电 子 科 技 大 学

学术学位研究生学位论文开题报告表

攻读学位级别： □博士 ☑硕士

学科专业： 计算机科学与技术

学 院： 数学科学学院

学 号： 201721100222

姓 名： 何 佳 美

论文题目： 基于生成对抗网络的电力设备

图像扩充模型及算法研究

指导教师： 李毅超 教授

填表日期： 年 月 日

电子科技大学研究生院

1. 学位论文研究内容

|  |  |
| --- | --- |
| 课题类型 | □基础研究 ☑应用基础研究 □应用研究 |
| 课题来源 | □纵向 ☑横向 □自拟 |
| 学  位  论  文  研  究  内  容 | 学位论文的研究目标、研究内容及拟解决的关键性问题  **１、研究目标：**  本文针对电力设备图像（X射线、红外图像等）数据集不足的问题，利用生成对抗网络（GAN）的思想及其相关算法，实现一个基于生成对抗网络的电力设备图像扩充模型。该模型针对应用在电力设备缺陷检测模型中的图像数据集，生成与之类似的电力设备人工样本图像，即对原数据集进行数据增强。满足缺陷检测模型对数据集样本数量的要求。在缺陷检测模型中使用扩增后的数据集，对缺陷检测模型进行训练，使得缺陷检测模型的准确率至少提高2%。  **２、研究内容：**  （1）数据集的构建  研究传统的数据集增强的方法，针对不同增强方法对于图像的处理效果，筛选出适用于本课题的数据增强方法，对现有的数据集进行扩增。使得通过传统数据增强的数据集能够满足生成对抗网络模型的训练。同时，对现有的图像数据集尺寸格式进行统一，构建出符合生成对抗网络模型输入的图像。  （2）图像扩充模型的构建  研究现有的生成模型和经典的GAN及其衍生的各种用于图像生成的GAN，包括DCGAN、CycleGAN等。对其网络结构及参数等进行深入的研究，分析其各自的优缺点及适用场景。从中选出两种GAN模型对其进行复现，查看生成图像的效果。选出效果较好的GAN模型作为基础模型。以此模型为基础，基于生成对抗网络的思想，分别构建生成模型和判别模型，最终构建出基于生成对抗网络的电力设备图像扩充模型。  （3）图像扩充模型的训练及优化  选用合适的训练策略利用处理后的数据集对模型进行训练。可以结合多个数据集对模型进行训练，使模型在跨数据集的测试中仍然具有相对较高的测试准确率。利用设定好的优化器，实现对模型中参数的优化。同时对模型生成的人工样本图像进行分析，针对人工样本图像的质量及训练中出现的问题，调整现有的生成对抗网络的优化方法。根据训练中出现的具体问题，选出适用于本模型的优化方法，对模型进行优化改进。  **３、拟解决的关键性问题：**  （1）图像扩充模型的构建  通过对现有的生成模型和生成对抗网络的研究，选用合适的生成对抗网络，并以它的网络结构作为基础结构。在此结构上进行修改调整，构建出生成模型和判别模型。并对模型中的权重等有关参数进行初始化，选用合适的损失函数及激活函数等，构建基于生成对抗网络的图像的电力设备图像扩充模型。  （2）图像扩充模型的训练及优化  在构建好的模型上，选用合适的训练策略，用处理后的数据集进行训练。可以结合多个数据集对模型进行训练，使模型在夸数据集的测试中仍然具有相对较高的测试准确率。利用设置好的优化器实现对参数的自动更新。针对训练过程中出现的问题及人工样本图像的质量，通过调整现有的优化方法，选出适用于本模型的优化方法，对模型进行优化改进。 |

1. 学位论文研究依据

|  |
| --- |
| 学位论文的选题依据和研究意义，国内外研究现状和发展态势，主要参考文献，以及已有的工作积累和研究成果。（2000字）   1. **研究背景**   随着人工智能的兴起与发展，人工智能已经逐渐应用于各个领域中。2017年国务院印发了《新一代人工智能发展规划的通知》，将人工智能的发展作为基本国家战略。对于人工智能在我国各个领域中的发展进行了规划和指导，针对各个领域提出了明确的规划和指导路线。同时针对我国人工智能发展的迫切需求和薄弱环节，设立了一批新一代人工智能重大科技项目。同时指出要大力发展各个行业中的人工智能企业。  电力设备状态检测、监测行业当然也不例外。目前电力设备缺陷检测主要采用无损检测技术。无损检测技术是指基于不影响或者危害被检测对象具体功能的条件下，通过射线、红外线等技术对设备、零件、材料等实施物理、化学、缺陷的检测技术[1]。无损检测技术主要有超声检测、射线检测[2]、声发射检测、红外检测等。利用X射线检测、红外检测等无损检测技术对电力设备进行图像采集。专业的技术检测人员将采集回来的图像进行分析处理，从而实现对电力设备中的缺陷进行判别。但是这个检测过程需要耗费很多的时间，并且采集回来的图像远多于专业技术检测人员的数量，因此要识别出采集回来的电力设备图像中的所有缺陷需要花很长一段时间。所以，非常需要利用深度学习实现电力设备缺陷的智能检测。  为了响应国家人工智能的总体规划，智能电网大数据平台的建设正在快速推进，其中核心部分就包括利用深度学习实现电力设备缺陷智能检测。要利用深度学习中的算法实现电力设备缺陷智检测模型需要大量的数据集。即要实现准确率高的缺陷智能检测模型需要大量的数据集对模型进行训练、验证、优化，才能够使得模型具有较好的泛化能力和准确率，才能够训练出适用于电力设备缺陷智能检测的模型。  但是，对电力设备的检测都是定时进行维修检测，并且相隔时间期限较长。某些电力设备所处的位置偏僻，采集一次需要耗费大量的人力和物力。而对于新修建的电力设备在初次检测完成无缺陷后很长一段时间都不会进行再次检测。电力设备检测、检测行业作为最近几年的新兴行业，数据集的积累还不够。由于以上原因，导致现有的电力设备图像数据集较少，不能够满足电力设备缺陷智能检测模型的训练。使得构建的电力设备缺陷智能检测模型的效果不好，从而导致智能电网大数据平台的建设无法继续推进。因此，目前非常需要一种增强数据集的方法来解决电力设备图像数据集过少的问题。   1. **研究目的与意义**   本课题的研究目的在于利用生成式对抗网络的思想及其相关算法，对于现有的电力设备图像数据集不足的问题，构建电力设备图像扩充模型生成大量与原图像相似的电力设备人工样本图像。将扩增后的数据集用于电力设备缺陷检测模型的训练，能够提高模型的准确率。从而使得电力设备缺陷检测能够高效快速的进行。能够推进智能电网大数据平台的建设，从而促进电力设备人工智能化的发展。对于我国智能电网的建设以及电力设备状态检测维修具有重大意义。   1. **国内外研究现状和发展态势**   3.1电力设备检测研究现状  随着计算机技术、数字化技术和图像识别技术的发展，无损检测技术被广泛的应用于电力设备检测中。无损检测技术是在不破坏监测对象的前提下进行对于检测对象的检测，检测内容是评价检测物体内部或者表面物理和机械性及各类缺陷和其他的技术参数[3]。同时，无损检测能够满足电力行业的高安全性和稳定性的要求，这使得其成为保证电力设备处于良好运行状态的技术之一。  目前而言，无损检测技术主要有超声检测、射线检测、声发射检测、红外检测、渗透检测、磁粉检测、涡流检测这几种，在电力设备检测中都有所涉及，但就其应用广泛性和发展前景而言，尤以超声检测、射线检测、声发射检测最为突出[4]。  由于无损检测技术在我国的应用时间还不是很长，并且电力设备检测的周期较长，使得目前采集的图像数据量较少，无法满足对于电力设备缺陷智能检测模型的训练。就目前而言，并未有对于电力设备图像数据集进行增强的相关研究。而在其他应用领域的基于生成对抗网络的图像生成技术发展得如火如荼。可是，对于各种生成对抗网络的应用目前还有一些问题有待解决。  3.2 生成对抗网络现状  机器学习方法包括两类：生成方法和判别方法，最后得到的模型称之为生成式模型（generative model）和判别式模型（discriminative model）[5]。生成方法是通过对样本数据进行学习从而得到基于样本与标签的联合概率分布。从而使得训练好的模型生成的新数据是与原始样本分布相符的。生成模型既可以是有监督的学习也可以是无监督的学习。其中无监督的学习是通过学习真实数据的本质特征，从而让模型掌握样本数据的分布特征，最后生成与原始数据高度相似的新数据。由于生成模型的参数比训练数据的量小好几个数量级，因此模型能够发现并有效内化数据的本质。生成式模型在无监督深度学习方面占据主要位置，在没有目标标签的情况下能自主的捕捉预测出对应数据的高阶相关性。深度生成模型可以通过从网络中采样来有效生成样本，近两年来流行的生成式模型主要分为三种方法：生成对抗网络（GAN）[6]，变分自动编码模型（VAE）[7][8]，自回归模型（Auto-regressive）[9]。其中，本文主要研究的是生成对抗网络（GAN）。  生成对抗网络（Generative Adversarial Networks, GANs）是由 Goodfellow 等人在 2014年提出的一种非监督式的学习方法[6]。GAN思想来源于博弈论，是由两个神经网络组成，分别包含一个生成模型（G）和一个判别模型（D）。GANs 让生成器和判别器以相互博弈的方式进行学习：生成模型学习样本的真实分布，从某种噪声分布中随机采样作为输入，生成于真实样本非常相似的人工样本。而判别模型则对输入的真实样本或人工样本进行判别，尽可能的将真实样本和人工样本区分出来。从中可以看出，生成模型的功能就是尽可能生成与真实数据类似的人工数据来欺骗判别器，而判别器则是尽力的从这些样本中将真实样本和人工样本区分开来。训练的过程中，是对两个模型的交替训练。两个神经网络相互对抗，在对抗的过程中不断调整自身的参数，双方的能力因此都得到上升。最终，产生了一个“造假”能力很强的生成模型，可以生成以假乱真的人工样本。GANs 目前主要的应用领域在图像、视频、文本生成方面，如通过 GANs 来生成以假乱真的图片[10]；预测视频的下一帧是什么[11]；在自然语言处理领域用以生成文本序列[12]。  由于GAN的学习模式太过于自由了，使得GAN的训练过程和训练结果很多时候都不太可控。为了稳定GAN，从启发式的、模型改进和理论分析的角度上后来都提出了许多训练技巧和改进方法。在基础的 GANs 上，根据实际的需求以及原始GAN的不足，衍生出了许多 GANs 的变种。  由于GAN不需要事先建模的方法太过自由，当数据集中图像的尺寸较大且包含复杂的内容时，使用简单的GAN很难控制生成人工样本的效果，对于样本的输出无法控制。Mehdi Mirza 等人于 2014 年提出的条件对抗网络（Conditional Generative Adversarial Nets, CGAN）[13]，通过在生成模型和判别模型中都引入额外的条件变量y，而这个条件变量y可以辅助引导人工样本的生成，条件变量y可以是类别标签、对图像修复有帮助的部分辅助数据等等。此时就是将GAN从纯无监督向有监督学习进行改进。从而改进了原始 GANs 对于人工样本输出类别无法指定的问题。  针对GAN训练过程中可能出现的不稳定的问题，Alec Radford 等人于2015年提出的深度卷积对抗网络（ Deep Convolutional Generative Adversarial Networks, DCGAN）[10]，将有监督学习的CNN[14]和无监督学习的GAN相结合，对GAN的生成模型和判别模型的架构进行修改，将深度卷积神经网络结构使用到GAN中，得到了更稳定的训练过程和更高质量的图像样本。但是该网络架构只是基于对生成模型和判别模型的架构进行不断实验，最终选出一种比较好的网络架构。只是从表面解决了训练不稳定的问题，并没有从原理上解决问题。  Arjovsky 与 Gulrajani 等人用了两篇论文，针对 GANs 存在的训练不稳定，生成样本缺乏多样性等通病，尝试从数学角度分析，并提出了改进后的Wasserstein GAN模型[15][16]。解决了GAN训练不稳定的问题，不需要再小心的衡量生成模型（G）和判别模型（D）的训练程度，而且最终生成的人工样本具有多样性。生成模型生成的人工样本的质量也较之前有所提高，但实验表明该方法的收敛速度较慢，同一数据集下需要多次训练才能收敛 [17]。  除了上述几种对于GAN的衍生，还有其他很多方面的改进。比如，Jun-Yan Zhu 等人于2017年提出的循环一致性对抗网络（Cycle-Consistent Adversarial Networks, Cycle GAN）使用一对 GANs 在两个类别的数据之间相互训练，完成了带风格迁移效果的样本生成任务[18]； Patch GAN和Pixel GAN[19] 结构用于图片到图片的转移，通过输入图片以及带条件的图片，使得生成网络最终能够生成非常接近于条件图片。Patch GAN和Pixel GAN改进网络中的目标函数，生成模型和判别模型的判别方式，将图像分成若干个小块进行判别，最终给出平均结果，相较于整张图像的判别更易于收敛[20]。  GANs是深度学习在无监督学习上一个新的创举。目前GAN可能在以下应用领域发挥作用。如由卫星照片生成地图（地图绘制）；由黑白图像生成彩色图像（老旧照片上色）；由手绘图片生成真实照片（嫌犯画像绘制）；由低分辨率图片生成高分辨率图片（超分辨率重建）[21]；医学图像合成、医学图像分割等[22]。但由于 GANs 诞生的时间不长，其架构等目前都尚处于研究阶段，想在实际的应用场景中运用 GANs 技术仍需时日。  但是，随着GANs研究的深入，合成的人工样本图像也越来越真实。除了将合成图像用于主观性评价之外，近年来也逐渐出现了将 GANs 用于生成人工样本来扩充数据集的研究。Wang 等人对利用 GANs 提升监督学习准确率的想法进行了分析，并得出肯定结论[23]；Shrivastava 等人在 MPIIGaze 数据集上，利用GANs对已有的人工样本再进行优化，提高了眼球角度预测和手势识别任务的准确率[24]。Madani等人使用GAN来生成胸部X射线图像以增强数据集[25], 用于训练卷积神经网络, 进行心血管异常的分类。与传统数据增强方法相比, 用GAN进行增强能达到更高的分类准确度;Galbusera等人也基于所需解剖结构轮廓的简单图像, 利用GAN生成腰椎的平面X射线图像[26]。  此外，对于不同 GANs 之间的性能评价也是极其重要的，Lucic 等人对原始 GANs 和众多 GANs 的衍生模型在统一标准下进行了评价，认为原始 GANs 相比于当前多数衍生模型，仍具有优秀的生成能力[27]。从上述将GANs生成的人工样本用于扩充数据集的研究中，可以看到GANs对于生成人工样本用于扩充数据集，利用扩充后的数据集对于提高各种模型的准确率用巨大的潜力。  参考文献   1. 冯耀庆.954:电力设备无损检测技术研究[J].科学与财富,2018,(27):126. 2. 王进,杨迎春,吴章勤, 等.电网设备无损检测新技术应用[J].云南电力技术,2013,41(5):75-77,86. 3. 苑美实,骆令海.无损检测技术在电力系统中的应用[J].科学技术创新,2018,(21):159-160. 4. 孙言蓓.电力设备无损检测技术研究[J].中国高新技术企业,2015,(18):29-30. 5. Wang L. Joint Probability Distribution[J]. 2013, 52(4):1063-1063. 6. Goodfellow I J, Pougetabadie J, Mirza M, et al. Generative Adversarial Networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2014, 3:2672-2680. 7. Kingma D P, Welling M. Auto-Encoding Variational Bayes[J]. 2014. 8. Rezende D J, Mohamed S, Wierstra D. Stochastic Backpropagation and Approximate Inference in Deep Generative Models[J]. Eprint Arxiv, 2014:1278-1286. 9. Chan A B, Vasconcelos N. Probabilistic Kernels for the Classification of Auto-Regressive Visual Processes[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2005:846-851. 10. Radford A, Metz L, Chintala S. Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks[J]. ar Xiv preprint ar Xiv:1511.06434,2015. 11. Mao X, Li Q, Xie H, et al. Least squares generative adversarial networks[C]. 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE, 2017: 2813-2821. 12. Lotter W, Kreiman G, Cox D. Unsupervised learning of visual structure using predictive generative networks[J]. ar Xiv preprint ar Xiv:1511.06380, 2015. 13. Mirza M, Osindero S. Conditional generative adversarial nets[J]. ar Xiv preprint ar Xiv:1411.1784, 2014. 14. Fukushima K.Neocognitron:A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position[J].Biological Cybernetics, 1980, 36 (4) :193-202. 15. Arjovsky M, Chintala S, Bottou L. Wasserstein gan[J]. ar Xiv preprint ar Xiv:1701.07875,2017. 16. Gulrajani I, Ahmed F, Arjovsky M, et al. Improved training of wasserstein gans[C]. Advances in Neural Information Processing Systems. 2017: 5769-5779. 17. 曹仰杰,贾丽丽,陈永霞,林楠,李学相.生成式对抗网络及其计算机视觉应用研究综述[J].中国图象图形学报,2018,23(10):1433-1449. 18. Zhu J Y, Park T, Isola P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks[J]. ar Xiv preprint ar Xiv:1703.10593, 2017. 19. Isola P, Zhu J Y, Zhou T, et al. Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks[J]. 2016. 20. 肖旭.基于深度学习的图像语义分割研究[D].南昌航空大学,2017. 21. Miyato T, Koyama M. c GANs with projection discriminator[J]. ar Xiv preprint ar Xiv:1802.05637, 2018. 22. 陈锟,乔沁,宋志坚.生成对抗网络在医学图像处理中的应用[J].生命科学仪器,2018,16(Z1):71-80+91. 23. Wang J, Perez L. The effectiveness of data augmentation in image classification using deep learning[R]. Technical report, 2017. 24. Shrivastava A, Pfister T, Tuzel O, et al. Learning from simulated and unsupervised images through adversarial training[C]. The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2017, 3(4): 6. 25. Madani A, Moradi M, Karargyris A, et al.Chest x-ray generation and data augmentation for cardiovascular abnormality classification[C].SPIEMedical Imaging, 2018:6. 26. Galbusera F, Niemeyer F, Seyfried M, et al.Exploring the Potential of Generative Adversarial Networks for Synthesizing Radiological Images of the Spine to be Used in In Silico Trials.Frontiers in bioengineering and biotechnology.2018:53. 27. Lucic M, Kurach K, Michalski M, et al. Are GANs Created Equal? A Large-Scale Study[J]. ar Xiv preprint ar Xiv:1711.10337, 2017. |

1. 学位论文研究计划及预期目标

|  |
| --- |
| 1.拟采取的主要理论、研究方法、技术路线和实施方案  **１.１拟采取的主要理论**  （１）数据增强  （２）生成对抗网络  （３）卷积神经网络  （４）残差神经网络  **１.２研究方法**  　　（１）文献研究法  　　（２）实验法  **１.３技术路线**    首先对电力设备图像数据集进行预处理。然后分别构建生成模型和判别模型，利用构建好的生成模型和判别模型，构建针对电力设备图像的图像扩充模型。利用预处理好的图像对图像扩充模型进行训练。针对训练中出现的问题，对图像扩充模型进行优化，以此不断的迭代改进，模型的效果进行测试，最终完成电力设备图像扩充模型。  **１.４实施方案**  （1）对现有的电力设备图像数据集进行尺寸统一、格式统一等预处理操作；  （2）分别构建适合本课题研究的生成模型和判别模型；  （3）根据上述构建出的生成模型和判别模型，构建针对电力设备图像的图像扩充模型；  （4）利用处理好的电力设备图像数据集对图像扩充模型进行训练；  （5）在训练的过程中，针对出现的问题对图像过程模型进行改进优化；  （6）对模型的效果进行测试，最终完成电力设备图像扩充模型。 |
| 2.研究计划可行性，研究条件落实情况，可能存在的问题及解决办法（可续页）  **２.１研究计划可行性**  目前，在医学领域中已经使用对抗生成网络进行医学影像数据集的生成，以扩充医学影像数据集。而电力设备中X射线成像与医学中X射线成像原理相似，所以，将对抗生成网络用于电力设备图像数据集的扩充也是可行的。  **２.２条件落实情况**  硬件：两个1080TI显卡，DELL T630  运行环境：CUDA9.0，TensorFlow1.12，Python3.6  **２.３可能存在的问题**  1、数据集不足  原始数据集不足的问题导致图像扩充模型训练效果不好，可以采用传统的数据集增强的方法对其进行数据集增强。  2、生成图像质量不好  对于生成图像质量不好的问题，可以采用对模型进行优化或者重新构建一个用于提高图像生成质量的模型，使生成图像的质量能够满足缺陷智能检测模型的训练，提高缺陷检测模型的准确率。 |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **3.研究计划及预期成果** | | |
| 研  究  计  划 | 起止年月 | 完成内容 |
| 2018.09-2018.11 | 查阅国内外相关文献，对于研究方向有个初步的认识和分析；学习生成对抗网络，确定论文选题 |
| 2018.12-2019.01 | 研究生成对抗网络模型，实现两种生成对抗网络模型，学习模型结构 |
| 2019.02-2019.05 | 对现有的电力设备数据进行预处理；构建针对电力设备图像生成的图像扩充模型 |
| 2019.06-2019.11 | 利用数据集对图像扩充模型进行训练优化 |
| 2019.12-2020.03 | 按照相关要求和规定完成毕业论文的撰写 |
| 预  期  创  新  点  及  成  果  形  式 | **1、学位论文创新点**  目前尚没有将GAN用于电力设备图像扩充的研究，本课题首次将生成对抗网络用于电力设备图像的扩充。  **2、成果形式**  （1）一个基于生成对抗网络的电力设备图像扩充模型  （2）一篇《基于生成对抗网络的电力设备图像扩充模型及算法研究》论文 | |

1. 开题报告审查意见

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 1.导师对学位论文选题和论文计划可行性意见，是否同意开题： | | | |
| 导师（组）签字： 年 月 日 | | | |
| **2.开题报告考评组意见** | | | |
| 开题日期 |  | 开题地点 |  |
| 考评专家 |  | | |
| 考评成绩 | 合格 票 基本合格 票 不合格 票 | | |
| 结 论 | □通过 □原则通过 □不通过  **通过：**表决票均为合格  **原则通过：**表决票中有1票为基本合格或不合格，其余为合格和基本合格  **不通过：**表决票中有2票及以上为不合格 | | |
| 考评组对学位论文的选题、研究计划及方案实施的可行性的意见和建议： | | | |
| 考评组签名：  年 月 日 | | | |
| **3.学院意见：** | | | |
| 负责人签名： 年 月 日 | | | |