

人工智能辅助汽车造型设计方法综述

许娜

(四川美术学院, 重庆 400053)

摘要: **目的** 以创新汽车产品辅助设计方法研究为主线, 对研究进展、相关理论框架、关键技术进行概述。**方法** 结合文献梳理法和产业调研法分析人工智能在汽车工业设计中的重要意义、发展趋势及应用进展。**结果** 提出了基于图库的辅助设计、基于语义的辅助设计、造型设计评价三种应用场景的关键技术框架。**结论** 人工智能在汽车创新设计中的应用不充分, 针对研究空缺提出了三种亟待突破的关键技术框架, 为汽车企业提供了思路和借鉴。

关键词: 生成式对抗网络; 汽车设计; 图像生成; 造型设计

中图分类号: TB472 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2021)18-0035-07

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2021.18.005

Review of Artificial Intelligence Aided Vehicle Styling Design Methods

XU Na

(Sichuan Fine Arts Institute, Chongqing 400053, China)

ABSTRACT: This paper aims to summarize the research progress, relevant theoretical framework and key technologies by taking the research on innovative vehicle concept-aided design as the main line. The significance, development trend and application progress of artificial intelligence in automotive industry design were analyzed in depth by combining literature review and industry research. The key technology framework of three application scenarios, namely, gallery aided design, semantic aided design and modeling design evaluation, was proposed. It is found that the application of artificial intelligence (AI) in automobile innovative design is not sufficient in the review of the research status. In view of the research vacancy, three key technical frameworks that need to be broken through are proposed, hoping to provide ideas and reference for automobile enterprises.

KEY WORDS: generative adversarial network; vehicle design; image generation; modelling design

人工智能技术不断深入到科技企业中, 为高科技企业带来了颠覆性的创新产品, 助力其实现了弯道超车^[1]。相较于百度、腾讯、阿里巴巴等 IT 企业, “中国制造 2025”上市企业创新效率整体水平偏低且波动大^[2]。对于新型制造企业而言, 人工智能作为一种新的生产要素, 使常规生产活动可以用自动化代替, 解放了劳动力, 让更多人从事更能激发创造力和附加值更高的工作^[3]。在生产环节, 大部分上规模的制造产业为了提升生产效率, 都已经引入了工业机器人、自动化生产线等智能化硬件设备来代替手工劳动力; 还有一部分学者应用人工智能算法对车间工艺布

局规划仿真^[4-5]。然而, 在研发环节, 大部分的制造企业并没有人工智能辅助设计的自动化工具来提高工业设计师和工程设计人员的工作效率。

人工智能的智能行为主要表现为自然语言处理(以给定语言进行通信)、知识表示(存储知识)、自动推理(使用存储的知识回答问题和解决问题)和机器学习(适应新环境)^[6]。与此相对, 人类思维中决策和解决问题的逻辑更加模糊, 往往更加关注实际结果, 表现出有限理性^[7]、有限的认知信息处理能力^[8], 因此, 在一些需要理性思考的技术领域, 人工智能有超越人类的可能性。与人类设计师相比, 人工

收稿日期: 2021-06-28

基金项目: 重庆市教委科学技术项目(KJQN202001002); 重庆市教委科技项目(KJQN202000516)

作者简介: 许娜(1991—), 女, 江苏人, 博士, 四川美术学院讲师, 主要研究方向为工业设计和人机交互。

智能系统有着显著优势,首先人工智能系统的工作效率比人类设计师高出 1000 倍以上;其次,人工智能系统的自动生成是基于海量消费者偏好数据,比人类设计师更容易抓住消费者的眼球,但人工智能算法在工业设计领域,特别是汽车设计领域暂时没有得到广泛应用。本文将对人工智能在汽车工业设计中的重要意义、发展趋势以及技术应用进行深度分析,并对相关研究进展、理论框架、关键技术进行概述。

1 汽车创新设计与人工智能

近年来,汽车产业已发展成为我国新型支柱产业之一。在汽车开发的整个流程中,产品设计环节只占产品成本关键影响因素的 5%,对产品的影响却占到 70%^[9]。汽车产品研发流程要经历产品规划、概念设计、造型设计、工程设计、产品和工艺验证、生产准备及批量生产等七个阶段^[10]。在产品规划阶段,通过市场和用户调研预测未来三五年用户的潜在需求,进行新车创意概念设计(语义和草图描述),邀请领导和专家评审。在方案设计阶段,根据调研结果初步确定造型设计方案,比如三维效果图、3D 数字模型、油泥模型等,邀请领导和专家对新车造型进行评审,由于存在各种因素影响,汽车产品设计方案往往需要反复迭代。大型工业产品开发失误一般有两点原因,一是创意设计和评审过程过于主观,不能基于实际用户偏好去进行产品创新设计;二是由于大型工业产品设计迭代周期较长,期间用户需求随着市场同类车型的更新而变化,导致汽车等工业产品创新度和引领度不高。

目前的人工智能处于高速发展时期,2016 年召开的以《掌握第四次工业革命》为主题的第 46 届世界经济论坛上,人工智能被认为最可能成为第四次工业革命的核心驱动力,是改变未来生活形态的革命性技术。通过引入人工智能新工具进入设计和制造中的自动化辅助,不同的技术进步使产品开发的部分更容易,以前手工完成的任务现在由机器完成。以前,工程学是用铅笔和纸张进行的专业,计算是手工完成的,设计是在画纸上勾画出来的。根据实际蓝图来制作物理模型,以确定最终产品的外观和制作方式。而现在,人们越来越关注使用新的人工智能和其他技术来实现更高水平的产品自动化并加速新产品的创新。人工智能的进步与认知计算、物联网、3D 打印、智能机器人,虚拟和混合现实以及人机界面等其他技术相结合,正在改变产品设计、制造、组装、分销、服务和升级的内容、地点和方式,人工智能技术使得产品设计在非常少的人工干预下完成^[11]。最早的人工智能辅助设计是基于知识和规则的专家系统,辅助设计师和工程师实现固定任务的自动化,从而提升设计效率。随着生成式对抗网络算法的发展,在草图、概念图设计这种相对感性的设计过程中也可以加入人工

智能辅助技术。

随着机器学习技术的深入发展,一类人工智能算法具有自我创新性^[12],被称为自我创新人工智能。机器学习是人工智能的一个重要子领域,可以自动检测样本数据的模式,然后使用发现的模式来预测未来的数据,或在不确定性的情况下提供最有利的方案或决策。在机器学习领域,深度学习被广泛应用于数据量庞大复杂且数据维度较高的场景下^[13]。在产品创新领域,人工智能与人类的界限逐渐减小,无论是自主行动还是与人类合作,人工智能都能产生创新的知识 and 发明^[14]。与人类相比,人工智能拥有更强的信息处理能力、知识存储能力和快速生成能力^[15-16],因此,人工智能一方面可以基于用户偏好大数据预测流行趋势,提高产品创新性;另一方面可以基于机器庞大的记忆造型库,在各个设计阶段快速生成海量设计图,易于改进迭代,缩减设计开发周期。综上所述,人工智能辅助汽车创新概念设计对汽车产业升级转型、提高产品创新度和用户体验具有非常重要的意义。

2 大数据驱动产品创新研究现状

在创新产品设计中,设计师不仅要考虑产品的功能、造型、色彩、交互等属性,而且还要特别注意用户本身的感性需求^[17]。为了让创新产品在市场保持竞争力,设计师必须设法满足用户需求和感知度,以此来降低项目失败风险^[18]。随着国家供给侧改革的进程,产品设计已经从以产品为导向转向以市场为导向,逐渐转向以用户为导向,因此,应用人工智能算法研究用户感性需求,有利于设计行业在制造业中更好地发挥创新驱动的作用。

人工智能算法可以帮助制造企业分析多个数据维度,包括企业的内部数据、外部数据和用户数据。内部数据作为公司业务运营的直接或间接结果在内部产生,包括有关员工、公司资源、生产线、供应商、管理决策、销售和营销数据、产品以及公司整体能力的数据库^[19]。通过人工智能对企业内部数据分析,可以客观评估新产品开发的成功率,保障产品创新设计在企业生产制造的能力范围内,降低开发风险^[20]。外部数据是无法直接从企业内部获取的数据,包括市场数据、竞争品牌数据、媒体、宏观经济和环境数据。人工智能对外部数据的分析可以帮助企业发现和识别创新机会,提升企业的综合创新能力^[21-22]。用户数据是企业通过市场调研或用户研究获取用户体验的定性或定量数据。相关研究已经揭示,用户已经主动或被动地参与到产品创新中,用户数据可以增强公司的创新性^[23],并助力企业研发符合用户需求的产品,提升用户满意度^[24-25]。其中,企业通过分析社交媒体数据,获取用户偏好和产品需求信息是如今常见的手段,可以提升企业的整体产品创新能力^[26]。Ding 和 Wang 提出了一种面向排名的基于云计算和云服务的

用户满意度预测方法^[27], 有助于发现具有最高客户满意度的云服务候选者, 该方法包括两个基本功能: 排名相似性估计和云服务排名预测, 其考虑了顾客的偏好和期望。该方法将用户的偏好和预期纳入满意度预测算法模型中, 提出了客户满意度函数来确定偏好关于服务的价值, 对比实验结果表明, 该方法优于其他竞争方法。

此外, 用户情感识别在情感化设计研究领域非常重要。Lasa 和 Justel 联合眼动追踪技术和面部表情识别技术形成了研究用户行为的新工具^[28]。Eyeface 强调用户体验的情感和客观感知, 采用一种新的多方法工具来评估用户在体验概念产品的感知, 客观分析用户体验设计过程中的生理数据来评测用户偏好结果, 分析了 Eyeface 与积极消极情感表扩展形式 (PANAS-X) 评价工具之间的相关性, 并验证了该方法在体验设计过程概念设计阶段的可行性。Hsiao 和 Chiu 研究运用遗传算法和感性工学类型 II (AHP 和量化理论类型 I) 对产品风格进行分析^[29], 将用户的心理概念转化为语言变量, 提出一种符合用户心理偏好的支持模型。Fu 和 Liu 提出了一种基于感性工学的产品硬界面系统情感化设计方法^[30], 可用于设计一种响应用户情感的产品。以具有代表性的两两组合感性形象词和面向消费者技术获得的多维关键设计变量为基础, 建立 KE 模型。最后, 将 KE 模型与遗传算法相结合, 寻找近似最优设计方案, 可用于各种设计案例中, 优化产品的情感设计。

3 智能生成技术辅助设计研究现状

近年来, 高性能计算领域的技术发展已经渐渐走出纯粹的计算技术, 在普遍性的行业应用中产生价值。以往 HPC 主要集中在传统行业领域的研究, 如石油、气象、材料、物理和地球科学等。如今, 随着 HPC 技术的快速发展, 互联网与传统行业不断渗透融合。图形处理单元通过允许并行计算来取代中央处理单元, 极大地提升了计算机处理能力。随之而来的是图像处理以及自动生成的能力逐渐增加, 如医疗影像检测^[31]、人脸识别^[32]。随着应用领域越来越广泛, HPC 势必走入一个全新的时代。

用 HPC 支撑平台为 AI 辅助设计系统提供存储能力和计算能力的支撑, 可以实现智能辅助系统将刷新人们对传统设计行业的认知, 因此, 计算机辅助设计将不再局限于产品组件的简单设计, 更加复杂的辅助应用将被应用到产品设计领域。产品复杂性取决于产品组件的数量, 组件之间的相互关系、组件定制的程度以及所需知识的专业程度^[33]。低复杂度产品 (如服装) 的特点是产品开发所需的知识有限、只需少数组件的简单设计、有限的组件关系较为简单和低定制性。比如美国一家在线时装零售商 Stitch Fix 开发了一个人工智能辅助设计工具。根据消费者的反馈和销

售数据将公司的每件服装分解成几条属性, 例如风格、颜色, 或者手臂长度, 该工具可以重新组合和提升最畅销的属性生成初步设计方案, 并为人类设计师提供灵感来源, 人类设计师进行修改生成最终设计方案^[34]。

随着辅助设计工具的智能化, 人类设计师对人工智能生成的低复杂度产品进行调整的必要性减少了, 在需要大量简单设计图的场景中, 人工智能能够越来越彻底地接管人类设计师生成设计方案。例如亚马逊就开发了一种算法通过分析图像来设计衣服, 复制流行的款式, 并利用这些数据来进行新设计。2017 年, 阿里公司一个名为鲁班的设计平台横空出世, 这是一款基于图像智能生成技术, 鲁班可以改变传统的设计模式, 使其在短时间内完成大量 banner 图、海报图和会场图的设计, 提高工作效率。用户只需任意输入想达成的风格、尺寸, 鲁班就能代替人工完成素材分析、抠图、配色等耗时耗力的设计项目, 实时生成多套符合要求的设计解决方案。在 2017 年的双 11 中, Luban 每秒生成 8000 张海报, 刷新了人们对 AI 创意能力的认知。阿里 Luban 算法技术负责人星童曾提出: 另一个思路是用生成对抗网络的思路来解细化问题。我们希望理解设计, 然后把优质作品中关于色系、空间布局、风格的内容抽象出来, 进行重构与增强。麻省理工学院和 Adobe 公司 2016 年来也致力于探究设计流程的简化, 突出创意成果的价值密度, 将价值密度较低的设计工作进一步简化。

在汽车工程设计领域, 设计软件供应商 Autodesk 针对复杂汽车产品提供了人工智能辅助设计工具, 优化了设计流程, 缩短了产品开发周期。当工程师设计一个产品时, 只要输入基本参数, 软件工具就可以根据储存在云端的数据库推荐最优参数供工程师参考。以摩托车设计为例, 从简单的基础零部件到较为复杂的功能部件, 都可以通过软件自带的机器学习功能, 按不同层级完成设计。然而根据目前的技术条件, 人工智能不太可能自主创建复杂的产品, 只能根据既定知识框架和云端数据库开发产品孤立的组件或功能部件。

在汽车造型设计领域, 很多研究表明人工智能技术可以辅助设计师快速生成和迭代设计方案。Alexander Burnap 等人使用过去十年的汽车设计的设计属性和 2D 图像^[35], 在汽车造型的产品形式领域进行了一项实验。结果表明, 模型能够设计出一种既灵活又实际的设计, 可以设计身体类型、火焰和视点等设计属性。其团队还分析了深度生成模型参数估计过程。初步结果表明, 尚无法以这种方式将生成模型结果提高到统计学上显著的水平。XA Chen 等人提供了一组用户驱动的优化技术^[36], 允许人们表达他们的设计意图, 从而结合结构性能和用户期望的样式。其团队展示了 Forte, 一种基于草图的实时交互式工具, 供人们通过 2D 拓扑优化来表达和迭代他们的设计。

用户可以询问结构,提供具有更好性能的变体,或优化内部材料布局。用户可以全局控制与初始草图“偏离”多少,或执行本地推荐的设计,交互式地提示系统更新信息。与10名参与者的设计会议表明,Forte使设计师能够创建和探索一系列具有自定义形式和样式的优化设计,允许参与者使用独特的手绘形式来生成结构。然而,一些参与者指出,Forte缺乏对更精确设计的支持,例如直线、平滑曲线和对称性,在未来的版本中,其团队希望添加更多受控方式来指定设计。盛振等人在基因网络的基础上对汽车造型进行分析^[37]。通过对148辆汽车建立模型,得出了106个汽车尺寸节点,对统计出的数据进行分析,计算节点之间的相关度,得到了汽车造型的基因网络,进而得到了中心性节点、敏感性节点以及节点集团等信息。通过对上述信息的分析,最后得出了汽车造型的关键节点、独立节点、被动节点、次要节点等信息,并找出这些节点之间的潜在联系,提供给设计师以辅助其进行汽车造型设计。

深度学习的最新进展使机器能够通过学习现有设计生成新的设计。生成对抗网络被广泛用于通过无监督学习生成新图像和数据。将GAN直接应用于产品设计存在某些限制。它需要大量数据,产生不均匀的输出质量,并且不能保证工程性能。为了解决这些问题,Sangeun Oh等人提出了一种结合GAN和拓扑优化的设计自动化过程^[38]。建议的过程已经应用于汽车的车轮设计,并且已经表明,可以在没有人为干预的情况下自动生成美学上优越且技术上有意义的设计。

综上所述,高性能计算直接促进了GAN、VAE、GLOW等生成式网络模型的发展,使得人工智能能够根据输入的若干条件(甲方的文字描述)来生成相应方案(图像、音频、视频均可),这些方案的虽然还称不上完整的设计方案,但可以给设计师作为参考依据来使用。借此技术,让无作图能力的甲方把生成条件输入AI设计系统后,程序在极短时间内生成海量方案,甲方只需挑选其中想要的方案,交给设计师来完善,避免了设计师的无效工作,提升了工作效率。汽车属于高度复杂性产品,在汽车研发中,往往有着庞大的设计师团队和工程师团队。当前,中国汽车产业正处于转型升级的关键期,无论产品研发流程还是制造流程,都亟需智能化变革。

4 汽车概念设计图自动生成关键技术框架

根据上文的综述研究,人工智能的应用场景越来越广阔,在产品创新领域有了非常大的进展。但是其在汽车研发领域的应用场景依然非常局限,主要集中在2D草图和车身关键要素的初步定义上,未来应从以下几个方面形成关键技术突破。第一,草图自动生成过渡到接近真实图像的汽车三维效果图的自动生成;第二,设计条件输入从半自动化的设计属性定义过渡到更加感性、更加模糊的风格语义;第三,从现有需求数据驱动的智能设计过渡到未来造型趋势预测的智能设计。以下将从三个方面对关键技术进行阐述。

4.1 基于图库的辅助设计

4.1.1 从手绘草图到设计效果图的自动生成

该技术可帮助人类设计师将线稿草图快速转变为设计效果图,双层GAN草图异质转换示意图1。首先设计一个深度神经网络模型,以手绘的汽车草图为输入参数,辅以相关约束条件,输出清晰的效果图。不同于pix2pix框架将边缘线条图转换为真实感图像的工作,要解决更便于人机交互的手绘草图到真实感图像的转换问题。首先设计双层级联生成对抗网络结构实现转换任务。第一层GAN根据草图的形态结构、语义内容等信息生成粗粒度真实感图像,第二层GAN将第一层的结果转换为更生动形象的高分辨率真实感图像。

然后,针对上述网络训练中现有可用的“草图-图像”数据集十分稀缺的问题,提出依据给定的图像自动生成模拟草图数据的方法。通过改进HED边缘检测算法获得草图轮廓,并采用移动最小二乘策略对轮廓进行变形,模拟草图形态意向可辨、线条简洁、具有随意性的特点。基于双层级联GAN的图像异质转换模型,旨在适应手绘草图线条简洁、具有随意性的特点,贴近人类手绘风格,有利于人机交互及应用。

GAN需要通过大量训练样例学习数据的概率分布,由于现有的“草图-图像”数据集不足,需生成并构造一定量的数据集以训练网络。关于汽车图像的收集,通过访问百度图像、汽车之家等数据库获得多种类、多角度的汽车真实图像,由于时间、人力等条件的约束,难以直接获得大量与上述图像配对的手绘



图1 双层GAN草图异质转换示意

Fig. 1 Schematic diagram of hetero conversion of two-layer GAN sketch

草图,为此提出依据给定的图像自动生成模拟草图数据的方法。手绘草图通常形态意向可辨、线条简洁、具有一定随意性,因此对真实图像先进行边缘检测获得一一对应的边缘线条图,并对边缘线条图进行细节线条过滤等处理,得到简洁化的草图轮廓。然后,考虑到现实中用户的输入意图与领域背景、思维方式、手绘习惯和偏好等多种特性相关,手绘过程也会受到设备等因素的影响,使草图信息具有模糊性,呈现的视觉效果较随意,因此,为了模拟此特性,对处理后的草图轮廓进行变形,增强线条的随意性。最终得到大量数据供网络进行训练,得到理想效果。

4.1.2 从单视角图到多视角图的自动生成

该技术帮助人类设计师从单视角图的设计方案自动转化为其他视角图。该项技术需设计一个深度神经网络模型,以单视角的汽车造型图作为输入参数,输出其他视角的汽车造型图;使用不同视图的真实汽车图像数据训练深度神经网络模型,训练完成后模型能够生成从粗到细的汽车图像,输入图像具有一定的视图,图像生成器生成具有目标视图的对象的基本形状。然后,精细图像生成器将细节填充到粗糙图像中并校正缺陷,最终输出清晰的多视角图像。

在该技术领域,可使用一种名为变分 GAN (VariGAN) 的新型图像生成模型,它结合了强度或变分推理和对抗训练。通过将内部变分推理引入生成模型学习,所提出的模型克服了 GAN 在建模全局外观中的局限性。通过变分推断首先生成低分辨率图像捕获全局外观。这个过程以给定的图像为条件,在不同的视图中学习粗糙的形状和颜色。利用生成的 LR 图像,VariGAN 然后通过将细节过滤到低分辨率图像来执行对抗性学习以生成高分辨率图像。由于 LR 图像仅具有目标对象的基本轮廓,因此精细图像生成模块需要关注绘制细节并纠正低分辨率图像中的缺陷。

4.2 基于语义的辅助设计

4.2.1 基于语义的造型图自动分类

该技术可以为人类设计师输出基于造型风格语义的分类结果,即拥有不同风格语义的图片库。该项技术需设计一个深度神经网络模型,以大量汽车概念图作为输入参数,输出图像自动分类的结果;使用不同背景视角的真实汽车图像数据训练深度神经网络

模型,训练完成后模型能够自动将图像分配给一组预定义的语义类别。通过使用预训练的深度神经网络模型来生成图像的初始特征表示集,然后将获得的特征表示集反馈到模型中进一步学习,最终输出造型图分类的结果。

4.2.2 从文字描述到设计效果图的自动生成

该技术的应用场景是人类设计师输入文字描述,计算机自动生成创新设计效果图,从文字描述到设计图的自动生成见图 2。该技术需设计一个深度神经网络模型,以文字描述的汽车信息作为输入参数,输出对应的汽车效果图。利用真实的汽车概念图像训练第一阶段的网络模型,训练后的模型就可根据文本描述的形态结构、语义内容等信息生成低分辨的汽车概念图像,然后再通过第二阶段的网络模型增强细节,转换为更生动形象的高分辨真实感图像,分别生成对应的完整效果图作为输出结果。

4.3 流行趋势预测

4.3.1 造型评价预测

该技术用于辅助人类设计师对设计方案进行预先评估。该技术从工业产品设计的特征属性、工业产品造型要素和产品造型形式美法则分析工业产品造型因素,从对产品造型有影响的物的因素和人的因素这两个方面总结对工业产品造型评价的因素,利用深度神经网络模型构建一个完善的面向方案设计阶段的计算机辅助汽车造型评价目标体系,并建立汽车造型的可视化评价系统,对设计方案中的汽车造型进行评价预测。

4.3.2 流行趋势预测

随着国家供给侧改革的进程,产品设计已经从以产品为导向转向以市场为导向,逐渐转向以用户为导向,因此,研究用户偏好趋势非常必要的,有利于创新产品设计在制造业中更好地发挥创新驱动的作用。

流行趋势预测技术原理见图 3,利用深度神经网络模型,根据储存在云端的数据库,利用用户偏好大数据训练深度神经网络模型,训练完成后模型可预测出汽车造型中流行的造型因素、特征属性等,并按这些参数生成推荐设计,预测流行趋势,供设计师参考,提高设计效率。



图 2 从文字描述到设计图的自动生成
Fig.2 Automatic generation from text description to design drawings

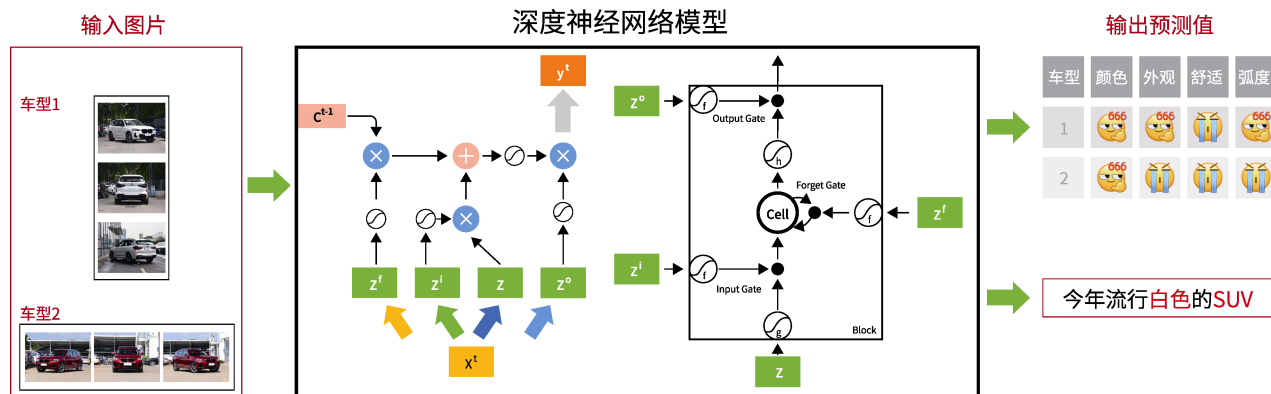


图3 流行趋势预测技术原理
Fig.3 Principle of fashion trend prediction

人工神经网络算法建立预测模型的工作大致可以分为三部分：准备数据并选取适当的特征、训练模型并进行评估、优化模型性能并评估。首先确定要预测的目标值，在汽车造型趋势的预测问题中，从时间长短考虑，可以分为长期范围预测、短期范围预测、短期预测，针对这三个时间，预测未来五年、未来三年、未来一年的流行趋势。

5 结语

在中国制造 2025 产业革命的背景下，人工智能是提升制造企业生产率、实现新时代中国制造业高质量发展的关键。在汽车工业领域，产品创新是非常重要的议题，人工智能可推进汽车产品创新设计向定制化、智能化、敏捷化方向发展，更好地满足消费者需求，提升用户体验。根据作者对研究现状的分析发现，在汽车设计环节的前期调研阶段，基于大数据的人工智能大大提升了企业对市场、用户需求数据的分析效率，解决了设计调研和设计理念确定的问题。然而，在汽车草图设计、效果图设计、工程设计环节等具体研发领域，人工智能算法目前植入较少，缺乏对提升创新效率的支撑作用。基于综述中反映出的问题，本文提出了未来亟待突破的三种关键技术框架，分别是基于图库的辅助设计、基于图库的辅助设计以及流行趋势预测。笔者认为以上三种关键技术可以直接提升汽车设计师的工作效率 and 创新能力，助力汽车制造业升级转型。

参考文献：

- [1] 欧春尧, 刘贻新, 戴海闻. 人工智能企业颠覆性创新的影响因素及其作用路径研究[J]. 软科学, 2021, 35(4): 55-60.
OU Chun-yao, LIU Yi-xin, DAI Hai-wen. Research on the Influencing Factors and Action Path of Disruptive Innovation in Artificial Intelligence Enterprises[J]. Soft Science, 2021, 35(4): 55-60.
- [2] 徐书彬, 黎新伍, 李果. 基于三阶段 DEA 的人工智能上市企业创新效率评价[J]. 科技管理研究, 2020, 40(5): 165-172.
XU Shu-bin, LI Xin-wu, LI Guo. Evaluation of Innovation Efficiency of Artificial Intelligence Listed Enterprises Based on Three-Stage DEA[J]. Science and Technology Management Research, 2020, 40(5): 165-172.
- [3] 张光宇, 欧春尧, 刘贻新. 人工智能企业何以实现颠覆性创新——基于扎根理论的探索[J]. 科学学研究, 2020, 39(4): 738-748.
ZHANG Guang-yu, OU Chun-yao, LIU Yi-xin. How can Artificial Intelligence Enterprises Achieve Disruptive Innovation: The Case Study Based on Grounded Theory[J]. Studies in Science of Science, 2020, 39(4): 738-748.
- [4] JIN D. Damage of the Machined Surface and Subsurface in Orthogonal Milling of FGH95 Superalloy[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2013, 68(5): 1573-1581.
- [5] 彭飞, 马志. 基于 SLP 和 Plant Simulation 的车间工艺布局设计研究[J]. 现代制造工程, 2019(9): 28-36.
PENG Fei, MA Zhi. Research on Layout Design of Workshop Based on SLP and Plant Simulation[J]. Modern Manufacturing Engineering, 2019(9): 28-36.
- [6] S J. Artificial Intelligence: A Modern Approach[M]. Prentice-Hall: United States, 1995.
- [7] MARCH J. Bounded Rationality, Ambiguity and the Engineering of Choice[M]. Cambridge: University Press, 1988.
- [8] RAMSEY N. Neurophysiological Factors in Human Information Processing Capacity[J]. Brain, 2004(3): 517-525.
- [9] 孙亦炯. 基于全生命周期的整车制造效率提升策略[J]. 机械设计与制造工程, 2021, 59(1): 76-80.
SUN Yi-jiong. Strategy for Improving Efficiency of Vehicle Manufacturing Based on Full Life Cycle[J]. Machinery, 2021, 59(1): 76-80.
- [10] 李建萍. 浅析汽车产品研发流程各阶段的标准化[J]. 给力地方经济, 2013(9): 10.
LI Jian-ping. The Standardization of Each Stage of the

- Vehicle Development Process[J]. *Innovating Equipment Technology to Strengthen Local Economy*, 2013(9): 10.
- [11] NOOR A. AI and the Future of Machine Design[J]. *Mechanical Engineering*, 2017, 139(10): 38-43.
- [12] HUTCHINSON. Reinventing Innovation Management: The Impact of Self-Innovating Artificial Intelligence[J]. *Ieee Transactions on Engineering Mangement*, 2021, 68(2): 628-639.
- [13] AREI I. Deep Machine Learning: A New Frontier in Artificial Intelligence Research[J]. *Ieee Transactions on Engineering Mangement*, 2010, 5(4): 13-18.
- [14] JORDAN M. Machine Learning: Trends, Perspectives and Prospects[J]. *Science*, 2015, 349(6245): 255-260.
- [15] LAVE. Cognition in Practice: Mind, Mathematics and Culture in Everyday Life[J]. *Contemporary Sociology*, 1988, 19(1): 214.
- [16] RAMSRY N. Neurophysiological Factors in Human Information Processing Capacity[J]. *Brain*, 2004(3): 517-525.
- [17] 罗仕鉴, 朱上上, 应放天. 产品设计中的用户隐性知识研究现状与进展[J]. *计算机集成制造系统*, 2010(4): 673-688.
- LUO Shi-jian, ZHU Shangshang, YING Fang-tian. Statues and Progress of Research on Users' Tacit Knowledge in Product Design[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2010(4): 673-688.
- [18] ARBELAEZ G. An Acceptability Estimation and Analysis Methodology Based on Bayesian Networks[J]. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 2016(53): 245-256.
- [19] KWON O. Data Quality Management, Data Usage Experience and Acquisition Intention of Big Data Analytics[J]. *International Journal of Information Management*, 2014, 34(3): 387-394.
- [20] TAO F. Digital Twin-driven Product Design, Manufacturing and Service with Big Data[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2018(94): 3563-3576.
- [21] H C. Business Intelligence and Analytics: From Big Data to Big Impact[J]. *MIS Quart*, 2012, 36(4): 1165-1188.
- [22] K T. External Knowledge and Information Technology: Implications for Process Innovation Performance[J]. *MIS Quart*, 2017, 41(1): 287-300.
- [23] MAHR D. Virtual Lead User Communities: Drivers of Knowledge Creation for Innovation[J]. *Research Policy*, 2012, 41(1): 167-177.
- [24] A H. Automated Text Analysis for Consumer Research [J]. *Journal of Consumer Research*, 2017, 44(6): 1274-1306.
- [25] MOE W. Opportunities for Innovation in Social Media Analytics[J]. *Journal of Product Innovation Management*, 2017, 34(5): 697-702.
- [26] ROBERTS D. Mapping the Impact of Social Media for Innovation: The Role of Social Media in Explaining Innovation Performance in the PDMA Comparative Performance Assessment Study[J]. *Journal of Product Innovation Management*, 2016(33): 117-135.
- [27] DING S. Utilizing Customer Satisfaction in Ranking Prediction for Personalized Cloud Service Selection[J]. *Decision Support Systems*, 2017, 93(9): 1-10.
- [28] LASA G. Eyeface: A New Multi-method Tool to Evaluate the Perception of Conceptual User Experiences[J]. *Computers in Human Behavior*, 2015, 52(7): 359-363.
- [29] HSIAO S. Product-form Design Model Based on Genetic Algorithms[J]. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 2010, 40(3): 237-246.
- [30] KUPREL B. Emotional Design Method of Product Presented in Multi-dimensional Variables Based on Kansei Engineering[J]. *Journal of Engineering Design*, 2014, 25(4): 194-212.
- [31] ESTEVA A. Dermatologist-level Classification of Skin Cancer with Deep Neural Networks[J]. *Nature*, 2017(542): 115-118.
- [32] TAIGMAN Y. DeepFace: Closing the Gap to Human-Level Performance in Face Verification[J]. *Ieee Conference on Computer Vision & Pattern Recognition*, 2014(9): 20.
- [33] M H. The Project-based Organisation: An Ideal Form for Managing Complex Products and Systems[J]. *Research Policy*, 2000, 29(7): 871-893.
- [34] B. Marr. Stitch Fix: The Amazing Use Case of Using Artificial Intelligence in Fashion Retail[J]. Available, 2018(24): 292.
- [35] BURNAP A. Estimating and Exploring the Product Form Design Space Using Deep Generative Models[J]. *Asme International Design Engineering Technical Conferences & Computers & Information in Engineering Conference*, 2016(2): 30.
- [36] XIANG A. Forte: User-Driven Generative Design[J]. *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. Association for Computing Machinery, 2018(30): 89.
- [37] 盛振. 汽车造型设计的基因网络模型构建研究[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2016.
- SHENG Zhen. Gene Network Model of Automobile Modeing Design[D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2016.
- [38] OH S. Design Automation by Integrating Generative Adversarial Networks and Topology Optimization[J]. *ASME 2018 International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference*, 2018(28): 35.