

基于中央厨房系统的口味偏好模块应用设计

陈碧君, 舒童, 刘烨彤, 许鸿文*

湖南工商大学 财政金融学院, 湖南 长沙 410219

DOI: 10.61369/SDME.2025100004

摘 要 : 本研究针对中央厨房标准化生产与个性化需求间的结构性矛盾, 提出以量化口味偏好为核心的模块应用设计。通过构建多维度用户口味偏好标签体系, 将“酸甜苦辣咸”等抽象口味转化为可量化参数, 并融合用户画像建立动态口味数据库; 设计基于协同过滤与 MLSTR 模型的混合推荐算法, 结合实时行为数据实现精准菜品匹配, 并同步开发需求预测模型与柔性生产系统, 通过动态调整中央厨房产能配置, 实现供需高效联动。该系统通过科学量化用户口味偏好值, 平衡规模化生产的经济性与个性化服务的灵活性, 在降低资源浪费、提升服务效率的同时, 为传统餐饮智能化转型提供技术创新的实践路径。

关 键 词 : 中央餐厨; 口味量化; 智能推荐; 生产协同; 柔性生产

Application Design of Taste Preference Module Based on Central Kitchen System

Chen Bijun, Shu Tong, Liu Yetong, Xu Hongwen *

School of Finance and Taxation, Hunan University of Technology and Business, Changsha, Hunan 410219

Abstract : Aiming at the structural contradiction between standardized production and personalized needs in central kitchens, this study proposes a module application design centered on quantifying taste preferences. By constructing a multi-dimensional user taste preference labeling system, abstract tastes such as "sour, sweet, bitter, spicy, and salty" are converted into quantifiable parameters, and a dynamic taste database is established by integrating user portraits. A hybrid recommendation algorithm based on collaborative filtering and the MLSTR model is designed to achieve accurate dish matching by combining real-time behavioral data. Meanwhile, a demand forecasting model and a flexible production system are developed synchronously. Through dynamically adjusting the capacity allocation of the central kitchen, efficient linkage between supply and demand is realized. By scientifically quantifying user taste preference values, the system balances the economy of large-scale production and the flexibility of personalized services. It not only reduces resource waste and improves service efficiency but also provides a practical path of technological innovation for the intelligent transformation of traditional catering.

Keywords : central kitchen; taste quantification; intelligent recommendation; production collaboration; flexible production

引言

当前, 餐饮行业在数字经济与人口变迁双重驱动下面临结构性变革, 外卖及快餐业态的普及催生了标准化生产需求。然而, 现有中央厨房系统存在显著矛盾: 规模化生产虽提升效率, 但固定菜单难以适配个性化需求, 地域饮食差异与用户口味偏好无法有效转化为生产参数; 推荐系统依赖基础分类算法, 导致反馈率与精准度不足; 大数据应用多集中于营销端, 与生产端协同不足造成资源浪费^[1]。这些症结使得用户需求数据、生产系统与服务体系形成断点, 如何构建口味偏好与中央厨房的智能交互机制, 成为破解标准化生产与个性化服务矛盾的关键。本研究致力于设计用户口味偏好量化系统与中央厨房的融合机制, 旨在推动中央厨房从标准加工厂向智慧餐饮服务中枢转型, 为行业智能化升级提供可复制的技术路径。

一、数据来源与研究方法

(一) 数据来源

本文研究数据主要针对口味的量化研究, 主要数据来源于文

献查阅及网站数据调研, 网站数据采集自“下厨房”网站, 其中包含20类菜系分类, 覆盖15类主要菜系10,000+道菜品研究方法, 结合文献数据提取代表性菜品的调料使用频率, 通过量化分析构建酸、甜、咸、辣四种口味偏好指标^[2]。

基金项目: 本文由湖南工商大学2024年大学生创新创业训练计划项目资助(项目编号: S202410554201)。

（二）研究方法

本次研究主要分为两个部分，一是通过对各个网站数据及文献数据进行“酸甜咸辣”口味偏好量化，二是将口味偏好量化接入中央厨房系统，对口味定制，智能推荐及其衍生模块生产协同进行应用设计研究；主要的研究方法有文献调研法，理论分析法，归纳总结法。^[3]

二、研究内容一应用设计

（一）标签构建

1. 菜系口味偏好量化

由于口味偏好值的计算需要海量数据支撑，且影响因素过于广泛，本研究仅聚焦于对“酸、甜、咸、辣”四种口味的量化；根据网站数据和文献资料建立包含酸甜苦辣等味觉维度的量化模型，结合大数据技术对地方菜品进行味觉图谱分析，将传统烹饪经验转化为可量化的调味参数体系^[4]。

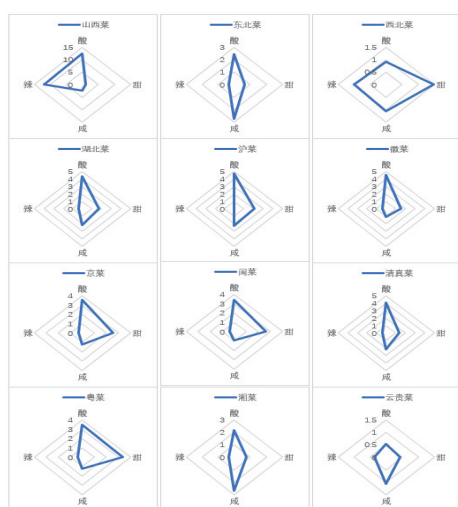


图1各菜系口味雷达图

2. 用户画像构建

标签的构建不仅仅需要收集多维度的口味地域特征指标，同时需要收集用户个人的个性化指标，即用户画像。用户画像的构建通常以标签云的方式生成用户个性化信息标签，从而从中提取出静态数据和动态数据；静态数据可通过用户注册信息提取，而动态数据则需要通过大数据算法来收集分析。

由于餐厨系统的特殊性，对于不同的动态数据产生的标签需要根据情况分配不同的权重。权重的分配可依据行为频率、实时性等因素动态调整，例如高频购买行为可能赋予更高权重。最终，系统将多维标签按权重累加，形成直观的标签，进而为用户标签的构建提供更多基础数据。

（二）用户口味量化与动态修正

1. 定制化服务应用—量化指标设计

量化指标是指用具体数值来衡量的数据或标准，用于客观评估某个现象的实现程度^[5]。它们通常以数字形式呈现。

中央餐厨系统建立口味量化指标的本质在于打破传统餐饮“凭手感，靠经验”的大幅误差，在大量菜系口味偏好值的数据

基础上，通过标准化系统将用户口味偏好转化为0-4的数值指标，例如辣度以0-4级对应无辣至特辣，同时云端配方同步系统，确保全国各门店从酸度3级到辣度4级的口味保持完全一致，该智能云端系统满足用户灵活调节口味梯度，使口味自由组合，从而实现“千人千味”。

2. 口味偏好及数据收集

当前大型餐饮平台的个性化推荐过于死板，缺乏动态适应性，无法根据时节变化实时更新调整，导致推荐结果与实际需求错位，使个性化程度和用户粘性大大降低。

中央餐厨系统通过双向交互的方式进行口味管理，进而实现个性化服务；双向交互即双方均可发送和接收信息，通过实时反馈动态调整行为，从而形成互动循环；在此基础上，用户可以通过在云端手动调节口味偏好参数更新个人口味档案，同时系统会根据后台收集的行为数据实时动态更新用户个人档案，并且保留用户手动修正窗口，例如当用户连续三次退订含香菜菜品时，系统将主动在其口味档案中添加“香菜敏感”标签，从而提高用户体验感。

（三）智能推荐算法设计

1. 融合长短期用户表示的多视图菜品推荐算法—MLSTR模型

推荐算法中的准确性和多样性问题是衡量一个算法好坏的标准，如果为了追求算法推荐的准确性而过度推荐同样一类菜品，就会使得推荐列表过于同质化，且在当下算法很难结合用户长期偏好和短期兴趣，这可能导致推荐结果无法准确反应用户当前需求；为了优先推荐用户所属饮食文化圈的菜品并根据其口味偏好调整推荐优先级，我们预估在平台的推荐算法中引入 MLSTR 模型进行菜品推荐。

MLSTR 模型引入了特征选择模块和多视图学习，此模型有效的处理分析了菜品的各种信息，包括菜品的量化数据，名称介绍及顾客评价等多源信息，还可以结合用户的长短期兴趣对用户进行向量表征，可以在有序回归的基础上预测用户对于订单的评分，并得到初步的排序列表^[6]。该模型的优势在于可以有效结合用户长短期兴趣偏好，对于多个标签的处理速度得到有效提升，在菜品推荐的准确性和非同质性之间地得到了有效平衡。

2. 基于用户的协同过滤推荐算法—UBCF

为了进行更为精确的推荐，预估采用 UBCF 进行数据分析，分析相似地域，相似标签用户的点单记录，挖掘其潜在偏好^[7]；具有相似兴趣爱好的用户往往会对相同的项目产生兴趣，具体来说，先依据用户对各个项目给出的评分情况，筛选出与目标用户兴趣相投的邻居用户群体，再借助这些邻居用户的偏好，为目标用户提供相应的项目推荐；例如多名湖南用户均偏爱“辣椒炒肉”，则将该菜品推荐给同地域新用户。

（四）中央厨房生产协同优化

1. 需求预测及产量联动

（1）短期预测

为解决“今明两日准备多少食材”的问题，由下游向上游进行反馈牵动，实时数据监测—反馈—调整，每两小时抓取各个需

求终端点击量和预订量数据，进行数据采集。通过数据分析处理预测未来菜品趋势，实时反馈。进而调整中央厨房的采购、预处理等。

(2) 长期调整

针对季节性、节假日等规律性波动，开发多维度预测模型，例如区分传统节日、现代节日等不同消费特征，综合历史数据和消费趋势进行预测，避免库存堆积。

2. 需求与供给协同优化

(1) 柔性生产模式

当前制造业面临需求碎片化加剧、成本持续攀升、库存积压严重等系统性挑战，传统生产模式的市场适应能力显著不足。为契合“多品种、小批量、快交付、低成本”的新型市场特征，需构建柔性化生产体系：通过模块化柔性生产单元的快速重组，推行以需定产的精益管理模式，依托实时需求数据动态调节生产节奏，在维持刚性产线高效运作优势的同时，通过精准库存管控消除资源浪费^[8]。

柔性生产线的优势在于可以快速转换制作菜品种类的生产线，提供稳定，高品质的菜品种类；精益生产，站在用户的价值立场上，全程都要流动起来，提高供给效率和菜品品质，按照市场需求及预测来投入产出供给，减少资源浪费。

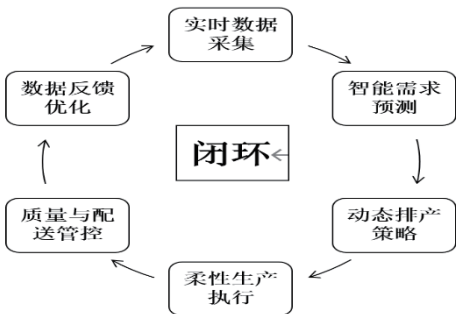


图2 柔性生产线流程图

(五) 清洗数据及效果验证

1. 清洗数据

数据清洗整合了机器学习、统计分析等技术，通过多技术融合实现对数据的智能化处理。数据清洗的算法处理流程包括导入数据、清洗数据、数据预处理和导出数据阶段^[9]。

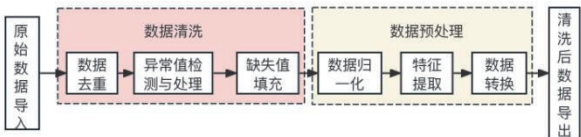


图3 数据清洗流程图

数据清洗中，先去重避免浪费算力和存储空间，接着用机器学习算法检测并处理异常值和缺失值，以减少对结果的影响，最后通过主成分分析等方法优化数据结构，提升模型稳定性和收敛速度，这是数据预处理的关键流程。

2. 验证指标反馈

(1) 用户端：反馈推荐准确率，满意度评分反馈，推荐页面加载速度，用户功能使用频率等。

(2) 后台：库存周转率、资源利用程度等。

三、研究价值

(一) 社会效益

实现了资源的高效配置，可以显著降低了食材浪费和能源消耗；同时，基于口味偏好标签和个性化偏好的智能推荐算法，多平台协同机制的引入，进一步保障了食品质量和安全，增强了公众对餐饮服务的信任度。

(二) 经济效益

研究中提出的动态需求监测与柔性生产模式，有效解决了传统餐饮行业中供需失衡的问题；通过短期预测和长期调控，减少库存积压和资源闲置，从而降低运营成本。多维度协同过滤算法及 MLSTR 模型，优化了资源分配流程，提升了生产效率。

(三) 文化效益

通过口味量化指标和智能推荐算法，系统既能够满足大众化的餐饮需求，又能保留地方特色饮食文化的独特性^[10]。例如，用户满意度评分和反馈机制为文化偏好分析提供了数据支持，使得地方特色餐饮得以在数字化平台上获得更广泛的传播。

四、结语与讨论

本研究以口味偏好为核心纽带，通过融合智能推荐算法与中央厨房系统云端智能信息集成服务平台，探索了规模化餐饮服务与个性化需求之间的平衡路径。通过构建口味量化指标与对应的标签体系，将“酸甜鲜辣”等抽象偏好转化为可操作的参数，实现了从用户需求到生产调度的精准联动；智能推荐系统不仅助力用户高效匹配心仪菜品，更以技术手段整合不同菜系资源，发扬饮食文化的多样性；中央厨房的柔性化改造则打破了标准化生产的局限性，为资源优化与体验升级提供了新范式；未来研究可进一步探索多区域协同中的文化兼容性与技术普适性，推动中央厨房系统向更具包容性与适应性的方向演进，为智能餐饮的可持续发展注入人文温度与技术活力。

参考文献

[1] 许涛, 周可钦, 多兰地, 等. 中国饮食酸甜咸辣口味偏好的地理分布研究 [J]. 美食研究, 2023, 40(04): 19-27.
[2] 黄钟吕. 基于用户特征和项目标签的时间加权推荐算法研究 [D]. 湖南科技大学, 2020.
[3] 宋俊杰. 基于排序学习的多阶段菜品推荐算法研究及系统实现 [D]. 浙江大学, 2024.
[4] 张新宇. 基于知识图谱的健康饮食推荐系统研究与开发 [D]. 天津科技大学, 2023.
[5] 刘志聪. 基于知识图谱的健康饮食推荐研究 [D]. 海南大学, 2023.
[6] 曹睿. 基于 GBDT 的美团菜谱推荐算法研究 [J]. 软件, 2022, 43 (12): 134-136.
[7] 邓介一, 刘浩然, 胡涛. 基于 Spark 的菜品推荐系统的设计与实现 [J]. 工业控制计算机, 2022, 35 (08): 136-137+141.
[8] 张朝新. 基于时间和距离效应的餐饮推荐系统研究 [D]. 太原理工大学, 2022.
[9] 陈育康. 基于深度学习的健身者饮食推荐算法研究与应用 [D]. 贵州大学, 2022.
[10] 耿化聪. 基于知识图谱与协同过滤的饮食推荐算法研究 [D]. 青岛科技大学, 2021.