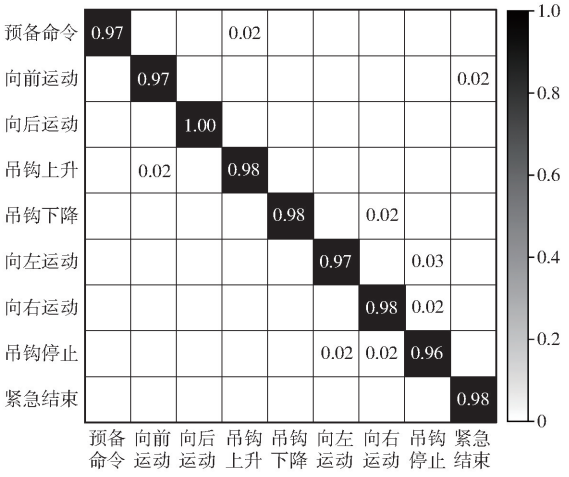


图 10 9 组吊装指令分类结果混淆矩阵

Fig. 10 Confusion matrix of classification result of nine sets of lifting instructions

吊装机器人本体和 6 个关节定义如图 11 所示,其中吊装物体通过绳索缠绕在卷扬机构,卷扬机构则固定于 A_6 轴,对应吊装物体的吊装上升和吊装下降;A_1 轴运动对应吊装机器人向左和向右运动;A_2 轴运动对应吊装机器人向前和向后运动。

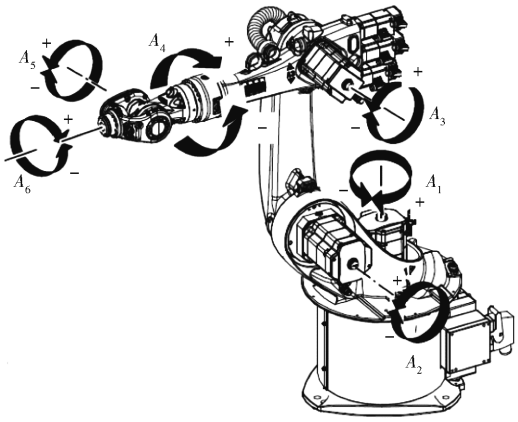


图 11 机器人本体及 6 个关节定义

Fig. 11 Robot ontology and six joint definitions

5 结论

(1) 采用 D-H 法对吊装机器人进行正运动学分析,以确定卷扬机构工作空间范围,并使用共形几何代数方法求解逆运动学,完成吊装机器人从当前位置运动到指定位置的数学建模。

(2) 由于 OpenPose 复杂度较高,以大变焦网络摄像头为图像采集设备,采用 TfPose 完成吊运指挥员骨架提取,经数据处理得到骨架向量和 RGB 骨架图,分别作为 BP 神经网络和 InceptionV3 网络的输入。

(3) 以 InceptionV3 和 BP 神经网络为基分类器,采用神经网络集成学习方法确定最优化权重,完成肢体识别,最后将识别的吊装指令肢体信号通过 UDP 通信传送给吊装机器人控制模块,完成吊装操作,实现分类精度为 0.977,显著提升了分类器的性能,提高了吊装工作效率。

参 考 文 献

[1] 权龙哲,李成林,冯正阳,等. 体感操控多臂棚室机器人作业决策规划算法研究[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(3):14-23.
QUAN Longzhe, LI Chenglin, FENG Zhengyang, et al. Algorithm of works' decision for three arms robot in greenhouse based on control with motion sensing technology[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(3): 14-23. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20170302&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.03.002. (in Chinese)

[2] 黄玲涛,王彬,倪涛,等. 基于 Kinect 的机器人抓取系统研究[J/OL]. 农业机械学报,2019,50(1):390-399.
HUANG Lingtao, WANG Bin, NI Tao, et al. Research on robotic grasping system based on Kinect camera[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(1): 390-399. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20190145&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.01.045. (in Chinese)

[3] 倪涛, 赵泳嘉, 张红彦,等. 基于 Kinect 动态手势识别的机械臂实时位姿控制系统[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(10):417-423.
NI Tao, ZHAO Yongjia, ZHANG Hongyan, et al. Real-time mechanical arm position and pose control system by dynamic hand gesture recognition based on Kinect device[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(10): 417-423. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20171053&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.10.053. (in Chinese)

[4] WANG H, SCHMID C. Action recognition with improved trajectories[C]//2013 IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE, 2014.

[5] DAN W, XIANG-H Z. Biomimetic recognition method of human behavior based on HOG and SVM[J]. Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition), 2013,43(Supp. 1):489 – 492.
[6] XU Z, YANG Y, TSANG I, et al. Feature weighting via optimal thresholding for video analysis[C]// 2013 IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE, 2013.
[7] LAN N Z, LIN N M, LI N X, et al. Beyond Gaussian pyramid: multi-skip feature stacking for action recognition[C]// 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE Computer Society, 2015.
[8] WU Z, WANG X, JIANG Y G, et al. Modeling spatial-temporal clues in a hybrid deep learning framework for video classification [C]//Proceedings of the 23rd ACM International Conference on Multimedia, 2015: 461 – 470.
[9] SHI Y, ZENG W, HUANG T, et al. Learning deep trajectory descriptor for action recognition in videos using deep neural networks[C]// 2015 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME). IEEE, 2015.
[10] JI S, XU W, YANG M, et al. 3D convolutional neural networks for human action recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(1):221 – 231.
[11] WANG L, XIONG Y, WANG Z, et al. Temporal segment networks: towards good practices for deep action recognition [C]// European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2016: 20 – 36.
[12] DU Y, WANG W, WANG L. Hierarchical recurrent neural network for skeleton based action recognition[C]// 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2015.
[13] LIU J, SHAHROUDY A, XU D, et al. Spatio-temporal LSTM with trust gates for 3D human action recognition[C]//European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2016: 816 – 833.
[14] ZHU W, LAN C, XING J, et al. Co-occurrence feature learning for skeleton based action recognition using regularized deep LSTM networks [C]//Thirtieth AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2016.
[15] BRUNO S, OUSSAMA K. Springer 机器人使用手册[M]. 北京:机械工业出版社, 2012.
[16] CRAIG J J. Introduction to robotics: mechanics and control[M]. Pearson Education India, 2009.
[17] TORDAL S S, HOVLAND G, TYAPIN I. Efficient implementation of inverse kinematics on a 6-DOF industrial robot using conformal geometric algebra[J]. Advances in Applied Clifford Algebras, 2017, 27(3): 2067 – 2082.
[18] HITZER E, NITTA T, KUROE Y. Applications of clifford's geometric algebra[J]. Advances in Applied Clifford Algebras, 2013, 23(2): 337 – 404.
[19] 黄昔光. 利用共形几何代数的串联机器人位置逆解求解方法[J]. 西安交通大学学报, 2017, 51(1): 9 – 12.
HUANG Xiguang. Inverse displacement solutions of serial robot based on conformal geometric algebra[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2017, 51(1): 9 – 12. (in Chinese)
[20] 何杰. 基于集成深度卷积神经网络的中餐菜品识别[D]. 广州:华南理工大学,2018.
HE Jie. Chinese food recognition by using ensemble deep convolutional neural network [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2018. (in Chinese)
[21] 王双玲. 基于集成学习和深度学习的应用研究[D]. 济南:山东大学,2014.
WANG Shuangling. Research of applications based on ensemble learning and deep learning[D]. Jinan: Shangdong University, 2014. (in Chinese)
[22] KE W, ZHI H, ZHIHUA A Z. Simultaneous multi-vehicle detection and tracking framework with pavement constraints based on machine learning and particle filter algorithm[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2014, 27(6):1169 – 1177.
[23] 王正群,陈世福,陈兆乾. 并行学习神经网络集成方法[J]. 计算机学报,2005,28(3):402 – 408.
WANG Zhengqun, CHEN Shifu, CHEN Zhaoqian. A parallel learning approach for neural network ensemble[J]. Chinese Journal of Computers, 2005,28(3):402 – 408. (in Chinese)