

本科生毕业论文（设计）



题 目 **基于生成对抗网络的巡检图像缺陷生成技术**

学 院  **计算机学院**

专 业  **计算机科学与技术**

学生姓名  **姚理议**

学 号  **2018141461133** 年级 **2018**

指导教师  **高绍兵**

教务处制表

二Ο二二 年 四 月 三十 日

**基于生成对抗网络的巡检图像缺陷生成技术**

计算机科学与技术

学生 姚理议 指导老师 高绍兵

**[摘要]** 旋转双耳销钉是高速铁路接触网系统中重要的紧固件，由于施工缺陷和列车运行中的震荡，容易出现开口销零件缺失问题，是潜在的安全隐患。目前采用的人工安全巡检方式检测工作量大而效率低下，导致安全检测周期长、故障检测滞后等问题。由于缺陷样本极其稀少，数据不平衡严重，难以直接训练基于深度学习的目标检测模型以实现自动检测。本文提出了一种基于条件生成对抗网络的的缺陷样本生成方法，使用少量缺陷样本为生成器的训练提供参照，通过监督训练加速模型的收敛，可以生成高质量的缺陷样本，解决了数据不平衡问题。随机选取生成的高质量缺陷样本与正常样本组成数据集，参与目标检测模型的训练。实验结果表明这种方法可以得到具有高准确率的缺陷检测模型。

**[主题词] CGAN**；缺陷检测；高铁接触网；旋转双耳销钉；目标检测；异常检测；深度学习。

## Defective Inspection Image Generation based on Generative Adversarial Networks

## Computer Science

**Student：** YAO Liyi **Adviser:** GAO Shaobing

**[Abstract]** The swivel clevis pin is an important fastener in the high-speed railway overhead contact system (OCS). It is a potential safety hazard of cotter pins missing due to construction defects and vibration during train operation. Manual safety inspection, the main method currently, has large workload and is inefficient, resulting in long safety inspection cycles and lagging fault detection. As defective samples are extremely sparse and data is seriously imbalanced, it is difficult to train a deep learning-based object detection model directly for automatic detection. This paper proposed a defects detection method based on CGAN (Conditional Generative Adversarial Networks), using a small number of defect samples as reference for the training of the generator and accelerating the convergence of the model through supervised training. This method can generate high-quality defect samples and solve the data imbalance problem. The generated high-quality defective samples were randomly selected to form a dataset with normal samples and participate, as input, in the training of object detection models. Experiment results showed that this method can produce defect detection models with high accuracy.

**[Key Words]** CGAN; defects detection; overhead contact systems; swivel clevis pins; object detection; anomaly detection; deep learning.

**目 录**

1 绪论 1

1.1 项目背景及研究意义 2

1.2 研究现状分析 2

1.2.1 目标检测技术国内外研究现状 3

1.2.2 异常检测技术国内外研究现状 3

1.2.3 高铁接触网安全巡检缺陷检测相关工作 3

1.3 本文研究内容及方法 2

2 相关基础知识介绍 2

2.1 高铁接触网图像采集系统 2

2.1.1 图像采集系统简介 3

2.1.2 旋转双耳销钉异常类型及检测难度分析 3

2.2 卷积神经网络简介 3

2.2.1 卷积神经网络原理 3

2.2.2 经典网络结构 3

2.3 生成对抗网络简介 3

2.3.1 生成对抗网络原理 3

2.3.2 不同结构的GAN 3

3 基于条件生成对抗网络的缺陷样本生成 8

3.1 条件生成对抗网络 8

3.1.1 模型原理 8

3.1.2 算法改进 9

3.1.2 网络结构 9

3.2 模型训练 8

3.3 实验结果与分析 9

4 旋转双耳销钉缺陷检测 8

4.1 数据集 8

4.2 实验结果及分析 8

4.2.1 评价指标 8

4.2.2 目标检测与消融实验 8

4.2.3 与异常检测SOTA算法对比 9

4.3 改进思路讨论 8

总 结 14

作者在读期间科研成果介绍 15

参考文献 16

声 明 18

致 谢 19

附 录 20

# 绪论

## 1.1 项目背景及研究意义

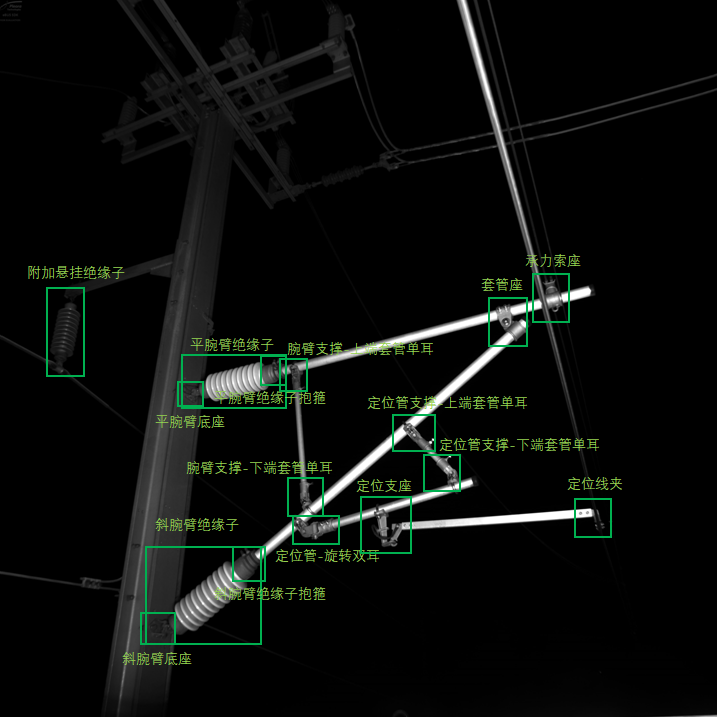
高速铁路具有运送量大、速度快、成本低的优势，在我国交通运输网络中起到重要作用。随着技术的进一步成熟，高铁得到了大规模普及，我国高速铁路现已经突破四万公里。在规模如此庞大的铁路系统中，如何确保运营的安全成为管理部门新的挑战。

接触网是高速铁路系统的电力传输装置，保障了高铁列车的电能供应，如图1-1所示。接触网中悬挂线用于向列车输电，支撑装置维持系统的稳定性。高铁接触网是铁路系统中的重要一环，输电线或者支撑装置中任何零件出现异常都会成为安全隐患。一旦接触网出现故障，将严重影响高速列车的运行状态，所以需要快捷有效的方法对接触网设备进行安全巡检。对于接触网支撑装饰零部件状态缺陷的检测，目前我国主要采用传统的人工巡检方式，利用安装在巡检车上的接触网悬挂状态检测和监控装置（4C装置）对接触网各个零部件实施高清照片的拍摄[1]。虽然新型成像技术的发展可以得到大量高质量的图像，但仍需要在离线状态下对各部件的故障状态进行人工识别，检测周期长达数月，存在作量大、效率低、故障判断滞后等问题。而且，检查员也会因长时间、高密度的工作产生视觉疲劳，存在误判的风险。随着高铁系统规模扩大，这种效率低下的安全巡检方式难以适应高速、精确和自动化检测的发展趋势。因此有必要开发智能巡检技术，可以准确、快捷地识别接触网中关键零部件的缺陷状态并及时报告，为高铁运行提供安全保障。

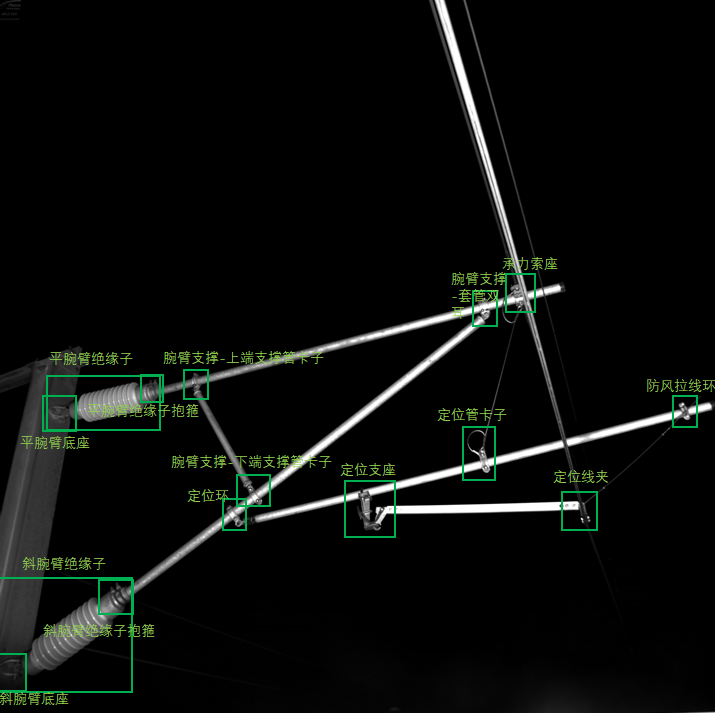


**图1-1 高铁接触网**

高铁接触网支撑装置零部件众多，常见的有绝缘子、旋转双耳销钉、双耳套筒、绝缘子底座、定位支座等，如图1-2和图1-3所示。这些零部件对于接触网的稳定有着关键作用，是高铁列车运行安全的保障。在接触网缺陷检测任务中，一方面，需要在图像中对各种零部件进行定位识别，另一方面则需要判断每一种零部件的状态是否异常。由于零部件众多，而且缺陷状态多样，该任务一直是一项极具挑战性的工作。



**图1-2 300-350km/h线路支持装置**



**图1-3 200-250km/h线路支持装置**

在计算机视觉领域，目标检测技术可以实现不同尺寸物体的定位和分类。随着卷积神经网络（Convolutional Neural Networks，CNN）[2]的发展，基于数据驱动的目标检测模型可以取得高准确率的性能。但是，这些主流的目标检测算法都需要有监督的训练，训练数据的质量对模型的性能有较大的影响。然而，在高铁接触网中零部件的缺陷样本及其稀少，安全巡检中采集到的数据集不平衡问题严重，很难直接用于训练以得到高质量的目标检测模型。针对数据不平衡问题，传统的图像处理方法是进行数据增强，如图像旋转、镜像翻转、添加噪声、锐化等。但这些方法只能从数量上丰富负样本，而无法增加缺陷的多样性，所以无法解决高铁接触网缺陷数据不平衡的问题。

诸如此类缺少负样本的分类任务也被称为单分类问题。在工业界，利用计算机视觉技术来识别生产、制造过程中产品异常的任务被称为异常检测，高铁接触网缺陷检测也是该领域的一个研究与应用方向。工业界的异常检测也属于单分类问题，很多学者在这一领域展开了研究，希望利用无监督或者半监督的方法，仅通过输入正样本进行训练，得到可以准确识别异常样本的模型。目前在异常检测领域，主要有基于预训练模型与生成模型进行训练两种思路。但是，目前异常检测领域state-of-the-art（SOTA）算法大部分都是输入小尺寸的样本，如经典的AnoGAN模型[3]只能处理64×64的图像。基于上述的难点，本文综合了生成模型的优势，利用条件生成对抗网络（Conditional Generative Adversarial Networks，CGAN）[4]重构数据的优势，搭建了一个端到端的生成模型，可以将输入的正常样本重构为异常样本。本文将该算法在旋转双耳销钉样本中进行了实验，搭建了一个平衡了数据集，并应用到目标检测模型上，取得了很好的的检测效果。该方法兼具创新性与实用性，对实现高铁接触网系统中自动化安全巡检有一定的参考价值。

## 研究现状分析

### 1.2.1 目标检测技术国内外研究现状

目标检测是计算机视觉领域一项基础的high-level任务，通过提取目标的特征，在图像背景中实现对特定目标的定位和识别。

**1.2.1.1 传统的目标检测算法**

传统的目标检测算法一般包括目标区域选取、特征提取、分类三个步骤。目标选取是通过暴力搜索、边缘检测、滑动窗口[5]等方法，在图像中形成目标的候选区域。特征提取是计算边缘信息来分析目标与背景像素的特征差异，实现目标的准确定位。传统的特征提取算法有HOG[6]、LBP[7]、SIFT[8]等。这些算法大都是无监督的，通过人工手动构建特征，一方面是因为图像信息的缺乏，另一方面是受当时有限计算资源的制约[5]。对于分类，是给每个目标分配标签类型，一般使用传统的机器学习分类器，如SVM、k-means等。

**1.2.1.2 基于深度学习的目标检测算法**

深度学习中特征的提取是基于数据驱动的，首先在图像分类领域取得了很好的效果，随后被研究人员应用到了目标检测领域。延续着先定位后分类的思路，最初的基于深度学习算法的目标检测模型是双阶段的。Girshick等[9]首先提出了基于AlexNet[10]区域卷积网络（Regions with CNN features，R-CNN）,在使用选择性搜索得到的候选区域上进行特征提取，之后用SVM完成分类。R-CNN模型展现出远超传统目标检测模型的性能，有许多研究人员对其进行了改进。针对R-CNN计算开销大的问题，文献[11]提出了SPP-Net，优化了特征提取过程，减少了对候选区域的重复计算。文献[12]将R-CNN和SPP-Net结合，提出了Fast R-CNN模型，虽然减少了计算开销，但模型整体的计算效率仍然偏低。为了加速计算，文献[13]提出了Faster R-CNN。Faster R-CNN没有使用选择性搜索算法，而是提出了了区域候选网络（Region Proposal Networks，RPN），区域选择、特征提取、候选框回归等不同模块共享同一网络参数，大大减少了计算开销，并实现了端到端的训练。He[14]等人提出了Mask R-CNN，增加了一个Mask分支，使感受野提取的特征可以更准确地切合ground truth。

单阶段的目标检测算法舍弃了区域选取部分，而是利用回归等方法将定位和分类合并到一个部分。最经典的单阶段模型使YOLO（You only look once）系列。2015年，Redmon等[15]提出了YOLO算法，将图像划分为n×n个网格，计算目标中心在网格中的置信度，最后通过非极大值抑制来去除冗余目标框。这种模型结构简单，计算速度快，但是每个网格只能得到一个目标。文献[16]改进了YOLO的训练过程，将训练数据集分类检测集和分类集，分类用于提高定位和分类的精度，可以识别9000多种物体，称为YOLO9000。文献[17]做出了进一步修改，提出了YOLOv3，引入了特征金字塔网络（Feature Pyramid Networks，FPN）[18]检测多种尺度的目标，并改进原有的网络结构，提出了DarkNet53，提升了模型性能。文献[19]提出了YOLOv4，在DarkNet53基础上改进网络结构，引入了CSP Darknet53，在损失函数、数据增强等方面优化了技术细节。之后还有许多研究人员继续研究，提出了YOLOX[19]、YOLOF[20]等算法。除了YOLO系列，文献[21]提出了SSD（Single Shot MultiBox detector）模型，通过生成不同尺度的回归框，检测不同尺寸的对象。文献[22]提出了RetinaNet，引入focal loss优化了检测器的损失函数，可以取得更好的检测结果。

### 1.2.2 异常检测技术国内外研究现状

目前大部分异常检测模型仅通过正常数据进行无监督或半监督的训练，大致可以分为基于预训练模型和生成模型两种。

**1.2.2.1 基于生成模型的异常检测算法**

生成模型包括自动编码器（auto-encoder）[23]、生成对抗网络（Generative Adversarial Networks，GAN）[24]等。用于异常检测的自动编码器假设只有在输入正常数据时，重构的输出输入与输入输入具有高度相似性；如果输入的是异常数据，重构的结果与输入则存在明显的差异。GAN模型擅长提取数据的分布特征而进行重新表达，其中的生成器和判别器也可以分别视作自编码器模型中的解码器和编码器。Schlegl[3]等提出了基于深度卷积生成对抗网络（Deep Convolutional Generative Adversarial Networks，DCGAN）的异常检测模型AnoGAN，利用Wasserstein距离评估正常和异常数据之间的差异，并根据隐空间中的数据的映射来计算异常分数。如果异常分数高于特定的阈值，则样本被判定为异常。文献[25]改进了AnoGAN并研发了Fast AnoGAN（f-AnoGAN）。F-AnoGAN修改了模型架构，优化了训练模式，拥有更快的速度和更好的性能。文献[26]提出了一种半监督的编码器-解码器-编码器（encoder-decoder-encoder）模型，称为GANormaly。GANomaly侧重于高维空间中原始数据与重构数据的差异，具有更强的鲁棒性。

**1.2.2.2 基于预训练模型的异常检测算法**

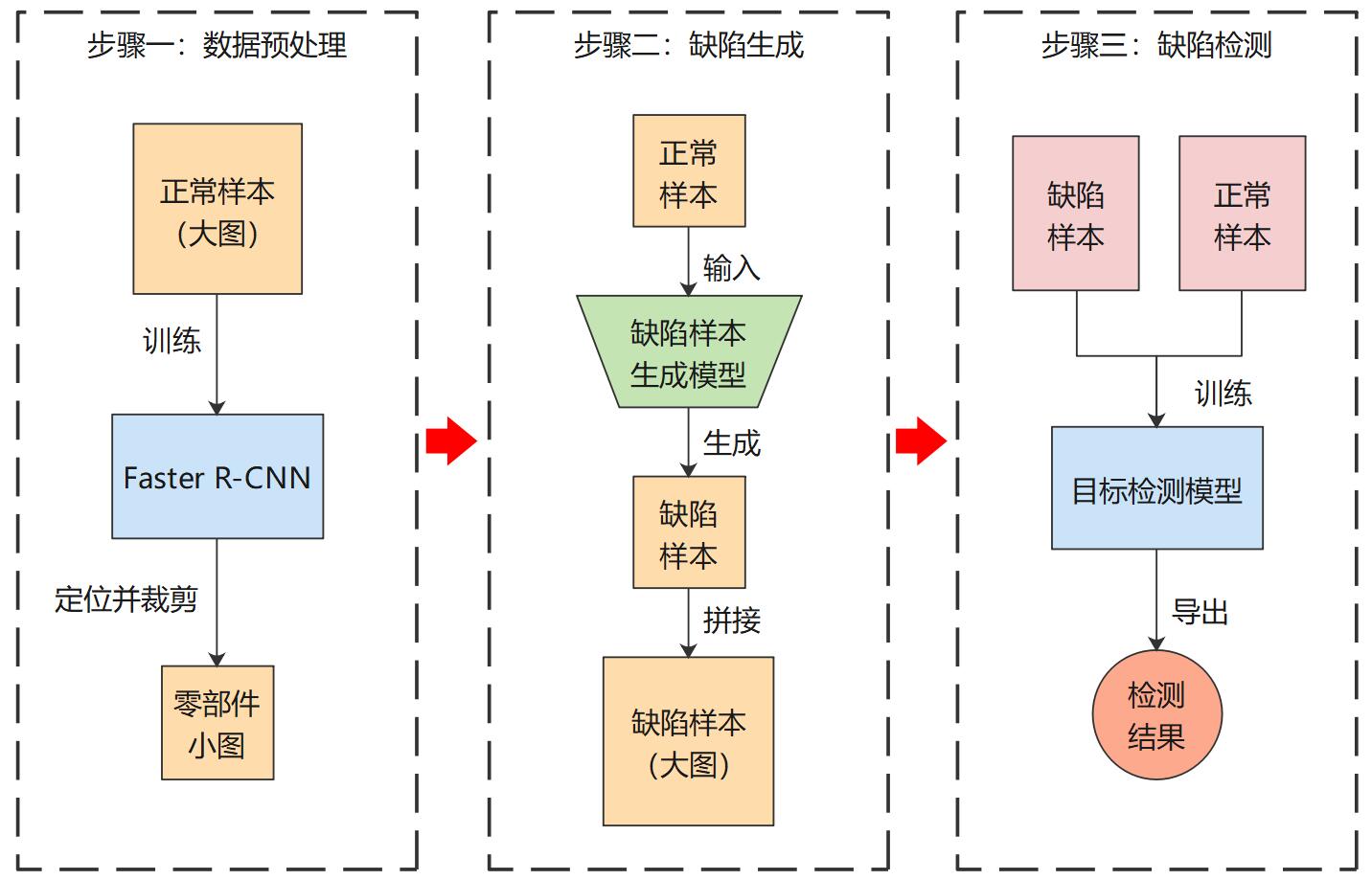
直接使用正样本训练检测模型难以取得好的检测效果，所以许多研究致力于从其他数据集中转移预训练网络的特征参数，来检测新场景中的异常数据。文献[27]研究了基于CNN的异常检测迁移学习，并将单分类支持向量机（One-Class Support Vector Machine,OCSVM）[28]应用于该领域，证明了预训练模型迁移的有效性。这类异常检测方法通常先在大规模的自然图像数据集（如ImageNet）上训练网络，而减少模型对任务数据集中正样本的依赖性，无需做进一步的调整。文献[29]它提出了SPADE（Semantic Pyramid Anomaly Detection）模型，利用包含各种特征层次结构的记忆库存进行细粒度、基于K最邻近（KNN，K-Nearest Neighbor， KNN）算法的异常检测。文献[30]提出了PatchCore模型，使用了记忆库中代表性最强的补丁特征。文献[31]提出了DifferNet模型，该模型利用改进的CNN来提取特征，并采用归一化流来估计异常的可能性，使模型可以有效地捕捉正常数据和异常数据之间的差异。文献[32]通过使用跨尺度归一化流（Cross-Scale Normalizing Flow，CS-Flow）改进了DifferNet。这种改进提高了隐空间的可解释性和定位异常区域的能力。

### 1.2.3 高铁接触网安全巡检缺陷检测相关工作

在高铁接触网系统中，研究人员致力于在现有检测方法的基础上，研发出可以应用于安全巡检过程中的缺陷识别方法。文献[33]将Faster R-CNN模型应用到高铁接触网中5个基础零件的检测中，证明了该目标检测模型在铁路系统零部件检测中的有效性。文献[34]改进了Faster R-CNN的检测过程，第一步采用混合模型对零部件进行定位，第二步采用基于深度CNN和线性SVM的集成分类器对开口销的缺陷状态进行分类，这种改进可以有效降低背景对故障检测的干扰。文献[35]参考PVANET[36]构建了基于CNN的自动编码器模型，改进了销钉的特征提取方法，其定位和分类精度更高。但是，受数据不平衡的影响，此类算法只能在特定场景下工作或检测某些特定组件，迁移性较低。文献[37]修改了YOLOv4的网络结构以检测轨道表面的缺陷状态。文献[38]建立了一种具有双生成器结构的对抗性学习方法，并改进了判别器结构。该模型具有很高的泛化能力，并证明了GAN在高铁接触网系统安全巡检中的有效性。基于AnoGAN，文献[39]提出了一种缺陷检测模型，称为DefGAN（Defect Detection GAN），它模拟了GAN隐空间中缺陷样本的数据分布特征，提升了检测效果。这种方法可以有效减少数据不平衡对训练的负面影响。文献[40]利用深度卷积DCGAN生成有缺陷的样本，在大绝缘体和等电位线两种零部件上进行了实验。虽然该模型可以完成分类任务并取得较高的准确性，但无法在原始图像中对异常样本进行定位，仍未达到实际应用的要求，需要进一步的改进。

## 本文研究内容及方法

本文针对高铁接触网系统中零部件缺陷样本稀缺而导致的数据不平衡问题，提出了一种基于CGAN的缺陷样本生成方法，并搭建了一个端到端的缺陷生成模型。本文选择了一个极具代表性的零部件——旋转双耳销钉作为实验对象，首先利用少量正样本数据训练了一个Faster R-CNN，用于定位零件，并剪裁为小图，作为CGAN训练数据集。本文改进了CGAN网络结构，针对缺陷检测任务优化了训练过程，开展实验并作出分析。最后，缺陷生成模型可以生成大量高质量的缺陷样本，与原始图像一起组成平衡的数据集并在不同的目标检测算法和异常检测算法上进行了实验，通过不同指标分析该方法的可行性和有效性。

本文的技术如图1-4所示，分为数据预处理、缺陷生成和缺陷检测三部分。

**图1-4 技术路线图**

第一章为绪论，主要介绍了课题项目的背景和研究意义，分析了实习高铁接触网系统自动化巡检的意义，并阐述了目标检测、异常检测和高铁接触网系统缺陷识别三个方面国内外的相关研究工作内容。最后说明了本文的研究内容、技术路线和文章内容安排。

第二章介绍课题相关的基础知识，简单描述了高铁接触网中安全巡检的图像采集系统，以旋转双耳销钉为例分析了该领域缺陷检测任务的困难和挑战。之后分别介绍了卷积神经网络和生成对抗网络基础知识，包括原理、网络结构等。

第三章讲述了基于CGAN的缺陷生成模型，详细说明了模型的原理、架构、网络结构参数等技术内容，并进一步介绍了模型训练过程中的技术细节。最后是实验部分，展示并分析了缺陷生成的结果。

第四章的内容是缺陷检测。首先介绍了经过缺陷生成后搭建的旋转双耳销钉数据集，然后说明了检测实验的具体内容，包括实验组和对照组的检测结果、消融实验结果以及与异常检测SOTA算法的对比结果，最后从定性和定量两个维度展开分析，并对于模型的改进进行了讨论。

# 相关基础知识介绍

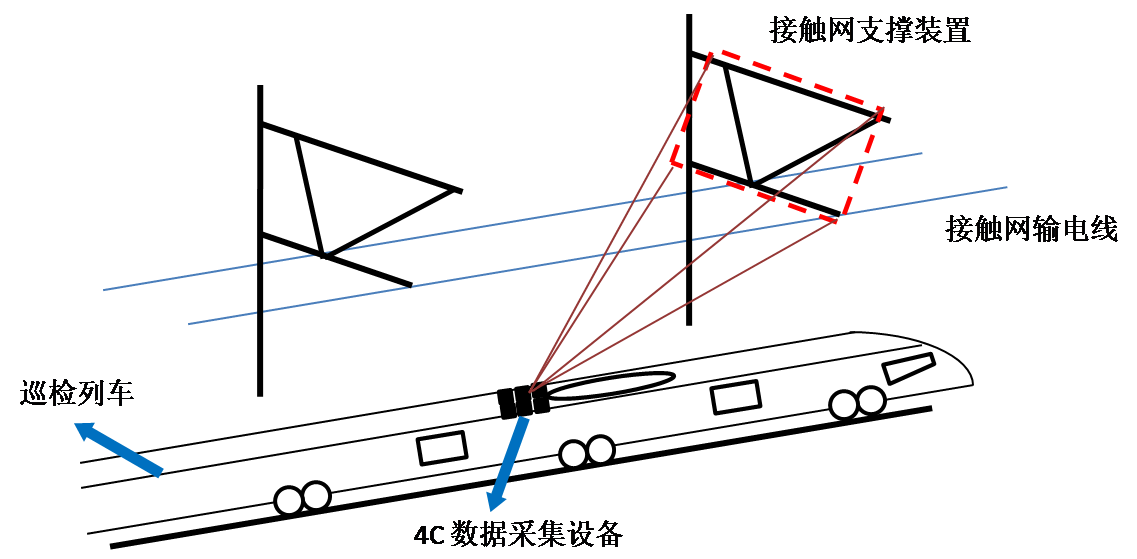
## 2.1 高铁接触网图像采集

### 2.1.1 图像采集系统简介

高铁接触网系统安全巡检中的图像采集工作需要特定的巡检车和采集装备，如图2-1所示。巡检车顶部安装高清摄像机，每一个相机安装角度不同，以捕获不同方向、不同区域的接触网设备图像，如图2-2所示。安全巡检分为静态评定和动态评定两种模式。静态评定是人工定点测量接触网设备的几何参数；动态评定是列车以相同速度在相同路段多次连续行驶一段距离，测定运行期间的各种数据，一般速度要低于60km/h，以减少振动对接触网参数的影响。最后要综合静态和动态指标，对比人工测量和装置测量数据，以保证安全评定的准确性。同时，为了尽可能减少对正常列车行驶的影响，巡检工作一般安排在夜晚进行。

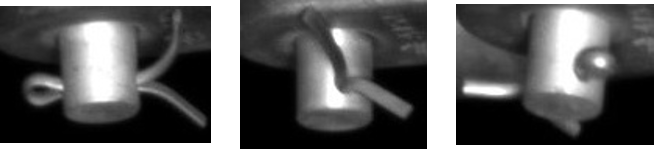


**图2-1巡检车（左）和4C装置（右）**



**图2-2 巡检车图像采集示意图**

### 2.1.2 旋转双耳销钉异常类型及检测难度分析

在高速铁路接触网悬挂装置中，旋转双耳销钉是重要的紧固件之一。施工安装时的缺陷或列车长期运行过程中的振动和冲击，都可能造成该零件的开口销部件松动脱落，这给列车的安全运行带来隐患。这对接触网支撑装置的结构稳定性提出了更高的要求，需要对销钉故障进行检测并采取措施排除。一般的检测算法是是在局部元件中提取特征，以此实现目标零件的定位，并进一步进行缺陷分类。但旋转双耳销钉存在体积小，与其他零件相似度较高的特征，不易定位和分类。图2-3展示了横向和竖向旋转双耳销钉的正常和缺陷状态。为了方便实验，本文将竖向正常状态旋转双耳销钉、竖向异常状态（开口销缺失）旋转双耳销钉、横向正常状态旋转双耳销钉和横向异常状态旋转双耳销钉分别标记为s\_good、s\_bad、h\_good和h\_bad。

1. **竖向旋转双耳销钉正常状态**
2. **横向旋转双耳销钉正常状态**
3. **竖向旋转双耳销钉开口销缺失**
4. **横向旋转双耳销钉开口销缺失**

**图2-3 旋转双耳销钉状态**

以旋转双耳销钉为例，我们可以分析高铁接触网零部件缺陷检测任务的难度：

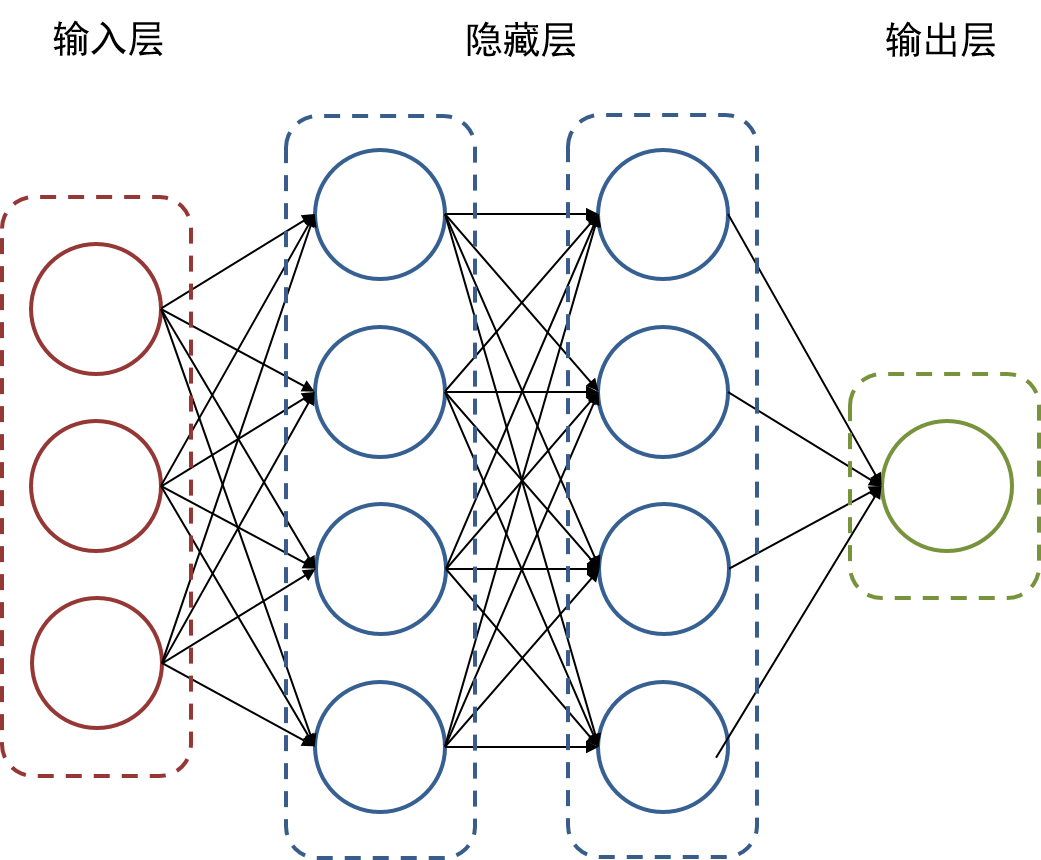
（1）缺陷样本缺失，数据集中正常样本为绝大多数，难以发挥基于有监督学习的检测器的优势。

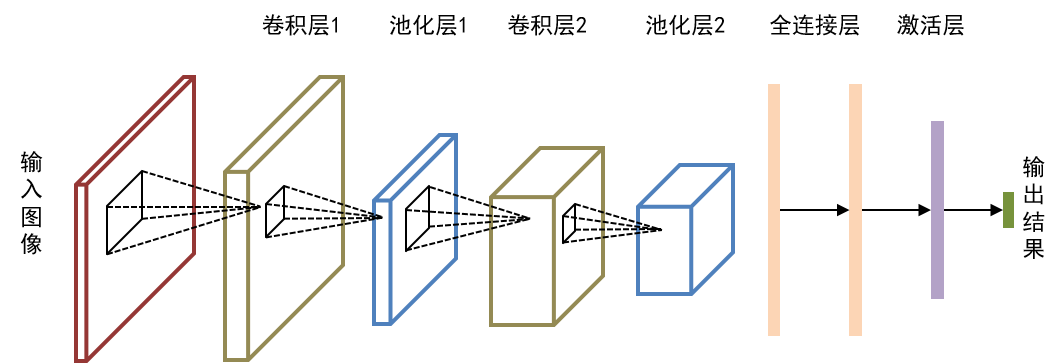
（2）零件种类众多，各零件几何状态、缺陷模式繁多。如旋转双耳销钉有横向和竖向两种，而开口销安装的角度、方向也有很大差别。传统的检测算法需要人工构建特征进行提取，难以适应接触网系统零部件缺陷种类繁多的情况。

（3）巡检车捕获的原始图像中，各种零部件尺寸极小，如图1-2和图1-3所示。小物体检测本身就是目标检测方面的难点，目标定位难度较大使用小尺度的窗口进行定位时计算开销较大。

（4）不同零部件之间存在较高相似性，也可能存在重叠，增加了检测的难度。

## 2.2 卷积神经网络简介

卷积神经网络（Convolutional Neural Networks，CNN）是在传统神经网络模型中引入了卷积和池化操作而发展得到的模型。1998年，LeCun等[41]使用LeNet-5在MNIST手写体数字数据集上达到了很好的效果。2012年，Alex Krizhevsky与Geoffrey Hinton设计的AlexNet[10]在ImageNet竞赛中以绝对优势夺得冠军。卷积神经网络在计算机视觉领域中取得了里程碑式的进展，相关的研究论文数量也呈现指数型增长，为机器学习揭开了新的篇章。

**图2-4 神经网络模型**

**图2-5 卷积神经网络模型**

### 2.2.1 卷积神经网络原理

传统的神经网络模型包括输入层、隐藏层和输出层三个部分，每一层都采取全连接的方式，如图2-4所示。卷积神经网络延续了层次模型结构，但每一层神经元只与前一层中一部分区域相连接，如图2-5所示。卷积神经网络内部主要由卷积层、池化层、全连接层和激活层构成。

1. 卷积层

卷积层是网络的核心部分，由若干个卷积单元组成。每一个卷积单元相当于一个进行卷积操作的滤波器，对输入的图像的特定区域进行特征提取。同一层中所有卷积单元提取的特征组成特征图（feature map），作为卷积层的输出。卷积单元的参数通过前向传播进行优化，随着层数的加深，提取的特征更加复杂。卷积层是整个网络中计算开销最大的部分。

1. 池化层

池化层中进行降采样操作，对输入的特征图进行降维。池化层中，特征图被分割为多个网格区域，在不改变特征的同时，每一个区域输出代表性最强的数值，减小特征图的尺寸，同时减少了参数数量和下一层的计算量。

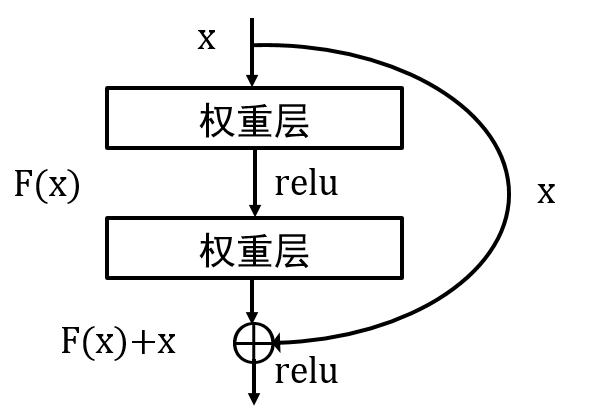
1. 全连接层

全连接层上由大量的神经元构成，上一层的数据转化为一维的向量，映射到每一个神经元上。全连接层将输入的特征图整合，输出为一个值，相当于网络中的“分类器”，实现了特征从隐藏空间到样本空间的映射。

1. 激活层

线性模型对特征的表达能力不足，无法解决非线性问题。激活层中，激活函数在模型的表达中添加非线性因素，增强模型对特征的表达能力。常见的激活函数有tanh、relu、sigmoid、softmax等。

### 2.2.2 经典网络结构

除了上文提及的LeNet-5和AlexNet，许多研究基于卷积神经网络，提出了网络层数更深、结构更复杂的模型。

**图2-6 残差模块**

1. ResNet

随着网络层数的加深，模型可以提取更复杂的特征，理论上应该具有更好的表达能力。但在实验中，研究人员发现，层数过深可能会遇到诸如梯度弥散和梯度爆炸等问题，导致深层网络的性能可能要逊于浅层网络的性能。针对此问题，文献[42]提出了残差神经网络（Residual Networks，ResNet）。ResNet核心是引入了残差模块，其结构如图2-6所示。残差模块将前一层的特征与本层的输出结果做对比，如果本层的特征表达能力低于上一层，则将上一层的权重参数传入下一层。残差模块的使用可以保证深层网络的性能不亚于浅层网络，可以充分发挥“深度”的优势。

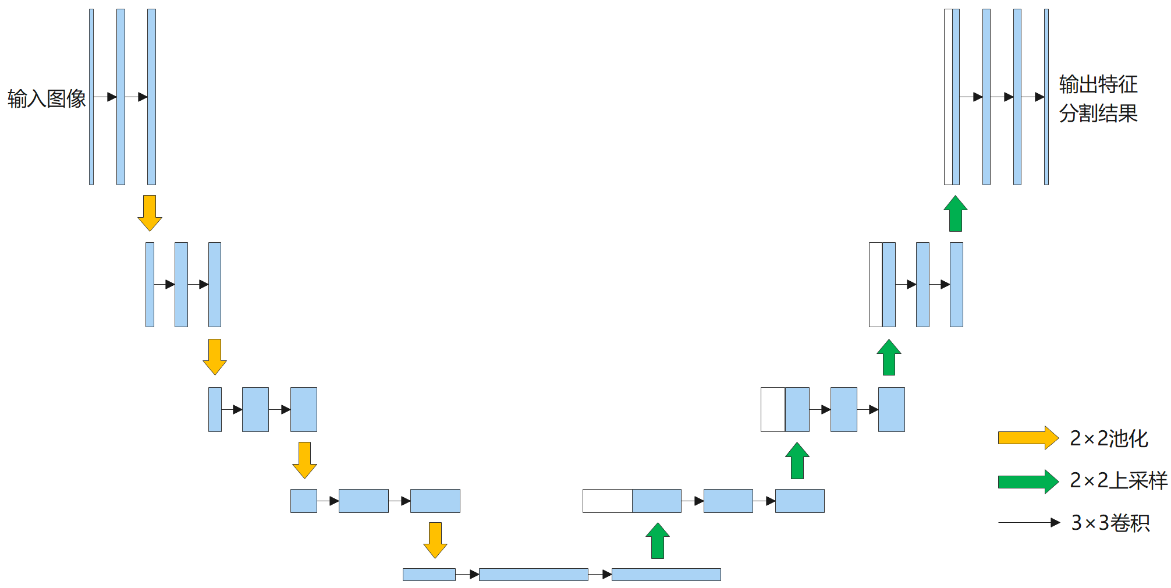
1. MobileNet

深度卷积神经网络虽然可以在各类视觉任务中取得出色的效果，但庞大的计算量不利于在工程实践中应用落地。2017年，Google研发团队提出了轻量级网络MobileNet[43]，可以植入移动端设备。MobileNet提出了深度可分离卷积方法，先使用3×3的卷积核进行特征提取，再使用1×1的卷积核进行特征组合形成特征图，可以大幅度减少模型的计算量。在此基础上，文献[44]引入了ResNet的残差模块与瓶颈设计，提出了MobileNetv2。文献[45]提出了MobileNetv3，使用了NAS（Neural Architecture Search）算法搜索网络中的参数，并添加了Squeeze-and-Excitation模块对特征进行校准。

1. DarkNet

DarkNet是目标检测算法YOLO系列的使用的网络架构，本质上是ResNet的一种变体，可以支持端到端的训练。YOLO9000[16]提出DarkNet19，YOLOv3[17]使用DarkNet53，其中数字代表网络的深度。

1. 全卷积神经网络

全卷积神经网络（Fully Convolutional Networks，FCN）[46]将卷积神经网络中的全连接层替换为卷积层，其中卷积核的尺寸为1×1，可以得到不同尺寸的输出。由上文可知，卷积层的输出为一个特征图，每一个值对应输入图像中一个区域的表达。使用核尺寸1×1的卷积层代替全连接层后，输出的特征图中每一个值代表了输入图像中一个区域的分类结果。根据这个特性，FCN可以分辨的图像的前景和后景，在语义分割领域表现优异。

**图2-7 U-Net示意图**

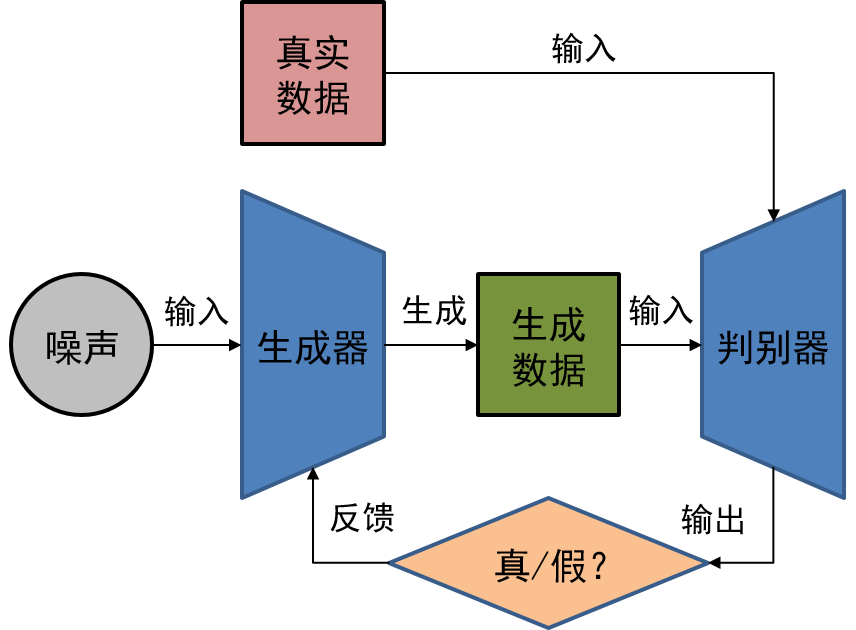
1. U-Net

U-Net[47]由两个对称的FCN网络构成，如图2-7所示，因形似字母“U”而得名，其本质是一个Encoder-Decoder的编码器模型。U-Net模型中，前半部分通过池化层（下采样）进行特征提取，不断扩大感受野，感知低频信息，可以提取到更复杂的特征；后半部分对特征图进行上采样操作，保持输出与输入尺寸的一致；左右两部分通过一个Bottleneck结构连接。同理与FCN，U-Net在语义分割领域取得了非常好的效果。

## 2.3 生成对抗网络简介

生成对抗网络（Generative Adversarial Networks，GAN）[48]是Ian Goodfellow在博弈论的启发下提出的学习模型，通过对抗博弈的方式进行非监督学习。经典的GAN模型包括生成器（Generator，G）和判别器（Discriminator，D）两个主要的组成部分，如图2-7所示。生成器从输入的噪声中模拟数据的分布，并参照判别器给出的反馈信息进行调整，来生成更趋近于真实分布的数据，使得判别器也无法分辨。判别器的主要任务是进行二分类，区分生成器生成的模拟数据和真实数据。生成器输入特定噪声，利用极大似然估计通过先验分布模拟真实数据的特征分布，判别器的输入是真实数据和生成数据，输出，表示样本数据为真实数据的概率。在训练过程中，生成器和判别器不断博弈，使生成器尽可能模拟到真实数据的分布，判别器尽可能区分模拟数据和真实数据，最终两个网络达到纳什平衡，使判别器无法判断出送入的样本是否为真实数据。GAN的目标函数表示为：

(1)

其中，是真实的数据分布，是判别器D对真实数据的判断结果，表示判别器对生成器生成数据的判断结果。

**图2-6 生成对抗网络基本架构**

模型训练时，判别器和生成器是交替训练的。训练判别器时，将生成器固定，这时的目标是使尽可能大， 尽可能大。训练生成器时，将判别器固定，这时的目标是使尽可能小。最终达到纳什均衡时，理想状态下，判别器输出为0.5，即。

# 基于条件对抗生成网络的缺陷样本生成

## 3.1 条件生成对抗网络

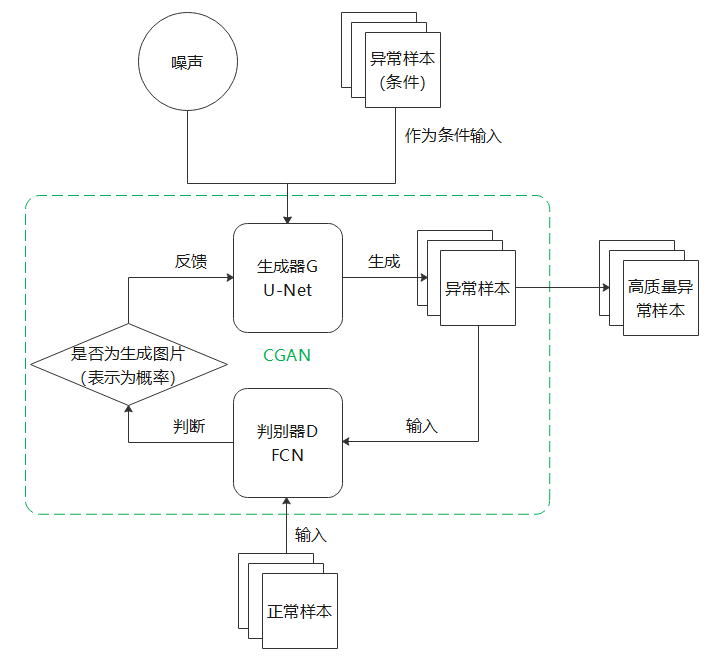
### 3.1.1 模型原理

传统的GAN网络可以完成缺陷样本的生成，但由于输入的噪声随机，而生成目标特定（即只需要消除双耳销钉开口销），所以存在收敛速度较慢、生成效果不佳的问题。针对这种不足，我们决定使用条件生成对抗网络CGAN来完成样本生成任务。CGAN在GAN基础上，针对随机噪声不确定性的限制做出了突破。在训练过程中，生成器的输入增加了带标签的样本作为“条件（condition）”，为生成器模拟数据分布提供了参照，可以加速模型的收敛并提升训练效果[4]，本质上将生成器的训练从无监督学习转变为有监督学习。

在CGAN中的生成器，我们给定一个输入噪声和额外信息，之后将两者通过全连接层连接到一起，作为隐藏层输入。同样地，在判别器中输入图像和额外信息，也将连接到一起作为隐藏层输入，生成器和判别器的损失函数分别表示为：

(3)

(2)



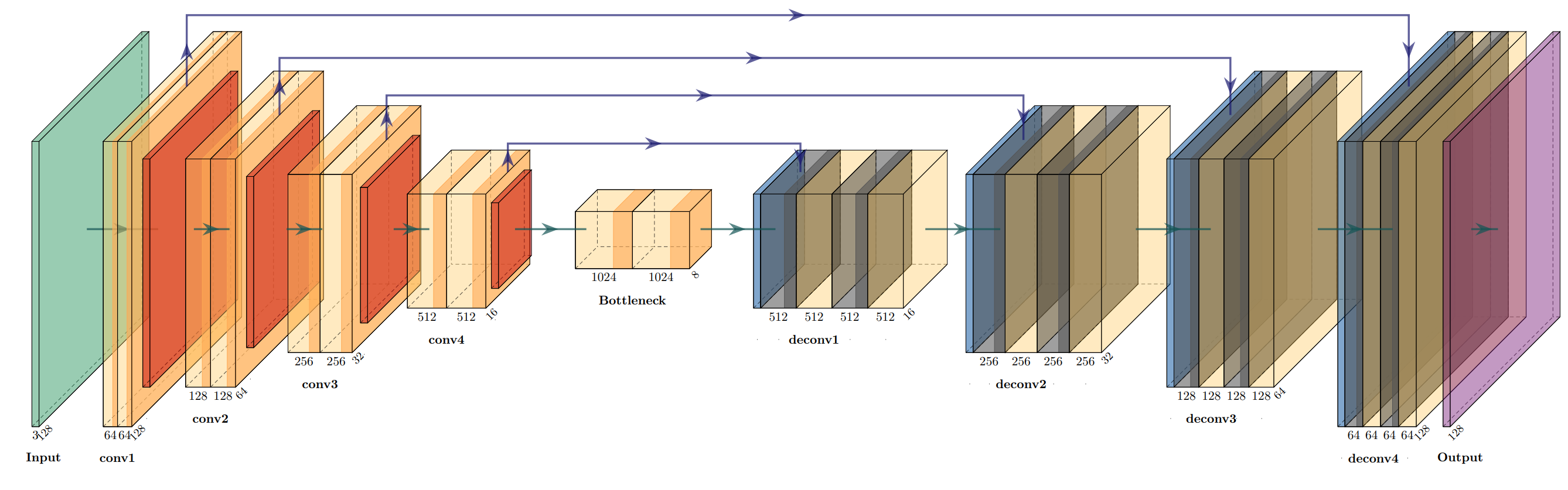
**图3-1 基于CGAN的缺陷生成模型结构**

### 3.1.2 网络结构

**(a) 生成器结构**

对于生成器，我们使用U-Net网络搭建。U-Net可以准确地捕捉异常样本和正常样本之间的差异，对特定目标的生成任务有较好的效果。以旋转双耳销钉为例，缺陷样本生成目的是抹除开口销部件的同时尽可能不向原始图像加入多余的特征，从而使生成效果更自然。生成任务的实质可以理解为将双耳销钉的开口销部分和其余部分分割，与语义分割任务类似。所以在语义分割方面表现卓越的U-Net对双耳销钉场景中缺陷样本生成有较大的优势，能更好地对开口销缺失这一特征进行捕捉，而不是对背景和其他零件部分进行处理。

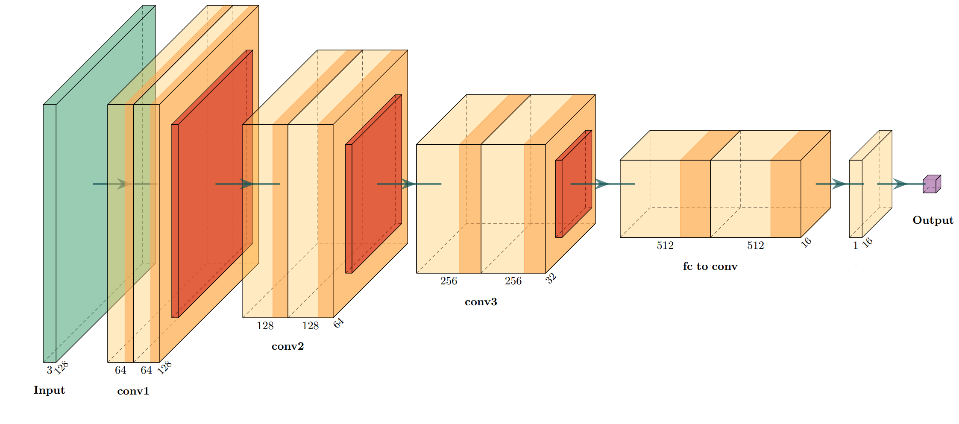
本文生成器所使用的U-Net结构如图3-2所示，左侧部分各包含4个block，每个block由2个卷积层和1个池化层构成，进行下采样操作，通道数依次为64、128、256和512，没有设置全连接层。右侧部分则为左侧部分的镜像，将池化层替换为上采样操作，左右两部分通过一个通道数为1024的Bottleneck连接。



**图3-2 基于U-Net的生成器结构**

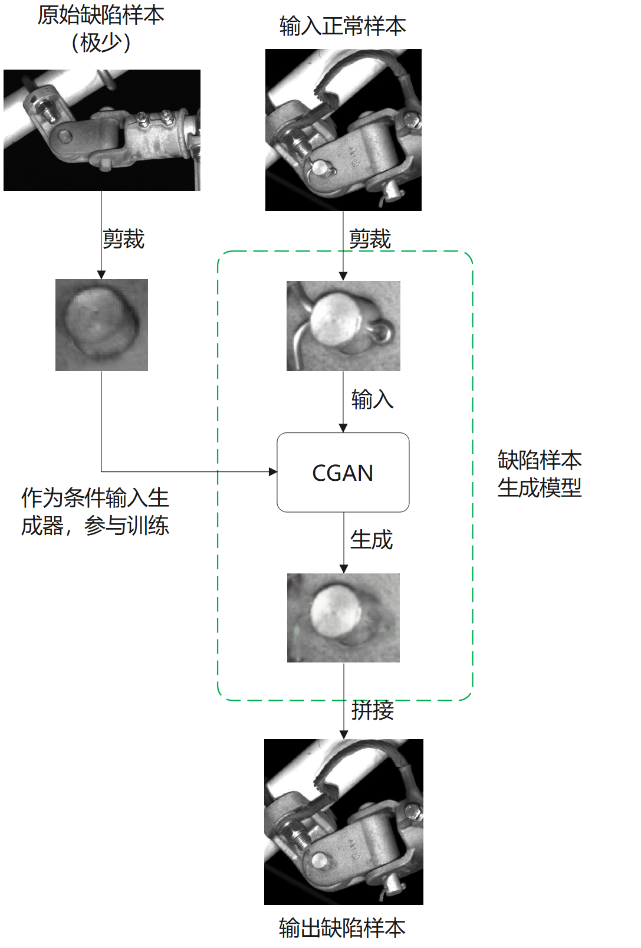
**(b) 判别器结构**

对于判别器，我们使用FCN搭建，其结构如图3-3所示。FCN在语义分割方面也有着出色的表现，正如上文讨论，对双耳销钉缺陷样本的生成有着较好的适应性；又因为判别器只负责二分类任务，所以FCN完全可以满足要求，又保证了计算的高效，无需使用像U-Net一样的复杂网络。

在判别器中，因为输入包括原始数据和生成器生成的数据，所以FCN的输入尺寸为256×256×6（将两张256×256×3的图像做拼接）。判别器使用的FCN包括五个block，block1将输入图像分割为256×256×3的两份数据分别做卷积处理。block2~block4都包括2个卷积层和1个池化层，通道数依次递增为64、128和256，block5将两张图像对应的特征图拼接为32×32×512，最后输出判别结果，即是生成图像还是原始图像。

**图3-3 基于FCN的判别器结构**

## 3.2 模型训练

在生成缺陷样本的过程中，我们首先用正常数据训练了一个 Faster R-CNN 模型，导出的模型用于从原始图像中定位正常的旋转双耳销钉，并裁剪为小图，标记为正常样本，用于训练判别器。由于缺陷样本的数量非常少，我们手动裁剪处于缺陷状态的销钉。我们对这些缺陷状态的裁剪图像进行增强处理，包括图像旋转（60°、90°和180°）、水平镜像翻转、锐化（laplcian[算子](https://so.csdn.net/so/search?q=%E7%AE%97%E5%AD%90&spm=1001.2101.3001.7020" \t "_blank)），将处理后的数据添加到缺陷类中，之后输入到CGAN的生成器中，以在训练中提供一定的参考或监督。训练流程如下：

**图3-4 端到端的缺陷生成模型**

（1）初始化训练数据集。将h\_good、h\_bad、s\_good和s\_bad样本分别添加到集合中、、和中。

（2）训练 CGAN 模型。固定判别器，将随机噪声和数据输入到生成器中，更新；固定生成器，将生成的样本和真实样本输入到判别器，更新。判别器的输出结果作为反馈传递给生成器，再进入新一轮对抗学习。

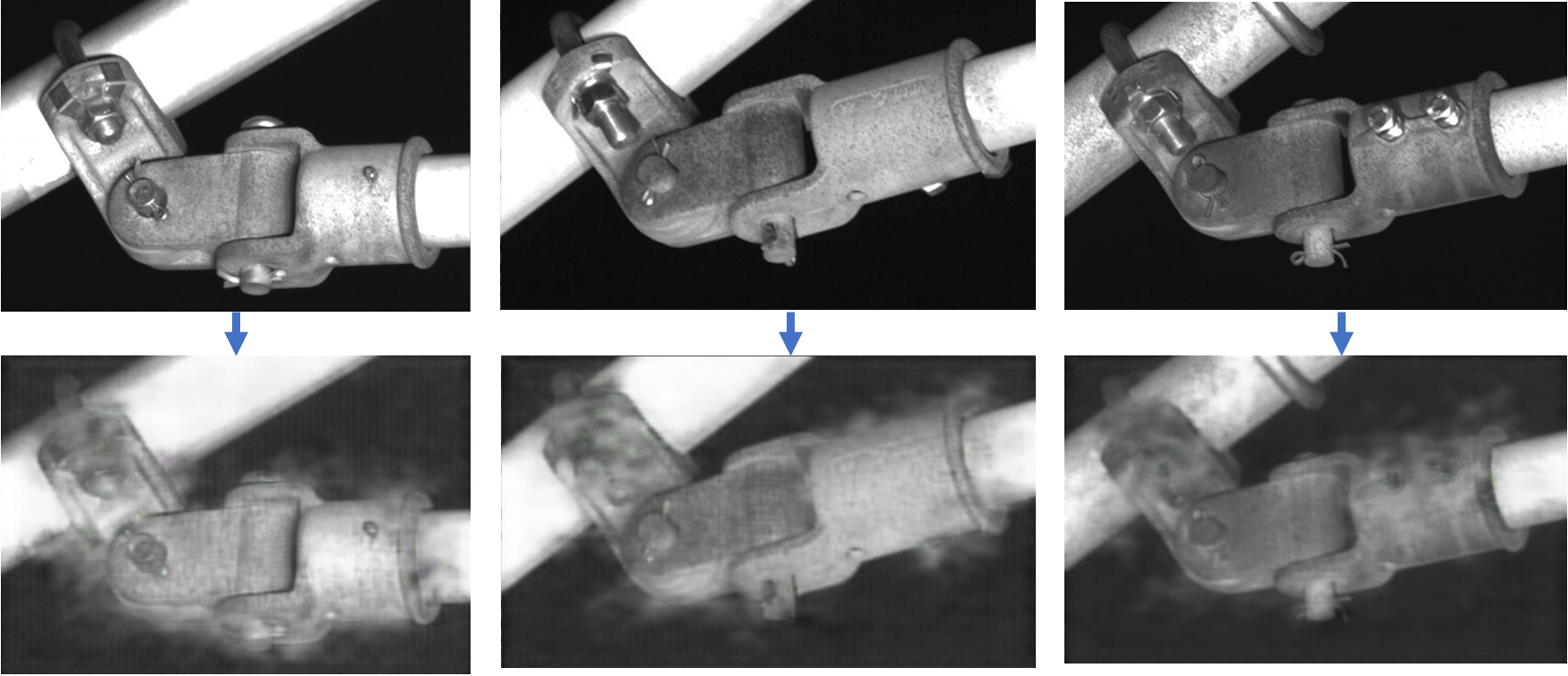
（3）每一轮训练后，从生成器生成的缺陷样本中挑选出高质量的生成图像，添加到中。

（4）导出生成模型。

（5）在和中上重复步骤（2）、（3），最终导出模型

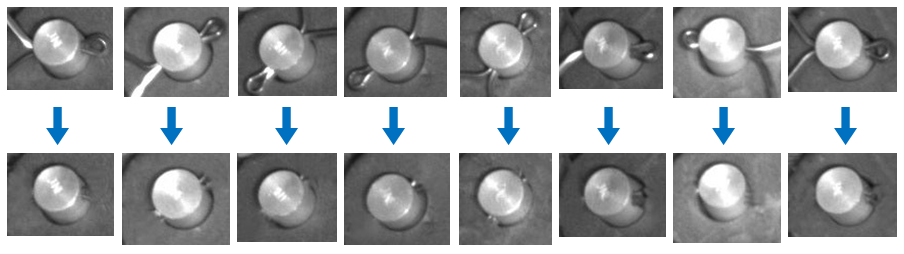
最终训练好的模型为端到端的缺陷生成模型，如图3-4所示。

## 3.3 实验结果与分析

本文收集了6204张自然状态下的旋转双耳销钉数据样本，其中仅有6张为缺陷样本。本文首先对包含旋转双耳销钉的原始图像进行生成，输入的尺寸调整为128×128，训练50 epoch，生成结果如图3-5所示。生成的图像非常模糊，对后景做了非常大的处理，而对旋转双耳销钉本身的生成不足。经过此实验，本文决定采用先裁剪、后生成的方法。

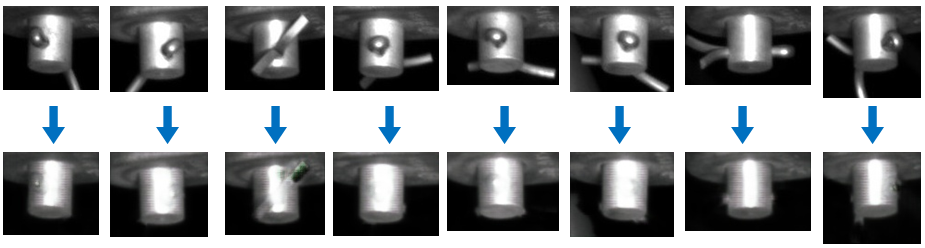
**图3-5 直接输入大图的生成结果**

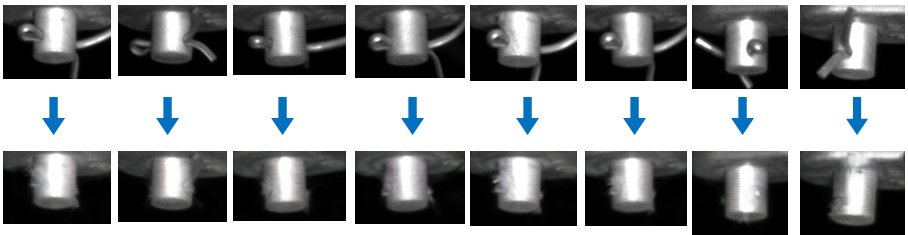
鉴于直接对大图处理效果不佳，本文按照3.2节内容先对图像进行了剪裁，然后输入训练CGAN训练。调整输入尺寸为64×64，训练50 epoch，最终的生成结果如图3-6所示。将生成的小图重新拼接回原始图像，其结果如图3-7所示。由下图可见，先裁剪后生成的方法是可行的。生成器在抹除开口销的同时并未改变零件其他区域和后景信息，可以生成人眼判别为异常的缺陷样本。将生成的缺陷小图拼接回原始图像，没有明显的拼接痕迹，与自然状态下的缺陷样本具有极高的相似性。





**(a) 横向双耳销钉小图生成结果**

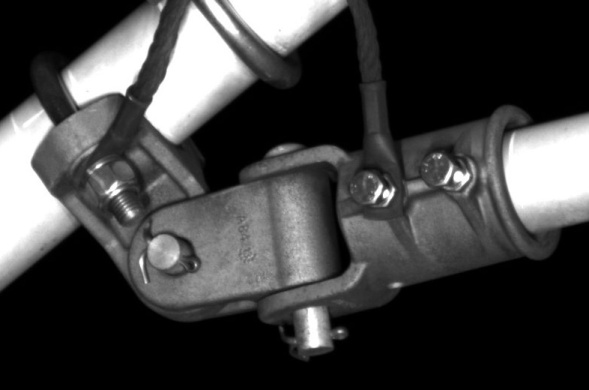
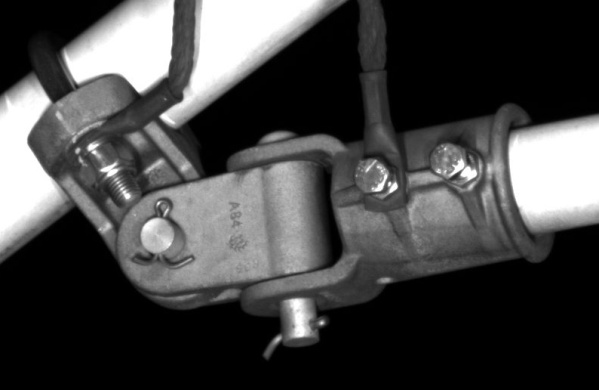


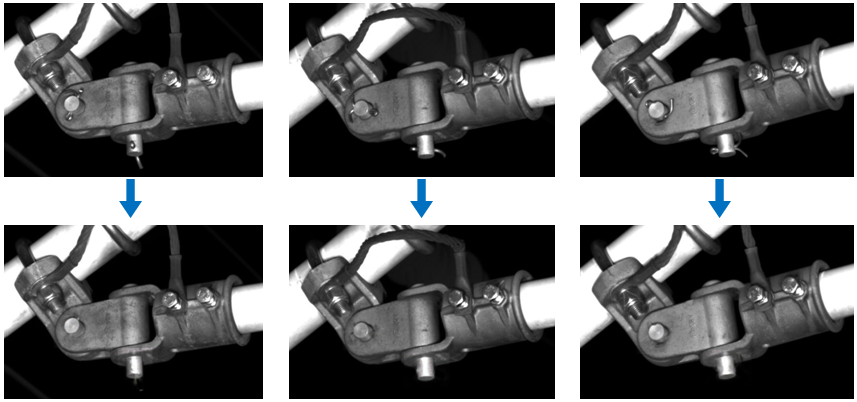


**(b) 竖向双耳销钉小图生成结果**

**图3-6 旋转双耳销钉小图生成结果**

将正常样本输入导出的缺陷生成模型，可以将数据重构为大量的异常样本，来弥补原始数据集中正负样本不平衡的问题。在此基础上，我们将构建了一个平衡的数据集，并对其中的销钉区域进行标记，整理为PASCAL VOC的形式，可以用于目标检测、图像分类等视觉任务。详情可见第4.1节。





**图3-7 生成的缺陷小图拼接回原始图像**

# 旋转双耳销钉缺陷检测

## 4.1 数据集

利用训练得到的缺陷生成模型，本文对正常样本进行重构，从中选取了符合人眼视觉要求的缺陷样本，与正常样本一起构成平衡的旋转双耳销钉数据集。为了方便说明，定义如下概念：

**Dataset1：**包含正常样本、原始缺陷样本和生成的缺陷样本的平衡的旋转双耳销钉数据集；

**Dataset2：**只包含原始图像的不平衡缺陷样本数据集；

**Model1：**在dataset1上训练得到的目标检测模型；

**Model2：**在dataset2上训练得到的目标检测模型。

Dataset1与dataset2的数据规模如表4-1所示，二者都按照6：2：2的比例划分训练集、验证集与测试集。

表4-1 检测数据集规模（单位：张）

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | dataset1 | dataset2 |
| 正常样本 | 573 | 1005 |
| 原始缺陷样本 | 6 | 6 |
| 生成缺陷样本 | 432 | 0 |
| 总计 | 1011 | 1011 |

## 4.2 实验结果与分析

### 4.2.1 评价指标

目标检测结果使用平均精度均值（mean average precision，mAP）进行定量评价，需要TP（True Positive）、FP(False Positive)、FN(False Negative)和TN(True Negative)四个指标。如表4-2混淆矩阵所示，TP表示真实正样本被检测为正样本的结果，即正常样本中检测为正常样本的个数；FP是指真实负样本被检测为正样本的个数，即缺陷样本被检测为正常样本的个数；FN是真实正样本被检测为负样本的个数，即正常样本被检测为缺陷样本的个数；TN是指真实负样本被预测为负样本的个数，即缺陷样本被检测为缺陷样本的个数。

表4-2 混淆矩阵

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | 预测正样本 | 预测负样本 |
| 正样本 | TP | FN |
| 负样本 | FP | TN |

Precision-recall (P-R) 曲线通常用于评估定位模型的性能。Precision(P)是精准度，recall(R)代表召回率，分别表示为公式4和公式5。P-R曲线下的面积被认为是每个类别的平均精度（Average Precision），如公式6所示。mAP用于计算所有类别的AP平均值，如公式7所示。mAP@0.5，mAP@0.75和mAP@[0,5, 0,95]分别代表置信度阈值范围[0.5, 1]、[0.75, 1]和[0,5, 0.95]时mAP数值。

(7)

(6)

(5)

(4)

为了与异常检测领域SOTA算法进行对比，本文使用AUROC（Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve）评估分类器性能。AUROC的几何意义是ROC（Receiver Operating Characteristic Curve）曲线下放的面积，也表示随机选择正样本的预测值大于负样本的预测值的概率。 因此，可以用公式8中表示。

(8)

表4-3 缺陷检测结果（%）

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 算法模型 | 网络骨架 | mAP@0.5 | | mAP@0.75 | | mAP@[0.5, 0.95] | |
| model1 | model2 | model1 | model2 | model1 | model2 |
| SSD | MobileNetv2 | 65.6 | 42.1 | 59.6 | 40.1 | 63.6 | 40.6 |
| Faster R-CNN | ResNet50 | 80.2 | 78.5 | 74.1 | 69.0 | 77.7 | 76.9 |
| Faster R-CNN | ResNet101 | 86.1 | 78.4 | **80.3** | 72.1 | 85.3 | 78.2 |
| YOLOv3 | DarkNet53 | **97.7** | 78.2 | 70.4 | 67.2 | **96.7** | 76.3 |

### 4.2.2 目标检测与消融实验

本文分别使用dataset1和dataset2训练 SSD、Faster R-CNN和YOLOv3 模型，然后在 dataset1上做了测试，以评估它们对缺陷样本的检测性能。为了进一步分析生成的缺陷样本在检测中的作用，我们对性能最好的目标检测模型进行了消融实验，model1和model2分别在dataset1和dataset2上进行了测试。

如表4-3所示，使用dataset1训练的 YOLOv3 表现最好，在mAP@0.5和map@[0.5, 0.95]分上取得了最高分，分别为97.7%和96.7%，但mAP@0.75分数要低一些，只有 70.4%。相比之下，使用不平衡的dataset2训练的YOLOv3模型只有78.20% mAP@0.5、67.2% mAP@0.75和76.3% mAP@[0.5, 0.95]的表现。至于Faster R-CNN，基于ResNet50和 ResNet101的model1的所有mAP分数都要高于model2，但差距并不算非常显著。基于ResNet101的model1的mAP@0.5、mAP@0.75和mAP@[0.5, 0.95]的值分别比model2高7.7%、8.2%和7.1%。而基于ResNet50的model1和model2性能的差异导致的mAP分数提升较少。这可能是因为，在Faster R-CNN的RPN阶段，正负样本会按照一定的比例进行选取，最终的回归框也会经过NMS算法处理。因此，数据不平衡的影响将减少。此外，SSD的model1和model2得分最低。 SSD的model1只有65.6% mAP@0.5，59.6% mAP@0.75和63.6% mAP@[0.5, 0.95]，而SSD的model2只得到42.1% mAP@0.5，40.1% mAP@0.75和40.6% mAP@[0.5, 0.95]。总体来看，使用dataset1训练的检测模型比使用dataset2训练的检测模型普遍具有更高的mAP分数，而model2的性能表明，SSD、Faster R-CNN和YOLOv3等检测算法在缺陷检测任务中在直接使用正常数据训练很难取得良好的效果。因此，解决数据不平衡问题对使用目标检测算法处理缺陷检测任务是非常有效的，生成的缺陷样本有助于提高检测模型的性能。

表4-4 YOLOv3 AP@0.5（%）消融实验结果

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 状态类型 | model1 | | model2 | |
| dataset1 | dataset2 | dataset1 | dataset2 |
| h\_bad | 100 | 97.2 | 60.2 | 100 |
| h\_good | 96.1 | 83.3 | 92.1 | 99.5 |
| s\_bad | 99.0 | 100 | 76.9 | 100 |
| s\_good | 95.8 | 97.2 | 83.5 | 97.1 |
| 平均值 | **97.7** | 94.6 | 78.2 | **99.2** |

为了进一步探究缺陷样本的存在对检测结果的影响，本文设计了消融实验，分别在dataset1和dataset2上测试了YOLOv3的model1和model2，并评估了旋转双耳销钉的每个状态的检测结果，如4-4所示。Model1在两个数据集中都获得了高分，分别为 97.7%和 94.6% mAP。而model2仅在dataset2中表现良好，mAP为99.2%。对于旋转双耳销钉的不同状态，model1在大多数状态下都有较高的AP值，但在dataset2中的h\_good样本的检测结果仅达到83.3%。在dataset1中，model2在对正常样本检测的AP值达到了92.1%和83.5%，但在对缺陷状态旋转双耳销钉的检测中仅有60.2%和76.9%的表现。然而，model2 在dataset2中表现出色，对于缺陷样本的检测准确率达到了100%。考虑到dataset2中仅有6张缺陷样本，4张在训练集，2张在测试集，异常检测的高分并不能令人信服。与dataset1的结果相比，使用不平衡数据集dataset2训练的model2可以有效识别正常数据，但检测异常样本的能力偏弱。这一证据解释了model2在缺陷检测方面的低准确率主要是由于缺陷数据的稀有性造成的。如果能提供足够多的缺陷数据，像YOLOv3这样的检测模型就能得到很好的结果。因此，本文提出的缺陷生成方法可以有效地提高目标检测模型在识别旋转双耳销钉缺陷状态方面的性能。

### 4.2.1 异常检测SOTA算法对比试验

为了进一步验证本文提出的检测架构的有效性，设计了YOLOv3检测结果与异常检测领域SOTA算法的对比实验。为了方便实验，该实验只对小图进行分类测试，因为部分SOTA算法只能处理小尺寸的图像。对于目标检测的结果，我们将定位成功并识别正确的样本视为分类正确，而未能定位样本或识别错误的视为分类错误。

表4-5显示，使用dataset1训练的YOLOv3 model1可以达到与SOTA算法媲美的性能，例如GANormaly、DifferNet和CS-Flow。AnoGAN和f-AnoGAN通过评估两个图像的距离来检测异常，而鉴于旋转双耳销钉正常状态的多样性，两个正常样本之间的异常距离也可能较大；而相对的，开口销在样本中所占像素比例较小，正常样本与异常样本之间的距离可能很小，这可能是AnoGAN和f-AnoGAN模型难以适应此类场景中的异常检测任务的一种解释。而GANoamly具有更高的鲁棒性，在这个缺陷检测任务中表现更好。 DifferNet和CS-Flow可以有效感知正常和异常数据之间的特征差异，AUROC得分较高，分别为96.2%和99.1%。YOLOv3 model1和model2的性能如上文所述。

表4-5 YOLOv3与SOTA算法分类AUROC对比结果（%）

|  |  |
| --- | --- |
| 异常检测方法 | AUROC |
| AnoGAN | 70.3 |
| f-AnoGAN | 75.1 |
| GANormaly | 92.0 |
| DifferNet | 96.2 |
| CS-Flow | **99.1** |
| YOLOv3 model2 | 63.3 |
| YOLOv3 model1 | **97.6** |

## 4.2 改进思路讨论

# 总 结

根据我们设计的游戏功能，经过对J2ME技术的学习，以及对程序总体上的设计，和数据流图的设计，最后通过编码和调试，得到了这个手机网络游戏《银月血影》。我们完全实现了我们预期期望的所有的功能模块。

在英雄可以处理的事务中（如图8-1）有“内政”，“破釜沉舟”，“卷土重来”，“更改英雄的名字”，“更改军团名称”和“帮助”。“内政”中的‘状态’，‘休养’，‘增兵’，‘鼓舞’，‘修筑’；“帮助”中的‘游戏背景’，‘游戏方法’，‘结束标志’，‘牌的优先级别’，‘关于’等功能都按照说明书实现了。

图8-1中用红圆圈起的两个功能分别是和CPU和网络游戏者进行游戏了。其中和CPU游戏时，在操作上有换牌，出牌等操作，以及各种交互界面如图8-2。

相对于单机游戏，网络游戏中其玩法和各种操作，及各种交互界面都是一样的。不同的是游戏的对手不是CPU算法产生的数据，而是实在的人物将操作的数据通过网络进行相互传输，从而达到网络游戏的功能。具体的情况如图8-3。

在J2ME的网络模块中，我们使用UDP传输协议 ，然后收发数据时使用**DatagramConnection**类的receive方法来进行监听，这个方法启动后是等待连接，并用数据包的格式**Datagram**来接受数据，如下

dc.**receive(receiveDatagram)**;

启动这个方法，在个人PC机上使用模拟器来测试网络功能时占用了CPU很大的处理资源。我们不知道在实际的手机上会是怎么样地情况，就不得而知，我们希望感兴趣的有条件的人可以进一步对此进行验证。

我们使用开发J2ME无线开发工具j2me\_wireless\_toolkit中的手机模拟器来对我们的游戏系统进行了整体性的测试，结果表明一切都表现良好。在单PC机中我们使用分别使用不同端口的两个进程来相互访问；在两台PC机上我们使用不同的目标主机IP地址；在这两种情况下我们的游戏都能正常运行。当然，由于硬件条件的限制，我们目前尚不可能拿我们的设计在实际的手机上进行调试了。

本文重点关注高速铁路架空接触系统中缺陷检测的挑战，并提出了一种解决典型部件——旋转 U 形夹销的数据不平衡问题的方法。我们构建了一个基于 CGAN 的生成模型，其中 U-Net 用于生成器，FCN 用于鉴别器。生成模型利用很少的可用缺陷数据作为条件，并将它们输入到生成器进行监督训练。通过迭代训练，生成模型可以将正常数据重构为缺陷数据。在生成了大量有缺陷的样本后，我们以 PASCAL VOC 格式提供了一个平衡的旋转 U 形夹销数据集，这为检测模型的监督训练提供了良好的条件。使用该数据集训练不同的对象检测模型，此外，我们建立了一个对照组，其中使用原始不平衡数据集训练模型。评估结果表明，使用平衡数据集训练的模型在缺陷检测方面的表现要好于对照组。 YOLOv3 是检测旋转 U 形夹销缺陷状态的最佳模型。通过消融实验和与 SOTA AD 方法的比较，定量结果证明了我们方法的可行性和有效性，可用于 OCS 中的安全检查。

# 作者在读期间科研成果介绍

# 参考文献

[1] 主要责任者．书名［M］．其他责任者．版本．出版地：出版者，出版年：起止页码．

[2] 刘少奇．论共产党员的修养[M]．修订2版．北京：人民出版社，1962：76-80．

[3] 析出责任者．析出题名［文献类型标识］．析出其他责任者．见：原文献责任者．原文献题目．版本．出版地：出版者，出版年．在原文献中的位置（起止页码）．

[4] 黄蕴慧．国际矿物学研究的动向．见：程裕淇等编．世界地质科技发展动向．北京：地质出版社，1982．38-39．

[5] 著者．题（篇）名［文献类型标识］．学位授予单位，编号或缩微制品序号，年．

[6] 张筑生．微分半动力系统的不变集[D]．北京：北京大学数学系数学研究所，1983．

[7] 著者．题（篇）名．报告题名［R］，编号，出版地：出版者，出版年：页次．

[8] 中国科学院南京土壤研究所西沙群岛考察组．我国西沙群岛的土壤和乌粪矿[R]．北京：科学出版社，1977．80．

[9] 主要责任（著）者．文献题（篇）名[J]．其他责任者．原文献题名（刊名），年，卷（期）：在原文献中的位置（起止页码）．

[10] 李四光．地壳构造与地壳运动．中国科学，1973（4）：400-429．

[11] 何龄修．读顾城《南明史》[J]．中国史研究，1998，(3)：167-173．

[12] 金显贺，王昌长，王忠东，等．一种用于在线检测局部放电的数字滤波技术[J]．清华大学学报(自然科学版)，1993，33(4)：62-67．

[13] 辛希孟．信息技术与信息服务国际研讨会论文集：A集[C]．北京：中国社会科学出版社，1994．

[14] 析出文献主要责任者．析出文献题名[A]．原文献主要责任者(任选)．原文献题名[C]．出版地：出版者，出版年．析出文献起止页码．

[15] 钟文发．非线性规划在可燃毒物配置中的应用[A]．赵玮．运筹学的理论与应用——中国运筹学会第五届大会论文集[C]．西安：西安电子科技大学出版社，1996．468-471．

[16] 主要责任者．文献题名[N]．报纸名，出版日期（版次）．

[17] 谢希德．创造学习的新思路［N］．人民日报，1998-12-25(10)．

[18] 赵均宇．略论辛亥革命前后的章太炎．光明日报，1977-03-24（4）．

[19] 标准编号，标准名称 ［S］．

[20] GB/T 16159-1996，汉语拼音正词法基本规则［S］.

[21] 专利所有者．专利题名［P］．专利国别，专利文献种类，专利号．出版日期．

[22] 姜锡洲．一种温热外敷药制备方案［P］．中国专利：881056073，1989-07-26．

[23] 主要责任者.电子文献题名 ［电子文献及载体类型标识］.电子文献的出处或可获得地址，发表或更新日期/引用日期(任选).

[24] 王明亮.关于中国学术期刊标准化数据库系统工程的进展［EB/OL］．<http://www.cajcd.edu.cn/pub/wml.txt/980810-2.html>，1998-08-16/1998-10-04．

[25] 万锦坤．中国大学学报论文文摘(1983-1993)．英文版 ［DB/CD］．北京：中国大百科全书出版社，1996．

[26] 主要责任者．文献题名［Z］．出版地：出版者，出版年．

***｛注意：****参考文献与注释的区别:参考文献是作者写作论著时所参考的文献书目，一般集中列表于文末；注释是对论著正文中某一特定内容的进一步解释或补充说明，一般排印在该页地脚。参考文献序号用方括号标注，而注释用数字加圆圈标注(如①、②…)。*

*私人通讯和未发表著作一般不能作为参考文献引用，如必须要引用时，应标明通讯人或著者的姓名、题（篇）名、地址和年、月、日。*

*参考文献著录项目：① 主要责任者(专著作者、论文集主编、学位申报人、专利申请人、报告撰写人、期刊文章作者、析出文章作者)。多个责任者之间以“，”分隔，注意在本项数据中不得出现缩写点“.”（英文作者请将作者名写全）。主要责任者只列姓名，其后不加“著”、“编”、“主编”、“合编”等责任说明。②. 文献题名及版本(初版省略)。③ 文献类型及载体类型标识。④ 出版项(出版地、出版者、出版年)。⑤ 文献出处或电子文献的可获得地址。⑥ 文献起止页码。⑦ 文献标准编号(标准号、专利号……)。*

*参考文献类型及其标识：根据 GB 3469规定，以单字母方式标识以下各种参考文献类型：*

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| *参考文献类型* | *专著* | *论文集* | *报纸文章* | *期刊文章* | *学位论文* | *报告* | *标准* | *专利* |
| *文献类型标识* | *M* | *C* | *N* | *J* | *D* | *R* | *S* | *P* |

*对于专著、论文集中的析出文献，其文献类型标识建议采用单字母“A”；对于其他未说明的文献类型，建议采用单字母“Z”。*

*对于数据库(database)、计算机程序(computer program)及电子公告(electronic bulletin board)等电子文献类型的参考文献，建议以下列双字母作为标识：*

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| *电子参考文献类型* | *数据库* | *计算机程序* | *电子公告* |
| *电子文献类型标识* | *DB* | *CP* | *EB* |

*电子文献的载体类型及其标识：对于非纸张型载体的电子文献，当被引用为参考文献时需在参考文献类型标识中同时标明其载体类型。本规范建议采用双字母表示电子文献载体类型：磁带(magnetic tape)——MT，磁盘(disk)——DK，光盘(CD-ROM)——CD，联机网络(online)——OL，并以下列格式表示包括了文献载体类型的参考文献类型标识：*

*［文献类型标识/载体类型标识］*

*如： ［DB/OL］ —— 联机网上数据库(database online)*

*［DB/MT］ —— 磁带数据库(database on magnetic tape)*

*［M/CD］ —— 光盘图书(monograph on CD-ROM)*

*［CP/DK］ —— 磁盘软件(computer program on disk)*

*［J/OL］ —— 网上期刊(serial online)*

*［EB/OL］ —— 网上电子公告(electronic bulletin board online)*

*以纸张为载体的传统文献在引作参考文献时不必注明其载体类型。****｝***

# 致 谢

首先我在这里向养育和培养我的父母表示深深地思念和感谢，再向关心我，帮助我的老师和同学表示感谢！

能顺利圆满地完成我的设计，离不开自身的努力，离不开指导老师于忠德老师的指点，更离不开四川大学这个大环境四年来在学习和生活的熏陶和培养。

大四下学期开始不久，我开始了我的毕业设计。在这几个月里，我得到了导师于老师的关心和教导，于老师在学术上的渊博知识让我在这几个月的学习和研究中深受其益。我向于老师表示深深地谢意；再向和我进行讨论问题，让彼此相互帮助和学习工作的同学表示感谢；向软件学院实验室中，陪着我们度过几多光阴的管理员和老师表示谢意。

设计的完成，为我在川大的学习生涯画上了一个圆满的句号。在四川大学度过的美好时光将使我终生受益。

# 附录1 网络模型规格参数