

服装类用户生成内容封面特征对消费者点击行为的影响

林琳¹, 徐玉婷¹, 何瑛^{*1,2,3}

(1. 浙江理工大学 服装学院, 浙江 杭州 310018; 2. 浙江理工大学 丝绸文化传承与产品设计数字化技术文化和旅游部重点实验室, 浙江 杭州 310018; 3. 浙江理工大学 浙江省服装工程技术研究中心, 浙江 杭州 310018)

摘要:为提升社交媒体中服装类用户生成内容(UGC)的点击率,提出一种针对UGC封面的评价和测量方法。结合社交平台中UGC封面的特点,构建视觉特征和文本特征两个维度共13个关键特征的评价方案,应用图像处理技术适配并优化各特征的测量方法;以小红书平台4280个服装UGC封面为样本,通过负二项回归模型分析视觉特征对点击量的影响。结果表明,图片尺寸、模糊程度、前景位置、前景占比、人脸遮挡度、背景亮度、背景复杂度7个特征均显著影响消费者点击量。研究结果为社交媒体创作者的UGC创作活动及社交平台的UGC评价机制提供参考。

关键词:服装类用户生成内容;图像处理技术;视觉特征;封面图片;负二项回归;社会化电商
中图分类号:F713.55 文献标志码:A 文章编号:2096-1928(2025)04-0368-09

Influence of Clothing User-Generated Content Cover Features on Consumer Click Behavior

LIN Lin¹, XU Yuting¹, HE Ying^{*1,2,3}

(1. School of Fashion Design and Engineering, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China; 2. Key Laboratory of Silk Culture Heritage and Products Design Digital Technology, Ministry of Culture and Tourism, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China; 3. Apparel Engineering Technology Research Center of Zhejiang Province, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: To improve the click-through rate of clothing user-generated content (UGC) on social media, this study proposed an evaluation and measurement method specifically for UGC covers. Incorporating the characteristics of UGC covers in social platforms, it constructed an evaluation scheme comprising two dimensions of visual features and textual features, with 13 key characteristics. Image processing techniques were applied to adapt and optimize the measurement methods for each feature. Taking 4280 fashion UGC covers from the rednote platform as samples, this paper analyzed the impact of visual features on click-through volume through a negative binomial regression model. The results indicate that seven features all significantly influenced consumer click-through rates, including image size, blur level, foreground position, foreground proportion, facial occlusion degree, background brightness, and background complexity. The findings provide practical references for social media creators' UGC production activities and the UGC evaluation mechanisms of social platforms.

Key words: clothing user-generated content, image processing technology, visual features, cover picture, negative binomial regression, social e-commerce

收稿日期:2022-09-21; 修订日期:2025-04-30。

基金项目:文化和旅游部重点实验室开放项目(2020WLB09)。

作者简介:林琳(1998—),女,硕士研究生。

*通信作者:何瑛(1978—),女,副教授,硕士生导师。主要研究方向为服装消费心理及感性工学。

Email: Daisy_Jacky@163.com

近年来,以小红书为代表的社会化电商平台迅速发展并取得了显著成效。这类平台的核心竞争力在于其用户生成内容 (user-generated content, UGC),即以评论、帖子、笔记等形式呈现的各类原创信息。UGC 来源于用户的真实使用体验和评价,相较于常规的品牌商业营销,往往具备更高的可信度,因此逐渐成为影响消费者购买决策的重要因素^[1]。

社会化电商平台通常以排列有序的 UGC 封面图片作为用户界面的主要呈现方式,用户通过点击封面图片访问并阅读完整的 UGC。服装作为高度依赖视觉、触觉的产品类别,在社会化电商环境中具有特殊性——消费者无法直接通过物理触摸感受面料舒适度,也无法通过试穿判断尺寸是否合身,且不同消费者的服装需求和风格偏好各异^[2]。UGC 是消费者获取服装面料性能、功能特性、设计风格以及使用场景等关键信息的重要渠道^[3],而封面则是获取这些信息的关键入口,封面被消费者点击,产品信息才有被认知的机会,因此了解消费者对 UGC 封面的喜好、提升封面点击率是优化产品营销链条的重要触点。

目前,针对电子商务平台消费者行为的研究方法主要为实验法和问卷量表法,通过收集受访者对图片样本的主观评价数据来评估其视觉特征(如复杂度、对称性、美观性、主体对象等)^[4-6]。这种方法对图片视觉特征的维度和数量都有较大限制,研究结果也具有较高的主观性。目前,已有学者将图像处理技术应用于电子商务相关图像研究中,通过机器算法提取图片的视觉特征(如颜色、纹理、形状、构图等),进而基于视觉特征预测个体偏好,探究图片特征与消费者行为间的关系^[7-10]。但这些研究较多着眼于图像的提取精度和效率,从技术上探究图像的识别质量,对视觉特征的选取比较单一,且对服装类 UGC 视觉特征的综合提取和分析较少。现有研究表明,图像处理软件能够处理海量图片数据,提取更多人工难以精确测量的复杂图像特征,且受人为影响较小^[11-12]。

文中以服装类 UGC 封面为研究对象,结合前人研究结果和社会化电商主页布局的特点,构建完整的特征框架,适配并优化特征的测量方法,从而对 UGC 封面进行较为全面和客观的评价。以小红书中服装类 UGC 为样本,构建负二项回归模型,探究 UGC 特征对消费者点击行为的影响,以期内容为内容创作者和平台优化视觉呈现、提升用户参与度提供理论依据与实践指导。

1 UGC 封面特征框架构建

社会化电商主页有多种呈现方式,但每个 UGC 都是独立的个体,由封面图片和标题文本两部分构成,因此将 UGC 封面特征划分为封面视觉特征、文本特征两个维度,进一步构建 UGC 封面特征研究框架。

1.1 封面视觉特征

以“电子商务”“视觉特征”“图像处理”“消费者行为”为检索关键词,通过 Web of Science 进行文献检索,经标题、摘要筛选及全文验证,最终选出 52 篇聚焦视觉特征的相关文献,对研究的特征进行梳理与编码,从研究对象和视觉特征两个方面进行统计,结果如图 1 所示。

由图 1 可见,研究对象大多集中在产品图像和网页设计两个类别,而关于服装类 UGC 封面特征的研究较少;在视觉特征方面,研究视角多聚焦于色彩、复杂度和人脸,其次是产品位置、模特及亮度,其中,以服装为研究对象的文献大多将色彩、人脸和产品位置作为影响消费者的视觉特征展开研究。

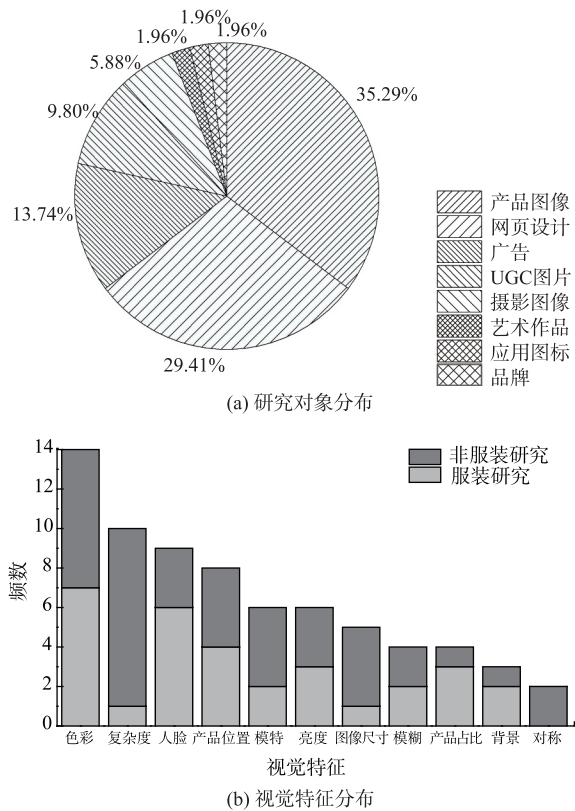


图 1 封面视觉特征相关研究分布情况
Fig. 1 Distribution of research related to cover visual features

社会化电商平台主页中的 UGC 封面图片通常将产品置于场景前,消费者浏览时会自动区分前景

和背景^[13]。服装类 UGC 同样如此,其封面也会明确区分前景(服装产品和模特)、背景(其他环境元素),以帮助消费者更清晰地理解产品。因此,将 UGC 封面图片视觉特征框架构建为全局、前景、背景 3 个维度。全局特征为图片的整体视觉特征,包括图片尺寸、模糊程度、色彩;前景特征包括前景位置、前景占比以及人脸遮挡度;背景特征包括背景的复杂度和亮度。

1.2 文本特征

文本特征主要包含 UGC 的账户信息和标题信息。账户信息包含该账户的粉丝数量和该 UGC 的点击数量,拥有高粉丝量的账号发布的 UGC 往往点击量会更高^[14]。标题信息由字符数量、表情符号和字符含义组成。字符数量过多会导致消费者产生阅读障碍与视觉认知负荷,而表情符号对消费者的

参与行为有显著影响^[14-15]。鉴于文中研究聚焦于封面图片的视觉特征,因此对标题文本中字符的情感、主题等深层次含义不作主要探究,字符含义仅通过标题中是否包含品牌信息进行测量^[16]。

1.3 框架构建

文中构建了服装类 UGC 封面视觉研究框架,包含封面视觉特征、文本特征两大维度,具体如图 2 所示。其中,封面视觉特征中的全局、前景和背景特征是影响消费者点击行为的主要因素。基于所构建的封面视觉特征及文本特征,进一步展开后续的特征测量,采用图像处理等技术提取深层次的全局、前景、背景、标题及账户特征,并将其设置为自变量、因变量以及控制变量,最终基于提取出的特征结果进行负二项回归分析,探究各项视觉特征对点击量的影响。

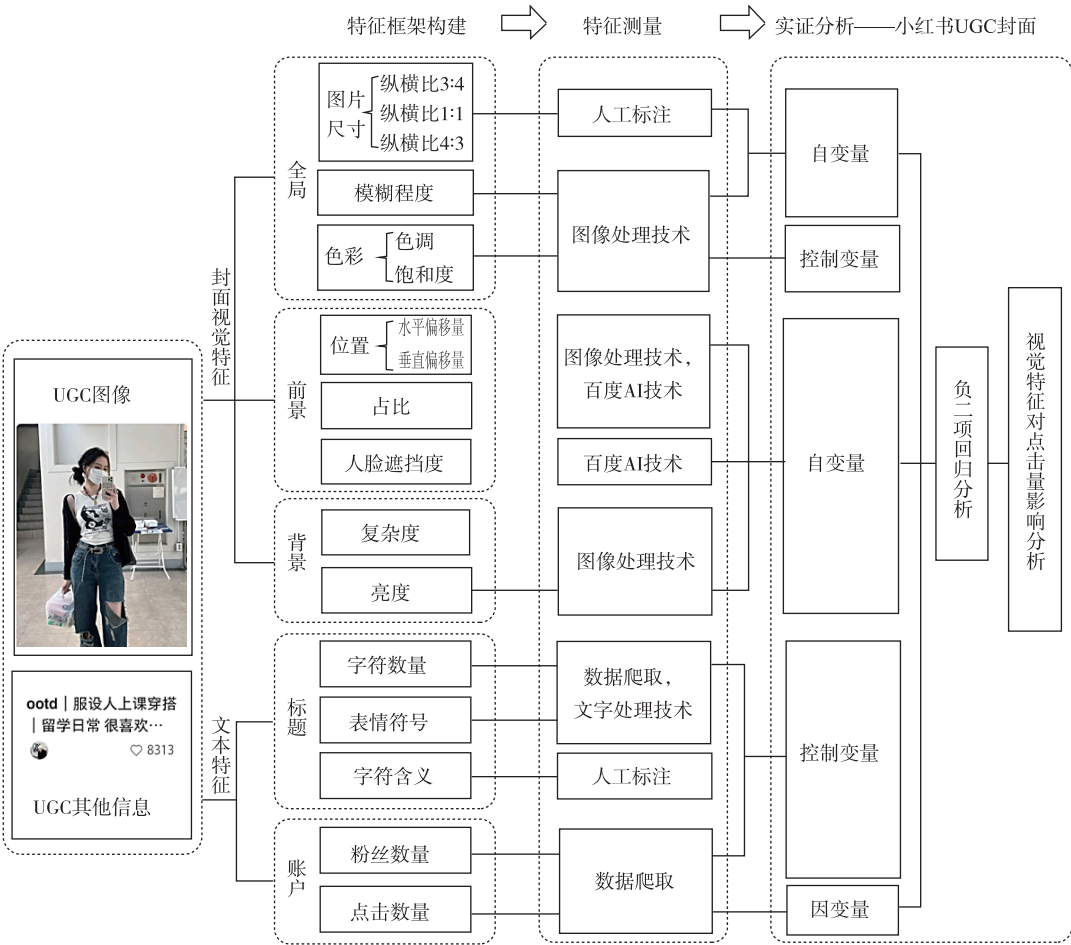


图 2 服装 UGC 封面视觉研究框架构建

Fig.2 Construction of a visual research framework for clothing UGC covers

2 UGC 封面特征测量

利用图像处理技术和人工标注相结合的方法,

测量 8 项封面视觉特征($f_1 \sim f_8$);利用文字处理技术以及爬虫技术测量 6 项控制变量($s_1 \sim s_6$),UGC 特征及测量方法具体见表 1。

表 1 UGC 特征及测量方法

Tab.1 UGC features and measurement methods

变量	特征	编号	名称	变量解释	测量方法
自变量	全局	f_1	图片尺寸	图片纵横比为 3:4、1:1、4:3 的 3 种封面	人工标注
		f_2	模糊程度	图片是否模糊	模糊估计技术 ^[16]
	前景	f_3	水平偏移量	前景质心坐标距图片中心坐标水平方向的偏移量	百度 AI 人像提取,质心计算
		f_4	垂直偏移量	前景质心坐标距图片中心坐标垂直方向的偏移量	
		f_5	占比	前景面积的占比	百度 AI 人像提取,区域计算
		f_6	人脸遮挡度	人脸被遮挡的程度	百度 AI 人脸识别
	背景	f_7	复杂度	背景的拥挤程度	尺度不变特征变换关键点识别 ^[17-18]
		f_8	亮度	背景的平均亮度	
	色彩	s_1	平均色调	图片的平均色调	色彩模型中像素点的平均亮度、色调、饱和度
		s_2	平均饱和度	图片的平均饱和度	
控制变量	标题信息	s_3	品牌存在	标题中是否存在品牌名称	人工标注
		s_4	字符数量	标题中字符的数量	Excel 中的 LEN 函数、SUBSTITUTE 函数
		s_5	表情数量	标题中表情的数量	
	账户特征	s_6	粉丝数量	账户关注者数量	Python 爬取

2.1 图片尺寸

图片尺寸特征为 f_1 。将图片纵横比为 3:4 的封面标记为 1,图片纵横比为 1:1 的封面标记为 2,图片纵横比为 4:3 的封面标记为 3。

2.2 图片模糊程度

UGC 封面的模糊特征为 f_2 。文中采用 TONG H H 等^[17]提出的模糊估计技术进行图片模糊度计算。该技术原理为:图像模糊时,大多 Dirac 结构和 Astep 结构将消失,而 Gstep 结构和 Roof 结构则会失去锐度。基于此,若检测到模糊特征,则将变量设置为 1;反之则将变量设置为 0。同时,从数据集中随机抽取 200 张图片,邀请 5 名编码员对图片模糊程度进行人工评测,以验证模糊估计技术的准确率。结果显示,该技术的平均准确率为 90.90%,说明与人眼对模糊程度的判别基本吻合。

2.3 前景位置及占比

提取图片中的人像作为前景,其余作为背景。百度 AI 能够准确识别人体的轮廓范围并将人像与背景进行分离,提取的边界清晰且处理迅速,因此文中采用百度 AI 提取人像,具体过程如图 3 所示。百度 AI 的返回值为人像前景图[见图 3(b)]。使用 Python 软件中基于阈值的二值化算法,将人像前景图转换为二值图,其中人像区域呈白色,背景区域呈黑色[见图 3(c)]。前景质心坐标 (u,v) 中 u 值的计算公式为

$$u = \frac{\sum_{i=1}^M p_i u_i}{\sum_{i=1}^M p_i}; \tag{1}$$

$$p_i = \begin{cases} 1 & \text{前景} \\ 0 & \text{背景} \end{cases} \tag{2}$$

式中: u_i 为图片中任意像素点在纵轴上的坐标,其对应的像素值为 p_i ; M 为像素点的总行数。

同理,计算质心坐标的 v 值。将质心坐标 (u,v) 到图片中心水平方向的偏移量(Δu)和垂直方向的偏移量(Δv)分别作为特征 f_3 和 f_4 [见图 3(d)]。

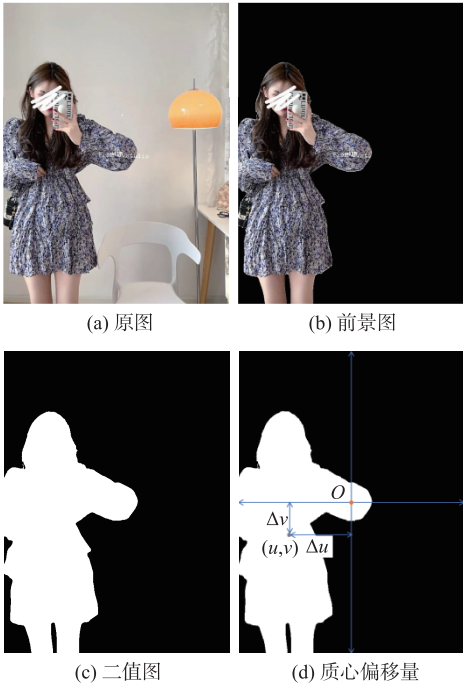


图 3 前景人像提取及质心偏移量获取

Fig.3 Foreground portrait extraction and centroid offset acquisition

前景面积用二值图中前景区域的总像素数表示。文中使用图片中前景区域像素数量与图片像素

总数的比值来确定封面图片中前景的大小,作为特征 f_5 。为评估前景提取的准确性,从数据集中随机抽取 100 张图片,邀请 5 名编码员进行前景标注,通过对比人工标注区域与百度 AI 识别区域的重合度,测得百度 AI 前景识别的像素级精度达 86.54%。该结果证实了百度 AI 应用于前景提取中的有效性。

2.4 人脸遮挡度

采用百度 AI 开放平台的人脸识别接口检测图片中的人脸特征,获取眼睛、鼻子、嘴巴等关键部位的遮挡参数。人脸遮挡度通过计算各部位遮挡参数的平均值得出。返回值为 1 时,记为“无人脸 = 0”;返回值在 0.3 ~ < 1 之间时,记为“存在部分人脸 = 1”;返回值小于 0.3 时,记为“有人脸 = 2”。将人脸遮挡度作为特征 f_6 。同时,对人脸判别的准确性进行评估,从数据集中随机抽取 200 张图片,邀请 5 名编码员对人脸遮挡度进行人工编码,从而验证百度 AI 的人脸算法准确性。结果显示,人脸检测算法准确率为 91.00%,表明机器与人眼的判别基本相符合。

2.5 背景复杂度

图片复杂度可以用图片中需注意的细节数量表示^[18]。为了衡量图片复杂度,文中采用尺度不变特征变换(scale-invariant feature transform, SIFT)识别关键点, SIFT 能够捕获关键点附近区域的方向、位置和尺度信息^[19]。图 4 为前景区域及全局检测到的 SIFT 关键点。文中采用 CHENG H 等^[20]对背景复杂度的衡量方法,将全局与前景 SIFT 关键点数量的差值定义为背景复杂度 f_7 。同时,随机抽取 200 张图片,邀请 5 名编码员按照 1 ~ 5 的等级评估图片的背景复杂程度,从而验证 SIFT 测量的可靠性。相关性检验显示,5 名编码员评估结果的相关性大于 0.77,图像处理技术与 5 名编码员评估结果的相关性均大于 0.75,均呈现显著相关。结果表明,使用 SIFT 评估背景复杂度具有较高的准确性。



(a) 前景区域

(b) 全局

图 4 SIFT 关键点识别

Fig. 4 SIFT key point recognition

2.6 背景亮度

HSL 色彩模型较为接近人类感知的颜色表示方式且理解上更加直观,被广泛应用于人类视觉感知、计算机视觉及图像分析等领域中^[21]。文中用 HSL 色彩模型中的亮度(L)表示背景亮度,定义为 f_8 ,为背景区域像素点的平均亮度值,其计算公式为

$$f_8 = \frac{1}{|I|} \sum_{i \in I} L(i) \quad (3)$$

式中: I 为图片的像素集合; $|I|$ 为图片的总像素数; i 为任意像素点。

2.7 控制变量

2.7.1 色彩 鉴于图片色彩对视觉特征的显著影响,文中将色相(H)与饱和度(S)两项色彩参数作为控制变量,并基于 HSL 色彩模型实现色彩特征的测量。平均色相及饱和度能够粗略统计图片的色彩特征,文中分别将其定义为 s_1, s_2 ,具体计算公式为

$$s_1 = \frac{1}{|I|} \sum_{i \in I} H(i) \quad (4)$$

$$s_2 = \frac{1}{|I|} \sum_{i \in I} S(i) \quad (5)$$

式中: I 为图片的像素集合; $|I|$ 为图片的总像素数; i 为任意像素点。

2.7.2 标题信息 对标题信息进行文本特征测量。采用人工标注法识别标题中的品牌信息,若存在品牌信息标记为 1,不存在则标记为 0,标记结果作为控制变量 s_3 。利用 Excel 中的 LEN 函数计算标题净字符数,作为控制变量 s_4 。通过 SUBSTITUTE 函数过滤表情符号,采用原始文本与过滤后的字符数差值计算表情符号数量,作为控制变量 s_5 。

2.7.3 账户特征 采用爬虫技术获取账户的关注者数量,作为控制变量 s_6 。

3 实证分析

3.1 数据采集及预处理

文中以小红书平台服装类 UGC 作为研究对象,通过 Python 爬虫程序采集 2022 年 3 月 15 日当天“穿搭”话题下的原始笔记数据 4 588 条,并对数据进行 3 次筛选:①剔除内容明显无关联;②清除封面统一资源定位符(uniform resource locator, URL)缺失及标题本文为空的数值;③基于笔记账号以及内容去除重复、多次发布的笔记。最终获取有效样本 4 280 条,涵盖封面图片 URL、标题文本、互动数据以及账户基础数据。其中,互动数据包含点赞量,鉴于无法直接获取小红书中 UGC 的点击数据,文中将点赞数量作为点击量的代替指标;账户基础数据包含粉丝数量。

变量的描述性统计结果见表 2。因变量最大值

为 132 513,均值为 2 528,数据呈显著离散特征。6 项控制变量 $s_1 \sim s_6$ 与 8 项自变量 $f_1 \sim f_8$ 的最小值与最

大值均差异显著,表明将控制变量引入模型是合理的,同时自变量指标也具有较好的区分度。

表 2 描述性统计结果

Tab.2 Descriptive statistical results

项目	因变量	自变量								控制变量					
	点击量	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7	f_8	s_1	s_2	s_3	s_4	s_5	s_6
平均值	2 528	1.12	0.88	55.74	84.95	0.37	1.00	1 128.00	91.00	47.58	59.43	0.19	14.85	0.43	42 886
标准差	7 245	0.38	0.33	72.88	70.27	0.21	0.88	1 458.00	38.84	23.77	25.73	0.39	6.04	0.87	338 464
最小值	1	1.00	0	0.01	0.01	0.03	0	0	0	5.17	2.32	0	1.00	0	0
最大值	132 513	3.00	1.00	425.30	478.00	1.00	2.00	17 189.00	235.20	150.50	215.90	1.00	38.00	18.00	10 700 000

对变量间的相关性和共线性进行计算,结果见表 3、表 4。由表 3 可见,各变量间存在显著的相关性,其中,自变量前景质心坐标 f_3 与 f_4 的相关性系数为 0.660,其余自变量间的相关系数绝对值均低于 0.6,

表明自变量间不存在高度线性相关。由表 4 可见,所有自变量容差(1/VIF)均大于 0.1,方差膨胀因子(VIF)均小于 10,不存在多重共线性问题。相关性及共线性均通过检测,满足进行回归分析的前提条件。

表 3 相关性分析结果

Tab.3 Correlation analysis results

变量	点击量	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7	f_8	s_1	s_2	s_3	s_4	s_5	s_6
点击量	1.000														
f_1	-0.068***	1.000													
f_2	-0.046**	-0.022	1.000												
f_3	-0.053***	0.476***	-0.038*	1.000											
f_4	-0.066***	0.342***	-0.052***	0.660***	1.000										
f_5	-0.002	0.068***	0.096***	0.055***	-0.166***	1.000									
f_6	0.069***	-0.139***	-0.015	-0.133***	0.063***	-0.329***	1.000								
f_7	0.047**	0.007	-0.215***	0.116***	0.258***	-0.331***	0.114***	1.000							
f_8	-0.046***	-0.055***	-0.021	-0.006	0.098***	-0.545***	0.224***	0.090***	1.000						
s_1	0.021	-0.018	0.013	-0.017	-0.010	0.012	-0.009	0.086***	0.008	1.000					
s_2	-0.024	-0.004	-0.041**	-0.008	-0.004	0.074***	0.022	0.044**	-0.176***	-0.052***	1.000				
s_3	0.061***	0.036*	-0.009	-0.039**	-0.096	0.003	-0.135***	-0.036*	0.003	-0.030	0.007	1.000			
s_4	0.071***	0.005	-0.032*	-0.012	-0.025	0.016	-0.032*	0.002	-0.025	-0.032**	0.026*	0.315***	1.000		
s_5	-0.137***	0.158***	-0.010	0.187***	0.155***	0.001	-0.003	-0.041**	0.071***	-0.026	-0.015	0.162***	-0.037*	1.000	
s_6	0.441***	-0.057***	-0.049**	-0.151***	-0.161***	-0.024	0.052***	0.017	-0.049**	-0.011	0.021	0.145***	0.112***	-0.259***	1.000

注:***, **, * 分别表示在 0.001,0.01,0.05 水平上显著。

表 4 共线性诊断结果

Tab.4 Collinearity diagnostic results

变量	VIF	1/VIF	变量	VIF	1/VIF
f_1	1.33	0.75	f_8	1.51	0.66
f_2	1.06	0.95	s_1	1.02	0.98
f_3	2.17	0.46	s_2	1.04	0.96
f_4	2.04	0.49	s_3	1.18	0.85
f_5	1.76	0.57	s_4	1.23	0.81
f_6	1.20	0.83	s_5	1.13	0.89
f_7	1.27	0.79	s_6	1.15	0.87

3.2 负二项回归分析

采用点击量作为因变量。由表 2 可知,点击量最小值为 1,最大值为 132 513,均值为 2 528,标准差为 7 245,表明数据离散程度极大。因变量频数分布情况如图 5 所示。由图 5 可见,点击量取值均为非负整数,呈显著长尾分布,且不服从正态分布,属于计数

型变量。基于数据离散程度较高的情况,文中建立负二项回归模型,其概率方程为

$$\Pr(Y = y_i | \mathbf{x}_i) = \frac{\Gamma(y_i + \theta)}{\Gamma(y_i + 1)\Gamma(\theta)} \left(\frac{\theta}{\theta + \lambda_i}\right)^\theta \left(\frac{\lambda_i}{\theta + \lambda_i}\right)^{y_i} \quad (6)$$

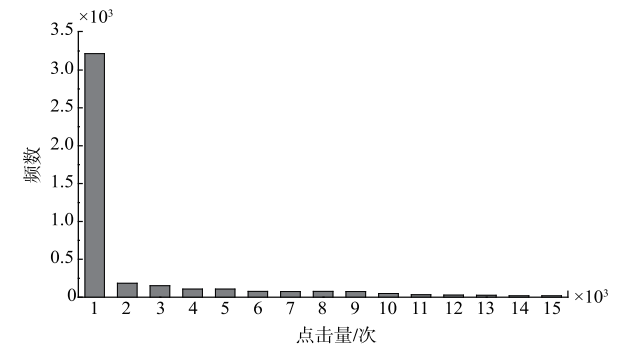
式中: Y 为点击量的随机变量; $\mathbf{x}_i$ 为第 i 个样本的特征向量; y_i 为随机变量 Y 的一个具体观测值;参数 θ 用于修正数据的过度离散; λ 为事件发生强度。当 $\theta = 0$ 时,负二项回归等同于泊松回归,即 $\lambda_i = \exp(\mathbf{x}_i\boldsymbol{\beta})$,展开为

$$\ln[\lambda(\mathbf{x}_i)] = c_i + \mathbf{x}_{i1}\boldsymbol{\beta}_1 + \mathbf{x}_{i2}\boldsymbol{\beta}_2 + \cdots + \mathbf{x}_{i16}\boldsymbol{\beta}_{16} + \varepsilon_i \quad (7)$$

式中: c 为截距项; $\boldsymbol{\beta}$ 为系数向量; ε 为误差项。考虑到背景复杂度、背景亮度与点击量之间可能呈非线性关系,因此在模型中额外引入背景复杂度 f_7 、背景亮度 f_8 的平方项用于检测 U 形关系。因此,最终模型中包含 6 项控制变量、8 项自变量以及背景复杂度与背景亮度两项的平方项,共计 16 个变量。

文中使用 Stata 软件构建负二项回归模型,并采用逐步回归法验证模型。模型 1 仅包含控制变量;模型 2 在模型 1 的基础上,引入视觉特征相关变量;模

型 3 在模型 2 基础上,进一步加入背景复杂度、背景亮度两项的平方项。负二项模型回归结果见表 5。由表 5 可见,3 个模型的 $\ln\alpha$ 值显著不为 0,表明存在过度离散现象,因此泊松回归不适应,而应采用负二项模型回归;3 个模型的似然比检验(likelihood ratio test)结果均显示统计显著性,Prob > chi² = 0.000,说明模型具有统计学意义。同时,对数似然值(loglikelihood)从模型 1 到模型 3 单调递增,表明逐步加入变量后,模型拟合效果得到提升。



注:点击量大于 15 000 次时不再绘制。

图 5 因变量频数分布

Fig. 5 Frequency distribution of dependent variable

表 5 负二项模型回归结果

Tab. 5 Regression results of negative binomial model

变量	模型 1		模型 2		模型 3	
s_1	-0.890***	(-4.25)	-1.100***	(-5.13)	-1.249***	(-5.79)
s_2	-0.397	(-1.44)	-0.846**	(-3.12)	-0.556*	(-1.98)
s_3	-1.028***	(-11.54)	-0.880***	(-9.61)	-0.913***	(-10.01)
s_4	1.642***	(8.09)	1.255***	(5.75)	1.554***	(7.00)
s_5	-2.786***	(-3.40)	-2.869***	(-3.55)	-3.098***	(-3.82)
s_6	0.658***	(41.02)	0.675***	(41.18)	0.707***	(41.76)
f_1			-0.397***	(-4.68)	-0.380***	(-4.63)
f_2			-0.475***	(-4.64)	-0.339**	(-3.28)
f_3			0.872***	(3.37)	1.012***	(3.89)
f_4			-1.573***	(-5.61)	-1.576***	(-5.55)
f_5			1.174***	(5.23)	0.694**	(2.85)
f_6			-0.084	(-1.96)	-0.122**	(-2.85)
f_7			2.079***	(4.23)	5.235***	(6.03)
f_8			0.260	(0.98)	-5.234***	(-6.15)
f_7^2					-7.919***	(-4.43)
f_8^2					6.342***	(6.84)
_cons	1.452***	(7.82)	1.648***	(5.53)	2.270***	(7.12)
lnalpha	1.478***	(87.41)	1.460***	(86.20)	1.451***	(85.62)
loglikelihood	-27 265.29		-27 195.70		-27 165.48	
Prob>chi ²	0.00		0.00		0.00	

注:***, **, * 分别表示在 0.001, 0.01, 0.05 水平上显著; $N = 4\,280$ 。

由模型 3 的回归结果可以看出,自变量中,图片尺寸、模糊程度、人脸遮挡度、前景质心垂直偏移量均对点击量具有显著负向影响;前景质心水平偏移量、前景占比对点击量具有显著正向影响。背景复杂度、背景亮度平方项的结果均显示通过显著性检验。其中,背景复杂度平方项的回归系数为负,表明背景复杂度与点击量之间存在显著的倒 U 形关系,说明在一定的背景复杂度范围内,点击量会随背景复杂度的提升而增加,但当复杂度超过阈值后,点击量将下降。同理,背景亮度平方项的回归系数为正,表明背景亮度与点击量呈正 U 形曲线关系,说明当背景亮度处于最优水平时,点击量达到最高,当亮度低于或高于最优水平时,点击量均较低。

3.3 结果分析

1) 图片尺寸、模糊程度、人脸遮挡度对点击量具有显著负向影响,表明消费者更偏爱点击图片尺寸较大、清晰度高、人脸遮挡度高的封面。较大尺寸的图片能提供更丰富的产品信息,从而促进消费者的点击行为;清晰且对焦的图片则有助于提升视觉舒适度与观看体验;此外,适度增加图片中人脸的遮挡程度,能够减少人脸对产品信息的干扰,增强服装产品本身对消费者的吸引力。

2) 前景质心坐标的水平偏移量、垂直偏移量分别对点击量产生显著正向与负向影响,说明前景位置在水平和垂直方向上遵循不同的规则,即消费者倾向于点击水平方向接近左右三分线(图片宽度 1/3 位置)、垂直方向靠近中心点的服装类 UGC 封面。在图片纵横比为 3:4 的情况下,前景位于垂直方向居中位置有利于产品展示和视觉聚焦;而水平方向靠近三分线则符合经典三分法构图法则,能有效提升封面的美感与视觉吸引力。

3) 前景占比对点击量具有显著正向影响,表明消费者更倾向于点击前景区域占比较大的封面。较大的前景占比能更清晰地呈现服装的整体搭配及细节信息,有助于消费者寻找自己的关注点,从而促进点击行为的发生。

4) 背景复杂度、背景亮度分别与点击量呈倒 U 形曲线、正 U 形曲线关系。这表明消费者偏好背景复杂度适中的图片,同时对于背景亮度,则表现出较低或较高水平的偏好。复杂度适中的封面图片既有助于消费者理解产品,避免因背景过度复杂而分散消费者注意力,同时也能够防止图片因元素过多而杂乱,保证整体美观性。前景与背景间较大的亮度差异能够突出前景信息,提升图片可读性与视觉舒适度。因此,较亮或较暗的服装类 UGC 封面背景有

助于吸引消费者的注意力。

4 结 语

文中结合前人研究结果和社会化电商主页布局的特点,创新构建了涵盖视觉特征和文本特征的服装类 UGC 封面综合评价体系,并适配当前较成熟的图像处理技术,精准测量了小红书平台 4 280 个服装类 UGC 封面样本。通过负二项回归分析,探究视觉特征对消费者点击行为的影响,得出图片尺寸、模糊程度、前景质心坐标的垂直偏移量和人脸遮挡度对点击量存在负向影响;前景质心坐标的水平偏移量、前景占比对点击量存在正向影响;背景亮度、背景复杂度与消费者点击量呈 U 形曲线关系。结果显示,在服装类 UGC 封面设计中,视觉特征显著影响点击量,其影响模式包含线性与非线性机制。研究结果不仅为产品零售商提供了 UGC 封面设计优化指南,也为平台预测点击潜力、实现优质内容的精准推送提供了关键特征模型,有助于提升平台用户体验。

但当前研究仅针对 UGC 封面视觉特征展开,未来可扩充 UGC 特征广度,如图片内容、情感倾向、文本语义等;研究主要针对静态封面特征,后期也可结合用户浏览路径、停留时间等动态交互数据进行更全面分析;此外,文中结论仅适用于服装类目,未来可拓宽至其他品类,验证视觉特征的普适性或探索不同品类的特异性。

参考文献:

[1] 李雪,沈雷. 服装品牌在新媒体环境下的营销策略研究[J]. 丝绸, 2020, 57(10): 65-70.
LI Xue, SHEN Lei. Research on marketing strategy of clothing brands in the new media environment[J]. Journal of Silk, 2020, 57(10): 65-70. (in Chinese)

[2] 周倩颖,曲洪建. 穿搭视频上传者视频发布对消费者服装购买意愿的影响[J]. 服装学报, 2023, 8(3): 276-282.
ZHOU Qianying, QU Hongjian. Impact of the video posting of uploader wearing on consumers' willingness to buy clothes[J]. Journal of Clothing Research, 2023, 8(3): 276-282. (in Chinese)

[3] 杨珩宇,朱奕. 服装测评信息特征对消费者购买意愿影响[J]. 丝绸, 2025, 62(3): 89-97.
YANG Hengyu, ZHU Yi. Influence of clothing evaluation information characteristics on consumers' purchase intention[J]. Journal of Silk, 2025, 62(3): 89-97. (in Chinese)

[4] 叶许红,韩芳芳,翁挺婷. 网购平台产品图片视觉特征的影响作用研究[J]. 管理工程学报, 2019, 33(2): 84-91.
YE Xuhong, HAN Fangfang, WENG Tingting. The effects of product pictures' visual features in the context of online purchasing[J]. Journal of Industrial Engineering and Engineering Manage-

- ment, 2019, 33(2): 84-91. (in Chinese)
- [5] 于琛琪, 穆芸. 潮牌服装网店视觉营销对购买意愿的影响[J]. 毛纺科技, 2021, 49(10): 91-99.
YU Chenqi, MU Yun. Research on the influence of visual merchandising of street fashion brand online stores on consumers' purchase intention[J]. Wool Textile Journal, 2021, 49(10): 91-99. (in Chinese)
- [6] 武瑞娟, 欧晓倩, 李东进. 图片呈现对消费者关注及接近行为影响效应研究[J]. 管理评论, 2021, 33(12): 176-186.
WU Ruijuan, OU Xiaoqian, LI Dongjin. The effect of picture presentation on consumer's attention and approach behavior[J]. Management Review, 2021, 33(12): 176-186. (in Chinese)
- [7] GRAHAM D J, REDIES C. Statistical regularities in art: relations with visual coding and perception[J]. Vision Research, 2010, 50(16): 1503-1509.
- [8] CEROSALETTI C D, LOUI A C. Measuring the perceived aesthetic quality of photographic images[C]//2009 International Workshop on Quality of Multimedia Experience. San Diego: IEEE, 2009: 47-52.
- [9] LIU L Q, PREOTIUC-PIETRO D, SAMANI Z R, et al. Analyzing personality through social media profile picture choice [C]//Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media. Cologne: ICWSM, 2016: 211-220.
- [10] KONG S, SHEN X H, LIN Z, et al. Photo aesthetics ranking network with attributes and content adaptation [C]//Computer Vision-ECCV 2016. Cham: Springer, 2016: 662-679.
- [11] WANG M Y, LI X, CHAU P Y K. Leveraging image-processing techniques for empirical research: feasibility and reliability in online shopping context[J]. Information Systems Frontiers, 2021, 23(3): 607-626.
- [12] FERWERDA B, TKALCIC M. Predicting users' personality from instagram pictures: using visual and/or content features? [C]//Proceedings of the 26th Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization. Singapore: ACM, 2018: 157-161.
- [13] TREISMAN A M, GELADE G. A feature-integration theory of attention[J]. Cognitive Psychology, 1980, 12(1): 97-136.
- [14] LI Y Y, XIE Y. Is a picture worth a thousand words? An empirical study of image content and social media engagement[J]. Journal of Marketing Research, 2020, 57(1): 1-19.
- [15] AZIMI J, ZHANG R F, ZHOU Y, et al. Visual appearance of display ads and its effect on click through rate[C]//Proceedings of the 21st ACM International Conference on Information and Knowledge Management. Maui: ACM, 2012: 495-504.
- [16] XIA H S, PAN X T, ZHOU Y J, et al. Creating the best first impression: designing online product photos to increase sales[J]. Decision Support Systems, 2020, 131: 113235.
- [17] TONG H H, LI M J, ZHANG H J, et al. Blur detection for digital images using wavelet transform [C]//2004 IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Taipei: IEEE, 2004: 17-20.
- [18] JANISZEWSKI C, MEYVIS T. Effects of brand logo complexity, repetition, and spacing on processing fluency and judgment[J]. Journal of Consumer Research, 2001, 28(1): 18-32.
- [19] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [20] CHENG H, ZWOL R, AZIMI J, et al. Multimedia features for click prediction of new ads in display advertising[C]// Proceedings of the 18th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Beijing: ACM, 2012: 777-785.
- [21] IBRAHEEM N A, HASAN M M, KHAN R Z, et al. Understanding color models: a review[J]. ARPN Journal of Science and Technology, 2012, 2(3): 265-275.

(责任编辑:沈天琦)