1.1 研究意义

制造业是国之重器，是国民经济的重要物质基础。近几年，信息化与工业化的深度融合以及人工智能发展的新浪潮，掀起了以智能制造为核心的新一轮工业创新与革命。2009年，美国发布了“再工业化”计划，通过实现制造业的智能化保障美国在制造领域的领先地位。德国于2013年发布“工业4.0”战略，以应对第四次工业革命的浪潮。此后，英国、韩国、法国也先后制定了制造业升级的政策。半导体产业是智能制造时代的重要战略产业，不仅是其他高科技产业发展的基础，同时也影响到国家的经济发展和国防安全，是一个国家的国际竞争力的重要体现。在《中华人民共和国国民经济和社会发展第十四个五年规划和2035年远景目标纲要》中明确指出，要集中优势资源攻关多领域关键核心技术，其中集成电路领域包括集成电路设计工具开发、重点装备和高纯靶材开发，集成电路先进工艺和绝缘栅双极晶体管、微机电系统等特色工艺突破。“十四五”规划是第二个百年计划的开端，而半导体是数字经济产业转型、双循环等大的发展战略的基础性、先导性产业；我国每年在集成电路产业的贸易逆差巨大且长期处于被技术封锁的危险困境，即便是目前发展最快、自给率最高的IC设计，国产化率和高端化升级也仍有很大空间，针对**先进制程**和其配套的设备和材料，更是急切需要解决“卡脖子”问题。芯片作为半导体产业中最重要的工业产品，具有重要的战略地位。如图1所示，芯片生产的关键流程可以概括为芯片设计、晶圆制造、芯片封装、芯片产品。芯片封装作为关键环节之一，是将硅片上的电路管脚，用导线接引到外部接头处，并于其它器件连接的过程。它不仅起着安装、固定、密封、保护芯片及增强电热性能等作用，同时通过芯片上的接点用导线连接到封装外壳的引脚上，这些引脚又通过印刷电路板（Printed Circuit Board，PCB）上的导线与其他器件相连接，从而实现内部芯片与外部电路的连接。因为芯片必须与外界隔离，以防止空气中的杂质对芯片电路的腐蚀而造成电气性能下降。另一方面，封装后的芯片也更便于安装和运输。由于封装工艺流程繁多，封装技术的好坏直接影响到芯片自身性能的发挥和与之连接的印刷电路板的设计和制造，最终影响产品的品质以及企业制造后续工艺环节的顺利进行。封装分为零级封装、芯片级封装、板级封装、系统级封装。零级封装指在硅片之上完成裸芯片电极的制作、引线的连接等，芯片级封装将零级封装的单芯片或多芯片在封装基板上构成集成电路模块封装，板级封装指集成电路片在封装基板上的封装构成板或卡，系统级封装将多个完成板级封装的板或卡通过插接搭载在母板之上，构成单元组件。本项目立足于板级封装过程中标识识别不清，且不同封装方式下存在多种封装缺陷，旨在及时准确地克服芯片封装过程中的故障识别率低的瓶颈，助力于满足企业提高生产效率、降低生产成本的实际需求，最终推动电子产品制造领域中智能质量检测技术的发展。



图1 半导体生产流程简图（简要画后续改进）

传统表面贴装设备仅仅依赖于纯机械无法满足高精度、高质量的要求，匹配机器视觉技术增加误差反馈补偿，加之其本身的高精度，从而能够提高整个系统的产品质量。PCB上的芯片安装密度大、集成度高，承担着电子产品的核心功能，因此贴片质量直接影响着电子产品的整体性能。为保障产品性能，芯片贴片质量检测成为生产过程中必不可少的环节。在整个芯片贴片质量检测系统中，视觉处理模块是系统的核心组成部分，对整个设备的运行起着关键性的作用，视觉处理模块的性能直接影响着整个质量检测的结果的优劣，而现有的视觉处理模块仍有很大的改进和提升空间。与机器视觉处理系统在其他工业领域针对一种或一类相似产品不同，芯片种类繁多，其尺寸、厚度、材料等均有多种类型，其表面反射系数等光学特性也不尽相同，造成在图像上的表现也各不相同。同时相对于实验室环境，在封装视觉系统中相机、镜头、光源等硬件的成本均需要严格控制，因此我们需要针对芯片封装场景中的缺陷问题从视觉处理算法角度寻求新的突破。

芯片表面印刷着一个或多个字符序列，称为丝印或标识。标识内容由芯片厂商设计和定义，通常包括罗马字母、阿拉伯数字和其它符号。标识携带了一些重要信息，例如：厂商号、版本号、批次号及识别代码等，这些信息可被用于电子工业的产品追踪、质量控制、产品召回管理、生产信息化管理，使得产品质量在生命周期中可获得较好控制。在电子设备的生产中，芯片一般被焊接在PCB上，芯片焊接的工序也被称作贴片（Mounting）。常见贴片方式为贴装和插装。在芯片贴片过程中少则有几十个焊点、多则有上千甚至上万个焊点。这些焊点具有电气连接和机械固定作用，但有时一个焊点失效就有可能导致整个元器件或者整机停止工作，其影响效果非常显著。据文献报导，在电子器件或电子整机的所有故障原因中，约70%以上为焊点失效所造成，随着集成电路的大规模发展，对焊点的可靠性的提出更高要求。因此，目前标识识别和工艺缺陷识别是芯片贴片质量检测的重要环节。随着我国对芯片研发的投入越来越大，芯片相关产业也需要率先完成升级转型。生产过程中的芯片质量检测和控制技术也必须得到相应发展。

综上所述，本项目立足于基于视觉领域自适应的集成电路贴片质量缺陷识别方法的迫切工程需求。以低照度图像感知质量增强模型研究、小样本缺陷图像生成模型研究与缺陷图像类别不均衡自适应模型研究为出发点；同时开展面向多源数据的集成电路标识自适应识别模型研究与面向边缘智能的敏捷自适应识别方法研究。在此基础上，考虑面向异构封装工艺的贴片缺陷自适应识别模型，构建面向产线在线数据处理的持续自适应学习方法，最终实现基于在线自适应的贴插装工艺缺陷识别方法研究。本项目旨在低照度、小样本、非均衡场景下进行贴片缺陷图像识别研究，实现基于敏捷自适应的复杂贴片标识识别，并利用基于在线自适应的贴插装工艺缺陷识别方法，从而进一步将智慧生产思维赋能于实际工业生产环节，助力集成电路面向无人化“灯塔工厂”发展及普及。

#### 领域自适应文献综述

传统的机器学习的目的是在一组训练样本上学习一个模型，以便在看不见的测试数据上找到一个风险最小的目标函数。然而，为了训练这样一个广义的模型，它假定训练数据和测试数据都来自相同的分布，并具有相似的联合概率分布。在实际工业应用中，由于操作条件、设备磨损和环境噪声的变化，收集具有相同属性、维度和分布的新实例充满了困难。例如，一个领域的统计属性可以随时间演变，或者从不同的来源收集新的样本，从而导致领域移位。数据分布的差异使得建立在以前训练数据基础上的模型在新的测试数据集中不能很好地运行，当训练数据不能准确反映测试数据的分布时，训练后的模型在应用于测试数据时可能会出现性能退化。为了解决上述问题，研究人员提出了机器学习的一个新的研究领域，称为领域适应（domain adaptation，DA）。

在计算机视觉领域中，域适应方法已经得到了广泛的研究，在基础理论研究方面，传统方法（浅层学习算法）和深度学习算法。浅层域适应的常用算法主要分为基于实例的DA和基于特征的DA[1]。在深度学习与DA相结合的研究中， 文献[1]将深度DA分为基于差异、基于对抗和基于重建三大类，文献[2]将其分为基于实例、基于映射、基于网络和基于对抗四大类。此外，DA针对不同的视觉任务也取得了一定的成果，针对图像分类任务，Wang[3]等利用样本的标签信息，挖掘重构矩阵中所包含的样本之间的类内与类间信息，提高算法的分类性能。Fang[4]等提出了一种将特征表示与分类器设计相结合的迁移子空间算法，利用了样本的标签信息增强了算法的判别性。Li[5]等人扩展了先前基于CycleGAN的研究，将条件对抗域适应方法与循环一致性损失结合起来，提出了循环一致条件对抗迁移网络(3CATN)方法来对齐两个域。针对目标检测任务，Hoffman J[6]等利用目标域样本训练得到一个分类层，接着将其添加到基于源域训练好的模型中，从而实现对模型分类网络参数优化的目的，Rochan M[7]等利用文本向量来构建两个域之间的关联度，依据关联度，促使边框标注信息从源域转化到目标域。Hsu[8]等使用 CycleGAN网络将源域数据映射到中间域，同时利用中间域数据集训练模型，避免直接地在两个分布之间进行映射，从而解决了目标检测任务的域漂移问题。针对语义分割任务，Hoffman[9]等通过将对抗学习的思想和全卷积网络相结合来解决基于领域自适应的语义分割问题。Tsai[10]等提出了一种多尺度对抗学习的方法（AdaptSeg）以此来实现语义分割内容的域转化。

除计算机视觉典型任务外，域适应与产业应用领域相结合也取得了丰硕的成果。Zhu[11]等提出了一种基于多源域自适应的方法应用于轴承故障诊断。Xu[12]等提出了一种基于卷积神经网络模型的在线故障诊断方法，该方法同时包括了在线和离线网络，在故障诊断任务方面取得了显著的进步。基于预训练的CNN，Han 等提出了一个迁移学习框架，它很好地利用了从训练数据中学到的知识，以便在类似的任务中进行故障诊断。Guo[13]等提出了一个深度卷积神经网络模型来跨领域传递知识，其中使用了条件识别和领域自适应模块。源域和目标域之间的对抗学习和最小化MMD都得到了利用。实验结果表明，该方法能很好地提取广义诊断特征。

DA目前与集成电路贴片的检测相结合的成果较少，还处于研究的初期。在实际的芯片生产中，大部分的产品都是良品，缺陷样本的获得十分不易。但是基于DA在图像分类以及其他工业应用方向上的成果，可以预见DA也能够被用来解决集成电路中低照度低分辨率情况下数据不全面和正负样本数据不均衡、我们所研究的领域自适应解决的问题

参考文献

1. Wang M, Deng W. Deep visual domain adaptation: A survey[J]. Neurocomputing, 2018, 312: 135-153.
2. Tan C, Sun F, Kong T, et al. A survey on deep transfer learning[C]//International conference on artificial neural networks. Springer, Cham, 2018: 270-279.
3. Wang S, Zhang L, Zuo W, et al. Class-specific reconstruction transfer learning for visual recognition across domains[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 29: 2424-2438.
4. Xu Y, Fang X, Wu J, et al. Discriminative transfer subspace learning via low-rank and sparse representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 25(2): 850-863.
5. Li J, Chen E, Ding Z, et al. Cycle-consistent conditional adversarial transfer networks[C]//Proceedings of the 27th ACM International Conference on Multimedia. 2019: 747-755.

3.2 可行性分析

针对前文所提出的研究内容，我们针对性的给出了对应问题的技术路线说明，保证了项目的可行性。对项目内容的详细分析主要体现在以下方面：

（1）项目研究设计合理。本项目研究围绕集成电路封装工艺关键元器件智能化质量检测的工程迫切性需求，并结合基于领域自适应和零样本学习的数据扩充技术，通过优化基于在线学习的集成电路关键元器件智能检测模型，从而完成元器件封装状态及封装质量、贴片标识等自适应高速识别任务，研究目标清晰。项目组就低照度、小样本、非均衡场景下贴片缺陷图像识别，基于敏捷自适应的复杂贴片标识识别，基于在线自适应的贴插装工艺缺陷识别方法等方法进行了较为全面的探讨和研究，形成了具体的技术路线方案，能切实服务于最终的研究目标。

（2）项目科研背景良好。项目依托于智能学习科学与应用研究所，是电子科技大学2017年成立的交叉学科创新平台。研究所整合了电子科技大学计算机科学与工程、软件工程、电气工程、机械工程、新能源材料的相关研究力量，以突破人工智能和智能学习中的关键基础理论为核心，结合国家制造业、新能源对人工智能技术的重大需求为导向，实现人工智能和智能学习新技术与新方法在跨学科领域中的应用研究，助力交叉学科的新知识的发现。项目人员储备充分。研究所现有教授7人、副教授3人、博士后10人、博士生24人、硕士生90余人。教育部长江学者1人，国家优秀青年基金1人，国家青年千人计划1人，Elsevier中国高被引学者1人，教育部“新世纪优秀人才”2人，中国运筹学会青年科技奖1人，四川省青年科技奖1人，四川省“千人计划”2人，四川省杰出青年基金2人，IEEE Senior Member 2人。其中项目负责人一直从事人工智能、神经网络等方面的研究，主持包括自然基金面上项目、科技委重点项目、省重点研发计划项目等国家及省部级项目多项，主持企业横向项目多项，主研多个国家重点研发计划及国家重点单位合作项目，在国内外重要学术刊物和会议上发表论文40余篇。担任自然基金项目评议专家、教育部学位中心通讯评议专家以及多个国际学术期刊审稿人。

（3）项目研究时机成熟。近年来，芯片制造业作为数字经济产业转型、双循环等大的发展战略的基础性、先导性产业，受到越来越多人的关注。当前电子工业产品生产环境中，芯片图像采集质量不佳、标识信息识别准确率低等难题严重制约其质量管理与质量控制的实际水平。“十四五”规划中明确指出，集中优势资源攻关多领域关键核心技术，其中集成电路领域包括集成电路设计工具开发、重点装备和高纯靶材开发，**集成电路先进工艺**和绝缘栅双极晶体管、微机电系统等特色工艺突破。基于此，本项目针对痛点问题展开研究正当时机。