

中图分类号:

UDC:

学校代码: 10055

密级: 公开

南开大学
硕士学位论文

G 公司基于用户数据的个性化学习产品定价策略研究
Research on Pricing Strategy of Personalized Learning Products
Based on User Data for Company G

论文作者	李沫	指导教师	教授
申请学位	硕士	培养单位	南开大学
学科专业	商科	研究方向	工商管理
答辩委员会主席		评阅人	

南开大学研究生院

南开大学学位论文使用授权书

本人完全了解《南开大学关于研究生学位论文收藏和利用管理办法》关于南开大学(简称“学校”)研究生学位论文收藏和利用的管理规定,同意向南开大学提交本人的学位论文电子版及相应的纸质本。

本人了解南开大学拥有在《中华人民共和国著作权法》规定范围内的学位论文使用权,同意在以下几方面向学校授权。即:

- 1. 学校将学位论文编入《南开大学博硕士学位论文全文数据库》,并作为资料在学校图书馆等场所提供阅览,在校园网上提供论文目录检索、文摘及前 16 页的浏览等信息服务;
- 2. 学校可以采用影印、缩印或其他复制手段保存学位论文;学校根据规定向教育部指定的收藏和存档单位提交学位论文;
- 3. 非公开学位论文在解密后的使用权同公开论文。

本人承诺:本人的学位论文是在南开大学学习期间创作完成的作品,并已通过论文答辩;提交的学位论文电子版与纸质本论文的内容一致,如因不同造成不良后果由本人自负。

本人签署本授权书一份(此授权书为论文中一页),交图书馆留存。

学位论文作者暨授权人(亲笔)签字: _____

20 年 月 日

南开大学研究生学位论文作者信息

论 文 题 目	G 公司基于用户数据的个性化学习产品定价策略研究				
姓 名	李沫	学号	00000	答辩日期	
论 文 类 别	博士 <input type="checkbox"/> 学历硕士 <input type="checkbox"/> 专业学位硕士 <input checked="" type="checkbox"/> 同等学力硕士 <input type="checkbox"/> 划 <input checked="" type="checkbox"/> 选择				
学院（单位）	商学院		学科/专业(专业学位) 名称		商科
联 系 电 话	15001037067		电子邮箱	limo@nankai.edu.cn	
通讯地址(邮编): 300000					
非公开论文编号			备注		

注:本授权书适用我校授予的所有博士、硕士的学位论文。如已批准为非公开学位论文,须向图书馆提供批准通过的《南开大学研究生申请非公开学位论文审批表》复印件和“非公开学位论文标注说明”页原件。

南开大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师指导下进行研究工作所取得的研究成果。除文中已经注明引用的内容外，本学位论文的研究成果不包含任何他人创作的、已公开发表或者没有公开发表的作品的内容。对本论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本学位论文原创性声明的法律 responsibility 由本人承担。

学位论文作者签名：_____ 年 月 日

非公开学位论文标注说明

(本页表中填写内容须打印)

根据南开大学有关规定，非公开学位论文须经指导教师同意、作者本人申请和相关部门批准方能标注。未经批准的均为公开学位论文，公开学位论文本说明为空白。

论文题目			
申请密级	<input type="checkbox"/> 限制 (≤2 年) <input type="checkbox"/> 秘密 (≤10 年) <input type="checkbox"/> 机密 (≤20 年)		
保密期限	20 年 月 日至 20 年 月 日		
审批表编号		批准日期	20 年 月 日

南开大学学位评定委员会办公室盖章 (有效)

注：限制 ★2 年 (可少于 2 年); 秘密 ★10 年 (可少于 10 年); 机密 ★20 年 (可少于 20 年)

摘要

这份文档系统地介绍了一个基于南开大学研究生学位论文写作规范的 LaTeX 模板。内容涵盖了模板的历史、使用说明、常用包介绍以及致谢等部分。模板通过集成绘图包和代码块插入功能，方便用户创建图形和插入代码。同时，感谢前人和校友们的贡献与支持，使得模板得以不断完善，以满足用户的需求。

关键词： 毕业论文；模板

Abstract

This document systematically introduces a LaTeX template based on the writing standards for postgraduate theses at Nankai University. It covers the template's history, usage instructions, introduction of common packages, and acknowledgments. By integrating Tikz for drawing and inserting code blocks, the template facilitates users in creating graphics and inserting code. Gratitude is extended to predecessors and alumni for their contributions and support, enabling continuous improvement of the template to meet users' needs.

Key Words: Thesis; template

目录

摘要	I
Abstract	II
List of Figures	VI
第一章 绪论	1
第一节 研究背景	1
一、 研究意义	2
第二节 国内外研究现状	2
一、 国内研究现状	3
二、 国外研究现状	3
第三节 研究内容与方法	5
一、 研究内容	5
二、 研究方法与流程	5
第四节 研究创新	7
第五节 论文章节	8
第二章 相关理论基础	10
第一节 个性化教育理论基础	10
一、 个性化教育的定义	10
二、 个性化教育的理论基础	10
三、 个性化教育的实现路径	11
第二节 教育产品差异化定价与用户价值挖掘	11
一、 教育产品的商品属性与定价动因	12
二、 差异化定价的理论基础	12
三、 差异化定价建模路径	12
第三节 用户分群理论基础	14
一、 市场细分理论与行为分群基础	14
二、 用户分群方法概述	14
三、 用户分群在差异化组合定价策略中的作用	15
四、 教育场景中的分群实践启示	15

第四节	知识点掌握状态建模理论	16
一、	理论基础与研究启发	16
二、	建模逻辑与方法体系	16
三、	知识点掌握状态对差异化定价策略的作用	17
第五节	行为定价理论基础	18
一、	行为定价的理论渊源与经济学基础	18
二、	行为变量与支付意愿的函数映射机制	19
三、	在教育平台中的实际演化路径	19
四、	行为定价建模框架与优化函数	19
第六节	支付意愿建模理论	20
一、	支付意愿的理论起点	20
二、	概率建模路径: Logit 模型及其机制	21
三、	对策略函数的支持作用	21
四、	正则项控制与模型稳定性	21
五、	策略评估的理论基础	22
第三章	模型构建	24
第一节	用户行为分群建模	24
一、	分群建模目标	24
二、	行为特征设计	25
三、	分群建模方法	25
四、	分群建模结果	26
第二节	知识点掌握状态建模	26
一、	建模目标	27
二、	模型设计思路与引入	27
三、	行为特征设计	27
四、	题目掌握评分模型	28
五、	知识点掌握度计算	28
六、	薄弱知识点判别	29
七、	建模结果应用	29
第三节	支付意愿建模	29
一、	建模目标与业务背景	29
二、	输入特征设计	30
三、	建模方法与数学表达	30
四、	模型结果的应用价值	31

第四节	差异化组合定价策略	31
一、	个体推荐组合与定价机制设计	31
二、	平台收益最大化优化模型	35
第五节	端到端差异化组合定价流程框架	36
一、	端到端流程框架的业务意义	37
二、	框架的创新性与优势	38
三、	框架的可扩展性与其他应用场景	38
第四章	讨论	38
第一节	$\text{T}_{\text{E}}\text{X}$ 简介	38
一、	什么是 $\text{T}_{\text{E}}\text{X}/\text{L}^{\text{A}}\text{T}_{\text{E}}\text{X}$, 我是否应该选择它	38
二、	我该用什么编辑器?	39
三、	我该去哪里寻找答案?	39
四、	我应该看什么 $\text{L}^{\text{A}}\text{T}_{\text{E}}\text{X}$ 读物?	39
五、	什么知识会过时? 什么不会?	40
六、	插图格式	42
七、	$\text{L}^{\text{A}}\text{T}_{\text{E}}\text{X}$ 作图	42
第五章	总结展望	43
参考文献	44
致谢	44
个人简历、在学期间发表的学术论文与研究成果	45

List of Figures

1.1	本研究的技术路线图	6
2.1	用户价值建模三阶段流程图	13
3.1	端到端差异化组合定价优化流程框架	37

第一章 绪论

第一节 研究背景

近年来，随着“双减”政策的全面实施，中国教育领域正在经历一场深刻而全面的变革。传统校外培训行业面临前所未有的转型压力，国家与社会更关注教育质量提升、学生负担减轻，“减负增效”已成为当前教育改革的重要目标。在此背景下，传统的统一化、标准化教育模式逐渐向以学生个性化需求为核心的精准教育模式转型，教育信息化与智能化成为推动教育产业变革的重要引擎。

为积极响应国家政策导向，教育科技企业纷纷开发新的智能化教育产品，如智能学习平板、智能学习伴侣机器人等。其中，根据市场调查机构 IDC 的数据，2023 年中国智能教育硬件市场规模预计达到 390 亿元人民币，同比增长 18.5%。尤其是以学习行为数据驱动的智能教育产品，由于其能够显著提升学生学习效率与学习效果，逐步成为教育市场竞争的重要方向。

G 公司作为国内教育科技领域的领先企业，其智能点阵笔产品是一项典型的创新实践。点阵笔在不改变传统纸笔书写习惯的基础上，通过先进的传感技术实时采集学生的详细笔迹行为数据，并借助人工智能算法进行笔迹识别、实时追踪学生答题过程，实现 AI 辅助判卷及错题管理。这种个性化学习数据分析方式显著提升了学生学习过程的透明度和教学干预的有效性，成为企业产品差异化竞争的重要优势。

然而，目前教育产品的定价策略仍以成本加成、市场竞争导向定价为主，缺乏对学生个体学习行为特征、知识点掌握状态和支付意愿的深入分析，未能有效实现差异化、动态化的定价服务组合推荐，存在明显的资源错配和收益损失问题。已有研究多集中在通用的定价模型上，鲜有结合具体教育场景、用户行为数据和知识点掌握状态进行深入分析与建模，难以满足实际业务的精准化需求。因此，亟需开展更深入的个性化行为数据驱动的教育产品差异化定价策略研究，构建更为精准有效的资源配置机制，提升企业在教育科技市场的核心竞争力。

一、研究意义

当前我国教育行业正处于由粗放式、同质化向精细化、个性化发展的关键阶段，智能教育产品与学习数据的快速积累为教育模式与商业模式的双重变革提供了现实基础。然而，围绕教育行为数据的有效利用、用户差异化价值的识别，以及基于学习过程进行个性化服务与定价的机制，相关研究尚处于起步阶段，理论支撑与实证分析均显不足。

在此背景下，本研究聚焦“基于学习行为数据的教育产品差异化组合定价策略”这一具有交叉性质和现实紧迫性的问题，尝试从用户行为建模、知识点掌握状态建模与支付意愿建模的整合视角切入，探索如何构建端到端的个性化差异化定价优化流程。这不仅是对现有教育定价逻辑的延伸与突破，也回应了教育产品如何在保障公平的同时实现资源优化配置与个性化教育服务落地的现实需求。

理论意义：

本研究从行为定价理论与个性化教育场景的融合角度出发，提出以学习行为数据为基础，结合知识点掌握状态与支付意愿，构建差异化组合定价机制，回应当前教育产品在微观层面缺乏数据驱动经济策略与差异化价值挖掘能力的问题。通过引入知识点粒度的服务价值建模与端到端优化流程，本研究有助于丰富行为定价理论在教育场景中的应用视角，拓展个性化教育经济学与数据驱动教学决策的研究边界。

实践意义：

从实践层面看，研究成果有助于教育企业基于用户异质性和差异化需求开展更精准的服务组合推荐与定价决策，提升产品转化率与用户满意度，优化平台收益结构。另一方面，差异化组合定价机制有助于实现教育产品资源与学生个体学习状态的精准匹配，促进教育资源的公平分配和高效使用，为实现“减负增效”与“精准教学”的政策目标提供理论支撑与技术路径，推动整个教育行业向智能化、个性化与高质量发展方向稳步迈进。

第二节 国内外研究现状

近年来，消费者行为建模、大数据驱动的个性化服务以及动态定价策略逐渐成为学术界与实务界的重要研究方向。尤其在智能教育场景中，如何结合用户行为特征实现精准分群与定价机制的有效匹配，成为交叉领域的热点问题。

本文将从国内与国外两个维度梳理已有研究成果，分析其研究路径与方法特征，并指出当前在教育产品定价中的研究空白。

一、国内研究现状

在国内学术研究中，消费者行为数据与定价策略的结合已有初步探索，主要集中于电商平台与服务型企业。Li and Wei, 2023 基于电商用户行为轨迹，提出通过细分用户群体进行行为导向型定价，强调行为数据对价格敏感性判断的重要作用，为平台提升收益与用户满意度提供实证支持。该研究凸显了“行为—价值—定价”之间的可建模关系。

张瑞, 2022 则将研究聚焦于线下教育培训机构，基于历史支付与学习行为数据优化课程定价结构，其研究验证了差异化价格结构更有助于用户转化率的提升，提示教育场景下用户需求差异应被动态捕捉并反映在价格机制中。与前者相比，该研究强调了定价模型的“动态性”要求。

在方法层面，Meng et al., 2023 在智能电网领域引入聚类分析与动态定价联合建模机制，采用自适应分群技术优化响应策略，该框架被广泛认为具备跨行业适应潜力。其创新之处在于：将无监督学习嵌入定价前端策略制定过程，从而增强定价弹性。

Bai et al., 2021 以移动互联网 App 为背景，构建了基于行为聚类的优化定价流程，实证结果表明该策略可提升中长期 ARPU 值，研究强调定价策略需围绕用户生命周期进行区隔管理，其思想对教育产品具有较强的迁移参考性。

在教育场景下，王莉莉 et al., 2021 基于学习者画像提出个性化课程推荐机制，但研究尚未涉及付费行为与价格适配逻辑；武法提 and 孙梦雪, 2023 强调人机协同下的精准干预机制，通过采集学习过程数据提升服务个性化程度，为基于过程数据的用户分型提供了场景支撑。

综上，国内研究已在用户分群、动态定价与画像生成方面取得一定进展，但大多停留在推荐与资源分配阶段，尚缺乏将学习过程行为与价格机制深度耦合的建模体系。

二、国外研究现状

在国际研究中，行为经济学与动态定价策略的结合更为成熟，理论模型与实验方法体系较为完善。Ariely et al., 2003 提出“coherent arbitrariness”理论，揭示了价格锚定与初始决策路径对用户支付行为的长尾影响，为非理性消费者行

为下的定价策略提供了实验支持。该理论为后续基于行为反应的定价优化奠定了理论基础。

Levrini and Jeffman dos Santos, 2021通过神经生理学实验，量化了价格变化在不同用户认知反应中的异质性，说明价格接受度与个体状态显著相关，强化了定价策略中的用户特征建模必要性。

Goolsbee and Chevalier, 2002则在电商平台竞争环境中，研究价格波动与购买行为关系，构建了转化率驱动的行为价格预测模型。该模型揭示了定价与用户行为之间可度量的因果关系，对复杂平台环境下的价格调整具有指导意义。

Nair, 2007探讨了跨期价格歧视策略，提出如何根据用户的“支付时机”与“未来学习曲线”设定非均衡价格策略，对具有连续使用性质的教育类产品具有直接启发。Rhee and Thomadsen, 2017则在垂直差异化产品场景下，分析行为基础上的分层定价机制，明确用户行为数据对定价弹性参数的修正作用。

在教育技术研究中，Nabizadeh et al., 2020系统回顾了学习路径推荐方法，指出行为数据驱动的画像机制是个性化教育核心，但研究更多聚焦于教学匹配而非商业模式建构。Miklosik and Evans, 2020指出大数据与机器学习在数字营销中正在重塑定价、推荐与广告投放的核心机制，强调构建“预测—反馈—收益”闭环系统的重要性。

综合来看，国外研究在行为驱动定价的理论建构、实验验证及平台应用方面均更为系统，尤其在模型层面已具备“行为特征—支付意愿—收益函数最优化”的完整框架。但相关研究多聚焦于电商、金融、保险等行业，对于教育数据中“学习行为—学习成效—支付行为”之间的交互机制仍研究不足，难以直接迁移应用。

小结：

已有文献充分显示，消费者行为建模与动态定价机制在多个行业场景中已形成较成熟的理论与方法体系，但面向个性化教育产品，尤其是在基于学生学习行为数据与预测成效之上的差异化定价机制，仍缺乏系统研究与实证模型。因此，结合具体教育场景、学习数据特征及用户价值感知机制，构建从行为分型到价格反馈的完整建模链条，既是理论发展的新方向，也是教育智能产品差异化发展的现实需求。

第三节 研究内容与方法

本研究旨在探讨如何基于学生学习行为数据构建精准的学习画像体系，分析用户学习特征、知识掌握状态与支付意愿特征，并在此基础上设计差异化的教育产品组合定价优化策略，提升教育资源配置效率与平台收益能力。研究内容的组织遵循“数据采集—学习画像特征提取—知识掌握状态分析—支付意愿特征分析—差异化组合定价策略设计—策略评估与反馈优化”的逻辑主线展开。

一、研究内容

本研究聚焦于个性化学习场景下的差异化组合定价优化机制设计，主要包括以下几个方面：

- **数据采集与预处理：**基于 G 公司点阵笔系统所采集的原始数据，包括笔迹行为数据、学习过程数据与答题结果数据，开展数据清洗、缺失处理、归一化等预处理工作；
- **学习画像特征提取：**围绕用户学习行为特征，提取学习节奏、笔迹行为、答题表现、跳题行为等关键变量，构建用户画像，反映个体学习特征差异；
- **知识掌握状态分析：**基于题目层级的行为数据，评估学生在各知识点的掌握水平，识别其学习瓶颈和潜在弱项，作为精准服务推荐的重要依据；
- **支付意愿特征分析：**结合学习表现与行为特征，分析用户对不同价格策略的接受能力，为差异化组合定价策略设计提供参考依据；
- **差异化组合定价策略设计：**在学习画像、知识掌握状态与支付意愿特征基础上，设计针对性的教育资源组合推荐与差异化定价策略，提升平台收益与用户满意度；
- **策略评估与反馈优化：**通过模拟实验与实际平台数据，对端到端组合定价策略进行效果评估，检验策略在用户转化率、平台收益与用户满意度等方面的综合表现，结合反馈优化学习画像特征提取与策略设计逻辑，完善整体优化流程。

二、研究方法流程

本研究方法体系遵循“发现问题—分析问题—解决问题”三阶段逻辑主线，具体如图 1.1 所示，结合文献研究、数据分析、策略设计与优化评估等方法展开系统研究。

首先在发现问题阶段，通过文献分析法梳理国家政策、教育市场趋势以及

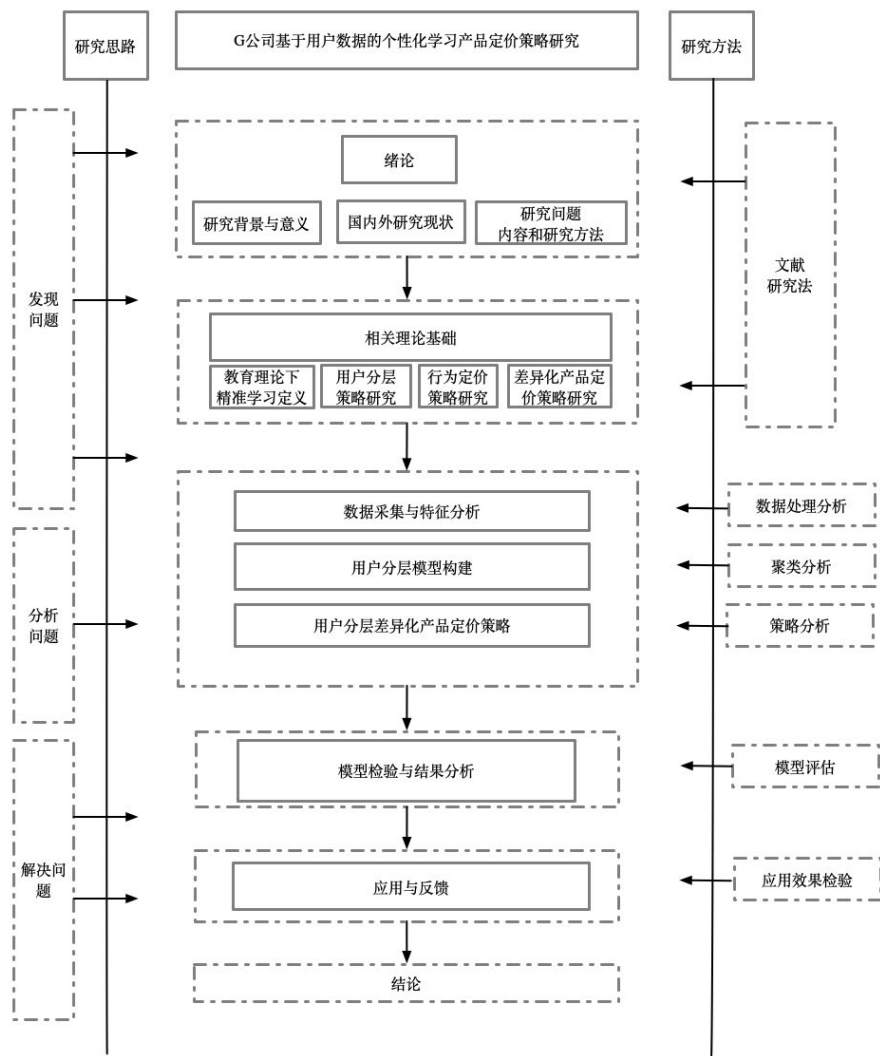


图 1.1 本研究的技术路线图

个性化学习与差异化定价策略的理论成果，明确当前智能教育产品中定价机制缺乏对学生个体差异、学习状态与支付意愿响应的问题，提出本研究的核心问题与研究思路。

接着在分析问题阶段，从理论与方法层面构建研究框架，界定学习画像特征提取、知识掌握状态分析、支付意愿特征分析与差异化组合定价策略设计的基本思路和实现路径；随后基于点阵笔采集的学习行为数据开展数据处理与特征提取，完成学习画像构建、知识掌握状态分析与支付意愿特征分析，形成差异化组合定价策略设计逻辑。

在解决问题阶段，完成差异化组合定价策略优化的设计与实现，构建端到端优化流程；并通过策略评估方法在实际数据上进行测试，检验组合推荐策略在用户转化率、平台收益与用户满意度等方面的综合表现，结合反馈不断优化学习画像特征提取方法与策略设计逻辑，提升策略效果与实用性。

第四节 研究创新

本研究面向初中数学场景下的教育智能硬件产品，以用户行为数据为基础，构建了一个面向知识点维度、服务内容组合和支付意愿差异的个性化定价模型。相较于传统教育产品的静态定价方式，本研究提出的动态组合式定价方法在理论建模、策略优化与商业应用层面均具有以下创新点：

- **基于行为数据构建多维用户画像，实现行为驱动的动态分群与学习特征刻画。**本研究在 G 公司智能点阵笔行为数据基础上，提取学习节奏、书写稳定性、题目跳过率、重做次数等多维特征，构建用户学习行为画像。通过 K-Means 聚类方法，实现了对用户在活跃度、稳定性、行为节奏等维度的自适应划分，替代传统基于静态成绩的用户划分方法，提升了用户价值建模的行为敏感性与时效性。
- **构建了面向知识点的掌握状态量化模型，支撑差异化资源分配与产品策略匹配。**针对初中数学课程中多个核心知识点，设计了一套基于答题正确率、重做率、停顿时长等行为指标的知识点掌握度建模方法。该模型可针对每个用户精细化识别其掌握盲点，为后续产品策略（如推荐哪类教辅资源、引入何种服务）提供基础依据，提升了教育资源分配的精准性。
- **提出了结合用户行为分群与知识掌握状态的个性化服务组合推荐机制。**本研究将用户分群信息与知识点掌握状态共同纳入定价决策机制，根据用户

当前掌握情况与行为画像，推荐适配的教辅服务组合（如 AI 答疑、错题视频讲解、真人 1V1 答疑等），并考虑不同服务在不同知识点下的价值权重，构建差异化组合策略。这种机制突破了单一服务或定价等级的限制，实现了“用户-知识点-服务”三维匹配的策略设计。

- **构建了基于支付意愿概率的服务定价优化模型，实现收益最大化与策略可解释性的统一。**在定价优化阶段，引入逻辑回归模型对用户支付意愿进行建模，融合用户特征、知识点掌握度与价格敏感度信息，计算不同组合方案下的支付概率。进而在控制服务成本与价格弹性的前提下，求解期望收益最大化的定价策略，形成端到端的个性化定价优化流程，兼顾商业目标与用户接受度。
- **提出了可扩展的组合定价建模框架，具有较强的跨平台与跨学科适应能力。**本研究所提出的“学习行为—知识掌握—支付意愿—组合定价”建模路径，具有较强的模块解耦能力与策略可扩展性。除初中数学场景外，该模型亦可迁移至其他具备行为记录能力的学科或平台（如英语听说系统、科学探究平台等），为后续智能教育产品提供定价机制的通用范式。

第五节 论文章节

本文围绕基于学习行为数据的教育产品定价问题，在深入分析个性化教育发展背景及教育科技产品实际应用需求的基础上，结合用户分群建模、学习潜力预测与动态定价机制设计等方法，构建了数据驱动的教育产品定价策略体系，并开展实证验证与策略评估。全文结构安排如下：

第一章绪论：介绍本研究的背景与意义，说明研究主旨与目标，明确研究内容与方法，回顾国内外相关研究现状，提出本研究的技术路线与论文总体结构。

第二章理论基础与相关方法：系统阐述个性化教育、行为定价、用户分群与策略建模等相关理论基础，结合聚类分析、行为建模与定价优化等关键技术手段，构建论文研究的理论支撑体系。

第三章研究内容与技术方法：围绕“发现问题—分析问题—解决问题”的研究主线，详细说明数据采集、特征建模、用户聚类、策略设计与模型评估等研究环节，建立完整的策略构建流程，并结合实际教育数据开展实验建模。

第四章实证验证与策略评估：基于用户行为数据与平台反馈数据，开展定价策略的效果测试，评估其在提升平台收益、用户接受率与个性化服务水平等

方面的表现，验证模型的稳定性、适应性与可推广性。

第五章研究总结与未来展望：总结本文的主要研究成果与理论贡献，分析当前研究的限制与不足，探讨本研究在更大规模教育平台场景中的扩展潜力，并展望未来行为定价策略在教育智能化发展中的研究前景。

第二章 相关理论基础

第一节 个性化教育理论基础

在前文绪论部分已指出，随着“以学生为中心”的教育理念持续深化，个性化教育已成为推动教育公平、提高学习效率的重要方向。为了更好地理解本研究中“基于学习行为数据的用户分群与个性化定价策略”的理论基础，有必要首先对个性化教育的定义、理论渊源与技术路径进行系统梳理。

一、个性化教育的定义

个性化教育（Personalized Education）是指根据学生的兴趣、能力、学习习惯和发展需求，制定差异化的教学目标、内容与路径，以实现“因材施教”的教育目的。根据OECD, 2018的定义，个性化学习强调“在教育内容与教学方式上进行灵活调整，使每一位学生都能获得最大的发展机会”。

在中国教育部发布的《关于深化教育教学改革全面提高义务教育质量的意见》中亦明确指出，要“尊重学生个体差异，推进个性化教学和精准教学实践”，推动从“以教师为中心”向“以学生为中心”转型。

二、个性化教育的理论基础

个性化教育的基本理念强调以学习者为中心，根据学生的差异化特征提供定制化学习资源与支持。早期相关理论基础主要包括：

- 学习是个体在原有知识结构基础上主动建构意义的过程，建构主义学习理论由 Piaget, 1971 提出，强调尊重学生个体经验与认知方式差异；
- 多元智能理论由 Gardner, 1983提出，指出个体智力表现具有语言、逻辑、空间、音乐、身体、自然、人际、自知等多维结构，教育应据此实施多通道输入与多样化反馈策略。

近年来，随着教育数据与智能技术的引入，个性化教育的理论体系逐渐拓展：

- 精准教学理论（Precision Teaching）由 Kubina and Yurich, 2012提出，强调

通过行为数据进行教学调整，采集学习过程数据并反馈于教学决策，是现代学习分析的前提；

- 学习分析框架由 UNESCO, 2022提出，指出应基于学习者数据，理解与优化学习过程与环境，为个性化教育提供数据支撑；
- 开放学习生态模型由 Siemens and Long, 2011提出，认为个体在多源数据环境下需要推荐与引导机制支持；
- 适应性学习路径理论由 L. Chen and Zhang, 2020提出，基于学生知识图谱、能力水平与偏好模型，构建自适应学习路径系统，体现了个性化教育中“动态推送-实时反馈”的技术逻辑。

这些理论的共同特征是将“数据—模型—策略”作为个性化教育运行机制的基础，强调对学习行为的细粒度采集与建模，并以系统性设计支持差异化服务。

三、个性化教育的实现路径

随着教育信息化的发展，个性化教育逐步从理念转向系统实现。当前主流路径包括：

- 使用点阵笔、智能平板等终端实时采集书写行为数据，为建模提供基础；
- 运用聚类分析、分类算法对用户行为建模，构建个体画像；
- 基于画像推荐资源，实现教学策略的个性匹配。

在 K12 与在线教育等领域，个性化推荐与精准教学已成为实践方向，构成“数据—模型—反馈”的闭环路径。

小结

个性化教育是本研究提出“用户画像—策略设计”逻辑路径的理论起点。通过回顾其演化、理论依据与技术路径，明确了本研究以用户行为为核心开展策略优化的逻辑基础。

第二节 教育产品差异化定价与用户价值挖掘

尽管本研究以个性化教育为背景，但其研究核心并不在于教学内容或课程优化，而是聚焦教育科技产品作为市场商品的经济属性，尝试通过行为数据挖掘与策略建模实现差异化定价机制，从而提升资源配置效率与商业响应能力。为

此，有必要从商品属性、定价理论与价值识别三个方面展开分析。

一、教育产品的商品属性与定价动因

教育类数字产品本质上是一种融合了“内容传递—服务支持—数据交互”的复合型数字商品，其使用效果强依赖用户的个体差异。与传统商品不同，教育产品的“价值实现”并非即刻可见，而需在持续使用、反馈优化的动态路径中才能体现，这使得其呈现出显著的“非均质消费”特征Zhang and Liu, 2021。

在实际运营中，用户的行为频次、学习稳定性、任务完成度等都可能影响产品的价值释放路径与感知体验，因此“统一定价”往往造成资源浪费或用户流失。Li and Wang (2020) 研究发现，平台用户参与路径存在明显的阶段性与波动性，若忽视这种动态异质性，极易导致策略失配和边际效益递减。

此外，随着在线教育平台对订阅制、功能解锁制、学段升级制等定价模型的探索，教育产品逐步转化为一种“基于行为的服务型商品”，价格不再仅反映内容成本或平均效用，而应体现用户实际表现与使用潜力（Yang & Zhang, 2023）。因此，教育平台的定价机制需要具备“行为响应性”与“价值分层能力”。

二、差异化定价的理论基础

传统的定价机制主要建立在成本核算与市场均价的基础之上，但这类机制难以在用户个体价值高度分化的教育场景中发挥作用。Pigou (1920) 提出的差异化定价理论为该问题提供了理论支撑，指出若企业能基于用户支付意愿或效用预期进行价格划分，既可提升整体收益，也有助于不同群体获得匹配服务。

在教育产品场景中，差异化定价的本质在于通过行为数据识别用户的需求等级与使用潜力，并以此设定合理价格段位。Sun and Chen (2021) 基于 MOOC 平台实证发现，用户学习路径与价格弹性之间存在系统性关联，表明行为数据可用于价格分级模型的建立。这也意味着，教育平台可以通过识别“高潜力-高付费意愿”的用户群体，实施动态策略以提升整体转化效率。

三、差异化定价建模路径

为了将行为数据有效转化为定价依据，必须建立从行为识别、潜力分析到支付建模的完整差异化建模路径。该路径通常包括以下三个核心阶段, 如图2.1:

首先，在用户行为建模阶段，需要通过数据聚类与行为特征分析方法对用户进行分层。Xu and Zhao (2019) 指出，用户在访问频率、活跃周期、操作稳定

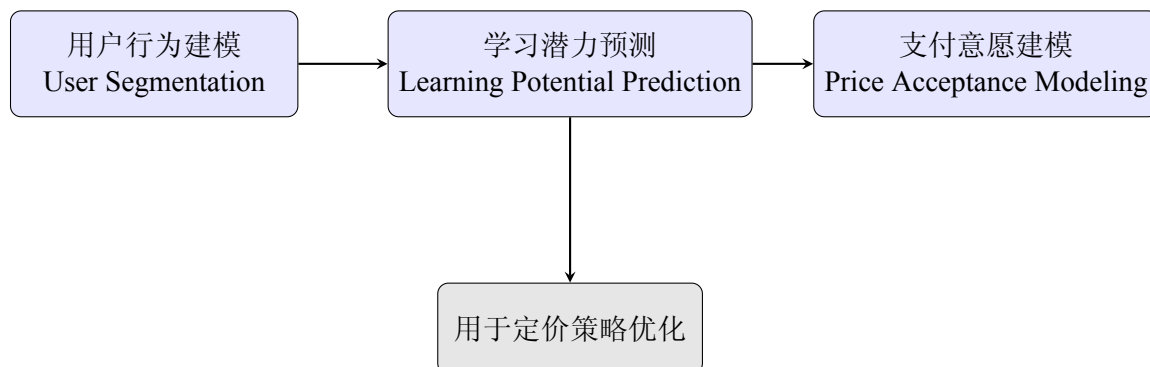


图 2.1 用户价值建模三阶段流程图

性等维度上呈现出显著异质性，通过 K-means 或密度聚类等算法可有效划分不同用户画像。这一阶段的目标是完成“用户个体差异识别”。

其次，学习潜力预测是价值建模的关键一环。He and Wang, 2020 研究表明，利用监督学习算法（如回归树、神经网络）可对用户的学习完成率、测评得分提升情况进行建模，从而评估其后续资源利用效率和平台贡献潜力。这一阶段聚焦“行为效能预测”，为后续定价提供量化输入。

最后，支付意愿建模环节则关注用户对价格变化的响应程度。Choi and Kim, 2021 利用 Logit 模型刻画用户在不同价格设定下的选择概率分布，反映其对价格敏感度的异质性。同时，Fader and Hardie, 2005 所提出的生命周期价值模型（LTV）为平台在定价策略设计时提供了基于长期贡献视角的评估框架，有助于制定兼顾当前转化与长期留存的策略组合。

通过上述三阶段模型，教育平台可将用户行为数据逐步转化为价格决策信息，构建既具经济效率又具行为解释力的动态定价机制。

小结

教育产品的定价问题不仅是市场策略问题，更是对“用户行为—使用价值—支付意愿”关系的建模问题。以差异化定价理论为基础，结合行为分群、效能预测与支付建模方法，平台可实现从“观察行为”到“调节价格”的策略闭环。本研究正是基于此逻辑，尝试构建一套面向真实用户行为数据的定价优化方案，以实现教育资源配置与平台收益的双重优化。

第三节 用户分群理论基础

在本研究的差异化组合定价策略设计中，用户分群是构建策略逻辑的重要基础环节。通过学习行为数据识别出在学习节奏、行为稳定性、知识掌握状态和资源使用偏好等方面存在结构性差异的用户群体，有助于提升定价策略的个性化精准度与商业应用效果。因此，有必要从用户分群理论的学理基础、方法依据及其在教育场景中的适配性等方面进行系统梳理。

一、市场细分理论与行为分群基础

用户分群（User Segmentation）理论最早源于市场营销领域。Kotler 在其《Marketing Management》一书中指出，市场细分的核心在于“在异质性市场中识别出内部同质、外部异质的消费者群体，以实现产品与价格策略的精准匹配”（Kotler and Keller, 2016）。这一理论为后续行为分析与个体价值挖掘提供了理论支撑，其基本假设包括：

- 消费者之间存在可识别且有商业价值的系统性差异；
- 差异可以通过可量化特征表达；
- 充分利用差异有助于优化产品策略与价格策略，提升商业绩效。

随着平台型教育产品的兴起，市场细分理论进一步演化为行为分群（Behavioral Segmentation），强调通过用户在平台中的实际行为数据进行建模。与基于用户属性的静态分层不同，行为分群聚焦于用户在学习频率、答题路径、资源偏好等行为特征上的差异性，更适用于教育场景下高频互动与深度行为反馈的数据环境（Xu and Zhao, 2019）。

二、用户分群方法概述

在差异化定价策略设计中，用户分群不仅具备理论价值，在实际建模过程中也具有明确的可操作性。本研究采用 K-Means 聚类方法对用户行为画像特征进行分群建模，该方法具有实现简洁、收敛速度快、可解释性强等优点，广泛应用于教育数据挖掘与个性化推荐领域（Sun and Yao Chen, 2021）。

K-Means 聚类算法通过最小化簇内平方误差（Within-Cluster Sum of Squares, WCSS）实现用户群体划分，其优化目标函数如下：

$$\mathcal{L}_{\text{KMeans}} = \sum_{i=1}^K \sum_{x_j \in C_i} \|x_j - \mu_i\|^2 \quad (2.1)$$

其中, x_j 表示用户 j 的学习行为特征向量, μ_i 表示第 i 个簇的中心向量, C_i 表示属于第 i 个簇的用户集合。后续章节将对具体的特征变量设计与聚类建模过程进行详细展开。

三、用户分群在差异化组合定价策略中的作用

在本研究中, 用户分群不仅是用户理解和用户画像构建的重要手段, 更是支撑差异化组合定价策略设计的核心输入之一。分群结果可作用于以下三个层面:

- **服务推荐策略的复杂度调节:** 用户分群结果为不同群体的服务推荐结构和组合复杂度提供约束条件。例如, 高活跃高接受意愿群体可推送高价值组合, 低活跃群体则控制推荐服务数量和价格水平。
- **支付意愿建模中的调节变量:** 分群标签作为行为-支付之间的桥梁, 可提升支付意愿预测的准确性。已有研究 (Choi and Kim, 2021) 表明, 在用户价值建模中引入群体特征作为条件变量, 有助于提升模型性能。
- **策略评估与分层分析依据:** 分群结果为策略验证与收益分析提供分层标准, 有助于衡量不同群体在资源接受度、定价接受率与产品转化效果方面的异质性表现。

四、教育场景中的分群实践启示

在教育场景中, 学生群体在学习活跃度、行为稳定性、知识掌握路径、服务接受意愿等方面具有天然的异质性, 通用定价模式无法精准适配不同用户的学习状态与资源需求。MOOC 平台与中小学智能学习平台的实践表明, 通过行为特征构建用户分群, 并据此开展差异化教学干预与产品推荐, 可显著提升用户体验与平台收益 (Sun and Yao Chen, 2021)。

本研究借鉴上述实践经验, 将用户分群作为差异化组合定价策略的重要组成部分, 推动定价策略从传统静态规则向行为驱动的动态个性化机制演进。

小结

本节从市场细分理论、行为分群方法和教育应用实践三个维度, 系统梳理了用户分群理论的研究基础。用户分群作为差异化定价机制中的关键支撑, 在服务推荐结构调节、支付意愿建模与策略评估分层中发挥重要作用。为后续知识点掌握状态分析、支付意愿刻画与组合策略设计提供理论基础与结构入口。

第四节 知识点掌握状态建模理论

在差异化组合定价策略设计中，知识点掌握状态建模是承接用户学习行为特征与服务推荐决策之间的重要环节。通过精准刻画学生在各知识点层面的掌握程度，能够为差异化服务组合设计提供细粒度依据，提升定价策略的个性化水平与资源分配效率。因此，有必要从知识点掌握状态建模的理论基础、方法体系与教育场景适配性等方面进行系统梳理。

一、理论基础与研究启发

知识点掌握状态建模（Mastery Modeling）起源于教育测量与学习分析（Learning Analytics）领域。其核心理念是通过学生的过程性学习数据，动态推断学生在学习各知识点上的掌握状态，为个性化教学、推荐系统及教育评估提供支持（Siemens and Long, 2011; L. Chen and Zhang, 2020）。

早期的知识掌握建模方法主要基于学习知识图谱（Learning Knowledge Graph, LKG），将学习内容结构化表示，并通过图谱节点的属性建模掌握程度（L. Chen and Zhang, 2020）。随着智能学习平台和在线教育环境的发展，过程性学习行为（如答题轨迹、学习时间、反馈行为等）被广泛应用于知识点掌握状态推断（Sun and Yao Chen, 2021）。

此外，认知诊断模型（Cognitive Diagnostic Model, CDM）与贝叶斯知识追踪（Bayesian Knowledge Tracing, BKT）等方法也在个性化学习系统中广泛采用，为动态掌握状态建模提供了强有力的理论支持（De La Torre and Minchen, 2014; Corbett and Anderson, 1995）。

二、建模逻辑与方法体系

现有研究表明，知识点掌握状态建模主要包含以下几类建模思路：

（一）加权评分模型（Mastery Scoring Model）

加权评分模型是当前智能学习平台中广泛应用的知识点掌握状态建模方法之一。该方法通过加权整合学生在学习过程中的多个行为特征，形成连续型掌握度评分（Mastery Score）：

$$M_{ij} = \sum_{k=1}^K \alpha_k \cdot F_{ijk} \quad (2.2)$$

其中, M_{ij} 为学生 i 在知识点 j 上的掌握度评分, F_{ijk} 为第 k 个特征的量化指标, α_k 为特征加权系数。该方法具有实现简单、可解释性强的优点, 广泛用于 MOOC 平台与 K12 智能学习产品 (Xu and Zhao, 2019; Sun and Yao Chen, 2021)。

(二) 贝叶斯知识追踪模型 (Bayesian Knowledge Tracing, BKT)

BKT 是经典的概率图模型, 广泛用于在线学习系统中动态追踪学生对知识点的掌握状态 (Corbett and Anderson, 1995)。BKT 将学生对某知识点的掌握状态建模为隐变量 L_t , 并通过学生在不同时间步的答题表现更新掌握概率:

$$P(L_t | \text{history}) = \frac{P(C_t | L_t) P(L_{t-1})}{P(C_t)} \quad (2.3)$$

其中 $P(L_t)$ 为时间 t 对知识点的掌握概率, C_t 为当前答题表现。BKT 可动态更新掌握状态, 适用于需要实时反馈的智能教学场景。

(三) 项目反应理论 (Item Response Theory, IRT)

IRT 是教育测量领域的经典模型, 通过建立学生能力 θ_i 与题目难度 b_j 、区分度 a_j 等参数之间的关系, 推断学生知识掌握水平 (Lord, 1980):

$$P_{ij} = \frac{1}{1 + \exp[-a_j(\theta_i - b_j)]} \quad (2.4)$$

其中 P_{ij} 为学生 i 正确回答题目 j 的概率, θ_i 作为学生整体能力指标亦可分解至知识点维度。IRT 为掌握状态建模提供了强有力的统计推断基础, 近年来也被广泛集成至在线学习平台。

(四) 学习曲线建模 (Learning Curve Modeling)

学习曲线建模通过追踪学生在特定知识点上的学习进展, 拟合其掌握水平随时间变化趋势, 典型模型形式为幂律学习曲线 (Power Law of Learning):

$$\text{Performance}(t) = a \cdot t^{-b} + c \quad (2.5)$$

其中 t 为学习次数, a, b, c 为拟合参数。学习曲线建模强调学习动态过程, 适用于个性化推荐与服务优化策略设计 (Newell & Rosenbloom, 1981)。

三、知识点掌握状态对差异化定价策略的作用

知识点掌握状态建模结果可为差异化组合定价策略设计提供以下支持:

- **服务内容推荐依据：**根据学生对不同知识点的掌握状态，动态推荐适配的服务组合，提升推荐效果与用户体验；
- **组合复杂度调节依据：**根据掌握薄弱程度设计不同复杂度的服务组合，提升资源配置效率；
- **支付意愿模型输入特征：**学生在薄弱知识点上的学习需求强烈，掌握状态作为支付意愿预测模型中的关键特征，有助于优化价格接受度预测效果。

已有研究（Sun and Yao Chen, 2021; Xu and Zhao, 2019）指出，知识点掌握状态作为教育场景中的核心用户状态变量，能够有效提升差异化推荐与定价策略的优化能力，是智能教育平台实现高质量商业优化的重要支撑。

小结

本节围绕知识点掌握状态建模的理论基础、典型建模方法与应用价值进行了系统梳理。掌握状态建模不仅在个性化教学中具有重要作用，也是差异化组合定价策略设计中的关键变量之一。通过引入行为驱动掌握建模、BKT、IRT 等多种方法理论，为后续支付意愿特征分析与组合定价优化提供了坚实的理论基础。

第五节 行为定价理论基础

行为定价（Behavior-based Pricing）是数字经济中个性化定价机制的一种核心理论，其强调通过用户在平台上的历史行为、使用轨迹与反馈表现，识别个体支付意愿的差异性，从而构建差异化的定价策略。与传统基于成本加成或均衡市场价格的定价方式不同，行为定价关注用户之间的响应异质性，强调“行为—效用—价格”之间的函数映射关系（Yuxin Chen and Iyer, 2002），已广泛应用于电商推荐、平台激励与数字商品分层定价等场景。

一、行为定价的理论渊源与经济学基础

行为定价的理论基础可追溯至微观经济学中关于“价格歧视”（Price Discrimination）的研究框架。Pigou, 1920首次系统提出一级（完全歧视）、二级（版本歧视）、三级（群体歧视）三种形式，其中一级价格歧视即为企业能够精确了解个体支付意愿，并对不同消费者设定不同价格。

行为定价可视为一级与三级定价的融合路径，其不依赖消费者主观申报或精确身份识别，而是通过分析用户客观行为推断支付倾向，在兼顾隐私与公平

性的同时实现收益最优化目标。

进一步地, Ariely et al., 2003提出的“coherent arbitrariness”理论指出, 尽管个体支付决策带有一定随机性, 但在自身行为基础上呈现出相对一致的支付模式, 即行为具有稳定的心理锚定效应。这为基于用户行为构建价格预测模型提供了心理学与行为经济学的理论支持。

二、行为变量与支付意愿的函数映射机制

行为定价的核心机制在于建立一个从用户行为变量空间 \mathcal{X} 到支付概率空间 $[0,1]$ 的映射函数, 即:

$$\Pr(y_i = 1|x_i, p) = f(x_i, p) \quad (2.6)$$

其中 x_i 表示用户 i 的历史行为特征向量, p 为价格水平, $y_i \in 0,1$ 为是否支付的响应变量。函数 $f(\cdot)$ 可采用概率回归、树模型或神经网络实现, 其本质是学习一个“行为—支付”间的响应函数。

在本研究中, 平台的收益优化目标可表示为:

$$\max_p \Pi(p) = \sum_{i=1}^n \Pr(y_i = 1|x_i, p) \cdot (p - c) \quad (2.7)$$

其中 c 为单位产品成本, $\Pi(p)$ 表示平台的期望利润函数。优化策略的关键在于设计合适的 $\Pr(\cdot)$ 函数, 使其既具有行为解释力, 又具备预测准确性。

三、在教育平台中的实际演化路径

在教育科技产品中, 用户的学习轨迹、任务完成率、答题行为等数据为行为定价提供了良好的输入基础。Zhang and Liu, 2021指出, 课程重读频率与夜间学习行为显著预测用户在付费环节的响应强度。Sun and Yao Chen, 2021通过聚类分析发现, MOOC 学习者可被划分为“稳步进阶型”“高频弃学型”“拖延波动型”等群体, 其支付意愿呈现出明显的段差分布。

这一发现推动教育平台采用“滚动式行为定价”策略, 即通过实时监测用户行为变化更新定价推荐, 形成行为响应性价格体系。这种定价模式特别适用于平台订阅制、功能解锁型产品与定制服务包等教育产品形态。

四、行为定价建模框架与优化函数

本研究采用逻辑回归模型对用户支付概率进行建模, 形式如下:

$$\Pr(y_i = 1|x_i, p) = \frac{1}{1 + \exp(-(\beta_0 + \beta^\top x_i + \beta_p p))} \quad (2.8)$$

其中， β 表示行为特征权重， β_p 表示价格敏感系数。该模型可通过最大似然估计获得参数，用于刻画个体行为与支付反应之间的交互效应。

为提升模型稳定性与策略鲁棒性，本文引入价格弹性正则项作为目标函数约束项，用以抑制因价格微调而引发支付概率剧烈波动的问题。最终优化目标函数为：

$$\mathcal{L} = -\sum_{i=1}^n [y_i \log \hat{y}_i + (1 - y_i) \log(1 - \hat{y}_i)] + \lambda \cdot \left| \frac{\partial \hat{y}_i}{\partial p} \right|^2 \quad (2.9)$$

该正则项源自 Choi and Kim, 2021 在电子商务定价中的策略控制方法，可提高模型的泛化能力与定价曲线的平滑性，避免策略波动引发用户流失。

小结

行为定价理论为用户行为变量与支付意愿函数之间建立了系统映射机制，其本质是利用历史数据推断个体价值，并在定价决策中加以体现。作为本研究中支付建模的理论基础，本节所述方法为后续策略函数设计、最优价格求解与效益评估提供了结构化的理论支持。

第六节 支付意愿建模理论

尽管行为定价强调“行为决定价格”，但在实际策略设计中，平台需要一个明确的函数模型将行为变量 x_i 映射为用户对定价 p 的响应概率 $\Pr(y_i = 1|x_i, p)$ 。支付意愿建模（Willingness-to-Pay Modeling）正是完成这一映射的关键机制，决定了平台后续策略的可操作性、可解释性与优化空间。

一、支付意愿的理论起点

在传统消费者选择理论中，支付意愿被定义为个体对某一产品或服务的“主观边际效用达到价格水平”的阈值点（Lancaster, 1966）。随着行为经济学与信息技术的发展，研究者开始强调用户支付意愿的可预测性，即通过个体历史行为、社会属性与互动偏好建模其价格响应特征（Louviere et al., 2000）。

在平台场景中，支付意愿并非静态存在，而是受用户行为状态与外部价格刺激共同影响的动态函数。因此，建模用户支付概率 $\Pr(y_i = 1|x_i, p)$ ，不仅是对

个体经济理性的刻画，更是平台收益函数构建与策略最优化的基础。

二、概率建模路径：Logit 模型及其机制

本研究采用逻辑回归（Logistic Regression）作为支付意愿的建模工具，其原因包括：

- 在预测任务中具有良好的可解释性；
 - 能处理二分类问题；
 - 可拓展到收益函数最优化任务中。
- 具体模型设定如下：

$$\Pr(y_i = 1|x_i, p) = \frac{1}{1 + \exp(-(\beta_0 + \beta^\top x_i + \beta_p p))} \quad (2.10)$$

其中：

x_i 为用户的行为变量；

p 为对应的价格水平；

β 、 β_p 分别表示行为变量与价格对支付概率的边际影响。

该模型反映了“行为变量 + 价格刺激”共同决定用户支付概率的非线性结构，是行为定价逻辑的量化表达。

三、对策略函数的支持作用

如前所述，平台的收益函数可定义为：

$$\Pi(p) = \sum_{i=1}^n \Pr(y_i = 1|x_i, p) \cdot (p - c) \quad (2.11)$$

其中， $\Pr(y_i = 1|x_i, p)$ 由公式 (2.10) 提供估计， c 为产品单位成本。因此，支付意愿建模构成了收益最大化问题的目标函数输入。

更重要的是，通过对 β_p 与 $\beta^\top x_i$ 的估计，平台可判断用户对价格的敏感性，进而构造行为响应函数与价格分段函数，实现个性化定价逻辑。

四、正则项控制与模型稳定性

在实际建模中，用户行为变量可能存在噪声，价格调整可能引发策略不稳定。为此，本研究在逻辑回归损失函数中引入价格敏感性正则项，以平滑支付概率曲线：

$$\mathcal{L} = -\sum_{i=1}^n [y_i \log \hat{y}_i + (1 - y_i) \log(1 - \hat{y}_i)] + \lambda \cdot \left| \frac{\partial \hat{y}_i}{\partial p} \right|^2 \quad (2.12)$$

该正则项通过抑制模型对价格变化的极端响应，控制策略输出的稳定性，避免用户体验恶化与收益波动加剧。在电商场景中也采用类似方法验证其有效性。

小结

支付意愿建模是连接行为变量与价格响应之间的核心机制，决定了平台能否实现从“观察行为”到“引导支付”的策略闭环。通过建立 $\Pr(y_i = 1|x_i, p)$ 函数结构，平台可开展价格敏感性分析、个性化定价策略设计与收益优化仿真，为后续章节策略构建提供坚实建模基础。

五、策略评估的理论基础

个性化定价策略的有效性不仅取决于行为识别与支付意愿建模的准确性，更取决于所提出策略在收益提升、用户接受与模型稳定性方面的综合表现。因此，必须建立一套基于经济理论与管理科学的策略评估框架。

Hippel, 2005指出，用户对平台机制的接受度往往基于其对价格调整的感知公平性与响应一致性。Shugan, 2004亦强调，数据驱动策略若无系统评估机制，极易在收益函数最优与用户体验之间发生偏离。因此，策略评估必须同时满足以下三个目标：

- **收益最优化**：平台收益是否提升；
- **用户接受性**：用户是否更倾向于完成支付；
- **输出稳定性**：策略结果在不同场景下是否稳健。

为量化以上目标，本文将引入以下核心理论指标作为评估工具，其定义如下：

- **支付率 (Purchase Rate)**：在定价策略下用户实际完成支付的比例：

$$\text{PurchaseRate} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbb{I}(y_i = 1) \quad (2.13)$$

其中， $\mathbb{I}(\cdot)$ 为指示函数， $y_i = 1$ 表示用户 i 成功支付。

- **人均收益 (Revenue per User, RPU)**：策略实施后的平均收益水平：

$$\text{RPU} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \cdot (p_i - c) \quad (2.14)$$

其中， p_i 为分配给用户 i 的价格， c 为产品边际成本。

- **价格弹性 (Price Elasticity)**: 反映用户支付概率对价格变动的敏感性:

$$\text{Elasticity}_i = \frac{\partial \Pr(y_i = 1 | x_i, p)}{\partial p} \quad (2.15)$$

弹性值越大，说明用户对价格波动越敏感，策略鲁棒性越低。

上述指标将在后续实证章节中用于对不同定价策略的性能进行量化评估，为最终策略选择与推广提供理论依据与定量支撑。

本章小结

本章从理论层面系统构建了“行为驱动的个性化定价”研究框架，为后续模型构建与实证分析奠定了理论基础。首先，回顾了个性化教育的发展背景与理论根源，明确了学习行为数据在教育资源精准配置中的核心作用。其次，从教育产品的经济属性出发，引入差异化定价与用户价值识别理论，界定了本研究的策略优化目标与理论依据。

第三章 模型构建

上一章系统梳理了教育产品个性化定价的理论基础，明确了用户行为数据在推动教育产品价值识别与差异化定价中的关键作用。这些理论框架为建立面向教育场景的动态定价策略提供了方法指导。

本研究聚焦于 G 公司初三数学教育产品的差异化组合定价策略设计。与一般标准化教育产品不同，初三数学知识体系结构复杂，不同学生在知识点掌握程度、学习行为习惯以及支付能力等方面存在显著差异。同时，平台可提供的教辅服务模块（如视频讲解、真题练习、真人答疑、动态评测、学习系统使用时长）具备高度组合灵活性，产品定价空间较大。如何基于用户差异化特征，动态生成最优知识点-服务组合，并实现收益最大化，成为平台差异化定价策略设计的重要课题。

针对上述业务需求，本文设计了以用户行为分群、知识点掌握状态建模、支付意愿建模与差异化组合定价策略为核心环节的建模流程，形成端到端差异化组合定价优化框架，为平台个性化定价策略提供理论与方法支持。

本章后续将依次展开用户行为分群建模、知识点掌握状态建模、支付意愿建模与差异化组合定价策略模块的详细设计与建模过程描述。

第一节 用户行为分群建模

在初三数学教育产品定价实践中，平台用户在学习行为习惯、活跃度、稳定性及学习过程中的反馈表现等方面存在显著差异。若不区分用户行为差异，采用统一策略设计组合产品及定价，容易导致策略匹配度不足，影响整体收益表现及用户体验。因此，有必要在差异化组合定价策略过程中引入用户行为分群建模模块，基于用户行为特征，划分差异化用户群体，支撑后续策略空间约束及个性化组合推荐逻辑设计。

一、分群建模目标

本模块旨在通过学习行为特征分析，识别用户整体行为模式，生成用户分群标签 g_i ，作为差异化组合定价策略过程中的关键输入变量之一，主要发挥以

下作用：

- **策略空间约束：**根据用户行为分群结果，动态调整推荐组合复杂度及价格区间，提升策略匹配度；
- **差异化策略引导：**不同用户群体关注点、学习时间有不同的差异，支付意愿差异明显，通过分群结果引导个性化策略设计；
- **模型输入特征增强：**将分群标签作为支付意愿和定价策略建模输入特征之一，增强模型预测能力。

二、行为特征设计

为增强用户行为分群模型的业务解释性与应用价值，本文选取以下关键行为特征作为模型输入，形成用户学习行为特征向量 x_j ：

- **avg_daily_learning_time：**用户日均学习时长；
- **skip_rate：**跳题率，反映用户学习稳定性；
- **pause_count：**平均停顿次数，衡量思维犹豫程度；
- **stroke_count：**平均笔画数，反映操作复杂度；
- **writing_variability：**书写速度标准差，体现节奏稳定性；
- **pen_pressure_avg：**书写压力均值，间接反映信心或焦虑状态。

上述特征均通过智能学习硬件与平台学习数据实时采集与处理，具有较高的数据质量与业务可解释性。行为特征向量 x_j 将作为分群建模过程中的核心输入变量。

三、分群建模方法

本研究借鉴 Sun and Chen (2021) 在 MOOC 平台用户分群建模研究成果，采用 K-Means 聚类方法实现用户行为分群建模，模型具有简洁性、可解释性强、收敛快速等特点，适用于当前业务场景下高维连续行为特征空间建模需求。

K-Means 模型目标为最小化簇内平方误差 (Within-Cluster Sum of Squares, WCSS)：

$$\mathcal{L}_{\text{KMeans}} = \sum_{i=1}^K \sum_{x_j \in C_i} \|x_j - \mu_i\|^2 \quad (3.1)$$

其中：

- x_j 为用户 j 的学习行为特征向量；

- μ_i 为簇 C_i 的质心向量;
- K 为预设聚类簇数;
- C_i 为第 i 个簇对应的用户集合。

四、分群建模结果

分群建模结果以用户分群标签 g_i 形式输入后续模块, 标签取值为 $g_i \in \{A, B, C, D\}$, 具体含义如下:

- **A 类—高活跃型**: 日均学习时长长, 跳题率低, 行为频繁且持续稳定, 反映出较高的学习投入与平台黏性;
- **B 类—波动型**: 学习行为不稳定, 跳题率与停顿率较高, 书写节奏波动大, 表现出阶段性参与与任务执行不连贯的特征;
- **C 类—低活跃型**: 学习频次低, 跳题率高, 学习投入不足, 行为特征稀疏, 反映出低使用意愿或平台依赖度;
- **D 类—高效率型**: 操作节奏稳定、书写特征一致性强、平均答题时间短, 虽整体学习时间不一定最长, 但在单位时间内展现出较强的任务完成效率。

后续支付意愿建模模块与差异化组合定价策略模块将基于该分群标签 g_i 引导策略空间设计, 提升个性化策略匹配度与商业实用性。

小结

本节围绕用户学习行为分群建模展开, 基于 K-Means 聚类方法, 利用用户学习过程中的关键行为特征, 构建用户分群标签 g_i , 为后续支付意愿建模与差异化组合定价策略提供重要输入特征, 支撑个性化组合策略设计与收益优化目标实现。

第二节 知识点掌握状态建模

教育产品差异化组合定价策略设计需充分考虑用户在不同知识点层面的掌握差异, 动态推荐针对性组合产品, 提升定价策略匹配度与用户感知价值。因此, 在差异化组合定价优化流程中, 需构建知识点掌握状态建模模块, 基于用户学习行为数据, 判定用户当前阶段薄弱知识点集合 Z_i , 支撑后续组合策略设计。

一、建模目标

本模块目标为基于用户学习行为特征，针对知识点粒度，计算用户对各知识点的掌握度得分 M_{ij} ，并依据设定阈值判定薄弱知识点集合 Z_i ，作为差异化组合定价策略模块的知识点输入变量。

二、模型设计思路与引入

在初三数学产品场景中，用户在同一知识点 z_j 上的学习行为具有高度个体差异性：

- 用户在 z_j 上完成的题目数量存在差异，且通常不会覆盖该知识点下所有题目；
- 不同题目对知识点掌握度的贡献不同，核心题目（如高频考点题、典型解法题）对掌握度贡献更大，非核心题目影响相对较小；
- 不同知识点对行为特征的敏感度不同，难度高的知识点（如数列）中长时间作答可能正常，简单知识点（如一元二次方程）中快速完成反映掌握更好。

若直接采用用户整体行为特征加权计算掌握度，容易忽略上述因素，导致掌握度判别不准确，影响后续组合策略设计。因此，本文设计分层建模策略：

- 在题目粒度 q 上，融合用户在该题目上的行为特征，计算题目掌握评分 S_{iqj} ；
- 在知识点粒度 z_j 上，按题目权重 w_q 对题目掌握评分进行加权平均，计算用户对知识点的总体掌握度 M_{ij} 。

例如，若用户在知识点“数列”上做了 5 道题目，其中包含 3 道核心题，2 道非核心题，则该用户对“数列”的掌握度 M_{ij} 应主要由核心题的掌握情况决定，非核心题贡献较小。同时，数列作为高难度知识点，其题目时间类特征在掌握度中权重应降低，以更真实反映掌握情况。

三、行为特征设计

知识点掌握状态建模需将用户学习过程行为特征映射至题目粒度，本文选取以下特征作为模型输入，特征计算均在题目粒度 q 上进行：

- c_{iqj} ：题目 q 上用户 i 的答题正确率（0 或 1）；
- r_{iqj} ：题目 q 上用户 i 的重做次数（或重做标记）；

- p_{iqj} : 题目 q 上用户 i 的平均停顿时间;
- t_{iqj} : 题目 q 上用户 i 的平均做题时间;
- s_{iqj} : 题目 q 上用户 i 是否跳题 (跳题记为 1, 完成记为 0)。

上述特征通过平台用户学习过程行为日志与智能学习硬件数据实时采集, 具有良好的数据质量与业务解释性。

四、题目掌握评分模型

题目掌握评分 S_{iqj} 采用加权 Sigmoid 融合模型, 公式如下:

$$S_{iqj} = \sigma \left(\beta_1^{(z_j)} c_{iqj} + \beta_2^{(z_j)} r_{iqj} + \beta_3^{(z_j)} p_{iqj} + \beta_4^{(z_j)} t_{iqj} + \beta_5^{(z_j)} s_{iqj} \right) \quad (3.2)$$

其中:

- $\beta_k^{(z_j)}$ 表示知识点 z_j 对特征 k 的敏感度系数, $k = 1, \dots, 5$;
- $\sigma(\cdot)$ 为 Sigmoid 归一化函数, $\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$, 将评分归一化至 $[0, 1]$ 区间;
- 评分 S_{iqj} 反映用户在题目 q 上的掌握水平, 高分表示掌握良好, 低分表示掌握薄弱。

五、知识点掌握度计算

用户 i 对知识点 z_j 的掌握度得分 M_{ij} 计算公式如下:

$$M_{ij} = \frac{\sum_{q \in Q_{ij}} w_q \cdot S_{iqj}}{\sum_{q \in Q_{ij}} w_q} \quad (3.3)$$

其中:

- Q_{ij} 为用户 i 在知识点 z_j 下做过的题目集合;
- w_q 为题目 q 的权重, 核心题权重高, 非核心题权重低, 可依据知识点知识图谱和题目标签设定;
- S_{iqj} 为用户 i 在题目 q 上的掌握评分。

该设计可有效融合用户在知识点 z_j 上不同题目的学习情况, 动态反映掌握状态, 解决了用户覆盖度不完整、题目价值差异、知识点行为敏感度差异等问题。

六、薄弱知识点判别

根据掌握度得分 M_{ij} ，设定判别阈值 θ ，判定用户 i 的薄弱知识点集合 Z_i ：

$$Z_i = \{z_j \mid M_{ij} < \theta\} \quad (3.4)$$

其中 θ 可通过平台历史学习效果数据与专家经验共同设定。通常可设置为全平台 M_{ij} 分布下的特定分位点（如 25% 分位点），动态适应整体学习效果分布变化。

七、建模结果应用

薄弱知识点集合 Z_i 将作为差异化组合定价策略模块的知识点输入，支撑个性化组合设计，提升策略匹配度与用户感知价值。后续差异化组合定价策略模块将基于 Z_i 动态推荐知识点-服务组合，优化整体收益表现。

小结

本节围绕知识点掌握状态建模展开，针对初三数学产品场景中用户学习行为的复杂性，设计了分层建模策略，先在题目粒度计算题目掌握评分 S_{iqj} ，再在知识点粒度计算掌握度得分 M_{ij} ，并判定薄弱知识点集合 Z_i ，为后续差异化组合定价策略提供关键输入变量，增强策略个性化与匹配度。

第三节 支付意愿建模

在差异化组合定价策略设计中，支付意愿建模是实现“行为—价值—价格”映射关系的关键环节。尽管用户行为分群模型已刻画出用户在学习行为与操作习惯上的差异性，但对于产品定价而言，更关键的是识别用户的付费能力与付费意愿，即预测用户在面对不同产品组合与价格区间时的潜在响应水平。

一、建模目标与业务背景

由于平台用户均已完成至少一次付费操作，传统意义上的“是否付费”标签不再适用。因此，本文关注的是用户在历史订单中表现出的付费水平差异，并以此为基础，建立用户“支付意愿强度”预测模型。该模型的目标不仅是判断用户“是否支付”，而是量化其未来在个性化组合推荐中接受价格与服务强度的倾向性，用于后续差异化策略空间设计与收益最大化路径规划。

二、输入特征设计

本节模型主要依赖两个信息源：

- 支付行为特征 a_i :
 - $a_i^{(1)}$: 首次付费金额，反映初始支付门槛；
 - a_i^{\max} : 最大历史单笔付费金额，反映用户支付能力上限；
 - \bar{a}_i : 历史订单均值，反映总体支付预期；
 - o_i : 历史订单数量，反映用户对平台服务接受程度；
- 行为分群标签 g_i :
 - A 类：高活跃型；
 - B 类：中活跃型；
 - C 类：低活跃型；
 - D 类：高效稳定型。

分群标签体现了用户在学习行为上的类型归属，为支付意愿提供结构性调节因素。

三、建模方法与数学表达

为保持模型简洁与可解释性，本文采用 Logit 模型对支付意愿强度进行建模，其结构如下：

$$\Pr(y_i^{pay} = 1 | a_i, g_i) = \frac{1}{1 + \exp(-(\theta^\top a_i + \gamma_{g_i}))} \quad (3.5)$$

其中：

- y_i^{pay} 表示用户 i 是否具备高支付意愿（构建为标签或分段等级）；
- θ 为支付行为特征的权重向量；
- γ_{g_i} 为分群标签 g_i 对整体支付意愿的调节偏置（如 One-hot 编码）；
- 输出为支付概率，可视为未来支付能力的估计值。

为防止模型对某一价格段出现过度敏感的预测结果，进一步引入价格弹性正则项，以控制输出波动：

$$\mathcal{L} = - \sum_{i=1}^n [y_i^{pay} \log \hat{y}_i + (1 - y_i^{pay}) \log(1 - \hat{y}_i)] + \lambda \cdot \left| \frac{\partial \hat{y}_i}{\partial p} \right|^2 \quad (3.6)$$

该正则项有助于维持支付预测函数对价格变化的稳定响应，从而提升策略

平滑性与商业可接受度。

四、模型结果的应用价值

支付意愿预测结果 $\Pr(y_i^{pay} = 1)$ 将直接作为后续定价策略模块的控制输入，具体功能包括：

- **推荐强度控制：**意愿高者可推荐更复杂、更高价值服务组合；
- **定价区间规划：**在收益最大化模型中参与最优价格搜索；
- **风险调控：**避免向低支付意愿用户推送高价组合，降低流失率。

小结

本节从用户历史订单数据出发，设计了面向平台已有付费用户群体的支付意愿建模框架。模型依托支付行为特征与行为分群标签构建输入，采用 Logit 结构完成支付倾向建模，并为后续定价策略中的价格、服务等级与组合复杂度设计提供量化依据，实现策略层面的精准性与商业价值最大化。

第四节 差异化组合定价策略

在完成用户行为分群、知识点掌握状态与支付意愿建模的基础上，平台需依据个体用户的差异化学习需求与支付能力，制定具有针对性的知识点-服务-时长推荐组合，并在此基础上设置合理价格，最终实现平台整体收益的最优化。本节将该问题拆解为两个核心子任务：**(1) 个体定价策略构建**与**(2) 平台收益优化模型设计**，分别阐述推荐组合的生成逻辑与收益函数构建原理。

一、个体推荐组合与定价机制设计

(一) 组合策略的构成单位

本研究中推荐的定价对象并非单一服务或题目，而是用户 i 在其薄弱知识点 z_j 下的定制化服务包组合，其构成单位为三元组 (z_j, s_k, τ_{ijk}) ，即：

- z_j ：上文模型构建的薄弱知识点集合；
- v_{jk} ：产品服务贡献值，如产品类型（如 1V1 答疑、视频讲解等）每个单位时长价值；
- τ_{ijk} ：该服务在该知识点下的推荐服务时长（单位为分钟数或课时数），由后续公式动态计算。

多个三元组构成完整的用户组合推荐策略，记为：

$$combo_i = \{(z_j, v_{jk}, \tau_{ijk}) \mid z_j \in Z_i, v_{jk} \in \mathcal{V}\} \quad (3.7)$$

其中 Z_i 表示用户的薄弱知识点集合， \sqsubseteq 表示平台支持的服务价值贡献集合。

（二）服务价值贡献

平台提供的服务类型 (s_k) 按照个性化程度与交付成本分为五个等级，见表 3.1。不同服务在不同知识点下的服务价值贡献 v_{jk} （即单位时长带来的平台预期收益）是推荐定价建模中的核心输入变量。

表 3.1 服务等级说明

服务等级	类型	特点说明
等级 1	1V1 实时答疑	高度定制，实时交互，教学资源密集，单价最高
等级 2	真人答疑	延迟响应，有答复保障，人工参与
等级 3	视频讲解	标准内容，适合通识训练，资源固定
等级 4	AI 错题巩固	自动任务，高效率，反馈可控
等级 5	AI 答疑	模板响应，低成本，适合入门问题

服务价值贡献 v_{jk} 并非直接对应用户价格，而是平台根据历史收益、服务成本与教学难度等因素推算出的单位时长价值潜力指标。该指标用于后续收益计算与推荐策略排序。

平台在设定 v_{jk} 时，综合考虑以下三类因素：

- **（1）知识点难度系数 α_j ：**来源于平台知识图谱中知识点 z_j 的标注难度等级，难度越高，学习资源配置应越丰富；
- **（2）服务等级成本系数 β_k ：**体现服务 s_k 在单位时间内的资源投入强度，例如 1V1 答疑的人力排班成本远高于 AI 答疑；
- **（3）历史业务表现系数 γ_{jk} ：**以该服务在该知识点下的历史用户转化率、满意度、续购率等业务指标进行回归打分。

为实现量化建模，平台构建如下加权组合函数用于评估单位价值贡献：

$$v_{jk} = w_1 \cdot \alpha_j + w_2 \cdot \beta_k + w_3 \cdot \gamma_{jk} \quad (3.8)$$

其中：

w_1, w_2, w_3 为人工调参设定的全局权重（满足 $w_1 + w_2 + w_3 = 1$ ），初始由教育产品专家经验设定，后续结合 A/B 实验自动调整； α_j 为知识点 z_j 的难度等级

(如按 1-5 标定并归一化); β_k 为服务 s_k 的单位时长交付成本 (归一化); γ_{jk} 为历史运营数据中该服务-知识点组合的加权表现值。

最终得到如下归一化示意矩阵 (示意为比例值):

表 3.2 知识点-服务等级单位时间价值贡献示意矩阵 (归一化比例制)

知识点 / 服务等级	1V1 实时答疑	真人答疑	视频讲解	AI 错题巩固	AI 答疑
数列	1.00	0.50	0.20	0.10	0.05
几何	1.00	0.50	0.20	0.10	0.05
二次函数	0.80	0.40	0.20	0.10	0.07
一次方程	0.60	0.30	0.15	0.10	0.08
实数根式	0.40	0.20	0.10	0.12	0.10

上述矩阵不仅体现了平台对不同教学场景的服务结构评估逻辑, 也为后续推荐组合 $combo_i$ 的收益估计与策略排序提供基础依据, 是整套定价机制中最核心的策略输入之一。

(三) 推荐服务时长的计算逻辑

推荐服务时长 τ_{ijk} 是三元组 (z_j, s_k, τ_{ijk}) 的核心组成部分, 决定了平台为每位用户提供服务的深度。本文采用以下计算公式:

$$\tau_{ijk} = \eta \cdot (1 - M_{ij}) \cdot \kappa(g_i) \cdot \Pr(y_i = 1) \quad (3.9)$$

其中:

- M_{ij} : 用户 i 对知识点 z_j 的掌握度;
- $\kappa(g_i)$: 用户行为分群 g_i 对推荐强度的调节系数;
- $\Pr(y_i = 1)$: 用户对教育产品的支付意愿预测概率;
- η : 全局单位服务时长基准 (如 30 分钟)。

该设计实现了以下策略逻辑: 掌握度低 \rightarrow 推荐更多时间; 用户活跃度低 \rightarrow 推荐时长适度放大; 支付意愿高 \rightarrow 推荐配置向上增强, 体现转化潜力。

(四) 个体推荐组合价格估计

平台在计算个体推荐价格时, 引入统一的单位服务时间定价基准 ϕ (例如 $\phi = 5$ 元/分钟), 并结合服务价值贡献 v_{jk} 与推荐时长 τ_{ijk} , 计算理论定价贡献 r_{ijk} :

$$r_{ijk} = \phi \cdot \tau_{ijk} \cdot v_{jk} \quad (3.10)$$

最终，用户 i 的推荐组合整体定价为：

$$R_i = \sum_{(z_j, s_k) \in \text{combo}_i} r_{ijk} = \phi \cdot \sum_{(z_j, s_k)} \tau_{ijk} \cdot v_{jk} \quad (3.11)$$

其中：

ϕ 为单位时间定价基准，由平台统一设定；

v_{jk} 为服务 s_k 在知识点 z_j 上的单位价值；

τ_{ijk} 为推荐时长。

该定价机制可实现价格动态联动：在推荐时长、服务类型或价值贡献变化时自动调整总定价。同时定价结果也具备良好的结构可解释性，有利于后续组合的结构优化与迭代推荐。

（五）组合推荐示意表

为增强理解，以下表格展示了平台基于定价基准 $\phi = 5$ （单位：元/分钟），结合用户行为与掌握状态，为用户 i 生成的个性化推荐组合策略：

表 3.3 用户 i 推荐组合策略示例

知识点 z_j	服务类型 s_k	推荐时长 τ_{ijk} （分钟）	单位价值 v_{jk}	推荐价值 r_{ijk} （元）
数列	1V1 实时答疑	60	1.00	300.00
几何	真人答疑	45	0.50	112.50
二次函数	视频讲解	30	0.20	30.00
一次方程	AI 错题巩固	20	0.10	10.00

推荐组合的总定价为：

$$R_i = \phi \cdot \sum_{(z_j, s_k)} \tau_{ijk} \cdot v_{jk} = 5 \cdot (60 \cdot 1.00 + 45 \cdot 0.50 + 30 \cdot 0.20 + 20 \cdot 0.10) = 452.5 \text{ 元} \quad (3.12)$$

该定价代表平台依据用户特征所推荐服务组合的理论价值估计，并将作为后续收益函数优化的重要输入变量。

二、平台收益最大化优化模型

在获得所有用户推荐组合的理论价值估计 R_i 后，平台需要在价格制定和资源分配约束下，优化整体收益函数 Π 。

（一）收益函数构建

在构建平台收益函数时，需明确每项推荐组合的交付成本构成。由于服务等级差异巨大（如 1V1 需人工，AI 服务几乎为零边际成本），平台为各等级服务定义了单位时长成本比例 q_k ，以对应其对整体收益的影响。示意如下：

表 3.4 服务等级单位时长成本比例设定

服务等级	服务类型	成本比例 q_k （占定价比例）
等级 1	1V1 实时答疑	40%
等级 2	真人答疑	30%
等级 3	视频讲解	15%
等级 4	AI 错题巩固	8%
等级 5	AI 答疑	3%

基于此，用户 i 的推荐组合交付成本 C_i 可估算为：

$$C_i = \sum_{(z_j, s_k)} r_{ijk} \cdot q_k \quad (3.13)$$

进而，平台整体预期收益函数为：

$$\Pi = \sum_{i=1}^N f_{\text{pay}}(a_i, g_i) \cdot (R_i - C_i) \quad (3.14)$$

其中：

$f_{\text{pay}}(a_i, g_i)$ 为上一节支付意愿预测模型输出；

R_i 为平台对用户推荐组合的定价估计；

C_i 为服务交付成本，动态与组合结构、时长和服务等级相关。

该模型设计明确将“收益 = 价格 - 成本”机制引入差异化定价策略中，兼顾服务层次差异与个体推荐弹性，为收益最大化策略提供了结构性支持。

（二）模型优化意义

该收益函数兼顾用户行为特征、知识点掌握状态与支付意愿响应能力，实现以下建模目的：

- 利用分群标签与掌握状态控制推荐强度，体现用户画像驱动；
- 利用支付意愿预测结果进行价格容忍区间调整，防止过度推高导致流失；
- 服务等级与推荐时长共同决定成本和效益，确保组合结构合理。

（三）策略输出应用

通过对 Π 的最优化求解，平台可得到每一位用户的个性化推荐定价方案与最大收益预估，并进一步用于：

- 教辅资源调度计划（如教师分配、AI 服务调用）；
- 市场营销场景下的优惠券策略与价格推荐；
- 用户续购、二次销售的策略嵌套设计。

小结

本节围绕“用户服务组合推荐—推荐价格估计—平台收益函数优化”的链式结构，系统构建了一个兼顾用户行为、学习水平与支付能力的智能定价机制。通过组合三元组 $(z_j, v_{jk}, \tau_{ijk})$ 的结构化设计，平台可实现产品定价的精细控制与用户体验的精准匹配，为个性化教育服务在智能化运营层面提供可部署的建模基础。

第五节 端到端差异化组合定价流程框架

在本章前述模块设计基础上，本文构建了完整的端到端差异化组合定价优化流程框架，整体流程如图 3.1 所示。

本节提出的端到端优化流程框架，不仅通过用户行为分群、知识点掌握状态和支付意愿模型有效捕捉用户差异化需求与支付能力，更通过收益最大化优化模型实现精准的个性化知识点-服务组合推荐，具备良好的实用性与创新性。

具体而言，整体流程包括以下核心环节：

- **用户学习行为数据采集与特征提取：**通过智能硬件与学习平台日志实时采集数据，挖掘反映用户学习特点的多维特征；
- **用户行为分群模型：**刻画用户群体差异，指导不同群体的策略空间约束；

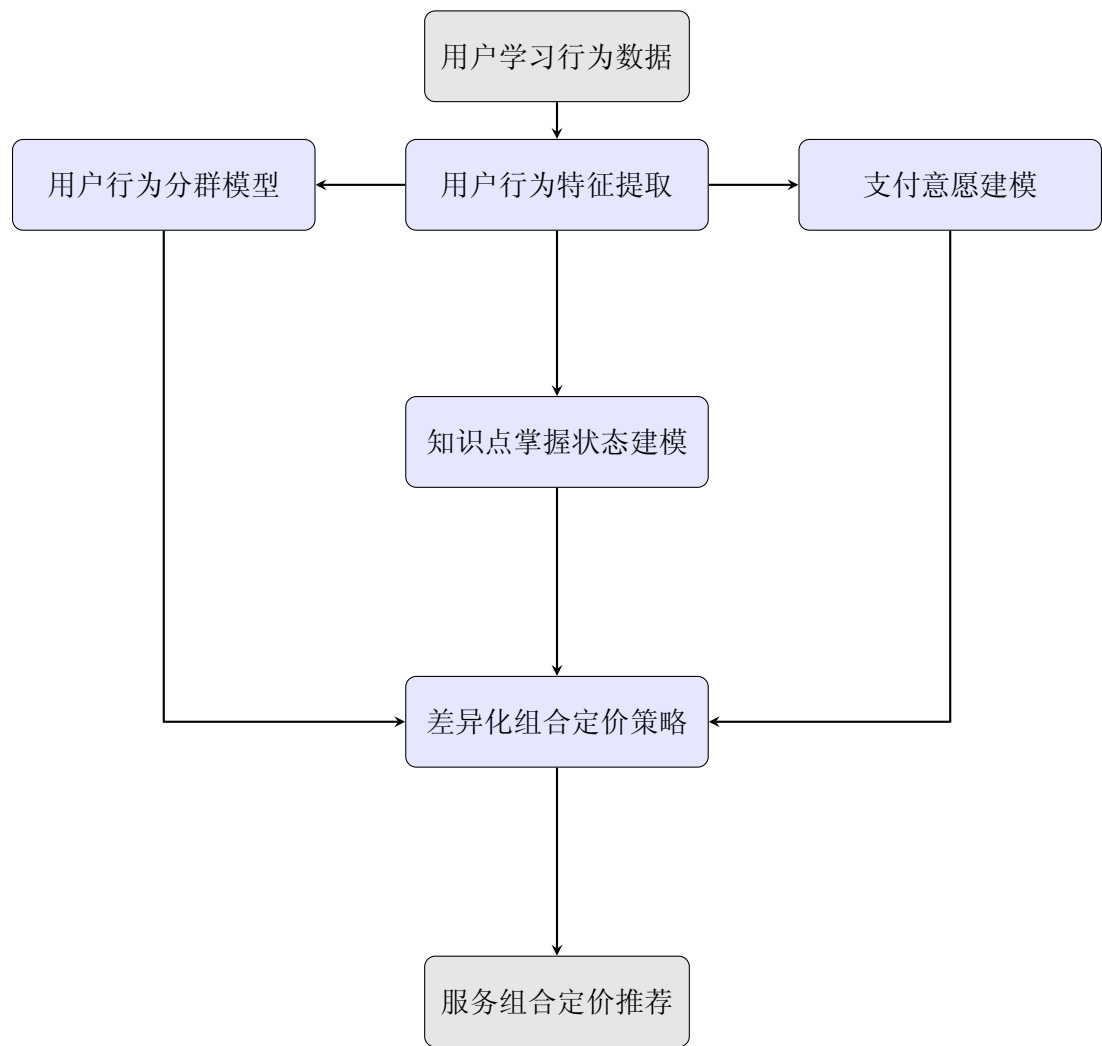


图 3.1 端到端差异化组合定价优化流程框架

- **知识点掌握状态建模：**定位用户薄弱知识点，明确个性化推荐的核心内容；
- **支付意愿建模：**动态识别用户的支付能力与价格敏感度，指导个性化组合的服务等级推荐；
- **差异化组合定价策略：**整合以上模块结果，通过收益最大化模型，输出个性化的知识点-服务组合策略，精准匹配用户需求与支付能力。

一、端到端流程框架的业务意义

该端到端流程框架在业务实践中具备以下实际意义：

- **平台收益优化：**通过精准匹配用户个性化需求与支付能力，显著提升平台整体收益；

- **用户体验提升：**避免了资源错配问题，用户获得更贴合需求的个性化组合服务，增强用户满意度；
- **市场竞争力强化：**建立基于用户差异化特征的精准定价机制，帮助企业在激烈的市场竞争环境中赢得差异化竞争优势。

二、框架的创新性与优势

相比于传统统一定价与简单聚类推荐方法，本流程框架的创新点体现在：

- 提出了从用户行为特征、知识点掌握状态到支付意愿多维综合建模框架，形成“行为—能力—意愿”三维逻辑闭环；
- 结合知识点-服务模块分层定价的创新实践，提出了分等级服务与支付意愿精准匹配的组合推荐机制；
- 构建了融合多模型预测与收益优化的端到端闭环流程，确保模型效果可落地、可验证，实用性更强。

三、框架的可扩展性与其他应用场景

本端到端差异化组合定价优化流程框架具备良好的扩展性与通用性，适用于其他类似在线教育场景或数字产品领域，如：

- K12 其他学科（语文、英语、物理、化学）个性化服务组合定价；
- 成人教育在线培训产品的个性化定价策略；
- 数字内容付费平台（如视频平台、电子书平台）个性化内容推荐与差异化定价策略；
- 电商会员订阅制产品的个性化分层定价与服务组合优化。

该框架的多场景适用性，体现了其良好的理论通用性与业务扩展能力，为未来进一步拓展到更多业务领域提供了理论支撑与实践指导。

小结

本节提出的端到端差异化组合定价优化流程框架，以用户学习行为数据为基础，结合用户分群、知识点掌握状态与支付意愿建模模块，实现了精准的差异化知识点-服务组合推荐。框架不仅具备显著的商业应用价值与竞争优势，也体现了明显的创新性与扩展性，为企业在精细化运营与个性化服务时代背景下的策略提供了坚实支撑与业务引领。

本章小结

本章围绕个性化教育场景下的差异化组合定价策略问题，构建了一套完整的端到端模型框架，实现了用户行为数据驱动的精准定价和服务组合推荐。本章首先明确了业务动机，即通过差异化、精准化的个性化定价服务策略，解决传统统一定价模式下存在的资源错配与用户需求难以满足的问题，助力教育企业在“双减”政策背景下实现精细化运营转型。

具体而言，本章依次完成了用户行为分群模型、知识点掌握状态建模和支付意愿预测模型的构建，并在此基础上设计了差异化组合定价策略模型。

下一章将围绕本章构建的端到端差异化组合定价优化框架，进一步开展模型实现与实证分析，从实际数据中验证本章提出模型的有效性、准确性和商业价值。

参考文献

- Li, Feng and Ying Wei (Mar. 2023). “平台电商的用户细分策略及行为定价”. In: 系统管理学报 32.2, pp. 260–275. DOI: 10.3969/j.issn.1005-2542.2023.02.004.
- 张瑞 (2022). “基于历史支付与学习行为数据的教育课程定价优化研究”. In: 教育经济研究 18.3, pp. 45–58.
- Meng, Y., L. Chen, and S. Wang (2023). “Joint clustering and dynamic pricing for demand response in smart grids”. In: *IEEE Transactions on Smart Grid* 14.1, pp. 210–225.
- Bai, X., H. Liu, and K. Zhang (2021). “Behavior-based pricing optimization for mobile applications using clustering techniques”. In: *Electronic Commerce Research* 21, pp. 1129–1150.
- 王莉莉, 陈志华, and 黄振飞 (2021). “基于学习者画像的个性化课程推荐机制研究”. In: 中国电化教育 40.8, pp. 85–91. URL: <http://www.xjishu.com/zhuanti/55/202011456230.html>.
- 武法提 and 孙梦雪 (2023). “人机协同下学习过程数据的精准干预模型”. In: 远程教育杂志 41.1, pp. 32–40.
- Ariely, D., G. Loewenstein, and D. Prelec (2003). ““Coherent arbitrariness”: Stable demand curves without stable preferences”. In: *The Quarterly Journal of Economics* 118.1, pp. 73–106.
- Levrini, O. and C. Jeffman dos Santos (2021). “Neurophysiological correlates of price sensitivity heterogeneity”. In: *Journal of Consumer Neuroscience* 7.2, pp. 89–104.
- Goolsbee, A. and J. Chevalier (2002). “Measuring prices and price competition online: Amazon vs. Barnes & Noble”. In: *Quantitative Marketing and Economics* 1, pp. 203–222.
- Nair, H. (2007). “Intertemporal price discrimination with forward-looking consumers: Application to the US market for console video-games”. In: *Quantitative Marketing and Economics* 5, pp. 239–292.
- Rhee, K. and R. Thomadsen (2017). “Vertical differentiation with behavior-based pricing”. In: *Management Science* 63.3, pp. 807–823.
- Nabizadeh, A. H., J. P. Leal, and H. N. Rafsanjani (2020). “Learning path personalization and recommendation methods: A survey”. In: *Expert Systems with Applications* 159, p. 113596. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113596>.
- Miklosik, A. and N. Evans (2020). “Impact of big data and machine learning on digital marketing in industry 4.0”. In: *Journal of Information Technology Management* 32.4, pp. 20–35.
- OECD (Apr. 2018). *Teachers as Designers of Learning Environments: The Importance of Innovative Pedagogies*. Paris. URL: <https://doi.org/10.1787/9789264085374-en>.
- Piaget, Jean (1971). *The Theory of Stages in Cognitive Development*. Basic Books.
- Gardner, Howard (1983). *Frames of Mind: The Theory of Multiple Intelligences*. Basic Books.

- Kubina, Richard and Kathy Yurich (2012). “Precision Teaching: The Measurement-Driven Instructional Strategy”. In: *Education and Treatment of Children* 35.4, pp. 527–547.
- UNESCO (2022). *Learning Analytics to Support Learning and Teaching*.
- Siemens, George and Phil Long (2011). *Open Learning Analytics: An Integrated & Modularized Platform*. Research Report. Edmonton, Canada: Society for Learning Analytics Research. URL: <https://solaresearch.org/core/open-learning-analytics-an-integrated-modularized-platform/>.
- Chen, Lijuan and Wei Zhang (2020). “Adaptive Learning Paths Based on Knowledge Graphs and Learning Styles”. In: *Educational Technology Research* 42.3, pp. 102–112.
- Zhang, Wei and Chen Liu (2021). “Exploring Pricing Models of Educational Products in the Digital Economy”. In: *Journal of Education and Economics* 13.2, pp. 45–58.
- He, Jin and Lin Wang (2020). “Predicting Student Performance in Online Education Platforms Using Data Mining”. In: *Educational Data Mining Research* 12.2, pp. 33–42.
- Choi, Yuna and Hyun Kim (2021). “Modeling Consumer Price Acceptance Based on Utility Theory in Personalized Pricing”. In: *Electronic Commerce Research and Applications* 45, p. 101030.
- Fader, Peter S and Bruce GS Hardie (2005). “RFM and CLV: Using Iso-value Curves for Customer Base Analysis”. In: *Journal of Marketing Research* 42.4, pp. 415–430.
- Kotler, Philip and Kevin Lane Keller (2016). *Marketing Management*. 15th. Harlow, England: Pearson Education. ISBN: 978-0-13-385646-0.
- Xu, Ming and Fei Zhao (2019). “Clustering-based User Segmentation and Its Application in Personalized Recommendation”. In: *Journal of Information Science* 37.6, pp. 112–120.
- Sun, Li and Yao Chen (2021). “Data-driven Pricing Optimization for MOOC Platforms Using Learning Behavior”. In: *IEEE Transactions on Learning Technologies* 14.3, pp. 289–298.
- De La Torre, Jimmy and Nathan Minchen (2014). “Cognitively diagnostic assessments and the cognitive diagnosis model framework”. In: *Psicología Educativa* 20.2, pp. 89–97. DOI: 10.1016/j.pse.2014.11.001.
- Corbett, Albert T. and John R. Anderson (1995). “Knowledge tracing: Modeling the acquisition of procedural knowledge”. In: *User Modeling and User-Adapted Interaction* 4.4, pp. 253–278. DOI: 10.1007/BF01099821.
- Lord, Frederic M. (1980). *Applications of Item Response Theory to Practical Testing Problems*. Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Chen, Yuxin and Ganesh Iyer (2002). “Consumer Addressability and Customized Pricing”. In: *Marketing Science* 21.2, pp. 197–208. ISSN: 07322399, 1526548X. URL: <http://www.jstor.org/stable/1558067> (visited on 06/28/2025).
- Pigou, Arthur Cecil (1920). *The Economics of Welfare*. Macmillan.
- Lancaster, Kelvin J. (1966). “A New Approach to Consumer Theory”. In: *Journal of Political Economy* 74.2, pp. 132–157. DOI: 10.1086/259131.
- Louviere, Jordan J., David A. Hensher, and John D. Swait (2000). *Stated Choice Methods: Analysis and Application*. Cambridge, UK: Cambridge University Press. ISBN: 9780521653731.

- Hippel, Eric A. von (2005). *Democratizing Innovation: The Evolving Phenomenon of User Innovation*. Cambridge, MA: MIT Press. ISBN: 0-262-22074-1. URL: <https://evhippel.mit.edu/>.
- Shugan, Steven M. (2004). “The Impact of Advancing Technology on Marketing and Academic Research”. In: *Marketing Science* 23.4, pp. 469–475. DOI: 10.1287/mksc.1040.0096.