

控制与决策

Control and Decision

社交网络中基于代言人价值排序算法的移动优惠券投放决策

田应东, 杨文胜, 戴静怡

引用本文:

田应东, 杨文胜, 戴静怡. 社交网络中基于代言人价值排序算法的移动优惠券投放决策[J]. *控制与决策*, 2023, 38(10): 2987–2995.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.1793>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[一种基于免疫机理的确定性移动机器人路径规划算法](#)

A path planning algorithm of deterministic mobile robot based on immune mechanism
控制与决策. 2021, 36(10): 2418–2426 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0059>

[基于 \$\text{pm}3\sigma\$ 正态概率区间分族遗传蚁群算法的移动机器人路径规划](#)

Path planning of mobile robot based on $\text{pm}3\sigma$ normal probability interval population division using genetic ant–colony algorithm
控制与决策. 2021, 36(12): 2861–2870 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0745>

[移动机器人运动规划中的深度强化学习方法](#)

Deep reinforcement learning for motion planning of mobile robots
控制与决策. 2021, 36(6): 1281–1292 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0470>

[考虑定向能力的竞争性企业优惠券定向投放与定价策略](#)

Strategy of targeted delivery and pricing for competitive corporate coupon with orientation capability
控制与决策. 2020, 35(12): 3035–3044 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0356>

[凸优化与A*算法结合的路径避障算法](#)

Convex optimization and A–star algorithm combined path planning and obstacle avoidance algorithm
控制与决策. 2020, 35(12): 2907–2914 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0351>

社交网络中基于代言人价值排序算法的 移动优惠券投放决策

田应东, 杨文胜[†], 戴静怡

(南京理工大学 经济管理学院, 南京 210094)

摘要: 为了在社交网络中选择高价值代言人以达到尽可能好的移动优惠券投放效果, 首先, 根据粉丝数量和活跃状态对代言人社会传播能力进行建模, 并利用移动优惠券类型的偏好程度和移动优惠券转发率对代言人个体分享意愿进行建模; 然后, 基于社会传播能力和个体分享意愿提出代言人价值的概念, 设计代言人价值排序算法 (endorser value rank algorithm); 接着, 在考虑代言人价值的基础上, 针对企业利润和代言人收益最大化的多目标优化问题, 建立移动优惠券投放模型, 并设计基于遗传算法的 HFNSGA 算法, 据此实现社交网络中基于代言人价值的移动优惠券投放; 最后, 通过在 GitHub 上的真实用户数据集对 EVRank 算法进行实验. 实验结果表明, EVRank 算法在准确率和匹配率上均优于其他相关算法, 同时, 算例分析表明, HFNSGA 算法不仅可有效地求解高维多目标优化问题, 且其解集有较好的分布性和均匀性, 能够有效指导企业进行移动优惠券投放决策.

关键词: 社交网络; 代言人价值; 移动优惠券投放; 优惠券面值; EVRank; HFNSGA

中图分类号: C93; F272.3

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.1793

引用格式: 田应东, 杨文胜, 戴静怡. 社交网络中基于代言人价值排序算法的移动优惠券投放决策 [J]. 控制与决策, 2023, 38(10): 2987-2995.

Mobile coupon distribution decision based on the endorser value rank algorithm in social networks

TIAN Ying-dong, YANG Wen-sheng[†], DAI Jing-yi

(School of Economics and Management, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: In order to select high-value endorsers in social networks to achieve the best possible mobile coupon distribution effect. Firstly, the endorser's social communication ability is modeled according to the number of fans and active status. At the same time, the preference degree of mobile coupon types and the forwarding rate of mobile coupons are used to model the individual's sharing willingness of the endorser. Secondly, the concept of endorser value is proposed from the social communication ability and the individual sharing willingness, and the endorser value ranking algorithm is designed. Then, on the basis of considering the value of the endorser, aiming at the multi-objective optimization problem of maximizing the profit of the firm and the profit of the endorsers, a mobile coupon distribution model is established, and the high face-value non-dominated sorting genetic algorithm (HFNSGA) based on the genetic algorithm is designed, which can realize the distribution of mobile coupons based on the endorser value in social networks. Finally, experiments are conducted on the real user data set on the GitHub, the results show that the EVRank algorithm is superior to other related algorithms in accuracy and matching rate. At the same time, the example analysis shows that the HFNSGA algorithm can not only effectively solve the high-dimensional multi-objective optimization problem, but also its solution set has good distribution and uniformity, which can effectively guide enterprise to make mobile coupon distribution decision.

Keywords: social networks; endorser value; mobile coupons distribution; coupon face value; EVRank; HFNSGA

0 引言

随着以移动互联网技术为支撑的社交媒体平台的兴起和繁荣, 正丰富着人们的社交生活, 社交网络

的传播优势不仅体现于沟通交流, 还被众多企业用来进行社交网络营销. 优惠券作为一种重要的营销工具, 在市场细分和价格歧视上表现出强大的能力,

收稿日期: 2021-10-18; 录用日期: 2022-05-17.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (71771122); 江苏省哲学社会科学基金项目 (19GLB009); 江苏省研究生科研与实践创新计划项目 (KYCX20_0334).

[†]通讯作者. E-mail: wensheng_yang@163.com.

*本文附带电子附录文件, 可登录本刊官网该文“资源附件”区自行下载阅览.

并在价格制定上扮演着重要角色^[1],企业常通过线下实体渠道和线上电商渠道进行优惠券促销等价格折扣活动,以期获得消费者的青睐和保持竞争优势。当前,也有企业将优惠券作为社交网络化营销手段^[2],这将进一步拓宽企业的营销渠道。

移动互联网的渗透率已超过了PC端的传统互联网,使得消费者会更多地通过移动设备而非计算机获取优惠券,相关研究表明,美国超过80%的数字优惠券用户通过移动设备兑换优惠券^[3]。优惠券的兑换和赎回行为可帮助企业提高营销效果,因此优惠券投放应更加高效和智能,以精准和有效识别优惠券的接收和实际使用者。

在社交网络化营销中,为了扩大营销的传播范围,进而提高营销效果,经常会选择合适且具有影响力的社交网络用户作为企业营销的代言人^[2]。社交网络代言人是指在社交网络中具有强大传播能力且愿意与朋友共享相关信息的普通消费者^[4]。借助此概念,通过社交网络代言人投放移动优惠券,可缩短信息传播距离并加快信息传播速度,极大提高移动优惠券投放的精准度,实现交流的互动性,使其能够成为重要的移动优惠券投放渠道。同时,这种促销方式,一方面可利用社会化媒体的高渗透率,使得移动优惠券的社会化分享能够达到更大的传播范围。另一方面,基于用户间的信任能力,由朋友分享的移动优惠券会有更高的认可度。因此,企业应如何找到具有优惠券传播倾向和高优惠券扩散意愿的代言人,向消费者精准传播优惠券和持续保持优惠券传播活动,同时企业如何利用识别出的代言人进行移动优惠券投放决策,这是本文需要回答的关键性问题。但是,以往对于该问题的探讨,仅考虑了传播能力或分享意愿中的一方面,且在企业进行优惠券投放决策时较少涉及对代言人进行识别。

当前,学术界针对优惠券投放、社交网络代言人和多目标优化问题进行了诸多讨论。其中,优惠券投放与企业营销决策密切相关,主要是在考虑消费者和产品属性的基础上,探讨优惠券面值和赎回率等因素对产品定价和利润的影响,常使用数学模型,尤其是博弈建模的研究方法,如Bauner等^[5]在商家和品牌形成的不同优惠券投放组合下,探讨了两品牌间的竞争策略;King等^[6]基于共付优惠券被提出的背景下,研究了患者、保险公司和药品制造商谁会从中获利的问题;Li等^[7]针对3种全渠道模式(线上购买、线下提货的BOPS模式、Showroom模式与二者相结合),对优惠券促销和全渠道运营策略进行探讨;司银元等^[8]基

于企业的定向能力,致力于解决竞争性企业优惠券定向投放问题;覃梦等^[9]在考虑市场上存在双寡头非对称竞争性厂商情形下,研究了基于LBS的移动定向优惠券投放策略;李宗活等^[10]讨论了在全渠道环境下存在制造商品牌垄断和零售商自有品牌情形的优惠券促销策略。关于移动优惠券投放的研究主要关注消费者行为、价格歧视作用和投放渠道等方面的运营决策,围绕优惠券的价值实现过程展开,关于如何指导企业在社交网络中利用代言人投放移动优惠券的研究并不多见^[2,11],且关于社交代言人的探讨更多见于移动广告投放的研究领域^[4,12]。

针对社交网络代言人的研究,有学者从代言人社会传播能力角度研究社交网络种子节点选择的算法,即探讨代言人社会影响力的问题。常规启发式算法主要研究节点度、紧密中心度、介数中心度和特征向量中心度等问题,但是由于种子集中所选的有影响力的节点始终是聚类邻居,只会得到次优影响范围,而如Yin等^[13](SPR算法)、Wang等^[14](离散飞蛾火焰优化方法)、翁克瑞等^[15](整数规划模型)以及顾秋阳等^[16](改进的灰狼优化算法)通过设计新的启发式算法,可识别合适的网络代言人,并可解决网络节点影响力问题。也有学者研究个体优惠券分享意愿,一般与包含人口统计学、心理和行为等个体特征,包括优惠券面值、类型和投放赎回时间等移动优惠券属性以及消费者和企业角度的社交分享行为等影响因素有关,如Hanson等^[17]研究了被分享接受者身份和折扣结构对社交优惠券分享的影响;Tang等^[18]探讨了消费者对于社交网络中移动优惠券推荐赎回意愿的影响因素,发现推荐信任和经济利益正向影响赎回意愿,其中经济利益即为优惠券促销力度和面值;Meyners等^[19]针对开发的经验模型确定代言人是否会分享优惠券,结果表明,随着时间流逝,代言人佣金的减少会降低其分享优惠券的意向;魏尉等^[20]通过构建嵌套的Stackelberg博弈模型,讨论企业的最优分享奖励机制设计,研究发现,社交关系强弱对企业奖励给新用户和代言人具有重要影响,这也将影响企业收益。虽然这些研究可为企业制定优惠券投放计划提供一些策略性参考,但是由于优惠券和社交数据多来源于用户调查、实验和有限数据集,对社交网络代言人的识别较为局限。综上所述,在移动优惠券投放的研究中,大部分算法并没有同时考虑代言人的能力和意愿这两个重要因素,或偏重于纯算法,或偏重于纯理论,并不能给出较好的解决方案。

遗传算法通常用于解决多目标优化问题,非支配

排序遗传算法(NSGA)、向量评价遗传算法(VEGA)、适应性权重遗传算法(AWGA)和基于参考点的多目标进化算法(RPMOEA)是最具代表性的多目标遗传算法. Li等^[21]通过使用进化非支配的多目标排序遗传算法开发更高性能的汽油发动机和提升节油潜力;余廷芳等^[22]建立了反向传播VEGA模型,以解决燃煤电站锅炉燃烧中的多目标优化问题;Eckert等^[23]采用适用性权重遗传算法,用于解决燃料消耗和性能提升的多目标优化问题,实验表明,可实现10.7%的燃料节省和8.33%的性能提升;何江红等^[24]提出了参考点自适应调整下评价指标驱动的高维多目标进化算法(MaoEA-IAR),在处理具有不同Pareto前沿形状的优化问题上表现出较好的算法性能. 以上关于多目标遗传算法的研究主要是为了解决自然科学领域生产开发上遇到的问题,而在社会科学领域用于解决经营管理中出现的问题尚不多见.

基于此,本研究拟从用户分享移动优惠券的能力和意愿两个角度出发,既考虑了基于代言人自身属性上的客观能力,又考虑了基于代言人用户行为上的主观意愿,并根据社交网络用户的粉丝数和活跃程度、对移动优惠券投放类型的转发率和偏好程度等因素,提出代言人价值的概念,设计基于PageRank算法思想的代言人价值排序算法(EVRank),并在GitHub数据集上进行实验,以验证该算法的有效性,然后根据代言人价值构建基于企业利润最大化和代言人收益最大化的多目标优惠券投放决策模型,并通过设计HFNSGA算法对模型进行求解和算例分析,研究结果可有效指导企业进行优惠券投放决策.

1 问题描述和模型假设

企业若想在社交网络中开展优惠券营销活动,以达到较好的社交营销效果,最主要的是需要识别具有高价值的代言人传播和分享移动优惠券,以实现优惠券的精准投放. 根据情境领导理论^[25]可知,有能力和有意愿是员工走向成熟和出色完成工作的2个重要标志. 借助此概念和相关研究^[2,4,12],若想使得社交网络中的代言人实现对移动优惠券高效和精准的投放,则必须要从社会传播能力和个体分享意愿这2个维度衡量代言人的价值,既考虑了代言人的自身传播属性,又关注了代言人的自身分享行为. 具体而言,可从代言人的粉丝数量^[26]、活跃程度^[27](活跃次数、活跃时间)方面度量其社会传播能力,可从代言人对某领域移动优惠券内容的转发率^[28]、对某个移动优惠券类型的偏好程度^[2]度量其个体分享意愿. 基于此,提出了社交网络中的代言人价值排序算法(endorser

value rank algorithm, EVRank),分析思路如图1所示.

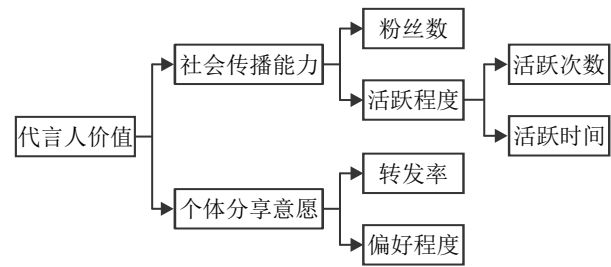


图 1 代言人价值算法设计的整体框架

在识别高价值的代言人后,企业需要根据代言人的价值进行移动优惠券投放决策. 一般而言,鉴于单个代言人传播范围有限,企业常与多个代言人合作以进行移动优惠券的投放. 企业投放优惠券的根本目的是为了利润最大化,代言人传播和分享优惠券也是为了最大化自身收益,基于此,可将该问题看作是一个多目标优化问题,企业根据代言人价值和努力水平对产品价格和优惠券面值进行决策,代言人根据产品价格和优惠券面值对自身努力水平进行决策,以最大化企业利润和代言人收益.

考虑由单个企业、多个代言人和消费者群体组成的系统,企业一方面通过传统线上直销方式向消费者销售产品,此时,消费者无法使用优惠券折扣;另一方面通过多个代言人在社交网络中向消费者传播和分享移动优惠券的方式销售产品,此时,消费者均能够使用优惠券折扣,其中,每个代言人传播和分享移动优惠券的消费者市场均是不重叠的.

假设 α 为消费者对代言人传播和分享优惠券的偏好程度,代言人 $u(u = 1, 2, \dots, n)$ 的努力水平和价值分别为 e_u 和 V_u . 代言人在传播和分享优惠券过程中,给人以乐于助人和知识丰富的印象,从而会获得一个帮助朋友作出良好购买决定的内在收益 s_0 . 代言人帮助消费者获得优惠券而自己并没有获得任何报酬奖励,会给消费者带来正面的感知印象,即为代言人分享的感知印象 s_1 . 代言人在传播和分享优惠券中所付出的努力成本为 $be_u^2/2$ ^[29],其中 b 为努力成本系数($b > 0$). 企业的产品价格为 p ,通过代言人投放的优惠券面值为 $f_u, p - f_u > 0$. 根据消费者直接向企业在线购买和通过代言人分享的优惠券链接进行购买效用的无差异点可知,本文考虑产品定价较小时的情形,即 $p < \frac{f_u}{1 - \alpha}$ (限于篇幅,不再赘述). 根据上述问题描述和假设可知,消费者直接购买和通过代言人分享购买的企业需求函数分别为

$$Q_d = 1 - \frac{f_u}{1 - \alpha},$$

$$Q_f = \frac{f_u}{1 - \alpha} - \frac{p - f_u}{\alpha} + \theta e_u + \beta V_u.$$

其中: θ 为代言人的努力水平对需求变动的影
响系数, β 为代言人价值对需求变动的影
响系数. 综上分析,企业需求和移动优惠券投
放系统如图2所示.

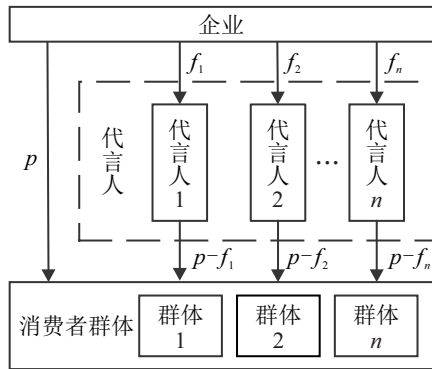


图2 企业需求和移动优惠券投放系统

2 社交网络中代言人价值排序算法

2.1 代言人价值度量模型

对于社交网络中的代言人,其价值是指在不考虑
代言人链接关系的前提下,根据代言人在社交网络
中现实活动情况下得出的一个直观价值. 主要表现
为代言人传播移动优惠券的能力和分享移动优惠券
的意愿,即代言人在传播和分享移动优惠券的过程
中,传播能力越大,分享意愿越强,代言人的影响力越
大. 基于此,提出代言人 u 的价值度量模型为

$$V(u) = A(u) \times W(u). \quad (1)$$

其中: $A(u)$ (ability)为代言人 u 的社会传播能力,
 $W(u)$ (willingness)为代言人 u 的个体分享意愿. 式(1)
表明,只有代言人的分享能力与意愿相匹配时,才能
充分发挥出代言人的价值.

2.1.1 代言人社会传播能力的度量

从社交网络节点的自身属性出发,分析代言人的
社会传播能力. 一个社交网络代言人节点的影响力
不仅与其粉丝数量^[26]有关,还与其活跃程度^[27](活跃
次数、活跃时间)有关.

1) 粉丝数.

在社交网络中,粉丝数量已成为普通人体现自我
价值、获得社会认同和显现身份地位的重要指标. 粉
丝数量越多,越容易使其成为“意见领袖”,其在社交
网络中的影响力也便越大. 粉丝数量越多,越有利于
代言人传播优惠券,同时,由于粉丝基数较大,接收到
优惠券并赎回和兑换的数量也会越多.

2) 活跃程度.

与网页的时效性类似,社交网络中也有新用户和
老用户,老用户依靠其长期建立的社交关系和在线行
为来取得较高的影响力. 当老用户积累较高的影响
力后,若最近不再进行社交活动,或从此离开社交平

台,则由于其之前所积累的社交关系依然会获得较高
的影响力排名. 而一个新加入社交平台且影响力深
远的社会名人,由于在社交网络中的积累不足,并不
能够取得较高的影响力排名. 活跃程度越高,会使得
社交网络中的粉丝对代言人越加信赖,代言人的行为
对于粉丝的影响程度也越深. 因此,本文将代言人活
跃情况按年份进行划分,给不同时段的活跃次数赋
时权重 w ,并引入指数衰减函数(exponential decay
function)^[30]来模拟发文时间对代言人价值的影响,即
代言人发文时的时间距当前时间越久,该代言人的社
会传播影响力越小. 指数衰减权重数值随着时间的
推移呈现指数形式逐渐放缓地衰减,即这个数值的衰
减速度与当前值成正比,数学公式为 $\frac{d_w}{d_t} = -\alpha w$,其
中 $\alpha > 0$,称为指数衰减常数. 通过求解微分方程得到
 $w_t = w_0 e^{-\alpha(i+t)}$ ^[30], $w_0 = w(0)$ 为 w 在 $i = 0$ 时刻的初
始数值, t 为向左的平移量,可使得数值从任何位置处
继续衰减. 为了同时分析传播能力和分享意愿,将两
者的值域均限制于 $0 \sim 1$ 范围内,借助计算机网络的
信息传播中常运用Sigmoid函数计算具体传播值,通
过引入Sigmoid函数^[31],可将较大范围内变化的社
会传播能力输入值映射至 $0 \sim 1$ 输出范围内,定义为
 $S(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ ^[31],其中 e 为自然常数. 因此,通过一
段时间内的活跃程度和粉丝数量量化代言人 u 在传
播移动优惠券时的能力,则代言人 u 的社会传播能力
为

$$A(u) = \frac{1}{1 + e^{-\left(\sum_{i=1, i \in Z}^6 w_i \times n_k\right) \times \text{Log}_{10} f}}. \quad (2)$$

其中: n_k 为代言人 u 在第 k 年内创建提交项目,为项
目添加新功能或解决已有漏洞的活跃次数,在本研究
中, $k = 2020 - i$; w_i 为代言人 u 在第 i 单位时间时的权
重,数值随着代言人活跃时间与当前时间差距的增加
而衰减; f 为代言人 u 的粉丝数量,考虑不同代言人的
粉丝数量差距可能过大,且样本中代言人的粉丝数量
并不与实际粉丝数成比例,故对粉丝数量进行对数化
处理,使得计算结果更加合理.

2.1.2 代言人个体分享意愿的度量

从社会网络节点的用户行为出发,分析代言人
分享移动优惠券的意愿. 若代言人转发某领域的内
容数量较多,表明这个代言人愿意分享该领域的信
息,其在分享移动优惠券时的意愿便应比其他代言人
强. 因此,可将代言人的转发率^[28]和偏好程度^[2]作为
个体分享意愿的度量指标.

1) 转发率.

代言人的转发率为在一定时间内代言人转发内

容信息的频率,若代言人在社交网络中转发的内容发言大多与优惠券有关,则表明其有很高的移动优惠券分享意愿.对于社交网络中的一个节点,其转发率为 $z(u) = N_b/N^{[32]}$.其中: N_b 为代言人 u 转发内容的数量, N 为代言人 u 总发文数.

2) 偏好程度.

代言人的偏好程度表示其对某个移动优惠券类型的喜好程度,定义为在一定时间内代言人发文类别中与移动优惠券类型相似的发文数占总发文数的比值.例如,当代言人转发的移动优惠券发言内容与美食有关,表明其偏好于美食类优惠券,此时通过代言人分享美食类优惠券,可实现优惠券的精准投放和获得较好的优惠券投放效果.

由于无法获取代言人发文的类型信息,本文以文本语言(HTML、Python、C++和Java)类比发文领域(美食、服饰、美妆和旅游),以擅长的文本语言类比代言人感兴趣的领域.对于社交网络中的一个节点 u ,其偏好程度匹配率为 $m(u) = N_c/N^{[33]}$.其中: N_c 为代言人 u 发文中与移动优惠券类型相匹配的发文数目, N 为代言人 u 的总发文数.本文将这两个度量指标通过线性融合,则代言人移动优惠券的分享意愿为

$$W(u) = \alpha_1 \times \frac{N_b}{N} + \alpha_2 \times \frac{N_c}{N}. \quad (3)$$

其中: α_1 为代言人转发率所占比重, α_2 为代言人匹配率所占比重.设置 $\alpha_1 = \alpha_2 = 0.5$,表示代言人对移动优惠券的转发率与偏好程度同等重要.

2.2 代言人价值排序(EVRank)算法

确定代言人价值后,需要借助PageRank算法的迭代和分配思想考虑代言人之间的关系^[34].在PageRank算法中,页面的PR值会均匀地传递至链出页面,只会考虑社交网络节点间的关注关系,却忽略了节点自身的行为因素,不能客观地体现节点的真实影响力.通过借鉴PageRank算法,将其应用至代言人传播和分享移动优惠券的价值排序上,代言人的价值是分配PR值的标准,社会传播能力强且个体分享意愿大的代言人将获得较高的PR值.此时,PR值的传递是非均匀的,通过克服单纯依靠代言人间的关系决定代言人价值的不足,表明所提出模型能够更好地反映客观实际.则代言人影响力ER值的计算公式如下所示:

$$ER(u) = (1 - d) + d \sum_{k \in B(u)} ER(k) \frac{V(u)}{\sum_{g \in C(k)} V(g)}. \quad (4)$$

其中: d 为阻尼因子,表示用户在浏览某个页面后以 d 的概率继续浏览某一个链出页面,或以 $1 - d$ 的概

率重新选择一个随机页面进行浏览, d 的取值一般为 $0.85^{[34]}$; $V(u)$ 为代言人 u 的价值; $B(u)$ 为代言人 u 的所有链入节点集合; k 为链入节点; $ER(k)$ 为链入节点的影响力ER值; $C(u)$ 为代言人 u 的所有链出节点集合; g 为链出节点; $V(g)$ 为链出节点价值. EVRank算法充分考虑了代言人在线社交中的实际情况,在算法中加入了代言人的粉丝数、转发数、活跃和偏好情况等真实数据,相较于PageRank算法只考虑代言人间的关系而言会更加准确和可靠.

3 基于代言人价值的移动优惠券投放决策

在通过EVRank算法识别社交网络中的高价值代言人后,构建多目标优化模型,其中,第1个目标是最大化企业利润,第2个目标是最大化代言人的收益,则移动优惠券投放模型为

$$\begin{aligned} \max \pi_F &= \max \sum_{u=1}^n \left(1 - \frac{f_u}{1 - \alpha}\right) p + \sum_{u=1}^n \left(\frac{f_u}{1 - \alpha} - \frac{p - f_u}{\alpha} + \theta e_u + \beta V_u\right) (p - f_u); \\ \max \pi_E^u &= \max \left(\frac{f_u}{1 - \alpha} - \frac{p - f_u}{\alpha} + \theta e_u + \beta V_u\right) (p - f_u) (s_0 + s_1 f_u) - \frac{b e_u^2}{2}. \\ \text{s.t. } & f_u > p(1 - \alpha); \\ & \frac{f_u}{1 - \alpha} - \frac{p - f_u}{\alpha} + \theta e_u + \beta V_u > 1 - \frac{f_u}{1 - \alpha} > 0; \\ & p - f_u > 0; \\ & \left(\frac{f_u}{1 - \alpha} - \frac{p - f_u}{\alpha} + \theta e_u + \beta V_u\right) (p - f_u) (s_0 + s_1 f_u) > \frac{b e_u^2}{2}; \\ & p, f_u \in (0, 1); \\ & e_u > 0; \\ & u = 1, 2, \dots, n. \end{aligned}$$

在解决此类多目标优化问题时,遗传算法是常用的一种智能优化算法. NSGA-III算法作为一种多目标遗传算法,通过种群初始化、遗传操作(对种群进行快速支配排序并产生子代种群、合并父代种群和子代种群为新种群)、对新种群进行快速非支配排序、产生参考点、标准化目标空间、关联、环境选择等步骤,快速求取多个目标的非支配最优解集,即帕累托最优解集.在此以NSGA-III算法为基础,提出HFNSGA算法,以解决移动优惠券投放决策的多目标优化问题.

4 研究结果与分析

4.1 EVRank算法实验

4.1.1 数据集

通过以GitHub社交网站为例进行分析,采用的实验数据为GitHub社交网络中的真实用户数据.在

Python 平台上对 2014~2019 年间 GitHub 上的部分真实用户数据进行爬取, 最终获得 48 563 位用户信息, 其间的关注关系为 768 465 条.

4.1.2 研究结果

EVRank 算法从代言人关系和代言人价值两方面考察网络中节点的影响力, 其中代言人价值有分配 ER 值的作用. 在 Python 平台上运行 EVRank 算法, 将计算结果按照 ER 值的大小降序排列, 最后根据用户名获得节点详细信息. ER 值排名最大的 10 个节点如表 1 所示.

表 1 EVRank 算法对代言人影响力的排序

UN	NF	TND	FV	NDPA	ERV	ERR
rfthusn	3 600	1	0	1	0.008 458	1
plter	1 000	177	12	3	0.005 581	2
ternsip	1 800	11	0	1	0.005 577	3
michalpaszkiewicz	5 100	67	3	10	0.004 669	4
mstraughan 86	5 100	20	7	1	0.004 655	5
chinashiyu	945	5	0	0	0.004 233	6
angusshire	11 500	18	13	0	0.004 030	7
nfultz	5 200	123	63	7	0.003 423	8
evinw	1 300	5	0	0	0.003 413	9
matiasinsauralde	1 100	264	145	5	0.003 298	10

表 1 中: UN = 用户名, NF = 粉丝数, TND = 总发文量, FV = 转发量, NDPA = 偏好领域发文量, ERV = EVRank 算法下代言人影响力, ERR = EVRank 算法下代言人影响力排名, 下同.

由表 1 可见, 代言人 rfthusn 的影响力排名第 1, 虽然 rfthusn 的粉丝数、发文量和活跃程度均不如排名第 5 的 mstraughan 86, 但在投放类型为美食的移动优惠券时, rfthusn 的关注度更高, 对该移动优惠券更感兴趣, 因此相比 mstraughan 86, rfthusn 对企业投放和推广该类型移动优惠券更有价值. chinashiyu 和 evinw 的最后一次活跃时间分别为 2019 年和 2018 年. 对于企业而言, 需要关注的是最近活跃的代言人. 此外, 虽然 plter 的粉丝数不如 ternsip, 每年活跃次数与 ternsip 一样均呈现上升趋势, 但 plter 的转发率较高, 在移动优惠券的投放中, 更愿将优惠券信息分享给其他用户. matiasinsauralde 和 michalpaszkiewicz 的总发文量和转发量均比排名第 3 的 ternsip 高, 3 位代言人的每年活跃次数如图 3 所示.

由图 3 可见, ternsip 的活跃次数于 2019 年达到最高, 而其他 2 位代言人近 3 年的活跃次数均呈现下降趋势, 未来该用户可能不再进行社交活动. 在移动优惠券投放中, 企业关心的是当前的活跃用户而不是曾经活跃的老用户, 因为一个以往影响力再大的老用

户, 若长时间不进行社交活动, 对于移动优惠券的推广和宣传而言也是毫无意义的.

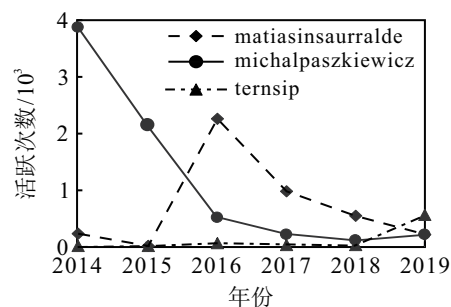


图 3 3 位代言人每年的活跃次数

4.1.3 算法排名对比分析

1) 与传统 PageRank 算法对比.

对数据集应用传统 PageRank 算法^[34], 将计算结果按照 PR 值的大小进行降序排列, 最后根据用户名获得网络节点的详细信息. PR 值排名最大的 10 个节点如表 2 所示.

表 2 PageRank 算法对代言人影响力的排序

UN	NF	TND	FV	NDPA	PRV	PRR	ERR
angusshire	11 500	18	13	0	0.006 770	1	7
plter	1 000	177	12	3	0.005 405	2	2
chinashiyu	945	5	0	0	0.004 458	3	6
kroitor	1 200	36	31	1	0.003 976	4	19
cusspvz	7 200	131	100	0	0.003 869	5	28
Matiasinsauralde	1 100	264	145	5	0.003 808	6	10
mstraughan 86	5 100	20	7	1	0.003 666	7	5
aguai	208	70	63	3	0.003 250	8	12
nfultz	5 200	123	63	7	0.003 233	9	8
ternsip	1 800	11	0	1	0.003 094	10	3

表 2 中: PRV = PageRank 算法下的代言人影响力, PRR = PageRank 算法下的代言人影响力排名.

由表 2 可见, PR 值与 ER 值在相对大小上差别不大, 有些代言人的 PR 值近似相等, 因为其之间的关注圈子没有区别. 有一些节点在两种算法的排序结果中均会存在, 但是在排序中所处的位置不同. 进一步而言, 大多数在 PageRank 算法中名次靠前的代言人在 EVRank 算法中名次均有所下滑, 因此在 EVRank 算法中的影响力排名要落后许多. 通过分析发现, 若单纯地使用算法对网络中的节点进行排序, 结果往往因算法本身导致准确性缺乏. 相较而言, EVRank 算法充分考虑了代言人的实际情况, 在算法中通过利用代言人的粉丝数和活跃次数等真实数据, 能够有效地降低当前相对不活跃的旧节点排名. 因此, 在移动优惠券投放中, EVRank 算法更具时效性和说服力, 可更加精确地确定高价值代言人.

2) 准确性对比和分析.

通过 SNIRank 算法 (social network influence rank)、PageRank 算法与 EVRank 算法进行对比, 测试 EVRank 算法在识别有影响力代言人上的准确性. 将 3 种算法得出的代言人名单与 GitHub 全球用户排行榜统计的影响力排名进行对比, 可以发现, SNIRank、PageRank 和 EVRank 算法各有 1 位、4 位和 5 位代言人入选榜单. 表明 EVRank 算法比 PageRank 算法在识别准确率上提高了 25%, 前者在准确性上更加优异. 为了进一步探讨改进算法对代言人个体分享意愿的提升情况, 选取排名 Top-k 代言人的匹配率进行对比, 从而考察各算法与 EVRank 算法结果间的关系. 代言人 Top-10、Top-20、Top-30、Top-50、Top-80 和 Top-100 下 3 种算法平均匹配率的实验结果如图 4 所示.

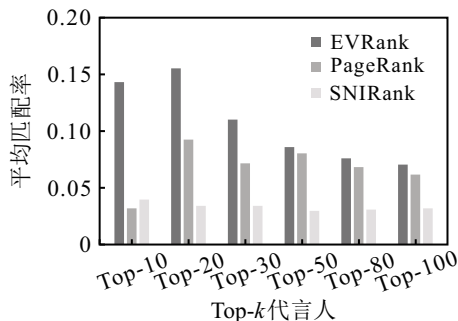


图 4 3 种算法的平均匹配率对比

实验结果表明, Top-k 在不同取值情况下, EVRank 算法的匹配率均优于其他两种算法. 通过引入分享意愿的衡量因素, 在考虑代言人活跃情况的基础上, 能够较好地提升有影响力且有分享意愿的代言人排名. 总而言之, EVRank 算法更加强调社交网络的分享性和时效性, 能够调动代言人推广优惠券的积极性, 更加符合企业对移动优惠券投放的需求.

3) 复杂度对比和分析.

为了测试 EVRank 算法在识别高价值代言人以实现移动优惠券投放影响最大化方面的执行效率, 将数据集按照代言人节点数逐渐递增的方式划分为 5 个规模不同的数据块, 分别标识为数据块 1、2、3、4 和 5, 以对比 3 种算法在数据块上的平均执行时间, 实验

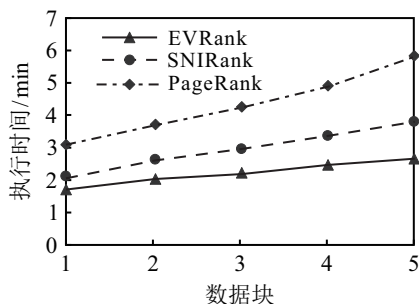


图 5 3 种算法执行时间对比

结果如图 5 所示.

实验结果表明, EVRank 算法在识别高价值代言人投放移动优惠券方面效率更高, 且可扩展至大型网络. 3 种算法的执行时间随着数据集规模的增大呈现线性增长趋势, 但是 EVRank 算法的增幅最小. EVRank 算法的复杂度比 PageRank 算法更高, 但其计算简单, 且代言人的社会传播能力和个体分享意愿是并行结构, 只会给该算法带来复杂度的小幅增长. 在与 SNIRank 算法的对比中, EVRank 算法复杂度也不会过度提高.

4.2 HFNSGA 算法检验

通过数值算例对该算法结果进行检验和展示, 计算且对比企业、不同代言人主体的最优利润和收益情况, 并分析主体间的相互影响关系. 选取影响力排名前 10 中价值相差较大的 2 个代言人 E_1 和 E_2 , 设置其代言人价值 $V_1 = 0.8$ 、 $V_2 = 0.2$, 其他参数赋值分别为 $\alpha = 0.6$ 、 $\theta = 0.5$ 、 $\beta = 0.1$ 、 $b = 0.2$ 、 $s_0 = 0.1$ 、 $s_1 = 0.9$. 实验平台为 Python, 依据 HFNSGA 算法进行多目标优化, 算法参数设置如下: 目标维数为 3, 决策维数为 5, 交叉概率为 1, 变异概率为 0.2, 交叉分布指数为 20, 变异分布指数为 20, 设置种群规模为 350, 最大迭代次数为 800.

图 6 为 1 组目标函数的帕累托最优解组成的集合在空间上形成的曲面. 通过对比 2 个代言人的收益可以发现, 代言人 E_1 的收益越大, 代言人 E_2 的收益必然越小, 不存在两者收益均大的情况. 且在同时考虑 E_1 和 E_2 收益时, 没有比上述解集更优的方案, 于是代言人 E_1 和 E_2 收益组成了帕累托最优前沿, 企业利润与 2 个代言人收益的情况类似, 共同组成了帕累托最优前沿. 进一步可以看出, 企业利润与 2 个代言人收益两两之间均呈现负相关关系, 这表明企业可依据特定的代言人收益倾向在帕累托解集中选取最优解进行企业决策, 以获得高额利润.

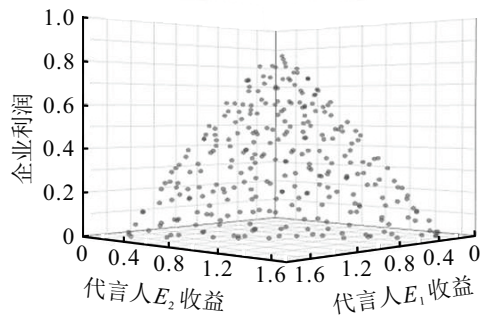


图 6 帕累托前沿

图 7 表示的是为了满足产品价格、优惠券面值和代言人努力程度 3 个目标维数约束条件的可行解, 企

业利润和与之相对应的优惠券面值的情况. 由图7可见, 2个移动优惠券面值与企业利润会相互制约, 移动优惠券面值与企业利润两两也呈现负相关关系, 这也表明了企业需要依据不同代言人的价值设置不同面值的移动优惠券, 从而在社交分享优惠券中获取可观的收益.

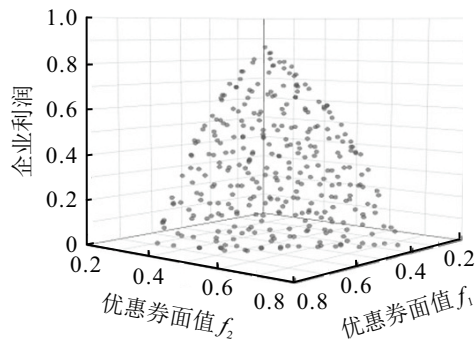


图7 移动优惠券面值对企业利润的影响

5 结论

在社交优惠券营销背景下, 从社交网络中识别具有高价值的代言人是企业进行高效和精准投放移动优惠券的基础. 本文首先从代言人社会传播能力和个体分享意愿2个维度对社交网络中的代言人价值进行度量, 进一步分析得出粉丝数、活跃程度(活跃次数和活跃时间)、对移动优惠券内容发文的转发率以及对优惠券类型的偏好程度等影响因素, 从而设计代言人价值排序算法(EVRank), 并通过从GitHub上爬取移动优惠券数据, 将算法结果的真实排名与其他相关经典算法对比, 验证了所提出算法的可行性、准确性和高效性; 然后, 在考虑代言人价值的基础上, 针对企业利润和代言人收益最大化的多目标优化问题, 建立移动优惠券投放模型, 并设计HFNSGA算法对模型求帕累托最优解集, 通过算例分析可以发现, 企业利润与代言人收益之间两两呈负向关系, 也与优惠券面值两两相互制约为负向影响, 因此企业可依据特定代言人收益以及不同代言人的价值设置不同优惠券面值. 同时, HFNSGA算法不仅可有效地求解高维多目标优化问题, 且其解集有较好的分布性和均匀性.

在未来研究中, 可通过获取完整的有效数据集, 对社交网络中的用户特征建立详细的字段列表, 研究不同消费者群体(新用户、老用户)的移动优惠券投放策略, 同时也可在多个具有竞争性企业视角下展开多代言人的移动优惠券投放研究.

参考文献(References)

- [1] Narasimhan C. A price discrimination theory of coupons[J]. *Marketing Science*, 1984, 3(2): 128-147.
- [2] Li Y M, Liou J H, Ni C Y. Diffusing mobile coupons with social endorsing mechanism[J]. *Decision Support Systems*, 2019, 117: 87-99.
- [3] Insider Intelligence. Shoppers turn to smartphones and tablets to cash in coupons[EB/OL]. (2022-01-06). <https://www.emarketer.com/Article/Shoppers-Turn-Smartphones-Tablets-Cash-Coupons/1011582>.
- [4] Li Y M, Shiu Y L. A diffusion mechanism for social advertising over microblogs[J]. *Decision Support Systems*, 2012, 54(1): 9-22.
- [5] Bauner C, Jaenicke E, Wang E, et al. Couponing strategies in competition between a national brand and a private label product[J]. *Journal of Retailing*, 2019, 95(1): 57-66.
- [6] King G J, Chao X L, Duenyas I. Who benefits when prescription drug manufacturers offer copay coupons?[J]. *Management Science*, 2019, 65(8): 3758-3775.
- [7] Li Z H, Wang D, Yang W S, et al. Price, online coupon, and store service effort decisions under different omnichannel retailing models[J]. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 2022, 64: 102787.
- [8] 司银元, 杨文胜, 刘森, 等. 考虑定向能力的竞争性企业优惠券定向投放与定价策略[J]. *控制与决策*, 2020, 35(12): 3035-3044.
(Si Y Y, Yang W S, Liu S, et al. Strategy of targeted delivery and pricing for competitive corporate coupon with orientation capability[J]. *Control and Decision*, 2020, 35(12): 3035-3044.)
- [9] 覃梦, 罗美玲, 李刚, 等. 基于LBS的移动定向优惠券策略[J]. *系统管理学报*, 2020, 29(2): 282-293.
(Qin M, Luo M L, Li G, et al. Mobile targeted coupon strategies based on location based service[J]. *Journal of Systems & Management*, 2020, 29(2): 282-293.)
- [10] 李宗活, 杨文胜, 孙浩. 全渠道环境下制造商品牌和零售商自有品牌优惠券促销[J]. *中国管理科学*, 2021, 29(12): 157-167.
(Li Z H, Yang W S, Sun H. Coupon promotion between a national brand and a private label under omnichannel environment[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2021, 29(12): 157-167.)
- [11] Sun T S, Viswanathan S, Huang N, et al. Designing promotional incentives to embrace social sharing: Evidence from field and online experiments[J]. *MIS Quarterly*, 2021, 45(2): 789-820.
- [12] Lin L F, Li Y M, Wu W H. A social endorsing mechanism for target advertisement diffusion[J]. *Information & Management*, 2015, 52(8): 982-997.
- [13] Yin X Y, Hu X, Chen Y J, et al. Signed-pagerank: An efficient influence maximization framework for signed social networks[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2021, 33(5): 2208-2222.
- [14] Wang L, Ma L, Wang C, et al. Identifying influential spreaders in social networks through discrete moth-flame optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2021, 25(6): 1091-1102.
- [15] 翁克瑞, 刘卫. 确定阈值下社会影响力最大化模型研

- 究[J]. 运筹与管理, 2021, 30(8): 169-174.
(Weng K R, Liu W. Study on models of social influence maximization with deterministic threshold[J]. *Operations Research and Management Science*, 2021, 30(8): 169-174.)
- [16] 顾秋阳, 吴宝, 孙兆洋, 等. 基于改进灰狼优化的复杂网络重要节点识别算法[J]. 通信学报, 2021, 42(6): 72-83.
(Gu Q Y, Wu B, Sun Z Y, et al. Key node identification algorithm for complex network based on improved grey wolf optimization[J]. *Journal on Communications*, 2021, 42(6): 72-83.)
- [17] Hanson S, Kukar-Kinney M, Yuan H. Understanding the impact of recipient identification and discount structure on social coupon sharing: The role of altruism and market mavenism[J]. *Psychology & Marketing*, 2021, 38: 2102-2121.
- [18] Tang Q, Liu F, Liu S, et al. Consumers' redemption behavior of recommended mobile coupons in social network sites[J]. *Management Decision*, 2019, 57(9): 2477-2500.
- [19] Meyners J, Barrot C, Becker J U, et al. Reward-scrouring in customer referral programs[J]. *International Journal of Research in Marketing*, 2017, 34(2): 382-398.
- [20] 魏尉, 梅姝娥, 仲伟俊. 社交媒体中企业分享奖励营销模式研究[J]. 中国管理科学, 2021, 29(10): 213-223.
(Wei W, Mei S E, Zhong W J. The research on firms' optimal sharing reward program on social media[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2021, 29(10): 213-223.)
- [21] Li Y Y, Wang S Q, Duan X B, et al. Multi-objective energy management for Atkinson cycle engine and series hybrid electric vehicle based on evolutionary NSGA-II algorithm using digital twins[J]. *Energy Conversion and Management*, 2021, 230: 113788.
- [22] 余廷芳, 耿平, 曹孟冰, 等. 基于反向传播-向量评价遗传算法模型的燃煤电站锅炉燃烧多目标优化[J]. 环境污染与防治, 2016, 38(10): 12-16.
(Yu T F, Geng P, Cao M B, et al. Combustion multi-objective optimization for utility boilers based on BP-VEGA model[J]. *Environmental Pollution & Control*, 2016, 38(10): 12-16.)
- [23] Eckert J J, Bertoti E, Alkmin e Silva L C, et al. Experimental validation for the employment of shifting strategies optimized via i-AWGA in a gear shift indicator system for manual transmission vehicles[J]. *Mechanics Based Design of Structures and Machines*, 2021: 1-22.
- [24] 何江红, 李军华, 周日贵. 参考点自适应调整下评价指标驱动的高维多目标进化算法[J]. 自动化学报, 2022, 48(6): 1569-1589.
(He J H, Li J H, Zhou R G. Many-objective evolutionary algorithm driven by indicator under adaptive reference point adjustment[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2022, 48(6): 1569-1589.)
- [25] Norris W R, Vecchio R P. Situational leadership theory: A replication[J]. *Group & Organization Management*, 1992, 17(3), 331-342.
- [26] Liao S H, Yang C A. Big data analytics of social network marketing and personalized recommendations[J]. *Social Network Analysis and Mining*, 2021, 11(1): 1-19.
- [27] Liu J W, Chung W, Huang Y F, et al. CrossSimON: A novel probabilistic approach to cross-platform online social network simulation[C]. *IEEE International Conference on Intelligence and Security Informatics*. Shenzhen, 2019: 7-12.
- [28] 赵学锋, 汤庆, 刘芬. 基于电子口碑营销的移动优惠券转发模式研究[J]. 管理学报, 2013, 10(11): 1657-1662.
(Zhao X F, Tang Q, Liu F. Mobile coupon forwarding mode based on electronic word of mouth[J]. *Chinese Journal of Management*, 2013, 10(11): 1657-1662.)
- [29] Dan B, Zhang S G, Zhou M S. Strategies for warranty service in a dual-channel supply chain with value-added service competition[J]. *International Journal of Production Research*, 2018, 56(17): 5677-5699.
- [30] Sun J C, Feng L, Du M W, et al. Ultra-efficient information detection on large-scale online social networks[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2021, 581: 126204.
- [31] Lipman J, Boustead P, Chicharo J, et al. Resource aware information dissemination in ad hoc networks[C]. *The 11th IEEE International Conference on Networks*. Sydney, 2003: 591-596.
- [32] 刘玮, 贺敏, 王丽宏, 等. 基于用户行为特征的微博转发预测研究[J]. 计算机学报, 2016, 39(10): 1992-2006.
(Liu W, He M, Wang L H, et al. Research on microblog retweeting prediction based on user behavior features[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2016, 39(10): 1992-2006.)
- [33] Zhou W, Han W B. Personalized recommendation via user preference matching[J]. *Information Processing & Management*, 2019, 56(3): 955-968.
- [34] Joodaki M, Dowlatshahi M B, Joodaki N Z. An ensemble feature selection algorithm based on pagerank centrality and fuzzy logic[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2021, 233: 107538.

作者简介

田应东(1992—), 男, 博士生, 从事网络营销、物流与供应链管理研究, E-mail: tianyingdong@njust.edu.cn;

杨文胜(1969—), 男, 教授, 博士生导师, 从事电子商务、物流与供应链管理研究, E-mail: wensheng_yang@163.com;

戴静怡(1996—), 女, 硕士, 从事物流与供应链管理研究, E-mail: daijingyi@njust.edu.cn.