论文密级 　公开

海军工程大学

研究生学位论文开题报告

|  |  |
| --- | --- |
| 学科专业 | 信息与通信工程 |
| 研究方向 | 可信信息系统 |
| 论文题目 | 基于XXX神经网络的故障检测与诊断研究 |
| 研究生姓名 | 段雪源 |
| 入学年月 | 2019年9月 |
| 指导教师 | 付钰 教授 |

2021年 09 月 01 日

说 明

1．根据研究生培养方案的要求，开题报告应在指导教师的指导下填写完成，并在开题报告会上宣读。开题报告通过后，研究生应根据评审小组的意见进行修改完善。填写开题报告时应在封面右上角填写论文密级。

2．指导教师、教研室、院（系、所）和开题报告评审小组的意见应对应填入《毕业研究生登记表》中。

3．开题报告一式三份（可复印），研究生院、各学位评定分委员会和研究生本人各一份。研究生最终提交的开题报告应为根据开题评审小组评审意见，修改完善后的版本。

|  |
| --- |
| 一、选题依据：1．说明研究目的和意义；2．综述国内外有关本选题的研究概况；3．本选题已有的研究基础。 |
| 1．研究目的和意义  随着科技的发展和制造工艺的进步，设备或系统呈现出复杂化、大型化、非线性化、系统化特点，在使用过程中的任何异常或故障不仅直接影响设备或系统的安全性和稳定性，如不能及时发现并处理，将可能造成严重的经济损失和人员伤亡，即使是微小的故障也有可能会在传播时被不断放大，最终引发不可估量的损失和伤亡。2017年美军一架空中加油机，在空中意外解体，夺走了16名美军士兵的生命，后经调查发现事故起因是螺旋桨生锈未及时排除，导致后期叶片腐化严重，最后发展为叶片裂缝，而在多次维修中均未发现这种隐患。又如2018年9月17日，德国勃兰登堡级护卫舰由于配电柜故障在波罗的海执行任务时发生火灾。这些血淋淋的教训警示着我们:小故障能引起大灾难。如果能在设备或系统运行的可控范围内及时发现故障，特别是尽早检测出早期、微小故障，进行故障辨识和溯源，进而故障隐患进行有效地处理，降低异常事件的发生，减少人员生命和经济财产的损失。  随着传感器技术、工艺技术和计算机、网络技术的迅猛发展，在设备运行或系统工作过程产生的大量时间序列鲜明、维度高、海量的状态数据，这些数据为我们掌握系统的运行状态提供了基础信息。然而，对这些高维度的海量状态数据及监控变量，单纯依靠传统的机理分析方法已经无法充分提取数据中隐含的故障征兆、因果逻辑等关系；同时面对复杂系统的动态随机性、多源不确定性、高度耦合性以及强干扰等特点，不仅难以建立精确的数学模型，而且难以建立完善、齐备的专家知识体系。  基于信号处理的方法不需要精确的数学模型，回避了基于模型的故障诊断方法的难点，而是基于待测对象的信号模型，分析测得的信号数据提取特征信号值，根据特征值是否异常来判断待测对象是否发生故障，该方法基本不依赖于待测对象的模型，既适用于线性系统又可适用非线性系统，基于数据驱动的智能故障诊断方法，以采集到的不同来源、不同类型的监测数据作为基底，利用各种数据挖掘技术，对海量、多源、高维数据进行统计分析和信息提，取获取其中隐含的有用信息，表征系统运行的正常模式以及故障模式，进而达到检测与诊断的目的，可分为信号获取、特征提取、故障分类3个模块，框架如图1所示。    图 1 数据驱动的智能故障诊断框架  智能故障诊断方法的性能极大地依赖于所提取的特征质量，包括特征的实时变化、阶段性变化、趋势性变化及故障模式等，即数据的表示学习是智能故障诊断技术的核心。传统的特征表示学习方法存在以下问题：  (1)需要领域的先验信息、专业知识和深厚的数学基础才能设计出合适的特征提取方法；  (2)提取的特征多是浅层特征，针对复杂分类问题其泛化能力受到一定制约；  (3)受限于系统的物理特性，组件或故障条件变化均可能显著改变特征提取方法或其评估标准；  (4)特征提取依赖于原有特征积累和评估标准，对于新特征的挖掘具有一定局限性。  此外，数据驱动的智能故障诊断方法对待测对象的信号数据进行分析，对系统高维信号之间的耦合性和关联度挖掘不够，没有更加深入地利用待测对象的深层信息，影响故障定位的准确性。  近年来，由于计算机运算能力的增强，大数据的增加及有效算法的改进，以及人类对知识的认识、管理和应用水平的提高，使得设备或系统数据的获取、存储、传输、加工、分析和利用得到了有效提升，结合类脑认知机制进行数据处理的神经网络(Neural Networks)技术以其自学习能力、非线性映射能力、对任意函数逼近能力、并行计算能力和容错能力，具有快速处理大量数据、分析提取有效信息等优点，受到越来越多关注。卷积神经网络（CNN）已广泛应用于计算机视觉，循环神经网络（RNN）在语音识别、机器翻译领域并取得了巨大成功，自动编码器（AE）经常被用于数据降维、特征压缩。  神经网络采用多隐层网络以逐层学习的方式从输入数据中提取信息，其深层架构允许它通过多级抽象来形成高层表示、属性或类别，无监督“逐层贪婪学习”的思想为深度网络结构相关的优化难题带来了新的思路，同时也为基于神经网络的故障诊断技术研究带来了新的方向。神经网络由于其自学习和自适应的特性，在设备和系统运行异常监控领域取得了较为广泛的研究与应用。但是故障样本的完备性、典型性以及算法的收敛性、训练速度和诊断的实时性等制约着基于传统神经网络的故障诊断技术的发展，如何结合深度学习算法设计新的数据驱动的故障诊断方法已成为近年来过程控制领域的研究热点。基于神经网络的故障诊断研究主要分为3种思路[11]：  (1) 数据获取→特征工程→基于神经网络的诊断分类，如图2(a)所示。  采用传统的统计分析、信号分析等方法进行特征提取、选择或者融合，基于提取的特征结合深度学习技术进行故障检测与诊断，如文献[31,32,36]等。该类方法结合传统方法进行数据预处理和特征提取，有利于将专业知识和先验信息应用于整个算法设计中，再结合深度学习技术进行特征分类，可以有效地降低模型复杂度并提高识别率。  (2) 数据获取→基于神经网络的特征工程→诊断分类，如图2(b)所示。  采用深度学习技术进行特征提取，基于提取的高阶特征结合传统的多元统计分析技术进行故障检测与诊断，如文献[37,38]等。该类方法采用多隐层网络进行高阶、抽象、细节化等特征的无监督提取，既不需要人工干涉又不依赖于先验知识，再结合多元统计分析技术有利于控制过程中对系统的可视化监控。  (3) 数据获取→基于神经网络的特征工程与诊断分类，如图2(c)所示。  采用神经网络技术直接对获取的信号进行封装式处理，以达到对故障辨识结果输出的目的，如文献[39–42]等。该类方法属于“端到端(End-to-End)”的模式，直接实现由输入到目标的输出，促使多隐层网络中特征提取和模式分类的参数可以协同优化，采用特征自学习的策略自动发现大型数据集中与目标关联的有效特征。  本研究希望利用神经网络强大的自适用能力，通过构建复合的深层网络模型，形成不依赖过多的先验知识和精确的特征提取要求，就能更好的展现海量状态数据与设备（系统）健康状况之间的映射关系，有效地提高故障检测与诊断的即时性、精确性、鲁棒性和具有较强泛化能力的智能诊断系统。    图 2 基于神经网络的故障检测与诊断思路汇总  2、基于神经网络的故障检测与诊断技术研究现状  神经网络技术的不断发展，在高阶数据、抽象信息的挖掘工程中，逐渐成为强有力的数学工具，对数据中有效特征的完备表示，对故障的分类（预测回归）都有很好的结果。网络结构不仅决定着特征提取的完备性，而且关系着解决方法的复杂度[6]。结合神经网络的5种基本架构：自编码网络、卷积神经网络、循环神经网络、生成对抗网络、深度置信网络，可将神经网络技术在故障诊断中的应用，分为基于自编码网络的故障诊断方法、基于卷积神经网络的故障诊断方法、基于循环神经网络的故障诊断方法、基于生成对抗网络的故障诊断方法、基于深度置信网络的故障诊断方法，如图3所示。（插入图片后，需再排版）    图 3 基于神经网络的故障检测与诊断方法分类  2.1 基于栈式自编码网络(SAE)的故障检测与诊断  自编码器(Auto Encoder,AE)是一个自监督学习算法，由编码器和解码器两部分组成。当自编码器的编码和解码通过神经网络实现时，称为自编码网络，由输入层、隐层、输出层组成的三层网络模型，如图4所示。    图 4 自编码网络结构图  隐层是自编码网络的核心，决定着网络的结构。一般情况，当隐层单元的数量小于输入层单元的数量，隐层学习到的是输入数据的低维压缩，如2（a）所示；当隐层单元数量大于输入层单元数量时，隐层学习到的是输入数据的高维扩张，如2（b）所示，此种网络会产生大量的冗余信息。为了使隐层能有效地提取原始输入数据的主要特征量，通常会加入一定限制条件，如稀疏性限制，以过滤掉数据扩张时产生的一些冗余信息。以Sigmoid激活函数为例，稀疏性限制使得神经元的输出接近1时激活该单元，当输出接近0时抑制该单元[86]。  自编码网络能简单方便地编码出更丰富、更高阶的网络结构。对于给定训练集，第个样本有个观测值，即，为输入层到隐层之间的权重和偏差，为隐层到输出层之间的权重和偏差，对于，有：        其中为第*i*个样本在输入层第*j*个单元的输入值，为输入层第*j*单元与隐层第*k*单元之间的权重，为输入层到隐层第*k*单元的偏差；为隐层第*k*单元与输出层第*j*单元之间的权重，为隐层到输出层第*j*单元的偏差。  栈式自编码网络（Stacked Auto Encoder, SAE）是由多个稀疏自编码网络组成的神经网络模型，前一个自编码器的输出作为后一个自编码器的输入，其网络结构如图5所示。    图 5 栈式自编码网络结构  对于一个结构为“1--1”的具有层稀疏自编码隐层组成的栈式自编码（SAE）网络，假定输入单元的数目为，隐层数目为、隐层单元数目***s***，模型参数，分别表示的是第个隐层对应的输入、输出的权重和偏置，对于，栈式自编码神经网络可以分为编码和解码两个过程，其中  编码过程为：    解码过程为：    以表示权重矩阵，*B*表示偏置矩阵，则稀疏自编码网络的cost函数可表示为：  （需要进下核实一下）  其中，是权重衰减参数，用于控制两项之间的相对重要性并防止过拟合。  栈式自编码网络中每一个隐层都是前一层输出的非线性映射，每增加一个隐层，就可以计算出更加复杂的特征表示，所以这多隐层的“深层”神经网络结构能比“浅层”的网络架构有更好、更丰富的非线性表达能力[87]，能够更为有效地提取并表征工业过程数据中隐含的相关性特征。  为解决前馈传播过程，“深层”网络的最初几层梯度“消失”，导致权重参数变化缓慢的问题。Hiton等人在2006年提出了“逐层贪婪”的训练方法为多隐层网络的参数训练提供了较为有效解决方法［88］。  使用栈式自编码网络的故障检测具有以下优势：  （1）SAE具有自学习机制，可以进行不依赖于训练样本是否具有标签的无监督学习，适用于实际应用中采集到的无标签数据；  （2）SAE逐层训练的方法，从低维状态数据信号中提取出蕴含的高阶非线性特征信息，并且避免了深度前馈 网络的“梯度”弥散问题。  文献[001]将批量标准化（BN）引入到传统的堆栈自编码器（SAE）的编码和解码过程，形成改进型堆栈自编码器，较传统的SAE，对变压器故障分类的准确率更高，且对少数类故障样本也表现出较好的分类效果。文献[002]提出基于堆栈稀疏自动编码器（SSAE）稀疏表示学习的并发故障识别算法，先使用SSAE在独立故障数据集中进行逐层预训练，再将训练得到的权值迁移到深度残差网络，并全部故障数据集中进行调优，在TE过程集上验证效果良好，并在氧化物燃料电池（SOFC）发电系统中验证了其良好的并发故障识别性能。文献[003]使用SAE完全连接故障诊断“博弈”模型，并通过记忆回放、迭代更新和激励机制进行逐步内在特征学习，使得深度Q网络实现了原始振动信号与故障模式之间的非线性映射关系。文献[005]提出一种稀疏自动编码器（SAE）与支持向量机（SVM）结合的攻击检测算法，在SAE对数据进行特征学习与降维处理的基础上，利用改进细菌觅食算法（IBFA）优化SVM的参数，通过在TE过程模型上模拟恶意攻击实验，表明该算法可以有效检测到攻击的发生，并缩短检测时间。文献[006]提出一种带Teager Kaiser能量算子(TKEO)的深度稀疏自编码器(DSAE)模型，利用Ant Lion Optimization对DSAE模型的超参数进行优化，实验分析表明，该TKEO- DSAE模型故障诊断准确率达到99.5%，优于传统的ANN模型。文献[007]将自适应噪声控制( ANC )和基于堆叠稀疏自编码器的深度神经网络(SSAE-DNN)结合，构建了一种敏感的故障诊断模型，以高性能统一的方式进行特征提取、特征选择和目标分类，在变速箱的多级切制齿轮MTCG类型故障诊断实验中，取得比传统检测方法更高的分类精度。  即使在解决诸如诊断变速箱MTCG故障等复杂问题时，DNNs也能够改善分类结果。本研究采用自适应噪声控制( ANC )和基于堆叠稀疏自编码器的深度神经网络( SSA-DNN )，尽管其复杂性较大。  去除振动信号频谱中的大量噪声，以固定每个故障情况下的故障信息分量。接下来，自编码器从这些故障信息组件中学习齿轮故障特征，以分离本研究中考虑的故障类型。此外，将SSA - DNN的实现。实验结果表明，本文提出的模型比传统方法具有更高的分类精度。  采用变分自动编码器（Variational Autoencoder,VAE）将系统的原始变量映射到服从高斯分布的表示空间,再在表示空间中建立监控统计量。VAE方法是深度神经网络的一种类型,具有多层的非线性结构,使得其能够处理变量间复杂的非线性关系。同时,VAE学习到的表示是符合高斯分布,所以很容易地建立监控统计量并估计相应的控制限。所提算法充分利用了VAE提取高斯表示与处理非线性关系的特点,改善了传统方法故障检测的性能。  如图4 所示。h = φ(w(1)x + b(1))产品的使用，而且还可能造成严重的安全事故。  要使设备或系统能够安全、可靠、有效地运行，必须要坚持开展设备状态监测，有效  地实施故障检测与诊断技术可以早期发现故障，避免重大安全事故的发生，保障设备系统正常运行。但是科学的不断进步，待测对象不断复杂化、大型化、非线性化、系统化，建立精确的数学模型难度越来越大，各设备之间存在的耦合，使得模型难度也会成指数增加。而早期的故障检测与诊断主要依赖于专家或技术人员的决策，然而专业人员容易受到压力、疲劳、心理因素、自身知识水平、技能等影响，做出与实际状态相差较大的分析，从而产生错误的判断。  3 基于神经网络技术的故障检测与诊断应用分类  随着传感器、无线通信、移动终端、计算机等的发展，基于模型的故障诊断方法最先发展起来，这种方法需要针对待测对象建立精确的数学模型，需要完整认识待测对象的深层知识，不依赖于历史数据或已知的故障数据，因此可以诊断出未知的故障。  随着基于信号处理的方法不需要精确的数学模型，回避了基于模型的故障诊断方法的难点，而是基于待测对象的信号模型，分析测得的信号数据提取特征信号值，根据特征值是否异常来判断待测对象是否发生故障，该方法基本不依赖于待测对象的模型，既适用于线性系统又可适用非线性系统，但是它只是对待测对象的信号数据进行分析，对系统高维信号之间的耦合性和关联度挖掘不够，没有更加深入地利用待测对象的深层信息。随着传感器技术、计算机技术、工艺技术和网络技术的迅猛发展，人类对知识的认识、管理和应用水平的提高，使得设备或系统数据的获取、存储、传输、加工、分析和利用得到了有效提升，其中机器学习具有快速处理大量数据、分析提取有效信息等优点，已被越来越多地应用于故障检测与诊断技术（Fault Detection and Diagnosis，FDD）中来。  现代设备日趋大型化、复杂化、自动化和连续化，在设备或系统工作过程中采集的数据通常具有维度高数据大（在每个采样的时间点可能会得到几十或上百个维度）、时间序列鲜明以及数据集不平衡等３个特点。神经网络具有自学习能力、非线性映射能力、对任意函数逼近能力、并行计算能力和容错能力，正好可以基于这些数据进行故障诊断。  神经网络用于故障诊断的步骤通常如下：  １）通过信号监测与分析，抽取反映被测对象的特征参数作为网络的输入；  ２）对被测对象的状态进行编码；  ３）进行网络设计，确定网络层数和各层神经元数；  ４）用各种状态数据组成训练样本，输入网络，进行训练，确定个单元的连接权值；  ５）把待测队长的特征参数作为网络的输入，根据输出确定待测对象的状态类别。  本文主要介绍两种方法：  卷积神经网络 （CNN）和递归神经网络(RNN)、图神经网络（GNN）  （ｒｅｃｕｒｒｅｎｔ　ｎｅｕｒａｌｎｅｔｗｏｒｋｓ，ＲＮＮ）。  ３．３．１  基于卷积神经网络的故障检测与诊断  卷积神经网络 （ＣＮＮ）是有一种监督学习方法，最初由 Ｙａｎｎ　Ｌｅｃｕｎ于１９９４年提出，并首次将其用于手写数字识别［４０］，  也是第一批能使用反向传播有效训练的网络之一。该模型是一种特殊的多层感知器或前馈神经网络，通常包含输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层，卷积层通过将输入数据通过核函数进行卷积输出特征映射；  池化层主要是通过池化函数对该层的输入进行调整，减少模型的可训练参数，提高统计效率并且减少对参数的存储需求；全连接层通过整合所有的局部特征进而得到全局特征，用于后续分类。ＣＮＮ 网络的训练类似于传统的人工神经网络训练方法，采用 ＢＰ算法将误差逐层反向传递，使用梯度下降法调整各层之间的参数。ＣＮＮ 可对输入进行提取，得到局部特征并逐层组合抽象生成高层特征，可有效实现故障诊断与识别［４１］。其能够避免对图像、语言等大量复杂信号的前期处理工作，输入的直接是原始数据，并从中学习到不同层级的特征，近年来卷积神经网络在多个领域都得到应用，如语音识别、人脸识别、通用物体识别、运动分析甚至脑电波分析方面等。  图６  卷积神经网络结构图  基于 ＣＮＮ 算法的优越性，即使仍处于探索阶段，但是已经有很多研究人员将 ＣＮＮ 成功应用于故障诊断中。  魏东等首次提出了采用具有两个分类器的 ＣＮＮ 网络结构，这样就有两个输出序列，该方法只用了一个网络结构就实现了对两种非独立分类问题的分类，因此就可以解决两个故障诊断选项中的非独立分类问题［４２］  ；Ｏ  ｌｉｖｉｅｒ　Ｊａｎｓｓｅｎｓ  等则采用卷积神经网络的方法从数据中自动学习用于轴承故障检测的特征，实现齿轮箱的故障检测与分类问题，与基于随机森林分类器的故障诊断准确率相比，有明显提高  ［４３］  ；  而  ｚｈｉ  等人针对基于齿轮箱的振动信号对故障的敏感，提出了一  循环神经网络是从大脑皮层中关于记忆的神经回路和循环反馈系统研究中获得的灵感。一般的神经网络中，虽然层与层之间的节点是有连接的，但同一层内部的节点不连通。ＲＮＮ 具有一个循环结构，使得网络在某时刻ｋ的输出不仅与ｋ时刻的输入有关，还和ｋ时刻以前的输出有关，这使得ＲＮＮ有一定的记忆力，能够获取多个时间步以前的信息。ＲＮＮ与处理序列和列表类数据密切相关，能够挖掘数据中的时序信息，具有充分利用语义信息的深度表达能力，在语言模型和文本生成、机器翻译、语音识别、生成图像描述和时频标记等方面有出色的应用，但是不能很好的处理长时依赖的问题。  目前应用于故障诊断领域的有 Ｅｌ－ｍａｎ、长短期记忆（Ｌ  ＳＴＭ）和门控循环单元 （ＧＲＵ）３种循环神经网络，其中作为ＲＮＮ变体结构的ＬＳＴＭ和ＧＲＵ的应用最多，这些变体网络可以帮助解决ＲＮＮ中零点梯度的消失问题。  ＲＮＮ能够提高故障诊断效率，同时改善了现有神经网络故障诊断方法，使其能够适用于复杂设备或系统的实时故障诊断，具有收敛速度快、精度高、稳定性好、扩展性好等优势。  Ａｚｚａｍ　Ｉ等提出了一种无线传感器网络动态模型及其在传感器节点故障检测的方法，基于 ＲＮＮ 算法模型对传感器、传感器节点的动力学以及传感器的内部连接耦合性进行建模，神经网络的输入包括传感器模型的先前输出以及相邻传感器的当前和先前输出，神经网络输出和拓扑结构 （基于反向传播型）在一般非线性传感器模型的基础上进行改进，并与卡尔曼滤波方法进行比较，该方法有着更高的检测诊断效率［５１］ |
|  |

|  |
| --- |
| 二、论文研究的主要内容、研究方法与技术路线、主要创新点。 |
| （一）主要研究内容  随着增强现实在不同领域的应用越来越广泛，人们对于这种新技术的体验效果要求也越来越高。在现实场景中存在着不同景象的相对运动、不同光照条件以及不同的采集视角等复杂情况，这些均对增强现实系统的实现提出了更高的要求。通过对增强现实实现对真实世界渲染虚拟物体等信息的流程进行分析，发现其核心问题是如何准确的实现快速三维跟踪注册，当对运动物体进行跟踪注册虚拟信息时，能够快速、准确的识别目标、跟踪目标并实现虚拟注册才能使得增强现实效果更佳真实。本课题结合战场态势在增强现实环境下实现多级互动的背景，总结出以下研究内容。  （1）增强现实场景关键目标检测  使用增强现实技术实现战场态势的虚拟渲染需要在真实世界场景中识别出对战场态势分析相关的目标，针对不同目标进行区分识别，实现针对不同关键目标叠加虚拟信息，达到对关注关键目标的信息增强的目的。在增强现实设备实现对目标的检测最主要的衡量指标为识别率、正确率和识别的实时性。而需要识别的关键目标并不是孤立，单独存在的，其与现实世界中的其他物体存在交互和信息交换等行为，如何将目标的行为、目标与环境的关联关系作为输入信息提高对目标的识别效果具有重要研究价值。  （2）运动目标增强现实的跟踪注册方法  现实场景中的不同景象存在相对运动，光照条件以及物体自身的运动，需要对场景中的运动目标进行实时跟踪，方便对运动物体进行注册虚拟信息。物体的运动过程是十分复杂的，运动的过程中包含了外形变化（旋转、尺度、遮挡）、光照变化、运动模糊等情况。相关研究工作里介绍了传统方法的优劣。近些年来的深度神经网络与目标跟踪算法的结合提高了跟踪的准确性，但由于其网络提取深层特征需要较大的时间开销，往往不能满足场景渲染实时性的要求（处理视频流FPS较低）。本研究点旨在利用不同层次特征进行优化，达到增强现实环境的实时性要求。  （3）增强现实场景跟踪注册研究  增强现实环境中，不仅存在物体的运动问题，场景相对于物体的运动包含了更加复杂的情况，因此能够实时而准确地对其进行跟踪定位便成为学者们近年来的研究热点。场景的跟踪注册问题又分为已知场景和未知场景的跟踪注册问题，这里主要研究未知场景的情况。对未知场景的跟踪注册在实际中有更大的意义和普遍性，因为现实中很多场景是事先不知道的，如何利用初始环境的情况下，进行扩展跟踪是本结研究的主要内容。  （4）增强现实场景中的交互技术  在增强现实的实际场景中，纯粹的对关键目标进行虚拟信息的叠加渲染仅能提供对目标的额外信息。而战场态势的意义在于信息的有效共享和合理的交互手段设计。战场态势在增强现实场景中的展示通过可视化技术作为基础，对于战场态势的分析需要设计交互手段与叠加的虚拟信息进行交互。常规的交互手段需要交互设备的支持，采用手势识别并设计与本研究背景相结合的复杂手势是本研究点的主要内容。  （二）研究方法和技术路线  （1）基于YOLO算法的实时目标检测  在增强现实环境下实现对观测到的现实场景中关键目标的检测，是对后续目标运动跟踪的先导问题。随着近年来计算机视觉在目标检测领域的发展，传统的目标检测中，多尺度形变部件模型DPM（Deformable Part Model）连续几年获得了很好的效果，其主要可以看做为HOG+SVM的扩展，并很好继承了两者的优点。DPM主要的不足在于相对复杂，检测速度较慢，无法满足实时性的要求。近年基于深度学习的目标检测发展火热，其速度与性能均优于传统方法。基于深度学习的目标检测方法主要分为两类：一类基于区域提名（Region Proposal）的，如R-CNN，SPP-net、Fast R-CNN、Faster R-CNN、R-FCN等；另一类是端到端（End to End）的方法，如YOLO、SSD方法。相对于区域提名的方法，端到端的方法在检测速度上优势明显。这一特征十分契合增强现实环境目标检测对实时性的要求。  YOLO算法能够满足实时性要求主要是其核心思想利用整张图作为网络的输入，如图11所示，首先Yolo的CNN网络将输入图像分成SxS 个网格，然后每个单元格负责去检测那些中心点落在该格子内的目标。每个单元格会预测B个边界框，以及边界框的置信度。置信度包含两个方面，一是这个边界框含有目标的可能性大小，二是这个边界框的准确度。这里假定前者记为Pr(object)，当该边界框为背景时，Pr(object)=0.而当该边界框包含目标时，Pr(object)=1。边界框的准确度可以用预测框与实际框的IOU（交并比）来表征，记为。因此置信度可以定义为Pr(object)\*。同时考虑到多目标类别问题，对于每个划分的网格还要给出预测C个类别的概率值，表示由该网格负责预测的边界框其目标属于各个类别的概率。  图11  Yolo采用卷积网络来提取特征，然后使用全连接层来得到预测值。能够实现多目标检测，给出其类别信息及边界，便于之后对目标的跟踪。采用YOLO框架实现增强现实环境的目标检测能够满足实时性的要求，其平均帧率能够达到50FPS，针对YOLO的研究主要聚焦在先验框的选取对于目标检测的精度的影响，对于相互靠近的物体以及小目标的检测存在不足。此处拟通过对先验框的预聚类方法来精确区分小目标和背景，提高算法精度。  （2）基于时空上下文的目标跟踪方法  在视觉跟踪中，局部上下文信息由跟踪目标与其周围特定的背景区域组成，如图12中左侧的红色矩形框区域，其中的黄色矩形框为跟踪目标区域。由于帧率为30帧每秒的连续两帧间相对平滑，所以大部分的局部上下文信息将保持不变。因此，在连续帧中的包含跟踪目标的局部区域存在着紧密的时空上下文关系。如图12中的跟踪目标的大部分区域发生了遮挡情况，从而使目标的外观发生了显著的改变。然而，由于时空上下文区域在整体上保持着相似性，且只有小部分被遮挡，所以包含跟踪目标的时空上下文区域并没有发生显著变化。因此，当前帧的时空上下文区域有助于预测跟踪目标在下一帧中的位置。此外，跟踪目标与其局部上下文区域之间的空间关系可以提供场景的特定信息，如图12中的中间列其有助于在跟踪目标外观发生显著变化时将其从背景中区分出来。  图12  本方法利用了视频连续帧之间跟踪目标与其局部上下文区域间存在着很强的相关性这样一种思想，也就是前一帧中的局部上下文区域可以帮助预测跟踪目标在下一帧中的位置，从而建立了基于贝叶斯框架的跟踪目标与局部上下文区域的时空上下文模型。这样视觉跟踪问题就转化为计算跟踪目标的置信图，如图12右列。也就是使目标位置似然函数取最大值来求得最优的跟踪目标位置。  本方法的核心思想是通过利用跟踪目标区域与其上下文区域的低级特征（如像素点灰度值和位置）的统计相关性来完成跟踪，故在跟踪目标被遮挡的情况下仍然能很好地完成跟踪任务。  （3）基于改进SLAM的未知场景增强现实跟踪注册方法  已知场景通常利用用户所处环境作为先验知识，通过采用离线方式生成地图和在线跟踪的两个过程。而未知场景没有相应信息无法进行场景的预重建，多数情况只能获取初始环境。为了能够适应广泛的未知场景，SLAM算法被应用到增强现实领域，用以在建立场景地图的同时对摄像机位姿进行跟踪，进而进行增强现实注册。SLAM算法存在非线性算法而引起误差积累，导致在场景跟踪过程中会产出跳点的情况。EKF-SLAM是一种扩展卡尔曼滤波器应用于SLAM方法中，其基本思想是将非线性的过程和观测模型线性化，然后进行卡尔曼滤波。场景是由若干的自然点集构成的，对场景的跟踪可以抽象为对点集的跟踪。其计算过程包括递归预测和校正过程。改进的总体思路为：常规在每一步递归的过程中只考虑其观测变量的位置而忽略其向量速度的变化矢量，将位置的导数加入到状态协方差矩阵中进行更新。减小了其由于忽略位移变化量信息造成的状态转移误差，从而得到更加精确的场景点集位置的预测值。  （4）关联多粒度态势信息的手势识别的多手势交互设计  目前手势识别的技术趋于成熟，许多手势识别库可以精确的对多种手势进行识别，考虑到在对与虚拟物体进行交互的过程中，会涉及到多种手势的组合。在同一粒度态势下，设计手势间组合对于同一虚拟物体的交互影响。通过手势控制虚拟态势信息粒度缩放过程，在不同粒度下设计多种手势表达形式，便于用户之间操作交流。  （三）预期创新点  1.提出一种基于YOLO深度学习架构的实时AR多目标检测算法。主要针对在Hololens这种移动设备实现实时的目标检测，改进YOLO算法对于邻近目标及小目标先验框的问题，提升其综合效率。  2.提出一种基于时空上下文的目标跟踪方法。主要针对目标发生运动（旋转、尺度、遮挡）利用相邻帧之间的时空相关性，从不同特征层进行关联，提高跟踪效率。  3.提出一种改进的SLAM算法。改善增强现实中场景发生变化的跟踪注册问题，并满足实时性要求。  4.提出多粒度态势手势识别技术。主要针对战场态势的多粒度特点，设计不同粒度下手势的交互设计以及同一粒度下多个体手势之间的交互。  5.将以上方法在Unity环境下实现并应用与Hololens全息增强现实设备中。  参考文献：  [86] Raina R, Battle A, Lee H, Packer B, Ng A Y. Self-taught learning: transfer learning form unlabeled data[C]//In: Proceeding of the International Conference on Conference on Machine learning. Corvallis, OR, US,2O07:759-766.  [87]Chang C H,Deep and shallow architecture of multilayer neural networks[J],IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems,2015.26(10):2477-2486  [88]G. E. Hinton,R. R. Salakhutdinov. Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks[J]. Science,2006,313(5786).  [001]赵冬梅,王闯,马泰屹.基于改进堆栈自编码器的变压器故障诊断模型[J].华北电力大学学报(自然科学版),2020,47(06):61-67.  [002]张泽瀚. 基于自动编码表示学习的故障检测与并发故障识别[D].上海交通大学,2019.  [003]王登峰,胡浩,吴建德.基于SAE与深度Q网络的旋转机械故障诊断[J].组合机床与自动化加工技术,2021(04):40-44.  [004]王登峰,胡浩,吴建德.基于SAE与深度Q网络的旋转机械故障诊断[J].组合机床与自动化加工技术,2021(04):40-44.  [005]王志文,曹旭,黄涛.基于SAE-SVM的CPS攻击检测[J].兰州理工大学学报,2021,47(02):72-79.  [006]Saufi S R,Ahmad Z A B,Leong M S,Hee L M. Bearing Fault Diagnosis Using Deep Sparse Autoencoder[J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering,2021,1062(1).  [007]Nguyen Cong Dai,Prosvirin Alexander E.,Kim Cheol Hong,Kim JongMyon. Construction of a Sensitive and Speed Invariant Gearbox Fault Diagnosis Model Using an Incorporated Utilizing AdaptiveNoise Control and a Stacked Sparse Autoencoder-Based Deep Neural Network[J]. Sensors,2020,21(1). |

|  |
| --- |
| 三、论文研究进度安排，预期结果。 |
| 1. 论文研究进度安排   1.2017.03-2018.11  进行研究准备，收集、阅读相关资料，确定论文研究方向和主要内容，完成开题准备及初步验证，撰写开题报告。  2.2018.11-2019.4  根据目前研究基础，实现YOLO框架在Unity软件下的集成，对算法原理和实现进行深入研究，改进算法不足，撰写相关学术论文。  3.2019.4-2019.9  课题深入研究，在实现目标检测的基础上完成基于时空上下文的目标跟踪方法研究及实现，撰写相关学术论文。  4.2019.9-2019.12  课题深入研究，研究未知场景增强现实跟踪注册方法，改进预期使用的SLAM算法及相关实验验证，撰写相关学术论文。  5.2019.12-2020.3  课题深入研究，完成关联多粒度态势信息的手势识别的多手势交互设计，并在Hololens环境下集成以上方法。  6.2020.3-2020.6  课题总结，对课题研究进行总结，撰写毕业论文，进行毕业答辩。   1. 预期成果 2. 学术论文：1篇SCI论文，5篇EI论文。 3. 博士学位论文。 4. 基于实时增强现实的Hololens平台相关课题。 |

|  |
| --- |
| 四、为开展论文研究已具备的软硬件条件、人员技术指导、所需经费保障条件等。  尚需要解决哪些主要问题及解决方法？ |
| 软硬件条件  软件条件：Unity3D 2018.2.14f，Visual Studio 2017 enterprise ，Hololens Emulator  硬件条件：图形工作站，Hololens全息增强现实眼镜  人员技术指导  导师相关领域理论指导、系教员相关工程指导、各级领导的支持。  所需经费保障条件  计算机耗材费： 约1000元；  调研费： 约1000元；  书籍及资料费： 约1000元；  制版费： 约1000元；  机动费： 约1000元；  总计： 约5000元。  参考文献：  [1]国务院.国家中长期科学和技术发展规划纲要(2006–2020年)[R].北京:国务院, 2006.  [2]张颖伟,QIN S J.复杂工业过程的故障诊断[M].沈阳:东北大学出版社,2007, 10–20.  [3]周东华,胡艳艳.动态系统的故障诊断技术[J].自动化学报,2009,35(6):748–758.  [4]吴斌,于春梅,李强.过程工业故障诊断[M].北京:科学出版社,2012.  [5]工业和信息化部.高端装备制造业“十二五”发展规划[R].北京:工业和信息化部,2012.  [6]文成林,吕菲亚.基于深度学习的故障诊断方法综述[J].电子与信息学报,2020,42(01):234-248. |

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 五、开题评审意见 | | | | |
| **开题评审小组** | | | | |
| 姓 名 | 职称 | 学科专长 | 工 作 单 位 | 签 字 |
| 彭世蕤 | 教授 |  | 空军预警学院 |  |
| 黄高明 | 教授 |  | 海军工程大学 |  |
| 周学军 | 教授 |  | 海军工程大学 |  |
| 蒋宇中 | 教授 |  | 海军工程大学 |  |
| 张秀山 | 教授 |  | 海军工程大学 |  |
| 马良荔 | 教授 |  | 海军工程大学 |  |
| （开题评审小组对论文选题的评审意见，作出“同意开题”或“不同意开题”的结论，提出具体修改意见，表格不够可另附页）  评审组组长签字：  年 月 日 | | | | |

|  |
| --- |
| 六、指导教师对开题报告修改审核意见 |
| （研究生是否已按照开题评审小组提出的评审意见，修改完善开题报告）  指导教师签字：  年 月 日 |