

新零售背景下技术赋能生鲜电商的 精准营销体系构建

——以深度学习驱动的生鲜商品自动识别与分类为例

林兴耀, 洪健豪

上海理工大学健康科学与工程学院, 上海

收稿日期: 2026年2月6日; 录用日期: 2026年2月24日; 发布日期: 2026年3月12日

摘要

新零售背景下, 生鲜电商的发展受限于商品非标准化、易腐性与传统营销模式之间的深刻矛盾, 其核心在于营销决策与商品实时状态间的“数据断层”。本文旨在构建一个以深度学习驱动的生鲜商品自动识别与分类技术为数据引擎的精准营销体系, 以解决此困境。研究首先剖析了生鲜电商现有营销模式的痛点, 继而阐述了自动识别技术通过“数据感知-标签关联-策略触发-闭环反馈”机制赋能营销的理论逻辑。论文的核心贡献在于提出了营销导向的技术适配理论, 将识别维度从生产分级重新定义为服务于消费决策的营销特征体系, 并构建了一个覆盖售前引流、售中决策、售后关系深化全链路的精准营销动态闭环系统。该体系通过融合识别数据与用户数据, 重构用户画像, 实现分场景的智能推荐、动态促销与互动服务, 最终为生鲜电商达成降本、增效与提升用户体验的战略目标提供了系统的理论框架与实践路径。

关键词

新零售, 生鲜电商, 深度学习, 自动识别与分类技术, 精准营销

Construction of a Precision Marketing System for Fresh E-Commerce Empowered by Technology in the Context of New Retail

—A Case Study of Automated Fresh Product Recognition and Classification Driven by Deep Learning

Xingyao Lin, Jianhao Hong

School of Health Science and Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Abstract

In the context of new retail, the development of fresh food e-commerce is constrained by the fundamental contradiction between the non-standardized, perishable nature of the goods and traditional marketing models, rooted in a “data gap” between marketing decisions and the real-time status of commodities. This paper aims to construct a precision marketing system that utilizes deep learning-based automatic recognition and classification technology of fresh products as a data engine to address this dilemma. The study begins by analyzing the pain points of existing marketing models in fresh food e-commerce, then elaborates on the theoretical logic of how automatic recognition technology empowers marketing through a “data perception-label association-strategy triggering-closed-loop feedback” mechanism. The core contribution of this research lies in proposing a marketing-oriented theoretical adaptation framework, redefining the dimensions of recognition from production grading to a marketing feature system that serves consumer decision-making. Furthermore, it constructs a dynamic closed-loop precision marketing system covering the entire process from pre-sale (drainage), in-sale decision-making, to post-sale relationship enhancement. By integrating recognition data with user data to reconstruct user profiles, this system enables scenario-specific intelligent recommendations, dynamic promotions, and interactive services, ultimately providing a systematic theoretical framework and practical pathway for fresh food e-commerce to achieve the strategic goals of cost reduction, efficiency enhancement, and improved user experience.

Keywords

New Retail, Fresh E-Commerce, Deep Learning, Automatic Identification and Classification Technology, Precision Marketing

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

1.1. 研究背景与问题提出

随着互联网技术与电子商务的深度融合,新零售模式逐步成为生鲜电商行业的重要发展方向。据网经社《2024年度中国生鲜电商市场数据报告》[1],2024年行业交易规模达7367.9亿元,同比增长14.67%。在新零售浪潮的驱动下,生鲜电商行业经历了从模式创新到效率竞争的深刻变革。其核心目标在于通过数据与技术,以满足消费者日益提升的复合型需求。然而,生鲜商品固有的非标准化、易腐性特征,与传统电商依赖的标准化信息呈现、计划性库存管理和静态化营销模式产生了冲突[2]。这一矛盾导致了行业普遍面临两大困境:在消费者端,图文描述与实物体验的落差引发信任危机,模糊搜索难以满足精准需求;在企业端,高损耗率与高营销成本并存,粗放促销难以与商品动态生命周期匹配。其原因是营销决策所依赖的用户行为数据与商品实时物理状态数据之间缺乏有效贯通。

近年来,以深度学习为核心的计算机视觉技术迅速发展,使得其对生鲜商品进行快速、自动化、准确的外观识别[3],品种分类[4],质量分级[5]以及缺陷检测[6]成为可能。然而技术本身并非目的,其商业

价值在于赋能业务增长。因此, 如何将生鲜商品的自动识别与分类技术所生成的数据流, 系统性地融入并驱动生鲜电商的精准营销策略, 构建出一个数据驱动、实时响应、降本增效的智能营销新范式是一个问题[7]。

1.2. 国内外研究综述

国内外学者围绕生鲜电商已开展了多方面研究, 主要集中于以下三个层面: 一是消费者采纳行为与信任形成的影响因素[8]; 二是冷链物流与配送服务质量对顾客满意度的作用机制[9]; 三是基于社交网络的社群营销模式分析[10]。在精准营销领域, 现有研究大多延续传统电商思路, 侧重于利用历史交易数据进行协同过滤推荐, 或依托地理位置信息推送周边门店促销[11]。此外, 针对生鲜商品的易腐特性, 部分学者基于深度学习技术及物流模型, 开展了以降低损耗为导向的“动态定价”策略研究, 以适配生鲜产品的销售需求[12][13]。

然而, 既有研究仍存在一定的局限: 多数成果将“生鲜”视为同质化商品类别, 所构建的营销模型往往忽略了个体商品动态变化的物理属性——如成熟度、规格、表面瑕疵等——对消费决策所具有的直接乃至决定性影响。这导致相关理论模型与真实场景之间出现偏差。

在技术研究方面, 农业工程与计算机视觉领域已在水果、蔬菜、肉类等农产品的自动检测与分级上取得显著进展, 例如基于卷积神经网络(CNN)的分类、新鲜度评估与表面缺陷识别等[14][15]。在生鲜电商场景下, 亦有学者尝试通过多任务细粒度分类方法实现对常见生鲜商品的图像识别, 并将该技术集成于智能电子秤或超市自助结账果蔬识别系统等终端设备[16][17]。但这类研究目标普遍聚焦于生产端与品控环节, 旨在提升自动化水平或统一出厂标准, 其技术输出(如等级判定)往往未能与下游零售端的营销决策系统(如用户画像、个性化推荐、动态定价)实现设计层面的有效衔接与适配。因此, 技术研究的价值因脱离具体商业场景而未能得到充分释放。

1.3. 研究内容与整体框架

本文旨在构建一个以自动识别技术为数据引擎的生鲜电商精准营销理论框架。全文遵循着“问题剖析-理论适配-体系构建”的逻辑展开: 第二章界定核心概念, 奠定理论基础; 第三章深入剖析生鲜电商营销的痛点, 并阐述自动识别技术的赋能传导逻辑; 第四章讨论了如何将识别技术从“生产视角”适配至“营销视角”, 建立起数据融合的桥梁; 第五章为本文核心, 系统构建了一个基于识别数据的精准营销闭环体系, 涵盖用户画像、全场景策略设计及协同保障机制。第六章为总结结论, 并指出研究局限与未来方向。本研究期望为生鲜电商实现“精准营销”目标提供系统的理论参考与实践指引。

2. 相关理论基础

2.1. 核心概念界定

(1) 新零售与生鲜电商: 2016年, 阿里巴巴创始人马云首次提出“新零售”概念, 以消费者体验为核心, 通过线上线下全渠道融合、数据驱动和智能物流重构“人、货、场”关系, 推动生鲜供应链的数字化转型。生鲜电商是新零售实践的核心之一[18], 通过互联网平台销售蔬菜水果、肉禽蛋品、水产海鲜、乳品烘焙等短保质期食品的零售模式, 其核心在于通过高效的供应链管理和即时配送服务, 将生鲜商品从产地或仓库直接送达消费者手中[7]。

(2) 生鲜商品的自动识别与分类技术: 指利用计算机视觉技术, 结合机器学习(尤其是深度学习)算法, 根据原始图像对生鲜商品(果蔬、肉类、水产、包装饮品等)的外部形态(大小、颜色、形状)进行SKU级别的自动化识别, 快速输出该SKU的品类信息与库存量等。此外, 通过对模型的进一步训练, 可以实现对

生鲜表面缺陷、内部品质及所属品种进行快速客观的检测、判别与等级划分。

(3) 精准营销: 精准营销理论是技术落地于生鲜电商营销的核心指导, 其核心逻辑是通过用户画像构建实现个性化需求匹配, 以客户需求为基础, 提升营销获客的针对性, 并通过实施产品策略、价格差异性策略与关联服务策略等来提高顾客购物的满意度, 提升回客率。

2.2. 生鲜精准营销核心理论

生鲜电商精准营销的核心理论在于构建一个“用户画像 - 场景营销 - 个性化推荐”三维一体的动态闭环系统[19]。首先, 该理论以用户画像为基石, 通过整合静态属性与动态行为数据, 形成深度洞察, 这包括: 该用户对特定水果与蔬菜的偏好、对生鲜新鲜度的容忍情况等; 其次, 该理论以场景营销为引擎, 强调将消费者的消费场景作为营销决策的关键变量。该用户处于“放纵饮食”或“健身减脂”的场景, 对商品的品类、品质、数量的需求截然不同; 最后, 以个性化推荐为落脚点, 基于画像与场景智能匹配商品与内容, 比如用户 A 特别喜欢吃新鲜苹果, 但今天在“健身减脂”阶段, 则平台需要个性化给他推荐含糖量更低的“嘎啦苹果”而不是热量更高的“红富士苹果”。

2.3. 生鲜商品自动识别分类技术基础理论

深度学习驱动的图像识别技术是生鲜 SKU 级别精准识别的核心支撑, 其技术原理主要基于“特征提取 - 模式识别”范式。以主流用于生鲜分类的残差神经网络为例: 首先, 通过采集设备(如智能手机、相机)获取生鲜商品的数字图像, 进行数据增强后构建数据集, 如图 1 所示, 在采集过程中如遇到“堆叠遮挡”问题, 可以通过“手动剔除”或“调整拍摄角度”以尽可能减少该现象; 其次, 利用残差神经网络模型自动学习图像中的多层次特征, 从底层的边缘、纹理, 到高层的语义特征(如霉斑、机械损伤、花纹); 最后, 通过分类器(如 Softmax)输出识别结果。目前, 注意力机制与色彩空间融合技术的广泛应用进一步优化了生鲜 SKU 的特征提取效率[20], 能够强化生鲜商品关键特征(如纹理、色泽)的权重, 抑制背景杂乱、局部遮挡等干扰因素的影响, 模型训练过程如图 2 所示。

3. 生鲜电商营销痛点及技术赋能逻辑

3.1. 生鲜电商现有营销模式与核心痛点

当前, 生鲜电商的营销活动在很大程度上依然沿袭标准品电商的逻辑, 其核心模式可归纳为基于



Figure 1. Composition and construction of the fresh food SKU dataset

图 1. 生鲜 SKU 数据集的组成与构建

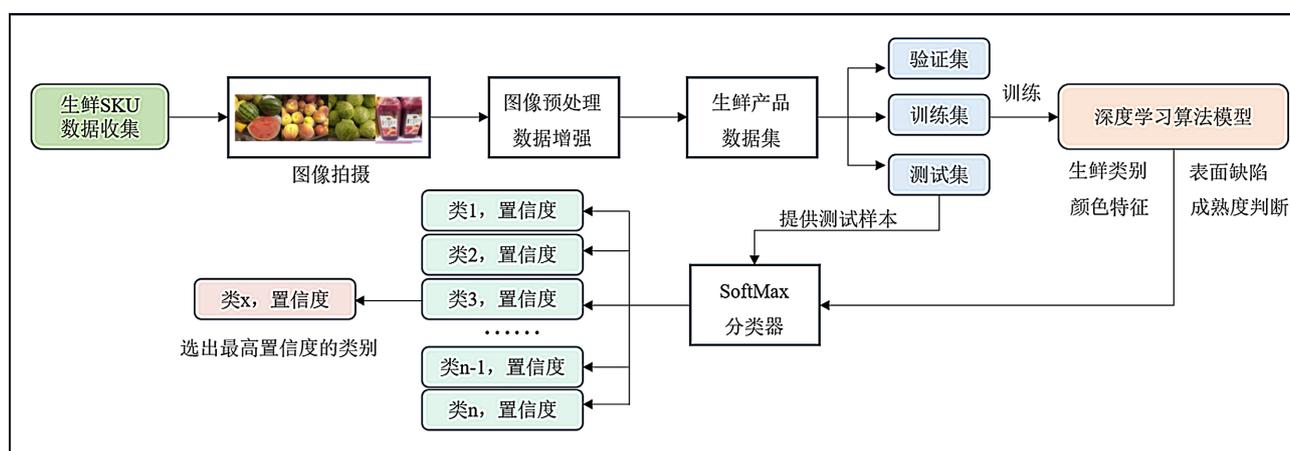


Figure 2. The complete process of training a fresh produce recognition and classification model

图 2. 生鲜商品识别分类模型训练流程

历史交易数据的粗放式促销、基于商品类目的静态推荐，以及通用化的内容营销。但这套逻辑单纯套用在生鲜电商上会导致一个严重的问题：数据“断层”下的营销失准。

首先，商品数据静态化与营销决策动态需求的矛盾，是生鲜电商现有营销模式的痛点之一。生鲜是“活”的商品，其价值与适销性随时间及环境呈非线性衰减，且价值丧失速度要比标准品电商快很多。生鲜商品在上架时往往依靠人工抽检进行一次性定义。随后，该 SKU 商品的动态变化(如新鲜度变化、局部腐坏)若无人为观察干预则处于数据黑箱状态[21]。营销系统知道生鲜“有货”，但不知道“货是什么状态”，不能对其精准地施加营销策略。这将导致两个问题：一是针对即将腐坏的生鲜，无法进行提前、精准的损耗营销，往往是根据经验(如上架五天后)或在最后阶段进行“一刀切”式的大降价，既损失了利润，又可能因品质问题损害用户体验；二是对于正值最佳赏味期的生鲜商品，系统也不能第一时间识别并作为“爆款”或“臻选”生鲜商品进行重点推荐，错过了最大化商品价值与提升用户体验的机会。

其次，生鲜电商现有营销模式，对于用户需求洞察的浅层化与模糊化，是营销效率低下的直接原因。由于缺乏对商品具体特征的量化描述，用户画像只能建立在品类、价格区间和购买频次等表层数据上，无法深入至“品质偏好”这一生鲜消费的关键维度。用户 A 可能偏爱“糖度 13%”以上的苹果，对于苹果表皮的瑕疵并不重视；而用户 B 可能更看重苹果“表皮无瑕”且糖度偏低的苹果。因此，营销推送(如优惠券、促销信息)往往只能以品类或价格为杠杆，手段单一且易陷入价格战。另外，当用户面对不熟悉名字的生鲜(如社交平台图片种草)时，若无“以图搜货”的能力，用户即时的、由视觉激发的消费需求将因搜索障碍而逐渐流失，营销系统对此类高意向潜在需求无从捕捉。

综上，静态的商品数据导致粗放的营销动作(如笼统的满减)，粗放的营销又无法回收有效的用户偏好反馈，这导致用户画像无法精细化，导致下一轮营销继续依赖价格刺激。同时，因商品状态不明而导致的损耗与投诉，又反过来影响利润和口碑。粗放式促销、基于商品类目的静态推荐以及通用的内容营销，导致精准营销较难实现。

3.2. 生鲜商品自动识别技术赋能精准营销的理论传导机制

生鲜商品自动识别与分类技术的引入，正是为了弥补生鲜电商现有营销模式的痛点，将营销从经验驱动和模糊匹配，升级为数据驱动和精准耦合。其赋能逻辑遵循着一个四阶传导机制，构建起一个从感知到决策的实时智能闭环。

第一环：数据化感知——将物理特征转化为结构化数据流。这是赋能的基础。通过部署在关键节点

(如分拣中心、前置仓货架)的图像采集设备,识别系统能够非接触、批量式地获取生鲜商品的视觉信息,并运用深度学习模型,将其转化为多维度的结构化特征向量。例如,一张位于前置仓货架的香蕉图像可被模型解析为:【品种:香蕉种类3;成熟度:Stage 4(表面黄带少量褐斑);长度:12~14 cm;表面瑕疵:Stage 1(无机械损伤);腐烂程度:Stage 1(无腐烂)】,如图3所示。这相当于为每一件生鲜商品建立了动态的“数字护照”,使得非标品的实时状态得以被精确度量。

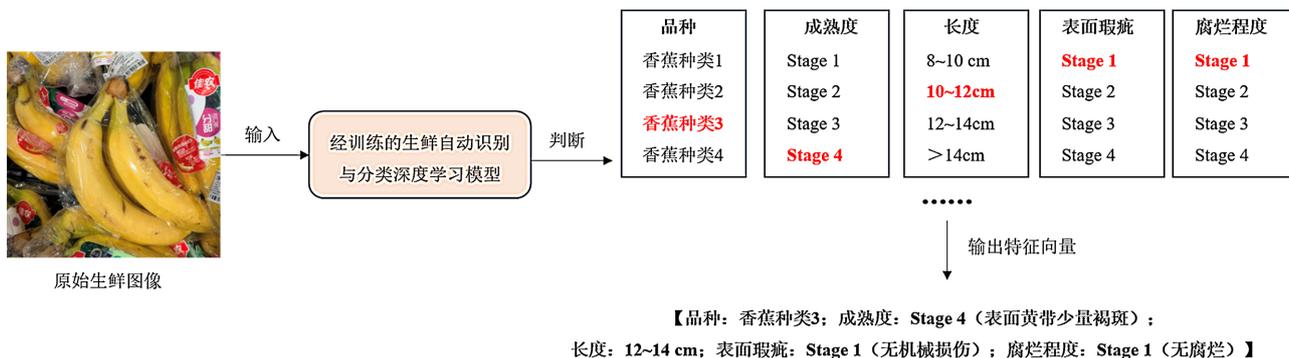


Figure 3. The fresh produce recognition and classification model identifies the original image to obtain structured feature vector information

图 3. 生鲜商品识别分类模型识别原始图像获取结构化特征向量信息

第二环:标签化关联——形成营销可用标签。生成的特征通过唯一的商品批次或单品 ID,与后台的库存系统、用户交易数据库进行实时关联。这些原始特征被进一步抽象为业务可理解的动态标签,如“最佳赏味期”、“微瑕品”、“高糖度臻选”等。这些标签成为连接“货”的物理状态与“人”的营销策略的关键中间层,使得营销系统能够“了解”库存商品的实时营销属性。

第三环:策略化触发——基于规则与算法的智能决策。营销规则引擎持续监控商品标签库的变化。一旦预设的条件被满足,相应的营销策略即被自动触发。例如:

- 当一批西红柿达到“最佳赏味期”时,触发生鲜电商平台“今日最佳”首页推荐策略;
- 当某种草莓由“最佳赏味期”转变为“微瑕品”时,触发针对附近“草莓爱好者”用户的“专属极速达折扣”;
- 当用户通过朋友圈、小红书等社交分享平台截图了一张其不认识的菌菇图片并在电商平台上搜索时,在保证准确的识别结果的同时也可以触发“同类商品”及“搭配食谱”的即时展示策略。

第四环:场景化触达与闭环反馈——完成营销动作并回收数据。在完成营销动作的过程中,用户的每一次点击、购买、评价乃至售后“扫一扫”查看指南的行为,都作为效果反馈数据被记录。这些反馈数据与最初的商品识别数据、用户画像数据,用于优化识别模型的准确性、修正用户画像的偏好标签、调整营销的策略,从而开启下一个更精准的赋能循环。

综上,生鲜商品的自动识别分类技术通过将生鲜的动态物理状态转化为实时数据流,并以此驱动营销策略的自动化、精准化触发与迭代,打破了传统营销的数据困局。它不仅解决了“如何卖”的效率问题,更通过深化用户洞察和创造新的互动场景,回答了“为谁而卖什么”的价值问题,为新零售背景下生鲜电商的精准营销提供了核心的驱动引擎。

4. 营销导向的生鲜识别分类理论适配

生鲜商品的自动识别与分类技术,若直接沿用传统农业领域中以生产与品控为导向的分级标准(如特级、一级、二级),将难以有效驱动新零售场景下的精准营销。为实现技术对营销的精准赋能,必须首先

对识别技术的输出进行理论上的重新适配,其核心在于:使机器对生鲜物理特征的认知维度,与消费者购买决策的心理模型及企业营销管理的业务需求实现对齐与融合。将技术视角从传统的“生产分级”转向“营销洞察”。这首先要求识别维度超越单纯的质量判定,构建一套包含即时食用性、感官品质、规格一致性及营销化瑕疵分类等关键维度的“营销特征描述体系”。这些维度直接对应消费决策点与营销策略抓手,如通过“即食最佳”标签驱动限时促销,或依据“感官品质”数据实施差异化定价。更重要的是,原始识别数据必须通过数据融合逻辑转化为营销系统可理解的“策略语言”。这包括通过实体关联融合将特征数据与商品及用户行为绑定,以及通过特征语义融合将技术参数(如果皮红色占比)抽象为业务标签(如“外观上佳”)。此过程构建了连接技术感知与商业决策的“统一语义层”,确保机器所“见”即为营销所“需”,技术所“输出”可直接驱动策略“执行”,从而为构建数据驱动的精准营销体系奠定基石。

5. 基于自动识别与分类技术的生鲜电商精准营销体系构建

生鲜商品的自动识别与分类技术,其价值最终需要通过一套完整、动态且可闭环的营销体系来实现。本章旨在构建一个以识别数据为驱动引擎,覆盖用户洞察、策略设计、场景触达与效果反馈的精准营销体系。该体系不仅回应了前文所述的营销痛点,更致力于将技术势能转化为实际的商业效益与竞争优势。

5.1. 基础:基于多源数据融合的生鲜用户精细化画像构建

传统的用户画像依赖于交易、搜索关键词与浏览数据,而生鲜商品自动识别技术的引入,使得“商品特征数据”得以汇入用户数据池,从而驱动用户画像从“交易主体”向“生活与品质偏好主体”推进。这一重构过程依赖于三层数据融合:

第一层:静态属性与行为数据层。作为基础,包括用户的基本信息、设备属性、用户的搜索关键词、历史订单(品类、价格带、时段)以及浏览、收藏、搜索记录等。

第二层:商品特征映射层。这一层为生鲜商品的自动识别与分类技术引入后核心新增层,同时也是技术赋能的关键。系统通过自动识别技术,将用户所购买、浏览、以图搜索的每一个具体生鲜商品,解析为一系列特征向量。例如,用户多次购买被识别为“糖度 > 14%”、“果径 80~85 mm”的苹果,其用户画像就会映射出【口味偏好:高甜度,规格偏好:中小果】的标签。

第三层:动态场景与反馈数据层。记录用户与识别技术驱动营销互动的全流程。例如,用户到底是偏爱文字搜索还是“拍照或图片”搜索,是否对基于模型识别的成熟度推送的“最佳食用期”的商品点击率更高等。

通过机器学习与深度学习模型对这三层数据进行关联分析,生鲜用户画像将变得精细化与动态化。一个典型的画像将从“30岁男性,搜索关键词‘苹果’出现了12次,当月一共购买了苹果3次”演变为“30岁男性,搜索关键词‘苹果’出现了12次,图片搜索6次,当月一共购买了苹果3次,偏好糖度高、处于最佳食用窗口期的中小规格苹果”。

5.2. 核心:分场景精准营销策略设计

5.2.1. 售前引流与搜索转化场景

用户使用“图片搜索”功能时,生鲜图像识别与分类模型通过识别用户提供的图片,分析精度细化至SKU级别,精准提供对应生鲜商品的购买页面。此外,在展示同款产品的同时进行场景化扩展推荐。例如,模型识别出用户上传的是“罗勒叶”图像,则在购买页面推荐搭配的橄榄油、意大利面组合,将一次搜索转化为一个解决方案的销售机会;此外,基于用户的精细化图像,营销系统可动态生成“猜你喜

欢的口感”、“你的专属果园”等栏目,推送经识别确认符合其历史偏好的高标商品(如今日到库的 A 级晴王葡萄,糖度 14 级),提升首页点击率。

5.2.2. 售中决策与实时促销场景

此场景的核心是实现库存与需求在时间与空间上的最优匹配,要求营销系统与生鲜识别与分类模型协同配合。生鲜识别与分类模型需实时关注生鲜当前状况并生成向量标签反馈至营销系统,而营销规则引擎实时监控商品动态标签。当一批商品的“新鲜度”进入预警区间时,系统应结合用户画像进行定向、梯次核销。为进一步优化动态定价的自动化与收益,可引入强化学习(Reinforcement Learning)框架。系统将定价决策视为一个序列问题,通过智能体(Agent)与库存、销售环境持续交互,以最大化长期收益为目标进行试错学习。该模型能实时依据商品库存深度、新鲜度衰减曲线、竞品价格及历史需求弹性,自主探索并收敛至最优定价策略,实现比固定规则更精准、自适应的收益管理。

5.2.3. 售后使用与关系深化场景

此场景的核心是超越交易,构建信任与情感连接,激发复购。用户收货后,使用 APP 的扫描图片功能获得基于该生鲜 SKU 的个性化信息:比如用户购买了一块新鲜牛排,用户通过“扫一扫”可以看到这块牛排的货号、产地、屠宰时间以及“雪花等级”等;用户扫描一棵刚买的包装蔬菜,不仅能看到产地农场图片,更能看到该批次农残检测报告(与识别批次号绑定)和采收分拣时的田间图像,将“品质承诺”可视化,构筑品牌护城河,激发用户复购欲望。

5.3. 保障:技术-营销协同的落地闭环与迭代机制

5.3.1. 组织协同保障

技术团队、营销部门、运营部门、采购部门须紧密合作,可以组建各方人员组成的“数字商品与营销”敏捷小组。营销部门基于市场痛点和用户反馈向技术团队提出识别需求(如“急需增加模型对桃子的腐烂度检测功能以降低投诉率”),技术团队攻坚优化算法;识别数据产生的洞察(如“某产地桃子质量稳定性差”)同步反馈至采购部门以优化选品。技术不再是后台支持,而是前台业务的共生体。

5.3.2. 数据闭环迭代保障

本体系的核心生命力在于自我迭代能力。每一次基于识别的营销触达,其效果数据(曝光、点击、转化、评价、复购)都必须与触发它的原始识别特征数据和用户画像数据进行关联分析。例如,分析发现,推送“M8 级品质”标签的牛排给“品质牛肉追求族”,其转化率是推送普通牛排的 3 倍,这便验证并强化了“牛排品质”特征与“品质牛肉追求族”标签的关联权重。同时,用户的负面反馈(如“标注口感没有到达 M8 级”)也将作为监督与惩罚信号,用于优化识别模型的准确度。由此,营销策略、用户画像与识别技术三者在一个数据闭环中共同进化。

5.3.3. 成本与效益的平衡管理

识别分类模型初期可在高价值(如精品水果、高级牛肉、海鲜)、高损耗或核心品类上部署识别节点,实现快速验证与价值回收。采用“云-边”协同计算,将简单的成熟度分类放在前置仓边缘设备处理,将复杂的品质评级放在云端,以优化计算成本。效益评估需综合考量营销提效指标(如点击率、转化率、客单值提升)、运营优化指标(如损耗率降低、库存周转加快)和客户价值指标(如 NPS 净推荐值、复购率提升),进行全局 ROI 核算[22]。一个简化的 ROI 临界点模型可表示为:

$$\text{自动识别技术系统年化投入成本 } C \leq \text{年化收益 } B$$

其中, $B = (\text{平均客单价} \times \text{年订单量} \times \text{损耗降低率} \times \text{毛利率}) + (\text{营销转化提升带来的增量订单} \times \text{单均$

利润)。通过解算该不等式, 可得出损耗率降低超过 ΔL 或客单价高于 P_0 时, 系统具有经济可行性。该模型为企业决策提供了初步的量化财务评估依据。

综上, 本章所构建的体系, 是一个以自动识别数据为燃料、以用户精细化图像为导航、以全场景策略矩阵为引擎、以协同闭环为保障的动态智能系统。它标志着生鲜电商的精准营销从基于历史概率的“猜测”, 进化为基于实时感知的“确知”与“智动”, 最终实现“每一份生鲜都被懂得, 每一位用户都被珍视”的新零售理想图景。

6. 研究结论与展望

本研究聚焦新零售背景下生鲜电商的精准营销挑战, 系统论证了以自动识别与分类技术为核心驱动力的解决方案。核心结论如下: 第一, 生鲜电商营销的深层痛点是“货”的实时动态数据与“人”的个性化需求之间的断链, 导致传统营销模式效率低下。第二, 自动识别技术通过将非标生鲜的物理特征(成熟度、品质、规格、瑕疵)实时数据化与标签化, 构建了精准营销所必需的商品动态数字孪生。第三, 本研究构建的“数据驱动, 全链路闭环”的精准营销体系, 通过融合识别数据重构用户画像, 并设计售前、售中、售后的分场景策略矩阵, 实现了技术可同步实现降本(损耗控制)、增效(营销转化)、提质(用户体验)的核心价值。

本研究侧重于理论框架和逻辑构建, 存在一定的局限: 首先, 所提体系的有效性及其经济回报, 有待通过企业深度案例或严格的实证数据进一步验证。其次, 研究假设识别技术具备足够的准确性与鲁棒性, 但在实际应用当中, 复杂环境(光线、遮挡、阴影、图片质量)及海量商品类目对技术模型的识别准确度仍是一个巨大的挑战, 模型需要不断更新优化, 以符合实际需求。

未来研究可从以下方向深入: 其一, 技术融合路径: 探索视觉识别与近红外光谱、嗅觉传感器等多模态技术融合, 以获取更全面的商品内部品质数据。其二, 消费者行为深挖: 研究用户对不同形式技术透传信息的信任建立机制与支付意愿。其三, 隐私与伦理框架: 在利用高精度识别数据构建用户画像时, 需同步建立数据安全与隐私保护的设计准则, 以实现商业价值与社会责任的平衡。其四, 跨科学交叉验证: 推动计算机科学、市场营销学与消费者行为学的深度协作, 共同完善这一前沿的理论范式与实践方法。

参考文献

- [1] 网经社电子商务研究中心. 2024 年度中国生鲜电商市场数据报告[EB/OL]. https://m.toutiao.com/group/7495674506116153883/?upstream_biz=doubao, 2025-04-21.
- [2] 咎梦莹, 陈光, 王征兵. 我国生鲜电商发展历程、现实困境与应对策略[J]. 经济问题, 2020(12): 68-74.
- [3] Meng, X., Yuan, Y., Teng, G. and Liu, T. (2021) Deep Learning for Fine-Grained Classification of Jujube Fruit in the Natural Environment. *Journal of Food Measurement and Characterization*, **15**, 4150-4165. <https://doi.org/10.1007/s11694-021-00990-y>
- [4] Yu, F., Lu, T. and Xue, C. (2023) Deep Learning-Based Intelligent Apple Variety Classification System and Model Interpretability Analysis. *Foods*, **12**, Article 885. <https://doi.org/10.3390/foods12040885>
- [5] Kazi, A. and Panda, S.P. (2022) Determining the Freshness of Fruits in the Food Industry by Image Classification Using Transfer Learning. *Multimedia Tools and Applications*, **81**, 7611-7624. <https://doi.org/10.1007/s11042-022-12150-5>
- [6] 成军虎, 曾弘, 郭鸿樟, 等. 机器学习在生鲜农产品质量与安全快速无损智能检测中的应用与展望[J]. 现代食品科技, 2025, 41(12): 334-345.
- [7] 王烽权, 江积海, 蔡春花. 相得益彰: 数据驱动新零售商业模式闭环的构建机理——盒马案例研究[J]. 南开管理评论, 2024, 27(1): 4-17.
- [8] 涂洪波, 胥草森, 赵晓飞. O2O 生鲜电商平台消费者重购意愿影响机制[J]. 中国流通经济, 2021, 35(4): 38-47.
- [9] 孟建军, 石坤, 刘亚彤, 等. 基于客户满意度的低碳冷链多式联运路径优化[J]. 包装工程, 2024, 45(13): 268-275.
- [10] 郭彬彬. 新零售社群营销发展模式: 现状、问题及未来发展建议[J]. 商业经济研究, 2020(20): 63-66.

-
- [11] 郭莉. 浅议生鲜电商的发展现状、存在问题以及解决策略[J]. 物流工程与管理, 2024, 46(3): 42-44.
- [12] 梁傲男, 王淑云. 生鲜农产品两阶段销售动态定价及生产优化[J]. 公路交通科技, 2024, 41(4): 214-222.
- [13] 毕文杰, 周玉冰. 基于深度强化学习的生鲜产品联合库存控制与动态定价研究[J]. 计算机应用研究, 2022, 39(9): 2660-2664.
- [14] Shu, Y., Zhang, J., Wang, Y. and Wei, Y. (2025) Fruit Freshness Classification and Detection Based on the Resnet-101 Network and Non-Local Attention Mechanism. *Foods*, **14**, Article 1987. <https://doi.org/10.3390/foods14111987>
- [15] Garcés Cadena, A.A., Menéndez Granizo, O.A., Córdova, E.P. and Prado Romo, A.J. (2023) Clasificación de calidad de manzana para monitoreo de cosechabilidad utilizando visión por computador y algoritmos de aprendizaje profundo. *Ingeniare. Revista chilena de ingeniería*, **31**, Article 15. <https://doi.org/10.4067/s0718-33052023000100215>
- [16] 厦门理工学院, 厦门瑞为信息技术有限公司, 容大合众(厦门)科技集团股份有限公司. 一种用于智能电子秤的多任务细粒度分类方法[P]. 中国专利, CN202510516440.0. 2025-08-08.
- [17] 李伟哲. 基于神经网络模型的超市自助结账果蔬识别系统[D]: [硕士学位论文]. 西安: 西安建筑科技大学, 2021.
- [18] Zhang, J. and Li, X. (2020) The Development of Fresh E-Commerce in China. *Journal of E-Commerce Research*, **12**, 45-56.
- [19] 庞艳玲. 顺丰优选电商生鲜业务营销策略优化研究[D]: [硕士学位论文]. 兰州: 兰州财经大学, 2025.
- [20] Woo, S., Park, J., Lee, J. and Kweon, I.S. (2018) CBAM: Convolutional Block Attention Module. In: Ferrari, V., Hebert, M., Sminchisescu, C. and Weiss, Y., Eds., *Computer Vision—ECCV 2018*, Springer, 3-19. https://doi.org/10.1007/978-3-030-01234-2_1
- [21] Junior Ladeira, W., Nardi, V., Dalmoro, M., de Oliveira Santini, F., Jardim, W.C. and Choudhury, D. (2024) When Time Drives Search Effort: The Effect of Assortment Variety on Visual Attention to SKU Pricing. *Marketing Intelligence & Planning*, **42**, 916-938. <https://doi.org/10.1108/mip-03-2023-0105>
- [22] 高凯. 数字经济时代生鲜电商企业商业模式创新研究[J]. 商业经济研究, 2024(11): 157-163.