

# 视觉感知和步态控制——国际自主智能机器人大赛 U型赛算法综述

李琼<sup>1</sup> 张莹<sup>1</sup> 张春<sup>2</sup> 张柏雯<sup>1</sup> 金天晔<sup>1</sup> 曾气亮<sup>1</sup> 曾凡芳<sup>1</sup>

(1.北京市科学技术研究院信息与人工智能技术研究所 北京 100089;2.清华大学集成电路学院 北京 100084)

**摘要:**近年来,随着人工智能技术的发展,可独立完成任务的自主智能机器人成为研究热点。视觉感知和步态控制作为机器人完成各项任务的重要手段,是亟需不断深入研究的技术点。为了拓展小型人形机器人的自主智能水平和应用场景,本文从国际自主智能机器人大赛技术问题出发,研究分析视觉感知和步态控制在模拟人类生活场景的任务(即U型赛)中的应用。首先,对比赛环境和软硬件平台进行介绍,其次分别分析了视觉感知和步态控制在大赛中的应用方法和算法实现,并以上下开横杆为例,介绍了U型赛参赛队伍所使用的算法并进行分析比较。随后,展示了历年参赛队伍的优秀成果,分析了比赛任务完成度,指出比赛的研究难点及可能的解决方向。最后,对未来大赛的技术应用发展方向进行总结。

**关键词:**国际自主智能机器人大赛;U型赛;自主智能机器人;视觉感知;步态控制

**中图分类号:** TP181 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520

## Visual perception and gait control——an overview of the algorithm of U-shaped competition in the international competition of autonomous running robots

Li Qiong<sup>1</sup> Zhang Ying<sup>1</sup> Zhang Chun<sup>2</sup> Zhang Baiwen<sup>1</sup> Jin Tianye<sup>1</sup> Zeng Qiliang<sup>1</sup> Zeng Fanfang<sup>1</sup>

(1. Institute of Information and Artificial Intelligence Technology, Beijing Academy of Science and Technology, Beijing 100089, China; 2. School of Integrated Circuits, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

**Abstract:** In recent years, with the development of artificial intelligence technology, autonomous intelligent robots that can independently complete tasks have become a research hotspot. Visual perception and gait control, as important means for robots to complete various tasks, are technology points that need to be continuously deepened and improved. In order to expand the autonomous intelligence of small humanoid robots, this paper explores the applications of visual perception and gait control in tasks that simulate human life scenarios (i. e., the U-shape competition) from the perspective of the International Competition of Autonomous Running Robots. Specifically, this paper first provides a brief introduction to the competition environment and software and hardware platforms, and then analyzes the applications and commonly used classical algorithms of visual perception and gait control in the competition. Next, this paper takes the up and down pole as an example, introduces the algorithms used by the participating teams in the U-shape competition, and conducts analysis and comparison. This paper also shows the excellent achievements of the participating teams over the years, analyzes the task success of the competition, and points out the research challenges and possible solutions. Finally, this paper summarizes the development direction of future competitions.

**Keywords:** international competition of autonomous running robots; U-shaped competition; autonomous intelligent robot; visual perception; gait control

## 0 引言

以人工智能为代表的数字化技术正成为引领变革、推动发展的重要引擎,对经济社会的发展产生深远影响<sup>[1]</sup>。随着工业互联网的发展,人工智能将会加速与农业、制造业等产业领域深度融合,进而撬动经济增长<sup>[2]</sup>。而自主智能机器人作为人工智能研究与应用的关键环节,对推进产业现代化和智能化进程具有重要作用<sup>[3]</sup>。自主智能机器人是指可以在无人工参与的情况下独立完成任务的机器人。拥有自主智能的人形机器人可以模拟人类行为,代替人类在复杂环境、困难条件下执行任务。在机器人应用领域逐步拓宽的背景下,对其智能程度的需求也日益增长。自主智能机器人与传统机器人的一个重要区别在于其能够与外界环境进行交互,适应所处现场,并完成相应动作<sup>[4]</sup>,因此,环境感知是机器人做出推理和判断的基础。其中,视觉感知利用视觉信息作为反馈,对环境进行非接触式测量,能更加灵活地获取大量信息,并对信息进行组织和解释,是机器人进行环境感知的关键技术之一<sup>[5-7]</sup>。另外,与轮式机器人相比,双足人形机器人运动更加灵活,能很好地适应复杂地形,具有更广泛的应用空间。但是由于双足机器人自由度较多,不同运动状态下单脚和双脚的切换也对机器人的平衡性提出了更高要求,因此,需要通过改进步态控制算法来增强仿人机器人的运动能力和稳定性<sup>[8]</sup>。

当前,机器人技术的研究与转化,已经成为当前最热门的研究领域之一,各类机器人比赛也成为洞察信息技术和机器人产业前沿、推动产业发展的重要途径。以人形机器人为载体,国际自主智能机器人大赛(<http://www.running-robot.net/>)致力于促进自主智能机器人领域竞赛标准的建立、推动自主智能机器人在科研和教育领域的普及和应用、芯片技术与机器人技术融合发展,人工智能领域算法、算力、算料研发方面高水平人才的培养,以及促进人工智能领域的顶尖专家与企业合作,是人工智能与机器人领域产、学、研交流的重要平台。

国际自主智能机器人大赛共包含实体赛、虚拟赛、命题赛3个大项,实体U型赛、竞速赛、夺宝赛、虚拟U型赛、虚拟足球赛、视觉检测命题赛7个小项。U型赛采取场地任务赛的形式进行,要求机器人在规定赛道上跨越指定数量的障碍。参赛队伍需自行设计比赛策略,进行算法优化,最终根据完成的比赛任务数量和完成任务所用时间确定排名。由于U型赛简单模拟人类常见生活场景,为顺利完成任务,参赛机器人需要借助摄像头采集图像,利用视觉感知技术与赛道环境进行交互,利用目标检测、智能识别和定位等关键技术获取和解释赛道信息,辅助行为决策。同时,国际自主智能机器人大赛基于双足机器人平台,参赛队员需要利用步态控制算法使机器人在多种模式的赛道上实现稳定行走,以完成不同场景下的任务要求。本文对竞赛任务实施策略和方法实现进行分析和讨

论,旨在为科研人员和今后的参赛队伍提供参考。

## 1 比赛环境和竞赛机器人平台

### 1.1 实体U型赛

#### 1) 实体U型赛道

如图1所示,U型赛采取场地任务赛的形式进行,要求机器人在规定赛道上跨越指定数量的障碍。对于实体U型赛,参赛的机器人必须是能在复杂环境中根据具体环境情况自主且智能地(即在没有人工干预的条件下采取行动)、能完成直立行走和其他行动任务的机器人。“机器人直立行走”指机器人模拟人类以只用脚底(不用其他部位)接触地面并支撑整个身体的行走方式。参赛机器人可以是大赛组委会提供的或自带的小型足式机器人平台。

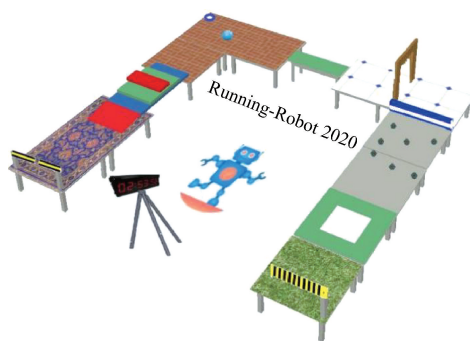


图1 U型赛场立体示意图

#### 2) U型赛所用机器人平台

随着机器人产业的迅速发展,小型人形机器人的类型也日渐丰富。目前国际自主智能机器人大赛中参赛队伍常用的机器人平台有如下4款:乐聚 AELOS Pro(<https://www.lejurobot.com/aelos-edu-cn/>)、乐聚 AELOS Smart(<https://www.lejurobot.com/aelos-smart-cn/>)、幻尔 AiNex Pro(<https://www.hiwonder.com/product-detail/AiNexPro.html>)和幻尔 TonyPi(<https://www.hiwonder.com/product-detail/TonyPi-Intelligent-Visual-Robot.html>),如图2所示。对这4款机器人的重要参数进行比较,为参赛队伍选择机器人提供参考。

如表1所示,AELOS Pro、AELOS Smart、AiNex Pro和TonyPi是满足大赛要求的45 cm以内的小型人形机器人。相比幻尔机器人,乐聚机器人的高度均控制在35 cm以内,尺寸和重量更小。同时,乐聚 AELOS系列作为教育机器人,外观设计和人机交互方面都体现出了用户友好性。除了AELOS Smart,其他三款机器人均以Raspberry Pi 4B为开发平台,性能上并无太大差异,而AELOS Smart搭载STM32、Raspberry Pi CM4双运算系统,提高了平台计算能力。4款机器人均可以Linux为编程平台,支持Python编程语言和OpenCV<sup>[9]</sup>图像处理库。在视觉感知方面,AELOS Pro、AiNex Pro和TonyPi拥有高清摄像头,能够完成颜色识别、人脸识别等多项任务,而

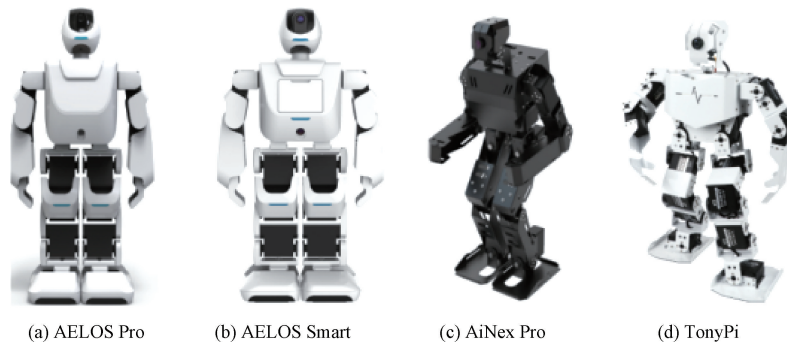


图2 国际自主智能机器人大赛机器人平台

表1 不同型号机器人参数比较

型号	尺寸/mm	控制系统	编程平台	开发语言	自由度	传感器	舵机
AELOS Pro	346×224×118	Raspberry Pi 4B	兼容 PC 端 Aelos edu (for mac & PC), Linux	lua/Python 等	17	内置六轴陀螺仪、自研强扭矩伺服地磁传感器、红外距离传感器和头部摄像头	舵机, 运动范围 180°, 精度 1°, 速度 461°/s
AELOS Smart	346×224×118	Raspberry Pi CM4 与 STM32	兼容 PC 端 Aelos edu (for mac & PC), Linux	lua/Python 等	17	内置六轴陀螺仪、自研强扭矩伺服地磁传感器、头部摄像头和胸部摄像头	舵机, 运动范围 180°, 精度 1°, 速度 461°/s
AiNex Pro	413×188×144	Raspberry Pi 4B	Linux	C/Python 等	20	加速度传感器和头部摄像头	LX-16HV 高压总线舵机
TonyPi	373×187×106	Raspberry Pi 4B	Linux	C/Python 等	18	加速度传感器和头部摄像头	LX-824HV 高压总线舵机

AELOS Pro 拥有头部和胸部两个摄像头,能够搭建多目标、多场景、大范围的视觉感知能力。在运动控制方面,AELOS Pro 和 AELOS Smart 共 17 个自由度, TonyPi 共 18 个自由度, AiNex Pro 共 20 个自由度,四款机器人均能准确、流畅地做出各种拟人动作,并且与幻尔机器人相比,乐聚机器人拥有高韧性强扭矩复合材料舵机及高阶运动控制算法,舵机速度更快。

## 1.2 虚拟 U 型赛仿真环境

对于虚拟 U 型赛,参赛队伍需要根据组委会提供的虚拟赛相关技术资料自行搭建比赛要求的虚拟仿真环境,通过编程来控制虚拟机器人在虚拟环境中完成比赛任务。Webots<sup>[10]</sup>和虚拟机器人实验平台(virtual robot experimentation platform, V-REP)<sup>[11]</sup>是两种常用的虚拟赛实验平台。

### 1) Webots

Webots 是由 Cyberbotics 公司开发的一个开源的三维机器人运动仿真平台,提供完整的开发环境来对机器人进行建模、编程和仿真。Webots 支持 Windows、Linux 和 MacOS 平台,并支持 C、C++、Python、Java、MATLAB 等多种语言对机器人进行编程,可以使用涵盖基本机器人需求的应用程序接口。Webots 提供了快速的原型制作环

境,用户可以创建具有物理特性的三维虚拟世界,也可以添加简单的被动对象或称为移动机器人的主动对象。此外,Webots 还包含大量机器人模型和控制器程序示例,帮助用户快速入门。用户可以对每个机器人进行编程控制以实现相应功能。

### 2) V-REP

V-REP(最新版本更名为 CoppeliaSim)是具有集成开发环境的机器人模拟器,支持 C/C++、Python、Java、Lua、MATLAB 或 Octave 等多种编程语言。V-REP 常用于快速算法开发、工厂自动化仿真、快速原型与验证、机器人相关教育、远程监控、安全复核等。因此,在国际自主智能机器人大赛中得到了广泛应用。

## 2 机器人视觉感知

机器人的视觉感知是指机器人通过视觉传感器获取周围环境信息,使用相关算法对获取的图像进行解释,从中提取有效信息,实现识别、检测、导航、定位等多种功能<sup>[12]</sup>。

U 型赛比赛场景是一种简化的、模拟人类活动场景,包含了过独木桥、跨挡板、踢球等 10 道关卡,要求参赛选手自行设计算法,使机器人自主完成各项任务。比赛所用

的自主智能机器人相较于其他类型机器人,需要更加强大的智能算法和较强的感知交互能力。视觉感知作为机器人与赛道交互的重要手段,在比赛中主要任务就是目标检测、识别和定位。对于大赛所用机器人,单目摄像头是其视觉信息来源。机器人从摄像头获取视频流,利用设定好的算法从二维图像中挖掘信息,将之作为机器人的行动的指导,帮助机器人完成指定任务。

## 2.1 U型赛视觉感知应用

如图1所示,U型赛赛道包含10个不同的关卡,每个关卡的路面和障碍物都不相同。因此,为顺利通过所有关卡,机器人需要进行如下两个方面的识别和检测。

### 1) 场景识别

由于在真实比赛中,任务出现的顺序、每个任务中路面和其他物体的颜色,都可能和给定的赛道立体图有所不同,因此,赛前固定关卡顺序来设计算法将有可能在实际比赛场景中产生较大误差。为保证顺利调用每一关的通关算法,满足关卡的最佳起始状态,机器人每过一关,都需要对下一关卡的场景进行识别,判断关卡类型。

### 2) 目标检测

所有关卡都需要对任务目标的状态和位置进行检测,从而使机器人进行适当移动,顺利通过关卡。例如,横杆路段中,机器人需要检测横杆当前位置,判断其开合状态,决定是否可以通过;雷区路段中,机器人需要识别出黑色圆柱,在行走中不断确定其位置并避开;过坑路段中,机器人需要将路面与坑底进行区分,调整自身至路面位置后通过。

## 2.2 算法分析

历年比赛中,参赛队伍自行设计U型赛道任务的视觉感知算法,完成了图像采集、图像处理、特征提取、特征匹配、目标识别等多个步骤。机器人视觉感知算法主要可以分为两类,传统算法和基于深度学习的算法。

传统算法进行简单的图像处理和识别,只能利用图像的浅层信息。机器人获取到图像之后,先进行预处理,提高图像的质量、减少噪声。常见的预处理操作有灰度化、高斯滤波、图像插值等<sup>[13]</sup>。预处理之后,再执行进一步的识别和检测。灰度阈值化是最简单的分割处理。基于阈值的分割<sup>[14]</sup>利用一个亮度常量,即阈值,对图像进行二值化处理,从而分割出目标物体。基于HSV颜色空间的图像分割<sup>[15]</sup>则是将目标物体的颜色作为掩模,提取图像中的特定区域,从而获得目标物体在图像中的位置。上述两种方法能够快速对图像进行分割,适用于目标物体和背景差别较大的场景,但是在复杂场景下就会难以识别。边缘检测<sup>[16]</sup>是在区域边界上发现像素。基于边缘检测的分割<sup>[15]</sup>是将不同区域之间强度变化较快的像素点或边缘提取出来,耦合形成物体的封闭边界,从而确定分割出目标的方法。这类方法的优点是能够对边缘进行又快又准的检测,但不能获取很好的区域结构,且抗干扰性和检测精

度之间存在矛盾。基于区域的分割<sup>[15]</sup>以整个图像为起点,逐步排除或合并相似像素,或选择一个像素,连续合并特征相似的像素。这类算法在像素相似性和空间邻近上更有优势,并且对噪声干扰有很强的鲁棒性,但有可能造成图像的过度分割。利用霍夫(Hough)变换<sup>[17]</sup>进行几何形状检测也可以找到小球、横杆等目标物体。为了完成目标检测,还可以提取图像颜色特征、形状特征、梯度特征和模式特征等,与传统机器学习分类器相结合<sup>[18]</sup>。另外,图像膨胀和腐蚀<sup>[19]</sup>是形态学方法中最基本的运算,用来寻找图像中的极大区域和极小区域,可以用来调整分割后的图像形状,以达到特定的目的。边缘检测、图像分割、特征提取等都可以将之应用到其中。

在获得参考物体的轮廓信息后,可以利用图像中参考物体的位置和坐标来确定现实场景中机器人的位置。然而,实际的道路边缘不可避免地包含噪声和干扰。针对这些问题,Zhang等<sup>[20]</sup>在2019年的比赛中提出了3种优化方法:1)基于权重的角点检测算法,遍历轮廓集中的点,根据轮廓的斜率和位置特征,合理分配X维和Y维坐标;2)多区域多阈值边缘定位,将得到的图像平均划分为5个不同的区域,对于每个区域,通过观察或学习得到相应区域的高低角度阈值。这些区域的自适应高低阈值可以有效地消除机器人位置对定位精度的影响;3)多目标拼接匹配算法,从多幅图像中提取共同特征,并通过匹配提取的特征来构建地图。利用三种优化的定位和导航算法,Zhang等<sup>[20]</sup>在2019年实际比赛环境中顺利完成各项任务,取得了特等奖,显示了算法的优越性(<http://www.running-robot.net/video/378.html>)。2020年赛道路面不再是单色,增加了更多干扰,Sun等<sup>[21]</sup>采用目标位置识别的多阈值区域限制算法和基于中心点连接的门通过算法分别对寻球和过门提出了优化方法。

近几年,深度学习爆发式增长,图像识别和检测领域内也涌现了许多经典模型。借助训练好的卷积神经网络,机器人可以提取到更高层次的图像特征,获取更多图像信息来帮助决策。用于机器人目标检测的深度学习算法有两类,两阶段算法和一阶段算法。

两阶段算法包含选择候选框和修正目标分类/位置两个阶段,每个阶段可以采取不同的处理方式,也因此构成了不同的深度学习算法。区域卷积神经网络(region-based convolutional neural network,R-CNN)<sup>[22]</sup>是典型的两阶段算法。R-CNN用选择性搜索(Selective Search)方法从输入图像中选取若干候选框,利用卷积神经网络对每个候选框进行特征提取,将提取的特征送入支持向量机(support vector machine,SVM)分类器得到分类模型,判断候选框是否为目标区域。He等<sup>[23]</sup>提出的空间金字塔池化网络(spatial pyramid pooling network,SPP-Net)则是弱化了网络对输入图像尺寸的限制,且只进行一次卷积网络计算,在精度不变的情况下大大提升了算法的速度。快速区域卷积神经网络(fast region-based convolutional

neural network, Fast R-CNN)<sup>[24]</sup>在上述算法的基础上做了改进,同时预测目标的分类概率和位置偏移。Ren等<sup>[25]</sup>提出的更快速区域卷积神经网络(faster region-based convolutional neural network, Faster R-CNN)算法使用卷积神经网络提取候选框,是目标检测领域第一个端到端的算法。此后, Lin等<sup>[26]</sup>在Faster R-CNN基础上提出了特征金字塔网络(feature pyramid network, FPN),采用top-down结构及侧连方法,融合深层特征和浅层特征,使提取到的特征既包含全局信息,又包含局部细节。

一阶段算法不需要筛选候选框,将原始图像输入网络,直接得到目标位置和分类概率。只看一次(you only look once, YOLO)<sup>[27]</sup>是目标检测领域首个一阶段算法,也是最热门的算法之一。该算法直接将原始图像划分为网格,对网格的每个单元格输出分类概率和坐标。Liu等<sup>[28]</sup>提出的单次多边框检测(single shot multibox detector, SSD)算法引入了多尺度特征图检测,充分利用了图像信息,提升了算法性能。

摄像头捕获的图像受环境影响较大,特别是自然光线随时间变化时对图像颜色的干扰。相比传统图像处理算法,基于深度学习的算法具有更高的鲁棒性和环境适应性,因此可以自行采集比赛场景数据,训练深度学习模型,结合传统算法和训练好的模型的优势对外界环境进行感知和反应,以适应不同条件下的比赛场景。

### 3 机器人步态控制

双足机器人具有类人形的结构,其设计原理模仿人类的关节构成,每对刚性杆通过转动副连接,机械结构复杂,自由度较高,因此,双足人形机器人的运动形式多样灵活,能够适应楼梯、街道、非平整地面等复杂地形环境。但是由于非线性和不连续等特性,双足步行机器人步态稳定性是重点要解决的问题。

#### 3.1 U型赛步态控制应用

U型赛比赛中,机器人完成关卡的基础动作为静止站立、原地踏步、多个方向行走,此时需要关注机器人行走的步态,如何让机器人走得又快又稳,某些特殊关卡还需要参赛队伍自行设计通关动作。如上下楼梯关卡,参赛选手需要为机器人添加上楼梯、下楼梯和斜坡动作,并关注机器人重心高度变化时动作的稳定性。对于跨挡板关卡,机器人可以翻滚的方式跨越障碍,则需要设计向前翻滚动作,对机器人的姿态进行控制。

#### 3.2 经典算法

零力矩点(zero moment point, ZMP)<sup>[29]</sup>表示支撑足收到的地面反作用力可以等效为一个合力、机器人所受合力矩为零的点。ZMP是判断人形机器人运动稳定性的重要指标,ZMP落在脚掌内,则机器人可以稳定行走。在对人形机器人做步态控制和规划时,常采用简化的模型对其建模。线性倒立摆(linear inverted pendulum, LIP)+ZMP模型<sup>[30]</sup>是最经典的人形机器人步态算法之一。该模

型由质心和一个可伸缩的轻质量的腿构成,将机器人简化为一个倒立摆模型,目的是使实际ZMP位置与参考ZMP位置之间的误差尽可能小,使机器人运动更加稳定。对于具有两条腿的人形机器人来说,其水平的运动模式可以简化为具有两条腿的线性倒立摆模型在水平方向上的运动,通过控制两条腿迈步的步长以及切换的时间来控制倒立摆的运动状态。一般情况下,使用该控制方法要求机器人行走过程中质心高度是恒定的,因此机器人只能屈膝步行。LIP模型也适用于人形机器人上下楼梯的行走步态,但需要注意防止机器人的“脚尖”、“脚后跟”等碰到楼梯。

McTeer首次提出“被动动态行走”的概念<sup>[31]</sup>,即不采用任何驱动和控制,利用机器人的动力学特性,在重力作用下向下行走。这种算法被称为纯被动动态行走算法。但是该算法步态单一、运动场景受限、灵敏度较低,具有明显的局限性。因此,研究人员又在纯被动行走的基础上适当引入主动控制,形成了半被动动态行走算法。

混合零动力(hybrid zero dynamics, HZD)<sup>[32]</sup>方法在全身动力学上采用非线性控制理论,从数学上支持双足运动等混合动力系统动态机动的稳定控制。HZD将机器人的行走分为单脚支撑阶段和双脚切换阶段。该方法通过设计一组虚拟约束来定义步态,这些虚拟约束通过被驱动关节的反馈控制来实现。若这些虚拟约束在冲击中是不变的,则高维系统的所有稳定性属性都可以用一个称为HZD的低维表示来捕获,而无需对模型进行任何简化假设。

近几年,随着强化学习<sup>[33]</sup>的兴起,其在机器人控制中的应用也日益增加。强化学习通过不断试错来学习,得到最优的控制策略。由于在真实机器人上很难训练,因此常用的方法是机器人强化学习的迁移学习,即首先在模拟环境中收集数据并训练机器人控制策略,然后进行迁移学习,将训练习得的控制策略应用于现实中的机器人,使之获得一样的技能。清华大学张惟宜等<sup>[34]</sup>研究了强化学习在仿真双足机器人步态控制方面的作用,并分析验证了3种不同的强化学习控制模型。目前,俄亥俄州立大学的Hurst团队已经利用强化学习实现了Cassie机器人跳跃、上楼梯等动作。

由于双足机器人对稳定性有极其严格的要求,所以大赛机器人都采用双腿屈膝、双足依次向前迈进的方法,小步高频步态可以使重心调整量减少到最小,效率最高。机器人直线行走过程中,可以通过陀螺仪的积分计算机器人的偏航角,如果超过阈值,则反向回调,直至回到初始方向,使机器人不会偏离目标路线太远。另外,机器人直立上、下楼梯,并直立通过斜坡,由于重心位置发生改变,为保持平衡,还需要配合上肢的运动。

### 4 典型案例分析

如图1所示,U型赛的比赛场景是一种简化的、模拟人类活动场景,要求机器人从起点出发、在途中根据情况

完成多个任务、直至到达终点为止。U型赛共包含“上下开横杆”、“过坑”、“雷区避障”、“跨挡板”、“过门”、“过独木桥”、“踢球进洞”、“上楼梯”、“下楼梯及下斜坡”和“水平开横杆”等10个关卡。每个关卡有各自的得分规则,参赛选手需要自行设计算法,让机器人在最短时间内、以最高分数自主通过关卡。在真实比赛中,各关卡出现的顺序、每个任务中路面和其他物体的颜色,都可能和图1所示有所不同。

以“上下开横杆”关卡为例,对国际自主智能机器人大赛U型赛的现有公开代码进行分析比较。

#### 4.1 任务分析

“上下开横杆”是U型赛的第一道关卡。如图3所示,贴有黄黑相间标记线的横杆横贯赛道,横杆宽7 cm,地面到横杆底的高度20 cm,周期性地抬起和放下动作。每个周期放下状态保持5 s,抬起状态保持10 s。横杆抬起或放下动作的运动时间小于3 s。该关卡满分要求为机器人直立行走通过横杆,并且不触碰横杆。



图3 上下开横杆

该关卡需要机器人识别横杆的开合状态,在横杆打开状态下快速通过。关卡的行走逻辑较为简单,机器人只有直线方向上的行进与等待状态。难点如下:1)机器人需要准确识别横杆的开合状态;2)机器人需要无碰撞穿过横杆。识别横杆状态,重点考查机器人图像识别的能力,无碰撞穿过横杆,则需要机器人合理判断穿越的时机。

#### 4.2 算法比较

虽然参赛队伍在判断横杆开合状态时所使用的方方法不尽相同,但为避免机器人穿越横杆时被下落的横杆打到,所有队伍都通过设置标志位的方式来实现,即增加一个变量来表示机器人是否检测到横杆关闭。该变量在识别算法开始前被初始化为0,当首次检测到横杆关闭时被

修改为1。通过上述标志位设置,首先确保横杆处在关闭状态,然后等待第一次重新打开,启动机器人快速通过。算法实现的整体流程如图4所示。

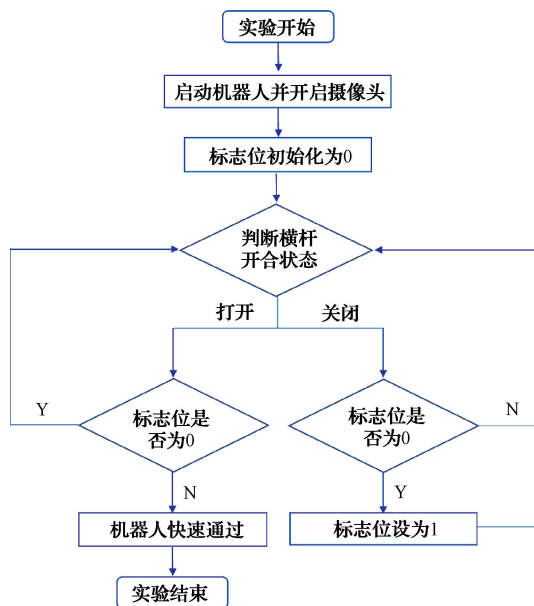


图4 算法实现整体流程

该关卡的图像识别方案可以分为两类——基于HSV颜色空间的图像分割和基于深度学习的状态分类。

图像分割算法是指利用颜色分割出横杆来判断其所处状态,一般利用OpenCV库中的函数来实现。相比RGB空间,HSV颜色空间能更加直观地表达颜色的明暗、色调及鲜艳程度,并且对光照变化具有更强的鲁棒性<sup>[35]</sup>。因此,如图5所示,2021年虚拟U型赛一等奖获奖队伍THU-bot队(<https://github.com/zlr20/running-robot-simulation>)首先利用OpenCV的cvtColor函数将摄像头捕捉到的RGB图像转化为HSV图像,然后通过inRange函数调节HSV空间的阈值进行二值化掩模,最后调用findContours函数找到轮廓,来确定黄色区域的位置以及个数。当黄色区域个数大于3时,认为横杆处于闭合状态。此外,在原地踏步和直线运动过程中,为防止机器人走歪,THU-bot队用自定义的checkIfYaw函数计算机器人的偏航角,及时反向回调进行修正。2022年实体U型赛三等奖获奖队伍Monster队(<http://www.>

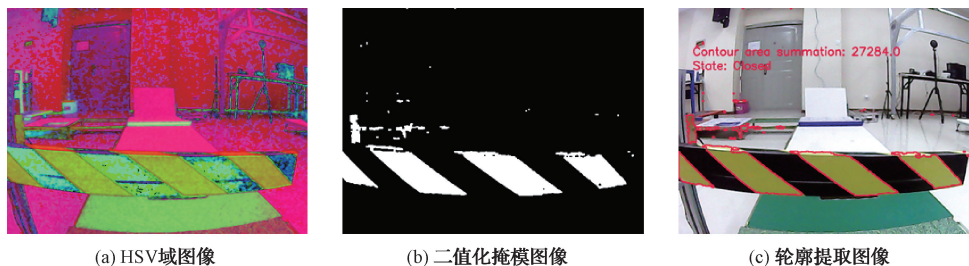


图5 图像处理各阶段图像

running-robot.net/code/)则是利用横杆黄色区域的轮廓总面积来判断横杆状态,当总面积大于设定阈值时,认为横杆处于闭合状态。与上述方法类似,2022年实体U型赛二等奖获奖队伍 Siege Lion 队(<http://www.running-robot.net/code/>)在 HSV 颜色模式下筛选出黄色和黑色区域,将之合并后计算该区域在图像中的占比,与设定阈值进行比较,当占比大于阈值时,认为横杆处于闭合状态。

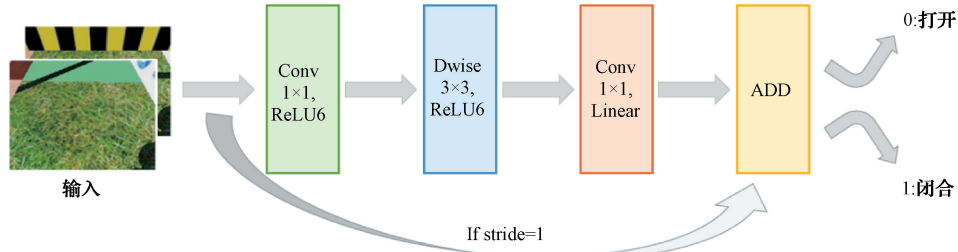


图6 深度学习算法框架

4种算法的性能比较如表2所示。其中,THU-bot队的两种算法在虚拟赛中均表现良好,能够准确识别横杆的状态,并且快速直线通过关卡,过关率达到100%。Monster队的算法在实体赛中取得了较好的过关效果,不仅实现了100%过关率,还保证机器人快速稳定地通过关卡。Lion团队的算法虽然也能保证过关,但由于机器人姿态不稳、步速较慢,在过关时间上具有一定劣势。

表2 “上下开横杆”关卡算法比较

算法	比赛类型	机器人型号	过关率/%	过关时间/s
THU-bot-图像分割	虚拟赛	Darwin-op	100	7
THU-bot-状态分类	虚拟赛	Darwin-op	100	7
Monster	实体赛	TonyPi	100	8
Siege Lion	实体赛	AELOS Smart	100	11

注:此处“过关时间”指机器人开始运动到通过关卡所用的时间

### 4.3 讨论

“上下开横杆”是大赛的第一道关卡,机器人在完成过横杆任务时,从摄像头获取视频判断横杆的状态。该关卡中有以下几点需要注意:1)与经过训练的深度学习模型相比,图像分割算法更容易受到光线、目标物体颜色和复杂环境的影响,从而导致检测精度下降、甚至识别不出横杆。因此,参赛队伍需要为机器人设计更鲁棒的算法以适应比赛环境。2)由于横杆从闭合到完全打开需要3s时间,因此机器人需要与横杆保留一定距离,或针对各自的算法合理设定可以通行的判定条件,以保证不会在横杆刚打开时直接撞上。3)在识别出横杆状态后,参赛队伍需要对机器人步态进行控制和调整,保证过关率的情况下争取更少的通关时间。4)设置标志位的做法虽然保证机器人

状态分类算法是指将判断横杆开或闭当做一个二分类问题,利用深度学习训练模型对当前横杆状态进行二分类。如图6所示,THU-bot队选择Pytorch自带的轻量级的MobileNet-V2网络,采集横杆打开和闭合两种场景的各两百张图像对网络进行训练,使网络能够准确地判断横杆的开合状态。与图像分割方案相比,该方案推理部分更加简洁,具有更高的鲁棒性和环境适应性。

不会被下落横杆打到,但同时也增加了机器人的等待时间,今后的参赛队伍需要考虑如何减少等待时间,快速通过横杆。5)由于各关卡出现的顺序、每个关卡中路面和目标物体的颜色都可能有所改变,因此,需要在第一关后对后续路面进行检测,判断关卡类型后,执行对应过关策略。

## 5 历年比赛分析

为了更好地利用公开代码,实现算法的迭代优化,本节简要分析U型赛公开代码中的优秀成果,并通过2022年获奖队伍得分情况梳理比赛中存在的问题,对未来算法的改进方向进行讨论。

### 5.1 优秀案例分析

2019年首届国际自主智能机器人大赛中,来自清华大学的Zhang等<sup>[20]</sup>顺利完成各项任务,取得了U型赛实体赛特等奖。Zhang等<sup>[20]</sup>主要针对图像预处理后的噪声和干扰做了如下3个方面的算法优化:1)利用轮廓集的斜率和位置特征重新分配坐标,得到角坐标后,可以确定机器人与目标的相对位置,进而确定机器人方向。此外,使用目标约束、斜率约束和纵横比约束来滤除噪声和干扰。权重分配和约束相结合的角点检测算法能更准确地获取边缘信息。2)在计算已提取边缘的角度和距离时,针对机器人位置偏差会降低定位精度的问题,提出了一种多区域多阈值边缘定位算法,将图像划分为不同的区域,对每个区域进行观察或学习,得到对应高低角度阈值,帮助机器人做出判断,不断调整位置。3)针对机器人视角变化引起的多目标定位问题,从多幅图像中提取共同特征,并通过匹配提取的特征来构建地图,从而利用基于空间中间点的多目标拼接匹配算法进行定位。

与2019年相比,2020年大赛赛道去掉了赛道边缘标记线,部分路面不再是单色,增加了更多干扰,同时规范了过关动作,给机器人完成任务增加了难度。为适应赛道变

化, Sun 等<sup>[21]</sup>在基础的图像处理算法上做出了改进: 1) 踢球任务中, 在检测球和球洞时, 为避免背景花纹干扰、提高精度, 采用  $11 \times 11$  核的闭运算来填充细小干扰区域, 而非经典的  $3 \times 3$  核。2) 由于机器人的跟踪算法会保证目标每次都位于图像中的相近位置, 因此机器人头部伺服角度与机器人距离呈正相关。在此前提下, 根据机器人头部伺服角度设置不同的目标区域阈值, 解决机器人距离对图像中目标尺寸的影响。3) 过门路段中, 提取两侧门框区域的最小外接矩形, 计算两个外接矩形的中心点连线中点及与水平线的夹角。利用夹角调整机器人前进方向, 利用连线中点横坐标调整机器人水平位置。通过基础图像预处理算法和上述改进算法, Sun 等<sup>[21]</sup>在 2020 年实体赛中取得了一等奖。

2021 年虚拟赛中, THU-bot 队凭借更高得分和更短过关时间取得了一等奖。其中, 在跨挡板路段, THU-bot 队采用横跨方案, 具有如下优势: 1) 横跨动作幅度较小, 不容易产生危险; 2) 横跨后可以继续利用陀螺仪信息, 快速校正位置; 3) 横跨时紧贴障碍物通过, 没有额外冲程; 4) 横跨后可以直接准备行走, 耗时较短。在过门路段, 采用“多段配准, 弧线通过”的方案, 机器人首先快速直走到道路边缘, 然后回转对齐右门框, 直走进行配准。通过阈值配准

右门框后, 左转  $45^\circ$ , 直走配准左门框。行走一定距离后, 机器人右转  $90^\circ$  完成侧身, 随后横向运动, 同时附加回正的角速度, 使机器人可以以弧线通过门框。采用这种过门方法, 机器人更不易与门发生碰撞, 同时还能更快恢复直线行走状态, 节省调整时间。

## 5.2 挑战与展望

以 2022 年比赛情况为参考, 梳理了各参赛队伍的过关情况。其中, 图 7 所示为所有参赛队伍结束比赛时所处关卡的分布情况, 表 3 和 4 分别为 U 型赛虚拟赛和实体赛前 5 名的任务完成情况。

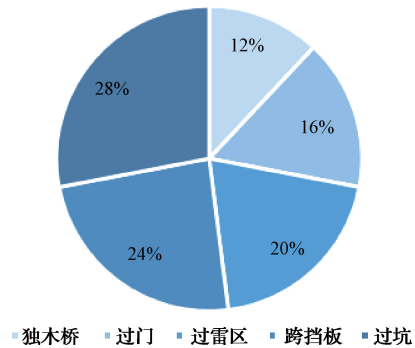


图 7 2022 年参赛队伍结束关卡分布

表 3 2022 年虚拟 U 型赛前 5 名比赛得分

队伍名称	测试地图 1		测试地图 2		测试地图 3		测试地图 4		平均分	最短用时/s	名次
	得分	用时/s	得分	用时/s	得分	用时/s	得分	用时/s			
阿对对对	170	214.34	170	200.08	170	201.23	170	186.12	170.00	186.12	1
LUT-FLY	170	214.86	170	200.09	170	201.38	170	199.78	170.00	199.38	2
阿巴	165	214.66	170	200.15	170	184.83	170	199.72	168.75	184.83	3
Gamma Team	165	214.67	155	198.19	170	199.74	165	216.63	163.75	198.19	4
Alpha team	165	214.36	80	—	170	199.72	170	184.21	146.25	184.21	5

表 4 2022 年实体 U 型赛前 5 名比赛得分

队伍名称	上下开横杆	雷区路段	跨挡板路段	过门路段	绿色独木桥	踢球进洞	上下楼梯和斜坡	过坑路段	终点水平横杆	总分
PROMARE	10	20	20	10	20	0	10	20	0	110
SEU ISE ROBOT	10	20	20	5	20	0	0	0	0	75
Siege Lion	10	20	20	0	20	0	0	0	0	70
What's coming up	10	20	20	0	20	0	0	0	0	70
Sakura Robot	10	20	20	0	20	0	0	0	0	70

由图 7 可知, 参赛队伍在过坑和跨挡板路段更容易发生失误。在过坑关卡, 路面变得更加狭窄, 需要机器人准确识别出赛道的位置, 精确控制行走的方向和步伐。参赛队伍失败的原因一方面是没有对赛道和坑底进行准确区分, 导致直接掉进坑里, 另一方面是由于机器人通过狭窄路段时, 步态设计不够稳定, 没有及时调整回正, 导致偏离赛道。对于跨挡板关卡, 部分队伍受赛道花纹影响, 不能准确识别赛道, 部分队伍在前一关卡中未能及时调整机器

人位置, 失去挡板视野, 并且由于大多数队伍都是选择以翻滚方式通过, 机器人翻滚后有很长一段“冲程”, 容易跌落或卡死。

结合表 3 和 4 可以看出, 相比真实比赛环境, 虚拟仿真环境下的机器人任务完成度更高、用时更短。这是由于虚拟环境中, 赛道设置和机器人行走步态都是较为理想的状态, 机器人更容易识别关卡目标, 并且能够完成许多真实场景中无法完成的动作。真实比赛环境中, 机器人往往



会存在以下两方面问题。

#### 1) 视觉感知鲁棒性差

参赛队伍在识别关卡时最常用的算法就是基于 HSV 域的颜色分割,即利用目标与背景的颜色差异分割目标。但是光照和图像采集时形成的噪声,会使所图颜色呈现不稳定性,降低算法的鲁棒性。深度学习算法对于图像干扰更为敏感,模型容易受数据变化和噪声影响,从而引入不必要的偏差。

#### 2) 步态稳定性差

双足机器人的动力学具有高维度、非线性、不连续等特性。在真实比赛环境中,受不同赛道地形、参数误差、关节和电机的摩擦、传感器误差等影响,双足机器人会在运动中出现不确定性和误差。另外,U型赛的“上、下楼梯和斜坡关卡”中,对机器人步态提出了更高的要求,重心高度的改变常常会导致机器人运动失衡。

本文对往年大赛中的优秀算法案例进行评述,分析了U型赛的难点与挑战,指明了当前公开算法的局限性。针对不断升级的U型赛道,未来的研究可以从以下3个方面展开。

#### 1) 提升视觉感知鲁棒性

为减少颜色分割时不同光照造成的影响,可以建立可在线训练和修改的颜色库。在光照改变时,通过对比颜色库与图像像素,找到相同或相近的颜色,对颜色库进行扩充,经过不断训练为不规则颜色建立一个修正列表,以适应不同的光照变化。另外,也可以借助蒙丰博等<sup>[36]</sup>提出的算法,先根据颜色恒常性算法估计出图像的场景光照,再根据该类光照条件下的模型采用动态阈值对颜色进行分割。对于深度学习算法,可以在训练中引入对抗样本,主动为样本添加噪声,以便预知样本“故障”,通过对抗训练能够强化对噪声的抗干扰能力,增强算法的鲁棒性。

#### 2) 优化步态控制算法

传统的步态控制算法一方面不能利用完整的动力学模型,另一方面缺乏对环境变化的适应能力。对此,可以使用强化学习在仿真环境中进行反复训练机器人,收集与环境的交互数据,学习机器人控制策略,然后进行迁移学习,将习得的控制策略应用于实际场景的机器人中,使之稳定步态行走。

#### 3) 优化过关策略

针对容易出现问题的关卡,提出更优的过关策略,对环境进行实时判断和修正,使机器人适应性更强、智能化程度更高。例如,跨挡板路段中,可以自行设计动作组,使机器人正对挡板跨越,以减少冲程、节省通关时间和调整时间;对于过门路段,识别门框中心位置,优化门框的配准方法,侧身通过门框。

## 6 结 论

国际自主智能机器人大赛以自主智能机器人领域中的视觉感知和步态控制等研究热点为竞赛技术方向,通过

算法开发、实际应用场景以及企业命题等方式设置比赛内容,同时设立远程自主智能机器人实验室,为科研人员提供开展自主智能研究的平台,推动协同开展研究工作。未来,随着机器人在工业制造、家庭看护、农业作业和医疗健康等领域的广泛应用,越来越多的科研人员将加入研究队伍,共同促进机器人技术的高精尖发展。

### 参 考 文 献

- [1] 邓洲,郭克莎,姚鹏. 把握人工智能对制造业的多重影响[J]. 智慧中国,2018(10):24-25.
- [2] 赵剑波. 推动新一代信息技术与实体经济融合发展:基于智能制造视角[J]. 科学学与科学技术管理,2020,41(3):3-16.
- [3] 任福继,孙晓. 智能机器人的现状及发展[J]. 科技导报,2015,33(21):32-38.
- [4] 裴志松,时兵. 智能机器人视觉障碍识别方法研究与仿真[J]. 计算机仿真,2016,33(1):353-356.
- [5] HERNANDEZ-VICEN J, MARTINEZ S, GARCIA-HARO J M, et al. Correction of visual perception based on neuro-fuzzy learning for the humanoid robot TEO[J]. Sensors, 2018, 18(4):972.
- [6] 董豪,杨静,李少波,等. 基于深度强化学习的机器人运动控制研究进展[J]. 控制与决策,2022,37(2):278-292.
- [7] YANG J, WANG C, JIANG B, et al. Visual perception enabled industry intelligence: State of the art, challenges and prospects[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 17(3):2204-2219.
- [8] 胡凌云,孙增圻. 双足机器人步态控制研究方法综述[J]. 计算机研究与发展,2005(5):728-733.
- [9] BRADSKI G. The opencv library[J]. Dr. Dobb's Journal of Software Tools, 2000, 25(11):120-125.
- [10] MICHEL O. Webots: Professional mobile robot simulation[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2004, 1(ARTICLE):39-42.
- [11] ROHMER E, SINGH S P N, FREESE M. V-REP: A versatile and scalable robot simulation framework[C]. 2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2013:1321-1326.
- [12] LEE C Y, LEE H, HWANG I, et al. Visual perception framework for an intelligent mobile robot[C]. 2020 17th International Conference on Ubiquitous Robots (UR). IEEE, 2020:612-616.
- [13] WANG J, GAO G, YANG H. The method research of vehicle image preprocessing and license plate location[C]. 2009 International Conference on Computational Intelligence and Software Engineering. IEEE, 2009:1-4.
- [14] SONAWANE M S, DHAWALE C A. A brief survey

- on image segmentation methods [J]. International Journal of Computer Applications, 2015, 975: 8887.
- [15] SUDER J, PODBUCKI K, MARCINIAK T, et al. Low complexity lane detection methods for light photometry system [J]. Electronics, 2021, 10(14): 1665.
- [16] KHAN J F, BHUIYAN S M A, ADHAMI R R. Image segmentation and shape analysis for road-sign detection [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2010, 12(1): 83-96.
- [17] ILLINGWORTH J, KITTLER J. A survey of the Hough transform [J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1988, 44(1): 87-116.
- [18] 刘文汇, 巢渊, 唐寒冰, 等. 移动机器人视觉目标检测与跟踪方法研究综述 [J]. 电光与控制, 2022, 29(4): 59.
- [19] JANKOWSKI M. Erosion, dilation and related operators [C]. 8th International Mathematica Symposium, 2006: 1-10.
- [20] ZHANG Z, JIANG Y, ZHANG C, et al. The optimization of localization and navigation for vision-based robot [C]. 2019 IEEE International Conference on Integrated Circuits, Technologies and Applications (ICTA). IEEE, 2019: 180-181.
- [21] SUN B, WEI J, TANG X. The Optimization of object detection and localization in complex background for vision-based robot [C]. 2020 IEEE International Conference on Integrated Circuits, Technologies and Applications (ICTA). IEEE, 2020: 176-177.
- [22] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 580-587.
- [23] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1904-1916.
- [24] GIRSHICK R. Fast R-CNN [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 1440-1448.
- [25] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [26] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 2117-2125.
- [27] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779-788.
- [28] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector [C]. European Conference on Computer Vision. Springer, 2016: 21-37.
- [29] KAJITA S, KANEHIRO F, KANEKO K, et al. Biped walking pattern generation by using preview control of zero-moment point [C]. 2003 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2003: 1620-1626.
- [30] KAJITA S, HIRUKAWA H, HARADA K, et al. Introduction to Humanoid Robotics [M]. Berlin: Springer, 2014.
- [31] MCGEER T. Passive dynamic walking [J]. I J Robotic Res, 1990, 9(2): 62-82.
- [32] HEREID A, HUBICKI C M, COUSINEAU E A, et al. Dynamic humanoid locomotion: A scalable formulation for HZD gait optimization [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2018, 34(2): 370-387.
- [33] WANG H N, LIU N, ZHANG Y Y, et al. Deep reinforcement learning: A survey [J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2020, 21(12): 1726-1744.
- [34] 张惟宜, 郁媛, 张春. 强化学习在双足机器人步态控制中的应用 [J]. 微纳电子与智能制造, 2020, 2(3): 36-47.
- [35] MOHD ALI N, MD RASHID N K A, MUSTAFAH Y M. Performance comparison between RGB and HSV color segmentations for road signs detection [C]. Applied Mechanics and Materials Trans Tech Publications Ltd., 2013, 393: 550-555.
- [36] 蒙丰博, 张新荣, 李雪威. 一种新的基于颜色恒常性的肤色分割算法 [J]. 计算机工程与应用, 2007(17): 82-84, 88.

## 作者简介

李琼, 助理研究员, 主要研究方向为机器视觉、机器人环境感知技术。

E-mail: liqiong@bjast.ac.cn

张莹(通信作者), 博士, 主要研究方向为自主智能识别和系统应用。

E-mail: zhangying@bjast.ac.cn