

基于机器学习的汽车设计智能拟合方法

兰 巍¹, 周 政¹, 王冠宇², 王 伟³, 张苗苗¹

(1. 吉林大学 汽车底盘集成与仿生全国重点实验室, 长春 130022; 2. 一汽-大众汽车有限公司 技术开发造型中心, 长春 130011; 3. 一汽-大众汽车有限公司 技术开发部, 成都 610100)

摘 要: 为提升车企工作效率、为设计师提供设计框架, 有效提升设计的准确性和客观性, 提出了一种利用机器学习拟合汽车设计前期工作、后期个性覆盖件设计的方法。该方法主要基于扩散模型和文本反转技术, 首先对用户画像进行分类并训练模型; 其次, 借助已有市场反馈度较高的成型车对应的用户画像进行高度拟合。由此可通过调节用户画像数据等信息, 便可生成前期定义车型效果图、汽车覆盖套件等。与现有流程相比, 该方法能够高度拟合设计前期工作, 为设计师提供更直观、更客观的前期定义车型。因此, 该方法在汽车设计、市场调研、造型策略制定、创意草案生成、覆盖件设计等领域具有广泛的应用前景。

关键词: 车辆工程; 汽车设计; 用户画像; 扩散模型; 人工智能; 文本反转

中图分类号: TP18; TB47 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2025)09-2858-06

DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20241285

Intelligent fitting method for vehicle design based on machine learning

LAN Wei¹, ZHOU Zheng¹, WANG Guan-yu², WANG Wei³, ZHANG Miao-miao¹

(1. National Key Laboratory of Automotive Chassis Integration and Bionics, Jilin University, Changchun 130022, China;
2. Technical Development and Styling Center, FAW-Volkswagen Automobile Co., Ltd., Changchun 130011, China;
3. Technical Development Department, FAW-Volkswagen Automobile Co., Ltd., Chengdu 610100, China)

Abstract: In order to improve the work efficiency of automobile enterprises, provide the design framework for designers, and effectively improve the accuracy and objectivity of the design, a method of using machine learning was proposed to fit the preliminary work of vehicle design and the later personalized cover parts design. This method is mainly based on diffusion models and text inversion technology. Firstly, the user profile was classified and the model was trained. Secondly, a high-degree fitting with the help of the existing corresponding user portrait of the molding car with high market feedback was performed. By adjusting user profile data and other information, pre defined vehicle renderings, car coverage kits, etc. can be generated. Compared with existing processes, the proposed method can highly fit the pre design work and provide designers with more intuitive and objective pre definition of vehicle models. Therefore, this method has broad application prospects in fields such as automotive design, market research, styling strategy formulation, creative draft generation, and panel design.

收稿日期: 2024-11-30.

基金项目: 吉林省重大科技项目 (GF-2022-03883); 国家重点研发计划项目 (ZkjcD105181350452131154).

作者简介: 兰巍 (1980-), 女, 教授, 博士. 研究方向: 运载工具创新与智能化设计. E-mail: lanwei@jlu.edu.cn

通信作者: 王伟 (1981-), 男, 工程师. 研究方向: 人工智能与设计策略. E-mail: wangwei_gps@126.com

Key words: vehicle engineering; vehicle design; user portrait; diffusion models; artificial intelligence; text inversion technology

0 引言

汽车造型是技术与艺术的结晶,对消费者的购车决策有着重要影响。由于用户对汽车造型的重视,汽车制造商通常会投入巨大资源开发汽车造型,通过在众多方案中不断筛选,找到最佳创意方案。一个完整的整车开发流程可明确划分为产品战略、产品策划定义、概念开发、工程设计、产品验证、生产6个阶段,历时45个月或更短^[1]。汽车设计师的工作包含用户研究、效果图绘制、模型搭建和渲染呈现、工程化落地等众多环节,部分汽车制造商的新车开发周期过长,一般需要2~3年,这导致汽车产品上市时与市场需求发生错位,会降低产品的竞争力^[2]。此外,设计师在持续、高强度的工作压力下,容易陷入思维固化,造成设计的雷同,最终市场上出现大量同质化产品,导致汽车制造商销量与利润下降。

在汽车设计的准备阶段,汽车制造商必须详尽地完成车型定义和用户画像的描绘。设计师需反复深入地理解多方面的信息,并将其整合到汽车设计图中。鉴于流程的复杂性和数据量的庞大,这一阶段占据了汽车设计初期的大部分时间。此外,整车开发的初期设计阶段为整个项目奠定了基调。若此阶段出现任何工作失误,例如设计师未能全面掌握车型定义,或者车型设计图与品牌造型基因存在显著偏差,则整个设计流程都将受到干扰,进而可能损害汽车制造商的利润和产品的市场竞争力。

针对传统汽车设计前期流程中存在的问题,本文提出了一种基于扩散模型和文本反转技术的汽车设计方法。该方法将市场反馈度较高的成熟车型对应的用户画像及车型定义信息输入模型进行训练。通过该方法,模型能够大幅整合设计前期的工作流程。设计师可以通过调整用户画像信息,在模型中生成符合车型定义的汽车效果图。该方法为设计师提供了一个设计框架,同时保留了广泛的创意自由度。此外,通过针对特定品牌系列车型的训练,可以构建出具有连续设计基因的车辆框架,从而为汽车制造商的品牌迭代和后期套件开发提供有力支持。

1 用户画像的构成

1.1 用户画像的收集方法

特征抽取是用户数据收集的过程,包括对用户数据的整理与分类。通过运用特定的数据挖掘技术,从数据中提炼出用户特征,并进一步将其转化为用户标签,从而构建出用户画像。当前,用户画像研究中主要通过两种途径实现特征抽取。①人工抽取。在相关理论的支持下,结合研究者的知识和经验,描绘或者抽象用户属性差异^[3],从而提取用户属性特征。例如,在“4C”理论的基础上,通过查阅文献、调研、访谈并结合专家建议,提取用户特征并构建用户画像^[4]。此方法存在一定的主观性,其应用范围仅限于数据表述明确且数据量较小的研究情境。②技术提取。利用机器学习算法对用户特征进行精准抽取,如决策树^[5]、逻辑回归^[6]、支持向量机^[7]、贝叶斯网络^[8]、K均值算法^[9]、主题模型^[10]等算法。

1.2 用户画像库的构建方法

1.2.1 国内外现有调研

在探讨用户画像的构成要素时,国外学者Travis^[11]首次提出用户画像概念,并确定了7个核心条件,即基本性、移情性、真实性、独特性、目标性、数量和应用性。他将这些特性的首字母组合成“Persona”一词,即中文中的“用户画像”。Lafouge^[12]认为,检索用户特征信息应涵盖两个主要方面:一是与用户个人相关的稳定因素;二是可变信息。Guimaraes等^[13]将用户画像的构成要素总结为用户的基本素养、学历层次、社会关系、工作状态、位置情况、时间信息等。

国内学者也从不同视角提出了用户画像的构成维度。例如,马安华^[14]以电子商务和通信领域为例,在构建用户画像模型时,不仅考虑了用户基本信息属性,还充分考虑了用户的行为偏好属性,从而建立了一个更为细致和全面的用户画像模型。李映坤^[15]扩展了用户画像的构成维度,提出了包括自然属性、关系属性、兴趣属性、能力属性、行为属性(消费属性)和信用属性的构建方法。曾建勋^[16]建议从用户的专业背景、兴趣偏好、知识获取习惯、特长任务等方面构建用户画像标签。

刘海鸥等^[17]和陈晶^[18]在研究中加入用户情境属性,将用户画像维度划分为自然属性、社交属性、兴趣属性和能力属性。

1.2.2 设定用户画像的分类原则

本文主张从用户基本特征、兴趣爱好、价值观、汽车观等维度全方位刻画用户画像。其中,用户基本特征可细分为原生特性和可变特性。原生特性包括用户的基础信息,具体如下所示。

(1)性别和年龄:男/女/性别友好,购车时的年龄,持有车辆的时间。

(2)籍贯民族:出生地点、宗教信仰。

(3)长居地及路况:具体城市,高速/城镇/乡道。

(4)婚姻及家庭情况:已婚/未婚,育有几个孩子。

(5)最高学历信息:本科、研究生等。

(6)职业特性:室内/室外/移动/固定/技术/社交。

(7)价值观:热衷于拥有别人没有的东西、对科学技术的发展着迷、愿意为车辆的环保功能支付溢价等。

(8)家庭情况:父母年龄,是否居住在同一个城市等。

(9)单位情况:公司属性、商务需求、出差频率、公司盈亏、职位高低等。

(10)收入水平:5万元及年收入每10万元作为一档,以及其他相对稳定的特点。

(11)名下(家庭)车辆数及型号。

(12)用户时间分配。

可变特性则涵盖用户的行为信息,具体如下所示。

(1)驾驶习惯:激进、舒缓、稳定等。

(2)养车习惯:保养频率、消耗品价格等。

(3)对车辆特性的关注:加速、操控等。

(4)车辆尺寸和运载能力:车辆座位数、车厢容积、后备箱开启方式等。

(5)车辆功能性:底盘高度、越野性能、驱动形式等。

(6)品牌认同度及其他易变的属性。

1.3 用户画像与成品车型的选择原则

在选择用户画像时,应注意成品车型的市场反馈,为保证训练模型数据的有效性及准确性,应当选取市场反馈明确、销量较高、用户评价良好、

信息收集全面的车型的用户画像信息。在此基础上,还可以考虑用户对该车系的认可度及对品牌的忠诚度等信息。

在处理这些数据时,应特别注意数据的预处理,包括数据清洗、数据归一化、异常值处理等环节,以确保数据质量。此外,对于分类处理后的数据,还需进行交叉验证,以评估模型的泛化能力。通过这些步骤可以确保模型训练的准确性和可靠性,从而为汽车设计提供科学、合理的用户画像依据。

高质量数据是支撑大模型数据训练的基础,应尽可能收集多维度有效信息,通过科学算法(如决策树、逻辑回归、支持向量机、贝叶斯网络、K均值算法、主题模型等)进行信息分类处理,得到的数据权重将提升模型输出结果的客观性及有效性。

2 基于扩散模型和文本反转的定义造型方法

2.1 扩散模型的原理

扩散模型通过神经网络预测扩散模型中每一步添加的噪声。在扩散模型中,主要有两个过程,即扩散过程(加噪过程)和逆扩散过程(去噪过程)。其中,扩散过程将图片转变成随机噪声,逆扩散过程将随机噪声还原为图片。在完成模型训练后,通过重参数化技巧进行采样操作,不断去除模型预测的噪声,生成完整的图片。扩散模型的目的是训练出一个 $p_{\theta}(X_{t-1}|X_t)$,能够从噪声图恢复出原图。

扩散过程如图1所示,是从右到左($X_0 \rightarrow X_T$)对图片逐步加噪的过程,使图片逐渐模糊。 X_0 为从真实数据集中采样得到的图片,对 X_0 添加 T 次噪声。 X_{t+1} 为在 X_t 基础上添加噪声得到的,因为 X_{t+1} 只受 X_t 的影响,所以扩散过程是一个马尔可夫过程。当 T 足够大时, X_T 服从标准正态分布。在训练过程中,每次添加的噪声 $q(X_t|X_{t-1})$ 是已知的。根据马尔可夫过程的性质,可以递归得 $q(X_t|X_0)$,即 $q(X_t|X_0)$ 是已知的。扩散过程主要就是推导 $q(X_t|X_0)$ 和 $q(X_t|X_{t-1})$ 。

逆扩散过程如图1所示,是从左到右($X_T \rightarrow X_0$)对图片逐步降噪的过程,使图片逐渐清晰。如果能够在给定 X_t 条件下知道 X_{t-1} 的分布,就能够从任意噪声中经过 T 次采样生成一张图片。由于

很难知道 $q(X_{t-1}|X_t)$, 因此采用 $p_\theta(X_{t-1}|X_t)$ 来近似 $q(X_{t-1}|X_t)$ 。因为 $q(X_{t-1}|X_t X_0)$ 可以用 $q(X_t|X_0)$ 和 $q(X_t|X_{t-1})$ 表示, 所以可以用 $q(X_{t-1}|X_t X_0)$ 指导 $p_\theta(X_{t-1}|X_t)$ 进行训练。逆扩散过程的核心是推导 $q(X_{t-1}|X_t X_0)$ 。

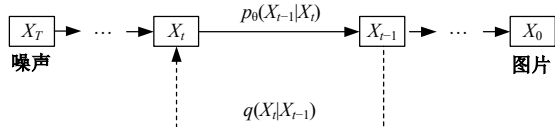


图1 扩散模型的原理图

Fig. 1 Schematic diagram of the diffusion model

2.2 文本反转的原理

文本反转技术基于一个固定的、预先训练好的“文本-图像”模型, 通过成品车型的小图片集 P^* (与用户画像 S^* 对应的3~5张图片), 在训练过程中找到一个单一的词嵌入, 从小集中重建图片。

用户画像 S^* 训练过程如下: 如图2所示, 首先将包含用户画像 S^* 的文本“一张 S^* 的汽车照片”通过分词器将文本转换为词, 再经嵌入式查找 (Embedding lookup) 查找对应的词向量, 实现文本转换器到图片生成器、词向量到图片的对应。随后, 通过图片生成器的解码过程, 噪声逐步转换为图片。与之相反的是输入图片的降采样过程, 输入 P^* 后, 经降采样形成噪声, 在每一步降采样的过程中, 使噪声与图片生成的每一步结果尽可能接近。

用户画像 S^* 训练的结果为: 获得与图片集 P^* 、用户画像 S^* 对应的词向量 C^* 。由于在该训练

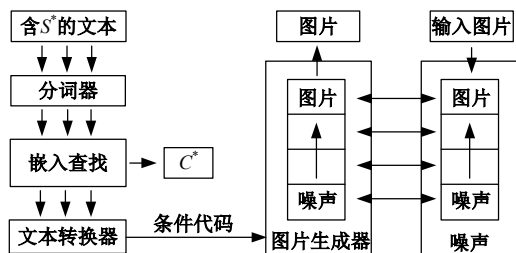


图2 文本反转的模型原理图

Fig. 2 Model schematic of text reversal

过程中, 文本转换、图片生成、输入图片降采样的过程是固定的, 只有文本中 S^* 缺少词向量, 因此训练过程将使 S^* 获得词向量。训练完成后, 将用户画像 S^* 代入模型, 可使扩散模型每一步生成的图片与输入的图片集 P^* 风格相似。

2.3 模型框架的描述

基于扩散模型和文本反转的模型框架如图3所示。首先, 创建用户画像库和成品车型库, 每组

用户画像 S^* 对应一个图片集 Q^* 。对图片集 Q^* 进行图片预处理, 得到 P^* , 预处理主要包括统一图片尺寸、去除背景、压缩文件大小等。其次, 使用文本反转训练用户画像, 训练的目标是获得与成品车型图片集 P^* 、用户画像 S^* 对应的词向量 C^* 。在获得词向量 C^* 后, 将其加载到扩散模型中, 采用“文本-图像”生成多组汽车图片。加载内容包括定义输入的文本 (可包含多个不同的用户画像 S^*)、训练的成品车型文件、初始化图片路径、初始化图片强度、扩散参数、输出文件名称、模型保存地址。最后, 采用超分辨率重构提高生成图片的分辨率, 使汽车图片更清晰。

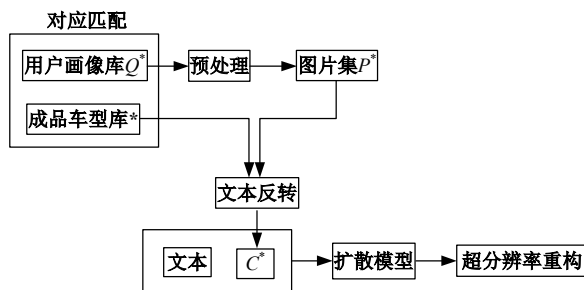


图3 基于扩散模型和文本反转的模型框架图

Fig. 3 Model framework diagram based on the diffusion model and text inversion

3 方法分析

3.1 拟合对比分析

本文方法通过收集成品车型及其对应的用户画像数据, 经过处理后利用扩散模型和文本反转技术进行训练。其结果能高度拟合汽车设计前期工作, 可快速根据市场要求调整参数输入文本, 生成汽车前期定义车型效果图, 为市场部门和设计部门建立了一座可视化桥梁, 大幅度提升了车企各部门之间的协同效率。同时, 该方法采用的扩散模型和文本反转技术, 出图的效率远高于人工。人工完成一张汽车效果图通常需要数小时, 而扩散模型在1 min内即可生成多个方案。

然而, 该方法也存在一定局限性。首先, 收集全面且高质量的用户画像数据需要大量的时间和资源, 这会限制模型的更新能力。其次, 尽管扩散模型和文本反转技术在汽车效果图生成上表现出色, 但它们在处理非常规用户需求时不够灵活。此外, 模型的准确性和效率在很大程度上依赖于算法的优化和计算资源的投入, 这对一些小型车企构成挑战。

如表 1 所示,对比人工出图、采用扩散模型出图、采用扩散模型+文本反转出图 3 种方法。从出图效率、美学稳定性两个方面进行对比,可以发现:

(1)采用扩散模型+文本反转出图的时间与单纯采用扩散模型出图接近,只是需要先花费 2~3 h 训练风格文件。由于风格文件通常基于汽车造型维度或设计趋势建立,无需频繁训练。因此,采用扩散模型出图、采用扩散模型+文本反转出图两种方法的出图效率较高。

(2)人工出图方法在美学稳定性上更具优势。无论是采用扩散模型出图,还是采用扩散模型+文本反转出图,都不可避免地生成一些不合理的方案,因此设计师相比 AI 更具优势。美学经验的积累一方面提升了设计师的美学稳定性,另一方面也会束缚设计师的创新。因此,本文方法的核心价值在于为设计师提供前期车型的设计框架。

表 1 3 种汽车造型出图方法的比较

Table 1 Comparison of three methods of drawing car shapes

	人工	扩散模型	扩散模型+文本反转
出图效率	低	高	高
美学稳定性	高	低	中

3.2 扩散模型方法

提升扩散模型生成汽车图片的质量。目前,采用扩散模型生成的图片质量尽管优于对抗网络 GAN,但仍然存在线条不光顺、汽车局部造型扭曲等问题。其原因可能与标注误差有关。若提升对成品汽车造型训练集的标注质量,则可能提升生成的质量。此外,通过对用户画像的分类,本文方法在汽车整车设计及汽车零部件设计方面也具有巨大的潜力。当然,模型本身的质量及参数设定更加关键。扩散模型当前仍在发展初期,其理论和应用方面仍有巨大的提升空间。

提升模型的可解释性。目前,无论是对抗网络 GAN,还是扩散模型,对使用者来说都是一个“黑箱”。使用者难以通过调整输入而准确地控制输出。在模型的输入和输出之间,到底有什么联系和规律,是使用者难以揣摩的。在此基础上,采用越复杂的描述语言,生成图像的不可预见性越强。这种生成方式的不确定性,为模型的推广带来诸多困难。如果能提升可解释性,必然为新方法的使用和推广带来益处。

对车企进行专一品牌系列的独立模型训练,对车型迭代及设计基因延续具有重要意义。通过市场调研修改用户画像参数后,模型可生成即符合市场竞争又保留品牌设计基因的定义车型效果图,为设计师提供了直观有效的框架。这样既能保证车型迭代的稳定性,又为设计师留有发挥的空间。

4 结束语

本文提出了一种基于机器学习的汽车设计智能拟合的创新方法,能够使汽车前期造型方案更具稳定性和客观性,帮助汽车设计师快速直观地理解车型定义及用户画像等信息,为市场调研、造型风格探索、造型策略制定、创意草案生成提供新的图片生成方法。该方法还有很大的发展空间,未来的研究方向可以集中在提高数据收集的自动化水平、增强模型对个性化需求的适应能力,以及优化算法以减少对计算资源的依赖等方面。

参考文献:

- [1] 彭剑, 项娇. 整车产品开发流程浅析[J]. 上海汽车, 2010(8): 43-47, 51.
Peng Jian, Xiang Jiao. Brief analysis of the vehicle product development process[J]. Shanghai Automobile, 2010(8): 43-47, 51.
- [2] 张洪志. 汽车整车设计开发流程优化研究[J]. 汽车测试报告, 2023(13): 13-15.
Zhang Hong-zhi. Research on the optimization of the complete vehicle design and development process[J]. Automotive Test Report, 2023(13): 13-15.
- [3] 王庆, 赵发珍. 基于“用户画像”的图书馆资源推荐模式设计与分析[J]. 现代情报, 2018, 38(3): 105-109, 137.
Wang Qing, Zhao Fa-zhen. Design and analysis of library resource recommendation model based on "User portrait"[J]. Modern Intelligence, 2018, 38(3): 105-109, 137.
- [4] 刘海, 卢慧, 阮金花, 等. 基于“用户画像”挖掘的精准营销细分模型研究[J]. 丝绸, 2015, 52(12): 37-42, 47.
Liu Hai, Lu Hui, Ruan Jin-hua, et al. Research on precision marketing segmentation model based on "user portrait" mining[J]. Silk, 2015, 52(12): 37-42, 47.
- [5] Mostafa M M, El-Masry A A. Citizens as consumers: profiling e-government services' users in Egypt via data mining techniques[J]. International Journal of

- Information Management, 2013, 33(4): 627-641.
- [6] de Andres J, Pariente B, Gonzalez-Rodriguez M, et al. Towards an automatic user profiling system for on-line information sites Identifying demographic determining factors[J]. Online Information Review, 2015, 39(1): 61-80.
- [7] 李映坤. 大数据背景下用户画像的统计方法实践研究[D]. 北京: 首都经济贸易大学统计学院, 2016.
- Li Ying-kun. Research on the practical statistical methods of user portrait in the context of big data[D]. Beijing: School of Statistics, Capital University of Economics and Business, 2016.
- [8] 张小可, 沈文明, 杜翠凤. 贝叶斯网络在用户画像构建中的研究[J]. 移动通信, 2016, 40(22): 22-26.
- Zhang Xiao-ke, Shen Wen-ming, Du Cui-feng. Bayesian networks in user portrait construction[J]. Mobile Communications, 2016, 40 (22): 22-26.
- [9] 李恒超, 林鸿飞, 杨亮, 等. 一种用于构建用户画像的二级融合算法框架[J]. 计算机科学, 2018, 45(1): 157-161.
- Li Heng-chao, Lin Hong-fei, Yang Liang, et al. A secondary fusion algorithm framework for constructing user portraits[J]. Computer Science, 2018, 45 (1): 157-161.
- [10] 林燕霞, 谢湘生. 基于社会认同理论的微博群体用户画像[J]. 情报理论与实践, 2018, 41(3): 142-148.
- Lin Yan-xia, Xie Xiang-sheng. User portrait of microblog group based on social identity theory[J]. Information Theory and Practice, 2018, 41 (3): 142-148.
- [11] Travis D. E-commerce Usability: Tools and Techniques to Perfect the On-line Experience[M]. Boca haton, FL: CRC Press, 2002.
- [12] Lafouge T, Lardy J P, Abdallah N B. Improving information retrieval by combining user profile and document segmentation[J]. Information Processing Management An International Journal, 1996(3): 305-315.
- [13] Guimarães T P. Perfil de usuários de biblioteca governamental: o caso do Ministério da Saúde[J]. Perspectivas em Ciência da Information, 2007, 12(3): 96-115.
- [14] 马安华. 基于用户行为分析的精确营销系统设计与实现[D]. 南京: 南京邮电大学计算机学院, 2013.
- Ma An-hua. Design and implementation of accurate marketing system based on user behavior analysis[D]. Nanjing: School of Computer Science, Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2013.
- [15] 李映坤. 大数据背景下用户画像的统计方法实践研究[D]. 北京: 首都经济贸易大学统计学院, 2016.
- Li Ying-kun. Practical research on the statistical methods of user portrait in the background of big data [D]. Beijing: School of Statistics, Capital University of Economics and Business, 2016.
- [16] 曾建勋. 精准服务需要用户画像[J]. 数字图书馆论坛, 2017(12): 1.
- Zeng Jian-xun. Accurate service needs user portrait [J]. Digital Library Forum, 2017(12): 1.
- [17] 刘海鸥, 孙晶晶, 苏妍媛, 等. 基于用户画像的旅游情境化推荐服务研究[J]. 情报理论与实践, 2018 (10): 87-92.
- Liu Hai-ou, Sun Jing-jing, Su Yan-yuan, et al. Research on tourism situational recommendation service based on user portrait[J]. Information Theory and Practice, 2018(10): 87-92.
- [18] 刘海鸥, 陈晶, 孙晶晶, 等. 面向大数据的移动数字图书馆情境化推荐系统研究[J]. 图书馆工作与研究, 2018(9): 58-64.
- Liu Hai-ou, Chen Jing, Sun Jing-jing, et al. Research on contextualized recommendation system for mobile digital libraries in the era of big data [J]. Library Work and Research, 2018(9): 58-64. .