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]；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］；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[004]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[005]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[006]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。文献[007]从函数逼近论角度阐述了SAE网络的结构，并进一步探究了其在故障诊断上的可解释性。文献[008]从多项式的泰勒展开的理论，阐述SAE通过多次非线性映射来实现对高阶相关性特征表示。  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。  2.2 基于卷积神经网络（CNN）的故障检测与诊断  卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)是一种特殊的多层感知机神经网络，除了输入层、输出层外，还有若干个卷积层、池化层以及全连接层组合而成，空间卷积核参数共享和池化是CNN的核心，卷积核的大小控制着对输入信息关联性特征的提取，可在增强原始信号主要特征同时降低噪声影响；池化层用点值取代相邻区域的特征统计量，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；图XX就是典型的卷积神经网络结构。  https://imgconvert.csdnimg.cn/aHR0cHM6Ly91cGxvYWQtaW1hZ2VzLmppYW5zaHUuaW8vdXBsb2FkX2ltYWdlcy80Nzg3Njc1LTY0ZmI4Njc2NGM4MjJhMDkucG5n?x-oss-process=image/format,png  图 6 卷积神经网（CNN）络结构图  卷积层通过不同的卷积核对输入数据进行卷积运算来提取不同特征，同种卷积核之间共享权值以避免过拟合。    其中，是权重，是偏差，和表示第层的卷积输入和输出，即特征图，为特征图的像素，为特征图的尺寸（特殊图长宽相同），为特征图的通道数（例如：灰度图，RGB图），为卷积核大小，为卷积步长，为填充层数。  池化层一般在卷积层后面，通过特征的选择和过滤来降低卷积层输出的特征向量维度，旨在对特定尺度的局部特征进行映射，使得特征的表达更加稳定。最常见的池化操作为平均池化mean pooling和最大池化max pooling。  虽然，CNN的研究起源于图像识别与视觉理解，但凭借自身强大的特征提取和分类能力，还可以处理除图像外的很多其它类型的信号，包括时间序列、频谱图、监测图像等；  CNN的权值共享、子采样和局部连接[009]，这些特性使得CNN在提取特征时保持平移不变性，提升了诊断算法的鲁棒性和泛化能力，且避免了复杂信号预处理，可直接输入原始数据。基于权值共享的架构思想，文献[010]设计了具有两个分类器CNN网络结构，利用两种非独立问题的权值共享，实现了用一个网络对两种非独立问题的分类判断。  工业数据多为一维的时间序列、二维的时频谱信号数据，只需要进行简单的变换处理，就可以直接作为CNN的输入信号，进行过程中异常状态的检测。文献[011]采用小波分解技术，获取振动信号的小波尺度图，作为CNN的输入，通过改进激活函数和忽略技术有助于增强模型的诊断性能；文献[0012]利用振动信号的构建的1维深度CNN，通过层次学习策略，自动生成具有较好缺陷检测效果的模型；考虑到齿轮箱振动信号固有的多尺度特征，文献[013]提出了一种新型多尺度卷积神经网络（MSCNN）架构，可以同时进行多尺度特征提取和分类。文献[014]对原始振动信号做归一化处理后，利用具有特征提取和故障分类功能的1维CNN，进行实时结构损坏检测和损伤定位，减少了对手工检测的依赖。文献[15]为克服训练数据集样例不足的问题，提出一种基于CNN的增强异常检测方法，只需两组测试数据就可以对任意大小结构进行异常检测，验证结果表明，已经成功地对九种故障类型做出损害程度评估。文献[16]将结构传递函数构造的海量数据集（TFs）与一维卷积神经网络（1D CNNs）深度学习策略相结合，提出一种新的损伤检测框架（TF-1D CNN），相对与传统的基于时间序列（TS）和基于快速傅里叶变换（FFT）的频域信号，TF信号在随机干扰条件下，表现出更强灵敏性和鲁棒性，同时一维CNN在处理大量高维数据时，也表现出稳定的抗噪性和较强泛化能力。  2.3 基于深度置信网络（DBN）的故障检测与诊断  受限玻尔兹曼机（Restricted Boltzmann Machines, RBM）只有两层神经元，显层和隐层。显层(visible layer)由显元(visible units)组成，用于输入训练数据；隐层(Hidden layer)由隐元(hidden units)组成，用作特提取。所谓受限是指二分图中每条边必须连接1个显元和1个隐元，即层间全连接，层内无连接。用权重矩阵表示显元和隐元之间边的权重，用和表示显元和隐元的偏置，则受限玻尔兹曼机的“能量”函数被描述为：    其中，和分别表示可见层和隐藏层中包含神经元的数目。  深度信念网络(Deep Belief Network, DBN)由多个RBM进行堆叠而成，如图XX所示；由于RBM能够对数据降维，提取得到数据中的特征，因此DBN具有很好的特征提取能力。同时，DBN逐层训练、整体微调的训练机制，使其能够较好地避开局部最优解，快速得到收敛结果。    图 7 基于受限玻尔兹曼机的深度置信网络结构  理论证明，只要隐元的数目足够多，RBM就能够拟合任意离散分布[0017]。  文献[0018]针对工业过程中将时间域振动信号直接作为故障检测的输入，效果不佳的问题，设计了基于栈式自编码（SAE）和高斯二值限制玻尔兹曼机（GBRBM）的故障检测方法，先由SAE层对输入的原始振动数据进行特征提取处理，再由GBRBM对处理后的振动信号进行学习检测，通过在7个早期齿轮点故障的振动数据的实验表明，该方法在不同工作条件下均保持良好的诊断效果。  (再增加10个文献案例)  2.4 基于循环神经网络（RNN）的故障检测与诊断  循环神经网络(Recurrent Neural Network,RNN)，以时间序列数据作为输入，在序列的演进方向上递归，且所有节点按链式连接的网络结构[4001]，不同于其它神经网络只在层间建立连接，RNN在层内神经元之间也有连接，在某时刻*t*的输出不仅与*t*时刻的输入有关，还和*t*时刻以前的输出有关，这使得RNN对时序信号具有记忆效应，通过在隐藏层内数据的链式循环更新，最终实现整个原始数据序列到目标的映射。对于给定的时间序列***x***，在RNN中*t*时刻系统的状态为:    其中，*n*为时间序列的长度，*f*是非线性映射函数，为*t*-1时刻的系统状态，为网络参数。    因为RNN具有记忆性、参数共享和图灵完备性，对序列的[非线性](https://baike.baidu.com/item/%E9%9D%9E%E7%BA%BF%E6%80%A7/7127824)特征进行学习时具有一定优势[4002]，常用的主要有长短期记忆网络（Long Short-Term Memory networks, LSTM）和门控循环控制单元网络（Gated Recurrent Unit networks, GRU），它们的实现思想是通过门控单元赋予RNN控制其内部信息积累的能力，在学习时既能长距离“依赖”又可选择性“遗忘”。  LSTM是最早被提出的RNN门控算法，其对应LSTM循环单元包含3个门控：输入门、遗忘门和输出门，其结构如图8所示；GRU的循环单元仅包含2个门控：更新门和复位门，其中复位门的功能与LSTM单元的输入门相近，而更新门能实现遗忘门和输出门的功能，其结构如图9所示。  https://bkimg.cdn.bcebos.com/pic/9a504fc2d56285353de6458e9def76c6a7ef631f?x-bce-process=image/watermark,image_d2F0ZXIvYmFpa2UyNzI=,g_7,xp_5,yp_5/format,f_auto  图 8 LSTM单元内部结构  https://bkimg.cdn.bcebos.com/pic/48540923dd54564e660e7396bede9c82d1584f32?x-bce-process=image/watermark,image_d2F0ZXIvYmFpa2UyNzI=,g_7,xp_5,yp_5/format,f_auto  图 9 GRU单元内部结构  RNN可以时间序列数据或者前后关联数据[4000]为输入，适用于动态系统过程监控和预测，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。  文献[4003]将贝叶斯优化方法选取最佳参数的LSTM模型应用到质子交换膜燃料电池故障检测中，在无需额外传感器，提升了故障检测精度降低了检测的成本；  文献[10]将注意力机制引入到GRU，分别从特征和时间两个维度对结果进行预测，量化与真实结果的差异，并利用极值分析方法来划分异常阈值，分别在MSL、SMAP和SMD数据集上与传统的LSTM-NDT、DAGMM、OmniAnomaly等模型进行对比实验，证明其方法的可行性和有效性。  （文献10个）  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］  2.5 基于对抗生成网络（GAN）的故障检测与诊断  生成式对抗网络（GAN, Generative Adversarial Networks）是一种[深度学习](https://baike.baidu.com/item/%E6%B7%B1%E5%BA%A6%E5%AD%A6%E4%B9%A0/3729729)[模型](https://baike.baidu.com/item/%E6%A8%A1%E5%9E%8B/1741186)，基本思想源自博弈论的二人零和博弈，由[生成模型](https://baike.baidu.com/item/%E7%94%9F%E6%88%90%E6%A8%A1%E5%9E%8B/6563656)（Generative Model，G）和[判别模型](https://baike.baidu.com/item/%E5%88%A4%E5%88%AB%E6%A8%A1%E5%9E%8B/16224017)（Discriminative Model，D）组成，G捕捉真实数据样本的潜在分布，并生成新的数据样本，D对G生产的数据进行预测，并将预测结果告诉G，它们均可采用各自的深度神经网络，结构如图XX：    图 10 GAN框架  GAN的训练是一个动态“博弈过程”，G的训练目标是拟合真实样本分布以生成近似真实数据去欺骗D，D的目标则是尽量把G产生的数据与真实数据分开，G和D经过数轮极小极大的迭代优化，最终达到纳什均衡，使G估测到真实样本的分布、D难以分辨样本数据的真实性，用公式表示为：    其中，*x*表示真实样本数据，表示真实样本分布，*z*表示输入*G*的噪声，表示噪声分布，表示*G*生成的数据，*D*（\*）表示判别模型*D*判断数据是否真实样本的概率。  基于生成对抗网络可根据对真实数据概率分布的学习进行样本生成，适用于小样本空间的生成式扩充。  文献[5001]针对实际网络中没有太多的故障，从真实网络获得的历史数据不够丰富的问题，利用GAN的思想，在小数据量的网络故障样本的基础上，得到大量可靠数据集，丰富的训练数据集。文献[5002]基于同样思想，提出基于健康状态特征和故障机理特征融合的GAN样本生成技术的智能诊断方法，通过模拟实验表明，该方法具有较高的诊断准确率和变工况迁移能力。文献[5003]利用基于梯度惩罚Wasserstein距离生成对抗网络（WGAN）,将训练样本集输入到WGAN中进行对抗训练,生成与训练样本分布相似的新样本,以扩充训练集，实验结果表明,所提方法能够生成有效的训练样本。文献[5004]针对故障样本类别不平衡引起提取故障特征不平衡问题，设计一种新的GAN，利用全局优化方法生成多种判别故障样本，不同于传统GAN，生成器通过自编码器（Auto Encoder，AE）提取故障特征，判别器过滤掉偏差较大的生成样本，算法有效性通过滚动轴承实验得到验证。文献[5005]在GAN的基础上提出一种生成对抗网络组合随机森林（Generative Adversarial Network-Random Forest，GAN-RF）模型，实验表明，该模型可在异常数据较小的情况下，进行数据的有效扩充，并利用生成数据辅助训练整个模型，适用于大规模数据中存有少量异常数据的样本空间的异常检测。文献[5006]提出条件GAN电子元件缺陷检测方法，在GAN的基础上引入光照光照掩膜和多尺度结构相似性损失（MS-SSIM），以有效提升样本的真实度和多样性。在网络攻击检测方面，文献[5007]直接以恶意网络流为原始样本，利用MNF-GAN模型生成对抗样本，通过掩模操作提取出并修改弱相关位，同时保留了样本的可执行性和攻击性，生成的样本可以直接用于学习模型的训练。文献[5008]针对僵尸网络检测流量特点，提出基于深度卷积生成对抗网络(DCGAN)的三分类模型，在扩充僵尸网络训练集的同时，利用GAN的反馈机制提升检测模型的准确率。为增强网络抵抗攻击的健壮性，文献[5009]提出一种针对IDS的GAN框架攻击模型(IDSGAN)，在对入侵检测系统内部未知的情况下，对其实施黑盒攻击，生成器将原始恶意流量不断地转换生成为恶意攻击样本，判别器对生成样本进行分类，同时学习IDS系统结构，在NSL-KDD数据集上，通过攻击不同类别检测系统，表明了该模型的有效性，为改进IDS提供新的思路。  文献[5010]提出一种基于无监督GAN重构的时间序列数据异常检测方法，假定异常数据在映射到低维空间时会丢失信息不能有效地重构，那么高重建误差意味着高概率的异常。通过最小化原始样本空间和重建样本空间差值的L2范数来训练GAN生的成器和判别器，为时间序列数据引入周期一致性，减少映射函数的搜索空间。   * [5001]朱晓荣,张佩佩.基于GAN的异构无线网络故障检测与诊断算法[J].通信学报,2020,41(08):110-119. * [5002]马波,蔡伟东,赵大力.基于GAN样本生成技术的智能诊断方法[J].振动与冲击,2020,39(18):153-160.   [5003]何强,唐向红,李传江,陆见光,陈家兑.负载不平衡下小样本数据的轴承故障诊断[J].中国机械工程,2021,32(10):1164-1171+1180.  [5004]Funa Zhou,Shuai Yang,Hamido Fujita,Danmin Chen,Chenglin Wen. Deep learning fault diagnosis method based on global optimization GAN for unbalanced data[J]. Knowledge-Based Systems,2020,187.   * [5010] Geiger A, Liu D, Alnegheimish S, et al. TadGAN: Time Series Anomaly Detection Using Generative Adversarial Networks[J]. 2020 IEEE International Conference on Big Data (Big Data), 2020.   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.  [005] 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).  [006] 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).  [007] WEN Long, GAO Liang, and LI inyu. A new deep transfer learning based on sparse auto-encoder for fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2019, 49(1): 136–144. doi: 10.1109/TSMC.2017.2754287.  [008] LÜ Feiya, WEN Chenglin, BAO Zejing, et al. Fault diagnosis based on deep learning[C]. 2016 American Control Conference, Boston, USA 2016: 6851–6856. doi:10.1109/ACC.2016.7526751.  [009] GOODFELLOW I, BENGIO Y, et al. Deep learning[M]. Cambridge, MA, USA: MIT Press.2016:1-10  [010] 魏东,龚庆武,来文青等.基于卷积神经网络的输电线路区内外故障判断及故障选相方法研究[J].中国电机工程学报,2016,36(S1):21-28.  [011] JANSSENS O, SLAVKOVIKJ V, VERVISCH B, et al. Convolutional neural network based fault detection for rotating machinery[J]. Journal of Sound and Vibration, 2016, 377: 331–345. doi: 10.1016/j.jsv.2016.05.027.  [012] Daniel Weimer and Bernd Scholz-Reiter and Moshe Shpitalni. Design of deep convolutional neural network architectures for automated feature extraction in industrial inspection[J]. CIRP Annals - Manufacturing Technology, 2016, 65(1): 417-420.  [013] JIANG Guoqian, HE Haibo, YAN Jun, et al. Multiscale convolutional neural networks for fault diagnosis of wind turbine gearbox[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(4): 3196-3207.  [014]Osama Abdeljaber,Onur Avci,Serkan Kiranyaz,Moncef Gabbouj,Daniel J. Inman. Real-time vibration-based structural damage detection using one-dimensional convolutional neural networks[J]. Journal of Sound and Vibration,2017,388.  [015]Abdeljaber Osama,Avci Onur,Kiranyaz Mustafa Serkan,Boashash Boualem,Sodano Henry,Inman Daniel J.. 1-D CNNs for structural damage detection: Verification on a structural health monitoring benchmark data[J]. Neurocomputing,2018,275.  [016] Tongwei Liu,Hao Xu,Minvydas Ragulskis,Maosen Cao,Wiesław Ostachowicz. A Data-Driven Damage Identification Framework Based on Transmissibility Function Datasets and One-Dimensional Convolutional Neural Networks: Verification on a Structural Health Monitoring Benchmark Structure[J]. Sensors,2020,20(4).  [0017] SALAKHUTDIVOV R and HINTON G. Deep Boltzmann machines[C] The 12th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics, Florida, USA, 2009:448-455  [0018] Li Jialin, Li Xueyi, He David, et al. A Novel Method for Early Gear Pitting Fault Diagnosis Using Stacked SAE and GBRBM.[J]. Sensors, 2019, 19(4):758- 758.  [4001] Goodfellow, I., Bengio, Y, Courville, A. Deep learning (Vol.1):Cambridge:MIT Press,2016:367-415  [4002] Jürgen Schmidhuber. Deep learning in neural networks: An overview[J]. Neural Networks,2015,61.  [4003] Chih-Min Lin, Enkh-Amgalan Boldbaatar. Autolanding control using recurrent wavelet elman neural network[J].  IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2015, 45(9): 1281-1291.  [1]Talebi H A,Khorasani K,Tafazoli S. A recurrent neural-network-based sensor and actuator fault detection and isolation for nonlinear systems with application to the satellite's attitude control subsystem.[J]. IEEE transactions on neural networks,2009,20(1).  [40010]郑育靖,何强,张长伦,王恒友.基于GRU-Attention的无监督多变量时间序列异常检测[J].山西大学学报(自然科学版),2020,43(04):756-764.  [5001]朱晓荣,张佩佩.基于GAN的异构无线网络故障检测与诊断算法[J].通信学报,2020,41(08):110-119.  [5002]马波,蔡伟东,赵大力.基于GAN样本生成技术的智能诊断方法[J].振动与冲击,2020,39(18):153-160.  [5003]何强,唐向红,李传江,陆见光,陈家兑.负载不平衡下小样本数据的轴承故障诊断[J].中国机械工程,2021,32(10):1164-1171+1180.  [5004]Funa Zhou,Shuai Yang,Hamido Fujita,Danmin Chen,Chenglin Wen. Deep learning fault diagnosis method based on global optimization GAN for unbalanced data[J]. Knowledge-Based Systems,2020,187.  [5005]庄跃生,林珊玲,林志贤,张永爱,郭太良.生成对抗网络在数据异常检测中的研究[J/OL].计算机工程与应用:1-9[2021-06-07]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20210203.0949.002.html>.  [5006]段宣尧,陈雪云,许韬.基于条件GAN的电子元件缺陷检测研究[J].计算机应用研究,2020,37(S2):395-397.  [5007]潘一鸣,林家骏.基于生成对抗网络的恶意网络流生成及验证[J].华东理工大学学报(自然科学版),2019,45(02):344-350.  [5008]邹福泰,谭越,王林,蒋永康.基于生成对抗网络的僵尸网络检测[J/OL].通信学报:1-13[2021-06-07].http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2102.TN.20210331.1729.008.html.  [5009]傅建明,黎琳,郑锐,苏日古嘎.基于GAN的网络攻击检测研究综述[J].信息网络安全,2019(02):1-9.  [5009] Lin Z, Y Shi, Xue Z. IDSGAN: Generative Adversarial Networks for Attack Generation against Intrusion Detection[J]. 2018.  [5010] Geiger A, Liu D, Alnegheimish S, et al. TadGAN: Time Series Anomaly Detection Using Generative Adversarial Networks[J]. 2020 IEEE International Conference on Big Data (Big Data), 2020. |
|  |

|  |
| --- |
| 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。 |

|  |
| --- |
| 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 |