

Optimization of Key Opinion Consumer Selection Strategy for Enterprise in the Internet Environment

Bilu Shen, Changjun Wang*

Glorious Sun School of Business and Management, Donghua University, Shanghai
Email: 18201727103@163.com, *cjwang@dhu.edu.cn

Received: Dec. 4th, 2019; accepted: Dec. 19th, 2019; published: Dec. 26th, 2019

Abstract

With the rapid development of “people + content” as the core of social marketing, the product promotion for consumer network is one of the key issues that enterprises focus on. Scholars’ existing research on it is mainly based on the diffusion model to achieve the maximum marketing effect. However, it lacks a demand generation model based on consumer network, which can be used for marketing optimization. Thus, a nonlinear optimization model for Key Opinion Consumer (KOC) selection of proportion decision is constructed, using the Local Mean Field (LMF) method. Finally, simulations on different consumer purchase threshold, and combination of unit product profit and marketing cost are performed. The results show as following: 1) the smaller the ratio of unit marketing cost to product profit is, the larger the KOC ratio is, the larger the company’s market share will be and the more revenue it will generate; 2) when the unit marketing cost is higher than the product profit, the decision maker should strictly control the number of KOC for appropriate marketing, and then expand the market share.

Keywords

Key Opinion Consumer (KOC), Social Marketing, Local Mean Field (LMF), Consumer Network

互联网环境下企业关键消费者选取比例优化策略研究

沈碧璐, 王长军*

东华大学旭日工商管理学院, 上海
Email: 18201727103@163.com, *cjwang@dhu.edu.cn

*通讯作者。

收稿日期: 2019年12月4日; 录用日期: 2019年12月19日; 发布日期: 2019年12月26日

摘要

随着“人 + 内容”为核心的社交营销迅速发展, 面向消费者网络的产品推广是企业重点关注的问题之一。学者对其现有研究主要基于传播模型以实现营销效果最大, 缺乏可以被用于营销优化的基于消费者网络构建的需求产生模型。为此, 本文利用局部平均场(Local Mean Field, LMF)方法构建关键消费者(Key Opinion Consumer, KOC)选取比例决策的非线性优化模型。最后, 针对不同消费者购买阈值, 结合单位产品利润与营销推广成本进行仿真分析。研究发现: 1) 单位营销推广成本与产品利润比越小, 企业扩大KOC比例有利于扩大其市场份额和增加收益; 2) 单位营销推广成本高于产品利润时, 决策者需严格控制KOC数量进行适度营销, 继而扩大市场份额。

关键词

关键消费者(KOC), 社交营销, 局部平均场(LMF), 消费者网络

Copyright © 2019 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

过去, 企业利用电视或广播推广新产品, 试图通过广告覆盖尽可能多的人。然而, 随着互联网技术的快速发展, 传统的营销模式已难以确保企业市场收益稳定上升。如今, 以“人 + 内容”为核心的社交营销成为趋势[1]。由此, 诞生了关键消费者(Key Opinion Consumer, KOC)这一新角色。其利用病毒式营销、熟人经济, 推动产品快速推广, 继而激发社交网络中消费者的购买, 为企业创造利润[2] [3] [4]。

KOC能高效率地将公域流量转化为私域流量, 最终推动消费者购买。因此, 企业为快速推广新产品, 实现自身利润最大化, 精准选取KOC至关重要。而KOC极强的带货能力本质源于借助平台信息传播及互动。企业选取KOC需要付出一定成本, 如何平衡营销成本与获益情况呢? Domingos和Richardson [5]最早提出了信息传播与影响最大化问题存在密切联系, 在企业中的应用是“广告”、“口碑传播” [6]、“病毒式营销” [7]。其中, 独立级联(Independent Cascade, IC)模型和线性阈值(Linear Threshold, LT)模型是最受学术研究者广泛关注的信息传播模型[8]。随后, 基于这两种模型, 学者们展开了大量关于病毒式营销的相关研究。如Kempe [9]证明了IC和LT模型下的病毒式营销决策问题为NP-hard, 并设计了相应的贪婪算法。蔡国永和裴广战[10]基于经典LT模型, 考虑邻居节点的间接影响力, 提出LT + 影响力模型和LT + DAG算法。蔡淑琴等[11]考虑了消费者网络异质性, 消费者的感知阈值与其退出传播的概率等因素, 基于LT模型与企业价值共创理论, 构建了传播响应模型(diffusion and responding model), 然而, 其未考虑实际情景, 结合企业收益最大化的目标进行决策研究。王长军等[12]利用LT模型描述了消费者在网络中的相互影响过程, 探究渠道整合与产品体验性对O2O市场的影响。Singh [13]指出顾客互动在社交网络上的传播对信息传播和影响力方面具有关键作用, 针对KOC的选取, 提出了离散粒子群优化算法, 并实验证明了其在LT、IC模型中的有效性。简言之, IC、LT等模型可考虑消费者网络具体结构以及消费者个体间的微观细节, 但其为仿真模型, 仅能通过启发式算法对精准营销进行决策, 无法实现企业KOC

营销的优化。

为此, 本文结合 LT 模型, 考虑消费者之间具有固定的购买阈值, 构建一个反映 KOC 选取比例和企业营销收益全局最优的优化模型。其中, 采用局部平均场(Local Mean Field, LMF)模型来描述产品信息在消费者市场中的扩散。LMF 源于距离的平均场(Mean-field of Distance) [14], 通过保留重要的点间距离的分布, 将图视为泊松加权无限树, 直接模拟从给定点到其邻居点的距离。基于此, 本文将消费者市场简化为具有固定度分布的随机图。创新点在于, 一是, 研究了在 KOC 驱动下, 企业营销的非线性优化决策问题, 并且兼顾 KOC 选取代价的优化; 二是, 与经典的 LT 模型研究不同, 本文所构建的模型放松了给予 KOC 补贴即购买的假设。

论文安排如下: 第 2 节基于 LMF 方法, 构建了收益最大化下企业 KOC 选取比例优化模型。第 3 节从消费者购买阈值、营销成本与产品利润方面进行模拟仿真, 结果分析。第 4 节对全文进行总结与展望。

2. 模型构建

在消费者网络中, 消费者的购买决策与其邻居消费者购买行为有关。若其邻居中已购买产品的消费者数量达到 m ($m > 0$), 则其做出购买决策; 反之, 遵循其自主购买的情况, 该传播机制也称为 m -threshold, 显然, 该机制属于 LT 中的一种。本文基于此传播机制, 将现实消费者市场简化为树, 给出基于 LMF 的产品信息扩散描述, 继而给出收益最大化下企业 KOC 选取比例优化的非线性规划模型。

2.1. 消费者网络的构建

现实生活中, 众多真实复杂网络的节点度值服从幂律分布, 与无标度网络结构性质相似。因此, 本文基于无标度网络[15]。首先考虑图 $G(V, E)$, 其中, $V = \{v_1, v_2, \dots, v_N\}$ 指代消费者市场中 N 个消费者集合。对于图中任意一个节点 v_i , 它所有的影响来自于它的邻居点或与其间接相连的节点集合 T_i 。显然, T_i 可以视为以节点 v_i 为根节点的树, 称为局部场[16]。为了计算任意节点上的平均影响, 可使用随机图表示所有局部场的平均值, 然后仅在该随机图上估计影响扩散。则随机图有 $1/|V|$ 的概率为 T_i , 称其为图 G 的局部平均场(Local Mean Field)。

对于足够大的消费者网络, 局部域可高概率的近似为树, 即对于任意节点 v_r , 以根节点 v_r 为单位的局部拓扑可被视为树。具体而言, 对于递归树结构, 两棵子树对根节点 v_r 的影响是独立的, 可以通过所有节点对根节点 v_r 的影响来分析总影响。又由于图 G 中任何节点可以被选择为根节点, 所以所有节点至根节点 v_r 的平均影响值可以应用于图 G 中的任何节点。因此, 在图 G 中的平均传播影响可近似于在 LMF 中的平均传播影响。

针对足够大消费者市场, 节点个数 N 趋向无穷时, G 成了一个具有固定度分布的随机图。继而, 将节点度为 k 的概率记为 $\tau_{(k)}$, 其中, 用 $\tau_{(k)}^0$ 指代根节点的度分布, 用 $\tau_{(k)}^1$ 表示子节点度分布。结合 BA 无标度网络的节点度值服从幂指数为 λ 的分布函数, 即 $\tau_{(k)} \propto k^{-\lambda}$ ($k \in N^+, 2 < \lambda < 3$) [17]。为构建以 v_r 为根节点的 LMF, 假设 v_r 存在 $\deg(v_r)$ 个邻居, 度值在图 G 中都具有相同分布, 则 $\deg(r)$ 的概率分布为

$$\tau_{(k)}^0 = \frac{k^{-\lambda}}{\sum_{k=1}^{\infty} k^{-\lambda}}, \quad (k \in N^+, \lambda \in (2, 3)) \quad (1)$$

同理, 子节点度值分布 $\tau_{(k)}^1$ 也服从幂律分布, 如下:

$$\tau_{(k)}^1 = \frac{k^{1-\lambda}}{\sum_{k=1}^{\infty} k^{1-\lambda}}, \quad (k \in N^+, \lambda \in (2, 3)) \quad (2)$$

2.2. KOC 选取优化决策模型构建

在现实顾客市场中, 企业为推广产品, 向 KOC 提供免费或打折的产品, 希望通过互动, 使该产品在消费者网络中的热度像病毒一样快速蔓延, 在短时期内大量的顾客接受并购买其产品, 实现企业利润最大化。为此, 在营销前期, 企业需要在整个市场中选取 $\lambda (0 \leq \lambda \leq 1)$ 部分的用户作为 KOC, 给予激励措施。由此, KOC 的购买意愿将从 $\alpha (0 \leq \alpha \leq 1)$ 提高至 $\beta (0 < \beta \leq 1)$, 而非 KOC 的购买概率依旧为 α , 显然存在 $\beta > \alpha$ 。则该营销决策后, 产品信息传播前整个市场初期购买概率期望为:

$$\theta = \beta\lambda + \alpha(1 - \lambda), \quad (0 \leq \theta \leq 1) \quad (3)$$

为区别每位消费者购买决策的原因, 使用 0~1 变量 ϕ_i 描述消费者自主购买情况。当 $\phi_i = 1$ 指代消费者 v_i 不受其邻居点影响直接购买产品; 当 $\phi_i = 0$ 指代消费者 v_i 即使受到其邻居节点的信息传播, 也不会发生购买行为。为区别根节点与子节点的购买状态, 分别引入变量 Y_i 与 X 。当节点 v_i 其邻居节点已购买的数量达到 m , 则其购买, $Y_i = 1$; 若其邻居节点已购买的数量未达到 m , 则 v_i 根据自己的意愿是否购买, 有 $Y_i = \phi_i$, 即 m -threshold 模型。由上可得:

$$\begin{cases} Y_i = 1, & \sum_j Y_j \geq m, j = 1, \dots, \deg(i) \\ Y_i = \phi_i, & \sum_j Y_j < m, j = 1, \dots, \deg(i) \end{cases} \quad (4)$$

上式(4)等价于:

$$1 - Y_i = (1 - \phi_i) \cdot \mathbf{1} \left[\sum_{j=1}^{\deg(i)} Y_j < m \right] \quad (5)$$

同理, 对于根节点 v_r 而言, 也存在:

$$1 - X = (1 - \phi_r) \cdot \mathbf{1} \left[\sum_{j=1}^{\deg(r)} Y_j < m \right] \quad (6)$$

基于 LMF, 结合 $i \neq r$ 下, 所有的 Y_i 具有相同的分布。且若 Y_i 与 Y_j 处于同一深度, 它们相互独立。则对于所有 $j \neq r$, 有 $Y_j \sim Y$ 。继而, 为求解式(5~6), 结合式(1~2)并对等式取期望, 有:

$$1 - E[Y] = (1 - \theta) E \left[\mathbf{1} \left[\sum_{j=1}^{\deg(i)} Y_j < m \right] \right] \quad (7)$$

$$= (1 - \theta) \sum_{k=0}^{\infty} \tau_{(k+1)}^1 \sum_{j=0}^{\min\{m-1, k\}} C_k^j E[Y]^j (1 - E[Y])^{k-j}$$

$$1 - E[X] = (1 - \theta) E \left[\mathbf{1} \left[\sum_{j=1}^{\deg(r)} Y_j < m \right] \right] \quad (8)$$

$$= (1 - \theta) \sum_{k=1}^{\infty} \tau_{(k)}^0 \sum_{j=0}^{\min\{m-1, k\}} C_k^j E[Y]^j (1 - E[Y])^{k-j}$$

则 $E[X]$ 和 $E[Y]$ 分别指代根节点 v_r 和非根节点 v_i 在 m -threshold 下被激活的期望。特别地, 对于 LMF 而言, $E[X]$ 表示产品信息扩散结束后整个消费者市场最终购买比例。

继而, 给出 KOC 选取比例优化模型, 如下:

$$z = \max_{\lambda, E[X], E[Y]} \{E[X] \times p \times N - \lambda \times N \times c \mid (3), (7), (8), 0 \leq E[X], E[Y], \lambda \leq 1\} \quad (9)$$

其中, p 指代单位产品利润, c 指代单位营销推广成本, N 指代消费者总人数, z 指代产品信息传递结束后企业总收益。则目标函数式(9)表示最大化企业的利润(收入与成本之差), 决策变量是 KOC 选取比例 λ 。此模型可以模拟现实消费者市场中, 企业选取适当比例的 KOC 给予补贴等激励, 以实现营销收益最大化。

3. 模拟仿真与结果分析

本节利用 Matlab 求解如上的非线性规划, 模拟营销成本与利润的不同组合对决策的影响, 结合仿真结果给出管理性见解。

选取 $N = 10^5$, 其中度 k 的取值范围为 1~10, 度值服从幂律分布。在 m -threshold 机制下, m 可理解为激发消费者购买行为的阈值, 其取值范围为 1~10。KOC 购买概率 β 为 0.8, 而非 KOC 购买概率 α 为 0.01。本节针对营销成本与利润的不同组合进行仿真, 由此, 引入 $\pi (\pi = c/p)$ 表示单位成本与利润比。同时变化 π 和 m , 模拟实验结果如下图 1、图 2 所示。

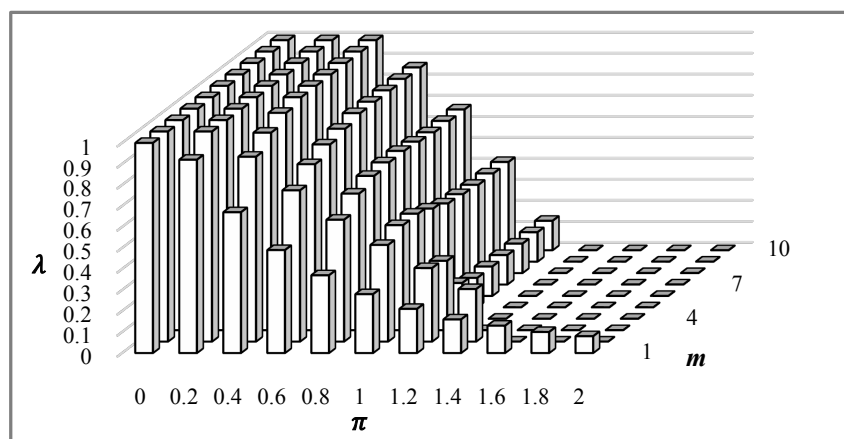


Figure 1. Enterprise marketing decision λ in different combination of π and m
图 1. 不同 π 和 m 下的企业营销决策 λ

图 1 给出了不同 π 和 m 组合下的企业营销优化决策结果。总体而言, π 的变化对 λ 的影响更大, 随着 π 的增加, λ 逐渐减小。但不难发现, 当 $\pi > 1$ 时, λ 的取值并非全为 0。特别地, 当 $1 \leq \pi \leq 1.4$ 时, λ 随 m 的增加呈现先增后减, 最后处于平稳状态。而当 $\pi \leq 1$ 时, λ 随 m 的增加逐渐增加后趋于平稳。究其原因, 显然随 m 的变大, 消费者受邻居点购买的阈值变大, 企业需要加大营销力度促使消费者购买。而随 m 逐渐变大至一定程度, 即使采取再大的营销力度也已经无法拉动消费者购买比例, 因此 λ 最后处于平稳状态。对于 $1 \leq \pi \leq 1.4$, λ 随 m 的增加出现减少的原因主要受产品推广成本影响, 此时企业的产品推广成本已高于利润, 故不可过度营销。

进一步, 图 2 给出不同 π 与 m 下的企业营销市场结果 W 、 $E[X]$ 和 z 。首先, 定义带货能力 $W (W = (E[X] - \theta) / \theta)$ 。考虑到 μ 是企业进行营销决策后, 消费者互动传播产品信息前市场期初的购买期望, 而 $E[X]$ 是产品信息扩散后整个市场的购买期望, 则 W 可以反应 KOC 与消费者互动的带货能力。由图 2(a) 可知, W 随 π 的变大, 呈现增加的趋势, 特别是 $\pi > 1$, $m < 3$ 时。说明在消费者购买阈值不高, 企业单位产品推广成本高于利润时, 企业采取 KOC 营销策略将促进 W 。其次, 观察 $E[X]$ (见图 2(b)), 可以发现, $E[X]$ 的变化主要受 λ 的决策影响。显然, $\pi > 1$ 时, 企业即使付出营销成本, 拉动 W 也难以拉动消费者市场需求。 $\pi < 1$ 时, 企业合理地付出营销成本, 虽无法较大的提高 W , 但可以推动产品信息的扩散, 得到较乐观的 $E[X]$ 。最后, 观察企业收益 z (见图 2(c)), 其变化趋势与 $E[X]$ 大致相同, 特别当 $\pi > 1$, m 较小

时, z 并非为 0, 这也体现了如今互联网环境下, 即使产品推广成本高于产品利润, 只要合理营销也可获得一定收益。

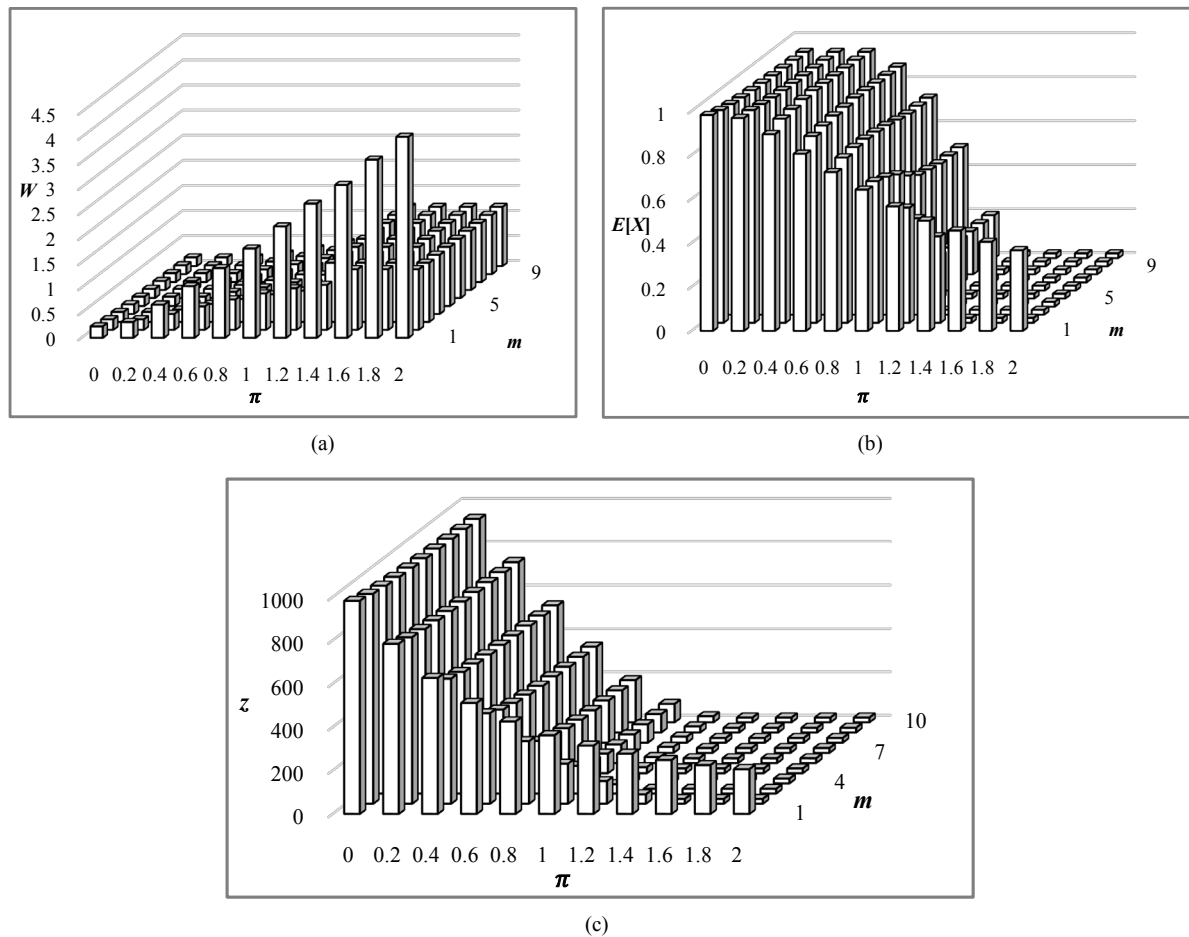


Figure 2. Marketing results of W , $E[X]$ and z in different combination of π and m . (a) Promotion capacity W ; (b) Market share $E[X]$; (c) Enterprise revenue z

图 2. 不同 π 和 m 下的企业营销市场结果 W 、 $E[X]$ 和 z 。(a) 带货能力 W ; (b) 市场份额 $E[X]$; (c) 企业收益 z

结合上述结果可得以下启示:

1) 产品推广成本对企业的营销决策影响较大, 营销力度与其成反比。然而, 当单位产品推广成本高于产品利润时, 企业并非不进行营销。特别是在消费者购买阈值较低的情况下, 适度选取一定比例的 KOC 可大幅推广产品信息, 拉动消费者购买需求, 从而获得收益。

2) 产品推广成本与产品利润比越小时, 企业加大营销力度有利于扩大其市场份额和增加收益。该结论可以由相关企业做法得以印证: 荣耀 9X 不再单向投放广告, 而是借助快手平台, 利用其 KOC 与用户互动, 以较低的成本引发巨大流量。即选取合理比例的 KOC 开拓市场, 从而获得乐观的收益。

4. 结论与展望

伴随着互联网快速发展, 依赖于消费者网络的产品推广受到广泛关注。为此, 本文面向消费者市场, 以产品推广成本与市场效益的全局最优为目标, 构建了 KOC 选取比例决策的优化模型。同时, 从产品推广成本与产品利润、消费者购买阈值等因素展开仿真实验。

本文的创新点在于, 一是, 利用 LMF 方法构建了基于消费者与 KOC 互动网络并可被用于营销优化的企业营销决策模型。二是, 考虑传播与收益的关系, 兼顾产品营销成本, 定量研究了消费者购买阈值、产品利润与产品推广成本对企业营销决策的影响。研究发现: 1) 产品推广成本与产品利润比越小, 企业加大营销力度有利于扩大其市场份额和增加收益; 2) 产品推广成本高于产品利润时, 企业并非不采取营销, 适度的选取一定比例的 KOC 可以激发消费者购买行为, 继而增加市场份额。

今后的研究可进一步对消费者对产品的挑剔程度进行分类, 结合企业运营能力进行联合优化, 还可以将其拓展到 O2O 渠道, 模拟更多现实情景。此外, 本文弱化了市场中多个竞争企业的存在, 仅考虑单一的决策主体, 后续可构建具有竞争性的多卖家决策模型。甚至, 还可以研究企业精准营销中 KOC 选取的优化算法。

基金项目

上海市哲学社会科学规划基金项目(2019BGL036)。

参考文献

- [1] Stephan, S., Jennifer, S. and Jimmy, H. (2014) Social Ecommerce. O'Reilly Media, Sebastopol, CA.
- [2] Peng, L., Cui, G., Chung, Y. and Li, C.Y. (2019) A Multi-Facet Item Response Theory Approach to Improve Customer Satisfaction Using Online Product Ratings. *Journal of the Academy of Marketing Science*, **47**, 960-976. <https://doi.org/10.1007/s11747-019-00662-w>
- [3] Wang, J.K., Wang, X.H. and Li, Y. (2019) A Discrete Electronic Word-of-Mouth Propagation Model and Its Application in Online Social Networks. *Physica A—Statistical Mechanics and Its Applications*, **527**, Article ID: 121172. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.121172>
- [4] He, J., Han, M., Ji, S., Du, T.Y. and Li, Z. (2019) Spreading Social Influence with Both Positive and Negative Opinions in Online Networks. *Big Data Mining and Analytics*, **2**, 30-47. <https://doi.org/10.26599/BDMA.2018.9020034>
- [5] Domingos, P. and Richardson, M. (2001) Mining the Network Value of Customers. *Proceedings of the Seventh ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, San Francisco, CA, 26-29 August 2001, 57-66. <https://doi.org/10.1145/502512.502525>
- [6] Kiss, C. and Bichler, M. (2009) Identification of Influencers—Measuring Influence in Customer Networks. *Decision Support Systems*, **46**, 233-253. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2008.06.007>
- [7] Babaei, M., Mirzasoleiman, B., Jalili, M. and Ali Safari, M. (2013) Revenue Maximization in Social Networks through Discounting. *Social Network Analysis & Mining*, **3**, 1249-1262. <https://doi.org/10.1007/s13278-012-0085-5>
- [8] Jalili, M. and Perc, M. (2017) Information Cascades in Complex Networks. *Journal of Complex Networks*, **5**, 665-693. <https://doi.org/10.1093/comnet/cnx019>
- [9] Kempe, D., Kleinberg, J. and Tardos, É. (2003) Maximizing the Spread of Influence through a Social Network. In: Getoor, L., Senator, T., et al., Eds., *Proceeding of the Ninth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, ACM Press, Seattle, WA, 137-146.
- [10] 蔡国永, 裴广战. 基于 LT+模型的社交网络影响力最大化研究[J]. 计算机科学, 2016, 43(9): 99-102.
- [11] 蔡淑琴, 袁乾, 周鹏. 企业响应下负面口碑线性阈值传播模型研究[J]. 系统工程学报, 2017, 32(2): 145-155.
- [12] 王长军, 王葛格, 邓欣蕾. 考虑产品体验性和渠道整合的实物型产品 O2O 演化仿真研究[J]. 预测, 2018, 37(3): 75-80.
- [13] Singh, S.S., Kumar, A., Singh, K. and Biswas, B. (2019) LAPSO-IM: A Learning-Based Influence Maximization Approach for Social Networks. *Applied Soft Computing*, **82**, Article ID: 105554. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.105554>
- [14] Aldous, D. and Steele, J.M. (2004) The Objective Method-Probabilistic Combinatorial Optimization and Local Weak Convergence. *Probability on Discrete Structures*, **110**, 29-35. https://doi.org/10.1007/978-3-662-09444-0_1
- [15] Barabasi, A.L. and Albert, R. (1999) Emergence of Scaling in Random Networks. *Science*, **286**, 509-512. <https://doi.org/10.1126/science.286.5439.509>
- [16] Lelarge, M. and Bolot, J. (2008) A Local Mean Field Analysis of Security Investments in Networks. In: Joan, F. and

Richard, Y.Y., Eds., *Proceedings of the third International Workshop on Economics of Networked Systems*, ACM Press, Seattle, WA, 25-30. <https://doi.org/10.1145/1403027.1403034>

- [17] Li, Y., Zhao, B.Q. and Lui, J.C.S. (2012) On Modeling Product Advertisement in Large-Scale Online Social Networks. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, **20**, 1412-1425. <https://doi.org/10.1109/TNET.2011.2178078>