

中小型开发商产品组合对移动应用质量的影响

谢云浩

南京大学信息管理学院, 江苏 南京

收稿日期: 2026年1月22日; 录用日期: 2026年2月20日; 发布日期: 2026年2月27日

摘要

随着移动应用市场竞争日益激烈, 开发商如何通过合理的产品组合提升产品质量成为关键问题。本文基于2019年8月至2021年8月Apple App Store的应用数据, 构建2456个移动应用样本组, 探讨产品组合特征对产品质量的影响。本文采用了大语言模型与实证研究法进行定量分析, 通过PSM匹配减少潜在遗漏变量造成的内生性影响。研究表明, 移动应用产品组合的规模和互补性对产品质量有显著的正向影响, 而多样性则表现出负面作用。随着产品组合互补性的增强, 规模对产品质量的正向影响进一步加强; 同时, 多样性对产品质量的负向影响会在互补性增加的情况下逐渐减弱。这一发现为中小型开发商在产品组合管理中的战略决策提供了有力支持。

关键词

产品组合管理, 移动应用, 倾向性得分匹配, 大语言模型

The Impact of Small and Medium-Sized Developer Product Portfolios on Mobile Application Performance

Yunhao Xie

School of Information Management, Nanjing University, Nanjing Jiangsu

Received: January 22, 2026; accepted: February 20, 2026; published: February 27, 2026

Abstract

With the intensifying competition in the mobile application market, how developers can enhance product quality through strategic product portfolio management has become a critical issue. Drawing on data from the Apple App Store spanning August 2019 to August 2021, this study constructs a sample of 2,456 mobile applications to empirically investigate the impact of product portfolio

characteristics on product quality. Quantitative analysis was performed using large language models and empirical research methods, incorporating propensity score matching to mitigate endogeneity caused by potential omitted variables. The findings indicate that the scale and complementarity of a developer's product portfolio have a significant positive impact on product quality, while diversity in the portfolio exhibits a negative effect. Furthermore, as portfolio complementarity increases, the positive influence of scale on product quality is amplified, while the negative impact of diversity gradually weakens. These insights offer valuable strategic guidance for small and medium-sized developers in managing their product portfolios.

Keywords

Product Portfolio Management, Mobile Applications, Propensity Score Matching, Large Language Model

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

在移动应用市场中，产品组合管理(Product Portfolio Management)日益成为开发商获取竞争优势的关键策略。这一概念源于金融投资领域，最初用于描述如何在项目之间高效分配有限资源以最大化回报。随着移动互联网与智能终端的快速普及，移动应用开发进入低成本、高频次、快速迭代的阶段，产品组合管理作为一种资源优化与战略决策手段，被广泛引入应用开发实践中。

移动应用市场的显著特征在于，多数开发商并非运营单一产品，而是同时管理多个应用。尤其是在竞争激烈、准入门槛较低且用户需求高度多样化的环境下，单一产品难以维持长期竞争优势。通过构建具备协同效应与市场覆盖能力的产品组合，开发商可实现资源复用、风险分散与用户跨产品迁移，这对资源受限的中小型开发商尤为关键。现有研究表明，产品组合的结构特征不仅影响资源配置效率，也会通过技术协同、用户共享与品牌联动等机制作用于产品质量。然而，尽管产品组合管理在传统产业和新产品开发领域已有较为成熟的研究，针对移动应用这一高度动态的市场环境，尤其是从中小型开发商视角出发，系统探讨产品组合规模、多样性与互补性如何影响产品质量的研究仍然较为匮乏。

基于此，本文聚焦产品组合的三个核心维度：规模、多样性与互补性。规模反映资源在单一产品与整体产品线之间的配置强度；多样性体现产品覆盖的市场与需求广度；互补性则决定产品之间能否形成有效协同，是实现资源复用和生态联动的基础。

基于以上现状，本文提出以下三个研究问题：(1) 产品组合的规模、多样性与互补性是否显著影响移动应用产品质量；(2) 产品组合规模与互补性之间是否存在交互效应；(3) 产品组合多样性与互补性之间是否存在调节关系。本文以产品质量作为产品表现的代理指标，旨在揭示不同组合特征及其交互如何共同作用于产品质量。

2. 文献综述

2.1. 产品组合管理

本研究的核心理论基础源于产品组合管理(Product Portfolio Management)理论。该理论最初起源于金融投资领域，遵循通过多样化组合以分散风险、实现既定收益目标的基本原则，并逐步被引入制造业、

新产品开发及数字市场等研究情境。随着移动应用市场竞争日益激烈、开发商整体盈利能力受限，研究者指出，产品组合管理有助于开发商优化产品策略、提升潜在收益空间[1]。结合价值链理论，合理管理产品组合能够通过成本控制或差异化定位形成竞争优势[2]。然而，现有研究主要集中于制造业和金融投资领域，其以有形资产为核心的生产逻辑。在此背景下，如何在移动应用情境下高效管理产品组合，成为亟需回应的重要理论与实践问题[3] [4]。

在移动应用开发实践中，产品组合的规模、多样性与互补性被普遍视为关键结构特征，对产品表现与用户评价具有重要影响。然而，现有研究多从创新产出、竞争优势或战略绩效等宏观层面展开，对三者如何作用于产品质量这一微观绩效指标，尚缺乏系统性的理论整合与实证检验。为弥补这一不足，本文分别引入动态能力理论、组织生态学与集体行动理论，构建产品组合特征影响产品质量的分析框架。

首先，产品组合规模反映开发商在一定时期内同时运营的产品数量，是产品组合的基础性特征[5]。规模扩张通常伴随资源投入增加与市场覆盖能力提升，有助于实现规模经济、积累用户数据并强化品牌效应。但现有研究主要关注规模对企业绩效或创新产出的影响，针对中小型移动应用开发商及产品质量层面的证据仍较为有限。

其次，产品组合多样性体现企业在产品类别、功能定位或目标市场方面的差异化程度，是衡量产品线广度与复杂性的核心指标。组织生态学理论将多样性视为企业适应竞争环境、降低市场风险的重要生存策略[6]。通过覆盖多样化用户需求，企业可减少对单一细分市场的依赖。然而，过高的多样性也可能导致资源分散、管理复杂度上升及品牌认知弱化，从而对产品质量形成潜在约束。尽管相关研究已探讨多样性对绩效与生态适应的影响，其在移动应用情境下对产品质量的具体作用机制仍缺乏深入检验。

最后，互补性是产品组合中体现协同效应的关键特征。产品互补性强调不同产品在功能、用途或用户价值上的协同程度，使联合使用产生更高整体价值。在移动应用领域，互补性通常表现为功能整合、数据互通与界面一致性，有助于提升用户体验连续性与迁移成本，进而改善用户评价与产品质量。从价值链整合与集体行动理论视角看，互补性资产的有效整合能够促进资源协同、增强系统价值并提升竞争优势[7]。然而，现有研究多将互补性视为影响用户留存或市场扩张的中介变量，较少直接分析其对产品质量的影响路径。尤其对于资源受限的中小型开发商而言，互补性在带来协同收益的同时，也可能引入集成复杂性与协调成本，其净效应仍有待实证检验。

2.2. 大语言模型在移动应用中的应用

近年来，大语言模型(Large Language Models, LLMs)在自然语言处理领域取得显著进展，推动了语言生成、理解与推理等多项任务的突破。以 Transformer 为代表的模型架构取代了传统循环神经网络[8]，凭借其高效的自注意力机制，使得模型在长文本建模中的表现大幅提升。得益于大规模预训练与“扩展法则”，一系列超大规模模型如 GPT-3、PaLM 等相继问世，在零样本与少样本学习中展现出强大的泛化能力。

在移动应用生态中，产品相关信息高度依赖文本表达，如功能描述、类别标签、更新日志和用户评论等，这些非结构化数据蕴含丰富的语义信息，是理解产品特征、用户偏好与产品间关系的关键。然而，传统基于结构化特征的统计模型难以深入捕捉这类语义关联，在此背景下，研究者开始尝试将 LLMs 引入到移动应用的产品组合管理场景中，以增强数据洞察能力。LLMs 具备强大的语义建模能力，能够挖掘文本中的深层次含义，识别多个产品之间的功能互补性与使用情境协同关系。以应用描述和功能标签为输入，模型可对不同应用间的潜在耦合关系进行建模，量化其协同使用的可能性，为组合推荐与布局优化提供理论支持[9]。

此外，用户评论分析是产品组合优化的重要维度。Assi 等人提出的 LLM-Cure 方法利用大语言模型对竞争产品评论进行分析，提取功能请求与用户痛点，从而推断目标产品在现有组合中可能存在的空缺

或机会。这类方法可以辅助开发者发现尚未覆盖的用户需求点，并以此为依据扩展或调整产品线布局。相比传统的情感分析或关键词提取方法，LLMs 具备更强的上下文理解与抽象归纳能力，能准确识别隐含的使用模式及组合使用逻辑，尤其适用于多产品交互复杂的移动生态环境。

通过跨多个数据源(如评论、评分、使用频率)进行语义关联和共现分析，LLMs 可以揭示隐藏的协同使用逻辑，辅助构建更具战略价值的产品组合。这一能力尤其适用于评估数字产品间的潜在耦合关系，对中小型开发商优化资源配置、提升组合效能具有重要意义[10]。

3. 理论分析与研究假设

产品组合规模是产品组合管理中的核心结构特征之一。在软件开发行业，尤其是移动应用领域，其生产过程不同于资本密集型产业，而是兼具人力密集与知识密集属性[11]。尽管开源框架与低代码工具降低了技术门槛，但产品创新与差异化仍高度依赖经验积累与组织学习能力。对于资源受限的中小型开发商而言，扩大产品组合规模不仅有助于提升市场覆盖与用户触达，也为开发经验积累、能力复用与流程标准化提供了重要载体。在移动应用情境下，产品组合规模的扩展有助于实现模块复用、接口协同与知识共享，从而提升新产品的稳定性与功能表现；同时，规模化还可能带来一定程度的规模经济，推动开发流程规范化，进而间接改善单一产品的质量水平。基于上述分析，本文提出如下假设：

H1a: 对于中小型开发商而言，移动应用产品组合的规模会对其产品质量有积极影响。

除规模之外，产品组合多样性也是一项关键但具有争议的结构特征。产品组合多样性反映企业在功能类型、应用领域与目标用户方面的覆盖广度，同时也意味着更高的技术异质性与管理复杂度。软件工程研究表明，不同类型产品在架构设计、开发工具与技能要求上的差异，往往会削弱技术复用性并增加学习成本，从而加重开发负担。在移动应用市场竞争激烈、迭代频繁的背景下[12]，若产品间缺乏结构协同性，多样性更可能转化为额外负担，导致开发周期延长、功能不稳定等问题，进而损害产品质量：

H1b: 对于中小型开发商而言，移动应用产品组合的多样性会对其产品质量有消极影响。

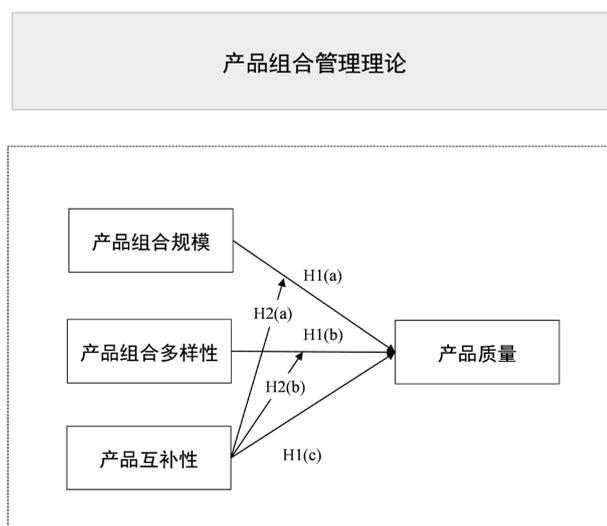


Figure 1. Research design diagram

图 1. 研究设计图

互补性是刻画产品组合内部协同关系的关键特征，在资源配置、价值创造与生态协同中发挥重要调节作用。基于资源基础理论，若产品之间具备较高互补性，企业可通过资源共享与能力协同实现更高的配置效率，从而提升整体产品质量[13]。在移动应用领域，互补性通常表现为功能协同、数据互通或用户

迁移路径的连贯性，有助于提升用户体验一致性与品牌整体价值感知。

从品牌生态系统理论视角看，互补性还有助于构建协同一致的品牌体系，增强消费者对产品质量的信任与认知。更重要的是，互补性可能改变产品组合内部的作用机制：一方面，通过放大产品间协同效应，强化规模带来的正向影响；另一方面，通过资源复用与结构整合，缓解多样性引致的复杂性与协调成本。因此，本文提出如下假设：

H1c: 对于中小型开发商而言，移动应用产品组合的互补性会对其产品质量有积极影响。

H2a: 对于中小型开发商而言，移动应用产品组合规模对产品质量的积极影响会随着产品组合互补性的增加而加强。

H2b: 对于中小型开发商而言，移动应用产品组合多样性对产品质量的消极影响会随着产品组合互补性的增加而减弱。

如图 1 所示，本文的研究设计整合了上述假设，揭示了产品组合规模、多样性和互补性对产品质量的直接与调节效应。

4. 研究设计

4.1. 数据来源

本文以开发商为单元进行分析，从移动产品商业智能分析平台——七麦数据获得了中国大陆的 ios 应用商城中的移动应用数据。分析单元为移动应用月度级别。具体实验研究选取收集了 2019 年 8 月至 2021 年 8 月在 Apple App Store 中发布不超过 10 个移动应用的开发商所开发产品信息，样本时间范围为 2 年。由于移动应用开发商一般以月或是周为单位进行更新，因此通过月度为单位对所有符合条件的应用进行追踪，构建开发商 - 产品 - 时间三维面板数据，并捕捉其用户评级、产品布局等信息。在对错误数据进行删除，剔除相关缺失值与已下架应用后，本文确定满足上述条件共 2456 个移动应用样本组，最终保留 43,299 个开发商视角组成的月度面板数据。

4.2. 因变量与自变量

为了评估产品组合对开发商产品质量的影响，本文选择用户评分 Rating 来作为综合度量。在 Apple App Store 中，只有安装了应用的用户才能够对产品进行相应的评分，其维度大小为 1 至 5，可以尽可能避免极端评价等影响。由于产品组合的研究本文以开发商角度进行设计，因此取每月开发商已发布产品的评价评分 Rating 作为最终因变量。

本文的自变量之一是移动应用产品组合规模 AppNum，该变量是统计每个开发商当前月份以及之前月份所发布的移动应用产品组合总数，可以有效度量移动应用开发商的产品开发能力。本文的另一个自变量是移动应用产品组合多样性 Diversity，该变量通过熵的形式来捕捉不同类别移动应用产品组合的变化[14]，其具体定义如下：

$$Diversity_{it} = -\sum \left(\frac{Category_k}{Sum(Category)} \times \ln \frac{Category_k}{Sum(Category)} \right) \quad (1)$$

其中， $Category_k$ 为开发商 i 在 t 月及之前发布的属于类别 k 的应用数， $Sum(Category)$ 为开发商 i 在 t 月及之前发布的所有应用所属类别的总数。

本文的第三个自变量为移动应用组合互补性 Complementarity，该变量通过大语言模型进行测量。考虑到基于 Transformer 架构的大语言模型在语义理解和关系推断方面的强大能力，本文对每个移动应用的产品描述、功能介绍以及开发者发布的更新日志描述进行处理，通过大语言模型生成不同应用在关键功能、市场定位、内容类型及技术特征维度的得分表示，从而计算出总体互补性得分。本文使用了百度千

帆 Ernie-Speed-128k 与智谱清言 GLM-4 模型的均值作为计算结果，这些模型经过预训练，具备强大的推理能力。为进一步提升模型在移动应用领域的表现，本文采用 post-pretrain 技术，补充了垂直领域语料信息，使模型能够更准确地捕捉特定领域中的细微差异[15]。此外，本文引入了 few-shot 学习，以解决在这一领域中数据稀缺的问题。

互补性变量的具体定义如下， $PairwiseComplement_{jk}$ 为开发商 i 在 t 月及之前发布的产品 j 、产品 k 的互补性得分，该得分基于关键功能、市场定位、内容类型及技术特征四个维度的综合评估，取最大值为计算结果：

$$Complementarity_{it} = \frac{1}{n_i \times (n_i - 1)} \sum_{j=1}^{n_i} \sum_{k \neq j} PairwiseComplementarity_{jk} \tag{2}$$

$$PairwiseComplementarity_{jk} = \max \left(\begin{matrix} KeyFeatures_{jk}, MarketPositioning_{jk}, \\ ContentType_{jk}, TechnicalCharacteristics_{jk} \end{matrix} \right) \tag{3}$$

此外，为了研究产品组合互补性对产品组合规模与多样性的调节作用，本文引入了产品组合规模 $AppNum$ 、产品组合多样性 $Diversity$ 与产品组合互补性 $Complementarity$ 的交互项，以捕捉这些变量之间的交互作用影响。

4.3. 控制变量

为尽可能降低潜在遗漏变量带来的估计偏差，本文在倾向性得分匹配与回归建模过程中引入了一系列控制变量，以系统刻画可能影响移动应用市场表现的开发商与产品特征。

在开发商层面，考虑到开发商整体热度可能影响用户的下载与评分行为，本文控制了开发商已发布产品的评分总数 $RatingNum$ 。此外，鉴于应用体量更多体现为开发商整体产品策略而非单一产品特征，本文进一步控制了开发商所发布应用的总大小 $AppSize$ ，以反映其资源投入水平与市场竞争能力。同时，本文控制了开发商首次发布产品的时间 $InitialReleaseMon$ ，以刻画其进入市场的先发优势与经验积累效应；并引入支持多终端设备的产品数量 $IsWatchNum$ ，以反映开发商在跨设备适配与技术能力方面的差异。

在价格与商业模式层面，本文控制了开发商已发布产品的平均价格 $PriceAvg$ 、免费应用占比 $AppFreePct$ 以及平均内购项目数量 $PurchasesAvg$ 。上述变量有助于刻画不同收益模式下用户的消费与评分倾向，从而减少因定价策略与变现方式差异所导致的偏误。

此外，本文进一步考虑了时间因素对移动应用质量表现的潜在影响，引入年度虚拟变量 $YearDummy$ 与月度虚拟变量 $MonDummy$ ，以控制市场整体演变趋势及季节性波动。通过系统纳入上述控制变量，本文力求更全面地识别产品组合特征对产品质量的影响，并确保实证结果的稳健性与可靠性。

5. 实证分析

5.1. 描述性统计

具体变量定义与数值分布如表 1 所示：

Table 1. Variable definition and descriptive statistics

表 1. 变量定义与描述统计

Variables	Definition	Mean	SD	Max	Min
$DeveloperName_i$	开发商名称	-	-	-	-
$RatingTime_i$	评分时间	-	-	-	-
$Diverse_i$	开发商 i 在整个观察期内是否呈现多样性 (发布超过 1 个应用为 1; 反之为 0)	0.252	0.434	1	0

续表

<i>Rating_{it}</i>	开发商 <i>i</i> 在 <i>t</i> 月已发布应用的月均评分	3.916	1.179	5	1
<i>AppNum_{it}</i>	截至 <i>t</i> 月开发商 <i>i</i> 已发布应用总数	1.561	1.366	10	1
<i>Diversity_{it}</i>	开发商 <i>i</i> 在 <i>t</i> 月已发布应用的多样性(熵)	0.102	0.291	1.609	0
<i>Complementarity_{it}</i>	开发商 <i>i</i> 在 <i>t</i> 月已发布应用的互补性	0.173	0.345	1	0
<i>PrototypeSimilarity_{it}</i>	开发商 <i>i</i> 在 <i>t</i> 月已发布应用的行业相似度	0.727	0.059	0.829	0.483
<i>RatingNum_{it}</i>	截至 <i>t</i> 月开发商 <i>i</i> 已发布应用评分总数	11963.775	53972.835	1679519	1
<i>AppSize_{it}</i>	截至 <i>t</i> 月开发商 <i>i</i> 已发布应用大小总和	367.341	1482.190	19436.310	1.180
<i>PirceAvg_{it}</i>	截至 <i>t</i> 月开发商 <i>i</i> 已发布应用平均价格	2.085	16.030	643	0
<i>AppFreePct_{it}</i>	截至 <i>t</i> 月开发商 <i>i</i> 已发布应用中免费应用占比	0.900	0.280	1	0
<i>PurchasesAvg_{it}</i>	截至 <i>t</i> 月开发商 <i>i</i> 已发布应用平均内购数量	3.171	3.765	13	0
<i>IsWatchNum_{it}</i>	截至 <i>t</i> 月开发商 <i>i</i> 已发布应用支持 apple watch 总计	0.020	0.150	2	0
<i>InitialReleaseMon_{it}</i>	截至 <i>t</i> 月开发商 <i>i</i> 距离发布第一个应用所间隔月时间	10.328	6.276	24	0
<i>YearDummy_t</i>	一组时间虚拟变量, 捕获 <i>t</i> 所在年份	-	-	-	-
<i>MonDummy_t</i>	一组时间虚拟变量, 捕获 <i>t</i> 所在月份	-	-	-	-

变量相关系数矩阵如表 2 所示:

Table 2. Correlation coefficient matrix
表 2. 相关系数矩阵

Variables	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)
(1) <i>Rating</i>	1	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
(2) <i>AppNum</i>	0.004***	1	-	-	-	-	-	-	-	-	-
(3) <i>Diversity</i>	-0.041***	0.519***	1	-	-	-	-	-	-	-	-
(4) <i>Complementarity</i>	0.026***	0.317***	0.438***	1	-	-	-	-	-	-	-
(5) <i>ln(RatingNum)</i>	0.082***	0.204***	0.189***	0.21***	1	-	-	-	-	-	-
(6) <i>ln(Size)</i>	0.046***	0.383***	0.115***	0.196***	0.327***	1	-	-	-	-	-
(7) <i>PriceAvg</i>	0.029***	0.056***	0.061***	0.076***	-0.108***	0.013***	1	-	-	-	-
(8) <i>AppFreePct</i>	-0.017***	-0.206***	-0.205***	-0.173***	0.169***	0.062***	-0.372***	1	-	-	-
(9) <i>PurchasesAvg</i>	0.113***	-0.068***	-0.102***	-0.038***	0.198***	0.316***	-0.076***	0.184***	1	-	-
(10) <i>IsWatchNum</i>	0.031***	-0.001	0.041***	0.097***	-0.05***	-0.056***	0.099***	-0.1***	-0.037***	1	-
(11) <i>InitialReleaseMon</i>	-0.133***	-0.049***	-0.071***	-0.066***	0.183***	-0.021***	-0.014***	0.041***	0.004	0.01**	1

注: **p* < 0.1; ***p* < 0.05; ****p* < 0.01。

对变量进行共线性检测, 方差膨胀因子均小于 10, 通过共线性检验。

5.2. 倾向性得分匹配

为了减小实验组(进行产品组合的开发商, *Diverse* = 1)与对照组(未进行产品组合的开发商, *Diverse* =

0)之间的差异,本文采用PSM倾向性得分匹配来找到具有相似特征的样本组,从而减少潜在变量的影响。

Table 3. Propensity score matching results

表 3. 倾向性得分匹配结果

Variables	Balance for All Data		Balance for Matched Data		Percent Balance Improvement	
	Std. Mean Diff.	Var. Ratio	Std. Mean Diff.	Var. Ratio	Std. Mean Diff.	Var. Ratio
<i>ln(RatingNum)</i>	0.5657	1.1869	0.1498	1.1480	73.5	19.5
<i>ln(AppSize)</i>	0.6630	1.8988	0.3367	1.8086	49.2	7.6
<i>PriceAvg</i>	0.1295	8.7397	0.0707	3.7304	45.4	39.3
<i>AppFreePct</i>	-0.4689	2.3987	-0.2491	1.0981	46.9	89.3
<i>PurchasesAvg</i>	-0.1966	0.6440	0.0507	0.7177	74.2	24.6
<i>IsWatchNum</i>	0.1072	3.1883	0.0312	1.5328	70.9	63.2
<i>InitialReleaseMon</i>	-0.1845	0.9373	-0.0522	1.0535	71.7	19.5
<i>YearDummy</i>	YES	YES	YES	YES	YES	YES
<i>MonDummy</i>	YES	YES	YES	YES	YES	YES

本文采用逻辑回归以计算匹配倾向值,采用最邻近匹配算法(nearest neighbor matching)构建 1:1 的实验组与对照组样本,最终共 21,822 个样本匹配成功。在匹配之后,无论是 Std. Mean Diff. (标准化平均差),还是 Var. Ratio (方差比),相较于匹配前,都有着显著的提升。通过倾向性得分匹配,实验组与对照组的数据特征在控制变量层面的差异显著减少,进一步提高了本文后续实验结果的鲁棒性。

5.3. LSDV 分析

为了捕获时间趋势,本文采用 LSDV 为基准模型,通过引入时间特定的固定效应以缓解内生性和遗漏变量偏误,具体回归分析结果如表 4 所示。

Table 4. Regression model results

表 4. 回归模型评估结果

Variables	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4
Independent Variables				
<i>AppNum</i>	0.014*** (0.005)	-0.002 (0.010)	0.034*** (0.005)	0.006 (0.010)
<i>Diversity</i>	-0.354*** (0.023)	-0.366*** (0.023)	-0.681*** (0.040)	-0.718*** (0.042)
<i>Complementarity</i>	0.059** (0.018)	-0.165 (0.118)	-0.057*** (0.021)	-0.459*** (0.121)
Interactions				
<i>AppNum * Complementarity</i>	-	0.121* (0.063)	-	0.213*** (0.063)
<i>Diversity * Complementarity</i>	-	-	0.639*** (0.065)	0.671*** (0.066)
Control Variables				
<i>ln(RatingNum)</i>	0.066*** (0.003)	0.066*** (0.003)	0.067*** (0.003)	0.067*** (0.003)

续表

<i>ln(AppSize)</i>	-0.044*** (0.007)	-0.046*** (0.007)	-0.040*** (0.007)	-0.043*** (0.007)
<i>PriceAvg</i>	0.002*** (0.001)	0.003*** (0.001)	0.002*** (0.001)	0.002*** (0.001)
<i>AppFreePct</i>	-0.202*** (0.023)	-0.196*** (0.024)	-0.233*** (0.024)	-0.225*** (0.024)
<i>PurchasesAvg</i>	0.027*** (0.002)	0.027*** (0.002)	0.026*** (0.002)	0.027*** (0.002)
<i>IsWatchNum</i>	0.247*** (0.037)	0.247*** (0.037)	0.224*** (0.037)	0.224*** (0.037)
<i>InitialReleaseMon</i>	0.013*** (0.004)	0.013*** (0.004)	0.006* (0.004)	0.007* (0.004)
<i>YearDummy</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>MonDummy</i>	Yes	Yes	Yes	Yes

注: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$ 。

AppNum 变量的系数为正且结果显著,说明对于中小型开发商而言,增大自己移动应用产品布局组合的规模能够有效提高应用产品表现,这一发现支持假设 H1a,产品布局规模的扩大能够在资源有限的情况下更有效地利用开发团队的技能和经验,提高品牌曝光度和市场认知度,从而增强品牌的市场认知度和竞争力。类似地,*Diversity* 变量的系数显著为负,这表明中小型开发商提高产品组合多样性对产品质量有消极影响,支持假设 H1b,虽然增加产品多样性可以迎合不同消费者群体的需求,但过高的产品多样性可能会带来一些负面影响,导致开发资源的分散和开发团队的工作负担增加,降低整体产品的质量和市场竞争力。而 *Complementarity* 前的系数显著为正,表明中小型开发商提高产品互补性可以有效提高产品质量表现,支持假设 H1c。

在回归模型 Model1 的结果评估中,*ln(RatingNum)*前的系数显著为正,这表明用户更愿意对质量更高的应用进行评分。这可能反映了用户在评价应用时重视其质量、功能和用户体验的积极认可。对于开发商而言,高分不仅提升了产品的市场认可度,还有助于吸引更多用户和提升市场份额。变量 *ln(AppSize)* 前的系数显著为负,表明用户更青睐于应用下载所需空间较小的应用,这可能是由于对于中小型开发商而言,用户对其缺乏先入了解,尚未形成品牌忠诚度,因此一些存储需求较大的应用可能会被用户忽略或评价不佳。

在分析中发现,变量 *PriceAvg* 和 *PurchasesAvg* 前的系数显著大于 0,而 *AppFreePct* 的系数显著为负,这表明用户更偏好中小型开发商的付费应用。对于未建立品牌忠诚度的产品而言,用户通常更倾向于下载免费应用。这是因为用户在缺乏对开发商和其产品的了解和信任的情况下,更愿意选择无需付费的产品进行尝试[16]。然而,免费应用的用户群体较为广泛,包含了各种不同偏好的用户,这导致评分可能更为分散和差异较大。一部分用户可能对应用感到满意,给出高分,而另一部分用户可能对应用不满意,给出低评分,最终导致整体评分的波动较大。

为了深入探讨不同产品多样性水平下,产品组合规模对产品质量的影响,本文采用 Johnson-Neyman 分析进行进一步研究。在图 2 中绘制了产品组合规模与互补性对产品质量的交互影响。通过 Johnson-Neyman 分析,可以明确在不同互补性水平下,产品组合规模对产品质量表现的显著性变化。当产品组合互补性较高时,产品组合规模对产品质量的积极影响显著增强;而当互补性较低时,这种积极影响则减弱。具体调节效应结果如表 Model4 所示,*AppNum * Complementarity* 前的系数显著大于 0,这一结果支持假设 H2a,表明高度互补的产品组合能够更有效地共享资源,从而提升产品质量表现。

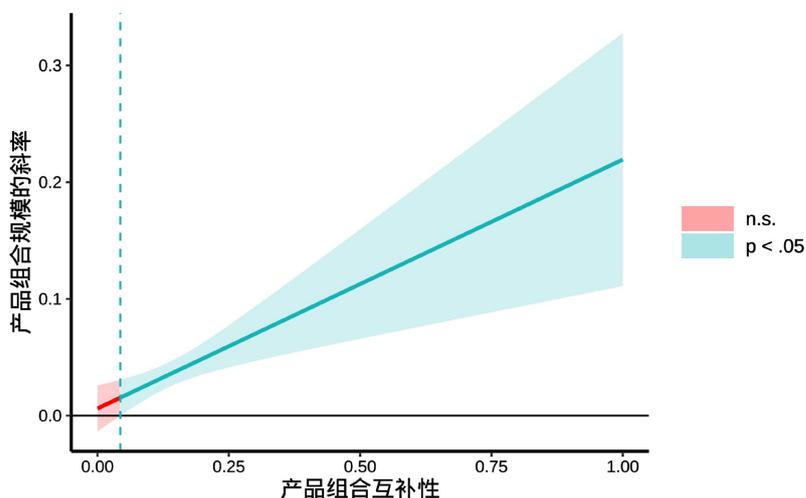


Figure 2. Product portfolio complementarity and its moderating effect on scale
图 2. 产品组合互补性对规模调节作用图

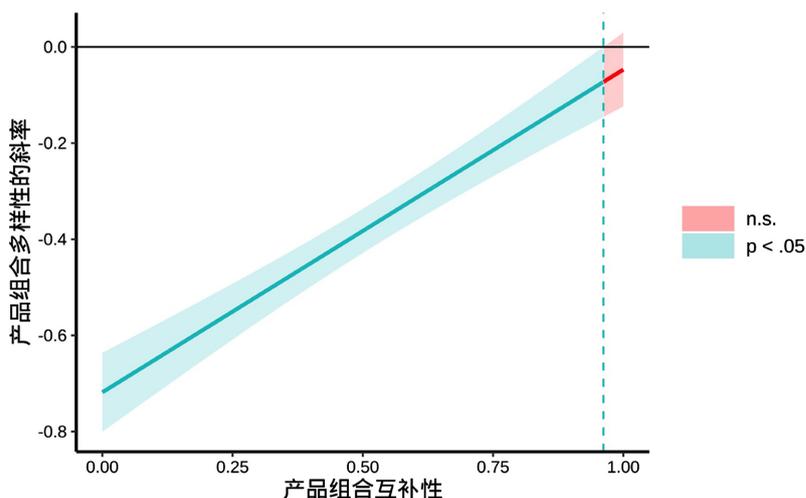


Figure 3. Product portfolio complementarity and its moderating effect on diversity
图 3. 产品组合互补性对多样性调节作用图

同样,在图 3 中绘制了产品组合多样性与互补性对产品质量的交互影响。Johnson-Neyman 分析显示,随着产品组合互补性的增加,产品组合多样性对产品质量的负向影响显著减弱;反之,当互补性较低时,产品组合多样性对产品质量的负面影响则会增强。具体调节效应结果如上表 Model4 所示, *Diversity* 前的系数显著小于 0,而 *Diversity * Complementarity* 前的系数显著大于 0,这一结果支持假设 H2b,说明在竞争激烈的市场中,过度多样化的产品组合可能会使中小型开发商难以形成明确的品牌形象和市场定位,从而影响到消费者对产品的认知和信任度,而互补的产品组合能够提供更一致和完整的用户体验,使用户更容易理解和接受品牌的整体形象。这有助于提高用户的满意度和忠诚度,进而促进产品的长期表现。

6. 结论与建议

6.1. 文章小结

本文基于自然语言处理技术与实证研究方法,系统考察了移动应用开发商产品组合特征对产品质量

的影响，重点分析了产品组合规模、多样性与互补性的直接作用及其交互效应。研究表明，产品组合互补性在产品组合结构与产品质量之间发挥关键调节作用：在高互补性情境下，产品组合规模对产品质量的正向影响显著增强；而在低互补性情境下，产品组合多样性对产品质量的负向影响更为明显。研究结论为中小型移动应用开发者的产品布局决策提供了经验依据，并拓展了产品组合管理理论在移动应用市场情境下的适用性：

第一，对于资源受限的中小型开发者而言，有策略地扩大产品组合规模、审慎控制产品组合多样性并持续提升产品间互补性，有助于整体产品质量的提升。在准入门槛较低、迭代速度快且“长尾效应”显著的移动应用市场中，中小型开发者难以依赖单一产品与大型企业竞争，而通过构建适度规模、具备协同效应的产品组合，可实现用户基础拓展与功能价值叠加。然而，过度追求产品差异化可能加剧技术异质性与管理复杂性，抬升开发与运维成本，进而损害产品质量。因此，产品组合优化的关键在于在保持一定规模与协同性的同时，避免非必要的多样性扩张。

第二，产品组合互补性能够显著放大产品组合规模对产品质量的正向作用。高度互补的产品组合有助于实现资源共享与能力协同，降低重复投入，并通过功能协同或市场定位互补，强化规模扩张在质量提升中的积极效应。这种协同机制不仅改善单个产品的质量表现，也促使产品组合在市场中形成一致且清晰的整体定位，从而增强品牌竞争力与用户信任。

第三，产品组合互补性还能够有效缓解多样性对产品质量的不利影响。通过构建互补性较强的产品生态系统，开发者可降低因产品异质性带来的协调成本与频繁调整需求，提升产品组合的结构稳定性与品牌一致性。这种生态协同不仅优化了内部资源配置，也增强了消费者对产品质量的预期与信任，有助于中小型开发者在高度竞争的市场环境中建立长期竞争优势。

6.2. 理论贡献

在此基础上，本文的主要贡献体现在以下三个方面：

第一，在理论视角上，本文从开发者视角系统考察了产品组合特征对产品表现的影响，重点关注资源受限的中小型移动应用开发者。相较于既有研究多将产品组合作为控制变量，或侧重平台与消费者层面的分析，本文深入揭示了开发者在多样化扩张与资源约束之间进行产品组合配置的行为逻辑，弥补了移动应用生态中开发者决策视角的理论不足，有助于深化对开发者战略性产品布局形成机制的理解。

第二，在理论结构上，本文构建并验证了产品组合规模、多样性与互补性三维特征对产品质量的综合作用框架，系统揭示了三者的直接效应及其交互关系。通过刻画不同组合特征之间的协同与制约机制，本文不仅丰富了产品组合管理理论在微观产品绩效层面的解释力，也为理解产品组合特征的多维联合作用提供了更为精细的理论结构。

第三，在研究方法上，本文引入大语言模型对应用文本信息进行深度语义分析，用以量化产品之间的互补性，显著提升了非结构化数据处理与指标构建的科学性。相较于传统基于分类标签或关键词匹配的测度方法，基于大语言模型的语义分析能够从产品描述、功能说明及更新日志等文本中识别潜在的语义关联与协同关系，为复杂文本环境下的实证研究提供了具有前沿性和可扩展性的测量路径。

6.3. 实践启示与未来展望

本文为移动应用开发者提供了切实可行的管理建议。针对中小型开发者，研究表明其应结合自身资源状况，科学规划产品组合布局：在保持适度规模的基础上，注重产品之间的功能互补与使用场景的联动，同时避免因产品多样性过高而导致资源分散和产品质量下降，从而提升整体用户粘性与市场响应速度。

未来研究可基于本文对中小型开发商产品组合管理的聚焦,进一步扩展到不同规模和类型的开发者群体,深入探讨产品组合策略在资源禀赋、组织能力及市场定位方面的异质性影响。此外,可结合动态面板数据与更细化的产品分类,系统分析产品组合结构的演变过程及其对创新持续性和生命周期管理的作用。随着人工智能和大数据技术的不断进步,融入多源异构数据与多模态分析方法,将有助于揭示产品组合互补性与用户行为间更为复杂的互动机制,推动产品组合管理理论在数字经济环境下的深化与创新。

参考文献

- [1] Li, M., Han, Y., Goh, K. and Cavusoglu, H. (2022) Mobile App Portfolio Management and Developers' Performance: An Empirical Study of the Apple App Store. *Information & Management*, **59**, Article ID: 103716. <https://doi.org/10.1016/j.im.2022.103716>
- [2] Shahzad, K., Bajwa, S.U. and Zia, S.A. (2013) Competitive Strategy: Techniques for Analyzing Industries & Competitors. *South Asian Journal of Management*, **20**, 194.
- [3] 杨瑛哲, 黄光球. 基于企业转型目标的产品组合策略选择模型[J]. 中国管理科学, 2018, 26(7): 179-186.
- [4] 贾凡, 王兴元. 新产品属性组合决策 BWM-RST 方法[J]. 软科学, 2016, 30(6): 109-113.
- [5] Frieder, L. and Subrahmanyam, A. (2005) Brand Perceptions and the Market for Common Stock. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, **40**, 57-85. <https://doi.org/10.1017/s0022109000001745>
- [6] Downie, C. (2021) Competition, Cooperation, and Adaptation: The Organizational Ecology of International Organizations in Global Energy Governance. *Review of International Studies*, **48**, 364-384. <https://doi.org/10.1017/s0260210521000267>
- [7] Cennamo, C. and Santaló, J. (2019) Generativity Tension and Value Creation in Platform Ecosystems. *Organization Science*, **30**, 617-641. <https://doi.org/10.1287/orsc.2018.1270>
- [8] Vaswani, A., et al. (2017) Attention Is All You Need. *Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*, Long Beach, 4-9 December 2017, 6000-6010.
- [9] 朱雯, 周翔, 冯东雷. 基于大模型的重症医疗质控指标自动计算研究[J]. 中国卫生信息管理杂志, 2023, 20(6): 862-866+874.
- [10] 李诗晨, 王中卿, 周国栋. 大语言模型驱动的跨领域属性级情感分析[J]. 软件学报, 2025, 36(2): 644-659.
- [11] Upadhya, C. (2009) Controlling Offshore Knowledge Workers: Power and Agency in India's Software Outsourcing Industry. *New Technology, Work and Employment*, **24**, 2-18. <https://doi.org/10.1111/j.1468-005x.2008.00215.x>
- [12] Lee, G. and Raghu, T.S. (2014) Determinants of Mobile Apps' Success: Evidence from the App Store Market. *Journal of Management Information Systems*, **31**, 133-170. <https://doi.org/10.2753/mis0742-1222310206>
- [13] Freeman, R.E., Dmytriiev, S.D. and Phillips, R.A. (2021) Stakeholder Theory and the Resource-Based View of the Firm. *Journal of Management*, **47**, 1757-1770. <https://doi.org/10.1177/0149206321993576>
- [14] Golan, A. and Harte, J. (2022) Information Theory: A Foundation for Complexity Science. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, **119**, e2119089119. <https://doi.org/10.1073/pnas.2119089119>
- [15] Choi, J. (2025) Efficient Prompt Optimization for Relevance Evaluation via LLM-Based Confusion Matrix Feedback. *Applied Sciences*, **15**, Article No. 5198. <https://doi.org/10.3390/app15095198>
- [16] Cai, S., Luo, Q., Fu, X. and Fang, B. (2020) What Drives the Sales of Paid Knowledge Products? A Two-Phase Approach. *Information & Management*, **57**, Article ID: 103264. <https://doi.org/10.1016/j.im.2019.103264>