

深度学习在智能机器人中的应用研究综述

龙 慧 朱定局 田 娟

(华南师范大学计算机学院 广州 510631)

摘 要 机器人发展的趋势是人工智能化,深度学习是智能机器人的前沿技术,也是机器学习领域的新课题。深度学习技术被广泛运用于农业、工业、军事、航空等领域,与机器人的有机结合能设计出具有高工作效率、高实时性、高精度的智能机器人。为了增强智能机器人在各方面的能力,使其更智能化,介绍了深度学习与机器人有关的研究项目与深度学习在机器人中的各种应用,包括室内和室外的场景识别、机器人的工业服务和家庭服务以及多机器人协作等。最后,对深度学习在智能机器人中应用的未来发展、可能面临的机遇和挑战等进行了讨论。

关键词 人工智能,机器学习,深度学习,智能机器人

中图分类号 TP242 **文献标识码** A

Research on Deep Learning Used in Intelligent Robots

LONG Hui ZHU Ding-ju TIAN Juan

(School of Computer, South China Normal University, Guangzhou 510631, China)

Abstract The trend of robot development is artificial intelligence. Deep learning is the frontier technology of intelligent robot, and it is also a new subject in machine learning field. Deep learning technology is widely used in agriculture, industry, military, aviation and other fields, and the combination of deep learning and robot can make it possible to design intelligent robots with high working efficiency, high real-time and high precision. In order to enhance the ability of intelligent robots in all aspects and make it more intelligent, this paper introduced research project related to deep learning and robots and the application of deep learning in robots, including indoor and outdoor scene recognition, industrial services and family services, and multi robot collaboration, etc. Finally, the future development of deep learning in intelligent robots, the possible opportunities and challenges were discussed.

Keywords Artificial intelligence, Machine learning, Deep learning, Intelligent robots

1 引言

从最初的简单工业机器人到现在的集机械、控制、计算机、传感器、人工智能等多种先进技术于一体的现代制造业重要的自动化装备^[1],机器人的技术在不断发展和完善。智能机器人是伴随着“人工智能”的提出而发展的,它的根本目的是让计算机模拟人的思维。人工智能(Artificial Intelligence, AI)是研究使计算机具有人类的某些行为特征的科学,包括知识、推理、常识、学习和决策制定等,涉及到很多算法和模型,如LDA^[2],TDM^[3],Adaboost^[4]等。机器学习是人工智能领域的一个分支^[5],深度学习^[6](Deep Learning, DL)是一个复杂的机器学习^[7]算法,在被引入机器学习后也更接近人工智能了。深度学习是一种快速训练深度神经网络的算法,具有很强的特征学习能力,它采用逐层训练的方法缓解了传统神经网络算法在训练多层神经网络时出现的局部最优问题。基于这些特征,深度学习在图像识别、语音识别、自然语言处理、工业过程控制等方面具有独特的优势。

将深度学习与智能机器人相结合,不仅使机器人在自然信号处理方面的潜力得到了提高,而且使它拥有了自主学习的能力,每个机器人都在工作中学习,且数量庞大的机器人并行工作,然后分享它们学到的信息,相互促进学习,如此必将带来极高的学习效率和提升极快的机器人工作准确度,并且还省略了繁琐的编程。

本文将对深度学习在机器人领域的应用发展和具体应用方面做详细介绍,同时讨论未来研究的方向和面临的挑战。

2 深度学习和智能机器人的研究发展

深度学习的概念源于神经网络的研究,是一种实现机器学习的技术。神经网络的原理受启发于我们大脑的生理结构,也就是互相交叉相连的神经元。但与大脑中一个神经元可以连接一定距离内的任意神经元不同,神经网络具有离散的层、连接和数据传播的方向。本质上是构建含有多隐层的机器学习架构模型,通过大规模数据进行训练,得到大量更具代表性的特征信息,从而对样本进行分类和预测,提高

本文受国家社会科学基金重大项目(14ZDB101),国家自然科学基金项目(61105133),广东省联合培养研究生示范基地(粤教研函[2016]39号),广东省新工科研究与实践项目(粤教高函[2017]118号),广东省高等教育教学研究和改革项目(粤教高函[2016]236号),广东省学位与研究生教育改革研究项目(2016JGXM_ZD_30),广东省科技计划项目软科学研究项目(2014A070703045)资助。

龙 慧(1994—),女,硕士生,主要研究方向为人工智能,E-mail:1059128855@qq.com;朱定局(1978—),男,博士,主要研究方向为人工智能、大数据,E-mail:zhudingju@m.scnu.edu.cn(通信作者);田 娟(1994—),女,硕士生,主要研究方向为大数据,E-mail:1280301862@qq.com。

分类和预测的精度。这个过程是通过深度学习模型的手段达到特征学习的目的。

深度学习是学习样本数据的内在规律和表示层次,这些学习过程中获得的信息对诸如文字、图像和声音等数据的解释有很大的帮助。它的最终目标是让机器能够像人一样具有分析学习能力,能够识别文字、图像和声音等数据。

由于深度学习算法能够让机器具有很好的分析学习能力,将它应用在机器人领域,使机器人拥有像人一样的分析能力将是可以实现的方向。基于深度学习算法的机器人具有复杂性和高性能,在应用方面也更广泛,国内外对相关技术的研究热情也居高不下。

70年代初,世界上出现了第一台智能机器人,它是由美国斯坦福研究所首次成功采用人工智能学研发的移动式机器人 Shakey。此后,又出现了各种各样的机器人,包括工业机器人、聊天机器人、撒谎机器人^[8]、诊疗机器人^[9]、泊车机器人^[10]、云机器人^[11]、纳米机器人^[12]等。

深度学习的原型出现在20世纪80年代末,此时利用人工神经网络的反向传播算法(BP算法)可以让一个人工神经网络模型从大量训练样本中学习出统计规律,从而对未知事件做预测,这就开启了机器浅层学习的浪潮。

20世纪90年代,人们通过长时间的研究与探索认识到智能机器人需要更多的认知和行为能力,也就是机器人要能直接感受到外部环境,并对其行为发挥作用,也就是智能机器人所缺少的是自主心智发育的能力。

2000年,多伦多大学教授 Geoffrey Hinton 提出了一种适合训练马尔可夫随机场模型 MRF(Markov Random Fields)的新算法,称为对比散度(Contrastive Divergence, CD)算法,这为深度学习这一概念的诞生奠定了基础。到2006年, Hinton 等^[13]发表在世界顶级学术期刊 *Science* 上的一篇文章中首次提出了深度学习的概念。深度学习模型已经被 Bengio 等证明具有比 BP(反向传播)神经网络、支持向量机(SVM)等浅层网络更优越的非线性逼近能力和泛化能力,在复杂模式识别场合表现出了强大的性能。

斯坦福大学人工智能实验室的吴恩达等^[14]采用深度学习的方法让计算机自主产生“猫”的概念。

纽约大学的 LeCun 等^[15]基于卷积神经网络开发的手写字符识别系统已成功投入商用。

谷歌公司的 Google Brain 项目利用 16000 个处理器构建了一个超过 10 亿节点的大规模深度网络,该研究成果已经应用于谷歌图像搜索、无人驾驶和 Google Glass 等项目中。在语音识别方面,深度学习给出了更好的声学模型——深度神经网络(Deep Neural Network, DNN)^[16],其大幅度提高了语音识别的准确率。微软研究院和谷歌的语音识别研究团队采用 DNN 技术将语音识别的错误率降低了 20% 到 30%,这是语音识别领域十多年来最大的突破性进展。在图像处理方面,研究者将 DNN 技术应用于图像识别领域,在 ImageNet 上测评时将错误率从 26% 降低到了 15%。

在 2015 年的国际机器人展上, Fanuc 在其展位上演示了散件分拣, 法兰克的机器人使用了深度学习技术来训练自己。它能够通过每次分拣学到的知识改变控制它行动的深度学习模型或大型神经网络,利用强化学习掌握其与环境的相互作用,

以确定吸附工件时的吸附位置,随着工作学习时间的增加,它的吸附成功率从 60% 上升到了 90%。

2016 年 3 月, Google 旗下的人工智能公司 DeepMind 开发的“阿尔法围棋”(AlphaGo)以 4:1 的比分战胜世界围棋冠军李世石^[17]。AlphaGo 获胜的关键就是深度学习,也证明了它在智能机器人的发展核心中占据着重要地位。

3 深度学习在智能机器人中的应用

人工智能是智能机器人发展的必然趋势,其中深度学习在人工智能中占据了举足轻重的位置,它完全改变了传统机器人的图像和语音识别技术,更好地解决了机器人的定位与导航这个基本问题,完成了对当前工作环境地图的构建等,成为了目前最强有力的机器人视觉听觉技术。深度学习在机器人方面的应用也使得机器人的工作准确度得到了大幅度提高。

3.1 机器人场景识别系统

传统的机器人技术只要求机器人能进行简单的重复工作,在这种情况下机器人不需要了解它所处的工作环境,因为它需要做出的动作与环境没有直接联系,但是在人们对机器人提出更多智能化要求的今天,机器人对所处陌生环境的了解是智能化的第一步。基于视觉的场景识别与理解是机器人认识周围环境、提高其智能化水平的关键,获得当前环境中的实时位姿数据,是机器人对当前工作环境地图进行构建的关键步骤。这里还需要考虑机器人在室内的情况,需要实现室内三维地图与语义信息的关联,不仅需要考虑到前面提到的环境地图,还要分类识别场景中的景物。

在场景识别中,特征提取是关键步骤。在这一步骤中,我们不使用传统的通过人为干预采用局部特征的方法,而将深度学习中的卷积神经网络模型^[18]应用于机器人的场景识别^[19]中,使之可以自动获取到原始图像中的隐藏特征信息数据。识别系统的组成结构如图 1 所示。

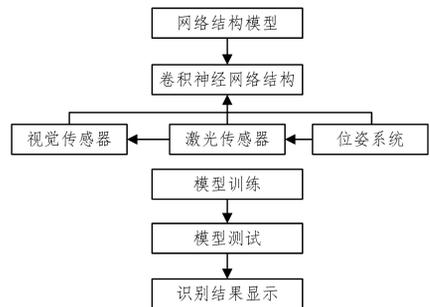


图 1 机器人场景识别系统结构

视觉传感器:获取并处理训练卷积神经网络结构时所需要的机器人工作场景图数据集。

激光传感器:在机器人工作场景中不可避免会遇到障碍物,故在场景图的数据采集过程中需要用到本部分功能来采集环境中的障碍物的距离数据。

位姿系统:与激光传感器采集到的数据相结合,完成自定位与环境地图的创建。

卷积神经网络模型的网络结构采用的是:ReLU 激活函数,池化层使用最大池化方法,学习率采用每代都减小的方法,且前两层全连接层都带有 Dropout 技术。

卷积神经网络结构包括:多个卷积层、池化层、全连接层,最后得到的数据集在这个部分进行处理。

为了方便使用时在不同数据集上实现算法的研究与结果分析,设计一个系统原型软件,主要包括模型训练模块、模型测试模块和识别结果显示模块。

在实际应用中,机器人在文字位置检测时,需要提取文字信息,很多时候会碰到文字粘连的情况,这时就需要使用残缺粘连的文字区域图片来训练神经网络,这样不仅可以得到文字位置,还可以避免漏检问题。在物体识别^[20]以及大尺寸自然场景图像的处理过程中,可以使卷积神经网络和超像素分别与深度玻尔兹曼机^[21]相结合,其中利用卷积神经网络对大尺寸场景图像进行预处理得到卷积特征后,将结果作为深度玻尔兹曼机的可视层输入,进行特征提取,然后利用 Softmax 分类器实现场景的分类。超像素是由简单线性迭代聚类算法对图像进行预处理,然后将在距离以及颜色上相似的像素点聚集而形成的,能使得到的图像轮廓更清晰,也就可以处理复杂场景图,再类似前面将每个超像素作为深度玻尔兹曼机的可视层节点,进行特征提取,利用 Softmax 分类器进行特征分类,采用此方法很适用于室外场景的识别。

在室内场景中,要实现室内三维地图与语义信息的关联,使用分散模块化技术使机器人能够同时进行场景物识别与地图重建,从而实现其室内识别功能^[22-23]。在基于 RGB-D 信息的三维场景构建技术的基础上,利用图像像素局部的八连通结构,融合深度优先算法优化原始深度图,并通过采用 RANSIC 改进的 ICP 位姿估计方法进行环境地图的三维重建;同时引入基于卷积深度学习模型的物体识别系统,实现对室内环境物品的识别与分类;并且采用分散模块化技术对整体系统进行改进,提高系统的实时性和系统功能集成、扩展与升级的灵活性;最后针对分散模块化后出现的系统信息处理不同步的问题,提出增加同步标识的方法,将识别与重建两个处理进程并行统一于分散模块化机器人系统。使用这种方法就能解决机器人在室内重建可靠的环境地图的问题。

3.2 实际应用

智能机器人是尽量自主模仿人类行为的机器人,这种行为体现在多个方面,如人的动作、语言、逻辑思维方式等。本节给出几个深度学习在机器人的智能行为方面的应用。

3.2.1 抓取位姿判别

智能机器人研究的必不可少的一部分就是机器人学习抓取,这里涉及到的研究包括智能学习、抓取位姿判别、机器人运动规划与控制等,在研究抓取判别时我们使用多模特征深度学习与融合方法相结合的方法。在给定抓取目标场景图的情况下,机器人可以通过多模特征学习推断出最优抓取姿势,并且随着工作时间的增加,机器人抓取新目标的精确度也不断增加。

利用多模特征深度学习与融合方法来解决智能机器人抓取判别问题。本方法的实现过程如下:首先,采用堆叠降噪自动编码(Denoising Auto-Encoding, DAE)建立深度网络模型;然后,采用 Kinect 体感传感器获取目标 RGB 及深度多模数据,以融合策略处理多模特征的深层抽象表达;最后,将多模特征深度学习模型^[25]与机器人相结合,就可以实现对不同形状、不同摆放方向物体的抓取判别与定位。在此设计方法中,

深度网络对新目标抓取判别的鲁棒性能和机器人抓取判别的精确性得到了有效提高。在建立深度网络模型时,把测试特征分布偏离训练特征视为一类噪化,通过引入降噪自动编码和稀疏约束条件实现网络权值的学习;在网络学习中,先对训练数据进行噪化,再对其进行降噪编码。在实际运用过程中,机器人在拥有场景图的情况下,首先要对目标进行分割,提取有效的初始特征,然后才能得出抓取的最优位姿。

在解决该问题时,可以在特定时刻 t 将机器人获取到抓取目标的 n 维特征序列假设为 $X(t)$;接着会得到多个可能的抓取位姿,也就有对应关系“位姿-特征”,这时就可以将抓取判别问题转化为求概率模型的最大化问题,其中初始特征集 $X(t)$ 使用它的深层抽象表达;然后采用 L 层深度学习网络构建机器人最优抓取判别模型,使用前面得出的结果设计输入层的输入量,从而得到输入输出的逻辑关系。这里为了提升网络的鲁棒性能,需要用到基于叠层 DAE 的多模特征深度参数学习。为了进一步提升网络的学习效率,在权值学习中引入稀疏约束条件,这时我们就得到一个单模结构的深度网络。为了有效提高机器人抓取判别的精度,采用多模视觉特征,进一步构建多模深度网络,多模深度学习就是要获取多个单模深度网络输出的有效融合,最后使用一种增量快速搜索方法^[26]得到有效的抓取位姿。

3.2.2 工业服务

在机器人的智能水平发展到一定程度后,就能代替人类完成某些有危险性的工作,也能为人们的日常生活工作带来方便。例如,使用机器人进行挖掘就可以避免在人工挖掘过程中挖掘机对工作人员造成伤害,在复杂环境中的挖掘效率也更高;机器人还可以应用到工业分拣中代替人类完成繁琐的工作。

在设计自主作业的挖掘机器人^[27]时,首先考虑它对自身环境地图的建立,由于在工业中应用时需要考虑成本问题,这里使用基于单目视觉传感器的挖掘机器人视觉系统来获取工作环境中的图片信息。在这个应用中,主要考虑视觉系统中的图像识别和铲斗目标检测与跟踪,在对图像进行处理时,首先对图像进行前期处理,通过灰度化处理和直方图均衡化增强图像中的特征信息,使用中值滤波过滤图像中的噪声信号,接着利用 Canny 算子和 SUSAN 算子分别实现挖掘机器人图像的边缘检测和角点检测;然后使用深度学习处理图像,这个图像识别系统基于 BP 神经网络并且基于自编码器对图像特征进行学习,通过 MNIST 数据集对系统进行训练,可以实现图像的分类,同时自编码系统也能学习到图像的边缘特征。

在机器人处理好周围的工作环境后,下一步就是解决铲斗目标检测与跟踪的问题。这里提出的铲斗目标检测算法是将三帧差法与混合高斯背景建模法相结合,铲斗目标跟踪算法是一种基于 Kalman 滤波和 Mean-shift 算法的新算法。

将深度学习运用到工业分拣中能有效地解决当前机器人在识别复杂工件方面存在的问题,能快速、高精度地识别和定位复杂工件。首先对获取到的目标图像进行前期处理,处理方法与前文挖掘机器人的图像前期处理方法步骤类似,经过图像灰度化、滤波、Otsu 阈值分割、腐蚀膨胀操作,至此就完成了图像的前期处理,然后进行目标定位。接着就需要得到目标所在的位置坐标以及所属类别以实现分拣,为达到这

个目的,运用已经训练的深度学习神经网络(CNN)对目标进行识别。这两个部分的运行框架如图2所示。

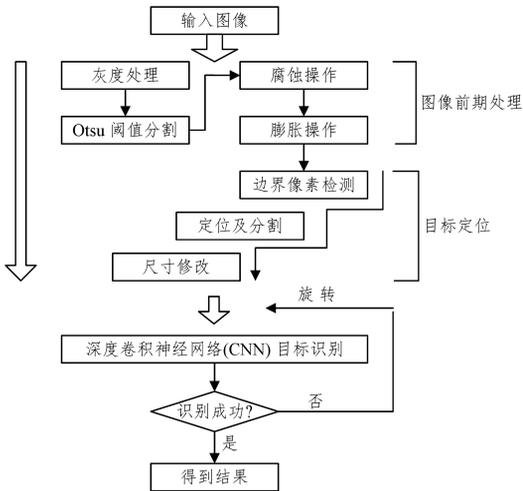


图2 图像识别与定位架构

上述架构与前文提到的方法类似,使用激光传感器来触发机器人运动,得到图像后进行灰度均衡化处理;然后基于Otsu 阈值分割将图像进行二值化处理,通过腐蚀和膨胀操作分别滤除图像中的颗粒噪声并适度还原被腐蚀的目标边缘;接着确定目标物体的中心坐标,修改图像尺寸,以方便后面的识别^[28];最后利用CNN进行目标识别和分类,如果识别成功就输出结果,否则旋转图像继续CNN的识别^[29-30]。

在实际工业生产车间中,机器人作业时的光环境受到很多因素的影响,要提高视觉识别算法的鲁棒性,就需要一个稳定的光环境,打光直射有利于分割及定位目标。当然,这种算法模型能满足当前工业分拣机器人的视觉作业要求。

3.2.3 家庭服务

智能机器人不只在工业方面发挥着作用,在家庭服务^[31]方面也可以帮助我们完成很多事情,如日常家务的开关电视、煮饭、打扫卫生、娱乐等。设计家庭服务机器人时主要考虑以下两方面功能:

1) 机器人首先要能识别并理解室内的环境,这样才能执行接收到的任务;

2) 要能方便地跟人进行沟通,也就是能理解人类自然语言指令。

在室内环境的识别与重建方面,利用本文3.1节中介绍的机器人视觉识别系统,在自然语言指令的意图理解方面,采用一种深度去噪自编码器(SDAE)^[32-33],从而形成一个人和机器人交互的系统。这个交互系统可分为3个部分:第一个是人和机器人交流的输入输出部分,这部分主要是机器人对自然语言的识别和语音合成识别处理后的文本指令;第二部分包括结合第三部分的语料库对第一部分识别的语音进行意图理解和生成处理后的文本语言;第三部分就是第二部分需要用到的大规模语料库。

为了使用户可以用日常语言与机器人交流,可以通过大规模语料库的统计学习来使机器人理解人类语言的含义。因为是家庭服务机器人,所以可以根据家庭环境和应用场景来构建这个语料库。对语料库中的各类指令进行意图标注,以方便后续把文本指令理解问题转化为分类问题,也方便机器

人在理解自然语言文本指令后选择执行相对应的内容。在处理文本指令时,利用传统文本向量空间模型(VSM)^[34]与文本指令的词性信息相结合的文本表示模型,称为词性向量空间模型(POS-VSM),这个模型另外增加词性维度并对词性进行统计量化;然后将深度去噪自编码器(SDAE)运用于文本指令意图理解,从而提取指令的高阶特征,输出一个包含文本指令高阶特征的多维特征向量。经过离线训练和在线预测,得到文本指令的意图理解,主要是输出得到意图列表及相应的概率。

3.2.4 多机器人

单个机器人的作用毕竟是有限的,故产生了多机器人系统。在这个系统的重要任务之一就是进行多个机器人之间高效合理的任务协调,这里主要说到系统中的一个关键部分——基于深度学习算法的多机器人的编队^[35],这可以使机器人在协同工作时能快速且高效地自主避障和选择合适的队形。

首先利用前面提到的机器人视觉识别系统建立基于图像系列的多机器人避障和队形变换策略,本方法在仿真实验环境中也达到了理想的效果。经过对应用的分析,采用将深度学习障碍策略制定与机器人编队算法相结合的方法,使得决策的制定和预测更加准确。根据机器人接受任务的不同,可以选择不同的编队算法,比较成功和常用的策略是基于行为法^[36]和领航跟随法^[37]相结合的策略。在利用这个策略制定算法时先通过有监督的学习,采用离线的方式进行样本采样,从而有监督地进行训练,制定合适的策略。为了使机器人能根据学习到的环境在线进行障碍物的识别,通过深度学习方法训练出一个网络,以实现此功能。此时机器人就能根据训练好的网络并结合自己获取到的环境信息准确地做出决策,从而在工作过程中避开障碍物,更好地进行编队。

4 智能机器人的发展展望

智能机器人的发展经历了很长的时期,在国际上达到了较高的水平。在21世纪的今天,深度学习、云计算^[38]、大数据、仿脑技术^[39]、自主心智研发技术^[40-41]等高速发展的科技技术也成为智能机器人发展的重要驱动力。

在未来,计算方法方面更趋向于现代软计算的新理论与新方法,与大数据、云计算相结合,可使机器人利用云平台更好地存储资源和自主学习,同时在大数据环境下,数量庞大的机器人共同分享学习,叠加学习知识。与深度学习相结合能更有效地分析和处理机器人获得的海量数据,从而提高它的学习和工作效率,发展智能机器人的潜力。在前文提到的基于深度学习的目标跟踪过程中存在目标变形和遮挡问题,因此递归神经网络也成为这个算法研究的新方向。对于家庭服务的机器人,在语音识别中加入深度学习,使机器人对接收到的语言进行情感分析,然后根据分析得到的结果做出相对应的动作,如幽默的对答、放音乐等。在智能机器人发展到一个成熟时期,希望其能像人一样思考。

当然这些发展也还存在很多隐藏的问题,例如,在机器人与云平台相结合时,因为技术还不够成熟,还有很多问题需要进一步的研究和探索,如资源分配、系统安全、可靠有效的通信协议等都是下一步研究中需要关注的问题^[42]。在计算机

技术不断进步发展的时期,如何将它们与机器人有机结合起来,以提高机器人自身的能力,也是未来值得研究的方向。

结束语 深度学习、人工智能和机器人等高科技技术及应用的发展引起了社会各界人士的广泛关注,各种科技技术的迅速发展也为智能机器人的发展提供了充足的动力,使其智能化程度不断提高。智能机器人是人工智能、神经学、机械学等众多学科的融合,其中深度学习的运用也使得机器人的处理和分析能力更加高效,特别是深度学习在智能机器人的图像识别和语音识别方面起到了重大的作用。深度学习使机器人在工业服务、家庭服务等方面的能力都得到了提高,同时也使得机器人在具体工作过程中的动作准确度、指令执行能力以及多机器人的协调配合能力得到了提高。

参 考 文 献

- [1] 王薪宇. 基于深度学习和云机器人的工业机器人未来发展方向的研究[J]. 科技创新导报, 2016, 13(10): 7-9.
- [2] YANG M, ZHU D, MUSTAFA R, et al. Learning domain-specific sentiment lexicon with supervised sentiment-aware lda[C]// Proceedings of the Twenty-first European Conference on Artificial Intelligence. IOS Press, 2014: 927-932.
- [3] YANG M, ZHU D, TANG Y, et al. Authorship Attribution with Topic Drift Model [C]// AAAI. 2017: 5015-5016.
- [4] MUSTAFA R, MIN Y, ZHU D. Obscenity detection using Haar-like features and gentle adaboost classifier[J]. The Scientific World Journal, 2014, 2014: 753860.
- [5] 黄子良. 深度学习应用前景分析[J]. 通信与信息技术, 2017(3): 54-56.
- [6] KRIZHEVSKYK A, SUTSKEVER I, HINTON G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[C]// International Conference on Neural Information Processing Systems. USA: Curran Associates Press, 2012: 1097-1105.
- [7] 闫友彪, 陈元琰. 机器学习的主要策略综述[J]. 计算机应用研究, 2004, 21(7): 4-10, 13.
- [8] ZHU D. Feedback Big Data-Based Lie Robot[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2018, 32(2): 1859002.
- [9] HUANG J, ZHU D, TANG Y. Health diagnosis robot based on healthcare big data and fuzzy matching[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2017, 33(5): 2961-2970.
- [10] ZHU D, LIAN Z. Parking robot based on fuzzy reasoning and parking big data[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2017, 33(5): 3087-3094.
- [11] ZHU D. Cloud robot system and method of integrating the same; U. S. Patent 9,031,692[P]. 2015-5-12.
- [12] ZHU D. Extendibility, Scalability and Fault-Tolerance Methods for Cloud Robots Especially for Cloud Nanorobots[J]. Journal of Computational and Theoretical Nanoscience, 2015, 12(12): 6208-6219.
- [13] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks [J]. Science, 2006, 313(5786): 504-507.
- [14] MARKOFF J. How many computers to identify a cat? [N]. The New York Times, 2012: 6-25.
- [15] LECUN Y, BOSER B, DENKER J S, et al. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition[J]. Neural Computation, 1989, 1(4): 541-551.
- [16] SAINATH T N, KINGSBURY B, SINDHWANI V, et al. Low-rank matrix factorization for deep neural network training with highdimensional output targets [C]// 2013 IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing Vancouver, Canada; IEEE Press, 2013: 6655-6659.
- [17] DONG T Y. A Simple Analysis of AlphaGo[J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(5): 671-675.
- [18] BENGIO Y, LECUN Y. Scaling Learning Algorithms towards AI[C]// Large-Scale Kernel Machines. 2007: 1-34.
- [19] 喻祥尤. 基于深度学习的机器人场景识别研究[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2017.
- [20] 高晶钰. 基于深度学习的场景识别方法研究[D]. 北京: 北京工业大学, 2015.
- [21] HINTON G. a Practical Guide to Training Restricted Boltzmann Machines[J]. Momentum, 2012, 9(1): 224-238.
- [22] 董政胤. 基于分散模块化技术的机器人同时场景识别与重建[D]. 北京: 北京工业大学, 2016.
- [23] 钱夔, 宋爱国, 章华涛, 等. 基于自主发育神经网络的机器人室内场景识别[J]. 机器人, 2013, 35(6): 703-708.
- [24] 仲训泉, 徐敏, 仲训显, 等. 基于多模特征深度学习的机器人抓取判别方法[J]. 自动化学报, 2016, 42(7): 1022-1029.
- [25] NGIAM J, KHOSLA A, KIM M, et al. Multimodal deep learning [C]// Proceedings of the 28th International Conference on Machine Learning. Bellevue, USA, 2011: 689-696.
- [26] JIANG Y, MOSESON, SAXENA A. Efficient grasping from RGBD images: learning using a new rectangle representation [C]// Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Shanghai, China; IEEE, 2011: 3304-3311.
- [27] 于华琛. 基于深度学习的挖掘机器人图像识别及铲斗目标跟踪研究[D]. 南京: 南京工业大学, 2016.
- [28] FUKUSHIMA K, MIYAKE S. Neocognitron: Self-organizing network capable of position-invariant recognition of patterns[C]// 5th International Conference on Pattern Recognition. Piscataway, USA; IEEE, 1980: 459-461.
- [29] KAVUKCUOGLU K, SERMANET P, BOUREAU Y L, et al. Learning convolutional feature hierarchies for visual recognition [C]// 24th Annual Conference on Neural Information Processing Systems. USA; Curran Associates Inc, 2010.
- [30] JADERBERG M, SIMONYAN K, VEDALDI A, et al. Reading text in the wild with convolutional neural networks[J]. International Journal of Computer Vision, 2016, 116(1): 1-20.
- [31] 王田苗, 雷静桃, 魏洪兴, 等. 机器人系列标准介绍——服务机器人模块化设计总则及国际标准研究进展[J]. 机器人技术与应用, 2014, 4(7): 1004-6437.
- [32] 李瀚清, 房宁, 赵群飞, 等. 利用深度去噪自编码器深度学习的指令意图理解方法[J]. 上海交通大学学报, 2016, 50(7): 1102-1107.
- [33] VINCENT P, LAROCHELLE H, LAJOIE I, et al. Stacked denoising autoencoders: Learning useful representations in a deep network with a local denoising criterion[J]. The Journal of Machine Learning Research, 2010, 11(12): 3371-3408.

台无关模型的建立过程以及平台相关模型的生成过程中都会用到。平台无关模型的建立需要使用形式化方法的无歧义性来描述系统,需求模式的引入方便了形式化的描述,为需求向体系结构的转换做了铺垫。平台相关模型的生成需要结合具体平台的技术,需要使用平台提供的架构。

软件开发从来都是一个需要创造性思维的工作,软件技术的进步从来都是渐进的。软件需求的变动会带来软件体系结构的变动,在这一过程中计算机很难做出合适的选择,需要软件开发人员进行思考决策。基于模式的软件开发方法在需求分析阶段就要进行开发,因此需要特定领域的专家和分析人员进行开发。在设计阶段需要对不同平台、不同系统架构和使用的变换工具的变换定义非常熟悉,因此需要专业开发人员,很难在初级开发人员中普及。软件自动化开发方法会遇到的4点固有困难在软件环境发生变化时会使得自动开发更加困难,这些都导致了软件自动化开发方法的研究进展缓慢。

结束语 软件开发和设计过程涉及许多不同种类和不同层次的思维过程。程序员所进行的大量工作都集中在抽象层次较低的软件编码上,他们过于习惯性地依赖于特定的解决方案,没有针对性地检查该方案是否恰当有效。研究软件生产自动化并不是完全的自动化,需要开发人员进行思考决策。基于模式的软件自动化生产方法还有很大的发展空间,现在的模式选择和决策等都依靠程序员的经验和思考,往往会造成很多主观错误。因此,转换决策的制定、模式选择时考虑因素的优先级别等都是以后研究的方向。设计模式阶段需要的通用框架也是以后的研究方向。本文分析了模式驱动的软件架构设计在电子商务应用领域的可行性,进一步的具体实现是以后的研究方向。

参 考 文 献

- [1] Model-driven Architecture[EB/OL]. [2017-08-25]. https://en.wikipedia.org/wiki/Model-driven_architecture.
- [2] Software factory[EB/OL]. [2017-08-26]. https://en.wikipedia.org/wiki/Software_factory.
- [3] 郭新峰,马世龙,吕江花,等.需求变更自动化管理模型与实现[J].计算机系统应用,2015,24(4):11-18.
- [4] 刘奎,宋森,陈一飞,等.基于软件模式的PIM到PSM的模型变换[J].计算机技术与发展,2006,16(10):74-76.
- [5] BUSCHMANN F,MEUNIER R,ROHNERT H,et al. Pattern-Oriented Software Architecture(Volume 1): A System of Patterns [M]. New York:John Wiley & Sons,1996.
- [6] MICHAEL J. Problem Frames: Analyzing and Structuring Software Development Problem [M]. Addison-Wesley,2001.
- [7] 模式[EB/OL]. [2017-07-12]. <http://www.miel68.com/zhuan/moshi.htm>.
- [8] 模式[EB/OL]. [2014-06-24]. <http://www.baik.com/wiki/模式>.
- [9] STEPHEN W. Software Requirement Patterns [M]. Microsoft Press,2014.
- [10] FOWLER M. 分析模式[M].北京:机械工业出版社,2004.
- [11] ALEXANDER C. The Timeless Way of Building [M]. Oxford University Press,1979.
- [12] ERICH G,RICHARD H,RALPH J,et al. Design Patterns-Elements of Reusable Object-Oriented Software [M]. Addison-Wesley,1995.
- [13] BUSCHMANN F,HENNEY K,SCHMIDT D,et al. Pattern-Oriented Software Architecture(Volume 5): On Patterns and Patterns Languages [M]. New York:John Wiley & Sons,2007.
- [14] 丁博,王怀民,史殿习.构造具备自适应能力的软件[J].软件学报,2013,24(9):1981-2000.
- [15] KRAMER J,MAGEE J. Self-Managed systems:An architectural challenge[C]//Proceedings of the Conference on the Future of Software Engineering,2007.
- [16] RAMIREZ A J. Design patterns for developing dynamically adaptive systems [M]. Michigan State University,2008.
- [17] SCHMIDT D,STAL M,ROHNERT H,et al. Pattern-Oriented Software Architecture(Volume 2): Patterns for Concurrent and Networked Objects[M]. New York:John Wiley & Sons,2001.
- [18] GOMAA H,HUSSEIN M. Software reconfiguration patterns for dynamic evolution of software architectures [J]. Fourth Working IEEE/IFIP Conference on Software Architecture,2004 (WICSA 2004). 2004.
- [19] WEGNER P. Research Directions In Software Technology[C]//Proceedings of The 3rd International Conference on Software Engineering,1978.
- [20] Management. IEEE,2012:500-505.
- [21] DU Z,HE L,CHEN Y,et al. Robot Cloud: Bridging the power of robotics and cloud computing[J]. Future Generation Computer Systems,2016,21(4):301-312.
- [22] 张小俊,刘欢欢,赵少魁,等.机器人智能化研究的关键技术与发展展望[J].机械设计,2016(8):1-7.
- [23] 王光君.基于云计算的自主心智发育机器人研究[D].济南:山东大学,2015.
- [24] JI B,LI S,WANG G,et al. Could cloud technology be useful in autonomous mental developmental robotics? A case study[J]. International Journal of Robotics and Automation,2016,31(3):206-444.
- [25] 张恒,刘艳丽,刘大勇.云机器人的研究进展[J].计算机应用研究,2014,31(9):2567-2575.

(上接第47页)

- [34] SALTON G,WONG A,YANG C S. A vector space model for automatic indexing [J]. Communications of the ACM,1975,18(11):613-620.
- [35] 梁栋.基于深度学习的目标识别研究及其多机器人编队应用[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2015.
- [36] LONG M,GAGE A,MURPHY R,et al. Application of the Distributed Field Robot Architecture to a Simulated Deming Task [C]//Proceedings of the International Conference on Robotics and Automation. IEEE,2005:3204-3211.
- [37] KOWDIKI K H,BARAI R K,BHATTACHARYA S. Leader-follower Formation Control Using Artificial Potential Functions:a Kinematic Approach[C]//Proceedings of the International Conference on Advances in Engineering,Science and Ma-