

美丽中国建设

——基于复杂科学管理的思索

陈 劲 主编

中国社会科学出版社

序

《美丽中国建设——基于复杂科学管理的思索》一书终于付梓！这是一部应用复杂科学管理思想探索美丽中国建设的论文集，是复杂科学管理学术界的学者怀着对伟大中国共产党的热爱、对伟大祖国的热爱，奉献给中国共产党成立 100 周年的礼物！

“美丽中国”是中国共产党第十八次全国代表大会提出的战略性思想，是我们国家的国策之一。2020 年爆发的新冠肺炎疫情，时至今日仍在世界蔓延；2021 年 5 月以来的洪涝灾害，造成了重大经济损失。面对历史罕见的冲击，2021 年《政府工作报告》在“六稳”工作基础上，明确提出“六保”任务，特别是保就业保民生保市场主体，以保促稳、稳中求进。这些都让我们越来越迫切地意识到美丽中国建设的紧迫性和重要性，越来越认识到这一复杂系统建设的底层思维逻辑就是我们国家原创性理论成果——复杂科学管理（Complex Scientific Management, CSM）。

复杂科学管理归纳总结了中国人的系统和谐生态观，为我们解决复杂的系统与局域、现实与未来发展问题提供了一个较为清晰的科学思考框架。为研究复杂系统，复杂科学管理提出以系统思维模式为核心的整合战略思维；围绕“创新与和谐”，复杂科学管理提出以整合论为核心的五个基本理论——CSM 整合论、CSM 整体观论、CSM 新资源观论、CSM 互动论、CSM 无序—有序论。五个基本理论告诉我们：整合即创新，整合是改变资源、改变资源创造财富的能力、改变资源的产出。整合的视角是整体观的视角；整合的基础是资源，包括有形资源和无形资源；整合的机制是动力机制，互动产生活力；整合的状态是有序—无序—有序，提供创新的氛围。

1. 用复杂科学管理认知美丽中国

美丽中国是一个围绕生态文明这一核心，强调经济、政治、社会与文化和谐发展的复杂动态系统。它的复杂性源于有人的行为介入其中，它的动态性源于时代在不断地发展、进步。美丽中国的终极目标是使人们有获得感和幸福感。美丽中国研究是复杂科学管理学者的使命。

2. 用复杂科学管理认知美丽中国

美丽中国的科学内涵包括四层意义：创新使国家富强是美丽中国之根本；人与自然和谐是美丽中国之基础；人与人之间和谐是美丽中国之归宿；现代人与后代人和谐是美丽中国之理念。美丽中国的人文内涵有四种意义：结构美，即人—人、人—组织、

组织—组织等之间的结构使每个人都能够发挥其创造力、实现其梦想；行为美，即敬重大自然、敬重生态平衡、敬重人；运作美，即任务与资源优化配置，既讲究经济效率，更注重社会效益；创新美，即创新要给人带来健康和安全，创新要保护环境和生态，创新要以可持续的绿色发展为导向，要以三个和谐（人与自然的和谐、人有人的和谐、现代人与后代人的和谐）为出发点。“美丽中国”包含了诸多元素，创新、和谐、生态、能源、社会治理、乡村振兴、绿色发展等。本论文集基于复杂科学管理的思想，从不同侧面探讨了美丽中国建设问题。

美丽中国研究有两个重要的理论问题。

第一，美丽中国应有创新理论。复杂科学管理认为，当代管理已发生从控制到激励的转变。为营造创新氛围、激发创新活动，复杂科学管理提出了 CSM 互动论、CSM 无序—有序论。研究美丽中国，我们将进一步提出激发创新行为的创新理论，如企业家精神驱动、文化驱动、大组织引力驱动等多维的驱动创新的创新理论，以及创新的人文环境构建理论等。我们还将提出面向美丽中国的新的创新理论，如整合式创新、多因素互动式创新、跨界整合创新等。

第二，美丽中国应有和谐共生理论。复杂科学管理提出了三个和谐——人与自然的和谐、人有人的和谐、现代人与后代人的和谐。围绕创新与和谐，复杂科学管理又提出了五个基本理论。研究美丽中国，我们将进一步研究提出和谐共生理论，如集合式行为驱动的和谐共生理论、企业家精神驱动的和谐共生理论、公共资源治理机制设计、城乡共生和谐理论等。美丽中国创新理论是复杂科学管理的新的战略命题。

复杂科学管理认为，“稳”发展的战略意义是实现美丽中国的终极目标。这与 2020 年和 2021 年《政府工作报告》中提到的“六稳”和“六保”相对应。“稳”发展包括：创新强国，保证人民的安全；环境保护，提升人民的健康；开放式就业，保障人民的生活。保障广大人民的基本生活，就有一个就业问题。复杂科学管理提出“开放式就业”理念，包括基于新基建的新兴产业、互联网催生的线上服务业、线上与线下结合的服务产业、中小微企业和微型高科技企业、与健康相关的产业、地摊经济等，均是就业渠道。此外，复杂科学管理还提出，用企业家的人文关怀、胸怀、眼光、格局驱动，建立优秀文化、创新氛围等良好的人文环境，用企业家的社会责任感、历史使命感驱动，创建良好的自然环境，以及传承优秀文化，促进幸福感等，以实现“稳”发展的战略思想。

徐绪松 陈 劲

2021 年 7 月 29 日

目 录

创新与美丽中国建设

——基于整合式创新的视角 陈 劲 阳 镇(1)

驱动人与自然和谐共生的人的行为研究 徐绪松 陶小龙 蒋 珩(14)

复杂视域下“人类命运共同体”的生态空间治理..... 李北伟 杨 帆(29)

复杂管理系统的定性模拟分析法 胡 斌(40)

复杂科学管理视角下的社区治理体系创新 谢科范 滕良文(79)

考虑创新属性感知的电动汽车采纳行为研究

——基于中国市场的仿真分析 冯 博 叶绮文(92)

“美丽社会”的复杂性治理及其多维度协同分析 范如国(120)

生态文明建设导向的美丽中国建设的评价与实现路径 王宗军 蒋振宇(138)

探索中国水治理之道:系统管理与协商对话 王慧敏(158)

自创生谐生智能系统与智慧城市发展 夏昊翔(174)

中小企业安全生产的监管与保障研究

——以安全生产标准化政策执行为例..... 梅 强 陈雨峰 张菁菁 刘素霞(187)

我国能源系统多能互补运行中的复杂科学问题分析 ... 谭忠富 王冠然 潘 伟(205)

复杂系统视角的信息产业创新网络演进研究 邵云飞 王江涛(214)

基于大数据挖掘的爆款产品影响要素分析..... 房 帆 郭淑慧 谭跃进 吕 欣(230)

城乡融合视角下企业家社会资本及其反哺乡村

贡献度研究 郑 湛 冯在文 贺路遥 靳 越(243)

美丽中国和要素市场化改革 陈彦斌 王兆瑞(255)

网上超市生鲜水果多式联运路径优化 庄燕玲 孙玉姣 胡祥培(267)

基于 CSM 互动论的城乡融合发展机制与智慧化

路径研究 陈畴镛 邹昕瑶 段显明 杨 伟(286)

蔬菜产业政策的量化评价

——基于 PMC 指数模型的分析

..... 李优柱 李崇光 陈文菁 陈帅朴 彭 伟 全蕊蕊 张乾岳(301)

考虑模糊信息的海上风电送出系统多准则

评估与决策 牛东晓 李洪琪 余 敏 甄 皓(322)

大数据背景下复杂项目管理创新与

系统思考 周 晶 宁 延 李 迁 刘慧敏 徐 峰(338)

能源革命背景下电力市场体制机制改革研究:复杂性

科学视角 方德斌 余博林 赵朝阳(351)

基于大数据挖掘的爆款产品影响要素分析

房 帆 郭淑慧 谭跃进 吕 欣

(国防科技大学 系统工程学院, 长沙 410073)

摘要: 随着互联网的迅速发展和广泛应用, 各电商平台每天都会产生大量的在线交易和用户评论数据。挖掘商品评论和销售大数据中蕴含的产品属性及用户需求, 能够对产品进行科学指导, 实现精准营销。然而由于伪好评现象的存在, 互联网商品评分数据存在严重失真问题, 因此, 有必要通过有效的商品评论文本数据提取用户真实满意度。本文使用评论文本的情感得分替代平台显示的商品评分来反映用户满意度, 通过分析产品属性与用户满意度和商品销量的关联特性进一步挖掘热销商品的产品属性。基于苏宁易购网站 6000 个电视机商品的 51 万条评论数据, 我们发现商品伪好评率高达 20%。分析结果表明, 用户满意度高且销量高的爆款电视机产品具备苏宁自营、WebOS 系统或 Android 系统、LED 背光、价格适中、款式轻薄等产品属性。本研究通过挖掘电商平台产品销售和评论大数据来设计爆款产品, 研究思路和成果可以应用到其他产品的设计及销售, 对开展在线电商大数据挖掘、分析产品竞争优势、优化产品设计、增加企业利润和形成品牌效应具有重要的理论和实践价值。

关键词: 在线数据挖掘; 情感分析; 用户满意度; 销量预测; 爆款产品设计

基金项目: 国家自然科学基金项目 (91846301, 71690233); 湖南省科技计划项目 (2018JJ1034, 2019 GK2131)

作者简介: 房帆 (1997—), 女, 辽宁沈阳人, 国防科技大学系统工程学院硕士研究生, 研究方向: 移动社交平台大数据挖掘; 郭淑慧 (1996—), 女, 河北唐山人, 国防科技大学系统工程学院硕士研究生, 研究方向: 社交媒体大数据挖掘与大规模人群行为分析; 谭跃进 (1958—), 男, 湖南长沙人, 国防科技大学系统工程学院教授、博士生导师, 博士, 研究方向: 复杂系统管理与集成; 吕欣 (1984—), 男, 湖南常德人, 国防科技大学系统工程学院教授、博士生导师, 博士, 研究方向: 大数据挖掘与应急管理。

1 引言

随着互联网产业的快速发展,网上购物已经成为一种更为普及的购物方式。截至2019年6月,中国网络购物用户规模达6.39亿人,较2018年年底增长2871万人,占网民整体的74.8%;手机网络购物用户规模达6.22亿人,较2018年年底增长2989万人,占手机网民的73.4%,继续保持稳健的增长势头。^①

在移动互联网时代,爆款产品的知名度、销量能够在短时期内产生巨大爆发,产生巨额销售金额和利润,获取极大的市场份额。打造爆款产品成为企业实现飞跃的重要引擎。通过用户购买、比较和评价的数据可以分析出影响用户满意度、产品销量的产品属性特征,探索爆款产品的相关问题——如网红产品的特点、如何设计制造爆款产品,对确定销售决策、产品设计制造等问题具有重要意义。本文主要从用户满意度、产品销量两个方面对爆款产品的影响因素进行分析。

用户评论被认为是监测和提高客户满意度的卓有成效的信息来源,特别是它们传达了用户相对明确的意见^②。关于在线评论的研究方面,网络社区的作用已被许多研究讨论^③。Zhou等^④分析了Agoda.com上发布的关于四星和五星级酒店的用户评论,确定了影响顾客满意度的17个因素,并将这些属性根据施加的影响类型进行分类,从而比较了不同等级酒店、不同所有权的属性和不同来源客人的观点之间的客户满意度。Engler等^⑤提出了一个在线产品评级的顾客满意度模型,模型以顾客的购买前预期和实际产品性能作为评级的决定因素,实验表明,这两个因素对在线产品评级都有显著影响。SanLim等^⑥的研究发现,网站的可用性、可信性和服务质量会影响用户在网站上的购买满意度。Guo等^⑦使用狄利克雷分布来识别酒店访客所提供的顾客服务的关键维度,这

① 中华人民共和国国家互联网信息办公室:《第44次中国互联网络发展状况统计报告》, http://www.cac.gov.cn/2019-08/30/c_1124938750.htm。

② Kang, D., Park, Y., “Review-based Measurement of Customer Satisfaction in Mobile Service: Sentiment Analysis and VIKOR Approach”, *Expert Systems with Applications*, Vol. 41, No. 1, 2014.

③ Guo, Y., Barnes, S. J., Jia, Q., “Mining Meaning from Online Ratings and Reviews: Tourist Satisfaction Analysis Using Latent Dirichlet Allocation”, *Tourism Management*, Vol. 59, April 2017.

④ Zhou, L., Ye, S., Pearce, P. L., et al., “Refreshing Hotel Satisfaction Studies by Reconfiguring Customer Review Data”, *International Journal of Hospitality Management*, Vol. 38, April 2014.

⑤ Engler, T. H., Winter, P., Schulz, M., “Understanding Online Product Ratings: a Customer Satisfaction Model”, *Journal of Retailing and Consumer Services*, Vol. 27, November 2015.

⑥ Lim, Y. S., Heng, P. C., Ng, T. H., et al., “Customers’ Online Website Satisfaction in Online Apparel Purchase: A study of Generation Y in Malaysia”, *Asia Pacific Management Review*, Vol. 21, No. 2, June 2016.

⑦ Guo, Y., Barnes, S. J., Jia, Q., “Mining Meaning from Online Ratings and Reviews: Tourist Satisfaction Analysis Using Latent Dirichlet Allocation”, *Tourism Management*, Vol. 59, April 2017.

些维度是酒店管理与游客互动的关键，并且感知地图可根据酒店的星级进一步确定最重要的维度。Zhao 等^①利用在线文本评论的技术属性和客户对评论社区的参与程度来预测总体客户满意度。研究发现，主观性和可读性越高，评论字数越多，总体顾客满意度越低，多样性和情感极性越高，总体顾客满意度越高，顾客的评论参与对顾客的整体满意度具有正向影响。

除了对在线评论的特征进行建模之外，情绪分析作为顾客评价分析的一种手段，已成为人们量化用户满意度的重要方法。近年来，基于机器学习的情感分类方法以其优异的性能成为主流^②。人们尝试通过各类机器学习算法或模型将在线评论分为正面和负面两类^{③④⑤}。Ye 等^⑥证明了在中文评论情感分类中的应用中，支持向量机方法的性能要优于语义定向方法。Ye 等^⑦还探讨了在旅游博客上的评论情感分类问题中，SVM 和 N-gram 方法的性能优于朴素贝叶斯方法。Wang 等^⑧提出了一种基于句子的语言模型，在细粒度的句子层次上采用机器学习的方法进行情感分类，并根据句子的权重进行汇总以预测文档的情感极性。不同于集中在词汇特征和句法特征提取上的大多数研究，Zhang 等^⑨考虑了词与词之间的语义关系，使用 word2vec 对相似特征进行聚类，并通过 word2vec 和 SVMperf 对评论文本进行训练和情感分类。然而不同于其他的文本情感分析，用户在线评论中往往涉及了关于产品的多方面信息或不同特征。于是研究者开始进一步分析评论中具体方面或特征的情感分析。Shi 和 Chang^⑩提出了一个基于层

① Zhao, Y., Xu, X., Wang, M., “Predicting Overall Customer Satisfaction: Big Data Evidence from Hotel Online Textual Reviews”, *International Journal of Hospitality Management*, Vol. 76, January 2019.

② Zhang, D., Xu, H., Su, Z., et al., “Chinese Comments Sentiment Classification Based on Word2vec and SVMperf”, *Expert Systems with Applications*, Vol. 42, No. 4, March 2015.

③ Cui, H., Mittal, V. O., Datar, M., “Comparative Experiments on Sentiment Classification for Online Product Review”, AAAI, Boston; Massachusetts, USA, July 2006, p. 30.

④ Basari, A. S. H., Hussin, B., Ananta, I. G. P., et al., “Opinion Mining of Movie Review Using Hybrid Method of Support Vector Machine and Particle Swarm Optimization”, *Procedia Engineering*, Vol. 53, No. 7, January 2013.

⑤ Turney, P. D., “Thumbs Up or Thumbs Down? Semantic Orientation Applied to Unsupervised Classification of Reviews”, Philadelphia: Proceedings of the 40th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, July 2002, p. 417.

⑥ Ye, Q., Lin, B., Li, Y. J., “Sentiment Classification for Chinese Reviews: a Comparison between SVM and Semantic Approaches”, Guangzhou: 2005 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, August 2005, p. 2341.

⑦ Ye, Q., Zhang, Z., Law, R., “Sentiment Classification of Online Reviews to Travel Destinations by Supervised Machine Learning Approaches”, *Expert systems with applications*, Vol. 36, No. 3, April 2009.

⑧ Wang, H., Yin, P., Zheng, L., et al., “Sentiment Classification of Online Reviews: Using Sentence-based Language Model”, *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, Vol. 26, No. 1, January 2014.

⑨ Zhang, D., Xu, H., Su, Z., et al., “Chinese Comments Sentiment Classification Based on Word2vec and SVMperf”, *Expert Systems with Applications*, Vol. 42, No. 4, March 2015.

⑩ Shi, B., Chang, K., “Mining Chinese Reviews”, Hong Kong, China: Sixth IEEE International Conference on Data Mining-Workshops, December 2006, p. 585.

次产品特征概念模型的系统从在线产品评论中提取产品特征情感对。Jo 等^①提出一个概率生成模型 Sentence-LDA, 并将其扩展到方面和情绪统一模型 (ASUM), 对不同方面的情绪进行建模, 从而实现自动发现评论中包含的方面以及对应情感。Bagheri 等^②提出了一种新的无监督和领域无关的模型, 该模型能够提取产品的显式和隐式方面, 并确定这些方面的情感。在在线评论情感分析的基础上, 一些学者进一步对用户满意度进行建模。Farhadloo 等^③使用方面级情感分析方法将评论转换为半结构化数据, 并使用基于每个评论的单个方面评级的贝叶斯方法对总体客户满意度进行建模, 从而识别每个方面对于每个独特的产品或服务的相对重要性。Kim 等^④提出了一种情感分析技术可对不同领域的在线评论的满意度进行分析, 并提取出满意程度的详细信息。Qazi 等^⑤采用验证性因子分析 (CFA) 和结构方程模型 (SEM) 探讨了积极、消极和中性情绪词在购买后阶段对顾客满意度的影响, 研究结果显示情感词汇对预测用户满意度有显著作用。

而在销量影响因素分析方面, 目前大多数关于销量预测的研究都集中于对模型的优化改进。Ribeiro 等^⑥采用 ARIMA 方法、神经网络和先进的混合神经网络方法建立了时间序列销售预测模型对药品的销售情况进行预测。孟志青等^⑦运用非线性机器学习的核函数技术, 提出了一个适合短生命周期时尚类服装的预测方法。刘晶等^⑧提出一种结合深度学习算法优势和涉农电商销售数据特点的皇冠模型 (ICM) 对线上农产品的销量进行预测。黄鸿云等^⑨提出了一种基于改进的多维灰色模型 [GM (1, N)] 和神经

① Jo, Y., Oh, A. H., "Aspect and Sentiment Unification Model for Online Review Analysis", Hong Kong, China: Proceedings of the fourth ACM international conference on Web search and data mining, February 2011, p. 815.

② Bagheri, A., Saraee, M., Jong, F. D., "Care more about Customers: Unsupervised Domain-independent Aspect Detection for Sentiment Analysis of Customer Reviews", *Knowledge-Based Systems*, Vol. 52, November 2013.

③ Farhadloo, M., Patterson, R. A., Rolland, E., "Modeling Customer Satisfaction from Unstructured Data Using A Bayesian Approach", *Decision Support Systems*, Vol. 90, October 2016.

④ Kim, M., Song, E., Kim, Y., "A design of satisfaction analysis system for content using opinion mining of online review data", *Journal of Internet Computing and Services*, Vol. 17, No. 3, 2016.

⑤ Qazi, A., Tamjidyamcholo, A., Raj, R. G., et al., "Assessing Consumers' Satisfaction and Expectations through Online Opinions: Expectation and Disconfirmation Approach", *Computers in Human Behavior*, Vol. 75, No. 3, October 2017.

⑥ Ribeiro, A., Seruca, I., Durao, N., "Sales prediction for a pharmaceutical distribution company: a data mining based approach | Previsão de vendas numa empresa de distribuição farmacêutica: uma aproximação baseada em data mining", Gran Canaria, Canary Islands, Spain: 2016 11th Iberian Conference on Information Systems and Technologies, April 2016, p. 1.

⑦ 孟志青、马珂、郑英:《基于核函数技术的时尚服装需求预测方法》,《计算机科学》2016年第2期。

⑧ 刘晶等:《基于深度学习的线上农产品销量预测模型研究》,《计算机应用研究》2017年第8期。

⑨ 黄鸿云、刘卫校、丁佐华:《基于多维灰色模型及神经网络的销售预测》,《软件学报》2019年第4期。

网络 (ANN) 的混合模型来预测销量。姜晓红和曹慧敏^①提出了通过时间序列法 ARIMA 模型预测各种商品未来一周的区域销售量以及全国销售量,并将其预测结果与简单移动预测结果进行对比,ARIMA 模型的拟合程度明显要强于后者。在销量预测的基础上,一些研究开始关注影响销量的因素。Cui 等^②考察了在线评论对消费电子产品和视频游戏新产品销售的影响。尹小平、王艳秀^③通过回归分析、季节分解模型等方法对影响中国汽车销量的主要因素进行了分析。李健^④则探索了在线产品评论中哪些因素会影响消费者的购买决策,以及不同的因素对于销量的影响程度。

以基于在线评论数据的产品销量、产品满意度的相关研究为背景,部分研究开始聚焦于同时具备高销量和高客户满意度的爆款产品。张巨才、黄先超^⑤提出电商平台的快速崛起颠覆了传统营销的宣传模式,创造出各种各样的爆款产品,同时他们提出获取流量或人气是形成爆款产品的基础。闫果红^⑥提出了关于产品生命周期的 Gompertz 预测模型,解释了畅销型书籍与一般图书的区别及其原因。Bing 等^⑦提出了一个可从各种电商网站产品描述界面中提取流行产品属性的无监督学习框架,该框架可通过用户评论集提取流行产品功能,且能将这些功能与相应的产品属性联系起来。Meiseberg^⑧分析了推荐系统、电子口碑、用户生成的内容、免费试用等不同的在线交流方式如何对产品销售产生影响。

综合上述研究现状可以发现,目前大多数工作主要是分别针对用户满意度、销量预测进行的,其分析具有一定的片面性。且多数研究均以平台提供的评分作为用户满意度衡量标准,因此受到了伪好评的严重影响。本文以电视机为例,以情感分析评分为基础重新对用户满意度进行了评估,结合用户满意度、销量两个因素探索了商品属性对于用户满意度以及产品销量的影响,提出了更加全面的爆款电视机产品的设计意见。与此同时,本文提出了产品属性与用户满意度、产品销量关联关系的挖掘框架,该方法可推广到其他产品的特征探索,辅助打造多个种类的爆款产品,对开展在线电

① 姜晓红、曹慧敏:《基于 ARIMA 模型的电商销售预测及 R 语言实现》,《物流科技》2019 年第 4 期。

② Cui, G., Lui, H. K., Guo, X., “The Effect of Online Consumer Reviews on New Product Sales”, *International Journal of Electronic Commerce*, Vol. 17, No. 1, October 2012.

③ 尹小平、王艳秀:《中国汽车销量影响因素的实证分析》,《统计与决策》2011 年第 8 期。

④ 李健:《在线商品评论对产品销量影响研究》,《现代情报》2012 年第 1 期。

⑤ 张巨才、黄先超:《爆款产品打造的黄金三法则》,《企业研究》2017 年第 11 期。

⑥ 闫果红:《产品生命周期 Gompertz 模型在畅销型教辅图书营销预测中的应用》,《山西师范大学学报》(自然科学版)2017 年第 2 期。

⑦ Bing, L., Wong, T. L., Lam, W., “Unsupervised Extraction of Popular Product Attributes from E-commerce Web Sites by Considering Customer Reviews”, *Acm Transactions on Internet Technology*, Vol. 16, No. 2, April 2016.

⑧ Meiseberg, B., “The Effectiveness of E-tailers’ Communication Practices in Stimulating Sales of Niche versus Popular Products”, *Journal of Retailing*, Vol. 92, No. 3, September 2016.

商大数据挖掘,分析产品竞争优势,优化产品设计,增加企业利润和形成品牌效应有巨大作用。

2 数据描述与统计分析

2.1 数据集现状

在在线商品信息与用户满意度、产品销量关系的相关研究中,真实的大规模在线商品信息以及用户评论信息价值十分重要。作为一个全新的 B2C 网上购物平台,苏宁易购网站每月活跃用户超过 5 亿,位列中国 B2C 企业前三位。本文基于 Python 爬虫技术从苏宁易购网站获取到了两个数据集:电视机属性数据集和电视机用户评论数据集。电视机属性数据集由产品的基本属性和功能信息组成,用户评论数据集记录了 2014 年 7 月至 2019 年 3 月的 515778 条用户评论文本。

2.2 数据概况与分析

爬取的数据主要包含商品属性数据与用户评论数据两部分。在商品属性数据表中共包含 6466 条非重复商品记录,共 120 个字段,其中主要包括店铺编号、商品价格、商品标题、商品销量、品牌、上市时间、能效等级、曲面屏幕、智能电视、屏幕尺寸、屏幕分辨率、HDR 显示、屏幕比例、屏幕类型、3D 功能、操作系统、VPU、整机功率、电源电压、网络连接方式、产品颜色等。经统计,在 6466 条商品记录中,44% 的字段空值处于半数以下。在用户评论数据表中共含有 477889 条非重复商品评论记录,共 50 个字段,其中主要包括店铺编号、商品编号、评论编号、评论内容、发布时间等。电视机的价格分布于 500—160000 元,80.3% 低于 10000 元,销量范围在 0—92230 台,其中 72.8% 低于 1000 台,具体情况如图 1 所示。

店铺主要分为苏宁自营和非苏宁自营两种,其中苏宁非自营店铺占总数量的 86.4%;屏幕分辨率主要分为超高清、全高清、高清和其他四种,超高清占了 72.78%,全高清和高清分别只占 11.85% 和 11.66%;操作系统主要有 Android、WebOS、YunOS 等几种,其中 Android 操作系统占 63.53%,其他操作系统占比均不足 5%;能效等级主要分为 1、2、3 三个等级,其中占比最高的是 3 级;多数电视支持 HDR 显示不支持 3D 功能;尺寸分布于 30—100 英寸,其中 55 英寸、65 英寸、43 英寸、32 英寸等尺寸比较常见;光源类型中最为常见的是 LED 背光;网络连接方式主要为有线+无线;曲面屏幕较少;上市时间主要为 2017 年和 2018 年;苏宁易购平台电视机商品在品牌上的数量分布较均衡,各品牌所占商品份额在 2% (松下) 到 11% (创维) 间分布。具体

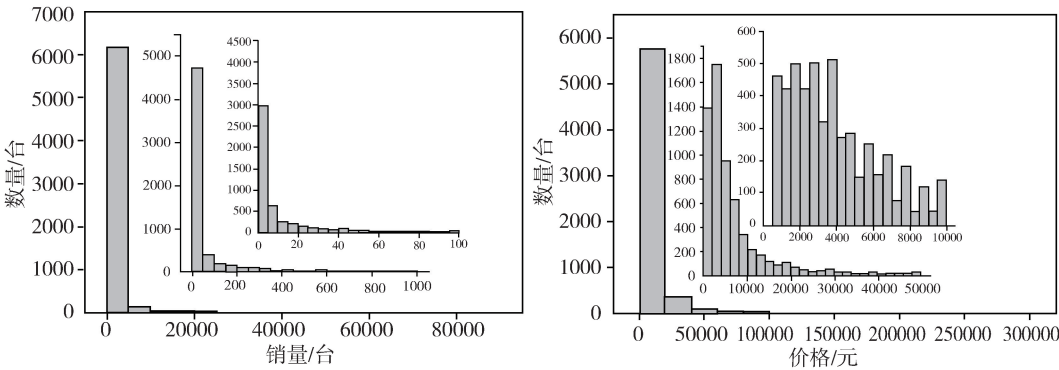


图1 电视机价格和销量分布

情况如图2所示。

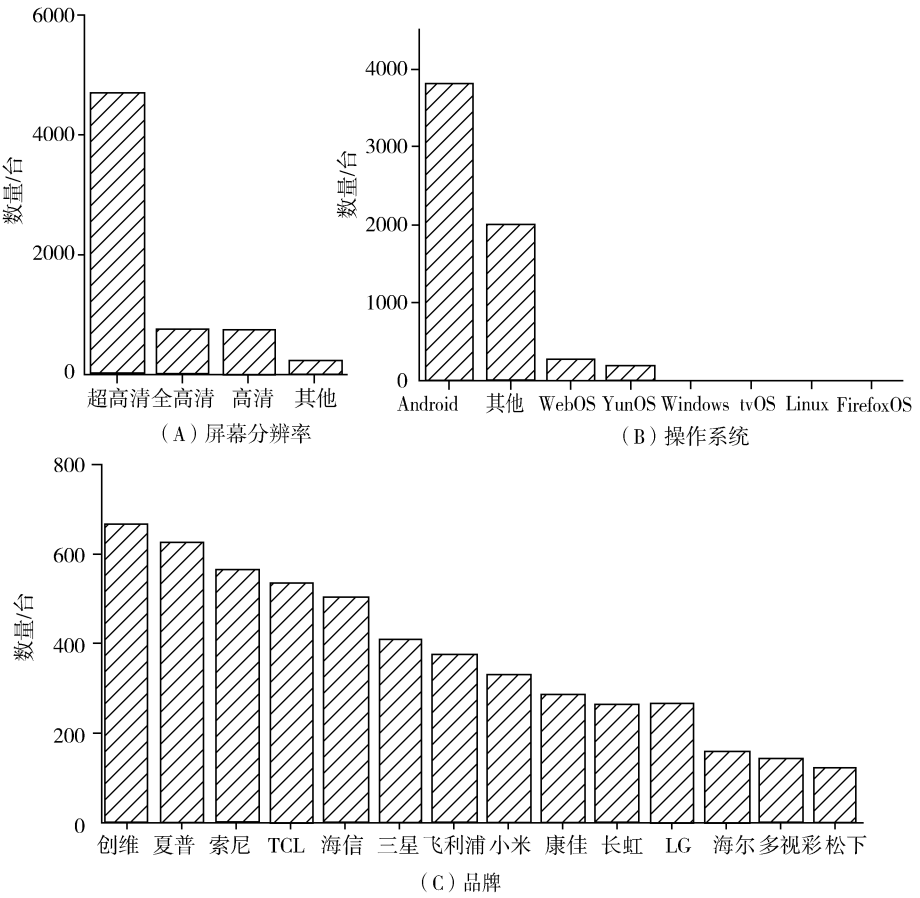


图2 电视机属性分布

用户评论数据主要发布于2014—2019年，其中大部分评论均发布于2018—2019年（88.5%）。除默认评论外，共有256974条有效评论，占总评论数的49.8%。VIP用户

占比为 49.9%，41.5% 的用户在评论中提供了视频，33.6% 的用户在评论中发布了两张以上的图片。

3 结果分析

3.1 用户评论情感分析

在线购物平台中的“好评返现”现象非常普遍，许多用户为了得到商家的返现，即使对商品的满意度不高，仍然会给予商品一个较高的评分，这一现象对商品用户满意度评估造成了较大干扰。^① 在对商品评论数据集的分析过程中，我们可以看到很多用户的星级评分与文本评价不一致，用户的文字评论内容往往比星级评分更能反映用户的真实感受。所以我们采用分析用户评论的情感得分代替失真的商品星级评分来衡量用户的满意度。

本文选用 SnowNLP 模型对用户评论的情感极性进行分析。SnowNLP 是一种专门用于分析中文的 Python 库，其语料库均与购物相关，因此多应用于购物类评论的情感分析。为提高 SnowNLP 针对电视机购物评论的分类准确性，本文将关于电视商品的 4000 条积极评论和 4000 条消极评论根据主观判断的情感极性进行了手动标注，并分别加入 SnowNLP 的积极文本训练集和消极文本训练集。

通过优化后的 SnowNLP 模型对所有用户评论进行情感分析，256974 条评论中共有 202068 条好评、54906 条差评，分别占总评数的 78.6%、21.4%，其中伪好评共有 51741 条，占总评论数的 20%。具体分析结果如表 1 所示：

表 1 全部评论情感分析结果			
实际 \ 苏宁易购	评分好评	评分差评	总计
实际好评	201926	142	202068
实际差评	51741	3165	54906
总计	253667	3307	256974

为进一步了解用户对于产品属性的关注点、满意点以及抱怨点，本文还通过词云提取、LDA 主题提取等技术分别提取了前 2% 的积极评论和消极评论的词云以及积极评论主题。在积极评论中，用户主要关注产品属性以及商家服务，包括画质、品牌、画面、价格、安装、物流等。而消极评论的产生主要受到服务态度的影响（见

^① Wang, Y., Lu, X., Tan, Y., “Impact of Product Attributes on Customer Satisfaction: An Analysis of Online Reviews for Washing Machines”, *Electronic Commerce Research and Applications*, Vol. 29, May 2018.

图 3 和表 2)。

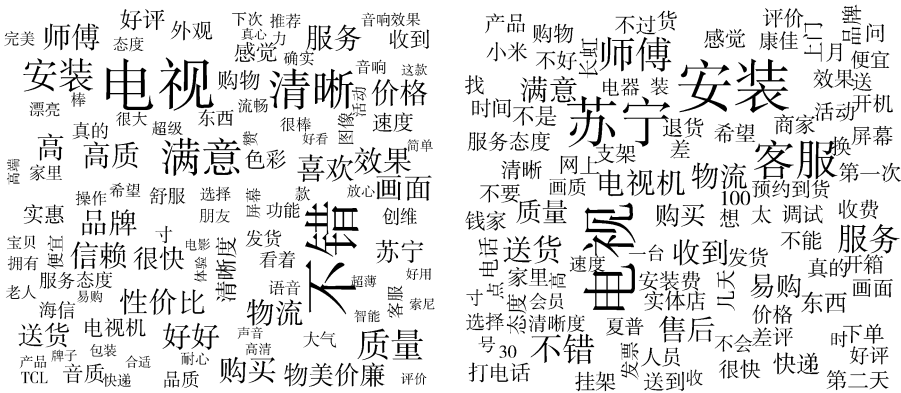


图 3 积极评论（左）、消极评论（右）词云

表 2 积极评论主题提取

主题 1		主题 2		主题 3	
关键词	概率	关键词	概率	关键词	概率
品牌	0.052	电视	0.062	不错	0.160
质量	0.052	清晰	0.047	满意	0.050
信赖	0.050	好好	0.041	安装	0.040
价格	0.037	高	0.028	电视	0.036
物美价廉	0.029	画质	0.027	物流	0.026
购买	0.029	性价比	0.023	服务	0.025
实惠	0.028	画面	0.017	很快	0.023
喜欢	0.027	效果	0.013	送货	0.021
苏宁	0.026	色彩	0.013	好评	0.019
东西	0.021	清晰度	0.013	清晰	0.018

3.2 用户满意度影响要素挖掘

经过用户评论的情感分析，我们得到了用户对于商品的评分以及每一个商品的好评率，获取了用户满意度评估的可靠依据。爆款产品主要具有两个重要的评估指标，一种是商品的用户满意度，另一种是商品的销量。具体到电视机商品场景中，本文将销量在 1200 台以上且用户评论情感得分在 0.5 以上的商品标记为爆款产品。本文首先通过二元 Logistic 模型建立了商品属性与用户满意度模型，分析了对用户满意度存在关键性影响的商品属性。

为避免伪好评对用户满意度建模造成影响，本文以用户评论情感分析评分代

替平台所提供的星级评价对用户满意度重新进行了定义，并将其定义为模型输出变量（SATISFACTION）。以每个商品的商品属性信息与所有对应的用户评论连接后的信息作为模型的输入，经连接共得到 256974 条数据。当用户评论为积极评论时，设置 SATISFACTION = 1；当用户评论为消极评论时，设置 SATISFACTION = -1。

考虑到电视机属性信息的空值情况以及值分布情况，模型选取了以下变量作为模型的输入变量，其中连续变量有商品价格（netprice）、电视机上市年份（time-tomarket）、电源电压（supplyVoltage）、产品销量（sales）、产品重量（packageWeight）；离散变量有店铺种类（shopType）、曲面屏幕（camber）、3D 功能（threeD）、智能电视（intelligenceTv）、品牌（brand）、能效等级（efficiencyStandard）、屏幕分辨率（screenResolution）、操作系统（OS）、光源类型（lighType）、HDR 显示（hdr）、网络（network）、屏幕比例（screenProportion）、屏幕尺寸（ScreensizeCom）。由此我们可以得到一个能够根据以上变量预测用户满意度的二元 Logistic 回归模型，见式（3-1）：

$$\begin{aligned} \text{logit} [SATISFACTION_i = 1] = & \beta_0 + \beta_1 \text{camber}_i + \beta_2 \text{intelligenceTV}_i + \beta_3 \text{shopType}_i \\ & + \beta_4 \text{brand}_i + \beta_5 \text{efficiencyStandard}_i + \beta_6 \text{screenProportion}_i + \beta_7 \text{os}_i + \beta_8 \text{lighType}_i \\ & + \beta_9 \text{hdr}_i + \beta_{10} \text{network}_i + \beta_{11} \text{screenResolution}_i + \beta_{12} \text{ScreensizeCom}_i + \beta_{13} \text{netprice}_i \\ & + \beta_{14} \text{timetomarket}_i + \beta_{15} \text{supplyVoltage}_i + \beta_{16} \text{sales}_i + \beta_{17} \text{packageWeight}_i + \beta_{18} \text{threeD}_i \end{aligned} \quad (3-1)$$

在完成模型训练后，模型准确率可达到 77%，准确率较高，但模型将多数在数据集占有较低比例的不满意商品预测为满意商品，存在过拟合的问题，于是本文通过 SelectPercentile 方法对模型的输入变量进行了特征选择，该方法根据输出数据计算输入数据重要性进行排序，并根据排序筛选特征。在完成特征选择后模型的具体特征变量筛选结果如表 3 所示。可以发现所有的电视机属性中与用户满意度成正相关的电视机属性包括自营店铺种类，不支持 3D，是曲面屏幕，是智能电视，与用户满意度成负相关的属性包括品牌中的 KKTV \ LG \ Panasonic \ 乐视 \ 其他 \ 夏普 \ 康佳 \ 暴风 TV \ 长虹 \ 飞利浦，等等。模型的最终准确率为 75%，能够解释大部分用户满意度的差异。

表 3 商品属性与用户满意度模型变量系数及其显著水平

特征		系数	p 值	特征		系数	p 值
店铺种类	自营	0.114	0.000	屏幕比例	16 : 9	-0.011	0.000
3D	不支持	0.013	0.000	操作系统	Android	0.037	0.000
曲面屏幕	是	0.019	0.000		WebOs	0.004	0.000
智能电视	是	0.016	0.000	品牌	KKTV	-0.025	0.000
网络连接	有线 + 无线	-0.014	0.000		LG	-0.033	0.000
光源类型	LED	0.029	0.000		MCTV	0.082	0.000
	其他	0.003	0.045		PPTV	0.031	0.000
HDR	不支持	0.009	0.000		Panasonic	-0.013	0.007
	支持	0.012	0.000		TCL	0.007	0.000
能效等级	1 级	0.025	0.000		乐视	-0.021	0.000
	2 级	0.015	0.000		先锋	0.028	0.000
	3 级	0	0.000		创维	0.033	0.000
	4 级	-0.034	0.000		坚果	0.078	0.000
屏幕尺寸	100	-0.064	0.000		夏普	-0.048	0.000
	22	-0.01	0.000		康佳	-0.063	0.000
	24	-0.004	0.000		暴风 TV	-0.017	0.000
	43	0.045	0.000		海信	0.034	0.000
	45	-0.009	0.000		海尔	0.012	0.000
	50	0.016	0.000		长虹	-0.053	0.000
	55	0.049	0.000		飞利浦	-0.042	0.000
	58	0.024	0.000		其他	-0.034	0.000
	60	0.014	-0.064				
价格		0.045	0.019	销量		0.050	0.058

注：商品属性与用户满意度模型评估指标：模型准确率 75.0%，召回率 92.3%，精确率 79.0%。

3.3 商品销量影响要素挖掘及预测模型

爆款产品不仅具有用户满意度高的特点，还具有销量高的特点。于是本文通过决策树模型，对商品属性与销量的关联关系进行了分析。模型输入变量为产品属性，其选取与用户满意度模型相同。输出变量的处理是将销量处于总体销量前 90% 的产品划分为爆款产品且标记为 1，其余产品则划分为普通产品且标记为 0。将数据按照 7 : 3 的比例划分为训练集和测试集进行训练，最终准确率为 94.54%。

通过逐个删除模型输入变量，根据模型预测准确率的变化来衡量每个输入变量对于产品销量的影响。经验证与产品销量存在显著影响的产品属性主要是店铺类型以及好评率，在删除掉店铺类型和好评率属性后，销量预测的准确率分别降为 89.97% 和

93.92%。将电视机数据集按销量进行排序，通过进一步观察数据可以看出销量较高的产品多为苏宁自营店铺产品，且好评率较高（图4）。

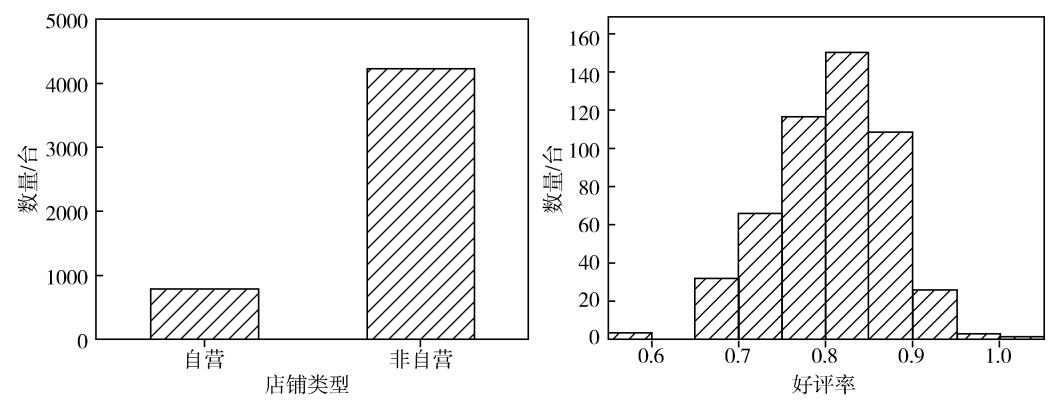


图4 高销量产品店铺类型及好评率分布

除决策树模型外，本文进一步对比了多项式回归、支持向量回归、随机森林回归等机器学习模型的销量预测性能。通过对比可以看到，决策树模型、随机森林回归、多项式回归对于电视机商品销量的预测更为准确具体结果如表4所示。

表4 各模型评估指标对比

模型评估	模型评估值（R ² ）
决策树模型	0.945
多元线性回归	0.22
支持向量回归（线性核函数）	0.031
支持向量回归（多项式核函数）	-0.04
随机森林回归	0.42
极端随机森林回归	0.50
多项式回归（二次回归）	0.73

4 结论

本文以苏宁易购网站的电视机商品相关数据为基础，对用户评论进行了情感分析，并以情感分析结果为输入，分别建立了以二元 Logistic 回归模型为基础的商品属性与用户满意度模型、以决策树模型为基础的商品属性与销量预测模型。接着本文通过苏宁易购的电视机商品数据对模型进行了拟合，分析了对于用户满意度和商品销量存在关键影响的商品属性。最终综合商品属性与用户满意度模型、商品属性与销量模型的分

析结果，总结出了爆款产品的设计建议：优先选择将电视机投放到苏宁自营店铺，设计者可参考先锋、海信、海尔、PPTV、TCL 等品牌的设计特点，将电视机尺寸设计为 43 英寸、50 英寸、55 英寸、58 英寸、60 英寸、70 英寸等，将操作系统设计为 WebOS 系统或 Android 系统，背光光源类型设计为 LED 背光，将能效等级设计为 1 级或 2 级，价格设置要适中，款式最好为轻薄款。同时建议商家在销售商品的同时，对用户评论实施相应的管理策略，提高产品的好评率。在此基础上，本文提出了可应用于其他种类爆款产品特征探索的产品属性与用户满意度、产品销量关联关系的通用挖掘框架，对开展在线电商大数据挖掘、分析产品竞争优势、优化产品设计、增加企业利润和形成品牌效应有重要理论和实践意义。