

中国自动化学会通讯

COMMUNICATIONS OF CAA

第 3 期

2024 年 03 月

第45卷 总第246期

主办：中国自动化学会 <http://www.caa.org.cn> E-mail: caa@ia.ac.cn 京内资准字2020-L0052号

致敬女科技工作者



复杂交通场景下基于平行视觉的感知计算关键技术研究 / 张慧 P004

智能电网大数据分析及应用挑战 / 夏小芳 P014

心血管疾病智能诊断关键技术研究与应用 / 熊鹏 P023



扫描二维码
关注官方微信



扫描二维码
关注官方微博



中国自动化学会通讯
Communications of CAA



主管单位 中国科学技术协会
主办单位 中国自动化学会
编辑出版 中国自动化学会办公室



关注官方微信



关注官方微博

主 编 | 郑南宁 CAA 理事长、中国工程院院士、西安交通大学教授

副 主 编 | 王飞跃 CAA 监事长、中国科学院自动化研究所研究员

杨孟飞 CAA 副理事长、中国科学院院士、中国空间技术研究院研究员

陈俊龙 CAA 副理事长、欧洲科学院院士、华南理工大学教授

编 委 | (按姓氏笔画排列)

丁进良 王 飞 王占山 王兆魁 王庆林

王 坛 邓 方 石红芳 付 俊 吕金虎

乔 非 尹 峰 刘成林 孙长生 孙长银

孙彦广 孙富春 阳春华 李乐飞 辛景民

张 楠 张 俊 陈积明 易建强 周 杰

赵千川 赵延龙 胡昌华 钟麦英 侯增广

姜 斌 祝 峰 高会军 黄 华 董海荣

韩建达 谢海江 解永春 戴琼海

刊名题字 | 宋 健

地 址 | 北京市海淀区中关村东路 95 号

邮 编 | 100190

电 话 | (010) 8254 4542

传 真 | (010) 6252 2248

E-mail: caa@ia.ac.cn

http://www.caa.org.cn

印刷日期 | 2024 年 3 月 31 日

发行对象 | 中国自动化学会会员及自动化领域科技工作者

本刊声明

◆ 为支持学术争鸣, 本将会登载学术观点彼此相左的不同文章。来稿是否采用并不反映本刊在学术分歧或争论中的立场。每篇文章只反映作者自身的观点, 与本刊无涉。

主编的话



郑南军

在中国的自动化领域，处处有女科技工作者创新创造的身影，她们潜心研究，不断攻克难关，取得了丰硕的科研成果；她们冲破标签的束缚，坚持热爱，撑起了科技自立自强的半边天；她们勇挑重担，以其独特的视角与思维方式促进科学技术的进步与发展，生动诠释了新时代科学家精神。

近年来，中国自动化学会高度重视女科技工作者，通过各项政策和措施为女科技工作者的科研活动提供有力支持。女科技工作者在推动基础科学研究、产业创新发展、国际开放创新等方面发挥着重要作用，她们积极响应习近平总书记建设世界科技强国的号召，立足岗位展现巾帼智慧力量，把爱国之情、报国之心转化为强化基础研究、攻克核心技术、推动成果转化、助力经济社会发展的实际行动，在高质量发展的新征程中绽放芳华。

本期专刊带来特别专题“致敬女科技工作者”，为大家重点介绍了中国自动化学会综合智能交通专委会委员、北京交通大学硕士生导师张慧的“复杂交通场景下基于平行视觉的感知计算关键技术研究”，西安电子科技大学计算机科学与技术学院副教授、先进数据库陕西省高校工程研究中心和西安市先进数据库技术重点实验室副主任夏小芳的“智能电网大数据分析及应用挑战”，河北大学副教授、河北省数字医疗工程重点实验室副主任熊鹏的“心血管疾病智能诊断关键技术研究与应用”3篇专题报道。

在此向贡献稿件的各位专家学者表示衷心的感谢！《中国自动化学会通讯》编辑部再次向女科技工作者致敬！



专题 / Column

- 004 复杂交通场景下基于平行视觉的感知计算关键技术研究 / 张慧
- 014 智能电网大数据分析及应用挑战 / 夏小芳
- 023 心血管疾病智能诊断关键技术研究与应用 / 熊鹏

两会声音 / Voice from Two Sessions

- 028 全国政协委员、中国工程院院士、中国自动化学会监事钱锋：人工智能要紧密切合产业升级需求
- 030 全国政协常委、中国工程院院士、中国自动化学会监事钱锋：全面改革非全日制工程硕士培养模式，助力高水平工程人才培养
- 031 全国人大代表、中国科学院院士、中国自动化学会理事郭雷：加快“新硬科技”研究，赋能新质生产力提升

- 034 全国政协委员、中国自动化学会会员高新波：AI 硬件市场持续升温 加快培养创新型人才

观点 / Viewpoint

- 035 高文院士：如何迎接人工智能第四次工业革命的到来？
- 039 褚健：从硬件到数智化 中控 30 年铸就流程工业“大国重器”

学术前沿 / Academic Frontier

- 043 面向工业过程的图像生成及其应用研究综述 / 汤健 郭海涛 夏恒 王鼎 乔俊飞

科普园地 / Science Park

- 073 复杂性中何以涌现简单性？Sloppy 模型捕捉复杂系统的关键自由度





079 什么是系统科学 & 复杂系统? / 吴三刀

学会动态 / Activities

- 083 民政部社会组织管理局一行赴中国自动化学会调研指导工作
- 084 中国自动化学会十一届二十七次理事长、四十三次秘书长、一届十八次监事长工作会议在北京召开
- 085 中国自动化学会组织召开河南科技大学科技成果鉴定会
- 086 CAA 中南大学学生分会“升学就业促进会”成功举办
- 087 “CAA 青帆计划”第一期——考研复试考前指导讲座成功举办

党建强会 / Party Building

- 089 深刻认识健全全面从严治党体系
- 090 中国自动化学会十二届第五次换届领导小组工作会议、十一届十六次党委工作会议成功召开
- 091 “传承红色基因 厚植爱国情怀”——中国自动化学会办事机构党支部走进中国航空博物馆开展主题党日活动

形势通报 / Voice

- 092 工业领域数据安全能力提升实施方案（2024—2026年）
- 096 关于加强新时代老科学技术工作者协会工作更好发挥老科技工作者作用的意见



复杂交通场景下基于平行视觉的感知计算关键技术研究

文 / 北京交通大学 张慧

导读：2024年3月4日北京交通大学张慧做客CAA云讲座“女神节专场”并作题为“复杂交通场景下基于平行视觉的感知计算关键技术研究”的报告。

当今，随着人工智能技术的快速发展，交通场景涉及多种需求。出行服务的目标是满足城市居民在城市内外的移动需求，着重提高人们的出行便利性。自动驾驶技术则致力于满足车辆的需求，实现无需人类驾驶员干预的自动驾驶功能。智能交通系统通过优化红绿灯配时和限制特定车道等措施，旨在减少交通拥堵和资源浪费。城市大脑从交通管理者的角度认知交通态势，调控交通红绿灯，以满足环境管理方面的需求。

一、研究背景与思路

智能交通系统可以被视为一个环境，因为它解决的是交通环境中人、车、路和环境之间的高效协同问题。交通问题可以被看作一个循环，其中人类的出行需求需要车辆来满足，而车辆需要合理规划道路和时空资源。同时，

车辆对道路资源的使用需要与人的出行行为进行协同规划。这种协同规划的结果又会影响人类的出行需求。因此，解决交通问题的核心在于实现人、车、路和环境之间的高效协同，如图1所示。

交通系统实质上是一个群体智能系统，其中以人类驾驶员驾驶的车辆为典型的群体智能代表。

然而，驾驶员仅仅遵循基本的交通规则进行驾驶，而且受限于信息的不完整性和人类反应速度的限制，容易导致交通事故或拥堵。相比之下，如果使用机器智能，仅仅模拟驾驶员行为或者仅在车辆和道路之间进行简单协作是不足以解决交通问题的。因此，我们强调车辆之间以及车辆与道路之间的协同目标，而群体智能更加注重协同智能，其中协同与协作的主要区别在于协同具有共同的目标。例如，通过协同来提高路口的通行效率，以实现个体通行时间的降低和路口通行效率的提高。

群体智能具有两个根本特征：智能内生和群智涌现。智能内生强调智能个体具有自主运行、自主决策、学习和适应环境的能力，

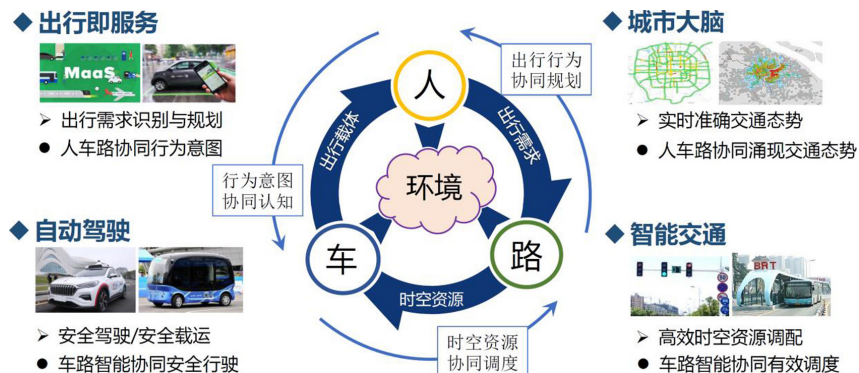


图1 解决交通问题的技术路线

以便更好地应对复杂环境并做出有效的决策。而群智涌现则强调多个智能个体之间能够自组织、自我管理，按照共同的规则进行协同工作，最终达到共同的协同目标。

只有当车载智能和路测智能具备这些特征时，它们才能有机地组织成为一个完整而自洽的单元。多个这样的单元相互配合形成一个智能的交通系统，能够适应交通环境中的复杂变化。在智能交通中，汽车集成了感知、决策和控制这三个功能。通过分析车载传感器的实时信号，汽车能够感知道路的环境信息，并根据这些信息进行决策，规划安全高效的行车路线，从而控制车辆的转向和速度，实现到达目的地的预定路线。因此，视觉感知是智能汽车的基础功能之一，精确感知道路和周边环境信息是实现行为决策和车辆控制的前提条件。

现有的自动驾驶技术主要依赖于车辆配备的多种传感器。传

感器融合的基本原理类似于人类大脑对环境信息的综合处理过程。就像人类通过眼睛、耳朵、鼻子、四肢等器官感知外界环境一样，车辆的传感器也起到类似的作用，如图 2 所示。这些传感器获取的信息传输到车辆的中央处理单元，相当于人脑的信息融合中心。中央处理单元与车载知识库进行综合，对周围环境和发生的事件进行准确、快速的评估。传感器融合将多个传感器收集的数据和信息集中起来，类似于人脑的信息处理过程，以便更准确、可靠地描述外界环境，从而提高系统决策的正确性。

目前，车辆传感器的单一工作方式存在一些限制，如受到观察角度、遮挡等因素的影响，导致在探测范围、精度和结果质量等方面感知能力受限。通常，车辆传感器采用独立工作的方式，例如使用摄像头进行图像识别，利用雷达进行速度和距离探测。

然而，车辆目前缺乏有效深度融合多种传感器数据的能力。在复杂天气条件下，如雨雪等，某些传感器如摄像头失效可能会对车辆独立自动驾驶的安全性构成严重威胁。而多车协同感知通过多个智能体的数据共享和融合，解决了单车感知可能存在的目标遮挡、远距离感知困难以及传感器损坏等问题。

图 3 说明了协同感知的重要性以及与多传感器融合的区别。协同感知强调多个智能体之间的交互，通过共享观测数据来扩大单个车辆的视野，从而提高目标感知的准确性和范围。与此不同，多传感器融合侧重于单个车辆内不同类型传感器之间的数据融合，以提高单车感知的效果。值得注意的是，协同感知也可以采用多传感器融合的方式，以进一步增强感知能力。

协同感知通常包括三种协同模式：早期协同、中期协同和后期协同。在早期协同中，车辆共享原始数据和点云，以最直接的方式扩大车辆的视野，但面临着巨大的数据传输压力。中期协同涉及共享车辆提取的特征，这减轻了数据传输压力，并提供了更多的语义信息。然而，其感知效果主要取决于采用的融合策略。后期协同则是共享预测结果，传输的数据量较小，融合方式相对简单。然而，其感知效果主要依

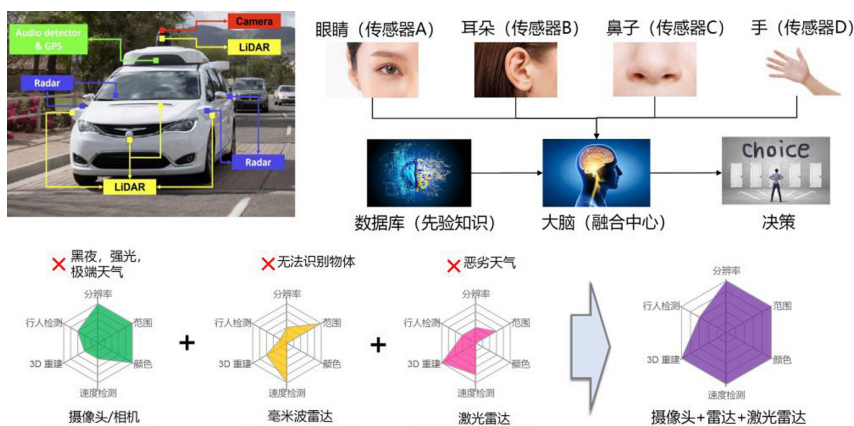


图 2 传感器融合

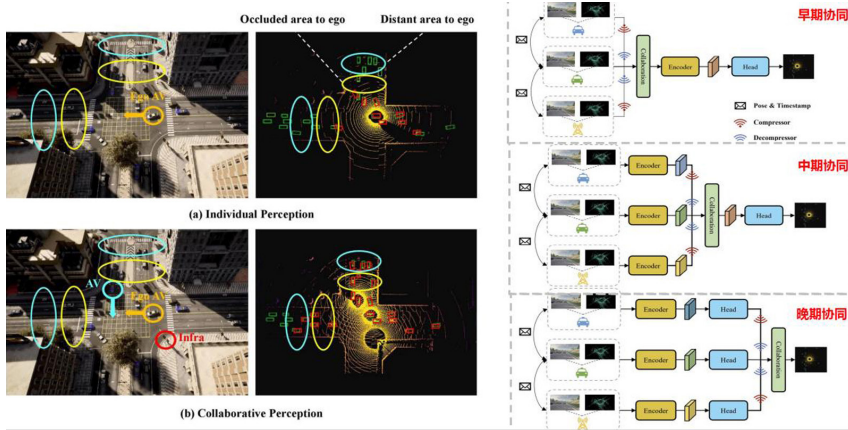


图3 多车路协同感知

赖于每个车辆感知网络的性能，如果感知网络性能不佳，则无法逆转后期协同的结果。

感知当中的感知计算也是需要云边端融合，多车路协同感知解决的是局部环境态势感知的问题。通常感知范围在 200 米左右，但是交通系统是一个群体智能系统，面向这样一个超复杂的系统，车辆的路径规划需要获取宏观环境感知信息，才能够尽可能的避免拥堵来提高交通效率。虽然单车的计算能力较高，但无法将整个城市所有车辆的态势信息都传

输给每一个车，让每一个车独立去计算。这时需要云边端计算协同，利用信息空间的平衡智能来实现对大规模群体态势的推演，如图 4 所示。

在感知方面，感知计算需要进行云边端融合。多车协同感知解决了局部环境态势感知的问题，通常感知范围在 200 米左右。然而，交通系统是一个群体智能系统，为了提高交通效率，车辆的路径规划需要获取宏观环境感知信息以尽可能避免拥堵。尽管单车的计算能力较强，但无法将整

个城市所有车辆的态势信息传输给每辆车进行计算。因此，需要进行云边端计算协同，利用信息空间平衡智能来推演大规模群体态势。

深度学习的自动驾驶和感知模型通常需要大量带标签的数据进行训练，但由于数据采集和标注成本较高，人们通常会利用计算机视觉和仿真模拟技术生成大规模的虚拟数据集来进行训练。然而，虚拟数据集和真实场景数据集之间存在分布差异的问题。为了解决这个问题，需要采用一些领域迁移的方法来缩小分布差异，从而提高模型的迁移能力。

二、研究内容与成果

基于前述背景，我们的研究聚焦于解决单点感知能力不足、准确度低、鲁棒性差导致的“看不全”问题，场景分布差异、模型迁移能力弱带来的“变不了”问题，以及人车路之间复杂关系、随机性大、协同无序导致的“管不好”问题，如图 5 所示。为此，我们提出了一系列研究内容。首先是车路群体全时空协同感知，它可以解决单节点感知方法存在的准确性低、鲁棒性差等难题。该方法利用多模态、多时序、多空间感知增益，实现对高动态复杂环境的全方位感知。

针对单节点感知方法存在的感知准确性低、鲁棒性差等难题，我们提出了车路群体全时空协同

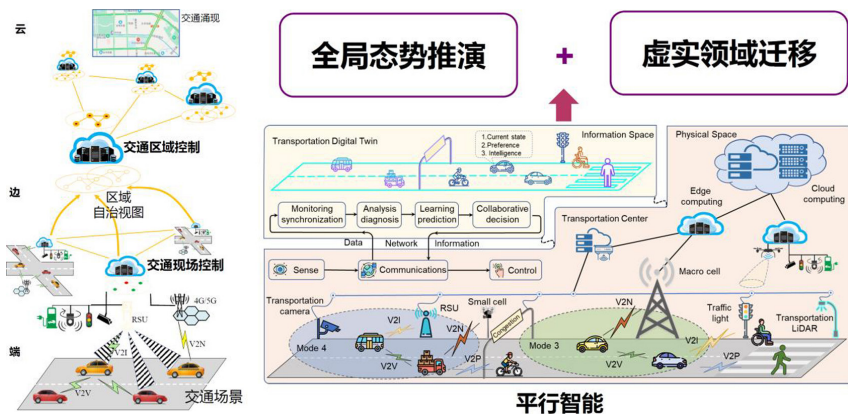


图4 云边端计算协同



图5 研究背景

感知方法，如图6所示。该方法通过利用多模态、多时序、多空间感知增益，实现对高动态复杂环境的全方位感知。

协同感知解决的是单车感知能力不足的问题。以一个简单路

口的场景为例，如图7所示，假设有四辆车ABCD，其中C和D因公交车遮挡而无法看到彼此。在这种情况下，单车C无法获取到D的位置数据，也无法感知到D的存在。通过协同感知，C可

以借助A或B的视角数据来增强其对D车辆的感知能力。经过协同后，C能够获得更全面的感知结果，从而提高了感知能力。然而，在协同感知过程中存在两个关键问题：何时开始交互以及交互的内容是什么。为了解决这些问题，我们进行了中期融合研究，并在ACM MM上发表了一篇文章。该研究主要考虑了特征融合过程中的互补最大化和冗余最小化。互补最大化确保融合后的特征能够提升性能，并通过损失函数监督融合结果。冗余最小化则通过最小化特征之间的互信息来减少冗余，从而提高融合效果。

图8展示了每辆车融合后的特征可视化，可以观察到这些特征基本上是正交的，实现了互补最大化的效果。在融合后的感知结果中，也能够准确地感知到目标。

在之前考虑的场景中，每辆车被视为一个智能体，搭载相同的模型，这是一种“模型同构”的情况。然而，现实中每个智能体搭载不同的模型，这是“模型异构”的情况。在这种情况下，共享特征之间可能存在尺寸或领域差异，这对特征融合造成了一些干扰。

针对如何克服特征之间的尺寸差异和如何对齐不同领域之间的特征这两个问题，传统方法通常会将其其他车辆上的特征转化为

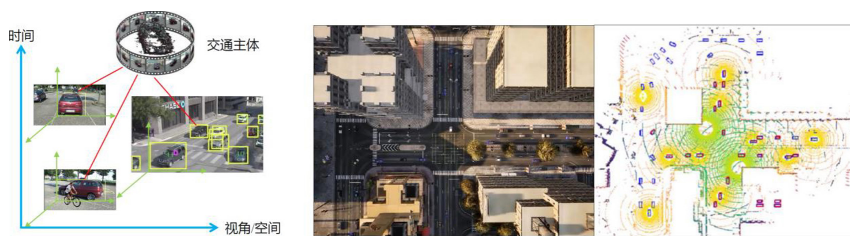


图6 车路群体全时空协同感知

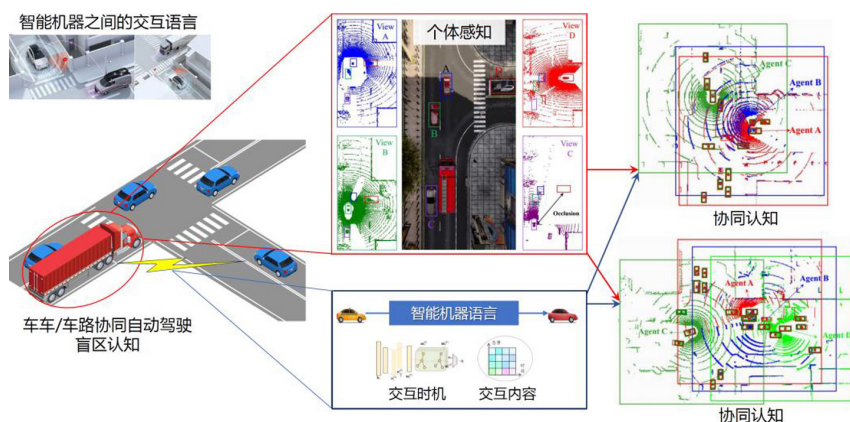


图7 智能机器之间交互

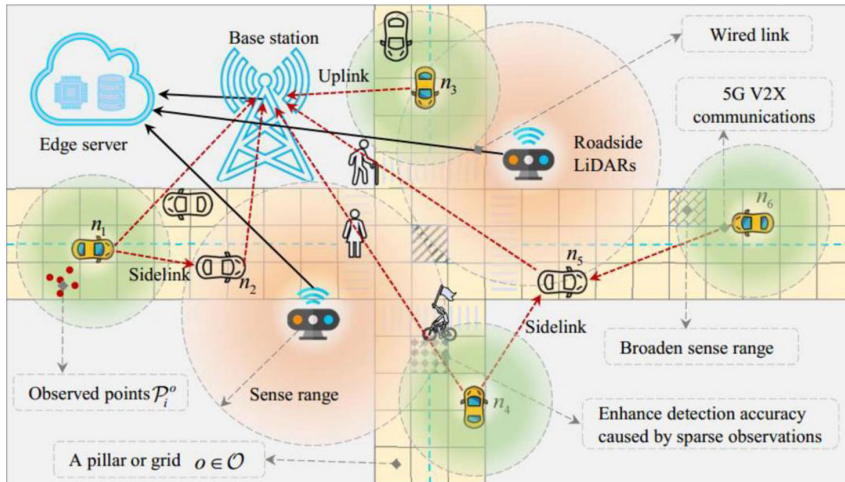


图8 智能机器之间的交互

Ego 车辆的领域，但由于不同模型的感知性能存在差异，这种强行转化可能会导致任务相关信息的损失。因此，我们提出了一种新方法，通过领域对齐将不同领域的特征转化到一个共同的空间。在这个共同的空间中，我们消除了领域相关信息，同时保留了任务相关信息。这样的做法有助于

避免信息损失，并增强特征的任务特性。

图9是我们提出的算法框架，包含两个模块。为了解决特征尺寸差异问题，我们提出了基于可变形注意力的尺寸对齐模块。该模块使用双线性插值来实现特征图的对齐，并且结合可变形自注意力机制，以确保不规则形变前

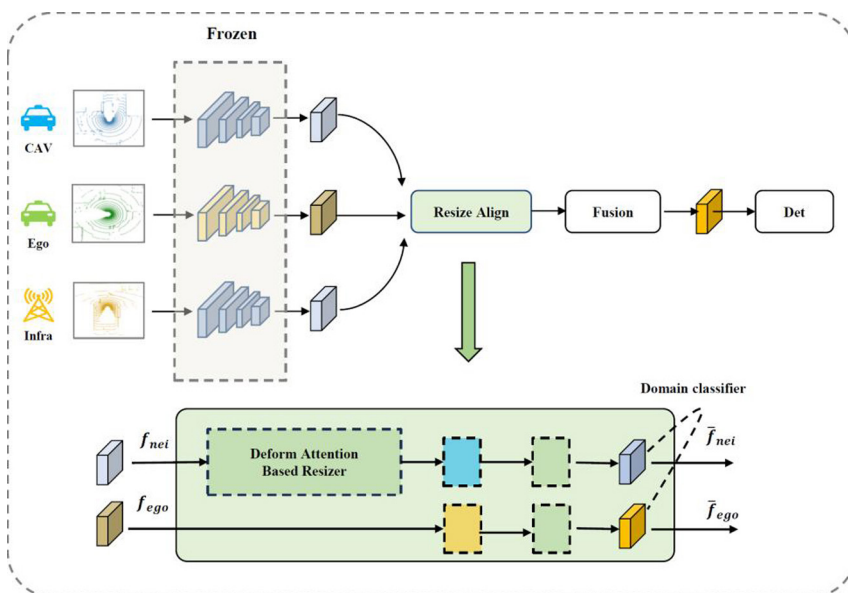


图9 算法框架

后的信息一致性。

针对领域差异问题，我们提出了基于领域正交的分布对齐方法。该方法利用两个网络层将不同领域的特征转换到同一特征空间。第一个网络层不共享权重，用于提取领域相关特征；第二个网络层共享权重，用于提取任务相关特征。此外，引入预分类器后，可以通过对抗学习方式实现转换后特征分布的对齐。

第二项研究是关于虚实互动的平行视觉技术，如图10所示。该技术基于ACP理论，采用人工系统构造场景来模拟复杂挑战的实际场景，并通过软件定义的人工虚拟感知系统进行仿真模拟，以解决数据采集难、数据多样性差、以及数据标注困难等问题。通过计算实验设计和评估视觉算法，结合多轮场景推演验证实现闭环优化与反馈，解决传统感知方法覆盖度不足等问题。通过平行执行，将视觉系统在实际场景和人工场景中平行运行，以虚实交互的方式进行在线优化，实现对复杂场景的智能理解和感知。我们基于平行视觉理论提出了在交通领域应用的方法框架，包括建筑模型获取、虚拟场景搭建、交通模拟仿真和虚拟数据生成。

在研究中，采用了三个阶段的方法，如图11所示。首先，利用倾斜摄影技术和数据模型获取建筑元素，以确保模型的逼真度，



图 10 平行视觉驱动感知关键技术

并结合大规模城市建模软件提高建模速度。其次, 依托自动驾驶仿真技术和开源地图, 获取城市路网, 并在整个路网中部署建筑元素、交通元素和传感器, 构建虚拟交通场景。最后, 通过联合仿真技术, 渲染出虚拟场景, 并能够自动获取大规模、多样化且带有标注的虚拟数据, 满足研究需要。

在后续研究中, 我们还进行了大量算法方面的创新。例如, 针对虚拟场景和实际场景之间的分布差异问题, 我们首先介绍一种经典的领域迁移方法, 即 Domain Adaptive Faster R-CNN, 如图 12 所示。该方法分为两个部分: 一是针对全局图像特征的领域分类器, 二是针对区域特征的领域分类器。这两个部分之间有

一个关键的组件叫做 GRL, 它能够有效地缩减分布差异。

GRL (Gradient Reversal Layer, 梯度反转层) 是一种用于在图像分类任务中实现领域迁移的技术。在前向传播期间, GRL 的输入和输出保持不变, 但在反向传播期间, GRL 将梯度乘以一个负的系数, 从而将其反转。通常, 在优化神经网络时, 我们通过最小化损失函数来调整网络。但是, 通过使用 GRL, 梯度的反转导致网络在训练过程中不再能够准确地识别特征的来源, 即它无法确定特征是来自哪个领域。

在目标检测中, 将全局图像特征传递到 GRL 层中会考虑整个特征图之间的差异。然而, 这种方法并不理想, 因为目标检测的

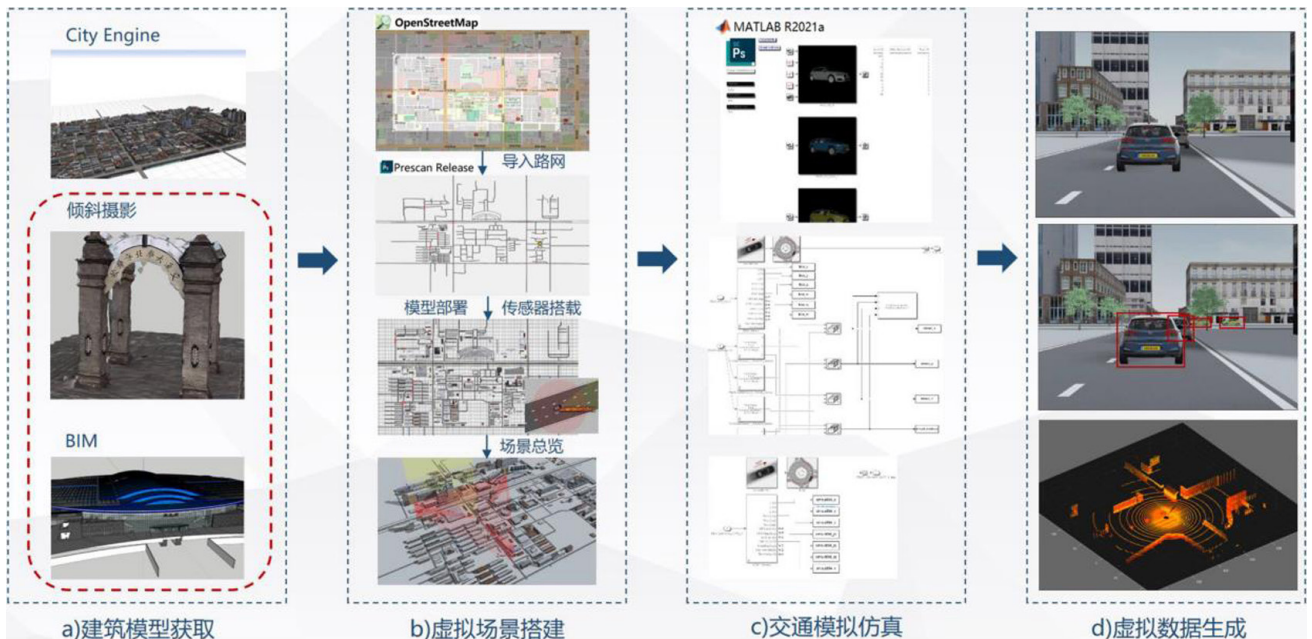
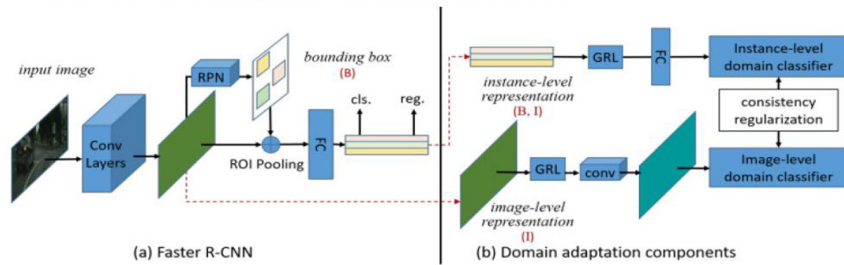


图 11 人工虚拟感知建模

✓ Domain Adaptive Faster R-CNN^[1]



✓ Gradient reversal layer (GRL)^[2]

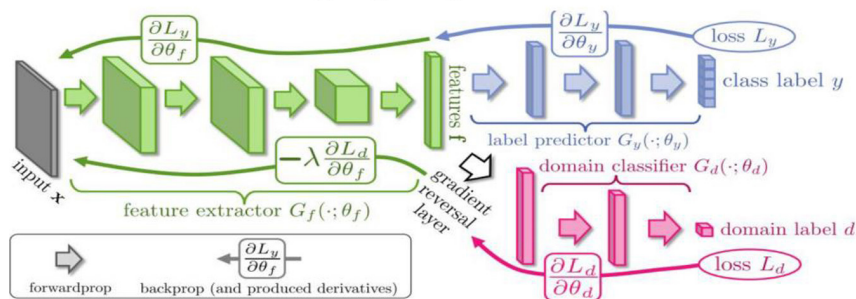


图 12 经典迁移方法

本质目标是识别和分类前景目标，而前景的特征通常比背景的特征更为重要。然而，使用全局特征并没有考虑到背景特征和前景特征之间的差异。此外，该方法也没有考虑如何专注于相关的前景特征，因为图像中的背景目标可能占据较大的比例。因此，这种方法可能会倾向于对齐背景特征的分布，而忽视了前景目标的特征。

因此，我们引入了类别相关的、细粒度的对齐方式。这意味着不仅要最小化不同领域之间相同类别的特征差异，还需要考虑同一领域内不同类别之间的情况。此外，我们还对不同类别进行了分类。例如，如果两个样本来自不同领域且属于不同类别，将最

大化它们之间的特征距离，以确保能够尽可能区分出不同类别的特征。我们提出的方法框架主要包含两个新模块：基于注意力图的粗粒度对齐和基于分层分离的细粒度对齐，后者改进了区域级别的对齐阶段。

基于注意力图的粗粒度对齐是通过 AFSM (Attention Feature Selection Module) 模块实现的，如图 13 所示。该模块生成一个注意力图，其中每个像素点

的权重值表示全局图像特征的重要程度。这些权重值被用来对每个特征进行加权操作，以区分前景和背景像素之间的权重。通过该方式，可以更好地区分前景和背景，并实现粗粒度的特征对齐。

注意力图的引入相当于引入了一个类似于图像分割的网络，其结构类似于一系列的卷积层，最后连接一个分类器，用于确定每个像素点属于哪个类别。我们在监督网络时使用了弱分割标注，即通过目标检测任务中的二维框来标注前景目标的所有区域，其他区域标注为背景。这样一来，通过这些标签框来监督分割网络，引导其生成注意力图，以便更好地区分前景和背景像素。

类别分层的细粒度对齐方法采用了类别特征的聚合策略，即对于同一领域内的不同类别特征，将它们聚合成几个超特征。在该过程中，通过最小化不同领域、但相同类别之间的特征距离，以及最大化不同类别之间的特征差异，来使得同一领域内不同类别的特征被区分开来。对于同一领域内属于不同类别的特征，我们

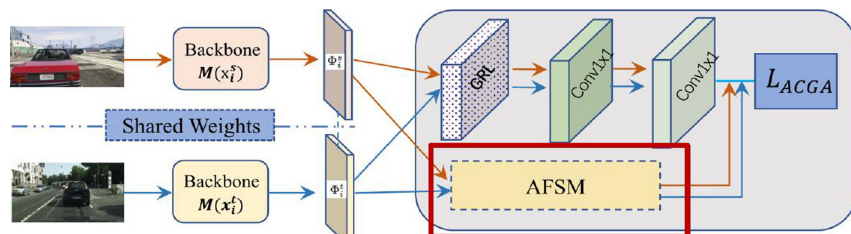


图 13 基于注意力图的粗粒度对齐

通过最大化其特征差异的方式来确保它们尽可能地区分开。

图 14 是 t-SNE 可视化的结果。在第一阶段中，同一特征被不同域的颜色表示，红棕色代表源域，蓝色代表目标域，我们的方法在区分这两个域时取得了良好效果。接下来是区域级别的对

齐阶段的可视化结果，红色和绿色表示不同域之间的车辆类别，而粉色和蓝色则表示不同域的背景类别。

对于同一个类别，特征之间的距离保持得非常接近，基本上无法区分。不同类别之间的特征距离保持较远。通过明显的分界

线，可以将这两个类别区分开来。同时，我们也验证了提出的方法在不同数据集上的效果。例如，VOC 是一个通用目标检测的公开数据集，Clipart 是一个卡通图像数据集等等。图 15 显示了在这些不同数据集上的迁移效果。

针对数据分布差异在全局图像特征和局部区域特征层面的问题，我们设计了两个模块，以减少这些差异带来的不利影响。针对全局图像特征的差异，主要包括图像风格、图像尺度和照明条件等方面，而局部区域的差异则涉及目标大小、外观和视角等方面。通过从概率论角度对整个领域迁移问题进行理论建模，我们提出了全局级别和局部级别的对齐模块，以更好地解决数据分布差异问题。在 Virtual KITTI 到 Cityscapes 数据集上的实验结果

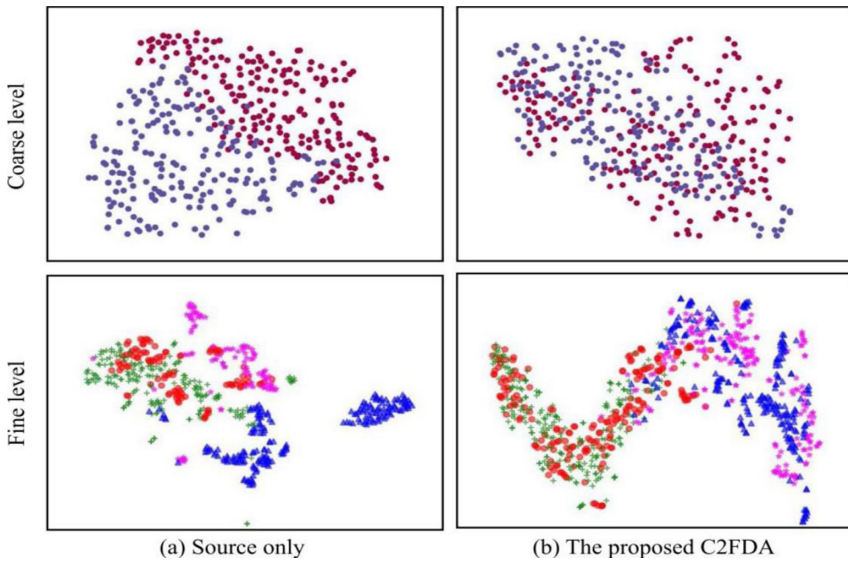


图 14 t-SNE 可视化

□ 实验结果：不同数据集

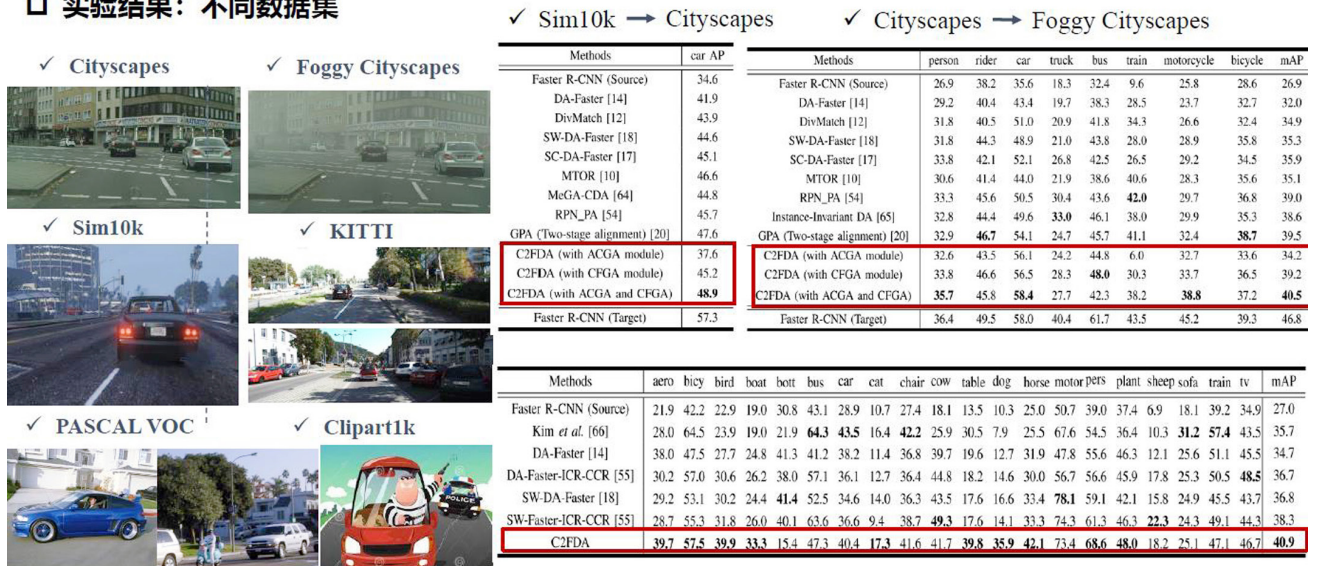


图 15 不同数据集比较

显示, 相较于未使用对齐模块的方法, 我们的方法在检测精度上提高了 7%, 在分割精度上提升了约 4.8%。

针对于单阶段目标检测任务中存在的两个主要问题: 一是单阶段方法难以有效建模参考框与真实目标框之间的关系; 二是低层特征图缺乏丰富的语义信息。我们提出了两种解决方案: 渐进式学习的训练方法和注意力增强模块。渐进式学习的训练方法受到两阶段目标检测方法的启发, 通过手动设计的参考框来初始化每个阶段的参考框, 然后利用一些预测对这些初始化的参考框进行更新。在更新之后, 使用改进后的参考框来初始化第二阶段, 然后进行进一步的更新, 如图 16 所示。

注意力增强模块的作用是引导低层特征图将注意力集中在感兴趣的区域, 这与之前的研究相似。通过使用相同颜色的实线和虚线来对应同一个参考框的前后变化, 可以观察到参考框能够更紧密地包围真实目标, 如图 17 所示。

针对实例分割模型的更新, 主要解决两个问题。首先, 由于单阶段检测框架是基于单点特征进行 MASK 层面的预测, 导致预测精度不佳。其次, 模型基于两阶段的检测框架没有考虑到均衡问题。为了解决这些问题, 我们

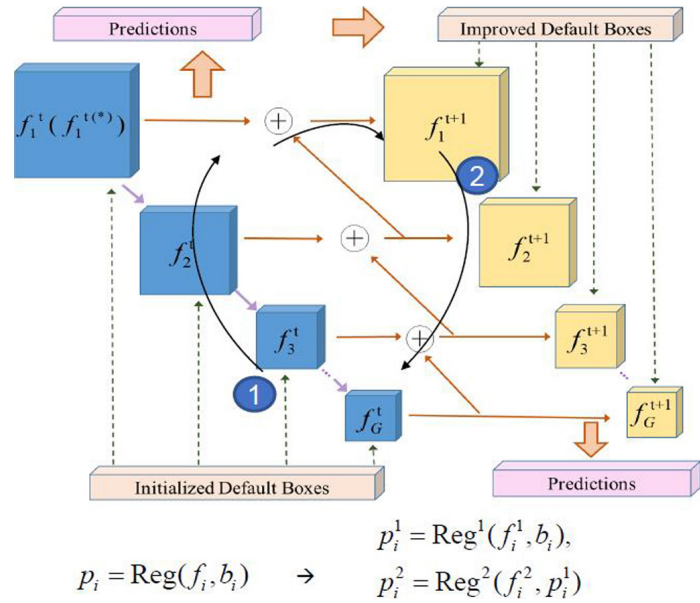


图 16 渐进式学习网络

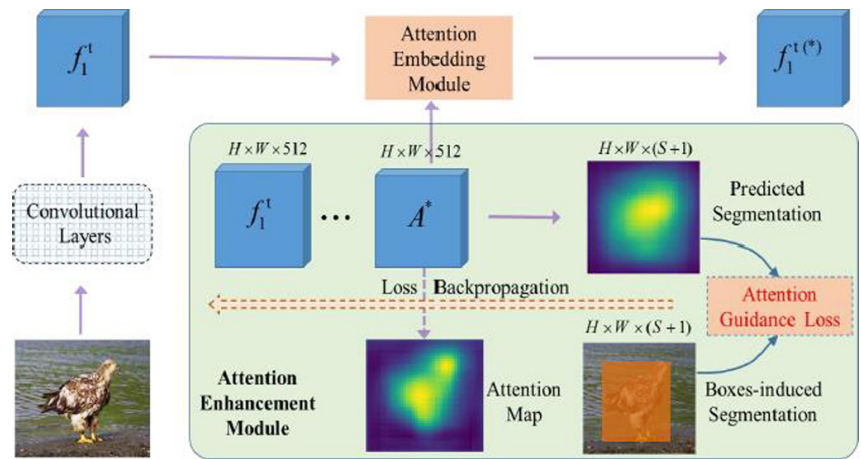


图 17 注意力增强模块

采用了特征金字塔的方式来获得描述能力更强、鲁棒性更好的多尺度表达。我们设计了一个辅助分类的网络, 将分类任务划分为两个子问题: 预测每个框目标的概率和预测每个类别的具体类别分数。

针对 MASK 预测, 我们引入了 MASK 预测分支, 它连接在标签分类和坐标框回归之后, 是一

个独立的分支。该分支包含卷积层和反卷积层, 针对每个检测框输出每个类别的二进制分割估计。如果有 N 个类别, 则输出的维度为 $N \times M$ 平方, 其中 M 表示每个检测框的尺寸, 如图 18 所示。该分支是基于生成的扩展区域进行边界框回归和像素集分割估计, 使用优化后的边界框来指导像素级分割估计, 从而完全确保检测

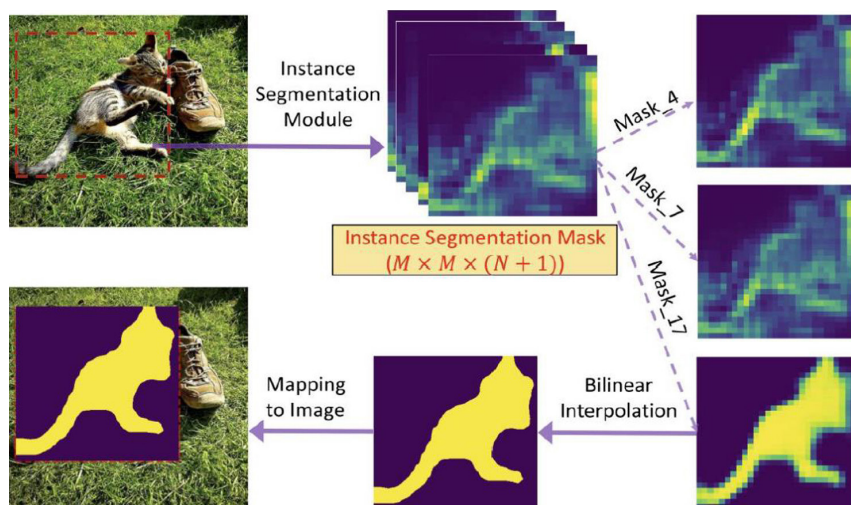


图 18 MASK 预测分支

和分割结果的一致性。

在第三个研究领域是群体推演的平行智能。首先，我们提出了一种平行智能驱动的多车路径推演方法。传统的路径规划算法在涉及大量车辆时，面临指数级别的路径和动作空间的问题。为了解决这个问题，我们提出了两

种思路：分层优化和 AlphaGo 理论。分层优化将路段划分为子图，每个子图有两个状态，从而将状态空间的指数级增长转化为较低的复杂度。而 AlphaGo 理论则用于减少搜索空间的复杂度，包括选择、扩展、减支、评估和反馈等步骤。

三、研究计划与目标

下一步的研究将专注于多个关键方面：首先是多模态协同感知，主要关注多种模态数据提高模型的鲁棒性、互补性和容错性；其次是多模态对齐，以寻找不同模态之间的实例或组件对应关系为目标；第三是多模态融合，综合各种模态信息进行深度学习任务；最后是协同学习，比如考虑模态之间知识的相互迁移。通过这些研究方向的探索，我们致力于提升智能系统的感知、对齐、融合和学习能力，为未来智能技术的发展和應用提供更为全面和有效的解决方案。○

* 本文根据作者在 CAA 云讲座上所作报告速记整理而成

作者简介



张慧，北京交通大学硕士生导师。研究兴趣包括平行视

觉、群体智能、复杂环境下的车辆感知、多传感器融合的协同检测、多模态 3D 目标检测。先后参与和主持国家级课题共 10 余项，包括参与国家自然科学基金重大研究计划、国家重点研发计划课题；主持中国科协青年人才托举工程、国家自然科学基金青年基金项目、校科技人才基金项目等。已发表 30 余篇期刊论文，其中以第一 / 通信作者发表中科

院一区 /A 类论文 10 余篇，包括 IEEE TIP、IEEE TNNLS、IEEE TITS、ACM MM、AAAI 等。相关成果获得智能交通领域顶级会议 IEEE ITSC 和国际会议 IEEE PAAP 的最佳论文奖、IEEE DTPI 最佳学生论文奖。担任 IEEE Transactions on Intelligent Vehicles 副主编，中国自动化学会综合智能交通专委会委员。

智能电网大数据分析及应用挑战

文 / 西安电子科技大学 夏小芳

导读：2024年3月7日西安电子科技大学夏小芳做客CAA云讲座“女神节专场”并作题为“智能电网大数据分析及应用挑战”的报告。

作为我国实施能源安全新战略的重要平台，智能电网不仅能通过需求响应等方式有效提升传统能源利用率，同时也能吸纳大量太阳能、风能等分布式清洁能源，是稳步实现我国“碳达峰、碳中和”目标的重要途径。然而，随着各类新能源、新设备以及多元负荷大规模接入，以及各类市场主体广泛参与，智能电网中数据种类和规模大大提高。这在给电力系统大数据应用提供良好数据基础的同时，也使得电力系统数据更加异构化、复杂化。

一、研究背景

智能电网作为传统电网的演进，融合了现代先进的信息和通信技术，从而实现了双向电流和信息流的传输。相较于传统电网，其信息流和电流实现了双向传输，传统电网中信息流单向，由用户侧向电力公司侧汇报，电流同样也是单向的，由电网公司侧向用户侧输送。例如，火力发电和水力发电等大规模发电方式产生大量电能，经由输电端和配电网输送至用户侧。而在智能电网中，电流和信息流均能双向流动，实现了更高效的能源管理和信息交换。

在智能电网中，信息流和电流均实现了双向传输。信息流可

以包括来自用户侧的数据，例如电表数据，记录了在特定时间段内消耗的电量等信息，这些数据被上传至电网公司侧。同时，电网公司侧也可以向用户侧发送控制命令等信息，以实现相关执行操作。这种双向信息交换的机制增强了智能电网的灵活性和响应

能力，有助于实现更高效的能源管理和系统运行，如图1所示。

在智能电网中，电流不仅源自大规模发电站，如光伏发电厂等，还包括分布在用户侧的可再生能源设施，例如屋顶上安装的光伏板。可再生能源如太阳能和风能通常以分布式方式存在于整个电网系

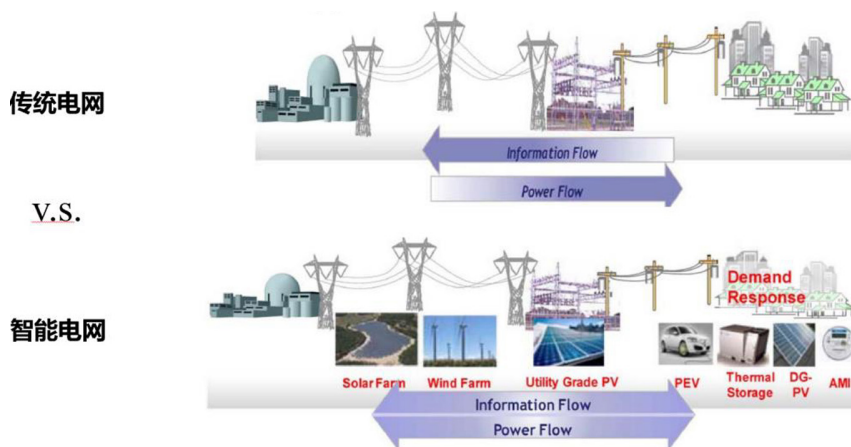


图1 传统电网 VS 智能电网

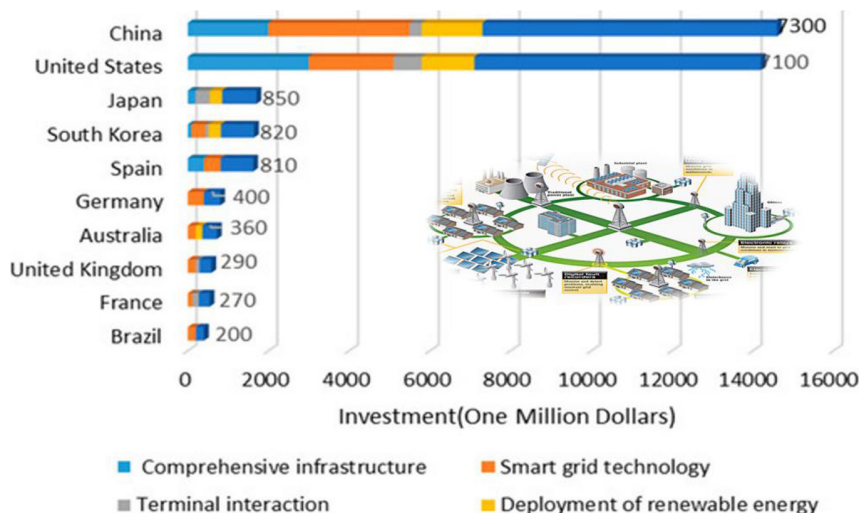


图2 各个国家在智能电网领域的投资情况

统中，既可以位于用户侧，也可能靠近用户侧。与大规模集中式发电不同，分布式可再生能源更加分散，覆盖面更广，有助于提高电网的稳定性和可持续性。

相对于传统电网，智能电网具有多项优点。首先，智能电网集成了大量可再生能源，并配备了储能系统，这提高了能源利用效率并增强了系统的自愈能力。其次，智能电网采用高级量测体系，用户侧安装了大量智能电表，通过将用电信息和其他相关数据传输至电网公司，使得电网公司能够进行精细分析，从而实现用电需求的优化、改善电能质量以及提升用户体验等目标。第三，智能电网实现了双向电流传输，有助于提高用电的可靠性和效率。最后，智能电网的能源管理系统可以有效减少温室气体的排放，具备环境友好的功能。这

些特点使得智能电网成为未来能源系统的重要发展方向，有助于实现能源的可持续利用和环境保护的目标。

目前，许多国家和地区都在积极建设各自的智能电网。根据图2显示，中国和美国是对智能电网投资较大的国家，而日本、韩国、西班牙、澳大利亚等国家

也在此领域有所投入。此外，智能电网作为一种新型能源系统，在全球范围内得到了广泛的关注和应用，并且呈现出持续增长的状态。

二、智能电网大数据分析

在智能电网中，数据具有多源和异构的特点。多源指的是智能电网各个环节（包括发电、输电、变电、配电、用户使用）都会产生数据。例如，热电厂、风能场等发电设施、以及传输过程中的设备都会产生数据；此外，智能电网还涉及到车联网、智能家居等领域，这些也会产生相关数据。因此，智能电网的数据来源是多样的。同时，数据还具有异构性，即来自不同环节和来源的数据可能具有不同的格式、结构和特征，需要进行统一处理和分析，如图3所示。

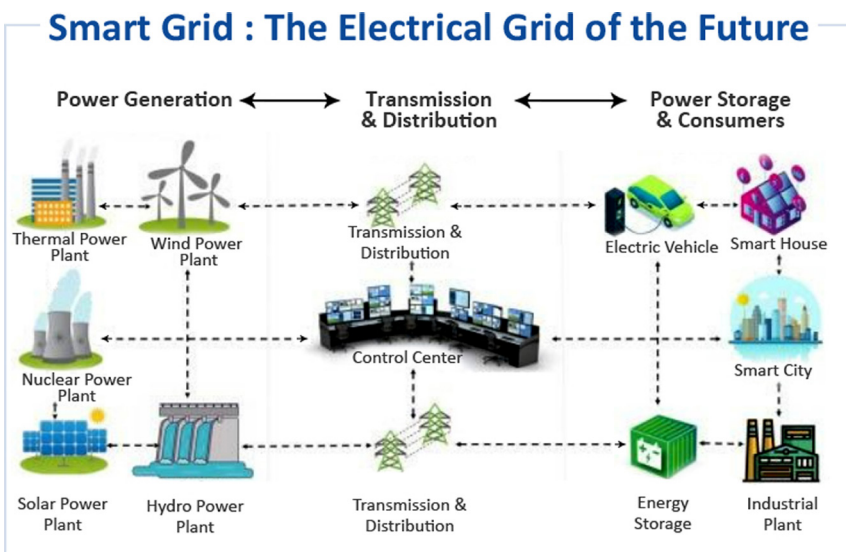


图3 智能电网的各个环节数据

智能电网中的数据具有多样的结构类型。其中，一些数据具有结构化形式，例如智能电表和电价数据，通常采用关系型数据库存储，并可以方便地存储在一个表格中进行管理。另外，还存在一些半结构化数据，如网络服务数据和负荷检测数据，这些数据可能具有一定的结构但不完全符合关系型数据库的形式。此外，智能电网还涉及到非结构化数据，例如气象数据和地理信息系统（GIS）数据，这些数据不容易用传统的表格或数据库结构来描述和存储。因此，智能电网中的数据包含了各种不同结构类型，需要采用不同的数据存储和处理方法来有效管理和利用这些数据。

智能电网大数据分析通常包括四个主要阶段：数据获取、数据处理、数据分析和可视化，如图4所示。在数据处理阶段，首先需要对来自多样化来源的数据进行汇集。由于数据的来源多样性，需要将这些数据进行整合。随后，对汇集的数据进行精细化处理，这包括填充丢失的数据以及降低噪声等操作。通过这些处理步骤，可以提高数据的质量，为后续的数据分析和可视化提供可靠的基础。

在数据处理阶段，通常有两种主要方式：批处理和流处理，如图5所示。批处理将数据分批进行处理，数据存储在数据库等

结构中，大小已知且有限，常由CPU或内存处理。应用场景包括拓扑识别、预测性维护以及能耗预测等。流处理则是数据来一个就立即处理，常用于在线处理，应用场景包括数据过滤、聚合、

预处理等。

数据分析通常涉及降维处理，有监督方法和无监督方法，如图6所示。降维方法包括PCA、KDA和t-SNE；有监督方法包括SVM和深度学习神经网络模型；无监

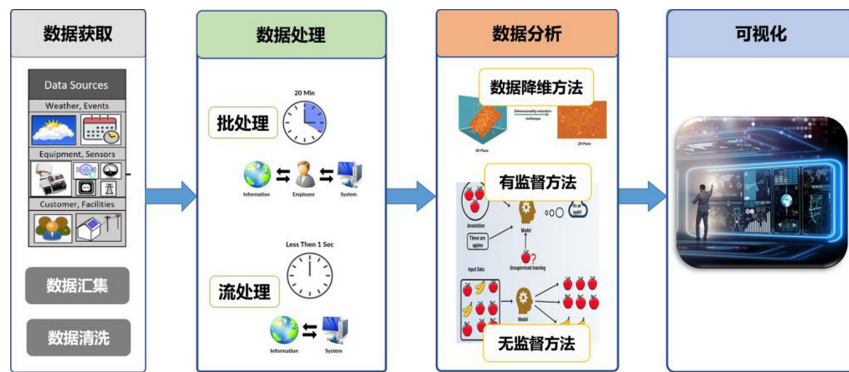
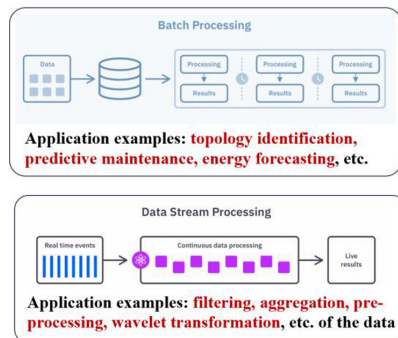


图4 智能电网大数据分析

批处理 v.s. 流处理



	Batch Processing	Stream Processing
Input form	Chunks of data	Streams of data
Input data size	Known & finite	Unknown & infinite
Is data stored?	Yes	Data is not stored (or) small streams stored in memory
Hardware used	Multiple Central Processing Units (CPU) & memory	Restricted memory
Processing	Multiple rounds	Single round processing
Time	Longer time	Seconds or milliseconds
Applications	Widely adopted	Sensor networks, web mining, etc.

图5 批处理 vs 流处理

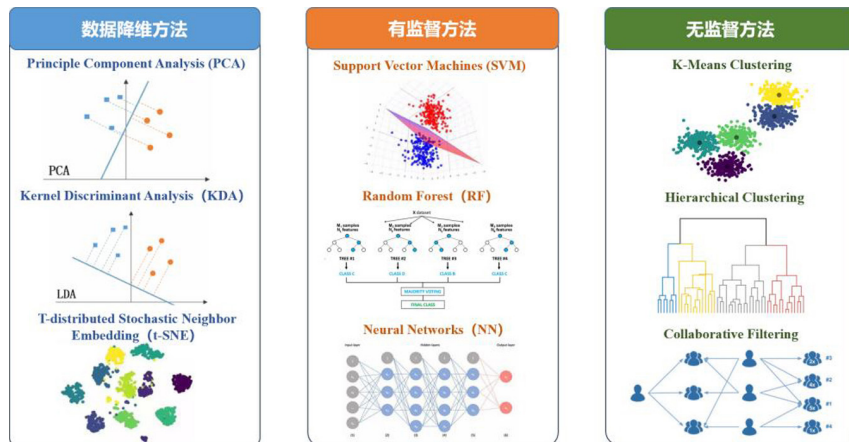


图6 数据分析

督方法包括聚类和 Collaborative Filtering 等。这些方法用于对数据进行分析 and 挖掘。可视化则是将分析结果以图形方式展现，增强了对数据的理解和解释。

三、智能电网大数据应用

窃电问题在智能电网环境下显得尤为重要，主要因为智能电网环境下窃电方式具有多样性和低成本的特点。在智能电网场景下，窃电不仅可以通过物理攻击实现，还可以通过网络攻击来进行。常见的物理攻击方式包括用表接线和绕越电表等手段，而常见的网络攻击包括中间人攻击和恶意软件注入等手段。

针对窃电问题，智能电网大数据分析可以发挥重要作用。通过分析大量数据，可以实现对异常电力使用行为的检测和识别。例如，智能电网可以监测到某一用户电力使用模式的异常变化，进而发现潜在的窃电行为。同时，智能电网还可以结合用户行为分析和地理信息系统等技术，实现对窃电活动的定位和追踪，从而有针对性地采取措施进行防范和打击。

在智能电网场景下，窃电的多样性、隐蔽性和低成本特点带来了严重的经济损失，尤其在发展中国家，窃电现象比发达国家更为严峻。除了造成大量的经济损失外，窃电还会带来一系列不

良影响。首先，由于经济损失导致电网公司资金短缺，新设备的投资会减少，影响电网的正常运行和发展。其次，窃电也会影响电能质量和家用电器的正常使用。此外，由于一些窃电行为具有危险性，会对人民群众的生命财产安全构成威胁，如图 7 所示。

因此，对智能电网的研究至关重要，这有助于保障智能电网的稳定运行，进而对保障国家能源安全和实现“双碳”目标具有重要意义。然而，智能电网面临着一些挑战。一方面，用电数据通常只由智能电表测量，而且可能会遭受篡改，这影响了数据的可靠性。另一方面，用户的用电模式可能具有多样性、随机性和不确定性，这增加了对用电行为的预测难度。此外，一些窃电用户具有反侦查意识，能够绕过现有技术的检测，这使得现有方法在检测窃电用户时耗时长且准确率较低。

目前针对窃电问题的方法主

要分为两类：基于测量失配的方法和基于机器学习的方法。基于测量失配的方法通过在智能电网中安装大量的检测器设备，逐步缩小窃电用户的查找范围，以准确确定窃电行为，但部署成本高且假设不够实际。而基于机器学习的方法则利用现有的机器学习技术，分析智能电表数据和其他相关数据，以识别异常的用电模式，从而确定是否存在窃电行为，但需要考虑数据质量和特征选取等问题以提高识别准确性。

(1) 无先验知识场景下基于群组检测的查找算法

在无先验知识场景下窃电检测研究是分成“两步走”的：首先研究只有一点点先验知识的情况；然后研究完全没有任何先验知识的情况；两种情况都旨在最终确定所有的窃电用户。如图 8 所示，现有方法通常是把所有用户构建成一个包含在二叉树上的结构，其中二叉树的节点代表潜在的窃电用户，而边表示可能的

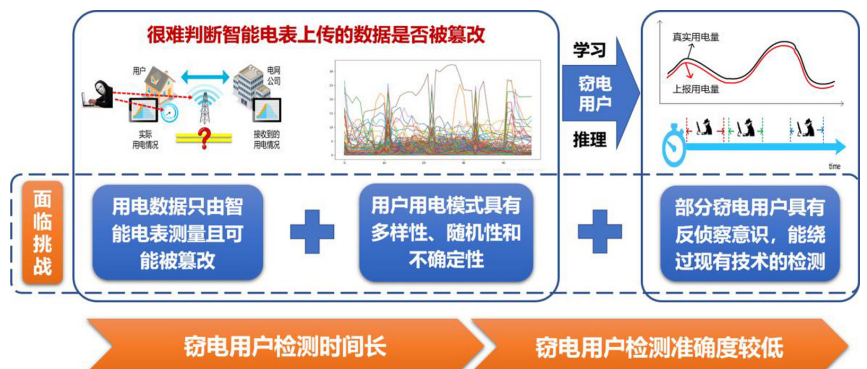


图 7 智能电网窃电行为检测

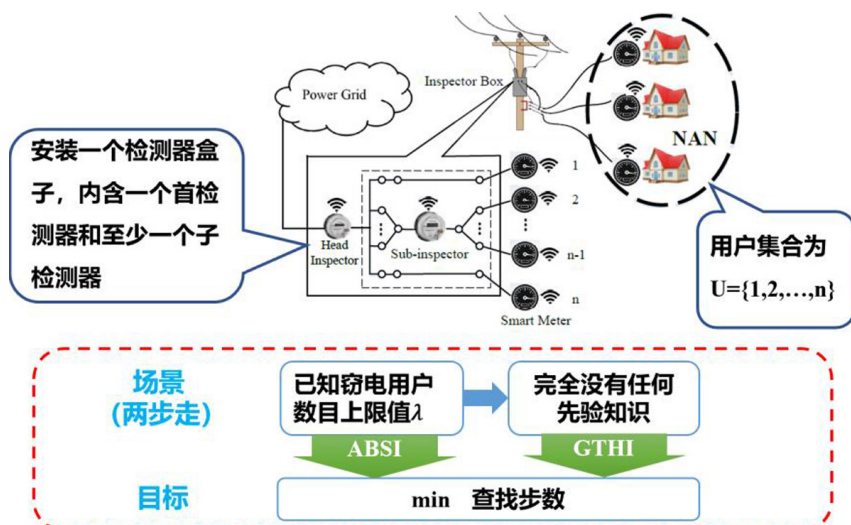


图8 无先验知识场景下窃电用户查找问题

查找路径。在查找过程中，算法会从树的根节点开始向下进行遍历和检查。

在窃电用户查找的过程中，可以通过收集窃电用户比例及排列信息，并利用二叉树上的某些节点来减少查找步数。为了提高查找速度，可以考虑跳过更多的二叉树节点。具体地，将检查的重点放在大的二叉树的底层节点上，而跳过上层节点，从而将一个大的树分解成许多小的树，如图9所示。

在解决该问题时，需要考虑不同小树中包含的用户数量，以及在每个小树下执行的查找策略。首先我们尝试了在已知窃电用户数目上限值下基于自适应分裂的二分查找算法。该算法的主要思想是在查找过程中不断调整小树的规模，使得每颗小树尽可能地只包含一个窃电用户。

在检测的过程中，如果发现某个小树下还有窃电用户，我们才采用二分查找策略来确定用户。例如，如果在查找过程中发现八

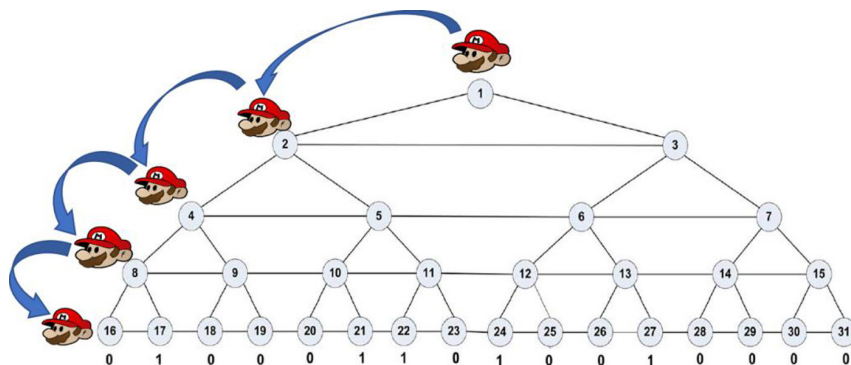


图9 先用算法设计思路

个用户中存在窃电用户，首先查找其中的四个，如果这四个中存在窃电用户，则直接查找其中的两个用户。这样的策略可以推断出这两个用户中至少有一个是在窃电，然后可以进一步进行二分查找。

在研究过程中，我们对算法进行了分析，包括查找部署最大值和最小值的想法分析。此外，我们对我们的方法进行了评估，并与其他算法进行了比较。例如，通过比较 ABSI（绝对搜索步数指标）和 ATI（相对搜索步数指标），我们发现我们的算法在查找方面具有明显的优势。

ABSI 算法的本质是在已知用户数目上限值的条件下，查找将一个大树转化为很多小树，并实时调整小树的规模。在研究过程中，我们设计了一种启发式群组检测算法。在没有发现电网中存在窃电用户时，采用“跳跃策略”或“倍增策略”。具体可以先查一个用户，然后两个用户，接着是四个用户，直到出现异常。一旦发现了异常，就可以对涉及到的用户组进行详细的查找。

Jumping 策略是在查找过程中将步幅逐渐增大的策略，如图10所示。具体地，在第一次查找时，选择一个较小的步幅（例如 $2^0+2^1=3$ 个用户），然后在随后的查找中，步幅逐渐增大，例如在第二次查找时选择

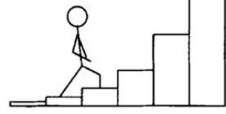
Jumping策略

如果从第1到第j-1步的检测结果都为正常，那么在第j步检测的用户个数为 $2^k + 2^{k+1}$ ，其中 $k = 2(j - 1)$

$2^2+2^3=12$ 个用户，第三次选择 $2^4+2^5=48$ 个用户，依此类推。如果在某个组内发现存在窃电用户，则对该组内的用户进行进一步的查找。如果在某个组内仍然发现窃电用户，则根据实时估算的窃电用户比例来调整查找策略。窃电用户比例（记为 M）是根据已发现的窃电用户集合（记为 S）和诚实用户集合（记为 H）计算得出的，即 $M=S/(S+H)$ 。根据这个比例来确定下一步的查找策略，如果 M 超过预设的阈值，则采用逐个查找的方式。此时，高比例的窃电用户表明整个邻网或小区内的窃电用户较多，因此需要逐一查找以提高查找精度。

尽管窃电用户比例较低，但采用了分组测试的策略。在这个策略中，首先对用户进行分组，然后按照指数逐步扩大每组的规模进行查找。具体地，如果一个组中存在窃电用户，则对该组进行更详细的查找；如果没有窃电用户，则对下一个组进行查找。有兴趣的读者可以查阅我们的论文以获取更详细的信息。

Doubling策略



$2^0, 2^1, 2^2, \dots$ 直到“异常”

V.S.

Jumping策略



$2^0+2^1, 2^2+2^3, 2^4+2^5, \dots$ 直到“异常”

图 10 Jumping 策略

此外，我们对算法进行了理论分析，并进行了仿真实验以评估其性能，并与其他算法进行了比较。与 ATI 算法相比，GTHI 算法的查找步数明显更少。而与 ABSI 算法相比，两者的查找步数相当。但需要注意的是，GTHI 算法不需要额外的先验知识，因此更具实用性。

(2) 有先验知识场景下基于嫌疑评估的查找算法

在有先验知识的场景下，窃电用户查找算法假设已知每个用户的窃电前科，包括偷电次数、时间信息以及用电历史。目标是 minimized 查找步数。尽管现有算法

通过排列细节来跳过二叉树节点以减少查找步数，但并未考虑用户的窃电概率，导致减少步数的效果有限。因此，研究中提出了评估窃电概率是否有助于提高查找速度的问题。难点在于如何评估用户的窃电概率以及如何利用这些信息来跳过更多的二叉树节点以减少查找步数，如图 11 所示。

针对窃电用户查找问题，我们建立了相应的数据模型来评估用户的窃电嫌疑。窃电前科与窃电次数、距离上一次窃电时间等因素相关，窃电次数越多、距离上次窃电时间越短的用户嫌疑越大。此外，我们也从电量偏差角

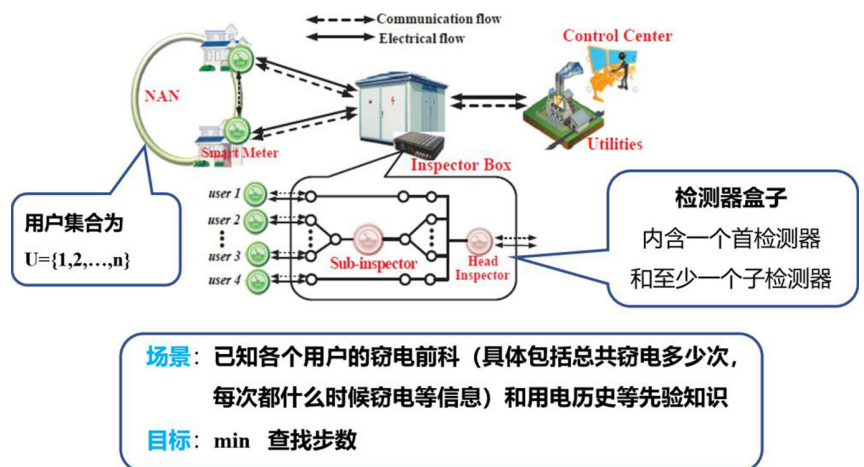


图 11 问题描述

度来评估窃电嫌疑，将用户的正常用电量与实际用电量进行比较，差异越大的用户嫌疑越大。我们根据历史用电量进行预测，建立了相应的数据模型来评估用户的窃电嫌疑。

在实际应用中，需要综合考虑了窃电前科和电量偏差两个方面的信息。首先，根据用户的过去和现在的状态信息来评估其窃电嫌疑。然后，在综合评估过程中，我们发现窃电前科嫌疑的用户比例随着查找过程逐渐减少。在查找过程中，需要检查嫌疑程度最高的前几个用户，然后针对其他用户，建立以用户为叶子节点的哈夫曼二叉树，在查找过程中有限地检查嫌疑程度较高的用户，原理如图 12 所示。

(3) 基于卷积长短期记忆网络的窃电行为检测算法

针对机器学习窃电用户查找的研究，我们的目标与之前的测量适配目标略有不同。前者主要

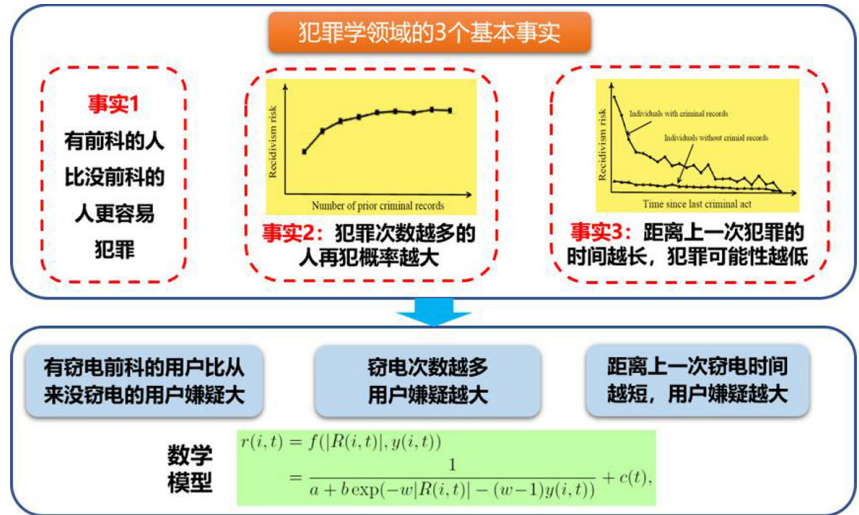


图 12 从犯罪学角度评估用户的窃电嫌疑

是提高效率，而我们的查找算法的目标则是尽可能提高检测准确率，并尽量降低误判率。

首先，我们研究了现有的 WDCNN 算法，该算法主要基于卷积神经网络 (CNN)，其主要用于捕捉用户用电量的周期性特征，其结构如图 13 所示。由于用户用电量数据是时间序列，传统的 WDCNN 模型可能无法充分捕捉到这种周期性特征。为了

解决这个问题，我们将用户的用电数据转换成二维数据。然后，将这些处理后的数据输入到一个基于长短期记忆 (LSTM) 的模型中。

基于卷积 LSTM 的窃电检测模型包括数据预处理和一维数据转换成二维数据两个主要步骤。在数据预处理阶段，主要处理缺失值并减少噪声数据，然后将一维的用户时序数据按照时间顺序

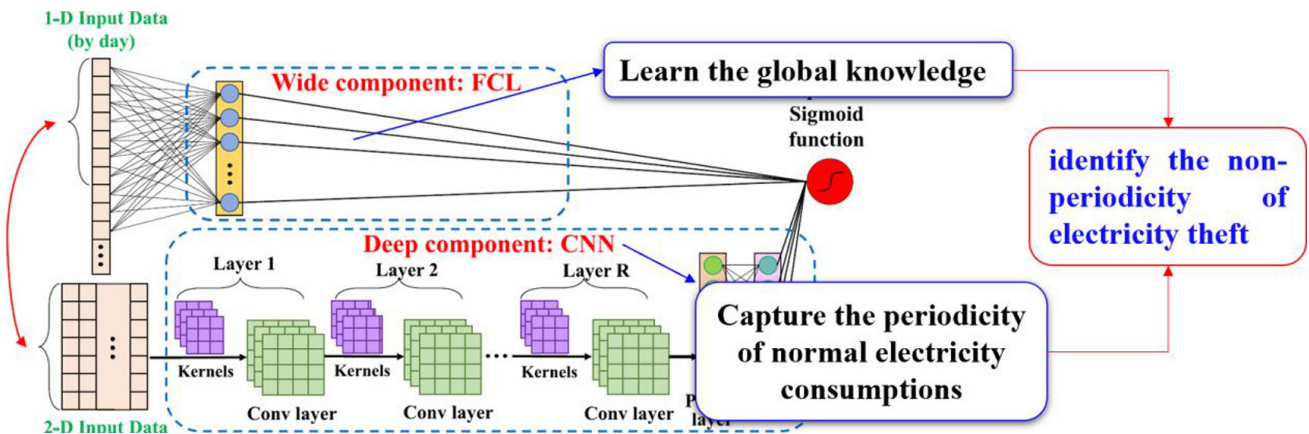
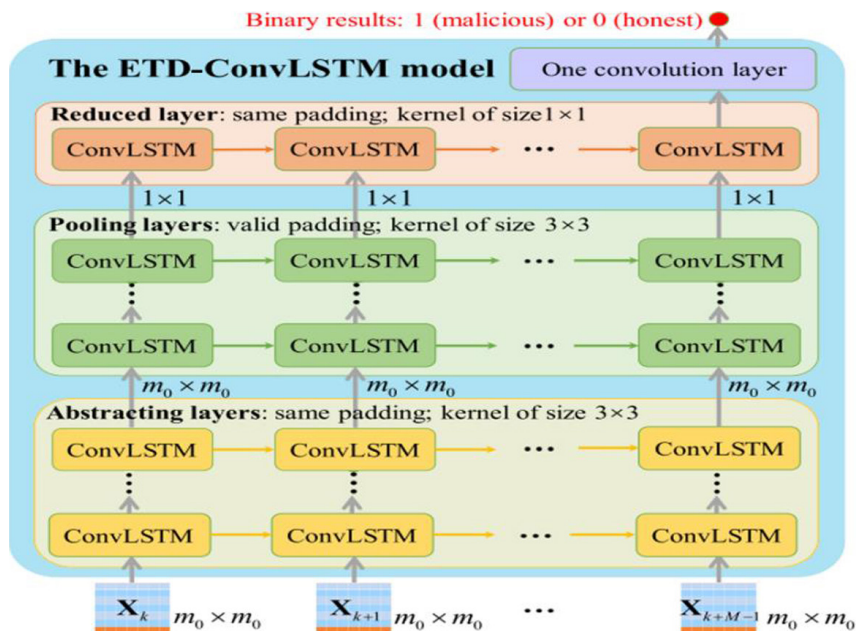


图 13 数据分析



(a) the simplified structure of the proposed ETD-ConvLSTM model

图 14 神经网络结构

组织成二维的数据。

该络主要由三种类型的层组成，分别是 Reduced Layer、Pooling Layer 和 Abstrucling Layer，如图 14 所示。Reduced Layer 主要用于提取高层次的特征，而 Pooling Layer 则负责逐渐减小特征图的大小，通过卷积操作实现，从而提取时序信息。整个方法的主要特点在于同时考虑了时间序列的依赖性和空间特征。Pooling 操作不断减小特征图的大小，有助于提取更高层次的抽象特征。Abstrucling Layer 用于进一步提取这些抽象特征，并用于后续的分类或检测任务中。

(4) 少量窃电攻击模型下联合控制图检测算法

“大量窃电攻击模型”是指假设用户上报的电量与实际使用的电量存在较大差异，即用户实际偷电量较大的情况。在这种模型下，用户上报的电量明显低于

实际使用的电量，从而引发了窃电行为。这种情况下，无论是基于测量适配还是基于机器学习方法的窃电检测方案，都需要考虑如何识别和应对这种大量窃电行为，以保障电网的安全和稳定运行。

现有的窃电检测算法通常假设上半年用电量与实际用电量之间存在较大差异，因此对于小规模窃电攻击模型的检测效果较差。为了解决这一问题，我们开发了一种算法，旨在同时处理大规模和小规模窃电攻击。其中，算法使用了休哈特控制图和累积和统计模型。休哈特控制图用于检测大规模窃电攻击，该图将过程变量的数据绘制出来，并设有上限和下限控制线。如果数据点超出这些控制线，就意味着发生了显著的变化。而累积和控制图则将

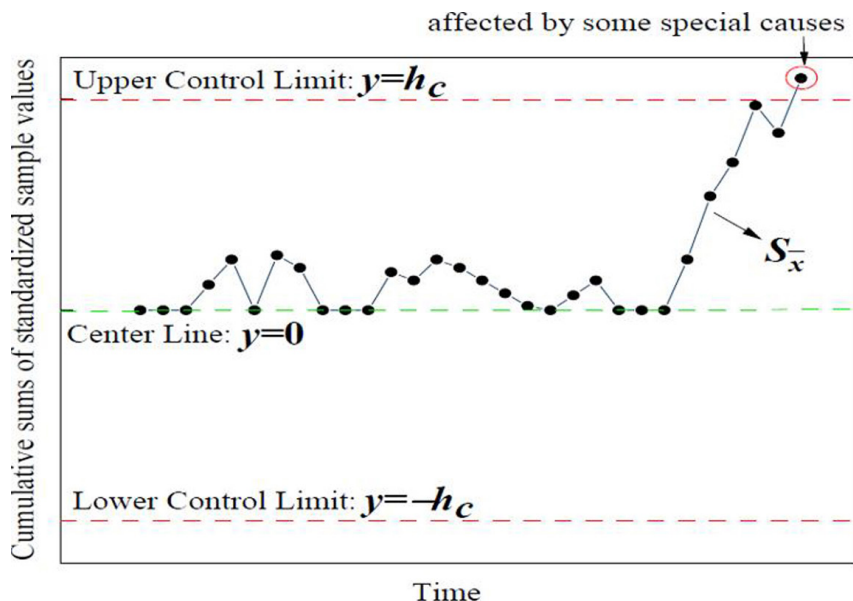


图 15 累积和控制图

偏差之和作为统计量，用于检测小规模窃电攻击。如果偏差之和超出了上限或下限值，就会认为存在变化，如图 15 所示。

累积和控制图主要用于分析中心电表的测量数据，该电表用于测量电网公司向小区提供的总电量，以及小区内每个用户报告的用电量总和。通过比较这两个值的差异，可以检测到异常情况。

如果休哈特控制图检测到异常，说明至少一个用户在发起大

规模窃电攻击，或者有多个用户在进行小规模窃电攻击。而如果累积和控制图检测到异常，则说明至少有一个用户在进行小规模窃电攻击。

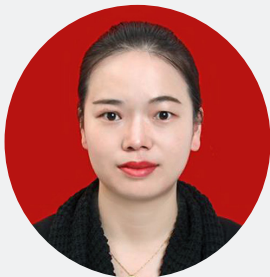
四、未来工作展望

未来的工作重点将放在智能电网用户数据的高效隐私保护上。为了满足智能电网用户数据的隐私保护和数据安全需求，我们将在数据采集、传输、存储、管理和分析等三个阶段提出高效的隐

私保护策略，以确保智能电网数据的全生命周期隐私性、真实性和完整性。具体而言，在采集/传输阶段，计划设计一些多维数据安全高效聚合方案；在存储/管理阶段，计划设计一些多维范围高效查询的方法；在分析/应用阶段，计划设计一些密文数据下的实时异常检测算法等。○

* 本文根据作者在 CAA 云讲座上所作报告速记整理而成

作者简介



夏小芳，博士，现任职于西安电子科技大学计算机科学与技术学院，副教授，硕士生导师。入选第八届中国科协青年人才托举工程项目、陕西省青年科技新星项目，获 ACM 西安新星奖。担任先进数据库陕西省高校工程研究中心、西安市先进数据库技

术重点实验室副主任。2019 年 1 月于中科院沈阳自动化研究所获得控制理论与控制工程专业博士学位。2016 年 8 月至 2018 年 2 月获国家留学基金委资助，在美国阿拉巴马大学计算机系联合培养。是 ACM、IEEE、CCF、CAA 会员。

主要研究领域为物联网、数据库、数据安全、云边协同等。主持承担（过）国家自然科学基金项目（面上、青年）、中国博士后科学基金（站前特别资助、面上项目）、工信部重大专项子课题、重大横向项目子课题。在相关领域顶级期刊和会议上，已发表论文 30 余篇，涵盖 Proceed-

ings of the IEEE、IEEE TIFS、IEEE TH、IEEE TFS、IEEE TASE、ACM MM 等。其中，以第一作者发表 CCF A 类/中科院一区 top 期刊等论文 10 余篇。目前申请国家发明专利 20 余项，其中 7 项已获得授权。

担任 International Journal of Sensor Networks (IJSNet) 等 SCI 期刊编委，担任 IEEE Globecom (2020~2022)、IEEE SmartGridComm 2022 等会议程序委员会委员，是 IEEE TIFS、IEEE TKDE、IEEE IOTJ、IEEE ICC、《电子与信息学报》等期刊和会议审稿人。

心血管疾病智能诊断关键技术研究与应用

文 / 河北大学 熊鹏

导读：2024年3月5日河北大学副教授熊鹏做客CAA云讲座“女神节专场”并作题为“心血管疾病智能诊断关键技术研究与应用”的报告。

近年来，习近平总书记在一系列重要讲话和指示中，多次强调了确保人民群众生命健康和身体安全是我们党治国理政的一项重大任务。并指出：“把人民群众生命安全和身体健康放在第一位，保障人民群众最大、最紧迫的生命权、健康权，这就是马克思主义人民立场的最好诠释。”这一论述深刻阐释了马克思主义对人民立场的本质要求，也为党在治国理政中确保人民生命健康和身体安全提供了科学指导。

随着中国进入新的发展阶段，十四五规划和2035年远景目标纲要的制定成为引领未来发展的重要指南。其中，将生命健康列入前沿领域并明确提出全面推进健康中国建设、加快实施健康中国行动的任务，具有重要的战略意义。

一、研究背景

根据实施健康中国行动的意见，针对我国心脑血管疾病频发的现状，提出了实施心脑血管疾病的防治行动，将其列为了15项的专项行动之一。到2030年，计划建立覆盖全国的心脑血管疾病综合防控和早诊早治体系，进一步改善各级医疗卫生机构心脑血管疾病防治能力和质量。

随着我国人口老龄化程度的加深，中国已经进入老龄化社会。预计到2030年，仅人口增加和老龄化将使新发脑心血管病事件数量上升50%以上。根据2022年中国心血管健康与疾病报告，我

国仍面临心血管疾病患病人数多、病死率高、救治率低的现状。目前我国心血管病患者数量已达3.3亿，每5例死亡中有2例死于心血管病。

在心血管疾病的防治过程中，早期诊断和治疗显得尤为关键。以心梗为例，其临床诊断主要依赖于三个途径：临床症状、心肌酶的改变和心电图。然而，心梗的早期临床症状往往不典型，甚至可能没有症状。心肌酶的改变通常在心梗发生后约2小时才能检出，存在时间滞后的问题。

因此，我们将心血管疾病的智能诊断研究重点放在了高效、实时且无创的检测手段之一——心

电图上。在心血管疾病的早期阶段，如何从心电图中捕获或挖掘出有效的病理特征信息成为我们研究的重点。虽然大家或多或少都对心电图有所了解，但真正读懂心电图仍然有一定困难。

二、心电图的奥秘

人体的两大循环系统分别是体循环和肺循环，而连接这两大循环系统的动力源即为心脏。心脏的解剖结构包括四个腔室，即右心房、右心室、左心房和左心室。上肢静脉和下肢静脉连接至右心房，肺动脉与右心室相连，肺静脉则与左心房相连，而主动脉与左心室相连。静脉血液从上

下肢回流至右心室，在心房收缩的作用下被挤压入右心室，随后在心室收缩时被推送至肺动脉，经过肺部进行氧气补充，形成富含氧的血液，然后经肺静脉流入左心房。左心房再次收缩将血液挤压经二尖瓣进入左心室，最终左心室收缩将富含氧的血液送往全身。

在该过程中，向全身输送氧分的主要器官是左心室。左心室需要更多的力量，因此其体积相对其他腔室来说更大，而且其周围的心肌也最为厚实。因此，大多数与心肌缺血或相关心血管疾病相关的情况通常发生在左心室的心肌上。在血液循环过程中，心脏的泵血活动是自发的行为，其收缩和舒张的工作依赖于电信号的传导系统来进行调控。这种电传导过程会激发心肌，导致心肌群体的电活动，从而形成心电图。

在正常的心脏电传导过程中，窦房结是指挥中心，它以一定的频率自发产生电信号，从心脏左上方发出。这些信号经过结间束刺激左心房，然后传至房室结。通过房室结，激动信号继续通过左右束支向下传播到心室，完成心房和心室的交替收缩。值得注意的是，房室结类似于一个单向门控开关，只允许电信号从心房传输到心室，而不是双向的。这一特性导致了部分左右束支传导

组织异常可能会在心电图上呈现出特定的表现。

在了解了心脏的电传导过程后，我们可以看一下传导过程和我们平时检测到的心电图之间的对应关系。在心电图上，心房的收缩首先形成了P波。然后，窦房结的兴奋向下传导，这个传导过程需要一定的时间，因此在P波之后会有一个较小的延迟，其常称之为PA段。当兴奋通过房室结传导到心室时，就会形成在心电图上观察到的QRS波，这代表了心室的初次激活过程。

随后，心室肌肉舒张，形成了T波，代表了心室的复极化过程。在心电图中，我们可以将P波视为心房的电活动过程，而从QRS波开始一直到后面的ST段和T波，表示了心室的活动。因此，当不同波段出现异常变化时，这种异常可以直接反映到心脏不同结构的电活动异常。随后心室肌肉舒张，形成了T波，代表了心室的复极化过程。在心电图中，我们将P波视为心房的电活动过程，而从QRS波开始一直到后面的ST段和T波，表示了心室的活动。因此，当不同波段出现异常变化时，这种异常可以直接反映到心脏不同结构的电活动异常。

在心电图中，如果房室结及其向下传导通路没有出现异常，那么QRS波通常会展示为正常的形态。然而，如果PR间期缩

短，可能会导致QRS波提前出现。由于结间束的提前激动，房颤的起始点可能会提前，与前一个心动周期中心室复极化过程的T波重合。这种重叠现象通常在心电图的中间部分表现出来，这种重合现象可以作为房颤发生的特征之一。

发生房早后，由于打乱了窦房结的节律，会导致房早前后的R-R间期发生变化，通常称为不完全的代偿间歇。另一种是室早，即心室先激动，导致部分通路逆向传导。这种传导耗费的时间较长，因此心房活动的QRS波通常呈宽大且畸形，因为其持续时间较长，导致QRS波延长。由于无法向上通过房室结传导到心房，导致心房无法兴奋，因此很多时候我们的P波是看不到的。即使窦房结开始正常指挥心脏工作，也会在房早之后先停止一段时间，这种现象称为绝对不应期。在此期间，心肌经历了收缩，并且即使窦房结恢复正常功能，也会先停止一段时间以休息。

在正常情况下，心房的兴奋由窦房结发出，形成规则的P波。然而，当心房失去窦房结的控制时，可能会出现多个起搏点在心房内不断发出电冲动，导致P波变得混乱，犹如受到噪声感染，通常称为小F波。尽管这些随机产生的电冲动形成了心房的电信号，但它们不一定每次都能够通

过房室结向下传导。然而，只要有一次电冲动成功向下传导，心室就会正常兴奋并开始工作。

通过房室结向下传导的激动不再是规律的，不能保证定期完成，因此观察到的 R-R 间期会出现不规则的变化。此外，这种不规则的房室结传导导致心室的电兴奋也不规律，可能导致心室肌肉刚刚完成一次收缩又要再次收缩，从而失去力量。由于心室无力收缩，血流量可能减少，因此在肢体的远端脉搏可能出现间断性。通过描述这种现象或进行多模态数据的检测，可以监测是否发生了房颤。

在前文中，我们着重讨论了心脏传导系统对心脏收缩和舒张的电活动的主导作用。然而，一旦传导系统出现问题，就可能导致心率失常，从而影响心脏的正常功能。除了传导系统，还有其他因素可能影响心脏的收缩和舒张活动，例如心肌本身的问题。如果供给心肌营养的血管出现狭窄或堵塞，也会导致心肌缺血甚至坏死，进而引发心梗、心衰、甚至猝死等心血管疾病。

心肌缺血可以分为非透壁性和透壁性两种情况。在非透壁性心肌缺血中，仅部分心肌受到影响，其他心肌仍能代偿工作。然而，在透壁性心肌缺血中，心肌层、心外膜层的心肌都可能受到缺血或坏死的影响。根据心电图

上的变化，可以判断心肌缺血是透壁性还是非透壁性，这对于诊断和治疗都具有重要意义。

在心内膜下的心肌缺血情况下，心肌的复极时间会延迟，导致原本与心外膜相抗衡的心内膜复极电势减少或消失。这可能导致 T 波增高，呈现高大直立的形态。此时，ST 段可能背离心外膜指向的心内膜，导致部分导联出现 ST 段的水平或下斜型压低。对于心外膜下的心肌缺血和透壁性心肌缺血，其心电图表现原理类似。通常会出现 T 波倒置或 ST 段抬高。心肌梗死与缺血类似，大多发生在左心室，极少数情况会涉及心房。

通过心电图，不仅能够确定心梗或缺血的类型，还能观察到心梗发展的进程变化。在心梗前，心电图波形通常是正常的。然而，在超急性期，我们会观察到一些特征性的变化，例如 T 波增高、ST 段抬高，可能没有 Q 波出现等。随后，患者可能进入急性期，此时 T 波逐渐下降，可能变成双向性或倒置，最终可能形成永久性的倒置状态。

在心梗发展过程中，ST 段可能表现为单向抬高或弓背性抬高。随着坏死性 Q 波的出现，ST 段可能逐渐向下回落到基线上，而坏死性 Q 波的幅度可能逐渐加深。进入亚急性期，倒置的 T 波可能继续加深，或逐渐转变为正向并

恢复正常。然而，坏死性 Q 波将保持不变，持续存在。在盆白期，T 波可能已经恢复正常，或者仍然保持倒置，但不再发生变化。此时，ST 段逐渐恢复到正常状态，到了陈旧期，ST 段几乎与正常心电图没有差别，完全恢复正常。然而，坏死性 Q 波仍然存在。因此，通过观察心电图的变化，可以反映当前心肌梗死发展的阶段。

在心梗演变的过程中，可以观察到肢体导联和胸导联心电图的形态有所不同。临床上常用的 12 导联心电图包括肢体导联和胸导联。肢体导联包括双肢体导联或加压肢体导联，而胸导联则是放置在胸前的电极，根据心脏位置进行摆放。由于心脏通常稍微偏左，因此在进行心电图时，左侧的电极更容易感受到电信号。根据电极的摆放位置，可以观察到不同导联反映心脏不同部位的电活动。

在胸导联中，从 V1 到 V6，R 波会逐渐增高，而 S 波则会逐渐减小。因此，在不同导联下，窦性心电图的形态会有所不同。结合之前提到的典型心肌梗死的表现，ST 段抬高的导联是 2、3 和 AVF，而在 AVL 和 AVR 上出现 ST 段压低。这种情况可能是由于 AVF 的位置和 AVL、AVR 的位置相反，而大多数心梗发生在左心室，因此 AVL 的压低更加明显。

三、研究内容

基于以上心电图的分析以及临床上对心血管疾病智能诊断的需求,我们展开了一系列的研究工作。在心血管疾病智能诊断方面,主要集中在信号采集、信号还原、特征提取以及疾病诊断等几个方面。

首先,心电信号的还原工作主要涉及降噪问题。之所以始终将降噪工作置于研究工作的前沿,是因为现在的心电图采集还没有达到理想状态,即完全没有干扰。实际采集的心电图中会存在各种类型的噪声,这些噪声会在一定程度上影响我们对疾病的诊断。因此,数据质量对于后续的疾病检测至关重要。

心电图记录心脏的收缩和舒张过程中心肌电活动产生的电信号向量。由于心电图的12导联构建,存在导联之间的相关性,可以利用这种导联间的相关性构建相应的模型。在生理学上,多导联的心电信号之间存在关联。然而,在实际采集过程中,噪声在不同导联之间的分布是不均匀的。基于此,我们构建了导联间的关联模型,从而获得了不同维度上的信息。通过指导滤波完成信号的还原,取得了很好的效果,为后续的智能诊断系统提供了良好的数据支持。

在另一方面的工作中,我们主要关注特征波的检测。最初,

我们与北京301医院的卢喜烈老师进行了长时间的沟通。当时,医生提出了一个问题:我们能否使用计算机技术在心电信号中准确地检测出PQRST五个标准线?这个信息对临床医生的诊断非常重要。我们一直致力于实现这一目标,研究了一些特征波,特别是对于能量较微小的P波、ST段和T波的形态等方面。这些研究对于房颤、缺血、猝死等方面的诊断非常重要。目前,我们团队已经在P波的检测方面取得了较高的精确度,并在国际上公开的通用数据库上的检测率超过99%。在此基础上,我们进一步提出了一些识别算法,用于识别T波或ST段的形态,以提高ST段形态的检测率。

随后,在疾病智能诊断方面我们进行了更多的工作。最初,团队关注的是心率失常,特别是房颤的筛查。然而,近年来我们的主要方向是心肌梗死的定位。在临床实践中,心梗发生时应出现明显的ST段变化。然而,超过20%的患者的ST段并没有明显的改变,甚至早期心梗时心电图整体的变化也相对较弱。目前的临床做法基本上是等待时间、等待这些变化,以及等待酶血检查结果的改变,直到心电图出现更加明显的指征变化。

因此,我们致力于如何快速地识别早期心梗,从而与时间赛跑。最初在下壁心梗检测方面进行

了一些尝试,根据心血管解剖学中的三个导联(II、III、aVF)提取了心电图上的形态特征,成功地获得了良好的下壁心梗检测结果。通过分析,我们发现心肌梗死定位的关键信息不仅存在于解剖学上对应的导联的心电信号中,而且在不同导联之间也存在一些差异性。

因此,我们开始探索如何在提取对应导联的心电信号特征的同时捕获导联间的结构信息。利用张量的数据结构,可以保留12导联心电图的导联间结构信息。通过使用一些分解方案,如张量分解,我们发现这种方法可以在前壁型、下壁型和侧壁型心梗中实现较高的区分度。

因此,尽管对于急性心肌梗死的诊断提供了一些有利的支持,但我们也意识到12导联心电图在后壁心梗的检出方面存在局限,因为电极贴位的原因,后壁的表现并不理想。考虑到心脏是一个立体的器官,其活动具有时空特性,我们开始关注心电图向量的时空特征,并提出了基于全连接、共享和多分支网络的方法,以提取时空特征,并挖掘这些特征之间的相关性。通过提取心脏电活动在不同侧面投影的深层关联信息,希望更好地表示心脏电活动轨迹的时空特性。模型也能够有效捕获患者心脏电活动,随时间在空间中形成的轨迹的一些形状或者是最大心电图向量等等这些信息,在

心肌梗死多个类型中都有了比较显著的区分，这是对于心梗的精准定位这方面的一些研究。

在业内的讨论中，人们普遍认为，心电图在疾病预测方面的魅力可能比在疾病诊断方面更大。因此，我们致力于利用心电图预测心源性猝死，并进行了一些创新性的工作。然而，由于国内临床数据的获取存在一定困难，我们的大部分工作都是在国际通用数据库上进行的比较。

在整个研究过程中，我们要特别感谢合作的医院，他们为实验开展、数据分析和算法验证提供了极大的支持。最初穿戴设备使用的是氯化银电极，但后来为了满足长期佩戴的需求，我们团队开始研发柔性可穿戴电极，采用了三层石墨烯覆盖设计。

四、未来展望

在临床数据收集过程中我们遇到了并发症辅助诊断问题。例如，心肌合并恶性实性心率失常是常见的情况。一旦出现这种恶性实性心率失常，必须迅速进行终止，否则可能导致心梗患者的猝死，并需要做好器官插管或心肺复苏等准备。此外，据研究统计，心衰患者实性心率失常的发生率可高达80%，而50%到60%的心衰患者最终死于猝死和心率失常。同时，心衰患者发生心源性猝死的情况中，50%到70%与

实性心率失常有关。

因此，针对多并发症，及时诊断和干预变得非常重要。由于并发症的发病机制复杂，个体之间存在较大差异，病因和诱因需要与诊断和治疗方案的定制相结合考虑。因此，对于并发症的辅助诊断成为未来研究的重点之一。心电图可以提供一些有效的特征指示并发症的发生，发作前的心电图可能会提供预警信息，同时随着心脏活动的变化，心电图也会反映出实时的病理变化。因此，未来希望基于心电图实现并发症的辅助诊断能够取得进展和突破。

心血管疾病的智能预测是未来工作的重要方向之一，预测冠状动脉病变、疾病愈后评估、死亡风险等问题一直是心血管疾病智能预测领域的热点和挑战。随着人们对心电监护的意识增强，以及可穿戴智能设备的普及，相关数据积累将逐渐成熟，并且变得更加多样化和多模态化。这些数据的增多和多样性将为新一代心血管疾病智能预测提供新的角度和可能性。同时，2023年以ChatGPT为代表的生成式人工智能在全球范围内的影响日益增强，这也使得新一代人工智能成为当前的热点。这些新技术和方法可能为心血管疾病的智能预测提供新的思路 and 突破。○

* 本文根据作者在CAA云讲座上所作报告速记整理而成

报告人简介



熊鹏，博士，河北大学副教授，河北省数字医疗工程重点实验室副主任，河北省教育厅“青年拔尖人才”获得者。主持国家级课题2项、省部级课题3项，曾获中国自动化学会科技进步二等奖，河北省科技进步二等奖。主要从事智慧医疗、人工智能和大数据等相关领域的智能建模方法与控制研究，近年来围绕复杂系统的建模与智能分析及其在疾病诊疗中的应用开展工作。紧密结合社会需求，坚持基础研究与应用开发并重，加强科研成果的应用转化，成功构建了“机构养老健康状况智能监测和管理平台”、“互联网+便携式心电监护设备”、“医学多维影像融合平台”等多个系统。科研成果已成功在多家专业医疗机构和养老机构推广应用，为地方行政主管部门制定政策、规划提供了强有力的数据和技术支持。

全国政协委员、中国工程院院士、中国自动化学会监事钱锋：人工智能要紧密切合产业升级需求

全国两会期间，全国政协委员、常委、中国工程院院士、中国自动化学会监事钱锋建议：人工智能赋能新型工业化，要树立目标导向观念，人工智能技术固然重要，但更重要的是将人工智能技术与产业升级需求密切结合，给工厂、产业、行业装上高质量发展的“工业大脑”。

3月4日，全国政协十四届二次会议在北京开幕。全国政协委员、常委，中国工程院院士、

中国自动化学会监事钱锋接受了《中国电子报》记者采访。他建议，人工智能赋能新型工业化，要树立目标导向观念，人工智能技术固然重要，但更重要的是将人工智能技术与产业升级需求密切结合，给工厂、产业、行业装上高质量发展的“工业大脑”。

当前，人工智能已成为推进新型工业化的重要抓手。1月22日，国务院常务会议上强调，要

统筹高质量发展和高水平安全，以人工智能和制造业深度融合为主线，以智能制造为主攻方向，以场景应用为牵引，加快重点行业智能升级，大力发展智能产品，高水平赋能工业制造体系，加快形成新质生产力，为制造强国、网络强国和数字中国建设提供有力支撑。

关于如何发挥人工智能对新型工业化的牵引作用，钱锋表达了自己的观点：“很多人讲人工智能赋能新型工业化，会把人工智能几个字看得很重。但在我看来，人工智能赋能新型工业化，说到底是如何以数据、算法、算力来赋能制造业高质量发展中亟待解决的难题。这其中人工智能只是工具和手段，关键在于搞清楚制造业的需求、难点和短板是什么，并把人工智能技术与其紧密结合、寻求破解之路，而不是人工智能和制造业发展‘两张皮’。”

实现传统制造业的转型升级是高质量推进新型工业化的应有之意。2023年12月，工业和信息化部等八部门联合印发《关于加快传统制造业转型升级的指导



全国政协委员、常委
中国工程院院士、中国自动化学会监事钱锋

意见》；2024年1月，工业和信息化部等九部门发布《原材料工业数字化转型工作方案（2024—2026年）》，其目的就是推动传统产业转型升级。

在钱锋看来，传统产业转型升级，更重要的是对现有生产方式、生产模式进行变革，包括生产过程数字孪生、智能计划、智能调度、智能地工艺实时优化、智能调控等等。“通过这些方式，改变原有的粗放式的发展方式和生产模式，实现生产、管理、营销模式的变革。”钱锋说道。

传统产业的智能化改造、数字化转型，需要借助现代服务业来实现。在钱锋看来，这些为传统制造业提质增效的行业，就是“新质生产力”的来源。例如，当前我国大多数大中型原材料企业

生产操作的“手和脚”（即自动控制装备和系统，如执行器、DCS、PLC、SIS等）和“眼睛”（即各类传感器、检测仪器仪表等）都已比较先进，“神经中枢”（即各类网络通讯等）也已日趋完善，亟须为企业装上“集市场需求、研发设计、产品营销、资源配置、生产制造、绿色低碳为一体，需求快速感知和供需精准匹配”的“智慧大脑”。

而如何给传统产业转型升级，钱锋认为，从内涵上讲，就是将产业链供应链价值链、资源能源利用、生产制造过程等与工业互联网、人工智能等现代信息技术深度融合，以高值化高端化、数字化智能化、绿色化低碳化为目标，创新物质加工和转化制造过程中物质流、能量流、价值流的自主

智能协同调控技术，实现既有生产方式和模式的变革。也就是说，引导实体企业与人工智能技术深度融合，深度挖掘数据价值、高效配置资源能源、精准管控安全环保质量、基于数据实施高效决策、为产业链条深度赋能，从而打造“智造新实体”。

除此之外，钱锋还强调了制造业升级改造过程中产业链安全可控的重要性。钱锋表示：“数智技术与产业变革深度融合，工业软件很重要，工业软件‘定义制造装备’，它既可以助力新产品开发、新材料创制，也可以支撑生产制造过程高端高效、降本增效、节能环保等，必须自主可控。”

来源：中国电子报

通知

2024年度全国高校工业互联网产教融合师资培训会通知

各会员单位、各相关高校院系负责人：

根据国务院办公厅《关于深化产教融合的若干意见》的文件精神，深化工业互联网学科建设和人才培养，实现产学研深度融合。中国自动化学会工业物联网技术与应用专委会联合华为技术有限公司围绕边缘智能、工业数字孪生应用举办全国高校工业互联网师资培训班。

本次培训面向全国高校相关院系专业负责人与教师，专注于人才培养、课程内容与课程体系建设、学科建设、产教融合、科研与教学经验分享等，以产业和技术发展的最新需求推动高校人才培养改革，助力提升高等教育与职业教育教学质量，使专业人才培养与职业岗位要求相融合，专业课程与职业技能相融合。详情请查看：https://mp.weixin.qq.com/s/V20swn1fes3rV_AC_zQYeA

全国政协常委、中国工程院院士、中国自动化学会监事钱锋：全面改革非全日制工程硕士培养模式，助力高水平工程人才培育

2024年全国两会期间，全国政协常委、中国工程院院士、中国自动化学会监事钱锋带来一份关于改革非全日制工程硕士培养模式的提案。他表示，当前的工程硕士招考制度不利于选拔和培养在职工程人才，建议全面改革非全日制工程硕士培养模式，培育大批兼具理论知识和实践经验的卓越工程人才。

钱锋具体指出，非全日制工程硕士招考制度不利于在职工程人员报考。如初试阶段，非全日制工程硕士的考试科目和内容与全日制在校学习的考生完全相同（包括思想政治理论、英语、数学和专业课），且侧重基础理论，令在职考生望而却步。而复试阶段，非全日制与全日制工程硕士的考研初试分数线相同，在职考生缺

乏竞争力。

由于报考非全日制工程硕士的在职人员很难通过初试，剩余招生名额被调剂到工商管理、公共管理及工程管理等专业，长此以往导致非全日制工程硕士专业学位的招生名额进一步萎缩。大量拥有丰富工程经验的在职人员渴望通过系统的学位学习来进一步更新专业知识、提升专业水平，却很难通过目前的招生考试进入工程硕士阶段学习。为此，钱锋建议——

01 探索非全日制工程硕士招考新路径

钱锋认为，可改革初试科目，将原先思想政治理论、英语、数学、专业课等整合为“工程综合能力基础”，重点考察工程基础能力，复试阶段由各校安排英语、数学及专业课笔试和面试。或者借鉴非全日制工程博士“申请-考核”的招生方式，遴选有重要工程经验和研究成果的青年优秀骨干在职人员，通过跨学科工程



全国政协常委、中国工程院院士、中国自动化学会监事钱锋
(央广网发 受访者供图)

硕士专业学习，打造为未来产业发展所需的复合型工程人才。

02 打造非全日制工程硕士在校培养新模式

面向当前数字经济时代对卓越工程人才的新要求，重点增设人工智能、工业元宇宙、工业大模型等前沿理论和技术课程，探索设置市场营销、综合性、国际化、学科交叉型、问题导向型等课程，强化产教融合培养和企业导师作用，帮助在职人员进一步提升解决现实工程问题的能力。制定针对非全日制工程硕士的培养规定，明确学习实践、考核和论文等方面要求。

03 建立与非全日制工程硕士特点相适应的评价体系

在钱锋看来，应重点考察非全日制工程硕士应用理论知识和前沿技术解决复杂工程技术问题的能力。鼓励非全日制工程硕士参与重大工程项目攻关，并将其创新贡献作为考核评价依据。探索毕业论文分类评价制度，强化应用和实践导向，允许非全日制工程硕士通过产品研发、工程规划、工程设计、应用研究、工程/项目管理、调研报告等多种形式完成学位论文。○

来源：央广网

全国人大代表、中国科学院院士、中国自动化学会理事郭雷：加快“新硬科技”研究，赋能新质生产力提升

今年全国两会期间，科技自立自强、科技创新、新质生产力成为热词。全国人大代表、中国科学院院士、中国自动化学会理事、北京航空航天大学教授郭雷在接受新京报记者专访时表示，作为一名扎根一线20多年的科研工作者，今年，他主要聚焦“新硬科技”领域创新和人才培养、“硬科技”科研成果落地转化。

郭雷谈到，如何将前沿理论方法转化成新质生产力，并在更多的国家重大工程中发挥作用，是当前科研领域的重要课题，要规避“追热点”“跟风式”“吃快餐”等碎片化研究，加快硬核科技人才培养，鼓励开展攻坚克难、持之以恒的长周期、大团队和有组织科研，鼓励从前沿理论到硬核科技的转化研究。



全国人大代表、中国科学院院士、中国自动化学会理事
北京航空航天大学教授郭雷 田洪俊 摄

新京报：作为一线科研工作者，如何理解“新质生产力”？

郭雷：这次政府工作报告把“加快发展新质生产力”和“科技创新”放到了前所未有的重要地位。“发展新质生产力”是实现中国式现代化、实现高科技自立自强的必经之路，也是党和国家对于科技工作者的殷切期望和要求。新质生产力的核心在于“新”和“硬”的结合。就我所从事的信息和工程领域来说，前沿理论研究要支撑包括产品、芯片、装备、仪器仪表等硬件实体关键技术的突破，创新性理论和技术都需要接受实践检验，最终都要服务于“四个面向”，即面向世界科技前沿、面向经济主战场、面向国家重大需求、面向人民生命健康。近年来，我国的科技水平逐渐从“跟跑”、“并跑”到“领跑”逐步跨越，“发展新质生产力”要求科学家们不仅仅会发论文、写专利，而要用前沿理论和关键技术为社会服务、为国家经济发展服务，实实在在地把论文和专利写在中国大地上。

新京报：“新硬科技”和新质生产力有着怎样的关系？

郭雷：硬科技是指可以突破卡脖子技术、实现从0到1创新、服务实体经济的科技成果。“新硬科技”将创新性理论和技术赋能“硬科技”，是一种提升新

质生产力的新范式。新硬科技不再以简单的论文、专利数量和质量作为目标，而是将前沿基础理论赋能于芯片、器件、部件、系统、终端、设备、平台和重大工程，以硬件和实体的指标水平为标准、以新质生产力提升为根本目标。在人工智能领域，美欧等国不仅大力发展以“大数据大模型”为代表的类脑智能技术，而且也毫不松懈地重点支持以“具身智能”“人形机器人”“仿生智能”为代表的体现智能系统和智能行为的“智能新硬件”技术。“新硬科技”是“智能新硬件”概念向其他信息和制造领域的扩充，其不仅仅可以促进新兴和未来产业发展，在国际局势风云变幻的今天，也是开辟新赛道、实现科技强国和高水平科技自立自强的重要着力点。

新京报：在“新硬科技”这条新赛道上，我们如何跑出加速度？

郭雷：目前国家科技投入逐年增加、科技人才不断涌现。总体来说，我国的科技创新能力稳步提高，成绩斐然，但仍存在创新驱动能力不强、提升新质生产力能力不足等问题。科研成果成效不足、难以服务实体经济；人才评估仍局限于数论文、算工分等考核方式，很多研究方向避重就轻、隔靴搔痒，难以带来原创

性成果和颠覆性技术；部分企业的技术创新仍未脱离“造不如买、买不如租”的落后理念，害怕失败和风险，对运用创新技术动力不足。为此，我们应该在科研管理、人才激励、企业创新三个方面发力，大力发展“新硬科技”。

新京报：科研项目管理和规划过程中，有哪些需要“改革”？

郭雷：建议准确把握前沿理论赋能硬科技的方向，加大基础研究领域“新硬科技”支持力度。使创新性基础理论和关键技术尽快在实际中验证、服务实体经济。目前一些研究方向存在论文和专利数量暴涨等“科研虚假繁荣”现象，要鼓励可望与新硬科技有机融合的基础理论研究，警惕科技泡沫包括“人工智能泡沫”，避免被资本、流量、媒体热点引入科研误区，有序规范并分类监督国家科研经费在所谓“热点泡沫方向”的科研投入，避免在某些热点方向一哄而上、无序竞争、重复投资，减少各类扎堆式、跟风式、快餐式科研。建议采用新型考核评估方式监督国家重大科研投入全过程，避免国家重大科技投入打水漂、科研方向走错路，设立及时止损和容错的科研管理体制。建议以第三方考核的硬件实物指标平衡量硬科技水平，以硬科技创新程度、新质生产力发展程度作为科研成果重要评判标准。

新京报：人才是发展的关键，“新硬科技”科研人才培养现状如何？

郭雷：人才是第一资源。发展“新硬科技”的首要任务是加快“新硬科技”人才和团队培养，激发“新硬科技”人才创新活力。新硬科技不仅需要基础理论和关键技术的突破，更要完成硬科技赋能、实现软硬件产品的研制和应用，需要多学科交叉、全链条创新和长周期的研究过程。建议减少对于新硬科技人才数论文、数专利、算工分的传统“软”考核方法以及频繁、短期的考核模式，鼓励攻坚克难、持之以恒的长周期、大团队和有组织科研，鼓励从基础理论到硬核科技的转化研究，设立适用于硬科技创新的人才和团队考核“硬”体系，有效利用举国体制给新硬科技人才创造人尽其才、心情舒畅的创新环境和生态。

新京报：近几年，企业也都在创新，他们对于“新硬科技”科研成果的接受度高吗？

郭雷：企业是科研成果转化的重要载体，目前有一些企业还

存在“造不如买、买不如租”这样陈旧观念，对技术研发、新技术应用的积极性不高。其实，对于技术来说，创新性越强，风险性越大，失败的可能性也越大。想要打破欧美技术封锁、实现高科技自立自强，不仅需要科学家勇于创新，还需要新时代企业家具有社会责任、创新意识，勇立潮头。这次全国两会上，我在发言时也谈到了，建议加强企业对前沿创新技术应用力度。鼓励和督促企业、特别是国有大中型企业大胆应用自主研发的颠覆性和原创性新理论、新技术、新产品，宽容新硬科技成果有益的探索甚至暂时的失败。借鉴欧美高科技企业失败-创新-成功的经验，建议设立实体经济对于自主研发的创新性技术试用和应用激励、风险预警和容错迭代体制，进一步完善国产新硬科技产品首台套强制试用、归零溯源和责任追究制度，充分激发和有效监督企业创新主体对于高科技自立自强的责任和作用，树立“敢为人先”而不是“循规蹈矩”的企业创新意识 and 理念，培育和规范更加完善的“政产学研金介用”全社会、

全链条创新生态。

新京报：今年政府工作报告把“新一代信息技术”和“商业航空航天”作为发展新质生产力的新兴战略产业，身作为一名科技工作者，对未来有什么期待？

郭雷：作为一名信息科学和航空航天领域的科技工作者，备受鼓舞。我主要从事控制理论及其应用方面的研究工作。自动控制已成为几乎所有高科技领域中不可或缺的关键技术，也是人工智能等热点方向的重要理论基石。未来，我们会弘扬北航“空天报国”精神、发扬北航“空天信”学科交叉优势，致力于无人系统仿生智能领域的研究，把先进的自动控制理论应用于航空航天、先进制造、智能系统和工业电子等领域，研制出更加先进、更加智能的航空器、航天器和机器人及其零部件，实现先进控制和人工智能前沿理论和技术对于“硬核科技”的赋能，为国家发展新质生产力做出更大贡献。○

来源：新京报

全国政协委员、中国自动化学会会员高新波： AI 硬件市场持续升温 加快培养创新型人才

谷歌发布 Gemini、OpenAI 推出文生视频模型 Sora……AI 大模型发展如火如荼。全国政协委员、中国自动化学会会员、重庆邮电大学校长高新波在接受《人民邮电》报记者采访时提出：“未来国内大模型企业对算力和硬件端的需求将进一步放大，AI 硬件市场将持续升温，应加快培育 AI 领域的创新型人才。”

算力“军备竞赛”或将出现

从 ChatGPT 火爆全球，到 Gemini 引起争议，AI 大模型备受关注。

作为 AI 领域的专家，高新波介绍，AI 大模型发展大致经历了三个阶段，即认识世界、改造世界和创造世界。第一个阶段以 CNN、ResNet、DenseNet 和 Transformer 为代表的深度网络实现了对目标和场景的表征，进而可以实现分类或预测，使得 AI 能够认识世界；第二个阶段以强化学习、具身智能为代表的 AI 技术实现了改造世界；第三个阶段 ChatGPT、Gemini、Sora 等实现了以文生文、以文生图、以文

生成短视频等功能，从而使得 AI 开始创造世界。在这个阶段的显著特点就是数据的多模态处理和模型的通用化形态。

“其实，本轮 Gemini 和 Sora 的强势崛起与算法突破的关联性较小，更多的是算力与数据‘大力出奇迹’的效果，而其核心算法还是扩散模型（Diffusion Model）和转换器（Transformer），只是能够处理的样本更多了，数据包含了多种模态的数据。”高新波提出，随着文生视频大模型的发展，下一步国内外相关企业对算力和硬件端的需求将进一步放大，可能会引起算力的“军备竞赛”，AI 硬件市场将持续升温，GPU 卡和 AI 芯片将成为世界各国竞争的焦点。“随着视频生成等多模态应用的普及，广域网中的数据传输量与存储量也将显著提高，必将驱动传统数据中心与电信网络的设备升级。”

此外，高新波提出，尽管 Sora 被称为“世界模拟器”，但是当下的技术路线还无法正确模拟世界的物理规律，急需发展数据和知识双驱动的深度学习算法来模拟真正的现实世界。

大力培育 AI 创新型人才

“加强 AI 领域的人才培养，这是高等学校的根本任务。我国 AI 技术要想更好地赋能经济社会高质量发展，首先要培养源源不断的 AI 创新型人才，其次要找准切入点和结合点，做好数字经济与实体经济的深度融合。”高新波认为，要让 AI 迅速从认识世界向改造世界和创造世界过渡，以便更好地为经济社会发展注入新动力。他表示，近年来重庆邮电大学积极探索“人工智能+”学科群建设，立项建设了“智能通信”“智能安全”“智能汽车”“智能芯片”“智能决策”等学科群，并通过构建“高等科学研究院”“先进技术研究院”等跨学科的科研机构，加强应用基础研究和前沿技术研究，有组织地培育高素质创新型人才。

此外，今年高新波也关注到青少年网络游戏成瘾问题，他提出政府、企业、社会、家庭应当形成合力，组成游戏治理矩阵网络，强化对网络游戏的引导与监管，促使网络游戏能扬长避短，促进青少年的健康成长。○

来源：人民邮电报

高文院士：如何迎接人工智能第四次工业革命的到来？

人工智能被视为第四次工业革命的一个标志，发达国家和众多的科技公司，纷纷投入巨资展开研发和布局，我国也在全力构筑人工智能发展的先发优势。党的二十大报告指出，推动战略性新兴产业融合集群发展，构建新一代信息技术、人工智能、生物技术、新能源、新材料、高端装备、绿色环保等一批新的增长引擎。

什么是人工智能？人工智能将如何改变我们的生活？如何在这场技术革命中抢占先机？

简史

人工智能的发展历史只有六七十年。

人工智能也叫人造智能，就是由人制造出来的模仿人的智能，一般通过机器人、计算机等载体表现出来。人工智能有两个重要概念：

一个是通用人工智能或者叫强人工智能，如果这种智能系统的功能、能力和人一样，甚至超过人，就叫强人工智能系统；

另一个是专用人工智能或者叫弱人工智能，如果这个智能系统只能干一件事，尽管可能比人厉害，那它也是弱人工智能。比如常见的刷脸识别、语音识别系统。

1956年，10位年轻的学者，其中许多是图灵奖和诺贝尔奖的获得者，在美国达特茅斯市搞了一个暑期研究所。在两个月的讨论中，他们针对人工智能应该干什么、怎么干进行了一番讨论，列出了人工智能领域需要研究的自动计算机、编程语言、神经网络、计算规模理论等问题，并形成了一个比较前沿的报告，这被公认为是对人工智能一个比较完整的描述，这一年也被称为人工智能元年。

从1956年到1976年，这20年是人工智能发展的第一个阶段，这一时期的人工智能主要是在模拟大脑工作。这种模拟不是信号级的模拟，而是在逻辑推理等更高层面上去模拟大脑。

这一阶段比较珍贵的一个成果是数学定理证明，也就是用计

算机自动进行数学定理的证明。包括代数定理证明和几何定理证明，都是由两位华人（王浩、吴文俊）完成的。

后来研究人员发现仅仅通过模拟人的大脑来实现人工智能这条路太难走。因为当时只完成了数学定理证明这件事，战胜国际象棋冠军、机器谱曲等其他目标都没完成。人工智能逐渐从高潮跌到低谷，学者们开始反思是不是人工智能走歪路了，是不是要做点实事。

学者们开始尝试研发对社会有影响力的系统，比如医疗诊断专家系统、故障诊断系统，可以代替医生、专家去做一些诊断。

另外就是模拟神经系统来做专家系统，这在字符识别、文字识别领域比较有效。后来应用到机器自动识别、自动分拣系统，包括今天的语音识别，基本上都是走的神经网络这条技术路线。

这两条技术路线使第二次人工智能发展专家系统的这30年，开创了百花齐放的局面。

不过专家系统的高光时刻并

没有持续太久，因为专家系统虽然做了很多，演示时效果也不错，但真正上线去用的时候效果并不理想，于是热度开始下降，直到2006年引发人工智能领域轰动的3篇重量级文章的问世，人工智能才开始了突飞猛进的发展。

这一年，多伦多大学教授辛顿、纽约大学教授杨立昆、蒙特利尔大学教授本杰奥，几乎同时发表了重量级的文章，从不同角度说明深度神经网络是大有可为的，是可以进行大规模学习训练的。只要输入的数据好，它可以解决问题。

这一系列论文发表后，大家摸索了几年小有收获，但并没有重大成果产出。直到2010年以后，斯坦福大学华裔女教授李飞飞、普林斯顿大学华人教授李凯，开发了一个规模特别大的图像数据库，然后拿去参加比赛。

当时比赛标准是谁做的系统错误率更低，谁就胜出。2010年错误率最低的队是28%，2011年是26%，2012年取得了突破，降至16%。原来是辛顿的学生用辛顿公开发表文章中的技术去参加比赛，打败了所有的对手，这是一个重大进展。

到了2013年，深度网络这个技术普及开来，其它路线无非是使用多深的网、多少个节点、参数怎么设定等技巧性改进，而不

是方法上的革命了。到2015年系统的错误率又实现革命性突破，降至3.6%，而人的平均错误率是5%，在图像分类这件事上，神经网络已经超过人了。

这事是谁做的呢？中国学者孙剑做的，当时他和他的团队提出了残差网络。这个残差网络，不仅在图像分类应用上是第一名，围棋里面也是最厉害的。

基于此，在深度网络适合的那些弱人工智能是可以进行广泛应用研究和产业化的。

特点

——从感知到认知，人工智能更上一层楼。在智能水平上，感知智能日益成熟。智能可分为感知智能、认知智能和决策智能。感知智能是和我们眼看、耳听、手摸等感官直接相连的智能，现在的脸部和语音识别、机器翻译，以及诊断病人病例、产品残次识别，都发展得非常好，人工智能正在慢慢从一般的感知智能向认知智能进行升级。

——类脑计算和量子计算，两条突破之路。如果做更大规模或者做和认知有关的人工智能以及强人工智能，靠现有计算机是做不到的，怎么办？就要寻找出路，在技术路线上有两个比较可能的出路。

一个是类脑智能，人对信息

处理的能效比非常之高，现在的计算机不行，能效比太低了，类脑计算能效比会高一些。

另一个是量子计算，其能效比是极高的，把量子计算做成比较稳定的一个系统是有可能的。当然不管是类脑、量子计算，现在还有很大的不确定性，需要继续加以研究和积累。

——人与机器，混合智能具备独特优势。在智能形态方面，人和计算机混合模式越来越多，这个叫人机混合智能。机器擅长做的事交给机器，机器做不好的事，人可以介入一下。这样的人机混合的智能，是现阶段发展人工智能一个比较重要的技术途径。

——应用先行，有助于技术发展。在应用驱动方面，以前是先把技术做好，然后转化技术去做应用。现在靠应用去拉动技术发展，这条路是人工智能一个非常重要的发展形态。

神经网络出现时，在哪儿好用，不知道，需要找一个很好的应用场景把它用起来。如果不是辛顿的学生把它拿去参加图像网络比赛，可能神经网络的热潮还会拖许久才会到来。

——未雨绸缪，防止技术失控。人工智能具有社会属性。人类会不会被人工智能奴役、摆布？这个社会属性，恰恰是我们在做

人工智能时要认真对待的一个问题，要摆正人和智能系统之间的关系，对人工智能能干什么、不能干什么进行研究和立法，从法律和道德层面去约束和规范它。否则，将来可能会很被动。

优势与差距

从2013年起，世界许多国家政府，尤其是发达国家纷纷调研人工智能对社会、经济可能带来的颠覆性影响，相继发布符合自身国情的人工智能战略。

在这场事关未来的技术革命中，我们的机会在哪里？优势和短板分别是什么？

我国已经成为人工智能领域的超级大国之一。改革开放以来，我们国家在基础研究方面的投入巨大，人工智能的发展有了非常好的沉淀。一些关键核心技术，中国已经走在了世界前列，比如说人脸和语音识别技术。中国人工智能的发展与各行各业的结合和渗透是非常高的，其应用和推广比其他国家做得更好。

我国人工智能发展的创新生态环境已经初步形成。百度的无人驾驶、阿里的城市大脑、腾讯的智能医疗、科大讯飞的语音识别、商汤的图像与视频处理等开放平台以及华为、寒武纪、海康威视等实体经济领域平台已经创建。

全球 AI 指数排名，中国属于第一梯队，紧随美国，在人才、教育、专利产出等方面均有所进步。中美两国引领、呈梯次分布的全球人工智能发展总格局保持不变。

四大优势护航中国人工智能发展。

第一个是政策优势，人工智能已被列为国家优先发展事项。

第二个是海量数据资源优势，中国人口是美国的四倍多，手机群体和手机消费、支付量也是最大的，拥有庞大的消费、出行、医疗、旅游、物流等数据资源。

第三个是应用场景优势，我国是发展中国家，很多基础设施还不够完善，这恰恰给人工智能的应用提供了一些深度场景。比如城乡的基础设施、医疗、教育、民生服务等领域的问题，人工智能系统的介入，问题可以快速得到解决。

第四个是青年人才优势，我国高等教育毛入学率已达 59.6%，而且学理工科的学生比例很高，这是一个非常大的人才储备库。国家自然科学基金委员会专门设立人工智能一级学科代码，资助相关基础研究、前瞻性探索和应用研究。

当然，我们也存在一些短板，特别是在四个薄弱环节急需加强。

第一，基础理论和原创算法

研究比较薄弱。

第二，高端器件研发能力弱，比如做深度神经网络训练的 GPU（图形处理器），中国在这方面差距比较明显。

第三，缺乏有影响的人工智能开源开放平台。

第四，缺乏相应的高端人才。据统计，中国最顶级的人工智能高端人才数只有美国的 20%，已成为国家关键领域急需的高层次人才。

布局

未来已来，到底是哪一个未来来了？过去三十年是变化非常大、非常快的三十年。第一个是计算机的算力增强了约一百万倍，第二个是存储容量增加了约一百万倍，第三个是通信速度增加了约一百万倍。

这三个一百万倍，让我们的社会、工作、生活、学习都发生了天翻地覆的变化。而下一次影响人类社会的工业革命时间，可能会发生在 2030 年到 2040 年之间，其主题将会是人工智能，人工智能将是未来一个世纪的核心技术。

国家战略、人才高地、基础建设、立法保障，一个都不能少。要想把人工智能发展好，就需要我们在很多事上起好步、布好局。

一是将发展人工智能提升至

国家发展战略，国家、地方和企业，要把其作为战略性新兴产业，给予大力支持。

二是健全人工智能的国家研发体系。

三是加快人才培养，形成一批人工智能的国家人才高地，进而带动整个人工智能理论和算法的发展。

四是加强智能化基础设施建设，推动公开数据的开放、共享，同时完善相关法律法规保护数据的安全性。

五是加快人工智能法律、伦理问题的研究，引导人工智能安全可控发展。

六是深化国际开放合作，主动参与全球人工智能的治理和标准制定。

抓手

数据处理、开源平台、应用场景，三个抓手要记牢。利用人工智能为各行各业赋能，抓手是什么？

排在第一位的是数据，没有数据，即便是弱人工智能也没法做，所以要把数据组织起来、清洗出来、利用起来并加以安全防护。

第二位是创建好自己的开源平台，与我们作为人工智能大国

的地位相匹配。

第三位是应用场景的培育和赋能，现在很多场景还只是投资驱动的，政府要清楚哪些是优先发展的领域，市场能做能决定的事，就交给市场去做去决定，需要政府介入、调控才能做好的事，政府就要果断去干预、去培育，扶上马，送一程。这是非常关键的一个步骤。

在做大做强自己，补齐自身短板弱项后，我们要和全世界人工智能同步推进，去迎接人工智能第四次工业革命的到来。○

来源：学习时报

作者简介



高文，北京大学博雅讲座教授。1982年于哈科大获得学士学

位，1985年于哈工大获得硕士学位，1988年和1991分别获得哈工大计算机应用博士学位和东京大学电子工程博士学位。1991至1995年就职于哈尔滨工业大学，1996至2005就职于中国科学院计算技术研究所，2006年至今就职于北京大学。IEEE Fellow、ACM Fellow、中国工程院院士。他的研究领域为多媒体和计算机视觉，包括视频编码、视频

分析、多媒体检索、人脸识别、多模态接口和虚拟现实。他最常被引用的工作是基于模型的视频编码与基于特征的对象表达。他先后出版著作七本，发表280余篇期刊论文、700余篇国际会议论文。先后多次获得国家科技进步奖、国家技术发明奖、国家自然科学基金等学术奖励。

褚健：从硬件到数智化 中控 30 年铸就流程工业“大国重器”

中控作为流程工业智能制造领域的领军企业，历经 30 年的发展。在数字化转型的浪潮中，从硬件提供商逐步转型为助力流程工业企业实现“安全、质量、低碳、成本、效益”五大目标的整体解决方案供应商。如今，面向未来技术的可能发展趋势，中控不断创新，提出“1+2+N”智能工厂新模式，为实现企业数字化转型提供了可行的解决方案和路线图。恰逢中控成立三十年之际，中控创始人褚健教授接受了 HBR 的专访，解答中控在数智化转型中的实践与战略，探讨如何为国家铸就流程工业的“大国重器”。

HBR：中控三十年，在中国的工业化发展道路中起到非常重要的作用。从您的角度看，中国工业互联网发展到今天，未来还会面临怎样的机遇和挑战？

褚健：数字化转型是大势所趋，要讨论的无非是数字化转型未来会走到哪一步，有的东西我们无法想象。从生成式人工智能

（如 ChatGPT）出现以后，我们认识到 AI 可能会给我们带来巨大的挑战，当然也包括巨大的机会。对于工业领域来讲，绝大多数的情况下它是逻辑清楚的，从原理到产品，不管是物理过程还是化学过程，都是科学的。但还有很多知识是不健全、不全面的，它们分散在不同专家的头脑里，还有大部分知识在书本、研究报告和生产实践中。如果能把数据和知识的连接做好，其实就是我们未来可能要挑战的基于人工智能的思路。

今天的工业互联网如果仅仅说成是“工业 + 互联网”，可能是不完整的，我认为应该通过数字化转型来实现从“工业 3.0”到“工业 4.0”，数字化转型包括设备的互联、数据的互联、专业知识的互联，从获取数据到在数据基础上更好地解决生产中发生的问题。对于制造业企业来讲，数字化转型不是目的，智能化也不是目的，最终的目的都是为了提高企业的竞争力，首先要让企业的盈利能力变强，产品的创新能力

变强，能耗降低。在流程行业里，安全生产是第一位的，环保、低碳、人效、设备长周期运行等都是企业的核心竞争力。重点是通过数字化、智能化手段帮助企业解决这些问题，兼顾安全、质量、成本、效益和低碳。

HBR：您提到数智化的市场转型，不仅是管理模式的提升，还是流程工业产业转型升级的要求。那么中控在助力流程工业产业转型升级中有哪些值得探讨的实践？

褚健：企业都意识到数智化转型的必要，明显意识到自己的竞争力面临挑战：比如人才招聘就很困难。因为大多数化工企业都分布在城市外，甚至很偏远的地方，有的在原料产地。由于运输成本和环境因素的影响，它们会遇到人员培训、设备运维等各方面问题，这些对他们来说就是挑战。只要站在用户的角度来看这个事，我们就有可能走出一条路来。中控有中控的优势，比如我们设计了能够覆盖到全国所有

643家化工园区的近180家5S店(Sales销售、Service服务、Spare parts备品备件、Specialists专家咨询和Solutions解决方案),缩小服务半径,缩短响应时间,更加敏感地知道客户的痛点。面对多年来积累的三万多个客户,我们听到无数多的需求,其中有没有共性的问题?有没有共性的解决方法?我们没办法一个个地去个性化地解决,但我们可以抽象出来共性的问题,研发具有共性特点的产品和解决方案。现在,我们已经掌握一部分人工智能的技术,基于这么多的数据、场景以及原有的知识和经验积累,我们怎么让它发挥更好的作用?说到底还是帮企业提高竞争力。

HBR: 中控从最早的自动化硬件供应商,逐步转型为集硬件、软件、智能系统解决方案为一体的供应商,现在又提出了“1+2+N”智能工厂的新模式。对于中控,这三十年是否存在非常重大的商业模式甚至是战略的变化?这种变化背后是基于怎样的思考?

褚健:过去有相当长一段时间中,我们只是卖DCS的公司,以硬件为主,再加上嵌入式软件。以前有客户告诉我说,中控不应该只是一个DCS(Distributed

Control System,集散控制系统)公司,也不应该仅做自动化。但那时候的中控恰恰就是一个DCS公司,在自动化的服务领域还是不完全的,因为自动化的范围很大,我们的能力是不够的。面对客户更多、更个性化的需求,我们感受到了很多机会,当然也有压力。此后我们就想客户的需求如果今天暂时解决不了,没关系,可以先收集需求、储备信息,等到我们有能力,就把需求变成产品,再去提供服务,这样就形成了良性循环,服务就更加好。

积累了这些信息,我们就又想:能不能在商业模式上有所创新?于是中控就提出“5S店+S2B”一站式智能服务新模式的设计,这就是不一样的转变。其中的S2B平台就是不仅提供中控的产品,还提供客户需要的合作伙伴的产品。但只有这个创新还不够,我们怎么能在产品创新方面再去努力?比如,我们原来做压缩机机组的控制,压缩机是流程工业的心脏,压缩机机组的控制很复杂,优化控制更复杂。如果对工艺和设备不了解,想让它做到节能、高效是不可能的。再加上我们做过很多的现场控制和实时优化,都要熟悉工艺、建模。在这个背景下,我们就提出来全面融合自动化技术(AT)、信息技术(IT)、工艺技术(PT)、运

营技术(OT)和设备技术(ET)的5T战略。具体场景的底层是基础软件,也就是流程模拟软件,于是我们下大力气来攻关流程工业过程模拟与设计平台(APEX)。然后客户又提出问题,说DCS已经有了操作参数数据,但是设备状况看不清,不知道哪个设备是正常的还是不正常的。如果DCS上的数据明显不准,到底是生产状况出了问题,还是设备本身出了问题?一定要追溯到源头才行,所以我们构建一个全设备智能感知平台PRIDE,帮助企业的生产流程变得更加透明,实现数智化。为了更好地实现这一切我们也希望融入更开放的创新生态里,让更多专家、学校,研究院在这个基础上研究开发应用。

HBR: 作为中控的创始人,中控三十年您是见证者和参与者,回过头来看,您怎么评价中控这些年来在技术方面的成长?您个人对中控技术能力的提升有怎样的看法?

褚健:中控这三十年很不容易。我们有发展,一方面是我们自己的努力,另一方面也是赶上了中国发展的好时机。感受最深的还是坚持,只要方向对了,就要坚持。我们最怕的就是诱惑太多,容易被影响。比如最早,代理产品的获益其实更多,而自己

研发要投入，还要承担风险。但我们觉得还是要坚持，要有一种“不成功便成仁”的心态。前段时间我看《埃隆·马斯克传》的时候，有评论说“马斯克这个人要么破产，要么就是富可敌国”。有了这种精神，就有可能做成一些事。我们没有说一定要做成什么大事，而是扎扎实实地在力所能及的范围里专注，尤其在流程行业。流程行业就是原材料工业，特别是一些基础的原材料，中国在全球的市场份额很大。只要我们在原材料工业领域里扎扎实实地推进，在安全、环保和成本控制上下大工夫，全球供应链是离不开我们的。原材料工业如果能够高质量地走出去，就能为中国出口贡献很大的竞争力。高质量的竞争力就在于安全、质量、成本、效益，包括低碳的目标，其中有很大的改进和提升空间。

HBR：针对流程工业企业数字化转型差异化需求，中控如何做到既能提供客制化数字化解决方案，又能标准化、模块化快速推动智能工厂建设？

褚健：这涉及到两个问题，一个是服务模式，一个是解决方案。生态合作理念已经深入人心，至少在移动互联网时代。具体在一个生态里怎么进行合作，需要有技术手段，包括技术上的接

口。我们提出“1+2+N”智能工厂新的解决方案就是如此，其中的“1”是指工厂操作系统supOS，每个企业都需要。就像安卓一样，不同手机都能通用。而其上的APPs，很多人或企业都能做出各种各样的APP。假设现在中国全部五万多家流程行业规模以上企业的客户都认可“1+2+N”的模式，都能应用工厂操作系统，那企业内部的所有物流、设备、资金、人的行为等数据就都打通了，消灭了所有信息孤岛，数字化工厂的基础就奠定了。我们期望能做到这一步。如果这件事情能做成，那服务就可以交给各个企业的工程师自己去做了。我相信园区周边也有很多服务商，不一定要通过我们的5S店。可以设想5S店就跟麦当劳、肯德基、星巴克的直营店、加盟店一样，就是社会化的。我希望中控是一个研发型的角色，做那些有优势的事。如果在这个基础上大家能打造生态，我认为一定是合作共赢的。中控希望通过生态把原来非标的、定制化、个性化比较多的产品，做得更加通用化、标准化，具有更强的应用性。

HBR：我们国家一直强调科技的自主性，中控是如何保持、提升企业的创新能力和活力的？

褚健：创新从一开始就是中

控的基因。我一直在科技界搞研究，一开始什么也不懂——不懂市场营销，不懂企业管理，不懂生产制造、质量控制、成本控制，人力资源和财务方面我都是外行，甚至都不想关心这些事，我的兴趣就是搞研究。以前在学校可以有奇思妙想，觉得行就去做，做不成也没有什么损失。对企业来说，想的范围会更专注一点。我认为创新最难的是判断这个创新是不是真的市场需要，如果不符合市场需要，那这个创新就是没有意义的；即便符合了市场需要，还要看你能不能做到东西好，客户还能买得起、用起来，这就会涉及到性能、质量、成本、服务等一系列因素的考量——你说这个东西很好，但人家买不起，那还是没用的，很贵就是没意义的；再就是全生命周期的服务是不是到位。

过去我们的创新在很多方面还是有参照物的，有跨国公司作为标杆的。但是未来如果没有参照物，我们怎么去挑战？这是我一直关心的事情。未来我们会在没有参照物的创新上投入更大的力量。包括我们在新加坡、日本等地逐步设立海外的研发机构，还收购了荷兰的高端分析仪公司Hobré，预备在欧洲布局研发。我希望创新能永远成为中控的基因，而且我还希望能有至少五分

之一的研发精力放在那种“无中生有”的原创上面。

HBR：在三十年的节点上，您对中控未来的构想是什么样的？什么样的企业是属于未来的，有长久生命力的？

褚健：我希望三十年后中控还活着，而且活得健康。任何企业的生命力其实都取决于它对未来的判断、对技术研发的投入以及对客户需求的响应与敏感度。我希望中控能成为一个规范化、现代化和国际化的公司。规范化很可能是官僚化的，所以我们现在加速实现“数字化”。另外，中控要不断提升创新的文化和效率。我们提出来的“烈火计划”（INFERNO）里第二个就是“Never Say No”。我一直倡导的就是不要轻易说“不”，特别是领导对待下属的建议。如果风险不大，那就尝试，不是什么了不起的事情，造成的损失是有限的，有宽容失败的精神才是现代化的企业。在国际化方面，对于中国企业来说还是很有挑战性的，不同的文化、语言、法律，对我们来说都是挑战。这三个如果都做好了，我相信中控就会有未来。

HBR：您创业这么多年，形成了怎样的管理哲学？作为创始人、掌舵人，有哪些底线是不能碰的？为什么？

褚健：这就体现在我们的核心价值观里：十六个字——“客户成功、奋斗创新、敬业诚信、追求卓越”。原来有一个咨询公司问，当中的“敬业诚信”是不是可以拿掉？我说这是一个企业的基本要求，不能拿掉。因为我们还没做好，我们还有很多应该不断优化解决的诚信问题、敬业问题。敬业主要针对内部，诚信主要针对外部。现下的商业环境在很多情况下是缺乏诚信的，那就需要去构建诚信，我们必须努力去做。再说“追求卓

越”，哪个企业不追求卓越？但是这个追求到底是挂在墙上、挂在嘴上，还是放在行动上？这四句话其实对所有企业都一样，放在哪都合适，但是落地就没那么容易。这十六个字作为一个目标，我希望中控所有的人、所有的行为、所有的事都能努力照这个目标去做。我不敢说我们现在已经做得很好，我认为远远没做到真正落地。中控首先是要有活力、有激情地活下去，剩下就是方向性的事情，如果大家再不断地去创新，就能为客户创造更大的价值，持续推动技术创新和社会进步。○

来源：哈佛商业评论

报告人简介



褚健，中国自动化学会会士，中控科技集团创始人、宁波工业互联网研究院创始人兼院长、中控创新研究院院长，工业自动化专业毕业，研究生学

历，工学博士，浙江大学和日本京都大学联合培养，教育部首批长江特聘教授，上海交通大学首席研究员，浙江大学研究员。国内工业自动化、工业互联网及工控网络安全领域的领军人物，历年来先后获得国家科技进步二等奖3项、国家技术发明奖二等奖1项，以及国家自然科学基金委杰出青年基金、创新研究群体基金、国家重大科技计划项目等成果及荣誉。2021年2月，被评为“2020中国十大经济年度人物”。

面向工业过程的图像生成及其应用研究综述

文 / 汤健 郭海涛 夏恒 王鼎 乔俊飞

摘要：在面向工业过程的计算机视觉研究中，智能感知模型能否实际应用取决于其对复杂工业环境的适应能力。由于可利用的工业图像数据集存在分布不均、多样性不足和干扰严重等问题，如何生成符合多工况分布的期望训练集是提高感知模型性能的关键。为解决上述问题，以城市固废焚烧（Municipal solid wastes incineration, MSWI）过程为背景，综述目前面向工业过程的图像生成及其应用研究，为进行面向工业图像的感知建模提供支撑。首先，梳理面向工业过程的图像生成定义和流程以及其应用需求；随后，分析在工业领域中具有潜在应用价值的图像生成算法；接着，从工业过程图像生成、生成图像评估和应用等视角进行现状综述；然后，对下一步研究方向进行讨论与分析；最后，对全文进行总结并指出未来挑战。

工业物联网、大数据、人工智能、云计算等新一代信息技术的发展，使得工业过程能够在传统的控制与决策基础上融入视觉感知信息^[1]。目前，计算机视觉模型已能够依据工业图像建立运行工况识别模型、产品质量检测模型和难测参数量化模型^[2-4]，这些模型对复杂工业环境适应能力的强弱通常是决定其能否实际应用的关键^[5]。

基于深度学习（Deep learning, DL）的视觉感知模型已在诸多领域得到广泛应用^[6-9]，其具有以下优势：1）能够自动学习特征；2）能够获得具有完备性和非冗余性、强于人工获取方式的特征；3）能够学习复杂问题的非线性可分“分界面”；4）具有通用的问题解决思路和技术框架。复杂工业过程中的图像存在可解释性差、干扰性强、标记成本高等问题，这导致大量数据难以有效使用^[10]，使得视觉感知模型在应用中存在识别精度低、鲁棒性差等现状^[11]。以城市固废焚烧（Municipal solid wastes incineration, MSWI）过程^[12]为例，存在的问题包括^[13]：1）燃烧过程中固有的飞灰、高温等因素使得火焰图

像清晰度差；2）在炉排前端和后端进行燃烧的极端异常火焰图像稀缺；3）物料组分的不可控性和控制参数的波动性导致火焰图像的可解释性差；4）火焰图像难以标记。因此，该领域对视觉信息的处理依然依靠运行专家，存在难以避免的主观性和随意性^[14]。可见，因存在异常图像稀缺、图像对比度低和噪声干扰大等问题，常用视觉模型难以适用于具有强污染、多噪声和图像类别不完备等特性的工业过程。显然，实际训练集的分布不符合期望全集分布已成为制约计算机视觉应用和发展的主要因素之一。

如何获取符合期望分布的训练图像集仍是一个开放性的难题。图像生成^[15]是解决该难题的方法之一。目前，已有的相关研究包括：文献[16-17]阐述玻尔兹曼机研究进展，包括亥姆霍兹机、深度玻尔兹曼机（Deep Boltzmann machines, DBM）和深度置信网络（Deep belief network, DBN）等；文献[18]梳理传统自编码器（Auto-encoder, AE）模型及其衍生变体模型的研究现状、分析其存在的问题与挑战和展望未来发展趋势；文献[19-21]概述

生成对抗网络 (Generative adversarial networks, GAN) 的基本思想、梳理相关理论与应用研究; 文献 [22] 根据似然函数处理方法对深度生成模型进行分类, 包括基于受限玻尔兹曼机 (Restricted Boltzmann machines, RBM)、变分 AE (Variational AE, VAE) 的近似方法^[23]、能够避免求极大似然过程的诸如 GAN 的隐式方法、对似然函数进行适当变形的流模型和自回归模型; 文献 [24] 介绍基于去噪扩散概率模型 (Denoising diffusion probabilistic models, DDPMs)^[25-26]、噪声条件分数网络 (Noise conditioned score networks, NCSNs)^[27] 和随机微分方程 (Stochastic differential equations, SDEs)^[28] 3 种通用扩散模型框架, 并讨论与其他深度生成模型的关系。但是, 这些文献综述主要聚焦于图像生成在计算机领域的应用, 其核心问题是如何更好地拟合训练集的概率密度分布。因工业过程具有强污染、多噪声和不确定等特性而使得图像生成更加复杂, 其核心在于: 如何结合过程机理, 借助小样本集“创造”出期望的图像集。因此, 有必要结合工业过程的实际特性, 针对性地对工业图像生成及其应用研究进行综述。

本文面向实际需求, 对工业过程图像生成、生成图像评估与应用进行综述, 主要贡献包括: 1) 梳理面向工业过程的图像生成技术和工业领域潜在图像生成技术; 2) 结合图像生成领域的研究成果, 面向实际工业过程需求, 依据流程将现有算法从工业图像生成、生成图像评估和应用 3 个方面进行综述; 3) 提出面向工业过程图像生成及其应用的未来研究方向与挑战。

1 面向工业过程的图像生成技术

1.1 图像生成的定义与分类

图像生成的目标函数如下

$$G_* = \arg \min_G Div(p_G, p_{data}) \quad (1)$$

式中, G_* 表示最优生成模型, p_G 和 p_{data} 表示生成数据和真实数据的概率分布, $Div(\cdot)$ 表示散度。

由式 (1) 可知, 图像生成的定义为: 寻找生成模型参数, 使生成的数据与真实的数据概率分布的散度最小。本文给出如图 1 所示的深度生成模型分类框架。

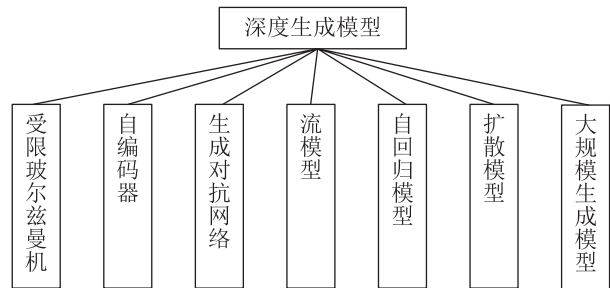


图 1 深度生成模型分类

由图 1 可知, 深度生成模型包括: 1) 受限玻尔兹曼机^[29] 及其为基础模块的深度置信网络^[30]、深度玻尔兹曼机^[31] 等模型; 2) 自编码器及其改进模型; 3) 生成对抗网络^[32] 以及改进模型; 4) 以非线性独立分布估计 (Non-linear independent components estimation, NICE) 为基础的常规流 (Normalizing flow) 模型^[33] 及其改进模型; 5) 包括神经自回归密度估计 (Neural autoregressive distribution estimation, NADE)^[34]、像素循环神经网络 (Pixel recurrent neural network, PixelRNN)^[35]、掩码 AE 分布估计 (Masked AE for distribution estimation, MADE)^[36] 以及 WaveNet^[37] 等在内的自回归模型; 6) 扩散模型及其改进模型; 7) 以 ChatGPT 和 GPT-4 为代表的大规模生成模型。

在上述模型中, 用于图像生成的 GAN、AE、流模型和扩散模型的论文出版情况如图 2~5 所示。

1.2 面向工业过程的图像生成定义

面向工业过程的图像生成任务可表示为

$$G_*^{ind} = \arg \min_G Div(p_G^{ind}, p_{data}^{ind}) \quad (2)$$

式中, G^{ind} 表示最优的生成模型, p_G^{ind} 表示工业过程生成数据的概率分布, $p_{\text{data}}^{\text{ind}}$ 表示真实数据的概率分布。

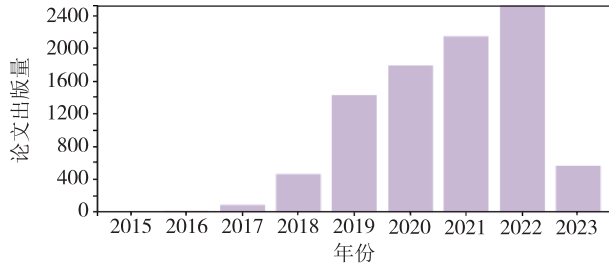


图2 GAN模型论文出版情况

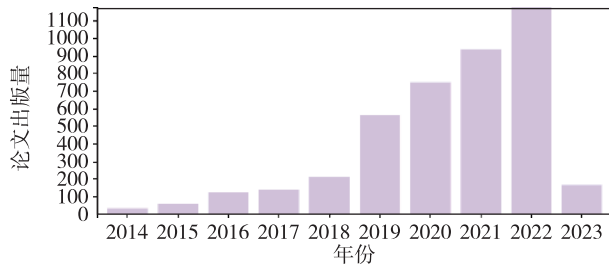


图3 AE模型论文出版情况

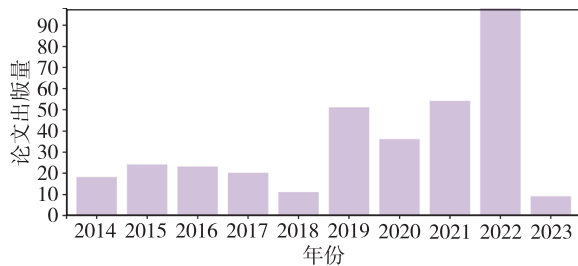


图4 流模型论文出版情况

由式(2)可知, 当训练集足够大时, 从训练集中抽样获取的 $p_{\text{data}}^{\text{ind}}$ 能够近似表征真实数据的分布, 其难点在于如何定义 $Div(\cdot)$ 能够使模型得到有效的训练。面向工业过程, 由于样本的稀缺, 除了存在上述问题外, 如何表征 $p_{\text{data}}^{\text{ind}}$ 也是难以解决的问题, 需要针对性地采用不同的策略予以解决。

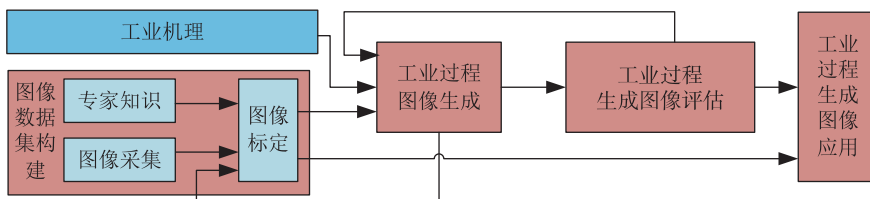


图6 面向工业过程的图像生成及应用流程

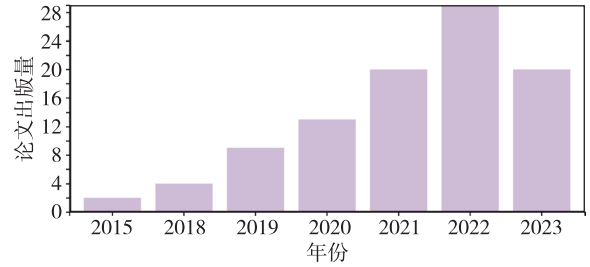


图5 扩散模型论文出版情况

1.3 面向工业过程的图像生成及应用流程

面向复杂工业过程的图像生成及其应用流程如图6所示。

由图6可知, 具体流程为: 首先, 构建图像数据集, 主要包括图像采集和基于专家知识的图像标定; 然后, 针对真实图像数据存在的问题, 结合工业机理构建图像生成模型; 接着, 定性或定量评估生成图像的质量和多样性并选择合格图像, 若再次进行图像生成仍不满足要求, 重新通过图像采集和图像标定构建图像数据集; 最后, 构建基于生成和真实图像的数据集以进行生成图像应用。

本文重点关注工业过程图像的生成模型构建、生成图像评估和应用等方面。

1.4 面向工业过程的生成图像评估框架

虽然生成模型, 特别是GAN, 得到了广泛的关注, 但如何对所生成的图像进行评估和选择仍然是待解决的开放性问题。面向生成图像的评估模型架构^[38]如图7所示。

传统生成图像的评估框架为: 先将真实图像集和生成图像集进行特征提取, 再对所提取的特征向量进行度量计算。该评估框架涉及多种不同的特征提取网络和度量准则。以真实图像集 X_r 、生成图像集 X_g 和特

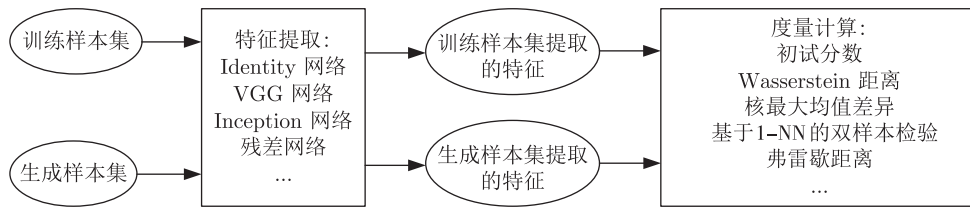


图7 对生成图像的评估架构

征提取器为输入，以度量准则 FID (Fréchet inception distance) 值为输出的评估过程为：首先，加载特征提取器提取两个图像集的特征矩阵 z_r 与 z_g ；然后，计算特征矩阵的多元正态分布均值 μ_r 与 μ_g 以及协方差矩阵 Cov_r 与 Cov_g ；接着，计算矩阵的迹 $T_r(\cdot)$ ；最后，根据式 (3) 计算 FID 值

$$FID = \|\mu_r - \mu_g\|^2 + T_r \left(Cov_r + Cov_g - 2(Cov_r \times Cov_g)^{\frac{1}{2}} \right) \quad (3)$$

这类算法旨在度量生成数据集与真实数据集之间的相似度。

1.5 面向工业过程的图像生成应用需求

目前，卷积神经网络 (Convolutional neural network, CNN) 是视觉领域的主要研究方向。例如，文献 [39] 结合 CNN 和图像分割定位变压器内部热缺陷的故障；文献 [40] 改进 CNN 以预测设备部件的坐标、方向角和类别类型；文献 [41] 在 CNN 中引入局部聚集描述符向量以增加特征表示的鲁棒性和增强识别模型的精度。但是，以 CNN 为代表的监督网络模型的准确率常取决于训练样本标签的质量与规模。

工业过程的图像采集设备长期处于强干扰环境中，这导致图像的获取和标定存在困难^[14]；此外，数据的不均衡分布也是工业过程中的常见问题^[42-43]。诸多研究表明，在数据分布不平衡的情况下，数据增强处理有助于提高模型性能^[44-46]。传统数据增强是通过几何变换（如平移、缩放和旋转）和通道变换合成图像^[47]，其局限性在于无法真实地创建新的样本，

所生成的样本仍然受限于原始数据的范围和特征。图像生成技术采用 GANs、VAEs 或 DDPMs 等生成模型，能够更加逼真地生成新样本，结合工业领域特有的机理知识，理论上能够创造出更丰富、更贴近真实的数据样本，能够扩展数据的多样性和覆盖范围，进而能够在训练过程中更好地捕捉数据分布的细微特征以提升模型的泛化能力。

针对复杂工业过程中的图像存在可解释性差、干扰性强、标记成本高等问题，其图像生成方法可从以下角度进行分析研究：1) 样本分布不均问题，正常和异常数据分布存在严重偏差^[48]；2) 样本多样性问题，极端异常的图像缺失；3) 样本可解释性问题，特定图像在不同程度上与工业机理相关。

2 工业领域潜在图像生成相关技术

GAN、VAE、流模型、PixelRNN 和扩散模型等算法及其变体在工业领域的图像生成中均具有潜在应用前景。

2.1 GAN

GAN 由生成器 G 和判别器 D 组成，前者通过随机噪声 z 生成图像，后者判断输入图像为真的概率。具体而言， G 与 D 是相互竞争的判别过程和欺骗过程，前者为 D 判别图像真假时的参数更新过程，后者为 G 企图欺骗 D 时通过 D 的损失更新 G 的过程。GAN 的目标函数如下

$$\min_G \min_D V(D, G) = E_{x \sim P_r(x)} (\log_2(D(x))) + E_{z \sim P_r(z)} (\log_2(1 - D(G(z)))) \quad (4)$$

式中， $V(D, G)$ 表示真实数据与生成数据的差异程

度, 下标 r 表示真实数据, p_r 和 p_z 表示真实数据的概率分布和 z 服从的高斯分布。

为便于 GAN 的数学描述, 采用下标 g 表示生成数据的概率分布。假设真实数据和生成数据的概率分布 p_r 和 p_g 为定值, D 可拟合任意函数。

首先, 考虑任何给定 G , 求解最佳 D , 即 D_* 。训练 D 时, 固定 G 的参数, 在 $\max_D V(D, G)$ 的过程中, D_* 表示如下

$$D_*(x) = \frac{p_r(x)}{p_r(x) + p_g(x)} \quad (5)$$

然后, 假设每轮 D 均是最优的且 G 可拟合任意函数。此时, 固定判别网络参数, 更新生成网络参数, $\min_G V(D, G)$ 的结果如下

$$\min_G V(D, G) = \min_G (2D_{JS}(p_r \| p_g) - 2\ln 2) \quad (6)$$

式中, D_{JS} 为 JS (Jensen-Shannon) 散度。由式 (6) 可得 $p_g = p_r$ 为最优解, 即生成器能够拟合真实数据的概率分布。

最后, G 根据其学习到的概率分布生成符合真实数据概率分布的新样本。

GAN 利用判别器的特性避开了求解似然函数的

复杂过程, 这使得 GAN 非常灵活且适用性强, 其代表模型包括 DCGAN、WGAN 和 BigGAN 等。GAN 的变体模型如表 1 所示。

2.2 VAE

VAE 由编码器和解码器组成, 其核心理念是学习潜在的空间。理论上, 空间中的每个点均对应着数据的一个潜在表示, 进而可在空间中进行数据的插值、生成和探索。VAE 的简要过程为: 首先, 编码器将输入数据映射到潜在空间中的概率分布, 即将输入数据转换为潜在变量的均值 μ 和标准差 σ 以表征该分布; 然后, 采用重参数化技巧对该分布进行可微分采样以获得潜在变量; 最后, 解码器接收在潜在空间采样的潜在变量并将其映射回原始数据空间, 进而生成一个与原始输入数据相似的样本。

VAE 采用变分下界作为其优化目标函数, 如下

$$L_{VAE} = L_{recon} + L_{reg} \quad (7)$$

式中, L_{recon} 表示重构损失, 其常采用均方差 (Mean squared error, MSE) 或交叉熵 (Cross-entropy) 作为度量准则以衡量生成样本与原始输入数据间的差异; 设 x 为输入数据, \hat{x} 为重构数据, 则重构损失可表示为 $MSE(x, \hat{x})$ 或 $Cross-entropy(x, \hat{x})$ 。

表 1 基于 GAN 的变体

序号	模型名称	主要贡献	文献与年份
1	cGAN	将标签信息作为附加信息输入到生成器中, 并将其与生成样本一同输入到判别器中, 进而增强生成样本与标签之间的关联性。	[49], 2014
2	DCGAN	采用卷积网络作为生成器和判别器以及采用无监督的训练方法。	[50], 2015
3	LAPGAN	基于拉普拉斯金字塔结构逐层增加样本分辨率, 上层高分辨率图像的生成以下层低分辨率图像作为条件。	[51], 2015
4	VAE-GAN	结合 VAE 和 GAN 的混合模型。VAE 用于学习输入数据的潜在空间表示, GAN 中的判别器用于学习两个概率分布之间的相似度。	[52], 2016
5	BiGAN	采用两个生成器和两个判别器学习训练数据的潜在表示和生成新数据。其中, 一个生成器将随机噪声映射到数据空间, 另一个生成器将数据映射到潜在空间。相应地, 两个判别器分别评估从潜在空间到数据空间和从数据空间到潜在空间的一对样本。	[53], 2016

续表

序号	模型名称	主要贡献	文献与年份
6	CoGAN	<p>提出新的联合训练方法和共享权重策略，能够同时学习多个领域之数据空间和从数据空间到潜在空间并且能够生成跨域图像。</p> <p>1) 联合训练：用于同时训练多个 GAN，每个 GAN 对应一个领域。通过联合训练，CoGAN 可以学习多个领域之间的相关性，并且可生成跨域图像。</p> <p>2) 共享权重：CoGAN 的生成器和判别器之间共享权重，可共同学习多领域间的相关性提高模型的泛化能力。此外，CoGAN 的生成器和判别器也可共享一部分权重，进而减少模型参数的数量。</p>	[54], 2016
7	Info-GAN	<p>引入了信息理论的概念，使得 GAN 能够更有效地学习到有意义的表示和结构化的表示。</p> <p>1) 引入信息瓶颈：从随机噪声向量中提取有意义的信息，并将其与潜在变量结合生成图像，使得 GAN 可对生成图像中的信息进行控制，例如生成特定的数字或对象。</p> <p>2) 信息瓶颈的优化：通过最大化互信息 (Mutual information, MI) 优化信息瓶颈。具体地，通过在训练过程中最大化生成数据和信息瓶颈的 MI，即目标函数是最大化生成数据与潜在编码间 MI 的同时最小化生成器输出与噪声间的 MI，从而实现生成图像中信息的控制。</p>	[55], 2016
8	f-GAN	证明了任意散度都适用于 GAN 框架。	[56], 2016
9	Improved-GAN	<p>采用多种方法对 GAN 的稳定性和生成效果进行进一步加强。</p> <p>1) 同步批量标准化 (Synchronized batch normalization, SyncBN)：将生成器和判别器的训练过程同步，从而减少训练过程中的不稳定性，提高训练效率和生成图像的质量。</p> <p>2) 动量梯度下降 (Momentum gradient descent, MGD)：采用 MGD 代替传统的随机梯度下降 (Stochastic gradient descent, SGD) 训练生成器和判别器，加速训练过程，减少震荡和不稳定性。</p> <p>3) One-sided label smoothing：将真实样本的标签从 1 降低到 0.9，减少判别器对真实样本的过度自信，提高训练过程的稳定性和鲁棒性。</p> <p>4) Spectral normalization：限制判别器中权重矩阵的最大奇异值，减少模式崩溃的风险，提高生成图像的多样性和质量。</p>	[57], 2016
10	WGAN-GP	将判别器的梯度作为正则项加入到判别器的损失函数中。	[58], 2017
11	ACGAN	<p>生成图像类别的控制。</p> <p>1) 实现生成图像类别控制：在 cGAN 的基础上增加判别器以预测生成图像的类别，在生成图像的同时学习图像的分类能力。</p> <p>2) 改善生成效果：通过引入类别信息提高 GAN 的生成效果和多样性，生成器和判别器相互协作使得生成的图像具有高质量以及不同的类别和特征。</p> <p>3) 推广应用：不仅生成图像，还可应用于其他数据类型，例如声音和文本数据。</p>	[59], 2017
12	StackGAN	<p>基于多阶段生成更高分辨率和更逼真的图像。</p> <p>1) 多阶段生成：第一阶段生成低分辨率图像，第二阶段将低分辨率图像转化为高分辨率图像，可使得生成器更容易学习到复杂的图像结构和细节信息。</p> <p>2) 条件 GAN 结构：将类别信息嵌入到生成器和判别器中，能够生成指定类别的图像。同时引入文本信息作为条件，可根据文本描述生成图像。</p> <p>3) 特征金字塔 (Feature pyramid)：采用特征金字塔结构，可同时学习不同分辨率和不同层次的图像特征，从而生成更加逼真和细致的图像。</p> <p>4) 应用广泛：可应用于不同的数据集和任务，例如自然图像生成、文本到图像生成等。</p>	[60], 2017

续表

序号	模型名称	主要贡献	文献与年份
13	BigGAN	<p>实现了高分辨率图像的生成和模型的可解释性。</p> <p>1) 大规模模型: 最大的生成对抗网络模型之一, 具有高度可扩展性和并行性, 可生成高分辨率的真实感图像。采用分层架构、条件归一化、投影判别器和分布式训练等技术, 可在不增加训练时间的情况下生成更高质量的图像。</p> <p>2) 可解释性: 提供类向量插值的图像生成方式, 可在类别之间进行平滑过渡, 生成更具艺术价值的图像。可通过对类别和噪声向量的操纵控制生成图像的特定属性, 如颜色、纹理和形状等, 增强模型的可解释性和应用性。</p> <p>3) 领域拓展: 可用于各种数据类型的应用场景, 如图像生成、自然语言生成和音频合成等。</p>	[61], 2018
14	SAGAN	<p>引入自注意力机制使得生成图像具有全局一致性和结构性。</p> <p>1) 自注意力机制: 在生成器和判别器中引入自注意力模块, 可在不同空间位置上学习到图像的相互依赖关系, 使生成的图像更具有全局一致性和结构性。自注意力机制可看作是对局部区域的特征加权融合, 得到更具有语义信息的全局特征表示。</p> <p>2) 混合正则化: 批归一化和实例归一化相结合, 从而有效地解决生成器和判别器中的内部协变量偏移问题, 提高模型的鲁棒性和稳定性, 减少训练时间和计算成本。</p> <p>3) 高分辨率图像生成: 可生成更具有真实感和艺术价值的高分辨率图像, 用于许多实际场景, 例如人脸生成、自然场景生成、图像修复和视频生成等。</p>	[62], 2019
15	LSGAN	采用最小二乘损失函数, 可将图像的分布尽可能接近决策边界。	[63], 2020
16	DivCo	<p>引入对比学习, 增强条件图像生成的多样性。</p> <p>1) 引入对比损失: 采用对比学习以增加生成图像多样性。</p> <p>2) 潜在增强对比损失: 以对比的方式区分生成样本的潜在表征, 进而使得模式崩溃问题得到缓解。</p>	[64], 2021
17	Semanticspatial aware GAN	<p>语义空间感知 GAN, 通过联合训练语义分割网络和生成网络, 生成更真实、更多样且与输入条件更一致的图像。</p> <p>1) 引入语义信息: 通过使用语义分割网络提取输入条件的语义信息, 使生成器更好地理解输入条件。</p> <p>2) 对齐特征图: 通过将语义分割网络的特征图与生成器的特征图进行对齐, 使生成器更好地利用语义信息。</p> <p>3) 空间感知损失: 引入空间感知损失以保持生成图像与输入条件的空间一致性, 从而进一步提高生成器的性能。</p>	[65], 2022
18	RCF-GAN	提出互相对偶的特征方程 GAN (Reciprocal GAN through characteristic functions, RCF-GAN), 进而能够学习到有意义的嵌入空间, 能够避免在数据域中使用均方差所产生的平滑伪影, 进而捕捉图形数据之间固有的关系。兼具自编码器和 GAN 的优点, 即能够双向生成清晰图像。	[66], 2023
19	WGAN	从理论上分析 GAN 训练不稳定的原因, 通过采用 Wasserstein 距离等方法提高训练稳定性。	[67], 2017
20	SNGAN	<p>基于谱归一化 (Spectral normalization, SN) 的 GAN, 提高了生成器和判别器的稳定性和性能。</p> <p>1) SN: 采用 SN 技术对判别器的权重矩阵进行处理, 控制判别器范数大小, 提高稳定性和泛化能力, 减少训练过程中梯度爆炸和消失的问题, 使得训练更加稳定和快速。</p> <p>2) 训练技巧: 采用批次训练、增强数据和生成器先行等训练技巧, 使得生成器和判别器可以更好地学习数据分布和特征信息。生成器先行技巧可使得生成器更容易学习到真实数据的特征, 从而生成更高质量的图像。</p>	[68], 2018

续表

序号	模型名称	主要贡献	文献与年份
21	PGGAN	实现高分辨率图像的生成和训练过程的稳定性。 1) 逐步生长: 从低分辨率图像开始训练, 逐渐增加分辨率, 增加模型的深度和复杂度, 可生成高分辨率的真实感图像和提高模型的稳定性与可训练性。 2) 非线性映射: 采用非线性映射技术将噪声向量转换为高维的潜在空间向量, 增强模型的表达和生成能力, 可学习到更复杂的图像特征和结构, 生成更具艺术价值的图像。 3) 归一化技术: 采用像素归一化技术, 平衡不同分辨率图像的亮度和对比度, 减少训练过程中的内部协变量偏移问题, 提高模型的可训练性和生成能力, 减少训练时间和计算成本。	[69], 2018

在式(7)中, L_{reg} 表示正则化项, 通常是通过最小化 KL (Kullback-Leibler) 散度 D_{KL} 约束潜在分布与预定义先验分布间的相似性, 进而使得潜在空间具有平滑性。设 $q(z|x)$ 是给定输入数据 x 时潜在在变量 z 的后验分布, $p(z)$ 是预定义的先验分布, 则 L_{reg} 表示如下

$$L_{reg} = D_{KL}(q(z|x) || p(z)) = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (1 + \ln(\sigma_i^2) - \mu_i^2 - \sigma_i^2) \quad (8)$$

式中, σ_i 和 μ_i 分别表示编码器输出的第 i 个潜在变量的均值和标准差。

VAE 的训练过程旨在学习适当的潜在表示和解码器, 进而使得样本能够在潜在空间中平滑地插值并进行生成, 其代表模型包括重要性加权自编码器和辅助深度生成模型等。VAE 的变体类型如表 2 所示。

2.3 流模型

流模型通常由多个能够进行可逆变换的耦合层组成, 其核心理念是通过逐层的可逆变换将简单的先验分布映射为复杂的数据分布, 进而实现对数据分布的建模。耦合层由变换层 (Transform layer) 和标量变换层 (Scalar transform layer) 组成, 前者对部分

表 2 基于 VAE 的变体

序号	方法名称	主要贡献	文献与年份
1	CVAE	将类别信息引入潜在空间的表示中, 能够生成特定类别的数据。 1) 引入类别信息: 将条件信息作为额外输入, 并与潜在在变量合并后作为一个新的潜在在表示。 2) 采用重参数技巧: 允许模型进行梯度反向传播, 可有效训练深度生成模型, 即将潜在在变量转换为确定性变量和随机噪声的乘积。 3) 最大化后验概率: 采用最大后验估计训练模型, 最大化给定输入和标签的后验概率, 可有效控制生成的数据符合特定的类别信息。	[70], 2015
2	AAE	采用对抗训练的方式实现无监督学习和数据生成, 同时将潜在在变量编码成固定的噪声分布, 使得数据具有可解释性。 1) 无监督学习: 在无监督情况下学习数据表示, 可在不需要标签的情况下生成新数据, 对于诸多现实问题非常有效。 2) 对抗训练: 采用对抗训练学习数据的表示和生成, 能够学习到数据分布的本质特征, 对于训练的稳定性有帮助。 3) 潜在在变量编码: 将潜在在变量编码为固定的噪声分布, 而不是传统的正态分布, 能够更好地控制生成器的输出, 进而使得生成的数据更加多样化。 4) 可解释性: 所学习到的数据表示具有可解释性, 其由一个编码器生成, 可通过调整潜在在变量控制生成器生成的数据, 这种可解释性对图像修复、图像生成、数据增强等应用非常有价值。	[71], 2015

续表

序号	方法名称	主要贡献	文献与年份
3	IWAE	<p>提高变分自编码器的似然下界 (Evidence lower bound, ELBO) 的上界, 能够更准确地估计后验分布。</p> <p>1) 提高 ELBO 的上界: 提出新的 ELBO 上界, 通过对潜在变量的重要性权重进行平均, 提高原始 ELBO 的上界, 使得对数似然估计更加准确。</p> <p>2) 更准确的后验分布估计: 通过引入具有多个重要性的采样样本, 准确地估计后验分布, 提高模型的生成能力。</p> <p>3) 自适应重要性采样: 选择重要性权重可更准确地估计 ELBO 上界和后验分布, 提高模型的生成能力。</p> <p>4) 基于平均的方法: 计算重要性权重, 可更准确地估计后验分布, 提高模型生成能力。</p>	[72], 2015
4	DC-IGN	<p>可从输入图像中逆推出图像中的物体形状、位姿、材质等信息, 可用于图像编辑和重构。</p> <p>1) 逆图形生成: 使得模型可理解图像中的物体结构和属性。</p> <p>2) 图像编辑: 可采用逆推出的物体形状、位姿、材质等信息对输入图像进行编辑, 修改图像中的物体属性。</p> <p>3) 高效的网络结构: 采用高效的卷积神经网络结构, 可在较短的时间内学习到图像中的物体信息, 快速地生成新的图像。</p> <p>4) 数据集构建: 可学习到多种物体的形状、位姿、材质等信息, 可在不同的视角下观察物体, 提高模型生成能力。</p>	[73], 2015
5	LVAE	<p>可更好地学习层次化的特征表示, 在生成样本的同时学习特征的表达方式。</p> <p>1) 层次化的结构: 可学习更加丰富和复杂的特征表示, 可生成更加准确和多样化的样本。</p> <p>2) 递归推断: 可在学习低层次特征表示的同时学习高层次特征表示, 使得模型可学习更加完整和准确的特征表示。</p> <p>3) 共享权重: 不同层次之间的特征表示可共享信息, 减少模型参数数量, 提高模型泛化能力。</p>	[74], 2016
6	SSVAE	<p>新的模型结构和优化方法, 可利用有标注数据和无标注数据进行训练, 在半监督学习中性能优秀。</p> <p>1) 无监督和有监督的 VAE 结构: 无监督的 VAE 用于无标注数据的特征提取, 有监督的 VAE 用于有标注数据的特征提取。</p> <p>2) 优化方法: 采用 SGD 和重参数化技术优化无监督和有监督的 VAE, 采用一个判别器优化整个模型。</p> <p>3) 应用于半监督学习: 性能优于其他经典的半监督学习算法, 例如半监督支持向量机 (Semi-supervised SVM) 和 DBN 等。</p>	[76], 2017
7	infoVAE	<p>通过最大化信息瓶颈提高 VAE 的信息提取能力。</p> <p>1) 信息瓶颈目标函数: 通过最大化信息瓶颈提高 VAE 的信息提取能力, 该目标函数的重构误差项用于保证模型能够还原原始数据, 互信息项用于最大化编码器和解码器之间的互信息。</p> <p>2) 优化方法: 采用 SGD 和重参数化技术优化模型, 采用额外的网络估计互信息项。</p>	[76], 2017
8	MSVAE	<p>新的多尺度结构可同时处理不同尺度的信息, 并且能够生成高质量的图像。</p> <p>1) 多尺度结构: 包括一个全局编码器和多个局部编码器, 每个局部编码器对应一个尺度, 该结构可生成高质量图像。</p> <p>2) 融合策略: 将不同尺度的信息融合以生成最终的图像, 首先采用全局编码器生成一个潜在向量, 然后采用多个局部解码器将潜在向量解码为不同尺度的图像, 最后通过融合得到最终的图像。</p>	[77], 2017
9	RVAE	<p>采用递归变分自编码器 (Recurrent variational autoencoders, RVAE) 学习非线性生成模型, 能够在存在异常值的情况下对数据进行建模。</p>	[78], 2018

续表

序号	方法名称	主要贡献	文献与年份
10	CIVAE	结合自编码器 s 和变分自编码器的思想, 并在此基础上引入自省机制, 用于生成高质量的、多样化的、可控的图像。 1) 自省机制: 帮助模型自监督和修正, 计算每个样本的重构误差和 KL 散度, 将这些信息用于调整模型的参数, 使模型在生成图像时更稳定和准确。 2) 条件生成: 可接受额外的条件信息, 如标签或文本描述, 用于控制生成图像的特征和风格。 3) 多样性: 通过引入随机噪声扰动隐含变量, 从而生成具有多种不同特征的图像。	[79], 2020
11	DALL-E	基于 Transformer 的生成模型, 通过将文本描述编码为低维向量, 采用解码器将该向量转化为图像; 采用大规模的无监督数据集, 通过最大化 ELB (Evidence lower bound) 的策略优化模型参数, 实现生成与训练数据中的不同图像。	[80], 2021
12	DALL-E2	采用 CLIP 潜变量进行分层文本条件图像生成。 1) 分层图像生成: 通过引入分层的生成过程, 将图像生成任务分解为多个子任务, 从而提高生成图像的多样性和控制能力。 2) 采用 CLIP 模型的潜变量: 将 CLIP 模型生成的图像嵌入以作为潜变量, 能够捕捉到图像中的语义和风格信息, 并且可通过文本描述控制生成的图像。 3) 文本条件生成: 将文本描述作为输入, 生成与描述相匹配的图像, 并可通过操纵文本描述进而生成不同层次的图像。	[81], 2022
13	VPORN	1) 提出新的潜在特征增强和分布正则化框架, 用于 FSL (Few-shot learning), 包括先验关系网络 (Prior relationship network, PRN) 和基于 VAE 的后验关系网络 (Variational posterior prediction and regularization network, VPORN)。通过 PRN 和 VPORN, 从少量样本中学习更多的关键类内特征和类间特征。 2) 基于正则化分布估计降低标记数量不足的新颖样本的方差, 更关注关键和独特的特征, 进而避免不可控的转移。	[82], 2023

的潜在变量进行非线性变换, 后者对另外部分的潜在变量进行可逆的线性变换, 进而在保持模型可逆性的同时引入复杂的非线性。由于变换是可逆的, 流模型可实现从数据空间到潜在空间的反向映射, 因此其具有计算潜在变量和生成样本的能力。

流模型的训练目标是最大似然估计, 即最大化训练数据在流模型下的概率。由于流模型结构的可逆性, 可通过变量变换法计算样本的概率密度函数, 其目标函数可表示为如下式所示的负对数似然 (Negative log-likelihood, NLL) 损失

$$L_{\text{Flow}} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \ln p(x_i) \quad (9)$$

式中, L_{Flow} 表示负对数似然损失, x_i 表示第 i 个样本, N 表示输入样本的总数。根据变量变换法, $p(x_i)$ 可

表示为 $p(z_i) \times \left| \det \frac{dz_i}{dx_i} \right|$, z_i 表示 x_i 的潜在变量, $\frac{dz_i}{dx_i}$ 表示潜在变量与数据样本间的雅可比矩阵。式 (9) 可进一步展开, 如下式所示

$$L_{\text{Flow}} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \ln p(z_i) - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \ln \left| \det \frac{dz_i}{dx_i} \right| \quad (10)$$

式中, 第一项表示 z_i 在模型先验分布下的负对数似然, 通常假设 z_i 服从多维高斯分布; 第二项为雅可比行列式的负对数, 用于考虑变换从潜在空间到数据空间的缩放。

在实际流模型的训练中, 可采用 SGD 等优化算法最小化负对数似然损失。

综上, 流模型将真实数据分布通过转换函数映射到给定单分布, 是一种采用可逆函数构造似然函数、直接优化模型参数和利用可逆结构的特性生成图像的

精确模型，其代表模型是常规流模型、变分流模型和可逆残差网络。流模型类型如表 3 所示。

2.4 PixelRNN

PixelRNN 采用循环神经网络 (Recurrent neural network, RNN) 建模像素间的条件概率分布生

成图像，能够实现逐像素的生成，其关键是捕获了像素之间的横向和纵向依赖关系，后者能够通过循环神经网络或其他序列模型建模。在生成某个像素值时，PixelRNN 考虑了该像素的左边和上边的像素值以及已经生成的像素值。

表 3 流模型

序号	名称	主要贡献	文献与年份
1	NICE	作为首个流模型，提出其基本框架并提出 3 个重要的模型结构层，即加线耦合层、维数混合层和维数压缩层。	[33], 2014
2	VINF	在 VAE 推断过程引入流模型结构的归一化流变分推断。	[83], 2015
3	Real NVP	在耦合层中引入卷积层，可更好地处理图像问题，设计多尺度结构以降低模型的计算量和存储空间。	[84], 2016
4	IAF	将自回归结构的流模型应用在 VAE 变分推断中的模型。	[85], 2016
5	MAF	IAF 的衍生模型，将 Real NVP 中的掩码卷积层引入到 IAF 中，能够更好地处理图像样本，然后提出了条件掩码自回归流 CMAF，将 MAF 应用到监督模型中。	[86], 2017
6	GLOW	采用可逆变换将简单分布 (如高斯分布) 映射到目标分布，从而实现高质量的样本生成和概率密度估计。 1) 可逆性变换的设计和实现: 为实现高效的样本生成和概率密度估计，采用特殊的可逆性变换，即耦合层 (Coupling layer)，将输入数据的一部分作为输出，另一部分通过函数变换后与输出部分进行结合，实现了输入与输出之间的可逆性映射，能够快速计算样本的概率密度。 2) 计算图的优化和并行计算: 为加速计算和提高可扩展性，采用计算图的优化技术，如存储复用、内存分配和子图合并等。此外，采用并行计算技术以加速模型的训练和推理，可高效地处理大规模数据集并实现快速的训练和推理。 3) 在图像生成和数据压缩等领域的成功应用。	[87], 2018
7	i-ResNet	以残差网络为基础的生成模型，利用约束使残差块可逆，用近似方法计算残差块的雅可比行列式。	[88], 2019
8	ArtFlow	无偏差的图像风格转移方法。 1) 无偏差的图像风格转移: 采用可逆神经网络进行图像风格转移，避免了传统方法中出现的偏差问题。 2) 支持多种风格: ArtFlow 可以同时支持多种风格的转移，从而使其更加灵活。	[89], 2021

PixelRNN 通常可采用交叉熵最小化负对数似然损失，其目标函数如下式所示

$$L_{\text{PixelRNN}} = -\ln P(q) = -\ln \prod_{i=1}^N P(q_i | q_1, q_2, \dots, q_{i-1}) \quad (11)$$

式中， q_i 表示第 i 个像素值， N 表示像素的总数，

$P(q_i | q_1, q_2, \dots, q_{i-1})$ 表示在给定生成的像素值情况下预测当前像素值的条件概率。

由于每个像素的生成均依赖于已生成的像素，所以 PixelRNN 的生成速度慢。PixelCNN 通过像素生成过程的并行化能够同时生成一个像素位置的所有通道值，进而提高了生成速度。

综上, PixelRNN 是将图片的像素作为循环神经网络的输入, 在本质上是自回归神经网络在图片处理上的应用, 其代表模型是 Row LSTM 和 Diagonal BiLSTM 等。PixelRNN 技术及其变体类型如表 4 所示。

2.5 扩散模型

扩散模型由逆流模型和生成模型组成, 训练过程涉及逆扩散和正扩散阶段。其中, 前者通过逆流模型将真实数据样本逐步转化为噪声样本, 进而使转化后

的噪声样本尽可能接近噪声分布; 后者通过生成模型将噪声样本逐步转化为真实数据样本, 进而使转化后的噪声样本逐步逼近真实数据分布。在生成过程中, 从初始噪声样本开始, 通过多次迭代正向扩散将噪声样本逐步转化为逼真的数据样本, 其每个迭代步骤均涉及逆流模型和生成模型的操作。

在本质上, 扩散模型的训练过程是通过最大似然估计获取生成数据的概率分布, 如下式所示

表 4 PixelRNN 模型

序号	名称	主要贡献	文献与年份
1	PixelRNN	将图像的每个像素点当作时间序列信号, 采用深度自回归网络预测图片的像素值, 提出 3 种不同结构的深度生成模型: PixelCNN、Row LSTM 和 Diagonal BiLSTM。	[35], 2016
2	PixelSNAIL	采用 PixelCNN 模型生成逐像素递归的图像, 采用了可学习的自注意力机制捕捉像素之间的长距离依赖关系。	[90], 2017
3	Auto-regressive GANs	GAN 中, 生成器采用自回归模型生成连续的视频帧。	[91], 2022

$$L_{\text{Diffusion}} = -\ln p(X) = -\ln \prod_{t=1}^T p(x_t | x_{t-1}, \dots, x_1) \quad (12)$$

式中, x_t 表示在时间步时的数据样本, T 表示总时间步数, $p(x_t | x_{t-1}, \dots, x_1)$ 表示在给定时间步的数据样本下预测当前时间步数据样本的条件概率分布。通常, 扩散模型的目标函数会被分解为每个时间步的预测误差, 进而保证可采用诸如均方差或交叉熵等标准的损失函数。

综上, 扩散模型通过控制噪声信号的逐步变化生成数据样本, 并且支持逆向过程和条件生成, 能够产生高质量的样本且具有较高的灵活性和可解释性。代表性的扩散模型如表 5 所示。

2.6 Visual ChatGPT 大规模模型

将 ChatGPT 和多个 SOTA 视觉基础模型连接, 能够在对话系统中理解和生成图片的 Visual-ChatGPT 大规模模型, 其详细描述如表 5 所示。

3 工业过程图像生成及其评估与应用研究现状

结合本文第 1.3 节给出的流程, 本节将从面向工业过程的图像生成、生成图像评估和生成图像应用共 3 个方面进行研究现状的综述 (如图 8 所示), 并展开叙述每个方向的子类。

3.1 工业过程图像生成研究现状

本文从复杂工业过程图像生成存在问题的视角出发, 将工业过程图像生成从面向样本分布不均、面向多样性不足和面向噪声干扰大等 3 个方向进行综述。

3.1.1 面向样本分布不均的图像生成现状

针对工业过程样本分布不均的问题, 可采用生成器拟合小样本分布以扩充样本数据的策略, 主要包括 VAE、GAN 和混合 VAE 与 GAN 模型等策略。

1) VAE 模型: 通过将原始数据映射至低维表示空间进而有效地捕捉数据特征。由于在低维空间中表征的数据分布可能会更加的均匀, VAE 有助于减少样本分布不均所导致的问题, 从而有效地提高生

成器的性能。相关的研究包括：文献 [96] 采用卷积编码器 (Convolution encoder, CE) 进行数据增强和文献 [97] 采用卷积自编码器 (Convolutionautoencoder, CAE) 进行数据扩充。

2) GAN 模型：通过改进 GAN 模型策略控制样本数量的均衡，进而实现更好的数据生成效果。相关研究如下文所示。

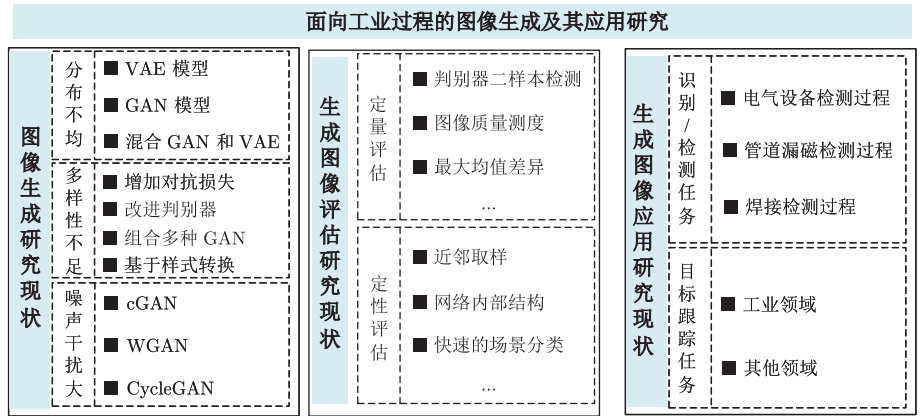


图8 面向工业过程的图像生成及其应用研究现状结构图

表5 扩散模型和 Visual ChatGPT 大规模模型

序号	名称	主要贡献	文献与年份
1	NICS	基于梯度估计的生成建模，其通过得分匹配估计数据分布的梯度，利用 Langevin 动力学生成样本。 1) 梯度估计：当数据处于低维流形上时，梯度未定义且难以估计，采用不同水平的高斯噪声扰动数据并通过联合估计获得相应的得分，即构建针对所有噪声水平扰动数据分布的梯度向量场。 2) 样本生成：采用基于退火 Langevin 动力学方法，在采样过程逐渐接近数据流形时，利用与逐渐减小的噪声水平相对应的梯度。	[27], 2019
2	DDPM	引入噪声扩散模型作为生成模型，通过迭代梯度和高斯噪声生成样本，采用退火 Langevin 动力学逐渐逼近数据流形，有效地处理低维流形上的数据生成与原始数据相似的样本。	[26], 2020
3	ILVR	针对 DDPM 生成过程的随机性问题，提出基于迭代潜变量细化 (Iterative latent variable refinement, ILVR) 条件的方法，在控制图像生成的同时生成高质量图像。	[92], 2021
4	LDM	该潜在空间扩散模型 (Latent diffusion models, LDMs) 能够在有限的计算资源上进行扩散模型的训练，同时保持其质量和在潜空间中训练扩散模型。通过引入交叉注意力层，将扩散模型转变为能够处理通用条件输入 (如文本或边缘框) 的强大且灵活的生成器；通过在潜空间中进行训练能够达到细节保留与复杂度降低的平衡点，进而实现计算需求降低和高分辨率图像合成。	[93], 2021
5	ADM-G	采用 UNet 结构的扩散模型，其通过增加模型的深度和宽度以使得模型尺寸保持相对恒定；增加了注意力机制的 Heads，采用 32×32 、 16×16 和 8×8 的分辨率进行注意力计算；采用 BigGAN 残差模块进行上采样和下采样；通过大量消融实验，能够在 LSUN 和 ImageNet 64×64 的图像生成效果上达到 SOTA，打破 GANs “垄断”。	[94], 2022
6	Visual ChatGPT	基于视觉基础模型，通过对话、绘画和编辑等方式进行交互。 1) 视觉基础模型：能够处理图像输入，通过图像与文本的联合建模进而能够更好地理解和生成与图像相关的文本。 2) 多模态对话生成：通过将视觉输入与文本对话相结合实现多模态对话的生成，使得模型能够根据图像内容生成相关的回复。 3) 绘画和编辑交互：模型支持用户通过绘画和编辑改变生成结果，提供了更加直观和灵活的控制方式。	[95], 2023

文献 [98] 提出了自适应平衡生成网络 (Adaptive balance GAN, AdaBalGAN), 其创新点包括: 改进条件 GAN (Condition GAN, cGAN) 以生成高保真度的模拟晶圆图并对缺陷类别进行分类, 设计自适应生成控制器后根据分类准确性平衡每种缺陷类型的样本数量。该对抗过程分为两个阶段: 训练生成器和判别器用来生成指定类别的高保真晶圆图; 训练分类器用来准确识别真实或合成晶圆图的缺陷模式, 其结构图如图 9 所示。

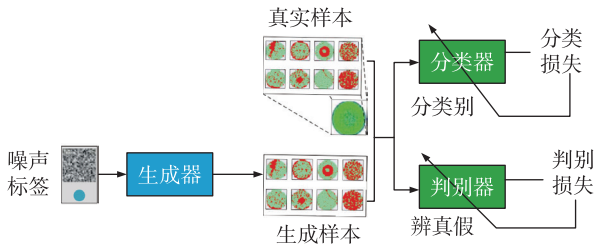


图 9 AdaBalGAN 结构图 [98]

文献 [99] 开发了面向边缘的 GAN (Edge-oriented GAN, EOGAN) 以创建逼真的红外图像, 核心是将所提取的边缘特征作为先验知识指导红外图像生成, 其训练和测试过程如图 10 所示。

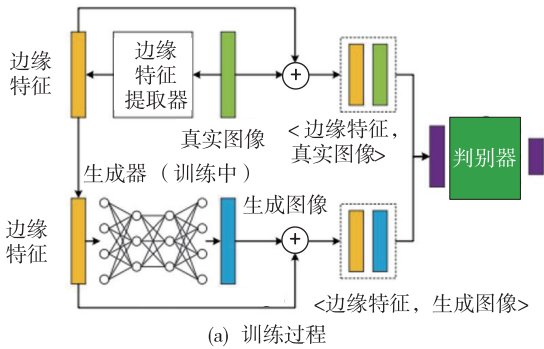


图 10 EOGAN 训练和测试过程 [99]

文献 [100] 提出了旨在增强漏磁信息有效性的

改进 cGAN, 在轴向-径向-轴向空间处理融合后的漏磁信息, 利用生成器的损失函数构建多传感器信息进而增强漏磁信息, 提高模型在缺陷生成方面的效果。

文献 [101] 提出将生成样本与实际样本按比例混合后替代生成样本的方式增强模型生成能力的改进 GAN (Improving GAN, IGAN), 能够在一定程度上避免模态崩溃, 其结构如图 11 所示, 其中随机噪声 z 服从高斯分布, α 是取值区间在 (0, 1) 内的混合比例系数。

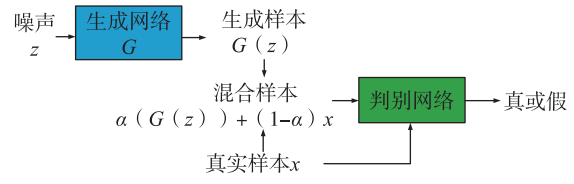


图 11 IGAN 结构 [100]

3) 混合 VAE 与 GAN 模型: 通过结合 VAE 的潜在变量建模和 GAN 的数据生成优点, 期望实现更好的数据分布捕捉和生成效果。

面向自动缺陷检测过程, 文献 [102] 提出基于 GAN 的缺陷样本生成框架, 其贡献体现在: 1) 提出区域训练策略, 即在图像局部区域建立损失函数以适用于局部图像到图像的转换任务; 2) 设计编码器-解码器的图像生成器, 能够结合不同尺度的图像特征生成局部缺陷, 同时保持无缺陷区域基本不变; 3) 引入小波对生成图像进行细化, 恢复高频信息, 避免图像模糊。

综上, 上述方法均是通过生成稀缺区域的图像以达到弥补样本分布不平衡的目的, 其难点在于如何设计合适的模型结构、网络结构和学习算法等。

3.1.2 面向样本多样性不足的图像生成现状

多采用图像到图像的转换, 即通过源域特征丰富目标域特征的方式解决此处的样本多样性不足的问题, 其核心是基于 GAN 的循环一致性网络。为进一步增加样本的多样性, 针对不同问题采取以下方法。

1) 增加对抗损失: 引入能够增加多样性的对

抗损失。文献 [103] 提出用于图像生成的表面检测 GAN (Surface defect-GAN, SDGAN), 通过引入 D2 对抗损失^[104] 增加多样性, 通过采用循环一致损失生成模型学习少量的缺陷样本和大量的无缺陷样本以获得更全面的特征, 其结构如图 12 所示。

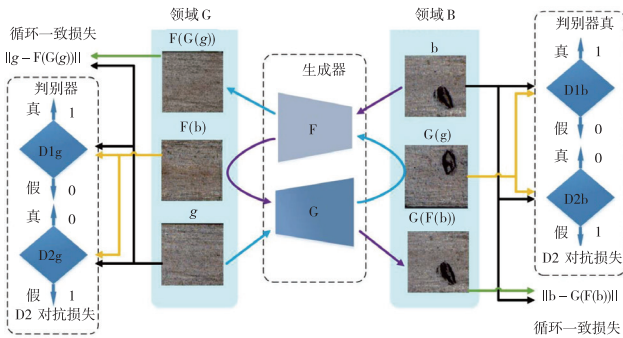


图 12 SDGAN 结构^[103]

2) 改进判别器: 增加对细节特征的学习。文献 [105] 针对基于 GAN 的循环一致性结构难以学习到更为丰富的图像特征问题, 提出引入胶囊网络作为判别器以学习细节特征的 DuCaGAN, 其结构如图 13 所示。

3) 组合多种 GAN: 针对不同的工业需求特点采用不同的 GAN 网络。针对自动缺陷检测系统的图像分割任务, 文献 [106] 提出采用 DCGAN 和 CycleGAN 生成缺陷图像、采用 PatchMatch 和周期性空间 GAN (Periodic space GAN, PSGAN) 生成无缺陷合成图像的策略, 如图 14 所示。

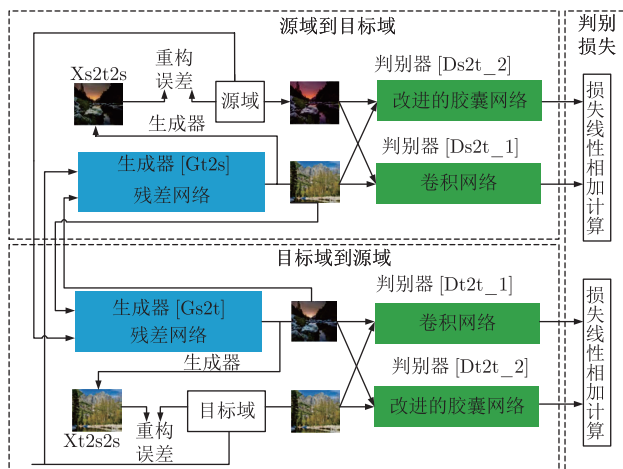


图 13 DuCaGAN 结构^[105]

4) 基于样式转换: 通过不同部件或背景转换实现主体特征保留和复杂场景处理。

面向焊接过程中的对接板形变预测, 文献 [107] 提出基于 cGAN 产生焊接参数和形变数据以获得新样式。面向夜间环境中的目标检测任务, 针对背景模糊和光线暗淡导致检测困难的问题, 文献 [108] 提出将不易检测的夜间图像转换成易检测的白天图像的策略, 其首先以夜间图像为输入, 基于 GAN 生成与白天环境相似的虚拟目标场景, 再通过深度卷积特征融合和多尺度 ROI (Region of interest) 池化构建基于 Faster R-CNN (Region-convolution neural networks) 目标检测系统。

虽然上述方法能够增加样本的多样性, 但面向工业领域而言, 如何生成符合期望的样本集仍是有待解决的开放性问题, 原因在于特定的工业图像特征通常是与特定的工业机理相关联的。显然, 为更好地生成工业图像样本, 需要更为深入地了解相关机理并将其融入到图像生成过程中。这需要与特定行业的领域专家进行密切合作, 以便更好地生成符合实际需求的样本集。由上述研究现状可知, 此类算法的研究关键点之一是式 (1) 中的 p_{data} 难以表征真实数据的概率分布 p_{real} , 即如何表征 p_{real} 为新增的难点。

3.1.3 面向样本噪声干扰大的图像生成现状

噪声干扰大的样本采用图像采样和转换方法进行处理, 即将强噪声转化为弱噪声或无噪声, 主要包括基于 cGAN、WGAN (Wasserstein GAN) 和 CycleGAN 的方法。

1) 基于 cGAN 的去噪: 模型通过学习从带有噪声的图像到干净图像的映射, 实现图像的噪声去除, 同时利用额外的条件信息, 有助于模型更好地理解噪声的性质, 从而能够更准确地去除噪声。

文献 [109] 采用由生成器和判别器组成的基于 cGAN 的图像到图像转换模型 pix2pix^[110] 去除光反射噪声, 其中, 原始噪声图像作为输入, 手动去噪图像作为判别器和生成器的训练目标, 去噪示意如图 15

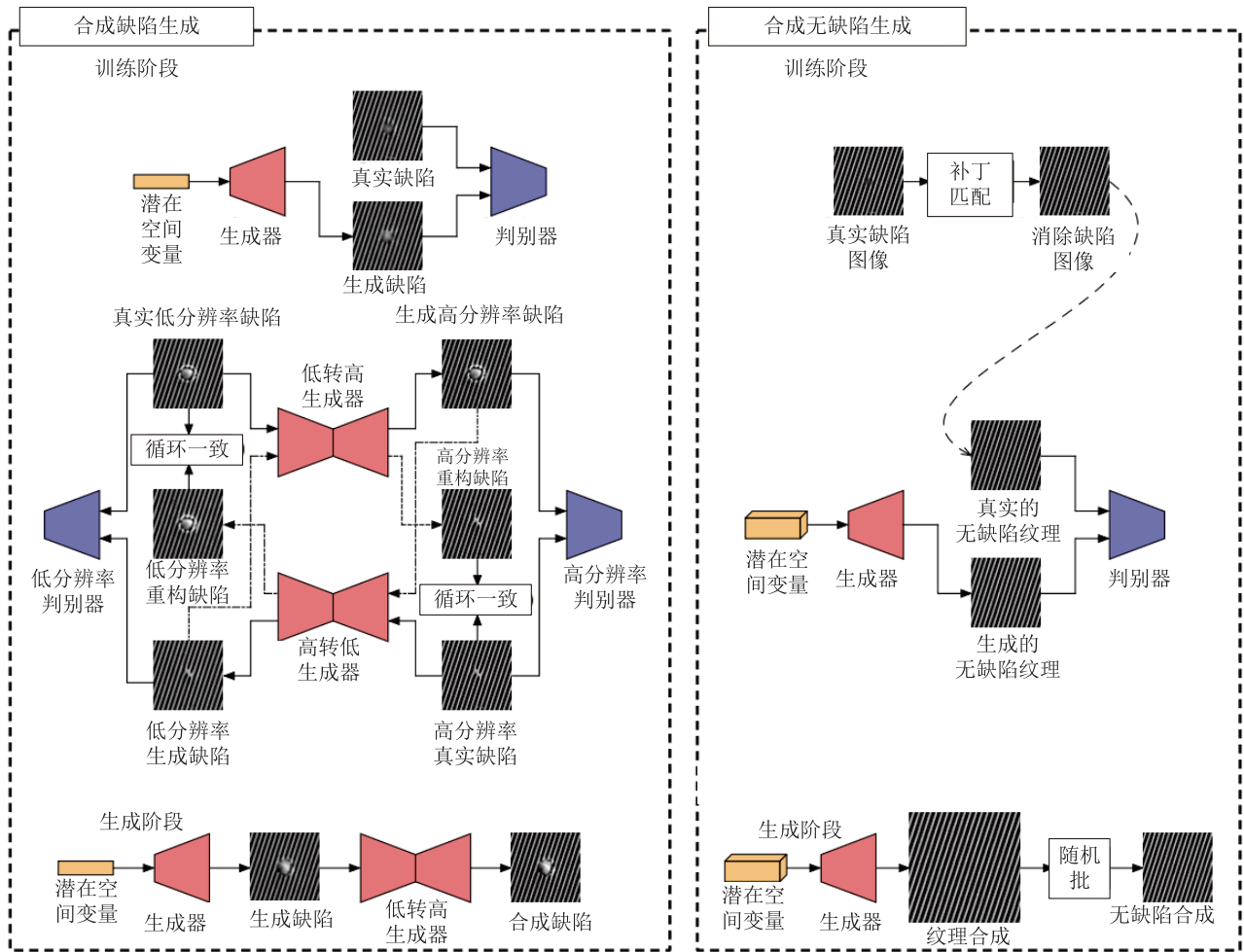


图 14 周期性纹理图像的数据增强过程 [106]

所示。

文献 [111] 提出了基于 cGAN 的印刷电路板 (Printed circuit boards, PCBs) 图像去噪策略, 其生成器与判别器之间通过对抗性训练的迭代优化提高生成图像的质量。

2) 基于 WGAN 的去噪: 本质上是采用 Wasserstein 距离量化生成图像与真实图像之间的分布差异, 以减少训练中的模式崩溃和梯度消失问题, 从而能够更准确地衡量生成图像的质量, 促使生成器产生更真实干净的图像。

医疗领域, 为了解决细胞图像的模糊性问题, 文献 [112] 提出基于 WGAN 的图像去噪训练框架, 包

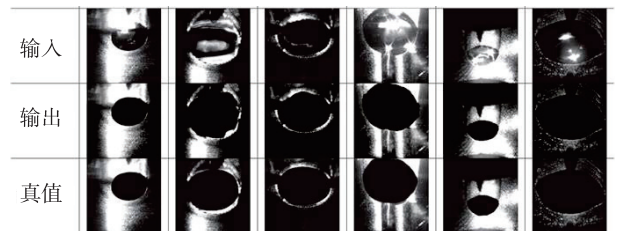


图 15 焊接点去噪示意图 [111]

括生成子网络、基于 MSE 的学习和对抗学习 3 个模块。其中, 生成子网络模块用于学习噪声图像与去噪图像之间的映射关系, 基于 MSE 的学习模型用于指导生成子网络快速学习映射关系, 对抗学习子模块用于帮助生成子网络学习真实干净图像的分布空间。

3) 基于 CycleGAN 的去噪: 针对具有噪声的原始图像领域和去除噪声后的图像领域, 目标是通过 CycleGAN 的生成器和判别器将噪声图像映射至干净图像领域, 进而实现噪声的去除。

面向无人机航空摄影任务, 文献 [113] 针对因天气原因导致的照片噪声问题, 提出了 SlimRGBD (Slim reCNN-GAN) 去噪系统; 针对沙漠地震数据中噪声强且与有效信号的频带存在严重重叠的问题, 文献 [114] 引入 CycleGAN 进行去噪; 针对单幅图像去雾, 文献 [115] 提出基于 CycleGAN 的端到端注意力网络, 其生成器设计除包括注意力模块、编码器-解码器结构和密集块外, 引入了诸如暗通道、颜色衰减和最大对比度等多个先验以获取注意力图, 同时提出颜色损失补偿机制以避免颜色失真。

针对医疗领域, 面向低剂量计算机断层扫描 (Low-dose computed tomography, LDCT) 图像存在的高噪声问题, 文献 [116] 提出了基于 CycleGAN 的图像域去噪; 面向原始光学相干层析成像 (Optical coherence tomography, OCT) 图像的质量问题, 文献 [117] 提出了能够实现视网膜 OCT 图像的端到端散斑抑制和对对比度增强的 cGAN 框架, 以解决散斑噪声会模糊视网膜结构、影响视觉质量以及降低后续图像分析任务性能等问题; 进一步, 文献 [118] 提出基于风格转换和 cGAN 的 OCT 图像斑点噪声抑制模型, 其包括: a) 采用 CycleGAN 学习两个 OCT 图像数据集间的样式转移以获得真值数据集; b) 基于 PatchGAN 机制采用小型 cGAN 模型抑制 OCT 图像中的斑点噪声。可见, 与处理样本噪声相关的技术已在医疗等领域得到广泛应用。

上述研究将强噪声转化为弱噪声或零噪声以提升图像质量和进行信息还原。在工业实际应用中, 在选择适当的方法时还需要考虑噪声的类型、数据分布和任务需求。

综上可知, 针对上述 3 类工业过程图像生成问题, 所采用的解决策略在本质上是不同的, 对应的数学视

角分析如表 6 所示。

面向样本分布不均的问题, 其生成模型和下游任务模型可表示为 $f_{G1}(X_{\text{training}})$ 和 $f_{DT1}(f_{G1}(X_{\text{training}}), X_{\text{training}})$, 对应的不采用 $f_{G1}(\cdot)$ 的下游任务直接模型可表示为 $f_{DT}^{\text{nobalance}}(X_{\text{training}})$, 此时 $f_{G1}(\cdot)$ 的目的是使 $f_{DT1}(\cdot)$ 模型不会因为样本的分布不均而产生过拟合现象。假设 $f_{DT}^{\text{nobalance}}(\cdot)$ 能够拟合任意函数, 那么对于任意的 $f_{G1}(\cdot)$ 和 $f_{DT1}(\cdot)$, 则一定存在 $f_{DT}^{\text{nobalance}}(\cdot)$, 使得下式成立

$$f_{DT1}(f_{G1}(X_{\text{training}}), X_{\text{training}}) = f_{DT}^{\text{nobalance}}(X_{\text{training}}) \quad (13)$$

由式 (13) 可得, 受限于样本分布不均, 下游任务模型性能的提升必然是有限的。当 X_{training} 不服从 X_{Real} 分布时, 在借域知识的情况下, 必然存在 $f_{G1}(X_{\text{training}})$ 也无法服从 X_{Real} 分布的现象。此时, 虽然 $f_{DT1}(f_{G1}(X_{\text{training}}), X_{\text{training}})$ 在 X_{training} 上的测试准确率可能会得到提升, 但在面对 X_{Real} 时, 其准确率会较低。

面向样本多样性不足的问题, 其生成模型和下游任务模型可表示为 $f_{G2}(X_{\text{training}}, X_{\text{no_label}})$ 和 $f_{DT2}(f_{G2}(X_{\text{training}}, X_{\text{no_label}}), X_{\text{training}})$, 对应的不采用 $f_{G2}(\cdot)$ 下游任务直接模型可表示为 $f_{DT}^{\text{shortage}}(X_{\text{training}})$, 此时 $f_{G2}(\cdot)$ 的目的是要获取符合全局分布的数据集以使得下游模型的鲁棒性更强。当 X_{training} 的分布不服从 X_{Real} 分布、而 $X_{\text{no_label}}$ 的分布却能够很接近 X_{Real} 分布时, 下游模型 $f_{DT2}(\cdot)$ 的性能相对于 $f_{DT}^{\text{shortage}}(\cdot)$ 是能够得到显著提升的。

面向样本噪声干扰大问题, 其生成模型和下游任务模型可表示为 $f_{G3}(X_{\text{training}})$ 和 $f_{DT3}(f_{G3}(X_{\text{training}}))$, 对应的不采用 $f_{G3}(\cdot)$ 的下游任务直接模型可表示为 $f_{DT}^{\text{noise}}(X_{\text{training}})$, 此时 $f_{G3}(\cdot)$ 的目的是使下游模型能够更好“理解”工业图像。当 $f_{DT}^{\text{noise}}(\cdot)$ 是具有自适应去噪能力的端到端模型时, 则对于任意的 $f_{G3}(\cdot)$ 和 $f_{DT3}(\cdot)$, 一定会存在 $f_{DT}^{\text{noise}}(\cdot)$ 使得下式成立

$$f_{DT3}(f_{G3}(X_{\text{training}})) = f_{DT}^{\text{noise}}(X_{\text{training}}) \quad (14)$$

由式 (14) 可得, 受限于样本中的噪声干扰, 下游任务模型性能的提升有限。

综上所述, 针对样本分布不均和噪声干扰大问题, 已有生成模型难以有效表征 p_{real} ; 针对多样性不足问题而言, 已有生成模型通过对 $X_{\text{no_label}}$ 数据的学习

能够尝试获得足以表征 p_{real} 的图像集。由于涉及数据采集与标定时场景缺失和知识缺乏等因素, 此类研究在工业领域现场中的应用较少。因此, 如何更有效地生成具有较强表征性的工业图像集, 仍需结合工业机理和领域知识进行深入研究。

表 6 工业过程图像生成问题的本质

问题描述	生成模型的表达式	下游任务果用棋整的表达式
样本分布不均	$f_{G1}(X_{\text{training}})$	$f_{\text{DT1}}(f_{G1}(X_{\text{training}}), X_{\text{training}})$
样本多样性不足	$f_{G2}(X_{\text{trainings}}, X_{\text{no_label}})$	$f_{\text{DT2}}(f_{G2}(X_{\text{trainings}}, X_{\text{no_label}}), X_{\text{training}})$
样本噪声干扰大	$f_{G3}(X_{\text{training}})$	$f_{\text{DT3}}(f_{G3}(X_{\text{training}}))$

3.2 工业过程生成图像评估研究现状

通常, 生成图像的评估指标应该满足以下标准: 1) 能够检测生成图像的生成质量; 2) 能够检测生成图像集的多样性; 3) 能够检测生成图像的可理解性或可控性; 4) 评价指标具备有界性; 5) 不可承受过高计算复杂度; 6) 能够检测生成图像的语义不变性; 7) 能够检测图像细微的形变和瑕疵。

因缺乏明确的似然概率度量^[119], 早期研究采用具有主观性的视觉方式对 GANs 所生成的图像进行评价。之后, 文献 [68] 提出 GAN-train 策略, 通过对比基于 cifar100 数据集和基于合成图像训练的 CNN 判别器性能进行生成图像评估。进一步, 文献 [120] 提出了同时进行 GAN-train 和 GAN-test 的评估策略, 具体为: GAN-train 采用 GAN 生成的图像训练判别器并测量其在真实测试图像上的性能, 进而评价 GAN 图像的多样性和真实感; GAN-test 采用真实图像训练判别器并基于 GAN 生成的图像进行评估, 进而衡量 GAN 图像的真实感。此外, 初始得分 (Inception score, IS)^[121] 和 FID^[122-123] 也常被用作评估生成图像质量的指标。

本文将文献 [124-125] 所综述的定量和定性的生成图像评价指标进行整理, 如表 7 所示。

在面向样本多样性不足的研究中, 期望的生成样本需要服从全局分布, 而不是仅拟合训练样本的概率分布。以 MSWI 过程为例, 燃烧线极端异常的火焰图像不存在于通常所获取的训练样本集中, 因此, 通常的评估方法不适用于这种情况。如何结合特定行业图像固有关键特征对应的机理知识对其进行综合评估和筛选, 是工业生成图像评估算法研究的难点之一。

3.3 工业过程生成图像应用研究现状

当前针对工业过程图像生成的研究主要聚焦于故障识别和工况监测等任务, 基于工业图像进行反馈控制和关键参数量化等方面的研究较为缺乏。以 MSWI 过程为例, 构建完备的火焰图像模板库可用于量化燃烧线, 从而支擦基于图像的实时燃烧控制。但是在数据分析中发现, 燃烧线异常的火焰图像稀缺^[14], 极端异常的火焰图像缺失。因此, 如何基于真实图像和生成图像构建完备模板库是实现上述目标的关键^[13]。图像生成技术在基于模板匹配的目标跟踪领域具有广泛的应用潜力。具体来说, 模板匹配是指采用预定义的图像模板与实际场景中的图像进行匹配, 以达到目标检测和识别的目的。在进行燃烧线量化时, 首先采用图像生成技术获取系列的火焰图像, 然后构建完备模板库, 最后采用模板匹配技术实现图像量化。这种

表 7 生成图像评估指标

方法	描述	文献与年份
1) 平均对数似然	采用从生成数据中估计的密度 (例如, 采用 KDE 或 Parzen 窗口估计) 解释真实 / 测试数据的对数可能性, 即 $L = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log_2 p_{\text{model}}(x_i)$	[32], 2014 [126], 2016
2) 分类性能	评估无监督表示质量的间接技术 (例如, 特征提取、FCN 得分), 可参见 GAN 质量指数 (GQI) ^[127] 。	[50], 2016 [110], 2017
3) 初试分数 (Inception score, IS)	生成数据的条件与边缘标签分布之间的 KLD, 即 $\exp(E_x(\text{KL}(p(y x) \ p(y))))$ 。	[121], 2016
4) 判别器二样本检测	采用二分类判别器识别两个样本是否源自同一分布。	[128], 2005
5) 图像质量测度	采用 SSIM、PSNR 和清晰度差异等指标。	[129], 2004 [130], 2015 [131], 2017
6) 最大均值差异	从每个分布独立采样, 测量概率分布之间的差异, 如下 $M_k(p_r, p_g) = E_{x, x' \sim p_r}(k(x, x')) - 2E_{x \sim p_r, y \sim p_g}(k(x, y)) + E_{y, y' \sim p_g}(k(y, y'))$	[132], 2012
7) 模式分数 (Mode score, MS)	与 IS 类似, 同时考虑标签在真实数据上的先验分布, 即 $\exp(E_x(\text{KL}(p(y x) \ p(y^{\text{train}})))) - \text{KL}(p(y) \ p(y^{\text{train}}))$	[133], 2016
8) 图像检索性能	测量图像间的最近邻距离分布: 方式 1. $d_{i,j}^k$ 设是由方法 k 生成的第 j 个图像与测试图像 i 的最近邻距离, $d_{i,j}^k = \{d_{i,j}^k, \dots, d_{n,j}^k\}$ 是单张图像到所有测试图像的最近邻距离的集合, 采用 Wilcoxon 符号秩检验假设: 两个生成器之间最接近的两个距离分布之间的差值的中值为零。若该假设成立, 则两个生成器一样好, 否则, 其结果可用于评估哪种方法在统计上更好。 方式 2. 设 d_j^t 是第 j 个训练图像到数据集的距离, 考虑到训练集和测试集源自同一个数据集, d_j^t 可被认为是生成器达到的最优分布; 计算平均最近邻距离的相对增量以度量生成样本与理想样本间的差异, 如下式所示 $\hat{d}_j^k = \frac{\bar{d}_j^k - \bar{d}_j^t}{\bar{d}_j^t}, \bar{d}_j^k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_{i,j}^k, \bar{d}_j^t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_{i,j}^t$	[134], 2016
9) 生成对抗度量 (Generative adversarial metric, GAM)	通过交换判别器和生成器比较两个 GAN。	[135], 2016
10) 覆盖程度量	生成数据覆盖真实数据的概率质量 $C := p_{\text{data}}(dp_{\text{model}} > t)$, 其中 t 使 $p_{\text{model}}(dp_{\text{model}} > t) = 0.95$ 。	[136], 2017
11) 改进的初始分数 (Modified inception score, m-IS)	侧重于从特定类别中采样图像的多样性 $\exp(E_{x_i}(E_{x_j}(\text{KL}(p(y x_i) \ p(y x_j))))))$	[137], 2017

定量
评估

续表

	方法	描述	文献与年份
定量 评估	12) 激活最大化分数 (Activation maximization score, AM Score)	考虑训练标签与预测标签之间的 KLD 分布以及预测值的熵 $KL(p(y^{train}) p(y)) + E_x(H(y x))$	[138], 2017
	13) 弗雷歇距离 (Fréchet inception distance, FID)	多元高斯数据的特征空间数据的 Wasserstein-2 距离 $FID \mu_r - \mu_g ^2 + T_r \left(Cov_r + Cov_g - 2(Cov_r \times Cov_g)^{\frac{1}{2}} \right)$	[122], 2017 [123], 2017
	14) 沃瑟斯坦评判 (The Wasserstein critic)	训练神经网络, 评判真实样本为高值和低值 $\hat{W}(x_{test}, x_g) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{f}(x_{test}[i]) - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{f}(x_g[i])$	[67], 2017
	15) 生日悖论测试 (Birthday paradox test)	通过计算重复数 (接近重复数) 度量离散 (连续) 分布的大小。	[139], 2017
	16) 对抗准确率和散度	计算两个判别器的分类精度, 一个训练于真实数据, 一个训练于生成数据, 在验证集上评估 $p_g(y x)$ 和 $p_r(y x)$ 。	[140], 2017
	17) 重构误差 (Reconstruction error)	通过优化 $\min G(z) - x^{test} ^2$ 测量测试图像与最近生成图像间的重构误差。	[141], 2017
	18) 低层次的图像统计 (Low-level image statistics)	从平均功率谱、随机滤波器响应分布、对比度分布等方面评估生成图像的低层统计特征与自然场景的相似程度。	[142], 2017 [143], 2017
	19) 精确度、召回率和 F1 分数	用于量化 GANs 中的过拟合程度。	[123], 2017
	20) 边界失真	采用分类方法测量生成样本的多样性和协变量漂移。	[144], 2018
	21) 统计显著性差异 (Number of statistically-different bins, NDB)	假设存在两组源自同一分布的样本集, 那么落入给定区间的样本数量在采样误差的范围内应该相等。	[145], 2018
	22) 比赛胜率和技能等级	设计比赛: 玩家要么是一个试图区分真实数据和虚假数据的判别器, 要么是一个试图欺骗判别器将虚假数据当作真实数据接受的生成器。	[146], 2018
	23) 归一化相对判别分数 (Normalized relative discriminative score, NRDS)	若生成样本与真实样本更接近, 则需要更多的训练批次才能将它们与真实样本进行区分, 从而对 n 个 GAN 进行比较。	[147], 2018
	24) 几何分数	在真实数据与生成数据之间比较底层数据流形的几何属性。	[148], 2018
	25) 切片 Wasserstein 距离 (Sliced Wasserstein distance, SWD)	基于切片 Wasserstein 距离的生成图像评估指标。可测量生成图像与真实图像之间的分布差异, 同时避免了 FID 的缺点。	[69], 2018
26) 类别感知 FID (Class-aware FID, CAFD)	采用高斯混合模型更好地拟合特征分布; 此外包含类别信息, 计算每个 K 类的 FID 并对结果求平均, 得到 CAFD $CAFD(p_r, p_g) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \mu_i^r - \mu_i^g + T_r \left(Cov_i^r + Cov_i^g - 2(Cov_i^r \times Cov_i^g)^{\frac{1}{2}} \right)$	[149], 2018 [150], 2021	
27) 无偏的 FID 和 IS	采用外推方法来获得分数的无偏估计, 称为 \overline{FID}_∞ 和 \overline{IS}_∞ , 用无限个样本计算代替有限样本分数。	[151], 2020	

续表

	方法	描述	文献与年份
定量 评估	28) 快速 FID (Fast FID)	加快 FID 计算的方法: 真实的样本在训练期间不会改变, 其 Inception 编码仅计算一次。	[152], 2020
	29) 空间 FID (Spatial FID, SFID)	FID 变体, 采用空间特征取代标准的池化特征。采用标准 pool3 初始特征和中间混合 6/conv 特征映射的前 7 个通道来计算 FID。	[153], 2021
	30) 记忆感知 FID (Memorization-informed FID, MiFID)	FID 的扩展, 除度量分布相似度, 还考虑模型对生成图像的记忆程度 $\text{MiFID}(S_g, S_r) = m_r(S_g, S_r) \times s(S_g, S_r)$ 其中, S_g 是生成数据集, S_r 是真实数据集, m_r 是基于阈值的记忆惩罚, $s(S_g, S_r)$ 是距离度量 $s(S_g, S_r) = \frac{1}{ S_g } \sum_{x_g \in S_g, x_r \in S_r} \min \left(1 - \frac{ x_g - x_r }{\ x_g\ \ x_r\ } \right)$ $m_r(S_g, S_r) = \begin{cases} \frac{1}{s(S_g, S_r)}, & s(S_g, S_r) < \tau \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases}$	[154], 2021
	31) 核密度估计 (Kernel density estimation, KDE)	用于估计概率密度函数形状的非参数估计方法, 通过采用核函数在数据点周围形成局部的概率密度贡献相加得到全局的概率密度函数。	[155], 2022
定性 评估	1) 快速的场景分类	参与者被要求在很短的展示时间内 (例如 100 ms) 区分生成图像和真实图像。	[32], 2014
	2) 近邻取样	为了检测过拟合, 生成的样本将与训练集中最近的“邻居”同时展示。	
	3) 网络内部结构	用于探索和说明模型的内部表征和动力学 (如空间连续性) 以及可视化学习的特征。	[156], 2001 [157], 2014 [55], 2016 [158], 2016 [159], 2016 [160], 2017
	4) 偏好判断	参与者被要求根据生成图像的保真度对模型进行排名。	[161], 2017 [162], 2017 [163], 2017 [164], 2018
	5) 模式掉落和崩溃	对于已知模式的数据集 (例如高斯混合模型或带标签的数据集), 通过测量生成数据与模式中心的距离进行度量。	[165], 2017 [166], 2017
	6) 人眼感知评估 (Human eye perceptual evaluation, HYPE)	基于人眼视觉感知特性的图像质量评估方法。在 HYPE 中, 评价者根据主观感受评估图像的质量, 评价指标通常包括多个评价者的评分, 得出图像的颜色、对比度、清晰度等, 统计质量评价结果。	[167], 2019 [168], 2019
	7) 神经得分 (Neuroscore)	采用语义分割网络比较生成图像和真实图像中分割对象的分布情况, 揭示 GAN 忽略某些对象类别的统计差异, 比较真实图像与 GAN 生成图像间的差异。	[169], 2019
	8) 通用的假与真检测器 (A universal fake versus real detector)	创建一个“通用”的检测器, 用于区分真实图像和生成图像, 如 CNN 或 GAN。在训练阶段, 该模型采用真实图像和生成图像作为输入, 以学习如何区分两类图像。在测试阶段, 该模型对新的图像进行真假检测。	[170], 2019 [171], 2020 [172], 2020 [173], 2021
	9) 细节对比	通过细节比对检验不同 GAN 模型的生成效果。	[174], 2022 [175], 2023

方法可代替传统的基于经验的燃烧线控制方法，进而提升智能化水平。

综上，本节从面向识别任务和面向以目标跟踪任务为代表的参数数量化两个方面进行研究现状的分析。

3.3.1 面向识别 / 检测任务的生成图像应用现状

在实际生产线上，因缺陷图像不足和标注成本过高等原因，很难获得具有足够多样性的缺陷样本数据。文献 [98, 102, 105] 均基于 GAN 提出面向特定工业行业的图像生成策略，构建缺陷识别模型。文献 [103] 提出基于 SDGAN 提升缺陷识别准确率，其首先采用循环损失和 D2 对抗损失训练 SDGAN，然后采用 FID 评估缺陷图片质量，最后构建缺陷识别 CNN 模型，结构如图 16 所示。

文献 [96] 提出基于 CE 增强和深度可分卷积构建缺陷分类模型，采用 mobilenetV1 和 V2 训练两个模型，表明轻量化的深度卷积可减少模型参数和计算量。文献 [97] 提出基于 CAE 数据增强的缺陷检测模型，采用 Xception 进行晶圆缺陷检测和分类。

面向自动缺陷检测系统中的缺陷图像分割任务，文献 [106] 提出采用 DCGAN 和 CycleGAN 生成缺陷图像、采用 PatchMatch 和 PSGAN 生成无缺陷合成图像的策略，其在数据增强基础上提出基于 CycleGAN 的周期性纹理缺陷分割框架，表明该框架优于现有的弱监督分割方法，结构如图 17 所示。

以 GAN 为代表的图像生成算法已应用于工业缺陷检测领域，因其具有更佳的数据增强、特征提取、样本平衡能力而备受关注。然而，由于训练过程不稳

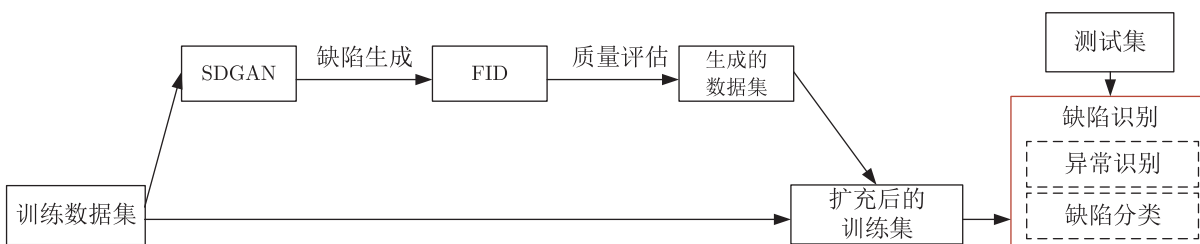


图 16 基于 SDGAN 数据增强的检测过程 [103]

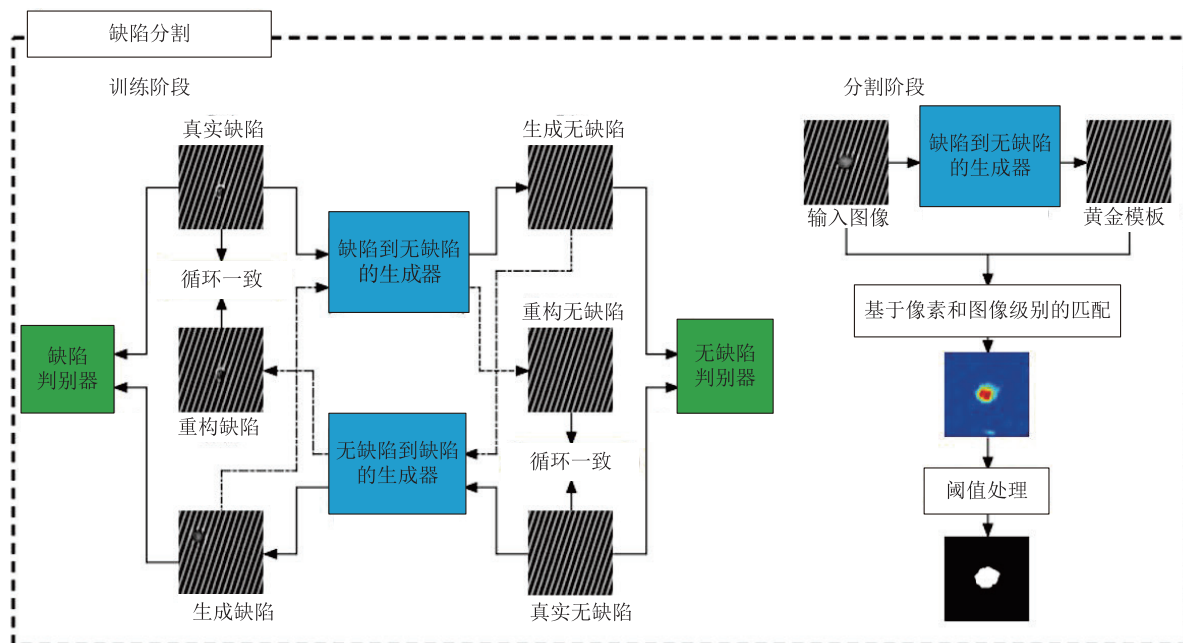


图 17 周期性纹理图像的缺陷分割过程 [106]

定、生成数据存在噪声等问题，其性能和稳定性仍需进一步研究。因此，在采用 GAN 进行工业缺陷检测时，需要进行充分的实验和评估，以验证其应用效果并对其优化方法进行探讨，从而提高工业应用中的实用性。

下面综述在电气设备识别、管道漏磁检测和焊接头检测等过程中的应用现状。

3.3.1.1 电气设备识别过程

该过程存在的问题包括工业过程温度分布过于集中、设备形状尺寸不确定以及识别背景复杂等。文献 [99] 提出基于 EOGAN 生成数据的电气设备识别框架，首先采用预处理和分割技术提取边缘信息，然后在训练阶段将图像数据与边缘特征进行匹配以生成红外图像，最后在基于边缘特征的图像生成阶段构建识别模型，其策略如图 18 所示。

上述研究存在的局限性在于：1) 采用的数据集规模相对较小，所提方法的适用性和鲁棒性有待采用更为广泛和多样化的数据集进行验证；2) 未考虑在实际应用中可能存在的不确定性因素，如设备老化、环境变化等因素可能会导致生成的合成数据与真实数

据存在差异；3) 数据需要进行后续处理才能用于设备识别，在实际应用中需要考虑更快速和实时的识别方法。

3.3.1.2 管道漏磁检测过程

存在的问题是检测环境不稳定和设备异常会导致信息不完整。文献 [100] 提出基于多传感器融合的方法，用于处理信息不完整情况下的缺陷表征问题。基于 3 种不同类型的传感器信号（磁场强度、相位和高斯噪声）并采用改进的 cGAN 生成缺陷信号样本，以弥补传感器数据缺失的情况。研究表明，该方法可显著提高缺陷表征的准确性和鲁棒性，降低传感器数据缺失造成的影响，其策略如图 19 所示。

值得注意的是，该研究仅基于模拟的信号数据集进行，并未在实际漏磁检测场景中进行验证。此外，该方法可能会受到缺失数据位置和数量等因素的影响，因此其应用范围具有局限性。

3.3.1.3 焊接头检测过程

该过程存在问题是：1) 不合格焊接点的样本稀缺；2) 焊点具有纹理弱、对比度弱和存在腐蚀等复杂特性；3) 噪声干扰大。

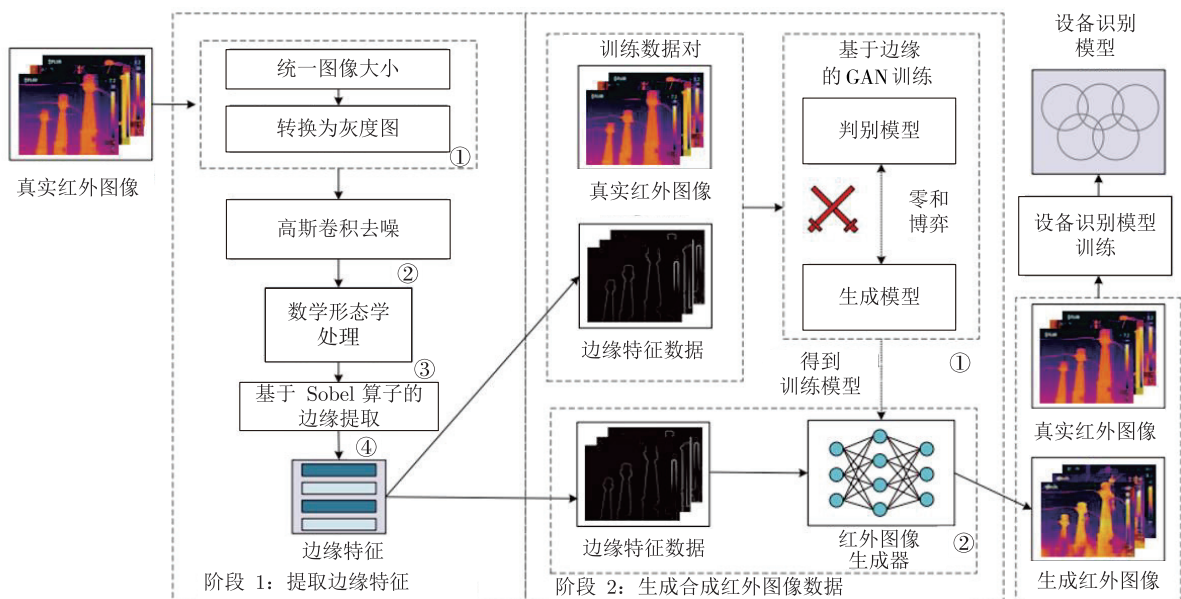


图 18 电气设备识别方法的结构^[99]

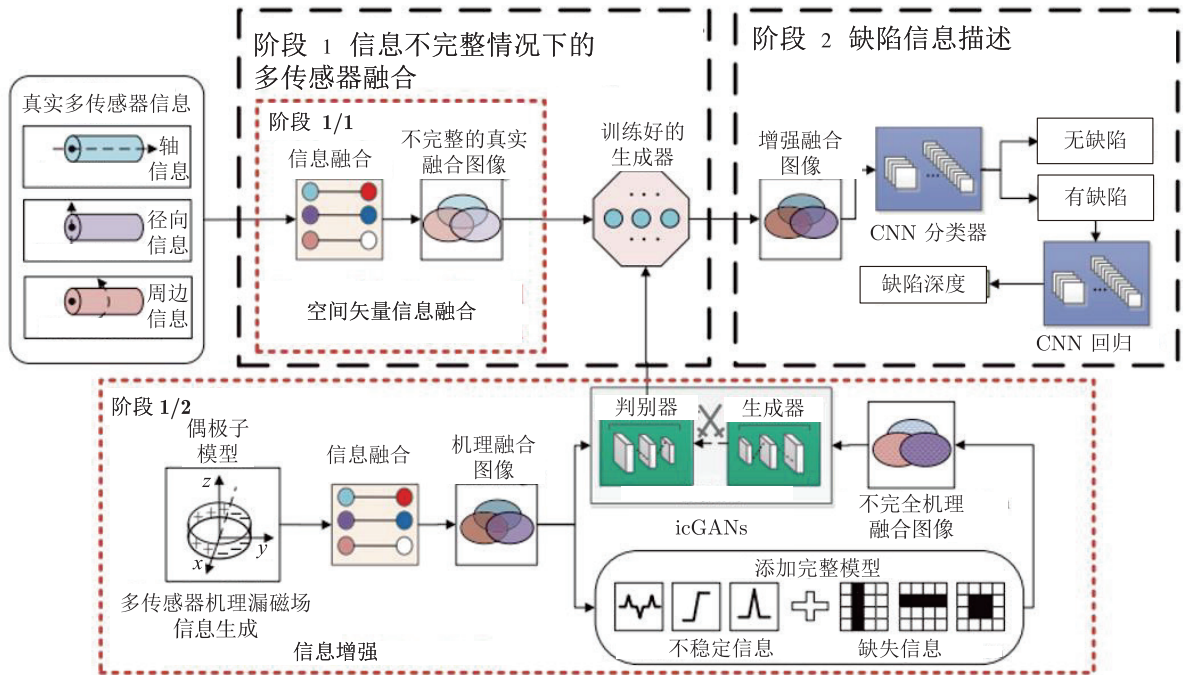


图 19 信息不完全下漏磁缺陷表征的多传感器融合框架^[100]

文献 [101] 通过集成 GAN 和 AE 构建了具有图像数据生成、特征提取和模式识别功能的网络结构，首先采用改进 GAN 扩展不合格点焊接头的图像数据集，然后结合专家经验通过 AE 选择图像的特征向量，最后利用隐马尔科夫模型判断点焊质量。该方法能够解决标准 GAN 中生成的图像样本分布不均和多样性不足的问题。

文献 [176] 采用 Cycle-GAN 实现工件与焊缝之间的样式转换，进而实现数据集的扩展，其应用过程如图 20 所示。

首先，针对训练样本不足的问题，结合图像处理和 GAN 生成高质量的训练样本；然后，建立训练样本的更新机制以保证深度

神经网络模型能够覆盖所有样本；最后，利用深度神经网络实现焊接接头的检测与识别。实验表明，该方法能够快速高效地完成焊接接头的检测与识别。

文献 [109] 应用 pix2pix^[110] 消除焊接图像中的噪声以实现图像增强，提出基于多源传感图像进行熔透检测的新框架，其能够

同步分析多种类型的光学传感图像，包括图像预处理、图像选择和焊斑熔透分类 3 个采用深度学习进行增强的阶段。

综上，基于 GAN 的图像增强在焊接头检测中应用广泛。该技术通过学习原始图像中的信息生成高质量图像，能够提高焊接头缺陷、几何形状、尺寸和质量检

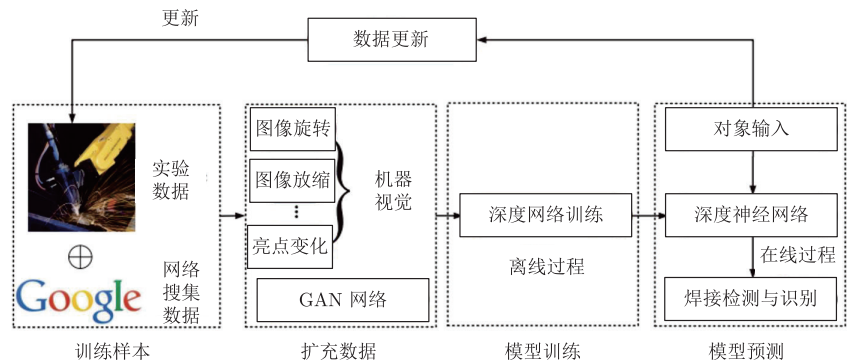


图 20 焊接头检测与识别框架^[176]

测的准确性与可靠性。通过增强图像的细节、清晰度和纹理等特征,可显著提高焊接头检测的效果。

3.3.2 面向目标跟踪任务的生成图像应用现状

3.3.2.1 工业领域

近年来,孪生网络(Siamese network)的突出精度和速度使其在目标跟踪研究中广受关注,尤其是在视频监控和自动驾驶等领域^[177-178],但其在复杂工业过程中的应用仍需要进一步深入。

以对MSWI过程的燃烧火焰进行跟踪为例,目前还存在如下开放性问题:1)生成虚假火焰图像以增强数据集的数量和质量,提高火焰目标跟踪算法的鲁棒性和泛化能力;2)生成虚拟火焰图像用于训练火焰边界检测模型,以便能够更准确地检测火焰的位置和形态;3)火焰的形态和颜色等信息会不断发生变化,而成像设备故障、物质遮挡等因素可能会导致火焰图像中出现缺失区域,这需要采用图像生成技术进行填充,从而更好地进行燃烧火焰的跟踪;4)火焰的形态和颜色等信息能够反映炉膛内的燃烧状态,生成虚拟火焰图像可用于训练模型预测火焰状态的变化趋势,从而更好地控制和优化炉内燃烧过程。

因此,面向目标跟踪的图像生成技术在工业领域具有广泛的应用前景,如在MSWI过程中,其可用于增强数据集的数量和质量、检测火焰边界、填充缺失数据和预测火焰状态的变化趋势等。

3.3.2.2 其他领域

SINT(Siamese instance search tracker)算法^[179]是基于孪生网络的跟踪算法的代表之一,其采用孪生网络训练识别与初始目标外观相匹配的候选图像位置,进而将目标跟踪问题转化为匹配问题。相比之下,SiamFC算法^[180]在初始阶段训练全卷积网络用于解决相似性学习问题,在推理期间对学习到的匹配函数进行在线评估,能够以超实时速度运行。SiamRPN算法^[181]将RPN(Region proposal network)网络应用于目标跟踪任务,用针框替代多尺度卷积过程,进一步提升了跟踪速度和精度。

尽管上述跟踪算法表现出色,但均采用固定模板进行跟踪,在目标出现旋转、形变和运动模糊等外观变化时容易出现模板匹配错误,进而导致目标跟踪失败。为此,CFNet算法^[182]在SiamFC算法框架中引入可微相关滤波器,采用岭回归微调初始模板,从而可在跟踪过程中更新模板。另外,文献[183]提出了动态Siamese网络,通过快速转换学习模型,能够有效地从历史帧中在线学习目标外观变化。此外,文献[184]在目标跟踪过程中采用GAN生成所需要的模板。

以上算法在一定程度上提高了跟踪性能,但在目标外观发生变化时,会存在跟踪失败的情况。由于图像生成算法能够在目标跟踪中生成跟踪目标的模板、学习目标的潜在表示、进行数据的增强更新以适应变化^[184],因此应用前景广阔。

4 讨论与分析

4.1 方法比较

面向工业过程的图像生成、生成图像评估和生成图像应用共3个视角的相关研究统计结果详见表8。

由表8可知:

1)工业过程图像生成。从问题角度分析,其主要能够解决样本分布不均、多样性不足和噪声干扰大3类问题。具体而言,从解决问题的视角出发,针对不同的类别应采用不同的策略:面向样本分布不均,主要采用通过生成样本拟合小样本分布的方式,主要度量指标为样本稀疏度和样本相似度,该策略能够有效提高下游识别模型的泛化性能;面向样本多样性不足,主要采用图像到图像的转换方式,借助源域特征扩充目标域特征,相较于原始目标域图像集,目标域特征更加丰富,能够在一定程度上解决目标域图像缺失问题,该策略能够有效提高下游识别模型的鲁棒性;面向样本噪声干扰大,主要采用图像到图像的转换方式,借助清晰图像集的概率分布修正噪声干扰大图像集的概率分布,进而去除噪声,该策略能够有效提高图像的可解释性。

表 8 面向工业过程的图像生成及其应用与评估统计表

	子类别	方法	年份	优劣	文献
工业过程图像生成研究	样本分布不均	生成器为编码器-解码器的 GAN，引入小波对生成图像细化	2019	无缺陷区域的基本不变，同时避免图像模糊。	[102]
		AdaBalGAN	2019	根据分类准确性平衡每种缺陷类型的样本数量。	[98]
		图像处理和 GAN	2019	焊接头的检测与识别。	[176]
		卷积编码器 (CE)	2020	基于编码的图像生成，具有可解释性，但多样性不足。	[96]
		卷积自编码器 (CAE)	2020	基于编码的图像生成，具有可解释性，但多样性不足。	[97]
		EOGAN	2020	边缘特征作为先验知识指导红外图像生成。	[99]
		生成器是 U-Net 的改进 GAN	2021	细化生成器的损失函数构建多传感器信息，从而更好地增强漏磁信息。	[100]
	样本多样性不足	混合生成样本与实际样本训练 GAN	2022	一定程度上避免模式崩溃。	[101]
		引入工业过程数据的 GAN 的图像生成	2023	创新的应用，采用 GAN 来生成高炉料槽的热图；需克服数据依赖性、模型复杂性和实际应用验证等方面的挑战。	[185]
		SDGAN	2020	引入 D2 对抗损失和循环一致损失，学习更全面的特征。	[103]
		采用 DCGAN 和 CycleGAN 生成缺陷图像，采用 PatchMatch 和 PSGAN 生成无缺陷合成图像	2020	同时生成缺陷和无缺陷图像。	[106]
		DuCaGAN	2020	在 CycleGAN 基础上加入胶囊网络的视觉不变性和旋转，能够学习细节特征。	[105]
		缺陷区域和强度可控 GAN	2021	生成缺陷的区域和强度具有可控性。	[186]
		具有注意力机制的循环一致性 GAN (AttenCGAN)	2022	循环一致对抗网络和注意力机制解决小样本表面缺陷分类问题；缺乏详细的实验结果和定量指标，存在适用性的局限性以及可解释性的问题。	[187]
	样本噪声干扰大	pix2pix	2019	消除焊接图像中的噪声。	[109]
		cGAN	2019		[111]
		PLSGAN	2021	能够增强和降噪红外热成像图像中的缺陷。	[188]

续表

	子类别	方法	年份	优劣	文献
工业过程生成图像应用研究	面向识别任务	基于 GAN 增强的缺陷识别	2019 2019	有效提高识别模型的性能。	[102] [98]
		基于 CAE 数据增强的缺陷检测模型	2020 2020 2020	轻量化的深度卷积可减少模型参数和计算量, 提高缺陷检测性能。	[105] [96] [97]
		基于 CycleGAN 的周期性纹理缺陷分割框架	2017	优于现有的弱监督分割框架。	[104]
		基于红外图像的电气设备识别	2020	能够根据边缘特征生成图像; 采用的数据集规模相对较小, 适用性和鲁棒性有待采用更为广泛和多样化的数据集验证。	[99]
		管道漏磁检测	2021	集成 GAN 和 AE, 解决标准 GAN 中生成的图像样本分布不均和多样性不足的问题。	[100]
工业过程生成图像应用研究	面向目标跟踪任务	焊接检测	2019	结合 GAN 和图像处理, 建立训练样本的更新机制, 以保证模型能够覆盖所有样本。	[176]
			2019	采用 pix2pix 技术去噪, 包括图像预处理、图像选择和焊缝熔透三个阶段, 提高检测效果。	[109]
		具有多维信息感知和时域运动补偿的孪生网络, 进行卫星视频中的目标跟踪	2016	引入多维信息感知和时域运动补偿技术, 对于解决卫星视频中目标跟踪问题具有潜力; 缺乏实验结果的详细分析及对使用的数据集的说明。	[179]
		基于孪生多尺度网络的露天矿变化检测	2018	Siamese 网络和多尺度信息的引入能够提高变化检测的准确性; 露天矿应用具有创新性。	[181]
工业过程生成图像评估现状	定量	判别器二样本检测、图像质量测度、最大均值差异、平均对数似然、分类性能、IS、MS 和 FID 等 (详见表 7)	2005~ 2023	能够给出客观定量的评价指标, 具有通用性; 在面向样本多样性不足的研究中, 期望的生成样本需要服从全局分布, 而不是仅拟合训练样本的概率分布, 此类样本无法被有效评估。	[32] [110] [122] [123] [126-155]
	定性	近邻取样网络内部结构、快速的场景分类、偏好判断、模式掉落和崩溃、HYPE、神经得分、通用的假与真检测器和细节对比 (详见表 7)	2001~ 2023	能够观测出是否生成期望特征; 无法定量描述或给出客观指标。	[32] [156-175]

2) 工业过程生成图像评估。生成图像评估模型的架构涵盖了输入图像与生成图像之间的比较和分析过程,用于确定两者之间的相似性和差异,其流程通常包括预处理、特征提取、相似性度量和评估指标计算等步骤。定量指标虽然能够提供客观的数值结果,但在极端异常工业过程图像的评估方面可能存在一定困难,无法准确反映生成图像的真实质量和特殊特征。定性指标主要是指基于人工方式的主观评估,包括专家评审、用户调查和视觉感知实验等方法,尽管该指标主要依赖于经验和主观判断,但在评估特殊生成图像时却具有一定优势,能够更全面、准确地评估图像的视觉质量、真实性和感知一致性。在未来研究中,需要改进和发展更为准确可靠的定量指标,需要在评估中融入更多的工业特征和领域知识。此外,还可以探索基于深度学习的生成图像质量评估算法,以提高评估的自动化程度和准确性。

3) 工业过程生成图像应用。目前,对于工业过程生成图像应用的研究主要侧重于故障识别和工况监测等任务,面向工业生成图像进行反馈控制和关键参数量化等方面的相关研究相对较少。本文将生成图像应用划分为面向识别/检测任务和面向目标跟踪任务两类。针对识别/检测任务,主要集中在电气设备识别、漏磁检测和焊接检测等方面,研究者采用不同的图像生成方式获取具有特定目标的图像,以便进行算法的训练和性能的评估。针对目标跟踪任务,目前的研究主要涉及其他非工业过程领域,能够生成具有已知运动轨迹和特征的目标,进而提供训练数据或进行算法测试。未来研究中,工业生成图像还可以用于过程难测参数的检测和控制,模拟在不同参数条件下的系统性能和响应,进而拓宽其在工业领域中的潜在应用价值。

4.2 讨论与分析

结合以上分析,本文总结了面向工业过程的图像生成及其应用的未来研究方向,如下所示。

1) 结合工业背景知识增加生成图像的多样性。目

前的生成研究主要采取拟合已有真实小样本数据和使用图像到图像转换的策略,通过将大量无标签样本融入生成过程以增加样本多样性[103, 105-107]。然而,在工业环境中,如何生成同时具有全局分布特征和强解释性的样本仍然是一个挑战。笔者认为,解决方案之一是引入工业机理知识和领域专家知识约束,进而生成符合工业过程实际物理规律的工业图像,以提高生成结果的可靠性和可控性。此外,也可以考虑将不同类型的工业过程数据(如传感器数据、文本数据等)与工业图像相结合,实现基于多模态的工业过程图像生成。

2) 结合扩散模型、Prompt learning 和大型生成模型的图像生成。笔者认为,在面向工业过程图像生成及其应用的未来研究中,结合扩散模型、Prompt learning 和大型生成模型将具有里程碑式的重要意义。扩散模型能够通过控制噪声信号的逐步变化生成数据样本,支持逆向过程和条件生成,可产生与GAN方法相媲美的高质量样本。通过改进和扩展扩散模型应对不同工业领域的特定挑战,显然能够提高视觉感知模型的准确性和泛化能力。基于Prompt learning 技术,理论上能够通过设计适当的提示信息引导生成模型输出符合工业过程特征的图像;如何设计提示信息,如何在生成过程中引入领域专家知识与物理约束信息,是提高生成结果可控性和准确性的关键之一。大型生成模型能够学习大规模数据集的知识,通过文本描述能够生成高质量、可解释的图像,但受限于缺乏可训练样本和领域知识等因素,如何生成工业领域性强的图像还有待解决。因此,结合扩散模型、Prompt learning 和大型生成模型的图像生成技术将能够为工业过程图像生成的未来研究提供新的契机。

3) 对图像去噪与图像生成进行协同优化的图像生成。受传感器噪声、光照变化或物体振动等多种因素的影响,工业过程图像常常包含噪声和伪影^[109, 111],过度拟合噪声数据会导致模型记忆随机噪声的模式,进而影响模型的泛化能力^[189]。因此,需要研究

如何设计能够同时学习图像去噪和图像生成任务的一体化模型，通过共享特征表示和参数，使得去噪和生成过程能够相互促进，进而提高生成结果的质量和准确性。此外，针对具体的工业过程，其噪声结构往往具有独特性，例如在 MSWI 过程中，噪声主要源自飞灰、杂质以及高温对摄像头的影响。笔者认为，未来研究需要根据噪声结构中所存在的先验信息选择或改进更为适合的算法，这将有助于提高工业图像去噪效果。

4) 基于生成图像的工业模板库构建与更新及在下游应用，通常的工业图像模板库因存在异常样本分布不均和极端异常样本缺失等问题，导致难测参数和控制模型的泛化性能和鲁棒性能受到限制^[190]。从模板库的构建和更新视角而言，简单的线性更新策略显然难以满足工业现场的所有可能情况；此外，该更新策略在空间维度上是恒定的，无法实现局部更新。因此，有必要采用基于生成图像的策略构建完备的工业图像模板库以解决上述问题。从难测参数检测的角度分析，基于图像生成的模板库能够提供完备的图像特征，能够涵盖各种可能的异常情况，从而提高难测参数的检测能力。从基于图像进行控制^[191]的角度分析，基于图像生成的模板库的数据具有完备性，能够与控制策略建立较为完整的映射，进而支撑实现更为准确和精细的工业过程控制。此外，生成模型还可以根据不同的控制策略生成相应的图像样本，用于评估控制系统的性能。因此，通过构建和更新完备的工业图像模板库并将其应用于难测参数检测和控制优化，在未来有望提升工业过程控制系统的性能。

5) 基于生成图像与过程参数工业模板库的产品质量优化研究。本文认为，通过利用模板库中的图像样本和相关参数信息，进行基于生成图像与过程参数工业模板库的产品质量优化将是未来的重要研究领域。首先，需要收集、整理和标注大量的样本数据，即构建的模板库应包含不同工业产品的图像样本以及与其相关的质量参数，以支持后续的产品质量优化研究。

然后，利用生成模型技术扩充样本库中的样本数量，即通过生成图像模拟不同参数和条件下的产品。最后，结合图像处理和机器学习方法，通过分析生成的图像样本和与之相关的参数信息，建立预测模型以优化产品质量。显然，上述研究将会推动工业领域质量管理和控制技术的发展，实现对产品质量的优化和改进，提高工业生产的效率和竞争力。

6) 基于生成图像跟踪特征目标的工业过程控制和优化。本文认为，基于生成图像跟踪特征目标在助力工业过程的控制和优化方面具有较大的应用潜力，具体表现在：可用于工业过程目标的感知和识别，目标位置、状态和运动轨迹的实时监测；基于跟踪信息实现自适应的控制和优化策略，进行更高效、精确和可靠的工业生产过程跟踪控制；通过比较生成图像与预期目标图像的差异进行异常检测和故障诊断，及时检测和识别工业过程中的异常行为或故障情况，支撑容错控制算法的设计与实现；通过实时监测目标的位置和状态对资源进行优化分配和利用，进而提高生产效率和资源利用率；通过自动化的生成图像分析和目标跟踪，促进工业过程的智能化和无人化，减少对人力资源的依赖，提高对生产过程的可控性和安全性。未来的研究方向包括提高生成图像跟踪的精度和稳定性，探索更为有效的目标识别和跟踪算法以及将其与工业过程的控制和优化相结合，提高工业过程的智慧化水平，实现更为高效、可持续和安全的工业生产。

5 总结与展望

本文首先概述了图像生成研究现状，阐释了工业过程图像生成的定义、流程、评估和应用需求；然后，简要分析了在工业领域具有潜在应用价值的图像生成算法；接着，依据图像生成流程，从图像生成、生成图像评估和应用 3 个视角进行详细综述；最后，讨论了这些算法的技术特点和研究难点。笔者认为，为获得具有全局分布特性的工业过程生成图像样本集，未来的研究主要面临着以下挑战：

1) 大规模模型的融入: 随着深度学习的快速发展, 大规模模型在图像生成任务中已经展现出巨大潜力。考虑到将大规模模型应用于工业过程中需要解决计算资源消耗、模型复杂度和训练效率等问题, 未来的挑战应致力于如何通过高效地融入大规模模型以提升特定行业的生成图像的质量和效率。

2) 多模态场景的生成: 工业过程涉及多种场景和特征, 单一的生成模型难以覆盖所有工况下的图像生成需求。研究人员可探索设计具有多模态特性的生成模型, 通过将每个模态专注于特定的工业场景或特征等方式提高生成图像的逼真度和多样性, 包括考虑但不限于在光照、材质、形状等方面的变化。

3) 基于生成图像的关键参数检测和工业过程控

制: 在工业过程中, 生成的图像中不仅包含视觉信息, 其还蕴含关键过程参数和控制信息。研究如何准确提取生成图像中的关键过程参数并将其应用于工业过程的控制和优化是一个重要的开放性问题。未来的研究可探索基于生成图像的关键过程参数检测和工业过程优化控制策略, 进而实现工业过程的智慧运行。

综上所述, 面向工业过程的图像生成及其应用研究面临着大规模模型的融入、多模态场景的生成和基于生成图像的关键参数检测和工业过程控制等挑战。解决这些挑战将为工业领域提供更高质量、多样化和可控的图像生成技术, 并推动工业过程的创新和进步。○

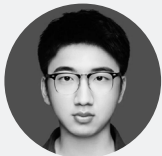
来源: 自动化学报

作者简介



汤健 北京工业大学信息学部教授。主要研究方向为小样本数据建模, 城市固废处理过程智能控制, 本文通信作者。

E-mail: freelytang@bjut.edu.cn



郭海涛 北京工业大学信息学部硕士研究生。主要研究方向为面向城市固废焚烧过程的图像处理研究。

E-mail: guoht@emails.edu.cn



王鼎 北京工业大学信息学部教授。2009 年获得东北大学硕士学位, 2012 年获得中国科学院自动化研究所博士学位。主要研究方向为强化学习, 智能控制。

E-mail: dingwang@bjut.edu.cn



夏恒 北京工业大学信息学部博士研究生。主要研究方向为面向决策树的深 / 宽度学习结构与优化, 城市固废焚烧过程二噁英排放预测。

E-mail: xiaheng@emails.bjut.edu.cn



乔俊飞 北京工业大学信息学部教授。主要研究方向为污水处理过程智能控制, 神经网络结构与优化。

E-mail: junfei@abjut.edu.cn

复杂性中何以涌现简单性？Sloppy 模型捕捉复杂系统的关键自由度

引言

在探索自然界的奥秘时，我们常常被复杂系统的精妙所吸引。从星系的旋转到生态系统的平衡，再到人类大脑的复杂网络，这些系统以其错综复杂的结构和动态行为挑战着我们的理解。然而，尽管这些系统在微观层面上拥有极高的自由度，我们却能够用相对简单的模型来描述它们在宏观层面的行为。这一现象引发了一个深刻的问题：由大量参数所确定的复杂系统（如大脑），其动力学是否可以由较少的自由度所确定和控制？

复杂系统不仅在变量空间有着极高的自由度，其在参数空间同样也有非常高的自由度。在大量参数不确定的情况下，我们是否仍然可以对系统的动力学情况进行预测？如果错误地估计了某个参数，我们所预测的动力学会跟原来的动力学产生怎样的差异？有趣的是，许多复杂系统的工作状态似乎不会由于部分参数的改变而发生剧烈的变化。例如一个深度学习网络，其中可能包含上千万个

参数，但一个能够有较好泛化能力的网络，往往不会因为参数的扰动影响其表现。Sloppy 模型所描述的就是这样一类多参数模型，这类模型的行为只取决于几个参数的严格组合，而参数的其它组合方式对模型预测来说并不重要。这样的模型在生命科学、物理学和人工智能等领域中无处不在。

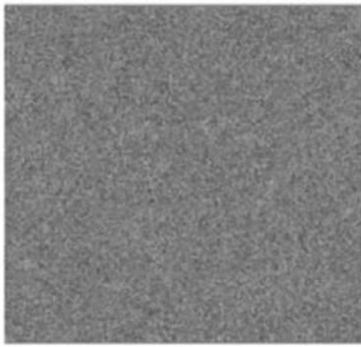
此次读书会从理论物理的角度出发，结合生物学和信息论的知识，来分析和理解复杂系统背后的数学原理和生物学规律，目的不仅是揭示复杂系统在宏观层面上的简化描述，更是探索这种简化背后的科学原理。读书会中讨论了如何通过 Sloppy 模型识别系统中的关键参数，量化动力学与稳定性。这样我们可以更好地理解复杂系统的工作机理，以及如何在不同环境和条件下维持其功能。此外还讨论了如何利用这些知识设计更有效的神经科学研究方法，并将这些原理应用于人工智能和其他技术领域。

1. 复杂系统的 Sloppiness

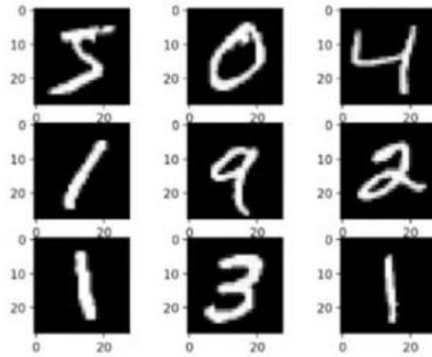
在物理学中，理想气体的微

观粒子虽然自由度高，但宏观上我们可以用温度、压强和体积等简单的量来描述。同样，在生物学中，细菌群体的生长和进化虽然复杂，却也遵循一定的宏观规律。这些现象让我们思考：对于复杂系统，我们能否在宏观层面上用较少的参数来捕捉其主要特征和秩序？

这一问题的答案，或许可以从我们对现实世界的观察中得到启示。例如，当我们观察一幅由随机像素组成的图像时，很难从单个像素推断出周围像素的信息。然而，当我们面对自然界中的图像时，如手写数字或自然风景，却能够轻易地根据一部分信息预测整体的模式。这种能力源自于自然界中的物体和现象之间存在着某种内在的关联性。正是这种关联性，使得我们的世界变得有序，也使得科学探索成为可能。这些观察结果向我们展示了一个关键的事实：尽管世界复杂多变，但它并非随机无序，而是遵循着某种可理解的规律。因此，我们能宏观上的低自由度来描述高自由度的复杂系统，即



“random” images



“natural” images

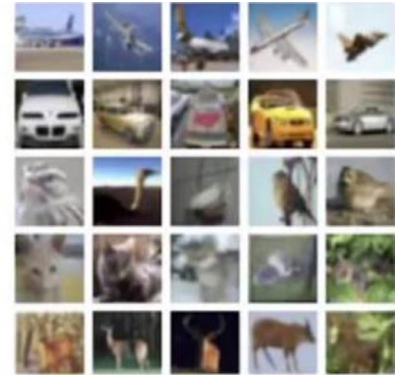


图1 本图片来自于中科院物理所王磊 PPT

只有少数自由度是关键。这正是 Sloppy 方法的理论基础。具体来说，对于像理想气体这样的独立粒子系统，其联合分布可以通过各个独立分布的乘积来表示，例如，描述气体分子运动速率的麦克斯韦 - 玻尔兹曼分布可以被描述为具有 3 个自由度的 χ 分布。而对于非独立粒子系统，它们在宏观层面上的简化主要归因于三个因素。首先，系统本身受到物理和几何约束。其次，复杂系统在形成过程中必须抵抗噪声，并且为了保持其任务表现的泛化能力，不能对每个参数都过于敏感。最后，复杂系统的演化过程中可能出现路径依赖，一些简单的结构一旦出现，就更容易被选择（例如智能手机形态的“趋同进化”）。

2. 建模复杂系统

为了模拟我们之前讨论的这些特性，一个经典的选择是 Ising

模型。这个模型最初是为了描述磁性材料的特性而提出的。其数学表达式如下：

$$H(\sigma) = -\sum_{\langle i,j \rangle} J_{ij} \sigma_i \sigma_j - \mu \sum_j h_j \sigma_j$$

其中， σ_j 表示第 j 个位置处的自旋方向， J_{ij} 与 μ 均为参数。

Ising 模型中， $-\sum_{\langle i,j \rangle} J_{ij} \sigma_i \sigma_j$

表示相互作用， $-\mu \sum_j h_j \sigma_j$ 表示个体特征。而神经动力学同样由两个方面的因素所决定，一方面是由神经元本身的某种性质，另一方面是由神经元与神经元之间的某种影响。因此，我们可以使用类似的 Ising 模型来模拟神经动力学。

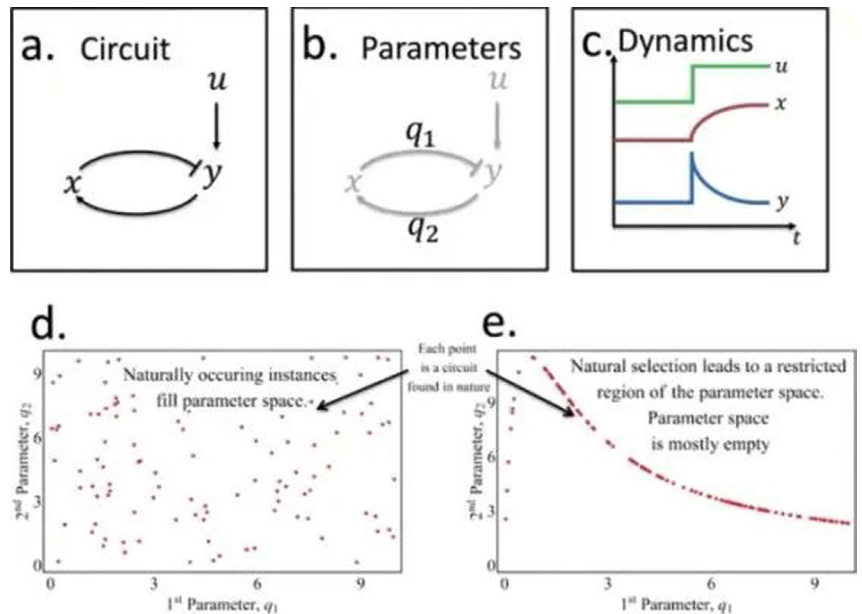


图2 图片来源: Szekeley, P., Sheftel, H., Mayo, A., & Alon, U. (2013). PLoS Comp Biol, 9 (8), e1003163.

通常我们认为，参数决定了模型的演化，即参数决定动力学。在文献 [1] 中提到的基因调控网络中，尽管有许多参数，但即使不完全了解这些参数，我们也能把握整个系统的动力学。文中分析了两个参数的取值关系，如果参数取值是无关的，那就应该如上图中的 d 所示，但是实际得到的却是图 e，这意味着参数之间有着某种约束。那么为什么会有这种约束呢？因为生物体表现出的动力学并非随机，因此对动力学有特定要求的参数也会受到限制，使得参数的选择最终落在一个更低维的子空间内。

3. 结构、参数与动力学

上面的现象使得我们想进一步探讨参数与动力学的关系。在物理学中，参数的不同取值会导致系统随时间演化的差异，进而影响我们观测到的现象。以大

脑为例，采用 Ising 模型建模，它的参数主要描述了大脑不同区域的活跃性以及它们之间的连接情况。而这些参数发生改变，大脑动力学也将对应发生改变。在统计学的视角下，一旦参数确定了，随机变量的分布也就随之确定。例如，只要我们知道均值和方差，就能定义一个高斯分布。这种关系使我们能够通过观测数据来推断参数，这就是参数估计方法的基础。

更一般地，我们考虑参数空间（参数所构成的空间）与行为空间（变量所构成的空间）的关系，如下表。在诸多领域我们都可以发现参数决定了行为，但同时进化又反过来通过选择行为确定了一些参数之间的约束。

这种相互作用促使我们进一步研究参数变化与行为变化之间的关系。我们发现一些参数的改变几乎不会影响动力学，而另外一些参数一旦扰动，动力学将发生巨大改变。于是我们将前者称为 Sloppy 的参数，

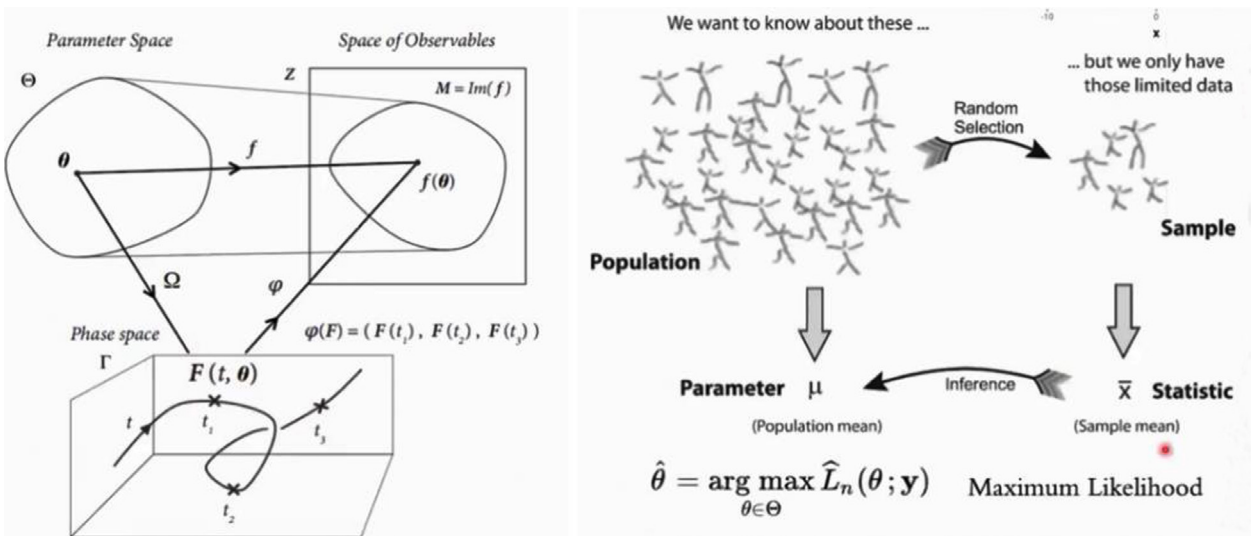


图 3

	Parameter Space	Behavior Space
General	Genotype	Phenotype
Proteins	Sequence (Evolution)	Function (Structural dynamics)
Biological networks	Reactions / Interactions	Concentrations / Abundance
Brain	Plasticity, reconfigurations, individual differences, etc.	Behaviors, performance
Deep learning	Training (e.g., SGD)	Performance (e.g., generalization)
Social networks	Homophily, clustering, etc.	Polarization, spreading, etc.

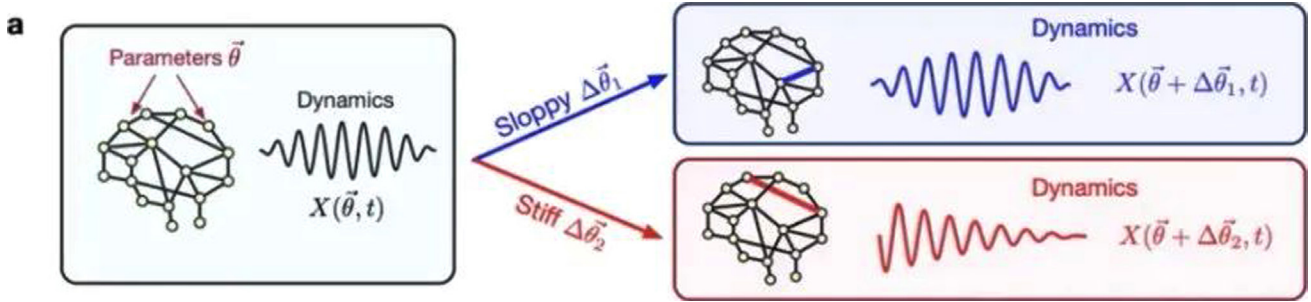


图 4

而后者敏感性的参数被称为 Stiff 的。

为了更严格地衡量这种动力学的变化，Sethna 提出了一种度量方式 [2]，公式如下：

$$\chi^2(\theta) \equiv \frac{1}{2N_c N_s} \sum_{s,c} \frac{1}{T_c} \int_0^{T_c} \left[\frac{y_{s,c}(\theta, t) - y_{s,c}(\theta^*, t)}{\sigma_s} \right]^2 dt,$$

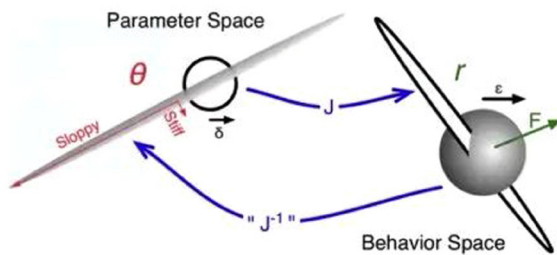
该公式计算了在时间 t 内，系统由 θ^* 变为 θ ，动力学发生的改变 $y_{s,c}(\theta, t) - y_{s,c}(\theta^*, t)$ ，并进行归一化处理。

4. Sloppy 模型

基于这些想法，Sethna 对多种系统进行了深入研究，提出了 Sloppy 模型的概念（如下图所示）。大量研究表明，在绝大多数生物系统中，大部分参数都具有 Sloppy 特性，而只有少数参数扮演着关键角色。

为了定量描述参数的稳定性，我们引入了 Fisher 信息矩阵，它由参数的二阶导数构成，反映了概率分布的凹凸性（注：这里的讨论简化了问题，

Sloppy Model



Sloppy models are multiparameter models, whose behavior depends only on a few *stiff* combinations of parameters, with many *sloppy* parameter directions largely unimportant for model predictions. Sloppy models are ubiquitous in systems biology, in physics and in mathematics.

<https://sethna.lassp.cornell.edu/Sloppy/SloppyPubs.html>

图 5

严格来说，这种由二阶导数所定义的 Fisher 信息矩阵为“观测 Fisher 信息”，即 Observed fisher information)。一个分布的凹凸性越大，表明其越不稳定，蕴含的信息量越大，而这个分布的形状正是由参数决定的。故可以用 Fisher 信息矩阵描述模型对参数的稳定性。

下面我们更直观地来理解 Sloppy 和 Stiff。我们说 Sloppy 或 Stiff 的维度或方向，可以不仅仅是某个具体的参数，也可以是参数的组合。数学上的理解就是，对 Fisher 信息矩阵求特征值和特征向量，其中对应最大特征值的特征向量就是 Fisher 信息下降最快的方向，相应的参数组合因此对应于能最大程度改变系统动力学的 Stiff 方向。在大量真实的复杂系统中，Stiff 的维度往往远远小于系统的自由度数，这些方向上的扰动将严重影响系统的动力学行为，在相应方向上概率分布函数的投影形状更尖锐，有更小的方差。对于大多数的 Sloppy 的维度，这些维度上参数的扰动对系统的动力学影响较小，相应方

Fisher information matrix

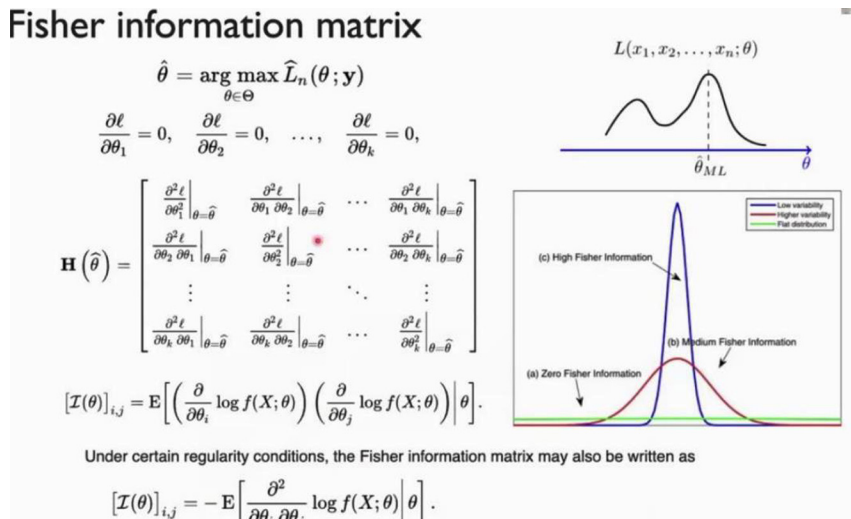


图 6

向上概率分布函数的投影更宽扁、更大方差。

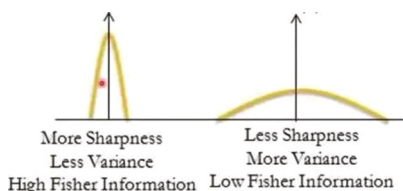


图 7

这一套基于 Fisher 信息的语言构成了一个新的学科——信息几何。信息几何背后的理论基础将有助于我们对稳定性进行更深入的数学分析，如我们发现 Fisher 信息度量可以由 KL 散度的二阶导导出，这就建立了参数稳定性与 KL 散度之间的联系。

Sethna 在研究 Sloppy 模型的时候也提出了类似的想法。他采用动力学的变化关于参数对数的二阶导，来描述参数的稳定性 [2]，计算如下：

$$H_{j,k}^{\chi^2} \equiv \frac{d^2 \chi^2}{d \log \theta_j d \log \theta_k}.$$

以上就是 Sloppy 模型基本思想的数学描述，唐乾元老师课题组将这套思想用到蛋白质的进化问题的研究上 [3]，以蛋白质进化过程中的突变作为参数，蛋白质的动力学作为变量，发现了蛋白质动力学与进化之间存在一种对应关系。想要更具体地了解论文的全部内容，请阅读文献 [3]。

5. 大脑的最大熵模型

我们常常依赖于模型来解释观察到的现象。然而，在实际的建模过程中，往往需要从现象出发，反向推导出模型参数。例如，AlphaFold 预测蛋白质结构，它通过分析同家族蛋白质序列不同位点间突变的关联性来推断氨基酸的相对位置。同样，在构建脑网络时，我们也需要通过分析不同脑区信号的关联性来推断网络的结构。

在这个过程中，求解逆问题——即从现象倒推参数——是

至关重要的一步。为了实现这一目标，一种常用的方法是最大熵模型。最大熵模型的核心思想是在最大不确定性（亦即最少假设）的前提下估计参数，同时，如果系统本身带有约束，我们可以通过拉格朗日乘子在数学上引入这些约束。例如，如果我们已知一个系统的均值和方差，那么利用最大熵原理，我们可以得出该系统遵循高斯分布。对于其他常见的概率分布及其对应的最大熵约束，可以参考维基百科的相关条目 (Maximum entropy probability distribution) [7]。

在具体的实验中，研究者们使用了基于大脑的 BOLD 信号 [4] 和神经信号发放 [5] 的数据。通过最大熵模型，能够计算出模型预测的均值和方差，并与实际数据的均值和方差进行比较。并通过下面的规则进行迭代，最终学习到相应的参数：

$$h_i^{new} = h_i^{old} - \alpha (\langle \sigma_i \rangle_{model} - \langle \sigma_i \rangle),$$

$$J_{ij}^{new} = J_{ij}^{old} - \alpha (\langle \sigma_i \sigma_j \rangle_{model} - \langle \sigma_i \sigma_j \rangle).$$

在这个学习过程中，模型学习了两个关键的元素：与节点活跃度相关的 h_i 和与连边强度相关的 J_{ij} 。此外，文献还发现：如果模型忽略了连边 J_{ij} ，其效果会有所下降；而当同时考虑 h_i 和 J_{ij} 时，即得到了所谓的 pairwise 最大熵模型 (MEM)，模型的表现得到了显著提升。pairwise 最大

熵模型的数学表示如下：

$$E(V_i) = -\sum_{i=1}^N h_i \sigma_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1, j \neq i}^N J_{ij} \sigma_i \sigma_j,$$

$$P(V_i) = \frac{e^{-E(V_i)}}{\sum_{i=1}^{2^N} e^{-E(V_i)}}.$$

对该模型进一步进行简化的假设，就可以得到 Ising 模型。此外，得到参数之后可以使用蒙特卡洛方法来模拟 Ising 模型，以验证模型的有效性。

在《eLife》发表的一篇文章中 [6]，研究者使用老鼠听觉皮层 A1 区域的信号发放数据，也对比了 pairwise MEM 与独立模型 (independent model)。而在《Nature Communications》的另一篇文章中 [4]，研究者还对比了另外两种方法：直接求逆的高斯模型 (inverse Gaussian model) 和求逆后进行归一化的偏相关方法 (Partial correlation method)。他们在默认模式网络 (DMN) 和额顶网络 (FPN) 上，采用了 pairwise MEM、inverse Gaussian model、Partial correlation method 以及互信息方法，通过与解剖连接、功能连接比较，进行了相关的分析，验证了 pairwise MEM 在构建脑网络模型中的优越性。

6. 在神经科学中的应用

在《Journal of Neuroscience》发表的一篇文章中 [5]，研究者们对离体培养的神经组织进

行了深入研究。他们的工作集中在两个主要方面：首先，他们检验了模型拟合参数的准确性；其次，他们利用 Fisher 信息来评估参数的稳定性，即判断参数是 Sloppy 还是 Stiff。

Fisher 信息的高低直接关联到参数的稳定性，信息越高，参数越 Stiff，系统越不稳定。研究者们特别关注了与此相关的特征向量，因为它们在理解系统行为中扮演着重要角色。通过选择具有最大 Fisher 信息的几个特征向量，他们能够识别出对系统影响最大的参数。

为了进一步分析参数的分布特性，研究者们引入了 Gini 系数，这是一个衡量公平性的指标，也可以用来刻画 Fisher 信息矩阵的稀疏程度。Gini 系数越大，意味着 Stiff 参数越少，Sloppy 参数越多，这为理解系统的稳定性提供了新的视角。此外，通过研究网络参数在 Fisher 信息矩阵特征向量上的投影，他们验证了模型参数在特定方向的 Sloppy 和 Stiff 特性，并基于 LIF 神经元模型从理论的角度进一步验证了其理论。

在另一篇文章中 [6]，研究者们发现，尽管参数和参数的变化量可能不稳定，但 Fisher 信息矩阵的特征向量却是相对稳定的。通过对 Fisher 信息的矩阵元统计、特征值统计、参数变化在 Fisher

信息矩阵特征向量上的投影等进行分析，他们揭示出不同小鼠的实验结果中的一致性结论。主要包含下面两个重要的结论：

首先，沿着 Stiff 方向的改变主要与皮层状态的切换有关；

其次，系统在保持原始工作状态下对刺激信号做出的响应与 Sloppy 方向有关。

此外，他们还发现，网络中经常作为枢纽的节点与敏感性的 Stiff 参数相对应。唐老师在报告中指出，这种现象非常类似于各种自组装现象中，整体系统的熵增与局部的熵减之间的统一。他认为，随着复杂系统的演化，系统作为一个整体可能会在学习、适应、进化等演化过程中获得更多的 Sloppiness，与此同时，系统的“核心”部分则有可能会出现更高度的 Stiffness。

最后，唐老师总结了参数空间与行为空间之间敏感性与稳定性之间的对应关系。在许多实例中，参数空间的敏感性往往与行为空间的稳定性相对应；而参数空间的稳定性 (即 sloppiness) 往往与行为空间中的敏感性相关。基于这些理论，他对蛋白质突变的稳定性和功能的敏感性进行了一些研究，对这些研究感兴趣的朋友们，可以进一步查阅文献资料 [8][9]。○

来源：集智俱乐部

什么是系统科学 & 复杂系统?

文 / 吴三刀

导语

系统科学所全力培养的是一种“建桥”(bridge)的能力,即把“真实世界”的问题转化成“数学世界”的问题,在这两个世界之间建立桥梁, i.e., To bridge the real physical world and the world of mathematics.

关键能力获得:

以我这十几年的科研经历和见闻来看,我比较极端的理解是:系统科学所全力培养的是一种“建桥”(bridge)的能力,即把“真实世界”的问题转化成“数学世界”的问题,在这两个世界之间建立桥梁, i.e., To bridge the real physical world and the world of mathematics.

这个“真实世界”并不是某个学科所关心的世界(“学科”总是人为划定的,比如我们常说的传统的物理学、化学,甚至新兴的交叉科学如生物信息、AI-4Science),而是指我们所在的这个现实世界中的各种现象、观察和问题。

首先,对于有一些问题,前



图1 左边真实世界中的现象、事实、方法我们需要知道一些,但不是我们全身心的重点;右边如何在数学世界中具体、高效地解决问题,我们也需要知道一些,但不是我们全身心的重点。我们的重点在于建立这座桥。

人可能已经总结出了很多成熟的研究方法,比如:

- 如何研究新冠病毒与人体细胞受体的结合从而入侵宿主(生物学)?
- 如何计算火箭的发射时机、角度和速度(物理学)?

- 如何给物流公司安排运输策略,使得配送及时、并且花费最少(运筹学)?
- 如何加密以确保数据安全(计算机科学)?
-

这些问题分属不同的学科,

其研究方法越成熟，你所需要的“建桥”能力可能就越少，你需要的是熟练运用已有的模型和数学工具。然而，如果上述这些问题有新工具、新需求出现，原来成熟的方法可能也就不适用了，你就重新需要“建桥”的能力，或者，等着别人把桥架好。

比如，如果你需要问：

- 为何长新冠会出现，是多次重复感染导致的吗（全世界如此多的人短期同时感染同一类病毒，并且能通过技术手段检测到，这是以前从来没有过的现象）？
- 无人机的使用（新工具）会让配送策略发生怎样的变化？
- 如果要建造太空电梯（比如在火星上建造），应该如何计算其功率和运行速度（太空电梯和发射火箭的某些方面是相似的，但是以前没有出现过的新需求）？
- 量子计算机的出现（新现象）会使得哪些加密算法失效，以及如何设计新的加密算法？
- ……

世界总是向前，这些新现象、新工具、新需求必然出现。所以要么你自己建桥，要么等着别人建桥。

第二，更不用说，对于那些尚处于早期研究阶段的、或尚未有普遍采用和认可方法的领域，“建桥”能力就更加必不可少。

比如：

- 通用人工智能会以什么形式实现？
- 地球上的生命是如何起源的？
- 如何在火星上通过生物或者非生物的方式改造环境，使得它以后适于人类生存？
- 如何实现全自动驾驶和无人机交通？
- 为什么有的癌症可以被治愈，有的还不能？
- 塑料废物应该如何处理和管理？
- 中医的经络、针灸应该如何理解，是否可以以科学范式研究？
- 为什么我们需要睡眠？
- ……

“你这些问题看起来都太大，日常生活我可能不太需要。”事实上，并不是说“建桥”能力只在“大”问题上才会被用到。问题不分大小，方法和思维是共通的。

- 比如你是基金经理，你要去设计投资策略并且管控风险，这也同样需要你的“建桥”能力。所以很多去华尔街做金融的人反而不是学数学的，因为他们需要的是建模能力你才能赚钱（你并不需要特别多的要去证明这个定理那个定理）。
- 比如国家调整了利率，你想决定是否要提前还房贷；我已经还了5年利息了，提前还完会比较

划算吗？这么具体的问题很少会有现成的计算器，你需要自己建模计算，要么找一个人帮你建模计算。

- 比如我在健身，我是买次卡划算还是充会员划算？这个答案会因人而异，我可能需要考虑到我的健身出勤率、和这个健身房倒闭的风险。这也不会有标准的模型直接套用。
- 比如你看了刘谦在龙年春晚上的魔术，你一眼就看出这是一个数学问题；你也可以去发明这样一个“魔术”。

和其他学科的关系：

上面的每一个问题其实都是在试图与数学世界建立联系，因为只有建立了这个联系，我们才能真正理解“what's going on”。

但与数学世界的“建桥”能力并不一定是数学这个“学科”教给你的，或者并不因为你大学选了数学作为主修，就习得这种能力。

当然也不一定因为你主修了物理或者系统科学你就自动获得这个能力；也不会因为你选择了更具体的某些学科（比如化学、生物、计算机）作为主修，你就注定不会习得这种比较普适的“建桥”能力（因为在很大程度上，这些学科也需要这种建桥能力，你问题问得够深，你就总会接触到）。

但系统科学是这些学科里面花了最多力气来试图让你学会

“建桥”这个能力的学科。所以在本科，你会学习数学建模、数理方法、编程、系统仿真、机器学习与人工智能等，会学习物理复杂系统、生物系统导论、地球系统导论、经济系统分析、大数据技术基础、运筹博弈等。

先了解这些大图景，然后试图让你在这些学科和问题中间找到联系，训练这种能力；也便于你后续进入各个领域去深耕，或者即使直接应用，你一定能提供新的思路。

某个学科发展得越长久，已有的工具就会越多，这个建桥能力可能就显得不那么需要。但是学科的发展总会遇到瓶颈，就需要建立新的桥。

20 世纪初的物理学，相对论和量子力学为其建了两座新桥；

20 世纪中叶的生物学，DNA 双螺旋的发现为其建了一座新桥；现在的神经网络、人工智能又建了一座新桥，这座桥所引发的潮流甚至有横扫六合的感觉，但是它自己的“根基”可能还在等待一座桥的建立……

教科书式定义：

首先我想问“物理学是什么”。维基百科说，物理学是研究物质、能量的本质与性质的自然科学。似乎什么都说了，似乎又什么都没说。对于这个问题，我脑子里浮现出的是铅球的飞行轨迹、内燃机的活塞运动、粒子的波粒二象性、黑洞的视野畸变……这些印象来自于我学物理的经验，你脑子里浮现出的东西可能不一样。但是只有你脑子

里能浮现出什么东西，你好像才真正有这个问题“物理学是什么”的答案。

“什么是化学”。维基百科上说，化学是一门研究物质的性质、组成、结构、以及变化规律的物理的子学科。我脑子里浮现出的可能是 $C+O_2=CO_2$ 这些反应方程式，浮现出的是穿着白色实验服的研究人员拿着试管在摇晃，或者是机械臂在做化学实验（化学自动化潮流）……同样地，这些印象来自于我学化学的经验，我有这些印象，我觉得我至少知道什么是化学。

“什么是计算机科学”。维基百科上说，计算机科学是系统性研究信息与计算的理论基础以及它们在计算机系统中如何实现与应用的实用技术的学科。听到这个定义，我可能并不知道什么是



图 2 左边是我自己画的对系统科学、复杂系统的理解，右边是 ChatGPT 画的他对其的理解。

“计算的理论基础”，我只知道如何使用 Python 编程、如何捣鼓我的电脑、如何计算一个文件压缩之后是多少比特。但即使只知道这些，我可能觉得我也是大概知道计算机科学的。

那么“什么是系统科学”。维基百科说，系统科学是指从系统的角度观察研究客观世界的一门学科；“系统”指的是由相互联系、相互作用的要素（或部分）组成的具有一定结构和功能的有机整体。即使对于我接触复杂系统十几年的研究人员来说，我也不觉得这个定义给了我多少信息。我脑子里浮现出的是：

自组织临界（沙堆的角度几乎总是不会超过 35 度）、群体智能（蚂蚁单体和巢穴整体的行为差别、鸟群鱼群）、生命和语言的演化、混沌中的奇怪吸引子、生命游戏、埃舍尔的《无尽的楼梯》……

定义的语言并不能让我对这个学科产生“理解”，让我“理解”这个学科是什么，是通过具体的例子和概念。我想，通过具体的例子去回答“系统科学是什么？复杂系统是什么”才是合理的；而系统科学中有非常多这样的例子（除了我前面提到的这些例子），这跟物理学、化学、计算机科学、生物学等等一样。

唯一的区别是你在高中的时候接触过物理学、化学、生物学的例子，却没有接触过系统科学

的例子；即使接触过（比如复摆、湍流），有可能也把它说成了物理学，毕竟所有的自然科学都可以说成是物理学。

教科书式定义：

首先，“系统科学专业以后好不好找工作？毕业后可以找什么工作？”这个问题我没做过统计，我个人可能给不出太多答案。我想以后可能会有官方的统计。

但我觉得这是个假问题，“随便问问不必当真”。选数学，有问过数学专业毕业找工作的统计数据吗？有多少人最后做的是跟数学完全对口的工作？选物理、化学，又有多少人是做的对口的的工作？选计算机可能毕业后能去互联网公司，那其实是因为现在任何工作都会需要一定的编程能力。“毕业后找一个跟本科专业对口的工作”或者说“让本科所学的具体知识不至于白学”这似乎也不应该是一个最终所追求的目标。

如果我现在回过头去看，我十八九岁时候的世界，我感觉已经跟现在很不一样了。我在那个时候所预见的十年后的世界和真实的十年后的世界完全不一样；我所预见的我自己的生活和十年之后我真正的生活也是不一样的。更何况今天，变化更快的你们这个世界。

十八九岁的你们需要的不是知识，而是思考的能力，而（我

认为）思考的能力很大一部分来自于“建桥”的能力。

另外，我们这里系统科学系的老师所做的课题，只代表很小一部分系统科学的研究，学了系统科学最后也不一定会研究我们这些问题，同学们学的是方法，后面具体做什么在于你自己的兴趣和动力。

事实上，大量的物理、化学、生物、计算机的研究人员都会或多或少、自然而然地运用系统科学的方法，调动自己的“建桥”能力，只是可能不一定意识到或者说是系统科学、复杂系统的方法。

如果你知道自己以后想干什么，你应该学习一些系统科学的概念和方法；如果你不知道自己以后要干什么，你其实更应该学习系统科学所注重培养的这种能力。

最后，你所获得的对于真实世界的“建桥”能力，对你后面去做任何工作都是有益的。具体知识是在你具体的任务中积累起来的，你所记得的、熟悉的只占极少的一部分；在以后人工智能甚至 AGI 的时代更是如此，具体知识的重要性会越来越小。

我们跟人工智能甚至 AGI 比起来，可能真正多出来的只是那么一点点连接真实世界和数学世界的的能力、或者说连接真实世界和“他”（人工智能）的能力。○

来源：ecsLab

民政部社会组织管理局一行赴中国自动化学会 调研指导工作

2024年3月6日，民政部社会组织管理局副局长陈小勇，民政部社会组织管理局管理二处处长于萌，民政部社会组织管理局涉外组织处处长王博，民政部社会组织管理局信用信息宣传处处长柯晓山一行4人到中国自动化学会调研指导工作。学会副理事长王成红、侯增广，秘书长张楠，副秘书长王坛及学会工作人员参加座谈会。张楠秘书长主持会议。

调研组一行观看了中国自动化学会成立六十周年纪念片。

在调研座谈会上，侯增广副理事长对陈小勇局长一行莅临学

会调研表示热烈欢迎，对民政部高度重视与大力支持学会工作表示由衷的感谢。他指出，民政部作为国家关键职能部门，为社会组织健康发展创造了良好的发展环境，在民政部的悉心指导和持续支持之下，各项事业均得到了蓬勃发展，期待通过此次调研活动，与民政部建立更紧密的合作关系，共同推动我国自动化事业的发展。

张楠秘书长从党建引领、民主治理、学术引领、产业牵引、公共服务、国际交流等方面介绍了学会的责任使命和历史传承。

她表示，中国自动化学会将充分发挥桥梁和纽带作用，凝聚广大科技工作者，助力我国科技创新，实现自动化高水平自立自强。

座谈会上，双方围绕党建引领、分支机构管理、人才培养、国际交流合作等方面进行了深入交流。

陈小勇局长对学会发展及取得的成绩表示充分肯定。他指出深入全国性社会组织了解运行情况、听取意见和建议，是民政部贯彻落实职责过程的工作要求。在讲话中，他对学会工作提出了三点建议：一是坚持和加强党的领导，走中国特色社会组织发展之路。二是坚持围绕中心服务大局，聚焦主责主业，奋力推进我国自动化事业高水平发展。三是坚持依章依规依纪，严格要求，继续发挥好标杆和示范作用。

中国自动化学会将此次调研为契机，紧密结合工作指示，进一步总结经验，不断提高学会的凝聚力、影响力和服务能力，为加快实现高水平科技自立自强，推进经济社会的高质量发展贡献力量。○



图1 参会人员合影

学会秘书处 供稿

中国自动化学会十一届二十七次理事长、四十三次秘书长、一届十八次监事长工作会议在北京召开

中国自动化学会于2024年3月11日以“线上+线下”结合的形式在北京成功召开了十一届二十七次理事长、四十三次秘书长、一届十八次监事长工作会议，学会理事长郑南宁院士，副理事长陈杰院士、桂卫华院士（线上）、于海斌院士、王成红、陈俊龙、侯增广、李少远、张纪峰、周东华、张剑武，监事长王飞跃（线上），秘书长张楠，副秘书长邓方、董海荣、高会军、李实、乔非（线上）、石红芳、孙长生（线上）、孙长银、孙彦广、谢海江（线上）、辛景民、王坛、张俊（线上）、赵延龙出席会议。会议由郑南宁理事长主持。

学会秘书长张楠首先从组织管理、分支机构、会员服务、人才培养、公共服务、科技成果、学科发展、学术活动、出版宣传、科普传播、国际事务等方面就2024年第一季度重点工作进行汇报，并重点汇报了中国自动化学会换届工作情况。

在审议环节中，与会代表



图1 线下参会代表

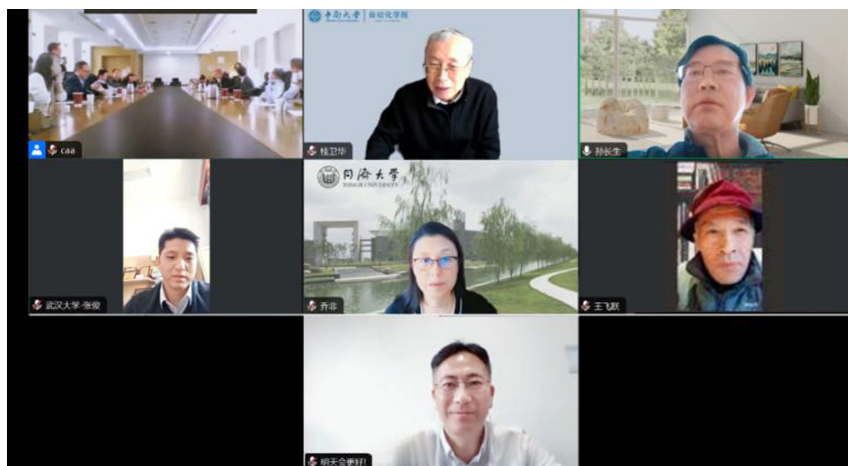


图2 线上参会代表

就学会分支机构创建、换届、负责人变更、2024中国自动化大会场地选择、品牌学术会议名称变更情况进行充分讨论并举手表决。

最后，郑南宁理事长作总结发言，中国自动化学会作为发展我国自动化、信息与智能科技领

域的重要社会力量，要把握行业前沿发展、加强分支机构管理，推动学会高质量发展，同时要充分发挥自身优势，积极主动作为，助力我国自动化事业高水平自立自强。○

学会秘书处 供稿

中国自动化学会组织召开河南科技大学科技成果鉴定会



2024年3月11日，中国自动化学会以视频会议形式组织召开了“互联网有害信息大数据治理管控关键技术及应用”项目成果鉴定会。该成果由河南科技大学牵头，与中国电子技术标准化研究院、新华三大数据技术有限公司、广州广电运通金融电子股份有限公司、广州巨杉软件开发有限公司、网晴科技（衢州）有限公司、河南师范大学共同完成。

鉴定委员会由中国工程院院

士何友教授担任主任委员，河南省科学院赵兰普研究员和中国自动化学会副秘书长、国网浙江省电力公司电力科学研究院高级工程师孙长生担任副主任委员。来自浙江理工大学、中国传媒大学、郑州轻工业大学、战略支援部队信息工程大学等多所高校相关领域专家担任委员。鉴定会由中国自动化学会秘书长张楠主持。

项目组在鉴定会上向鉴定委员会专家汇报了项目技术成果报

告、测试报告和查新报告等。鉴定委员会专家认真审查了项目组提供的相关材料，通过质询、讨论与评议等形式，最终形成鉴定意见。

据了解，河南科技大学牵头的成果项目针对互联网有害信息大数据治理管控领域关键技术及应用的紧迫需求和重大难题，从内容智能检测、虚假信息传播推理分析、控制优化、社会大数据安全平台开发评估等方面开展研究，取得创新性成果，并已成功实现在企业推广应用，经济社会效益显著，推广应用前景广阔。

河南科技大学、中国电子技术标准化研究院、新华三大数据技术有限公司、网晴科技（衢州）有限公司、河南师范大学等单位相关项目组成员参加了会议。○

学会秘书处 供稿

CAA 中南大学学生分会“升学就业促进会”成功举办

为促进应届生就业，帮助同学们，深入了解升学形式、就业形式，把握就业机会。2024年3月13日上午，由中国自动化学会、中南大学自动化学院主办，CAA中南大学学生分会承办的“升学就业促进会”在中南大学科教南楼405举行，400余名毕业生、10家企业参加。

学院党委副书记黄亚说，同学们的大学生活已接近尾声，离毕业不足100天了，人生到了一个关键节点，她为同学们介绍了学院升学就业基本情况，分析了目前升学就业形势。她说，希望通过升学就业促进会等一系列活动，助力考研的同学们最大限度达成升学愿望，助力就业的同学

们更高质量就业，助力处于迷茫中的同学们科学决策、迅速行动，走好人生这关键的一步。

接着，学院自动化系主任蒋朝辉教授就《“二战”or 就业》进行了深入分析。蒋教授从专业的角度出发，详细分析了“二战”与就业各自的优势和劣势，建议同学们做选择时要将个人目标与职业规划统一、考虑个人能力与兴趣。他说，行动是打败焦虑的最好方法，努力付出哪条路都能走通，不付出哪条路都走不通。

随后，辅导员连选老师就简历制作、面试技巧等进行了辅导报告，通过丰富案例和细致指导，教授同学们如何制作出专业且吸引人的简历，如何在面试中脱颖而出。他鼓励同学们积极参加



图1 会议现场



图2 学院党委副书记黄亚分析升学、就业形势



图3 自动化系主任蒋朝辉教授分析如何选择“二战”与就业



图4 2020级辅导员连选老师做简历、面试指导

“春招”，把握就业机会，鼓励准备考研复试的同学们积极参加复试经验分享会。

华为、中兴、中车等企业受邀参加本次活动，会后同学们拿着早已准备好的简历涌向各企业展台，和企业代表开展热烈交流。

会后，同学们纷纷表示，感受到了学院对同学们关爱有加、指导有方。龚勃恺同学表示：“尽管就业市场竞争激烈，但在学院的指导下我们一定能抓住机遇。”李俊熹同学说：“我对如何制作简历有了更清晰的认识，对即将到来的春招充满期待。”华为公司代表杨超校友表示，回母校招聘收获满满，团队会加快面试等相关流程工作。中国中车株洲电力机车研究所代表当晚就预约了第二天的笔试、测评和面试工作。

此次活动受邀企业：

华为技术有限公司、华勤技术股份有限公司、合肥我们方田教育科技有限公司、南京南瑞继保电气有限公司、深圳麦格米特电气股份有限公司、深圳市省油灯网络科技有限公司、深圳市中金岭南有色金属股份有限公司、中兴通讯股份有限公司、中车株洲电力机车研究所有限公司、浙江帕瓦新能源股份有限公司。○

CAA 中南大学学生分会 供稿

“CAA 青帆计划” 第一期 ——考研复试试前指导讲座成功举办

“CAA 青帆计划”是中国自动化学会为 CAA 学生会员量身打造的集学术交流、技能提升和职业发展于一体的互动平台。每期活动邀请来自高校、科研院所、企业等专家学者，以“报告 + 对话互动”的形式，开展一系列线上线下学术交流和经验分享活动，助力每一位学生会员为未来的学术和职业生涯打下坚实基础。

2024 考研复试在即，为帮助广大考生积极应对，中国自动化学会第一期“CAA 青帆计划”活动，以“考研复试的试前指导”为主题，特邀请到中南大学

自动化学院研究生副主任孙备教授、中南大学控制 23 级硕士研究生杨茂林同学以及中南大学辅导员连选老师分别从研究生复试形式、内容、时间安排、试前准备、试中策略，以及心态调整等方面进行交流讨论。

首期“CAA 青帆计划”活动由 CAA 中南大学学生分会承办，2024 年 3 月 14 日下午，活动在中南大学校本部科教北楼 307 举行，近百名本科毕业生参加本次讲座，同时学会视频号与小程序等平台同步直播，线上全平台观看近万人次。

孙备教授就复试的流程、时



图 1 升学指导讲座现场

间安排以及注意事项进行了详细解读，强调了复试过程中综合素质的重要性，分享了提升科研素养、沟通能力和心理素质的方法。他还围绕复试的各个环节提出了应对策略，特别是笔试和面试环节的准备技巧，包括专业基础知识的复习、前沿科技动态的关注、个人专业能力的展示以及临场应对能力的锻炼等。

去年在复试中取得高分的杨茂林同学则以亲身经历为例，分享复试中遇到的挑战与解决办法。他表示：“自信和准备充分是复试成功的关键”，建议学生们提前了解和联系导师，根据自己的兴趣爱好和未来规划来调整面试中的介绍重点。

连选老师提供了面试技巧指导，包括语言表达、礼貌用语、体态语言以及给面试官留下积极印象的方法，并且给出了面试常见问题的优质回答模板，同时还



图2 学生认真听讲

为学生们的面试着装提供指导。此外，他以往届优秀简历为例，分享了简历模板选择方法与简历写作技巧。

参加本次讲座的学生们收获颇丰，廖鑫表示：“本次讲座让我发现了自己在复试准备方面的诸多不足，也让我对于复试更加有信心。”马昭昕说：“我学到了如何制作一份专业的复试简历，后续我会多多打磨面试技巧。”

此次讲座为广大考研同学提供了宝贵的升学指导，展现了学会对学生发展的深切关怀和对人才培养的高度重视。学会将持续关注学生的升学需求，提供更多针对性的辅导和支持，助力学子们追梦未来。

祝愿每个奔跑在追梦路上的我们，都能够收到奋斗的馈礼！

CAA 中南大学学生分会 供稿

通知

智能化与系统安全暨自主无人系统国际会议注册报名通道已开放

智能化与系统安全暨自主无人系统国际会议将于2024年5月7-9日在重庆召开，旨在聚集国内外高等院校、科研院所和工业界的专家学者，深入探讨和交流智能化及自主无人系统领域相关的最新学术和技术问题。

本次会议将邀请国际知名学者作特邀报告，同时还将组织主编论坛、青年科学家论坛、分会场口头汇报等活动。本届会议接收原创性的英文或中文稿件，被录用的英文论文将在IEEE Xplore发表。会议优秀稿件可被推荐至Journal of Automation and Intelligence等期刊发表。热忱欢迎各位同仁投稿与参会！详情请查看：<https://mp.weixin.qq.com/s/mWvEbqrHQ4bCgUtsOzZW1A>

深刻认识健全全面从严治党体系

治国必先治党，党兴才能国强。健全全面从严治党体系，是党的二十大提出的加强新时代党的建设的重大举措。习近平总书记在二十届中央纪委三次全会上明确提出深入推进党的自我革命“九个以”的实践要求，其中之一是“以健全全面从严治党体系为有效途径”。以中国式现代化全面推进强国建设、民族复兴伟业，必须把党的建设得更加坚强有力，更加自觉地以科学的态度、体系化的方式推进自我革命，确保我们党永远不变质不变色不变味。我们要深刻认识健全全面从严治党体系的重大意义和实践要求，不断深化对党的自我革命的规律性认识，推动全面从严治党向纵深发展。

推进中国式现代化的内在要求。习近平总书记指出：“党的领导直接关系中国式现代化的根本方向、前途命运、最终成败。”作为现代化事业的引领和推动力量，政党的价值理念、领导水平、治理能力、精神风貌、意志品质直接关系国家现代化的前途命运。政党要把自身建设和国家现代化建设紧密结合起来。中国式现代

化是中国共产党领导的社会主义现代化，坚持党的领导是推进中国式现代化的根本保证。健全全面从严治党体系，就是要通过这一有效途径使我们党不断去杂质、强免疫、壮筋骨，经受住“四大考验”，有效应对“四种危险”，确保党始终成为坚强领导核心，更好领导 14 亿多中国人民战胜前进道路上的各种风险挑战，以中国式现代化全面推进强国建设、民族复兴伟业。

加强新时代党的建设的重大举措。习近平总书记指出：“要把新时代坚持和发展中国特色社会主义这场伟大社会革命进行好，我们党必须勇于进行自我革命，把党的建设得更加坚强有力。”在统揽伟大斗争、伟大工程、伟大事业、伟大梦想中，起决定性作用的是党的建设新的伟大工程。党的十八大以来，以习近平同志为核心的党中央着眼于把党的建设成为始终走在时代前列、人民衷心拥护、勇于自我革命、经得起各种风浪考验、朝气蓬勃的马克思主义执政党，把全面从严治党作为新时代党的建设的鲜明主题，着力解决党内存在的突出问题，

管党治党宽松软状况得到根本扭转。健全全面从严治党体系，正是在深刻总结新时代全面从严治党丰富实践经验和重要理论成果基础上提出的重大举措，深刻体现了我们党对马克思主义政党建设规律、共产党执政规律认识的深化，必将有力推进党的建设理论创新、实践创新、制度创新，推动新时代党的建设新的伟大工程向纵深发展。

实现执政能力整体性提升的有效路径。放眼人类历史长河，从来没有哪个政党能像中国共产党这样，始终保持自我革命精神，一次次拿起手术刀来革除自身病症，一次次靠自己解决了自身问题，进而不断提升执政能力。党和国家事业越发展，对党的执政能力和领导水平要求就越高。党的十八大以来，以习近平同志为核心的党中央高度重视执政能力建设，从关系党和国家前途命运的高度对长期执政问题进行深入思考，科学回答“建设什么样的长期执政的马克思主义政党、怎样建设长期执政的马克思主义政党”这一重大时代课题。新时代新征程，健全全面从严治党体系，

就是要进一步形成依靠党的自身力量发现问题、纠正偏差、推动创新、实现执政能力整体性提升的良性循环，不断坚定我们解决“六个如何始终”大党独有难题的信心决心。健全全面从严治党体

系，要坚持内容上全涵盖、对象上全覆盖、责任上全链条、制度上全贯通，形成一个内涵丰富、功能完备、科学规范、运行高效的动态系统，为实现执政能力整体性提升提供有效路径。我们要

始终沿着这一有效路径，推动全面从严治党各项工作更好体现时代性、把握规律性、富于创造性，不断提高执政能力和领导水平，走好新的赶考之路。○

来源：《人民日报》

中国自动化学会十二届第五次换届领导小组工作会议、十一届十六次党委工作会议成功召开

2024年3月11日，中国自动化学会十二届第五次换届领导小组工作会议、十一届十六次党委工作会议在中科院自动化研究所智能化大厦第八会议室以线上线下结合的形式成功召开。会议

由中国自动化学会党委书记、理事长郑南宁院士主持。

会议期间，各位委员围绕中国自动化学会第十二届理事预推举名单进行审议。会上，委员们积极发言，对名单中的候选人提

出了宝贵的意见和建议。大家一致认为，换届是学会发展的重要节点，新一届的理事应当具备高度的责任感、使命感和创新精神，能够引领学会在自动化领域取得更加显著的成就。

会议最后，郑院士在总结发言中指出，中国自动化学会作为推动我国自动化领域发展的重要力量，应当以两会精神为指引，紧紧围绕国家战略需求，大力推进现代化产业体系建设，加快发展新质生产力，推动自动化领域的创新和发展，切实履行好服务广大科技工作者的职责使命，为自动化事业高质量发展作出更大的贡献。○

学会办事机构党支部 供稿



“传承红色基因 厚植爱国情怀”

——中国自动化学会办事机构党支部走进中国航空博物馆开展主题党日活动

为深入学习贯彻党的二十大精神，扎实推进学习贯彻习近平新时代中国特色社会主义思想主题教育走深走实，传承红色基因，厚植爱国情怀，继承和发扬党的光荣传统与优良作风。2024年3月7日，中国自动化学会办事机构党支部组织全体党员和积极分子12人前往红色教育基地中国航空博物馆开展主题党日活动。

在博物馆内，大家依次参观了伟人座机展区、英雄碑、英雄广场、利剑雕塑以及室内展厅，

丰富的模型和史实资料生动展示了中国航天从1909年至今“在奋发图强中创业、在艰难曲折中拼搏、在改革开放中壮大、在创新发展中跨越、在强国建设中奋进”的光辉发展历程和我国航天事业的取得的丰硕成果，揭示了中国航天事业在党的坚强领导下，从无到有，从弱到强，不断前进，取得了世界瞩目的巨大成就。

此次主题党日活动，全体党员和积极分子充分了解了航空

发展的历史和航空技术的进步，深切感受到了航空先烈们为民族独立、人民解放、国家富强的斗争气魄和奉献精神，成功激发了大家的爱国情怀和责任感，纷纷表示将继承和发扬革命先烈不怕苦、不怕难的吃苦精神，继续坚定理想信念，立志在今后的工作岗位中主动作为勇担当，为推动学会向世界一流学会迈进贡献自己的力量。○

学会办事机构党支部 供稿



图1 合影留念

工业领域数据安全能力提升实施方案 (2024—2026年)

一、总体要求

(一) 指导思想

以习近平新时代中国特色社会主义思想为指导，全面贯彻党的二十大精神，坚定不移贯彻总体国家安全观，坚持统筹发展和安全，坚持底线思维和极限思维，坚持目标导向和问题导向，以构建完善工业领域数据安全保障体系为主线，以落实企业主体责任为核心，以保护重要数据、提升监管能力、强化产业支撑等为重点，提高数据安全治理能力，促进数据要素安全有序流动和价值释放，为加快推进新型工业化，建设制造强国、网络强国和数字中国提供坚实支撑。

(二) 基本原则

统筹推进，重点突破。加强顶层谋划，系统推进数据安全组织架构、政策制度、管理机制、标准规范、技术手段建设和产业发展工作。以强化重点行业、重点企业、重要系统平台、重要数据保护为切入点，以点带面促进整体保护水平提升。

政府引导，协同共治。综合运用正向激励和反向约束等方式，

选树标杆典型，强化监管执法，压实企业主体责任。充分发挥行业协会、龙头企业、专业机构、高等院校等各方力量，形成数据安全协同治理的良好局面。

场景牵引，分业施策。摸清数据处理重点环节风险易发场景的特点规律，紧贴业务场景数据保护需求，强化科学防控。结合行业特色、数据特征等，差异化指导、精准化施策，加速提升行业数据安全水平。

创新驱动，技管结合。不断创新管理模式、技术、产品与服务，适应新时期工业领域数据安全保护新形势、新特点和新需求。注重“以技管数”手段建设和运用，与日常监管形成合力。

(三) 总体目标

到2026年底，工业领域数据安全保障体系基本建立。数据安全保护意识普遍提高，重点企业数据安全主体责任落实到位，重点场景数据保护水平大幅提升，重大风险得到有效防控。数据安全政策标准、工作机制、监管队伍和技术手段更加健全。数据安全技术、产品、服务和人才等产业支撑能力稳步提升。

——基本实现各工业行业规模以上企业数据安全要求宣贯全覆盖。

——开展数据分类分级保护的企业超4.5万家，至少覆盖年营收在各省（区、市）行业排名前10%的规上工业企业。

——立项研制数据安全国家、行业、团体等标准规范不少于100项。

——遴选数据安全典型案例不少于200个，覆盖行业不少于10个。

——数据安全培训覆盖3万人次，培养工业数据安全人才超5000人。

二、重点任务

(一) 提升工业企业数据保护能力

1. 增强数据安全保护意识。加大数据安全法律法规和政策标准宣贯培训力度，提高各行业企业数据安全意识。督促企业依法依规落实数据安全主体责任，压实各单位法定代表人或主要负责人数据安全第一责任，建立健全数据安全管理体系和工作机制，配足数据安全岗位和人员队伍，定期开展数据安全教育培训。引

导企业贯彻发展与安全并重原则，将数据安全要求融入本单位发展战略和考核机制，加强数据安全工作与业务发展同谋划、同部署、同落实、同考核。

2. 开展重要数据安全保护。指导企业建立健全数据分类分级保护等安全管理制度，定期梳理识别重要数据和核心数据，形成目录并及时报备。督促重要数据和核心数据处理者明确数据安全负责人和管理机构，落实数据分级防护要求，每年至少开展一次数据安全风险评估，及时发现整改安全隐患，按要求报送评估报告。指导企业加强重要数据和核心数据安全风险监测与应急处置，及时报告重大风险事件。推动各行业企业加强商用密码应用保护数据安全。

3. 强化重点企业数据安全治理。遴选掌握关键核心技术、代表行业发展水平、关系产业链安全稳定或关乎国家安全的企

业，滚动编制工业领域数据安全风险防控重点企业名录。将名录内企业作为数据安全监管重点，督促其在落实数据安全要求基础上，着重提升风险监测、态势感知、威胁研判和应急处置等能力。发挥部省两级主管部门作用，统筹各方数据安全监测预警手段和技术力量，加强技术支持，协同做好企业数据安全保护。

4. 深化重点场景数据安全保护。指导企业围绕数据汇聚、共享、出境、委托加工等重点数据处理场景，排查数据安全保护薄弱点，实施贴合行业特点的数据保护措施。聚焦供应链上下游协作、服务外包、上云上平台等典型业务场景，厘清多主体数据安全责任界面和衔接模式，建立全链条全方位数据安全保护体系。针对勒索病毒攻击、漏洞后门、人员违规操作、非受控远程运维等易发频发风险场景，加强风险

自查自纠，采取精准的管理和防护措施。面向数据要素大规模流通交易典型场景，打造一批安全解决方案。

（二）提升数据安全监管能力

5. 完善数据安全政策标准。建立健全工业领域数据安全管理制度，推动出台风险评估实施细则、应急预案、行政处罚裁量指引等政策文件。持续完善重要数据识别、备案、分级防护、风险评估等全流程监管机制，加强监督检查。组建工业领域网络与数据安全行业标准化组织，发布数据安全标准体系建设指南，加快研制重要数据识别、安全防护、风险评估、产品检测、密码应用等亟需标准。鼓励地方参照制定本地区数据安全政策。

6. 加强数据安全风险防控。完善工业领域数据安全风险信息报送与共享工作机制，组建数据安全风险分析专家组，动态管理

专栏 1 数据安全保护筑基工程

1. 夯实数据分类分级基础。分行业分领域研究制定重要数据和核心数据识别细则，形成“1+N”的工业领域数据分类分级规范体系，科学指导各行业落地实施。持续迭代重要数据和核心数据目录，逐步摸清行业重要数据规模、分布、处理等情况，明确行业重点保护数据对象。

2. 编制数据保护实践指南。结合重点数据处理场景、典型业务场景、易发频发风险场景等数据安全保护需求和难点，研究制定工业领域数据安全保护实践系列指南，为企业数据保护和风险防范提供实操参考。面向数据出境需求较大的重点行业，分类制定数据出境安全指引，指导企业依法依规开展数据出境安全评估。

3. 分业推进数据安全保护能力跃升。在有序推进宣贯培训、分类分级保护等工作基础上，立足钢铁、汽车、纺织、集成电路等行业实际，聚焦重点场景、重点环节、重要系统平台、重要数据等，进一步加强行业数据安全主体责任落实和保护力度，实现行业数据安全保护能力整体跃升。

专栏 2 打造数据安全风险防控品牌

1. “数安护航”专项行动。分行业、分批次集中开展数据安全风险排查和防范，聚焦数据泄露、篡改、滥用、违规传输、非法访问、流量异常等突出风险，利用企业自查、远程检测、现场诊断等手段，针对性增强风险应对处置能力。

2. “数安铸盾”应急演练。面向重点行业，模拟勒索病毒攻击、供应链攻击等易发典型数据安全风险事件，组织开展全要素、全流程应急演练，持续优化事件响应流程和机制，锻炼培养一批应急支撑队伍。

风险直报单位库，协同加强地方力量，常态化开展风险监测、报送、预警、处置等工作。摸排数据安全风险事件特点和规律，建立重大风险事件案例库，加强案例剖析和风险提示。面向重点行业开展“数安护航”专项行动，定期组织“数安铸盾”应急演练，提升事件快速反应、规范处置、协同联动水平。

7. 推进数据安全技术手段建设。统筹建设工业和信息化领域数据安全平台，建立工业领域数据安全工具库，形成集数据

资源管理、态势感知、风险信息报送与共享、技术测试验证、事件应急响应等功能于一体的技术能力，加强与网络安全技术、密码技术手段协同。推动有条件的地方、行业、企业等加快建立数据安全风险监测与应急处置等技术手段，强化“部-省-企业”技术能力三级联动，不断提升技术保障水平。

8. 锻造数据安全监管执法能力。规范数据安全事件调查处置程序，丰富取证方法和手段。加快完善数据安全执法流程和工作

机制，推动地方工业和信息化主管部门将数据安全纳入本地区行政执法事项清单，指导各行业、各地方依法严格处置违法行为，加强执法案例宣介与警示教育。建立健全数据安全违法违规行为投诉举报机制，多渠道收集违法违规线索。加大监管执法人员培训力度，推动地方工业和信息化主管部门强化数据安全监管力量，打造专业化、规范化监管执法队伍。

（三）提升数据安全产业支撑能力

9. 加大技术产品和服务供给。加强工业数据智能分类分级、工业数据库审计、低时延加密传输等共性技术优化升级。加大适配工业业务场景和数据特征的轻量级数据加密、隐私计算、密态计算等关键技术攻关。支持使用商用密码技术保障工业领域数据安全。围绕工业数据泄露、窃取、篡改等风险，推动流量异常监测、攻击行为识别、事件追溯和处置等产品研发。加强面向工业云、工业大数据、工业互联网平台等新兴应用的数据安全架构设计。支持工业领域数据安全“产品+服务”供给模式创新。

10. 促进应用推广和供需对接。加大多方安全计算、数据防勒索、数据溯源、商用密码等技术产品在工业领域的试点应用。组织遴选一批在各行业具有广泛

专栏 3 数据安全技术保障工程

1. 统筹建设工业和信息化领域数据安全平台。建立完善工业领域数据安全监测、信息报送与共享、应急管理、安全评估等系统功能，强化风险统一汇集、分析、研判和通报，支撑事件应急处置、辅助决策、跟踪追溯等工作，提供风险评估、出境安全评估、防护能力评估等服务，覆盖不少于20个省级（行业级）节点和500个企业节点。

2. 建立工业领域数据安全工具库。围绕数据分类分级、安全防护、检测评估、合规检查、应急处置、攻击追溯、密码应用等方面，研发一批规范化、便携式的工具，为高效开展数据安全监管和保护工作提供支撑。

应用价值的通用数据安全技术和产品，打造一批面向行业、面向场景、面向中小企业的数据安全解决方案，形成一批工业领域数据安全典型案例，分行业、分地区开展宣传推广。推动各行业利用主题沙龙、路演等渠道开展数据安全技术产品和服务供需对接活动。发挥数据安全产业公共服务平台作用，强化信息共享、资源对接等服务。

11. 建立健全人才培养体系。面向不同行业、岗位、层级数据安全需求，推动专业化、特色化数据安全教材课程开发，规范化开展职业人才资格认定。支持产学研用各方加强合作，依托培训中心、实训基地、网络学习平台等联合培养复合型管理人才和实战型技能人才，通过技能竞赛、技术交流、学习进修、岗位练兵等形式持续促进人才知识更新和能力提升。鼓励工业企业建立健全数据安全绩效评价机制，加强数据安全人才激励。

三、保障措施

（一）加强组织协调。工业和信息化部加强工作统筹，做好与国家数据安全工作协调机制的衔接。各地工业和信息化主管部门负责组织实施本地区实施方案。鼓励各地结合实际制定细化工作方案，加强与相关部门合作，确保目标任务落实。充分发挥高校、科研院所、第三方机构等在实施方案宣贯、手段建设指导、技术交流合作、成果应用推广等方面的专业作用，引导企业加强数据安全能力建设。

（二）加大资源保障。统筹利用现有资金渠道，加大工业领域数据安全工作投入，支持关键核心技术攻关和公共服务平台建设。深化产融合作，支持数据安全企业参与“科技产业金融一体化”专项，通过国家产融合作平台获得便捷高效的金融服务。鼓励各地将数据安全纳入地方工业领域数字化转型发展相关规划，在支

持数字化、网络化、智能化等项目时，同步明确数据安全要求。引导企业在信息化建设中为数据安全防护安排一定比例资金。

（三）强化成效评估。各行业、各地区及时跟踪调度实施方案落实情况，总结经验做法，评估工作成效，加强沟通交流，及时报告重大进展情况或问题。工业和信息化部对工作推动有力、取得明显成效的地区、企业和单位予以表扬，对优秀经验做法加强提炼总结和推广应用。

（四）做好宣传引导。综合利用产业活动、国际合作等方式，宣传普及工业领域数据安全理念和举措，提高地方、企业和公众对工业领域数据安全的认可度。充分调动行业协会、学会、产业联盟等力量，引导企业加强自律、凝聚共识，营造行业数据安全保护良好氛围。○

来源：工业和信息化部网络安全管理局



关于开展中国自动化学会“才聚学会·梦想起航”青年会员风采展的通知

各青年会员：

为激发青年人才的活力，展现青年人才风采，营造创先争优、向上向善的良好氛围，推进人才建设向高起点、高水平、高层次发展，在五四青年节来临之际，中国自动化学会拟开展“才聚学会·梦想起航”青年风采展，集中展示广大青年会员不断探索创新、奋勇当先的青春风采与使命担当。详情请查看官网：<https://www.caa.org.cn/article/192/4540.html>

关于加强新时代老科学技术工作者协会工作 更好发挥老科技工作者作用的意见

为深入学习贯彻党的二十大精神 and 习近平总书记对老科学技术工作者协会（以下简称老科协）的重要指示精神，深入实施科教兴国战略、人才强国战略、创新驱动发展战略，深入实施积极应对人口老龄化国家战略，贯彻落实《中共中央 国务院关于加强新时代老龄工作的意见》，现就进一步加强和改进新时代老科协工作，更好发挥老科技工作者作用提出如下意见。

一、充分认识新时代老科协工作的使命和责任

1. 老科技工作者是党和国家事业发展的宝贵财富和重要资源。老科技工作者是党的人才队伍的重要组成部分，退休后继续关注国家经济社会发展大业，继续关心科技事业，在决策咨询、科技创新、科学普及、推动科技为民服务等方面做出了积极贡献。加快实现高水平科技自立自强，推动高质量发展，全面建设社会主义现代化国家、全面推进中华民族伟大复兴，需要用好用活老科技工作者这一重要人才资源，充

分发挥老科技工作者队伍人才荟萃、智力密集、经验丰富等优势，更好为党和国家事业服务。

2. 老科协组织是党和政府联系老科技工作者的桥梁和纽带。老科协是党领导下的老科技工作者的组织，老科协工作是党的老干部工作、人才工作、老龄工作、科技工作的重要组成部分。要关心和关怀老科技工作者，支持和推动老科协工作高质量发展，支持老科协肩负桥梁和纽带职责，为老科技工作者服务、为创新驱动发展服务、为提高全民科学素质服务、为党和政府科学决策服务，更广泛地把广大老科技工作者团结在党的周围，为全面建设社会主义现代化国家做出新的贡献。

二、积极支持老科技工作者更好发挥作用

3. 发挥智库作用，为党和政府科学决策服务。充分发挥老科技工作者跨学科、经验丰富的优势，围绕科教兴国战略、人才强国战略、创新驱动发展战略、积极应对人口老龄化国家战略建言

献策，积极参加国家科技战略咨询工作、国家和地方高端智库工作。积极支持老科技工作者参加有关政策法规、重大项目和重点课题等方面的协同调研和决策咨询。发挥特聘专家领衔作用，组织研究队伍，注重调查研究，建真言献实策，不断开展高质量决策咨询工作。

4. 创新科普工作方式，为全民科学素质提升服务。支持办好老年科技大学，搭建深入基层的老年科技教育平台，提升老年人信息素养和健康素养。鼓励老科技工作者进校园开展“大手拉小手”科普教学活动，积极参与共建农村中学科技馆，关心下一代的科普教育等工作，服务青少年科学素质提升。支持老科技工作者开展老年人健康科普服务，组织老专家进社区、进乡村开展健康大讲堂和医疗义诊，积极举办科学健康论坛等活动，提高老年人适应社会发展能力，实现老有所学、老有所为、老有所乐。

5. 充分发挥老科技工作者助力乡村振兴、助力企业技术创新的重要作用，为创新驱动发展服

务。鼓励老科技工作者积极参与科技小院、专家大院、院（校）地合作等科技社会化服务。开展农业技术示范、培训和宣讲活动，助力推动乡村产业、人才、文化、生态、组织振兴。继续开展“万名老专家进万企”行动，组织老科技工作者以老专家工作站等方式为企业提供技术创新服务。动员老科技工作者参与以企业为主体、产学研相结合的技术创新合作平台等创新联合体建设，助力专精特新企业发展。鼓励和支持有意愿有条件的老科技工作者创新创业。

6. 充分发挥老科技工作者专业经验丰富优势，为区域创新服务。充分发挥老科技工作者特长优势，支持老科技工作者参与地方高质量发展重大活动，为地方经济社会发展服务。支持老科技工作者服务区域人才培养，帮助有需要的地区培育青年科技工作者。鼓励符合条件的退休老专家开展创新创业创造行动，可以受聘作为项目组成员，参与国家科技计划项目。建立区域科技创新合作机制和协同互助机制，鼓励有条件的老科协开展跨区域创新合作，促进各类创新要素合理流动、优化配置和高效集聚，促进区域协调发展。

7. 弘扬科学家精神，为建设人才强国服务。鼓励老科技工作者发扬“传帮带”作用，真心爱

才，开展科学道德和学风建设宣讲活动，弘扬社会主义核心价值观，弘扬科学家精神，为青年人才成长提供指导、搭建舞台。鼓励老科技工作者悉心育才，言传身教，助力乡村人才振兴，帮助企业培训创新创业人才，帮助中西部地区培育青年科技工作者。鼓励老科技工作者倾心引才，利用全球科技领域中的广泛社会联系和深厚人脉资源，积极保持、延续、拓展民间国际科技交流和合作，助力高水平人才交流。

三、竭诚为老科技工作者服务

8. 加强老科技工作者人才资源开发。要把老科技工作者人才资源开发纳入到人才工作整体规划之中，为老科技工作者继续发光发热拓展渠道。支持研究机构等设立老龄问题研究智库，设立专门研究课题和项目，加强老龄人才开发问题研究。凡符合条件的离退休专业技术人员可以参加专业技术人员职业资格考试，取得证书者按照规定登记注册，老科协组织主动做好服务。

9. 关心老科技工作者安享幸福晚年。积极为老科技工作者办实事，鼓励有关部门和社会机构推动实现老有所养和老有所为相结合。开展经常性看望慰问老科技工作者活动，帮助解决实际困难。重视和关心空巢老科技工作者，重点帮扶生活中存在困难的

老科技工作者。活跃老科技工作者的精神生活，开展各类科学健身、文体活动。

10. 奖励先进老科技工作者。奖励在科技创新、科学普及和成果推广中做出贡献的先进个人和集体。在5月30日全国科技工作者日和重阳节全国老科技工作者日期间举办奖励活动，颁发奖章、奖状、奖牌等，营造全社会关注、尊重和支持老科技工作者的良好氛围，激发老科技工作者进一步发挥余热再做贡献。

11. 宣传老科技工作者先进事迹。以积极老龄观、健康老龄化发展理念为指引，通过网络、刊物、宣讲等多种形式，大力弘扬老科学家、老科技工作者诚信友善、爱岗敬业的先进典型和感人事迹，宣传他们继续服务祖国、奉献社会、实现自我价值的典型经验做法。协同推进老科学家学术成长资料采集工作，征集老科技工作者的优良家训、家教和家风故事，发挥他们在全社会，特别是青年中的引导和榜样作用。

四、进一步加强老科协组织建设

12. 坚持党对老科协的领导。深入贯彻落实新时代党的创新理论和习近平总书记对老科协工作和老龄工作的重要指示精神，深刻认识“两个确立”的决定性意义，增强“四个意识”、坚定“四个自信”、做到“两个维护”。加

强对老科技工作者的政治引领，加强老科协党组织建设，深入开展党校教育和培训，建立健全党建长效机制，发挥老党员的言传身教作用，更好地把老科技工作者团结凝聚在党的周围，坚定不移听党话、跟党走，不断增强老科协组织的政治性、先进性和群众性。

13. 注重老科协负责人队伍建设。在老科协班子建设和其他有关活动中要充分尊重离退休科技工作者群体的特点，支持符合条件的退休干部按规定程序审批或备案后在老科协兼任职务。选优配强老科协领导班子成员，及时把即将退出或新退出领导岗位、身体健康、乐于奉献的老同志充实进老科协领导班子。高度重视老科协队伍建设，选好配好秘书处工作力量，着力建设高水平科技社团。

14. 重视老科协组织建设。支持地方老科协加强组织建设、支持老科协分支机构加强组织建设，重点做好在老科技工作者集中的部门、行业、城市建立老科协组织的工作，加强和改善大型企业和高校老科协组织建设。支持有

条件的城市社区，特别是中心城市老科技工作者相对集中的社区建立老科协组织。完善和建立老科协决策、执行、评价、监督体制和运行机制。

五、为新时代老科协工作营造良好环境

15. 强化为老科协服务的意识。老科协是党的群众工作重要组成部分，是老科技工作者之家。要把加强老科协工作放到突出位置，主动服务，推动有关法规政策的制定、完善和落地，为老科协的改革发展创造条件，不断增强老科协对老科技工作者的凝聚力。

16. 为老科协开展工作创造条件。加强对老科协工作的业务指导，要为各级老科协发挥作用搭建平台、提供资源支撑，妥善解决好老科协办公用房、办公经费、工作人员和开展相关业务经费等问题。支持老科协适应科技经济社会发展需要，多渠道筹集经费。重视发挥老科协在决策咨询、科学技术普及等方面的独特作用，支持老科协承接有关任务，创办新的社会服务项目，巩固和拓展

发展空间。做好维护老科技工作者权益保障工作。

17. 建立健全老科协工作联席会议制度。各级党委和政府有关部门要发挥职能作用，加强支持与配合，定期听取老科协工作汇报，帮助老科协解决改革发展中的实际问题，及时研究发挥老科技工作者作用存在的困难和问题，提出解决的具体措施和对策。要将推动老科技工作者和老科协组织发挥作用纳入有关规划和年度计划，指导老科协开展好有关工作，形成共同服务老科技工作者的工作氛围。

18. 动员社会广泛参与。鼓励企事业单位和个人对老科协事业提供支持，推动群团组织、涉老组织结合各自职能开展老龄人才工作，形成全社会共同参与的工作格局。发挥老科协助力老龄事业发展的重要作用，组建老科技工作者志愿队伍，引导老科技工作者积极参与基层民主监督、移风易俗、民事调解、文教卫生等活动。○

来源：中国科学技术协会



中国自动化学会

中国自动化学会(Chinese Association of Automation, 缩写CAA)于1961年成立,是我国最早成立的国家一级学术团体之一,是中国科学技术协会的组成部分,是发展我国自动化科技事业的重要社会力量。学会现有个人会员8万余人,团体会员单位300余个,专业委员会63个,工作委员会9个,30个省、自治区、直辖市设有地方学会组织,覆盖了我国自动化科学技术领域的各个层面。

中国自动化学会在改革中求发展,不断加强群众组织力、学术引领力、社会公信力和国际影响力。近年来,中国自动化学会重点从学术交流与应用推广、组织建设与会员服务、科技评估与人才评价、课题研究及决策支撑、科学普及与继续教育等方面开拓创新,推动中国自动化科学和事业的发展壮大,成为连接政府、产业、学术、科研、会员的重要纽带,致力于成为国内外有影响力的现代社会团体组织。

学会品牌学术活动

- 中国自动化大会 ·中国认知计算与混合智能学术大会
- 国家智能车发展大会 ·国家机器人发展大会 ·国家智能制造大会 ·国家工业软件大会
- 青年菁英系列活动 ·智能自动化学科前沿讲习班 ·钱学森国际杰出科学奖系列讲座
- 中国控制会议 ·中国过程控制会议 ·青年学术年会

学会奖励奖项

- CAA科技进步奖 ·CAA自然科学奖 ·CAA技术发明奖 ·CAA自动化与人工智能创新团队成果奖
- CAA科技成就奖 ·CAA大学生激励计划 ·CAA论文卓越行动工程 ·CAA青年托举工程
- CAA教育教学成果卓越行动工程 ·CAA科学普及成果

学会主办期刊

- 中国自动化学会通讯 ·自动化学报 ·自动化学报(英文版)
- 信息与控制 ·机器人 ·模式识别与人工智能 ·电气传动
- 自动化博览 ·国际智能控制与系统学报(英文)



官方微信



官方微博

地址:北京市海淀区中关村东路95号自动化大厦

网址:<http://www.caa.org.cn/>

电话:010-62522472

传真:010-62522248

邮箱:caa@ia.ac.cn

邮编:100190