

面向平台服务优化的电子商务客户评论多语义识别研究

朱文娇, 彭定涛*

贵州大学数学与统计学院, 贵州 贵阳

收稿日期: 2026年7月27日; 录用日期: 2026年8月7日; 发布日期: 2026年10月23日

摘 要

电子商务客户评论反映了消费者对商品质量、价格、物流、售后等方面的真实感受, 是平台优化服务机制和商家改进运营管理的重要依据。然而, 客户评论多语义标签因标注成本高、表达复杂等而普遍存在标签缺失问题。基于此, 文章围绕电子商务客户评论的信息挖掘需求, 构建客户评论多语义识别框架, 研究标签缺失条件下的评论主题恢复问题。具体地, 结合缺失多标签学习思想引入精确秩函数刻画评论标签空间中的相关性, 并采用PALM算法进行求解。实验结果表明, 所提方法在电子商务评论数据上具有较好的识别效果与稳定性, 能够更有效地提取消费者对价格、物流、满意程度等方面的信息。研究结果可改进商家服务质量以及为平台治理提供参考。

关键词

电子商务客户评论, 多语义识别, 平台服务优化, 缺失多标签学习

Research on Multi-Semantic Identification of E-Commerce Customer Reviews for Platform Service Optimization

Wenjiao Zhu, Dingtao Peng*

School of Mathematics and Statistics, Guizhou University, Guiyang Guizhou

Received: July 27, 2026; accepted: August 7, 2026; published: October 23, 2026

Abstract

E-commerce customer reviews reflect consumers' genuine perceptions of product quality, price,

*通讯作者。

文章引用: 朱文娇, 彭定涛. 面向平台服务优化的电子商务客户评论多语义识别研究[J]. 电子商务评论, 2026, 15(10): 524-533. DOI: 10.12677/ecl.2026.15101148

logistics, after-sales service, and other aspects, and thus provide an important basis for platform service optimization and merchant operation improvement. However, multi-semantic labels in customer reviews are often incomplete due to the high cost of annotation and the complexity of review expressions. To address this issue, this paper focuses on the information mining needs of e-commerce customer reviews, constructs a multi-semantic identification framework for customer reviews, and investigates the problem of review topic recovery under missing-label conditions. Specifically, drawing on the idea of incomplete multi-label learning, this study introduces an exact rank function to characterize the correlations within the review label space and employs the PALM algorithm for optimization. Experimental results show that the proposed method achieves fairly good identification performance and stability on e-commerce review datasets, and can more effectively extract information related to price, logistics, and satisfaction. The findings provide useful support for improving merchant service quality and informing platform governance.

Keywords

E-Commerce Customer Review, Multi-Semantic Identification, Platform Service Optimization, Incomplete Multi-Label Learning

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

随着电子商务平台的快速发展, 客户评论已成为连接消费者、商家与平台的重要信息载体。客户评论不仅反映消费者对商品质量、价格、物流、售后等方面的真实感受, 也蕴含着影响商品改进、服务优化和平台治理的重要信息。相较于传统的单一情感分类, 面向客户评论开展多语义识别更能发现消费者关注的焦点, 从而为商家运营改进、平台服务优化和评价治理提供更有针对性的数据支持。

然而, 在电子商务评论分析的实际应用中, 通常难以获取完整的评论标签: 一方面, 多标签依赖人工标注, 成本较高; 另一方面, 一条评论可能同时包含多个语义, 标注过程中容易导致部分标签缺失。标签缺失不仅会降低评论信息识别的准确性, 也会减小平台对消费者反馈信息的利用率, 进而影响商家的服务改进效果。因此, 研究标签缺失条件下的客户评论多语义识别问题具有较强的现实意义。

相关研究表明, 可以从标签相关性挖掘和低秩结构建模两个方面对缺失标签进行恢复。在标签相关性学习方面, 针对标签缺失场景下标签相关性刻画不准确的问题, Jia 等人[1]提出类标签融合引导的相关性学习方法, 该方法显著提升了标签缺失时的相关性刻画精度; Huang 等人[2]通过标签自表示实现了全局标签融合, 并结合标签特定特征学习缓解了缺失标签对相关性的影响。在低秩结构建模方面, 早期研究多采用核范数作为秩函数的凸近似, 例如 Zhu 等人[3]结合核范数与标签相关性实现了标签缺失时的多标签分类。但核范数易过度惩罚大奇异值而导致信息丢失, 因此为提升低秩近似精度, 学者们提出非凸低秩正则化方法, 如加权核范数[4]、Schatten-p 范数[5]、变换 Schatten-l 范数[6]。虽然这些非凸方法优于核范数, 但仍存在不能直接刻画矩阵秩的局限。

结合电子商务客户评论场景的特点, 本文在文献[1]已有的标签融合框架上进一步引入精确秩函数对评论标签空间中的潜在高阶结构进行直接刻画, 并采用 PALM 算法对所构建的非凸非光滑模型进行求解, 以提高标签缺失条件下客户评论多语义识别的有效性与稳定性。本文的主要贡献如下:

1) 面向平台服务优化与商家运营改进的需求, 构建电子商务客户评论多语义识别框架, 提升评论信

息在经营管理中的利用价值;

2) 针对评论标签缺失导致的信息识别偏差问题, 引入精确秩函数刻画标签空间的潜在高阶结构, 以增强评论标签的恢复能力;

3) 基于电子商务评论数据验证所提方法的有效性, 并讨论其在商家服务质量改进和平台评价治理中的应用意义。

本文的其余部分组织如下: 第2节介绍面向电商评论多语义识别的方法设计及求解过程; 第3节进行实验分析; 第4节提供了结论和未来研究的建议。

2. 方法

2.1. 模型建立

本文研究电子商务客户评论场景下的缺失多标签学习问题。设 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in \mathbb{R}^{n \times d}$ 为评论特征矩阵, $F = \{f_1, f_2, \dots, f_d\}$ 为特征集合, $L = \{l_1, l_2, \dots, l_m\}$ 为标签集合, $Y \in \{-1, 0, 1\}^{n \times m}$ 为不完整标签矩阵, 其中, n 表示评论数, d 表示特征维度, m 表示标签数。对任意评论 x_i , 其标签向量表示为 $y_i = (y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{im})$, 其中, $y_{ij} = 1$ 表示评论 x_i 涉及第 j 个语义标签, $y_{ij} = 0$ 表示不涉及该标签, $y_{ij} = -1$ 表示该标签缺失或未知。进一步定义观测指示矩阵 $E \in \mathbb{R}^{n \times m}$, 若 y_{ij} 已观测, 则 $e_{ij} = 1$; 否则 $e_{ij} = 0$ 。

本文在局部标签相关性学习与标签分布建模方面采用 CLFCL [1] 的基本思想, 进一步引入精确秩函数替代原有的非凸低秩近似。基于此, 本文构建如下模型:

$$\begin{aligned} \min_{H, C, W} & \frac{1}{2} \|E \circ (Y - HC)\|_F^2 + \frac{1}{2} \|H - XW\|_F^2 + \lambda_1 \|C - P\|_F^2 + \lambda_2 \|W\|_{2,1} + \lambda_3 \text{rank}(H) \\ \text{s.t. } & H \geq 0, H\mathbf{1} = \mathbf{1} \end{aligned} \quad (1.1)$$

其中, 第一项用于拟合已观测到的评论标签; 第二项约束评论特征到标签分布之间的回归一致性; 第三项用于约束二阶相关性矩阵 P 及其松弛矩阵 C ; 第四项通过 $l_{2,1}$ 范数抑制冗余特征; 第五项采用精确秩函数直接刻画评论标签空间中的高阶低秩结构; 约束中 $\mathbf{1}$ 表示为全 1 列向量。

2.2. 模型求解

为求解上述带约束的非凸非光滑优化问题(1.1), 本文采用 PALM 算法[7]求解, 首先原问题可等价重写为如下无约束形式:

$$\begin{aligned} \min_{H, C, W, Z} & \frac{1}{2} \|E \circ (Y - HC)\|_F^2 + \frac{1}{2} \|H - XW\|_F^2 + \lambda_1 \|C - P\|_F^2 + \lambda_2 \|W\|_{2,1} \\ & + \lambda_3 \text{rank}(H) + \rho \|H - Z\|_F^2 + \delta_\Delta(H) \end{aligned} \quad (1.2)$$

其中, $\rho \|H - Z\|_F^2$ 用于约束标签分布矩阵 H 与辅助变量 Z , 使变量保持一致性, $\Delta = \{H | H \geq 0, H\mathbf{1} = \mathbf{1}\}$,

$\delta_\Delta(H) = \begin{cases} 0, & H \in \Delta \\ +\infty, & H \notin \Delta \end{cases}$ 是单纯形约束指示函数。

记第 k 次迭代的变量为 (C^k, W^k, H^k, Z^k) , 则各变量的更新规则如下:

固定变量 (W^k, H^k, Z^k) , C 子问题是一个无约束的光滑凸优化问题, 可以按列导出闭式解:

$$c_j^{k+1} = \left((H^k)^T \text{diag}(e_j) H^k + 2\lambda_1 I \right)^{-1} \left((H^k)^T \text{diag}(e_j) y_j + 2\lambda_1 p_j \right) \quad (1.3)$$

其中, c_j 、 y_j 、 e_j 、 p_j 是矩阵 C 、 Y 、 E 、 P 的第 j 列, $\text{diag}(e_j)$ 为由 e_j 构成的对角矩阵。

固定变量 (C^{k+1}, H^k, Z^k) , W 的闭式解由分组软阈值算子给出:

$$w_i^{k+1} = \max \left(0, 1 - \frac{\lambda_2}{c_W^k \|v_i\|_2} \right) v_i \quad (1.4)$$

其中, $c_W^k = \gamma_W L_W^k > 0$ 为步长参数, $\gamma_W > 1$, $L_W^k = \|X\|_2^2$ 为光滑函数部分对应梯度在该块上的 Lipschitz 常数, w_i 和 v_i 分别为 W 和 $V_W^k = W^k - \frac{1}{c_W^k} X^\top (XW^k - H^k)$ 的第 i 行。

固定变量 (C^{k+1}, W^{k+1}, Z^k) , H 的更新如下:

$$H^{k+1} \in \arg \min_{H \in \Delta} \frac{c_H^k}{2} \|H - V_H^k\|_F^2 \Leftrightarrow H^{k+1} = \Pi_\Delta(V_H^k) \quad (1.5)$$

其中, $V_H^k = H^k - \frac{1}{c_H^k} \nabla_H \mathcal{H}(C^{k+1}, W^{k+1}, H^k, Z^k)$ ($\mathcal{H}$ 为问题(1.2)中的光滑函数部分), $c_H^k = \gamma_H L_H^k > 0$, $\gamma_H > 1$, $L_H^k = \|C\|_2^2 + 1 + \rho$ 。

固定变量 $(C^{k+1}, W^{k+1}, H^{k+1})$, 关于 Z 的子问题有:

$$Z^{k+1} \in \arg \min_Z \lambda_3 \text{rank}(Z) + \frac{c_Z^k}{2} \|Z - V_Z^k\|_F^2 \quad (1.6)$$

其中, $V_Z^k = Z^k - \frac{\rho}{c_Z^k} (Z^k - H^{k+1})$, $c_Z^k = \gamma_Z L_Z^k > 0$, $\gamma_Z > 1$, $L_Z^k = \rho$ 。

根据 Eckart-Young-Mirsky 定理[8], 问题(1.6)结合奇异值分解 $V_Z^k = U\Sigma V^\top$ 可转化为基于奇异值的更新。则(1.6)的最优解为:

$$Z^{k+1} = U \text{diag}(\tilde{\sigma}_1, \dots, \tilde{\sigma}_q) V^\top, \quad \tilde{\sigma}_i = \begin{cases} \sigma_i, & \sigma_i > \theta^k \\ 0, & \sigma_i \leq \theta^k \end{cases} \quad (1.7)$$

其中, $\sigma_1 \geq \dots \geq \sigma_q \geq 0$ 为矩阵 V_Z^k 的非负奇异值, $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_q)$ 是奇异值组成的对角矩阵, $\theta^k = \sqrt{\frac{2\lambda_3}{c_Z^k}}$ 。

综合上述求解, 提出如下算法:

算法 1: 秩正则标签融合学习算法(PALM)

输入: 特征矩阵 X , 标签矩阵 Y , 指示矩阵 E , 二阶相关性矩阵 P , 参数 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \rho$ 。

步 1: 初始化: $H^0 = \frac{1}{m} \mathbf{1}_{d \times m}$, $C^0 = \mathbf{0}_{m \times m}$, $W^0 = \mathbf{1}_{d \times m}$, $Z^0 = \mathbf{0}_{n \times m}$, $k = 0$ 。

步 2: while 未达到收敛准则 do

 根据式(1.3)更新 C^{k+1} ;

 根据式(1.4)更新 W^{k+1} ;

 根据式(1.5)更新 H^{k+1} ;

 根据式(1.7)更新 Z^{k+1} 。

步 3: end.

输出: 标签分布矩阵 H , 特征映射矩阵 W 。

2.3. 收敛性说明

由于模型中的光滑部分对各变量块 Lipschitz 连续，而非光滑部分对应的示性函数、 l_{21} 范数与秩函数均可归入 PALM 的标准分析框架，从而由文献[7]中的相关定理可知算法 1 收敛到临界点。

3. 实验

3.1. 实验设置

为验证所提方法在电子商务客户评论场景下的有效性，本节采用 Deniz 等[9]构建的两个电子商务客户评论多标签数据集 Electronic 和 Home 进行性能对比实验。两个数据集来源于电商评论，能够较好反映消费者对价格、物流、商品质量等多语义的表达特征，其中表 1 详细列出了数据集的信息，表 2 分别统计了数据集的标签名称。

Table 1. Dataset information

表 1. 数据集信息

数据集(中文名)	评论数	特征维度	标签数	数据来源
Electronic (电子产品)	13,450	1000	6	电子产品评论
Home (家居商品)	12,563	1000	10	家居商品评论

Table 2. Dataset label statistics

表 2. 数据集标签统计

Electronic		Home	
标签名称	中文含义	标签名称	中文含义
ürüngüzel	产品好	ürüngüzel	产品好
fiyatperformans	性价比	fiyatperformans	性价比
hızlıteslimat	快速配送	hızlıteslimat	快速配送
kaliteliürün	优质产品	kaliteliürün	优质产品
uygunfiyat	合适价格	uygunfiyat	合适价格
iyipaketleme	良好包装	iyipaketleme	良好包装
/	/	şıkduruyor	结实耐用
/	/	sağlamgeldi	完好到达
/	/	kırıkgeldi	破损到达
/	/	günlükkullanım	日常使用

为模拟真实场景下的标签缺失问题，在训练标签上人为构造 20%、50%和 80%三种缺失比例；为评估模型性能，实验采用多标签学习中常用的多种指标：平均精度(AP)、ROC 曲线下面积均值(AUC)、覆盖率(COV)、排序损失(RKL)和汉明损失(HAM)，其中 AP 和 AUC 值越高表示模型性能越好，COV、RKL 和 HAM 值越低则表示模型性能越优；对比方法选取 CLFCL [1]与本文方法(Ours)以考察精确秩函数在电

商评论标签恢复中的作用。

除总体性能对比外，本文进一步在 50%标签缺失率下进行评论实例验证，以说明模型在电子商务评论场景中的实际应用价值。具体而言，本文在测试集中进一步人为生成观测标签，保留每条评论的完整真实标签、缺失后的观测标签以及模型恢复标签，并从中筛选出能够正确恢复缺失语义的代表性评论进行展示。

3.2. 性能对比分析

表 3 汇总了在 20%、50%和 80%三种标签缺失率下 CLFCL 与本文方法在 2 个数据集上的实验结果。具体来看，本文方法在 Electronic 与 Home 上的 AP 和 AUC 整体优于 CLFCL，且在 COV 与 RKL 等排序指标上也表现更好。随着标签缺失率提高，CLFCL 在这两个数据集上的性能下降较为明显，而本文方法整体波动较小，表明精确秩函数在高缺失率条件下仍能较稳定地恢复标签分布结构，从而提升评论多语义标签的预测效果。

综合来看，本文方法能够更有效地挖掘标签间的高阶相关性，并在较高的标签缺失率下保持较好的稳定性与鲁棒性，验证了精确秩函数用于电子商务客户评论缺失多标签学习的有效性。

Table 3. Prediction results under three label missing rates
表 3. 三种标签缺失率下的预测结果

缺失率	指标	数据集	AP	AUC	COV	RKL	HAM
20%	CLFCL	Electronic	0.856	0.922	2.28	0.089	0.082
		Home	0.834	0.907	2.43	0.097	0.089
	Ours	Electronic	0.955	0.988	0.421	0.012	0.093
		Home	0.946	0.983	0.454	0.017	0.090
缺失率	指标	数据集	AP	AUC	COV	RKL	HAM
50%	CLFCL	Electronic	0.796	0.876	2.880	0.136	0.118
		Home	0.771	0.861	3.070	0.149	0.126
	Ours	Electronic	0.953	0.987	0.428	0.012	0.094
		Home	0.944	0.982	0.471	0.017	0.092
缺失率	指标	数据集	AP	AUC	COV	RKL	HAM
80%	CLFCL	Electronic	0.702	0.801	3.740	0.214	0.176
		Home	0.676	0.782	4.020	0.231	0.189
	Ours	Electronic	0.953	0.987	0.435	0.012	0.094
		Home	0.942	0.982	0.480	0.018	0.091

3.3. 评论实例分析

为进一步说明模型在电子商务评论场景中的实际应用价值，本文增加了评论实例分析。该实验能够更直观地说明所提方法在评论多语义恢复、商家问题定位和平台评价治理中的实际效果。表 4 和表 5 分别展示了电子产品与家居商品评论的实例及其对应标签。

结合图 1 中的各图可以看出, 电子产品评论(Electronic)与家居商品评论(Home)在标签空间中均表现出一定的可分性。尽管不同标签之间仍存在一定交叠, 但标签分布图(图 1(a)、图 1(b))、热力图(图 1(c)、图 1(d))和 t-SNE 特征分布图(图 1(e)、图 1(f))表明两类评论数据能在特征空间中形成相对稳定的语义结构, 这为模型开展多语义分类提供了较好的基础。

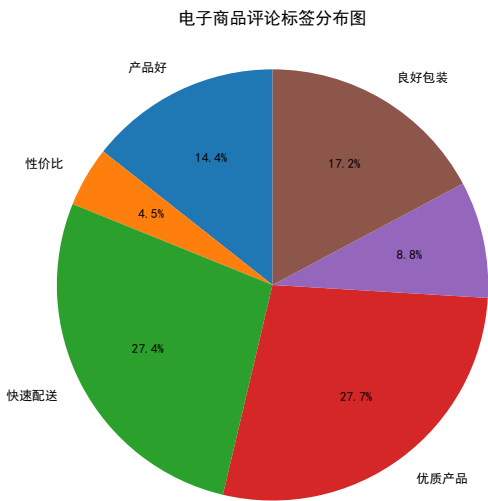
图 2 进一步从具体样本层面验证了模型的恢复效果。可以看出在 50%标签缺失条件下, 观测标签仅保留了部分评论语义, 而模型恢复标签能够较好补全被遗漏的信息。这说明所提方法不仅在总体指标上具有较好的分类效果, 还能够在具体评论标签中有效恢复缺失标签, 从而将原本不完整的评论信息转化为更清晰的语义类别结果。对于商家而言, 该方法有助于快速识别消费者反馈主要集中于商品质量、配送服务还是价格感知等环节, 进而支持问题定位与服务改进; 对于平台而言, 恢复后的多语义标签有助于更准确地理解评论内容结构, 提高评价信息整合与治理决策的准确性。因此, 本文方法不仅具有较好的分类效果, 也具有较强的实际应用价值。

Table 4. Electronic product review instance labels
表 4. 电子产品评论实例标签

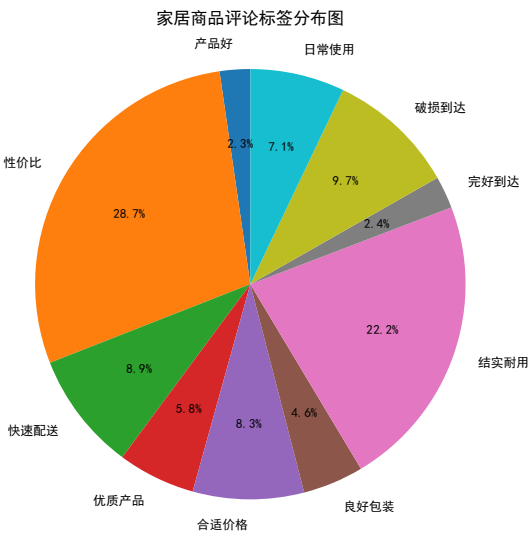
原始评论文本	评论文本(中文)	原始标签	标签(中文)
ürün çok güzel ve kaliteli.paketleme süper.gönül rahatlığıyla sipariş verebilirsiniz.satıcı firmada çok hızlı teşekkür ederim.	产品非常好且质量很高。包装超级好。可以放心下单。卖家发货非常快, 谢谢。	Ürüngüzel iyipaketleme kaliteliürün	产品好 良好包装 优质产品

Table 5. Home goods review instance labels
表 5. 家居商品评论实例标签

原始评论文本	评论文本(中文)	原始标签	标签(中文)
Daha önce farklı bi satıcıdan almıştım çok iyi paketlenmişti bu sefer farkında olmadan başka satıcıdan almışım kırık geldi ne yazık ki umarım telafi edilir.	我以前从另一个卖家那里买过, 包装得很好。这次不小心从别的卖家买的, 结果收到的是碎的, 真可惜, 希望能得到赔偿。	Iyipaketleme kırıkgeldi	良好包装 破损到达



(a) 电子产品标签分布图



(b) 家居商品标签分布图

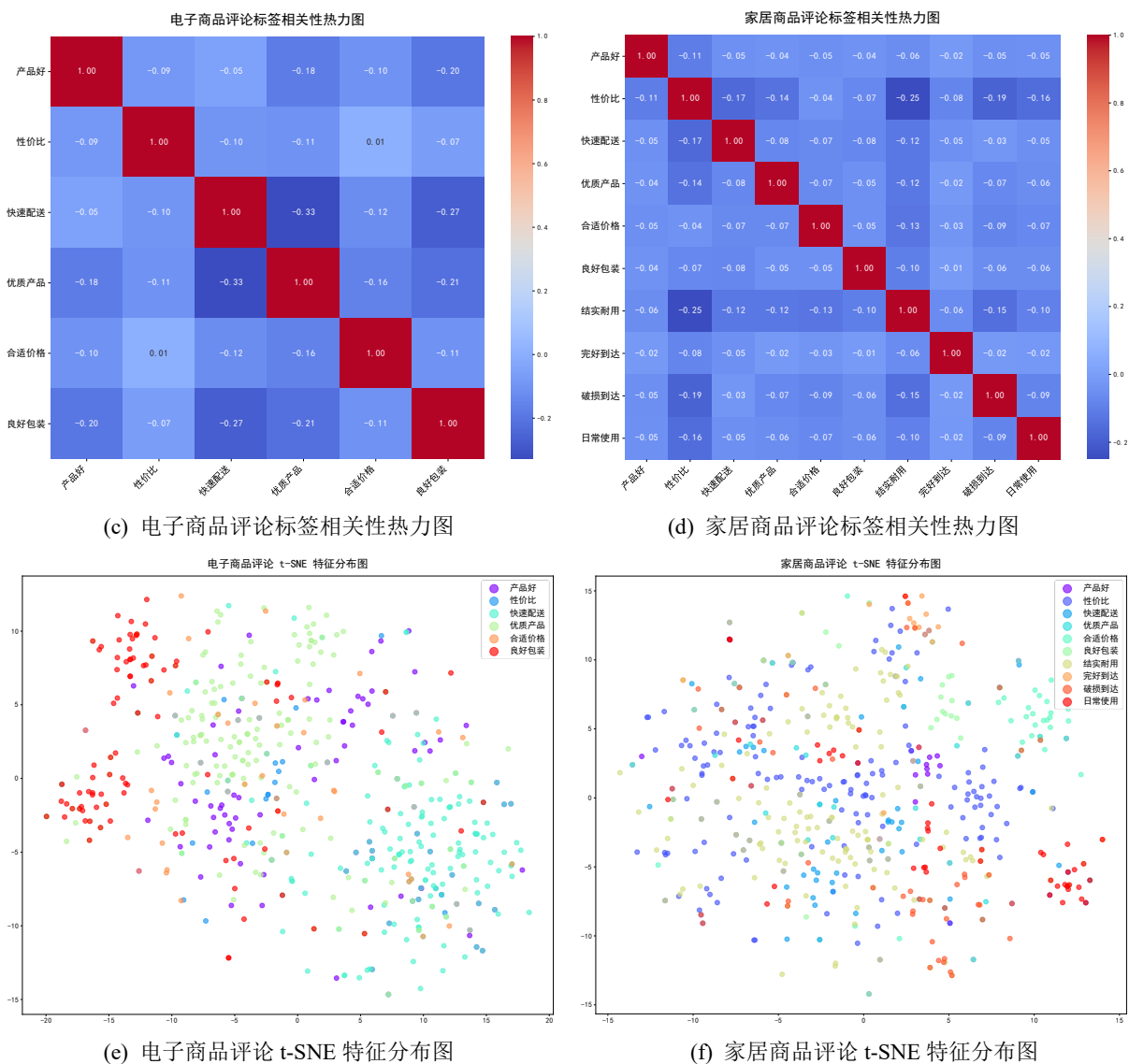
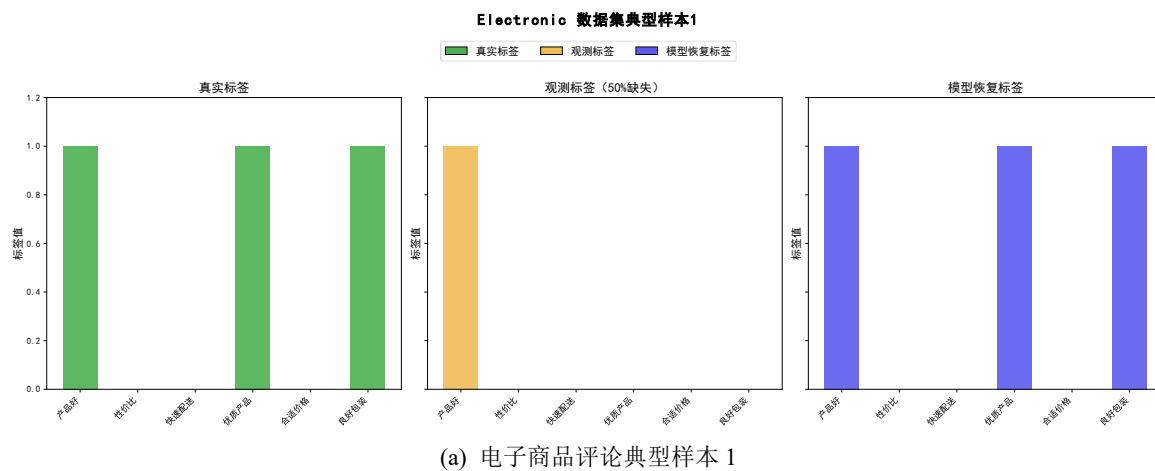


Figure 1. Multi-dimensional visual analysis of e-commerce review datasets
图 1. 电商评论数据集多维度可视化分析



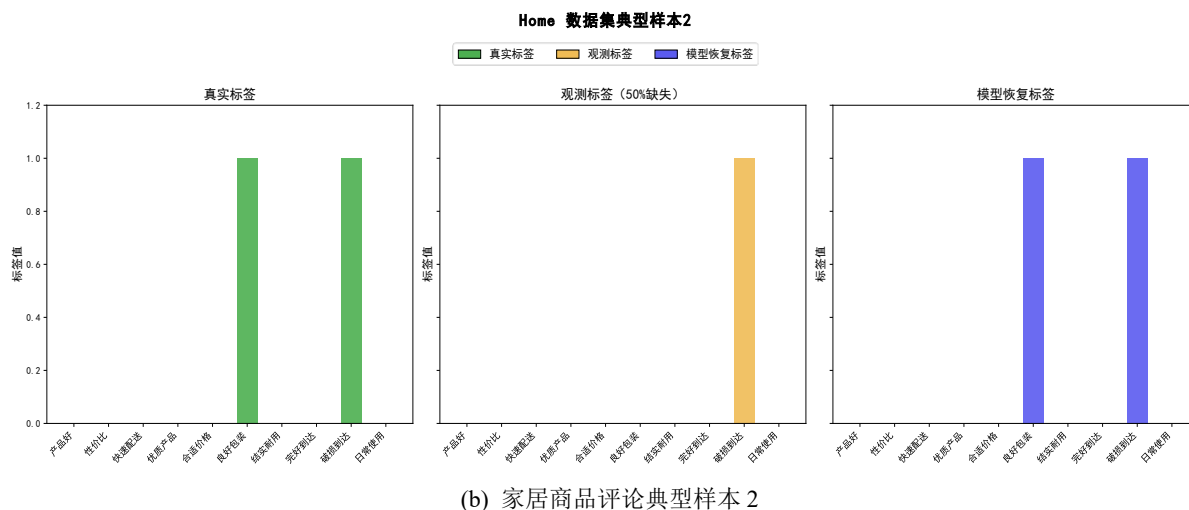


Figure 2. Typical samples of e-commerce review dataset

图 2. 电商评论数据集典型样本

3.4. 结果分析

本节围绕电子商务客户评论场景对所提方法进行了实验验证。性能对比结果表明, 基于精确秩函数与 PALM 的多语义识别方法在不同标签缺失率下均取得了较好的分类效果, 在 AP、AUC、COV 和 RKL 等指标上整体优于对比方法, 且在高缺失率条件下仍保持较好的稳定性与鲁棒性。这说明精确秩函数能够更有效地刻画标签空间中的潜在高阶结构, 从而提升标签缺失条件下的评论多语义分类能力。

进一步结合标签分布、相关性特征和评论实例分析可以看出, 本文方法不仅能够提高总体分类性能, 还能够具体评论层面恢复缺失的价格、物流、质量、包装和使用体验等关键信息。该方法有助于将分散的客户评论转化为更清晰的语义类别结果, 从而为商家进行问题定位、服务优化和运营改进提供支持, 同时也为平台理解评论结构、识别高频问题等提供了有效参考。

4. 结论与展望

本文面向电子商务客户评论场景中的标签缺失问题, 研究了缺失多标签学习在评论多语义识别中的应用。针对客户评论包含价格、物流、质量等多语义且标签容易缺失的特点, 本文在标签融合框架上引入精确秩函数, 对评论标签空间中的潜在高阶结构进行直接刻画, 并采用 PALM 算法完成模型求解。实验结果表明, 所提方法在 Electronic 和 Home 两个电子商务评论数据集上取得了较好的分类效果, 在不同标签缺失率下均表现出较好的稳定性与鲁棒性; 同时, 结合评论实例分析可以发现该方法能够恢复缺失的价格、物流、质量、包装等关键信息, 从而提高客户评论多语义识别的完整性和可解释性。总体来看, 本文方法能够为商家问题定位、服务质量改进以及平台评价治理提供一定的数据支持和方法参考。

但是本文的对比方法相对有限, 后续可进一步与更多缺失多标签学习方法进行系统比较, 以更全面地验证模型优势; 同时, 本文的精确秩函数求解过程中涉及奇异值分解, 在大规模数据场景下存在一定计算开销, 后续可从低复杂度优化、并行计算等方面进行改进, 以增强模型在真实电子商务平台中的应用效率与适用性。

基金项目

国家自然科学基金项目(12661062, 12261020)和贵州省基础研究计划重点项目(黔科合基础 ZD [2026])

054)。

参考文献

- [1] Jia, Q.W., Deng, T.Q., Yang, M., Wang, Y. and Wang, C.Z. (2025) Class Label Fusion Guided Correlation Learning for Incomplete Multi-Label Classification. *Information Fusion*, **120**, Article 103072. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2025.103072>
- [2] Huang, J., Qin, F., Zheng, X., Cheng, Z.K., Yuan, Z.X., Zhang, W.G. and Huang, Q.M. (2019) Improving Multi-Label Classification with Missing Labels by Learning Label-Specific Features. *Information Sciences*, **492**, 124-146. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2019.04.021>
- [3] Zhu, Y., Kwok, J.T. and Zhou, Z. (2018) Multi-Label Learning with Global and Local Label Correlation. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, **30**, 1081-1094. <https://doi.org/10.1109/tkde.2017.2785795>
- [4] Pan, H., Xu, H., Zheng, J., Shao, H. and Tong, J. (2024) A Semi-Supervised Matrixized Graph Embedding Machine for Roller Bearing Fault Diagnosis under Few-Labeled Samples. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, **20**, 854-863. <https://doi.org/10.1109/tii.2023.3265525>
- [5] Zhang, H., Qian, J., Zhang, B., Yang, J., Gong, C. and Wei, Y. (2020) Low-Rank Matrix Recovery via Modified Schatten- P Norm Minimization with Convergence Guarantees. *IEEE Transactions on Image Processing*, **29**, 3132-3142. <https://doi.org/10.1109/tip.2019.2957925>
- [6] Zhang, S. and Xin, J. (2018) Minimization of Transformed L_1 Penalty: Theory, Difference of Convex Function Algorithm, and Robust Application in Compressed Sensing. *Mathematical Programming*, **169**, 307-336. <https://doi.org/10.1007/s10107-018-1236-x>
- [7] Bolte, J., Sabach, S. and Teboulle, M. (2014) Proximal Alternating Linearized Minimization for Nonconvex and Non-smooth Problems. *Mathematical Programming*, **146**, 459-494. <https://doi.org/10.1007/s10107-013-0701-9>
- [8] Horn, R.A. and Johnson, C.R. (1985) Matrix Analysis. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/cbo9780511810817>
- [9] Deniz, E., Erbay, H. and Coşar, M. (2022) Multi-label Classification of E-Commerce Customer Reviews via Machine Learning. *Axioms*, **11**, Article 436. <https://doi.org/10.3390/axioms11090436>