

• 复杂性科学 •

# 基于 Lotka-Volterra 模型的淘汰机制下的 信息相互作用



许楠楠, 胡海波\*

(华东理工大学商学院 上海 徐汇区 200237)

**【摘要】**在考虑事件关键节点的情况下, 研究社交网络中泛娱乐事件不同信息之间的相互作用。类比生态学中的种群竞争模型, 将事件中晋级和淘汰选手相关信息的扩散看作不同类信息相互作用的结果, 如争夺用户加入相关扩散网络中以增大扩散规模。结合对事件信息扩散不同阶段的划分, 以“创造 101”话题为例, 构建 Lotka-Volterra 模型进行研究。实际数据拟合结果表明, 事件的不同阶段信息相互作用会发生变化, 前期的结果源于用户积累, 后期则更依赖于粉丝效应, 各类信息始终处于共存状态。节目中淘汰机制对选手信息的扩散有一定影响, 但在粉丝效应下其影响有所减弱。扩散数据结合模型, 能够量化线下事件进展对线上信息扩散的动态影响及信息间的相互作用, 且可应用到其他类型信息交互研究中。

**关键词** 信息扩散; 信息相互作用; Lotka-Volterra 模型; 社交网络; 泛娱乐事件

**中图分类号** TP393; N949 **文献标志码** A **doi**:10.12178/1001-0548.2021166

## Information Interaction under Elimination Mechanism Based on Lotka-Volterra Model

XU Nannan and HU Haibo\*

(School of Business, East China University of Science and Technology Xuhui Shanghai 200237)

**Abstract** Considering the key points of events, this paper studied the interactions between different information in pan-entertainment events in social networks. By analogy with the population competition model in ecology, the diffusion process of relevant information to be promoted and eliminated players in events was regarded as the result of interaction between different types of information, such as competing with each other for users to join the relevant diffusion network to increase the diffusion scale. The paper combines the division of different stages of event information diffusion, and takes the topic of ‘Produce 101’ as an example to construct Lotka-Volterra model for research. The fitting results for the actual data show that information interactions change at different stages of the event. In the early stage, the results come from the accumulation of users, while in the later stage, it is more dependent on the fan effect, and all types of information are always in a state of coexistence. The elimination mechanism of the show has a certain influence on the diffusion of information about different players, but its influence will be weakened by the fan effect. Diffusion data combination model can quantify the dynamic impact of offline events on online information diffusion and the interaction between information, and can be applied to research on other types of information interaction.

**Key words** information diffusion; information interaction; Lotka-Volterra model; social network; pan-entertainment event

当前, 泛娱乐时代席卷而来。“泛娱乐”概念由腾讯最先提出, 是一种基于互联网的多领域共生的娱乐生态, 注重“粉丝经济”。中国的泛娱乐文化扎根于互联网, 随着“互联网+”时代到来, 泛娱乐产业迅速发展, 从单体竞争转向了生态型竞

争。以歌舞竞技类的选秀节目形式来打造偶像 IP, 是近年来泛娱乐产业的流行趋势之一。线下的竞技比赛通过在线平台与受众建立连接, 有效缩短了双向通信的成本和距离, 避免了沟通滞后性, 是信息扩散的有效渠道。吸引更多观众充分制造话

收稿日期: 2021-06-21; 修回日期: 2021-11-15

基金项目: 国家自然科学基金(61973121, 71971082)

作者简介: 许楠楠(1996-), 女, 主要从事社交媒体方面的研究。

\*通信作者: 胡海波, E-mail: sdhuzi@163.com

题,成为各组织或个人实现利益和效率最大化的有效工具。在此类竞技类节目中,淘汰机制是重要特点之一,也是决定参赛选手未来发展的重要因素。节目的竞技性质决定了选手之间的竞争关系,这种竞争关系同样也体现在社交网络中信息的扩散过程中。因此研究淘汰机制下不同选手的信息如何相互作用以影响各自的扩散,并基于此分析相互作用的内因和结果,是竞技类比赛参与者以及泛娱乐行业所关注的问题之一。

在信息扩散相关研究中,学者们主要关注两类问题,一是构建扩散模型,二是对实际数据进行实证分析,如对信息扩散的时点数据进行时序变化模式分析。早期的研究普遍关注单一信息的扩散<sup>[1-3]</sup>,研究发现,信息的主题<sup>[4]</sup>和情感倾向<sup>[5-7]</sup>间接支配着文本的扩散性,而信息的形式则直接决定了自身的扩散性。不同主题的信息在扩散深度、扩散规模上都有显著差异<sup>[8]</sup>。文本信息的长度、信息的图片包含率、视频文字信息的结合与否,对不同群体的感染能力也存在差异。

随着单信息扩散机制的研究不断丰富,理论和模型不断完善,对多信息同时扩散时的相互作用的分析也逐渐成为新的研究主题。某些内容的大规模扩散往往要付出同等的代价,如其他内容扩散受阻<sup>[9]</sup>等。有关竞争性信息扩散的实证分析相对较少,大多以建模来研究其机制<sup>[10-11]</sup>。竞争信息可以具有相反性质,如真相和谣言,又或是同一性质同一话题的不同意见,它们的扩散过程存在相互作用<sup>[12]</sup>。文献<sup>[13]</sup>研究发现,相似的文本信息在扩散时存在相互作用:扩散网络规模较小时,相似信息在扩散中相互抑制;而当网络规模较大时,则会相互促进。文献<sup>[14]</sup>对同质性信息的研究也进一步证实了这一点。在同一事件中,真相和谣言的扩散具有竞争性,文献<sup>[15]</sup>利用多种模型研究了传染病的信息扩散,发现关于病毒真相的扩散能够使谣言消失,当真相的渗透强度足够大时,对疫情扩散也有抑制作用。文献<sup>[16]</sup>使用网络中心度等指标来预测两个互异观点间的相互影响,发现影响力矩阵具有较好的预测能力。

近年来对信息扩散的研究多集中于危机事件<sup>[17-18]</sup>、灾害事件<sup>[19-20]</sup>或政治性事件<sup>[4,21-23]</sup>,鲜有对商业或娱乐事件的研究。在内容上,虽然有些研究通过分析事件的内在机制来进行突发、热点事件的预测<sup>[24]</sup>,但对事件中参与者信息间的相互作用以及关键事件发生前后扩散变化的研究仍然较少。事实上,与其

他类型事件相比,娱乐事件的传播模式有所不同,这些事件通常生命周期短但活跃时间长,常会在短时间内获得大量关注,热度也会迅速衰减,也更容易重新推广<sup>[25]</sup>。目前大多娱乐事件的研究集中于传播学领域,使用真实数据探索泛娱乐事件信息扩散的研究极少。娱乐事件的背后往往是各方利益的竞争,分析短时间内娱乐事件相关信息的扩散,可以给企业或平台带来指引。此外,在线平台的出现使事件研究进入一个新的阶段。出于对信息搜索和社交的需求,用户会在社交网络中分享事件相关的信息<sup>[26]</sup>,网络的便利性和实时性使线下事件与线上信息之间相互作用<sup>[27]</sup>。通过线上数据和线下进展相结合的方法,可以更深入研究事件进展。

本文采用线下节目与线上讨论结合分析的方法,研究娱乐事件中的信息扩散特征。将事件划分为不同的竞技阶段,构建 Lotka-Volterra 信息相互作用模型,根据每一阶段选手淘汰与晋级的状态,分析在淘汰机制的影响下,社交网络中不同选手信息的扩散及相互作用。

## 1 淘汰机制下的信息相互作用模型

### 1.1 Lotka-Volterra 模型

Lotka-Volterra 模型最初用来描述共用同一空间和资源的两个种群间的相互关系,种群数量变化可看作是物种在该空间中扩散的过程,随着种群数量的增加,空间和资源逐渐被侵占和利用。类比到社交网络中,网络平台上的用户是有限的,某一事件中参与用户的注意力和精力也是有限的,当不同信息同时在社交网络中扩散时,会争夺用户和网络资源,因此 Lotka-Volterra 模型可应用于信息扩散研究。

Lotka-Volterra 模型是 logistic 模型的拓展,即物种的数量变化服从 logistic 增长,满足  $dN/dt = rN(1 - N/K)$ ,其中  $k$  在生态学中表示环境容量,物种的数量受到环境的制约,相应地,在信息扩散中  $k$  代表了信息扩散网络最终达到的节点数; $N$  是信息扩散网络中的节点数; $r$  是节点数的自然增长率,即没有外界影响下的数量增长率; $dN/dt$  则是扩散网络中节点数的变化率。

### 1.2 淘汰机制下的信息扩散

在竞技类节目中,不同选手有不同的用户支持群体,由于受众总量有限,社交平台中新内容的生成速度过快会导致信息饱和,因此不同选手的信息在扩散过程中会相互竞争。结合现有文献和事件的

进展演变, 本文将网络节目周期划分为 5 个阶段, 如图 1 所示。

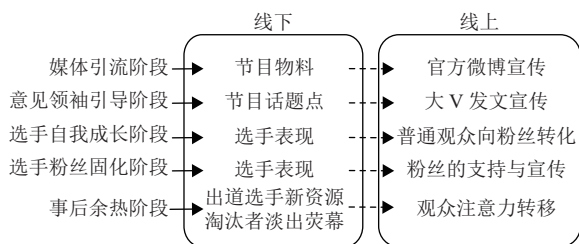


图 1 网络节目信息扩散演变阶段

1) 媒体引流阶段。在节目的筹备和播放初期, 线上社交平台上的信息积累源于线下节目物料的释放。官方帐号的宣传至关重要, 保证了信息的权威性和可信任性。此外, 部分用户早期从各渠道了解节目, 自发成为节目的宣传者。官方和自发用户在线上发布并传播节目信息, 构建信息扩散网络中的初始节点, 并借助自身的社交网络和开放平台, 连接并引入更多用户。

2) 意见领袖引导阶段。早期单薄的用户基础及其影响力相对于一个节目所需的流量而言远远不够。社交网络中的意见领袖是扩大受众数量的渠道之一, 在扩散过程中扮演重要角色。意见领袖通过发布节目中的相关看点, 借助于自身在社交网络中的位置优势以及关系网络基础, 以更快的速度和更广的范围触达更多用户, 使节目的受众规模不断扩大。

3) 选手自我成长阶段。随着节目播出观众增多, 普通用户也逐渐向粉丝转化, 节目中的选手逐渐积累各自粉丝群体。受众增多使得网络规模再次扩大。这一阶段用户的新增并非全部源于节目的影响力, 更多是选手个人的吸引力, 用户不断发帖成为选手各自的支持者。人气选手的话题热度高, 粉丝规模大, 而冷门选手规模较小, 此过程同时也会伴随竞争的产生。

4) 选手粉丝固化阶段。上一阶段选手粉丝不断增多, 在固化阶段粉丝群体趋于稳定。部分用户对节目兴趣逐渐减淡, 不再关注节目, 而剩余用户忠诚度会更高。不同选手其粉丝群体的流失和忠诚度不尽相同, 选手间的竞争关系也会体现在线上的信息扩散中。线下事件与线上扩散密切相关, 信息的相互竞争引发各选手热度的变化, 从而影响线下事件进展。

5) 事后余热阶段。竞技节目类事件的热度往往会随着事件的结束而大幅降低。受众的新鲜感和热

情是有限的, 没有节目的实时讨论度, 社交网络中相关的帖子也会逐渐减少。无论是之前热度高的选手还是热度低的选手, 一旦失去线下事件的支撑, 其热度的辐射范围将大大缩小。

### 1.3 信息相互作用模型

#### 1.3.1 模型假设

假设整个竞技节目以淘汰赛机制推进, 淘汰结果取决于选手人气。淘汰选手将无法参与后续节目, 而晋级选手会进行新一轮的竞争。由于线下竞技节目中会有很多人为了不可控因素, 甚至处于黑箱状态, 无法量化衡量, 所以在构建信息相互作用模型时给出了以下假设: 1) 淘汰赛前后, 在线社交网络中资源不变, 这保证了淘汰赛前后两个阶段的可比性; 2) 节目的淘汰、晋级结果不受其他非正常因素的影响; 3) 竞争选手和淘汰选手相互竞争时, 都会减缓对方热度的增长; 4) 选手之间的竞争也会体现在整个团体之间的竞争上; 5) 晋级选手和淘汰选手相关信息的热度增长服从 logistic 分布。

#### 1.3.2 模型构建

信息在扩散过程中会受自身扩散情况的影响, 同时也会受外部其他信息扩散的影响。在淘汰赛制的竞技节目中, 相互影响的双方分别是淘汰选手和晋级选手的信息集合, 是两类团体之间的信息热度相互作用。归属于不同性质的信息在网络中发布和传播, 吸引更多用户进一步扩散。随着时间的推移, 扩散网络中不断进入新节点, 形成该选手的信息扩散网络集合。将每个帖子作为网络中的一个节点, 如图 2 所示, 实心圆是该时间点网络已有节点, 而空心圆是该时间点新进入的节点, 即新发布的帖子。通过识别该帖子中所关联的选手来判断其所属的扩散网络集合, 为排除个体因素的影响, 本文综合考虑晋级选手和淘汰选手两个团体的扩散网络, 通过分析不同时间点不同扩散网络集合中新增节点数的变化, 来研究其中的信息相互作用。

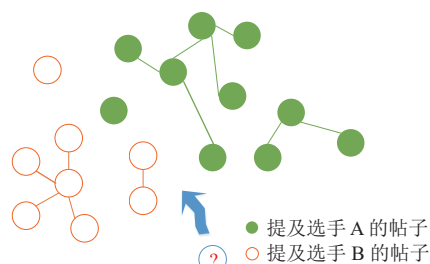


图 2 选手信息扩散网络的构建

扩散网络中新增节点数的变化是衡量不同选手在不同比赛阶段信息扩散状态变化的重要特征, 也

是衡量选手实时热度的依据。根据生态学中的 Lotka-Volterra 种群竞争模型, 并考虑两类信息相互作用系数  $\alpha$  和  $\beta$ , 构建两信息相互作用模型, 如式 (1) 所示:

$$\begin{cases} \frac{dN_1}{dt} = r_1 N_1 \left( 1 - \frac{N_1}{k_1} - \frac{\alpha N_2}{k_1} \right) = r_1 N_1 - \frac{r_1 N_1^2}{k_1} - \frac{r_1 \alpha N_1 N_2}{k_1} \\ \frac{dN_2}{dt} = r_2 N_2 \left( 1 - \frac{N_2}{k_2} - \frac{\beta N_1}{k_2} \right) = r_2 N_2 - \frac{r_2 N_2^2}{k_2} - \frac{r_2 \beta N_1 N_2}{k_2} \end{cases} \quad (1)$$

式中, 晋级选手用下标 1 表示; 淘汰选手用下标 2 表示;  $dN_1/dt$  和  $dN_2/dt$  是相应节点数的变化率;  $r_1$  和  $r_2$  为自然增长率, 其与信息本身特性有关;  $k_1$  和  $k_2$  为扩散网络达到的最大节点数; 式中添加了两类信息间的相互作用项。

令  $a_{1,1} = -r_1/k_1$ ,  $a_{1,2} = -r_1\alpha/k_1$ ,  $a_{2,2} = -r_2/k_2$ ,  $a_{2,1} = -r_2\beta/k_2$ , 式 (1) 可简化为:

$$\begin{cases} \frac{dN_1}{dt} = N_1 (r_1 + a_{1,1}N_1 + a_{1,2}N_2) \\ \frac{dN_2}{dt} = N_2 (r_2 + a_{2,1}N_1 + a_{2,2}N_2) \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $a_{1,1}$  和  $a_{2,2}$  分别是节点数对自身变化的影响;  $a_{1,2}$  是淘汰选手信息网络中节点数对晋级选手的影响;  $a_{2,1}$  是晋级选手对淘汰选手的影响。变化率受网络中节点数的自然增长率  $r_i$  和网络自身影响系数  $a_{i,i}$  的影响, 自然增长率即内在增长率, 也称瞬时增长率, 表示某一网络在节点极少且没有其他信息网络参与竞争情况下的节点规模增长。

扩散网络中的节点数在一定程度上体现了该类信息的热度, 节点数的变化与竞争也是信息热度的变化与竞争。该模型不局限于两类信息, 可推广到多信息相互作用的情形, 对于信息  $i$ , 式 (3) 给出了其演化方程:

$$\frac{dN_i}{dt} = N_i \left[ r_i + a_{i,i}N_i + \sum_j (a_{i,j}N_j) \right] \quad (3)$$

### 1.3.3 模型分析

由模型表达式可知, 当  $dN_1/dt$  和  $dN_2/dt$  均为 0 时, 模型达到平衡, 两类信息的热度不再变化。若  $N_1=N_2=0$ , 则点  $A(0, 0)$  为平衡点。若  $N_1=0, N_2 \neq 0$ , 可得点  $B(0, -r_2/a_{2,2})$  为平衡点。若  $N_1 \neq 0, N_2=0$ , 点  $C(-r_1/a_{1,1}, 0)$  为平衡点。若  $N_1, N_2$  均不为 0, 可得点  $D\left(\frac{r_1 a_{2,2} - r_2 a_{1,2}}{a_{2,1} a_{1,2} - a_{2,2} a_{1,1}}, \frac{r_2 a_{1,1} - r_1 a_{2,1}}{a_{2,1} a_{1,2} - a_{2,2} a_{1,1}}\right)$  为平衡点。

假设晋级选手和淘汰选手的自然增长率不受其他因素影响, 即  $r_1, r_2$  均大于 0, 根据平衡点稳定性判

断规则: 1) 点  $A$  不稳定; 2) 对于点  $B$ :  $a_{1,2} < 0$  情况下, 淘汰选手对晋级选手有抑制作用, 当  $r_1/a_{1,2} > r_2/a_{2,2}$  即  $k_2 > k_1/\alpha$  时,  $B$  点稳定;  $a_{1,2} > 0$  情况下, 淘汰选手对晋级选手有促进作用, 晋级选手的热度  $N_1$  不会降为 0, 因此  $B$  点不稳定; 3) 对于点  $C$ :  $a_{2,1} < 0$  情况下, 晋级选手对淘汰选手有抑制作用, 当  $r_2/a_{2,1} > r_1/a_{1,1}$  即  $k_1 > k_2/\beta$  时,  $C$  点稳定;  $a_{2,1} > 0$  情况下, 晋级选手对淘汰选手有促进作用, 淘汰选手的热度  $N_2$  不会降为 0, 因此  $C$  点不稳定; 4) 对于点  $D$ : 当  $\frac{(r_2 a_{1,2} - r_1 a_{2,2})(r_1 a_{2,1} - r_2 a_{1,1})}{a_{1,1} a_{2,2} - a_{1,2} a_{2,1}} > 0$  且  $a_{1,1} \frac{r_1 a_{2,2} - r_2 a_{1,2}}{a_{1,1} a_{2,2} - a_{1,2} a_{2,1}} + a_{2,2} \frac{r_2 a_{1,1} - r_1 a_{2,1}}{a_{1,1} a_{2,2} - a_{1,2} a_{2,1}} > 0$  时,  $D$  点稳定。

模型中系数的符号组合表示晋级、淘汰选手信息热度之间的不同关系。当二者互为抑制作用, 即  $a_{1,2} < 0, a_{2,1} < 0$  时, 两类信息为竞争关系; 当淘汰选手信息对晋级选手起抑制作用, 而晋级选手信息对淘汰选手起促进作用, 即  $a_{1,2} < 0, a_{2,1} > 0$  时, 表明淘汰选手信息热度增长速度高于晋级选手; 反之, 即  $a_{1,2} > 0, a_{2,1} < 0$  时, 则表明晋级选手信息热度增长速度高于淘汰选手; 当二者互为促进作用, 即  $a_{1,2} > 0, a_{2,1} > 0$  时, 二者为互利共生关系, 若同时满足  $a_{1,1} < 0, a_{2,2} < 0$ , 表明二者强相关。

表 1 给出了模型分析结果。当淘汰选手信息增速快时, 可能在  $B$  和  $D$  处稳定, 晋级选手信息消失或者二者共存皆有可能。当晋级选手信息增速快时, 可能在  $C$  和  $D$  处稳定, 淘汰选手信息消失或者二者共存皆有可能。当二者竞争时, 三种情况皆有可能。当二者互利共生时, 仅会在  $D$  处稳定, 二者共存且帖子数达到网络中的饱和值。模型中平衡点  $B$  和  $C$  处的稳定取决于  $\alpha, \beta, k_1$  和  $k_2$  之间的关系, 即相互作用系数与网络最大节点数之间的关系, 但在现实网络中用户发帖情况变动较大, 环境极易改变,  $B$  和  $C$  处也较难达到稳定, 晋级和淘汰选手的相关信息一般不会消失。

表 1 模型分析

系数符号组合	相互关系	B(晋级消亡)	C(淘汰消亡)	D(共存)
$a_{1,2} < 0, a_{2,1} < 0$	竞争	稳定	稳定	稳定
$a_{1,2} < 0, a_{2,1} > 0$	淘汰增长 > 晋级	稳定	不稳定	稳定
$a_{1,2} > 0, a_{2,1} < 0$	晋级增长 > 淘汰	不稳定	稳定	稳定
$a_{1,2} > 0, a_{2,1} > 0$	互利共生	不稳定	不稳定	稳定

根据式 (2), 当有扩散数据后, 我们可拟合出模型系数。线性拟合中可以使用判别系数  $R^2$  及显

著性来衡量拟合效果,而在模型(2)中,变量之间已不再是单纯的线性关系,无法使用 $F$ 检验来进行显著性判别,需利用优化方法根据时间序列拟合系数。非线性情形下,通过计算观测值和拟合值间的平方差来衡量二者的匹配性,其性质与 $R^2$ 类似。

## 2 数据与测量

### 2.1 数据描述

唱跳竞技类节目“创造 101”(2018 年 4 月 21 日首播,2018 年 6 月 23 日播出最后一期)曾在网络上掀起热潮,是具有代表性的线上与线下相结合的娱乐事件。国内社交平台中新浪微博的开放性较高,受众较多。本文选用微博平台上“创造 101”话题下的微博数据来进行模型拟合,时间跨度为 2018 年 4 月 1 日-2018 年 6 月 30 日,数据包含了微博用户、微博内容、微博发布时间等信息。

### 2.2 淘汰机制下的数据集划分

上文对竞技类节目信息扩散过程所经历的几个主要阶段进行了阐述,对于实际数据,也依据上文对数据集进行了划分,即以 4 次晋级淘汰赛为时间

节点切分。节目播放前期至第一次淘汰赛间划为媒体引流阶段,第一至第二次淘汰赛间划为意见领袖引导阶段,第二至第三次淘汰赛间划为选手自我成长阶段,第三至第四次淘汰赛间划为选手粉丝固化阶段,节目结束后划为余热阶段。

表 2 是每个阶段被转发的原创微博的基本情况,这些微博在信息扩散过程中具有积极作用,可以反映不同阶段信息扩散情况。表中扩散规模指微博扩散树中的用户数,扩散深度指叶子节点到根节点的最大距离,扩散广度指同一层级的最大节点数。第一阶段微博的扩散规模和转发数较低,表明该时期节目信息传播情况较差,与上文提到的引流阶段较为吻合;第二阶段各指标均有大幅度提升,与意见领袖阶段相匹配,通过意见领袖获得更大范围的扩散和宣传;第三阶段的日均微博数、作者数和平均转发数持续提高,但平均扩散规模和深度却有所下降;第四阶段各指标均有所下降,忠诚的用户留下,失去兴趣的用户流失;最后一个阶段,扩散指标大幅下降,节目结束导致线上讨论度减少,热度也逐渐减小。

表 2 各阶段被转发的微博的扩散情况

时间段	日均原创微博数/条	日均原创作者数/个	平均转发数/次	平均扩散规模	平均扩散深度	平均扩散广度
2018/4/1-2018/5/13(媒体引流阶段)	1564	507	110.68	44.30	1.51	151.26
2018/5/13-2018/6/2(意见领袖引导阶段)	3045	1263	159.66	107.78	1.52	180.81
2018/6/2-2018/6/16(选手自我成长阶段)	5084	2239	189.22	75.15	1.47	196.63
2018/6/16-2018/6/23(选手粉丝固化阶段)	3040	1596	156.47	67.28	1.42	160.36
2018/6/23-2018/6/30(事后余热阶段)	3834	1884	62.02	53.72	1.43	89.77

### 2.3 扩散网络构建与热度计算

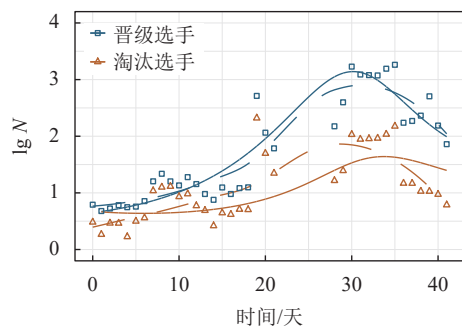
选手在某一时间段内的热度变化是模型的拟合目标,热度在社交平台上可用选手信息扩散网络中的新增节点数来表示。根据图 2,信息借助各类渠道触达网络外的用户,当用户发布某选手相关的原创微博时则认为该用户成为该选手的关注者,该微博成为信息扩散网络中的新节点。因此,判断原创微博所提及的选手和发布时间,可计算选手信息扩散网络中新增节点数的变化,即选手热度的变化。利用自然语言处理方法,提取微博文本中提到的选手,同时以日为单位计算选手的热度值。

## 3 实证分析

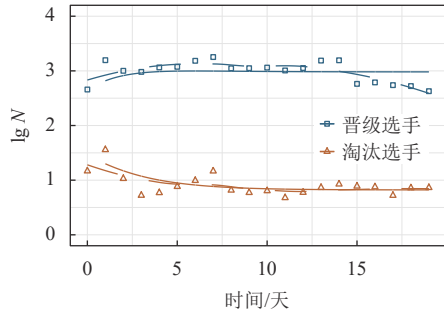
### 3.1 淘汰机制下选手信息相互作用模型分析

为研究淘汰赛前晋级和淘汰选手间相互关

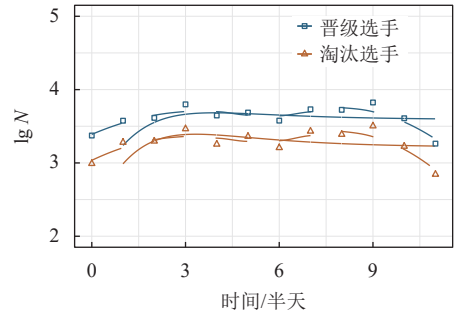
系的变化,本文根据相互作用模型分阶段对数据进行拟合。拟合时使用热度的对数值(以 10 为底),避免由于原始数值过大导致拟合系数过小的问题。图 3 是模型拟合结果,表 3 给出了拟合参数。



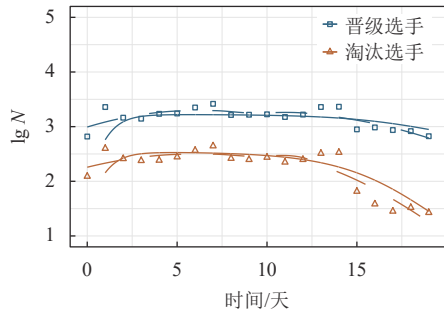
a. 第一次淘汰赛前 ( $a_{1,2}<0, a_{2,1}>0$ )



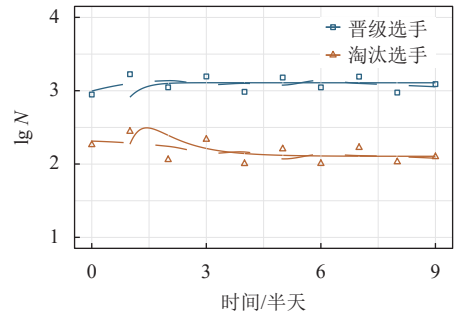
b. 第一次淘汰赛后 ( $a_{1,2}>0, a_{2,1}<0$ )



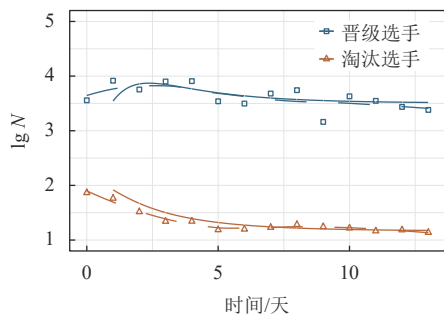
g. 第四次淘汰赛前 ( $a_{1,2}>0, a_{2,1}<0$ )



c. 第二次淘汰赛前 ( $a_{1,2}>0, a_{2,1}<0$ )



h. 第四次淘汰赛后 ( $a_{1,2}>0, a_{2,1}<0$ )

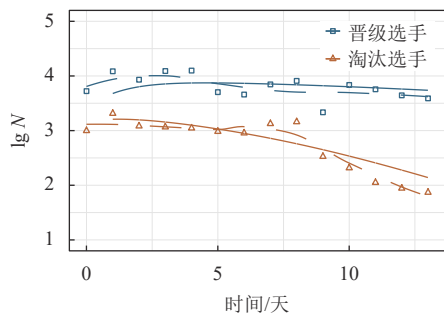


d. 第二次淘汰赛后 ( $a_{1,2}>0, a_{2,1}<0$ )

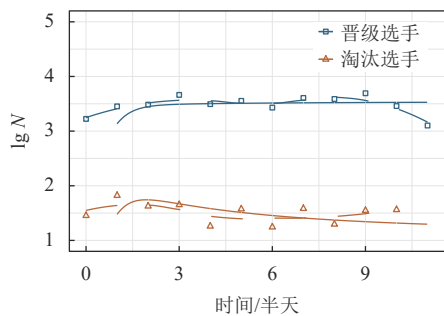
图3 晋级选手和淘汰选手间的热度相互作用

表3 模型拟合参数

拟合参数	第一次淘汰赛		第二次淘汰赛		第三次淘汰赛		第四次淘汰赛	
	赛前	赛后	赛前	赛后	赛前	赛后	赛前	赛后
$\lg N_1$ 初始值	0.672	2.818	2.759	3.543	3.679	3.133	3.239	2.912
$\lg N_2$ 初始值	0.664	1.300	2.155	1.918	3.208	1.477	2.988	2.272
$r_1$	0.140	0.504	1.367	0.761	0.732	2.174	1.139	2.920
$r_2$	0.041	1.150	1.449	0.483	0.142	5.474	1.342	10.855
$a_{1,1}$	0.071	-0.178	-0.548	-0.301	-0.220	-0.599	-0.623	-0.945
$a_{1,2}$	-0.236	0.033	0.157	0.252	0.039	-0.046	0.342	0.008
$a_{2,1}$	0.080	-0.294	-0.696	-0.073	-0.089	-1.464	-0.657	-3.189
$a_{2,2}$	-0.166	-0.332	0.313	-0.194	0.059	-0.251	0.316	-0.447
拟合优度	0.755	0.975	0.937	0.991	0.907	0.971	0.637	0.957



e. 第三次淘汰赛前 ( $a_{1,2}>0, a_{2,1}<0$ )



f. 第三次淘汰赛后 ( $a_{1,2}<0, a_{2,1}>0$ )

1) 第一次淘汰赛 (2018/5/13)。第一次淘汰赛共 101 位选手根据观众在官方投票通道上的结果进行角逐, 55 位选手晋级, 剩下的则被淘汰。本文分析了这些选手在淘汰赛前后两个时间段的热度变化和相互作用, 图 3a 和 3b 给出了拟合结果。实线是模型拟合线, 作为对比, 本文也给出了利用局部加权回归函数得到的拟合线 (虚线), 后者更接近观测点的变化趋势, 但该方法无法获知二者间的具体相互作用关系, 无法得到整个阶段的作用系数。

根据表 3, 淘汰赛前后拟合优度均较高, 表明拟合效果良好。在淘汰赛前,  $a_{1,2}<0, a_{2,1}>0$ , 淘汰

选手对晋级选手有抑制作用, 而晋级选手对淘汰选手有促进作用, 表明淘汰选手的热度上升得比晋级选手更快。而在淘汰赛后,  $a_{1,2}>0$ ,  $a_{2,1}<0$ , 晋级选手的热度上升得比淘汰选手快。后者的主要原因是淘汰赛后淘汰选手不再出现在节目中, 其讨论度会迅速回落, 且当前节目处于引流阶段, 选手的粉丝群体还未形成, 受众对选手不熟悉, 社交平台上讨论的微博会随节目结果的变化而改变。至于前者, 从二者热度的自然增长率  $r_1$ 、 $r_2$  分析, 赛前晋级选手的增长率  $r_1$  比淘汰选手高得多, 可能源于其过往资源或所在公司的宣传, 使晋级选手自带话题度, 粉丝基数较大; 而淘汰选手初期增长率  $r_2$  极低, 随着节目的播出讨论度逐渐增加, 因此热度增长得会比晋级选手快。淘汰赛前后, 二者自我影响系数均变小, 且在赛后都小于 0, 这表明淘汰赛机制使晋级选手信息和淘汰选手信息之间形成交互关系, 其相互作用变强。

2) 第二次淘汰赛 (2018/6/2)。第二次淘汰是在上一轮胜出的 55 位选手中晋级 36 位, 淘汰 19 位。同样地, 对比分析淘汰赛前后两个阶段, 赛前所有选手都活跃于舞台; 而赛后部分选手离开舞台, 但有关他们的信息依旧在社交平台上扩散, 扩散过程受到淘汰赛的影响。图 3c 和 3d 给出了拟合结果, 拟合值符合观测值的变化。

由表 3 可知, 在淘汰赛前后均有  $a_{1,2}>0$ ,  $a_{2,1}<0$ , 表明无论淘汰赛是否进行, 晋级选手的热度增长始终比淘汰选手快。从意见领袖引流阶段到选手自我成长阶段, 节目逐渐积累用户, 经过前期节目的播出及微博平台上信息的扩散, 越来越多的用户开始关注该节目并参与讨论, 热度越来越高。同时, 这一时期还处于选手粉丝大量积累的萌芽时期, 在初期讨论度较高的选手会更易吸引到更多用户的支持, 为他们投票; 相应地, 普通用户也会更多关注和讨论晋级选手的相关信息。在晋级和淘汰选手的热度自然增长率  $r_1$ 、 $r_2$  都较为接近的情况下, 导致淘汰赛前后晋级选手的热度增长都较快。对比淘汰赛前后, 晋级选手对淘汰选手始终有抑制作用, 而淘汰选手对晋级选手也始终有促进作用, 且促进作用的强度变大, 进一步阐述了上述现象。对于两类选手热度的自我影响系数而言, 淘汰选手的系数由正变负, 晋级选手的始终为负, 表明淘汰赛后二者之间的相互作用变强。淘汰赛机制的存在使选手之间的热度竞争更为激烈, 只有晋级的选手才能获得持久的高热度, 而淘汰选手的热度只会逐渐消失。

3) 第三次淘汰赛 (2018/6/16)。第三次淘汰赛从上一轮胜出的 36 位选手中根据投票结果晋级 22 位, 淘汰 14 位。按照上文划分的时间段, 淘汰赛前处于选手自我成长阶段, 淘汰赛后处于选手粉丝固化阶段, 图 3e 和 3f 给出了拟合结果。由于第三次淘汰赛后阶段只有 7 天, 过少的数据难以准确拟合, 因此将每天划分为两个时间段分别取热度值, 从凌晨 0 时至中午 12 时为一个时间段, 其余为另一个时间段。节目相关信息在以天为单位的观测段内不存在周期性, 因此数据点的变化趋势不会受时间段划分的影响。

第三次淘汰赛前后选手逐渐有了固定粉丝群体, 在节目中会得到更稳定的支持。淘汰赛前有  $a_{1,2}>0$ ,  $a_{2,1}<0$ , 即晋级选手的热度增长得比淘汰选手快, 这在一定程度上预示了淘汰赛的结果。晋级选手的热度增长得快, 表明在临近投票结果公布的时候, 用户更加关注晋级选手, 为之投票和发微博的倾向会更大, 此外, 这些微博在平台大规模扩散, 会吸引更多用户关注这些选手, 提高投票的用户基数。在淘汰赛后有  $a_{1,2}<0$ ,  $a_{2,1}<0$ , 即晋级选手和淘汰选手的热度是竞争关系, 晋级选手热度在增加, 淘汰选手热度在减小。这与前两次淘汰赛后的情况都不同, 表明这一期间选手热度不再随着节目中的淘汰结果而发生断崖式变化, 淘汰选手的粉丝群体在该选手被淘汰后依旧会关注和发布选手信息, 这是路人观众与粉丝群体的最大区别。粉丝群体的支持与淘汰赛的结果使两类选手间的竞争关系显性化, 双方热度的增加都会抑制对方的热度。

4) 第四次淘汰赛 (2018/6/23)。第四次淘汰赛即最后的总决赛, 22 位选手进行最后的对决, 投票结果排名前 11 的将赢得最终胜利, 获得出道资格。决赛前处于选手粉丝固化阶段, 决赛后是节目结束后的余热阶段。与第三次淘汰赛后的阶段类似, 由于时间段过短, 数据点过少难以拟合, 故采用相同方法获得双倍观测点数, 图 3g 和 3h 给出了拟合结果。

决赛前后都有  $a_{1,2}>0$ ,  $a_{2,1}<0$ , 即晋级选手的热度上升得比淘汰选手快。决赛前的该现象预示淘汰赛的结果, 决赛后节目结束, 获胜的选手获得新资源参与其他活动, 所以热度会延续一段时间, 而淘汰的选手随着节目热度减弱, 其热度会进一步减弱。就二者的热度增长率而言,  $r_1$ 、 $r_2$  均变大, 节目结束后晋级、淘汰选手之间不再是竞争关系, 相互作用较之前几阶段更弱, 热度增长主要源于自然

增长。两阶段相比, 晋级选手对淘汰选手的抑制作用变大, 淘汰选手对晋级选手的促进作用减小, 晋级选手的热度提升不再受节目中竞争对手的影响, 而是自身和其他外界因素的影响, 但淘汰选手的热度随着节目的结束逐渐降低。

由于现实中微博发布情况不断变化, 环境的多变性使选手热度易于打破稳定点的条件限制, 且对比的时间未包含全部时间段, 某些选手也会有忠实关注者, 因此各淘汰赛前后均未出现淘汰选手热度归零的现象。

### 3.2 淘汰赛前后热度相互作用的多阶段对比分析

如表 4 所示, 综合 4 次淘汰赛前后的变化来看, 在最开始整个节目热度还不高的情况下, 选手热度之间的相互作用来源于自身情况, 包括节目前的知名度和所在公司的宣传等。在节目前半段, 即用户积累和引入时期, 选手之间的热度关系与节目进度密切相关, 晋级选手热度会随着淘汰赛结果的公布而迅速上升。在节目后半段, 选手粉丝群体稳定后, 有稳定的用户支持, 即使选手被淘汰, 其热度也不会马上降低, 仍然会与晋级选手呈竞争态势。在节目结束后, 晋级选手和淘汰选手的热度均有所下降, 相比而言, 淘汰选手在失去线下节目播放带来的用户基础后, 其热度会急剧下降, 而晋级选手热度的持续并非依赖于节目, 可能是赛后参与其他活动的曝光带动的。

表 4 淘汰赛热度相互作用多阶段对比

淘汰赛	信息扩散阶段	相互作用系数	作用结果	
第一次淘汰赛	前	媒体引流	$a_{1,2}<0, a_{2,1}>0$	淘汰选手占优
	后	意见领袖引导	$a_{1,2}>0, a_{2,1}<0$	晋级选手占优
第二次淘汰赛	前	意见领袖引导	$a_{1,2}>0, a_{2,1}<0$	晋级选手占优
	后	选手自我成长	$a_{1,2}>0, a_{2,1}<0$	晋级选手占优
第三次淘汰赛	前	选手自我成长	$a_{1,2}>0, a_{2,1}<0$	晋级选手占优
	后	选手粉丝固化	$a_{1,2}<0, a_{2,1}<0$	竞争关系显著
第四次淘汰赛	前	选手粉丝固化	$a_{1,2}>0, a_{2,1}<0$	晋级选手占优
	后	事件后余热	$a_{1,2}>0, a_{2,1}<0$	晋级选手占优

## 4 结束语

泛娱乐行业依赖互联网而生, 近年来各类娱乐节目层出不穷, 研究娱乐节目的线下机制与线上信息相互作用之间的关系, 能够更好地理解观众行为与粉丝经济。本文构建 Lotka-Volterra 信息相互作用模型来分析真实竞技类节目中的信息扩散, 并以淘汰赛为关键点划分节目进展, 分阶段分析晋级选

手和淘汰选手信息之间的关系。从选手及其公司的角度而言, 参加节目后需尽快在早期积累用户基础, 并促进普通用户向粉丝转化。淘汰赛制会使各选手之间的竞争关系更为激烈, 有效地设置淘汰机制有助于节目信息的扩散。

本文将模型与实际观测数据相结合, 且在竞技类节目的数据集中获得了较好的拟合结果, 从生态学视角探讨了信息相互作用。但在热度相互作用关系的研究中, 仅将选手分为较宏观的晋级和淘汰两类信息, 忽略了部分选手之间的微观关系, 如在同一类选手信息中也会出现相互竞争的情况, 会对各自信息的扩散产生影响, 这将留待以后进一步研究。此外, 现实中还存在其他类型信息相互作用的情景, 将本文的研究框架应用于其他场景的分析也是下一步的研究重点。

## 参考文献

- [1] 李栋, 徐志明, 李生, 等. 在线社会网络中信息扩散[J]. 计算机学报, 2014, 37(1): 189-206.  
LI D, XU Z M, LI S, et al. A survey on information diffusion in online social networks[J]. Chinese Journal of Computers, 2014, 37(1): 189-206.
- [2] 许小可, 胡海波, 张伦, 等. 社交网络上的计算传播学[M]. 北京: 高等教育出版社, 2015.  
XU X K, HU H B, ZHANG L, et al. Computational communication on social networks[M]. Beijing: Higher Education Press, 2015.
- [3] ZHANG Z K, LIU C, ZHAN X X, et al. Dynamics of information diffusion and its applications on complex networks[J]. Physics Reports, 2016, 651: 1-34.
- [4] ALBANESE F, PINTO S, SEMESHENKO V, et al. Analyzing mass media influence using natural language processing and time series analysis[J]. Journal of Physics: Complexity, 2020, 1(2): 025005.
- [5] BAUM J, RAHMAN R A. Emotional news affects social judgments independent of perceived media credibility[J]. Social Cognitive and Affective Neuroscience, 2021, 16(3): 280-291.
- [6] SILVA J, BERDEJO P, HIGA Y, et al. Classification, identification, and analysis of events on Twitter through data mining[C]//Proceedings of International Conference on Recent Trends in Machine Learning, IoT, Smart Cities and Applications. Singapore: Springer, 2021: 939-947.
- [7] ZHU X, KIM Y, PARK H. Do messages spread widely also diffuse fast? Examining the effects of message characteristics on information diffusion[J]. Computers in Human Behavior, 2020, 103: 37-47.
- [8] 罗春海, 刘红丽, 胡海波. 微博网络中用户主题兴趣相关性及主题信息扩散研究[J]. 电子科技大学学报, 2017, 46(2): 458-468.  
LUO C H, LIU H L, HU H B. Research on correlation of users' topic interests and topic information diffusion in



- microblog networks[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2017, 46(2): 458-468.
- [9] GOLDENBERG J, LIBAI B, MULLER E. Using complex systems analysis to advance marketing theory development: Modeling heterogeneity effects on new product growth through stochastic cellular automata[J]. *Academy of Marketing Science Review*, 2001, 9(3): 1-18.
- [10] PRAKASH B A, BEUTEL A, ROSENFELD R, et al. Winner takes all: Competing viruses or ideas on fair-play networks[C]//Proceedings of the 21st International Conference on World Wide Web. New York: ACM, 2012: 1037-1046.
- [11] WEI X, VALLER N C, PRAKASH B A, et al. Competing memes propagation on networks: A network science perspective[J]. *IEEE J Sel Areas Commun*, 2013, 31: 1049-1060.
- [12] YANG L, LI Z W, GIUA A. Containment of rumor spread in complex social networks[J]. *Information Sciences*, 2020, 506: 113-130.
- [13] YOO E, GU B, RABINOVICH E. Diffusion on social media platforms: A point process model for interaction among similar content[J]. *Journal of Management Information Systems*, 2019, 36(4): 1105-1141.
- [14] LIU L, WANG X, ZHENG Y, et al. Homogeneity trend on social networks changes evolutionary advantage in competitive information diffusion[J]. *New Journal of Physics*, 2020, 22: 013019.
- [15] HUANG H, CHEN Y, MA Y. Modeling the competitive diffusions of rumor and knowledge and the impacts on epidemic spreading[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2021, 388: 125536.
- [16] ZHAO J H, LIU Q P, WANG L, et al. Prediction of competitive diffusion on complex networks[J]. *Physica A*, 2018, 507: 12-21.
- [17] 钟琪, 戚巍, 张乐. Lotka-Volterra 系统下的社会型危机信息扩散模型[J]. *系统工程理论与实践*, 2012, 32(1): 104-110.  
ZHONG Q, QI W, ZHANG L. Social-pattern crisis information diffusion model under Lotka-Volterra system[J]. *Systems Engineering -Theory & Practice*, 2012, 32(1): 104-110.
- [18] 李彤, 宋之杰. 基于模型集成的突发事件舆情分析与趋势预测研究[J]. *系统工程理论与实践*, 2015, 35(10): 2582-2587.  
LI T, SONG Z J. Public sentiment of emergent events based on model integration and its trend prediction[J]. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2015, 35(10): 2582-2587.
- [19] OH O, KWON K H, RAO H R. An exploration of social media in extreme events: Rumor theory and Twitter during the Haiti earthquake 2010[C]//Proceedings of the International Conference on Information Systems. [S.l.]: AIS, 2010: 231.
- [20] KIM J, PARK H. A framework for understanding online group behaviors during a catastrophic event[J]. *International Journal of Information Management*, 2020, 51: 102051.
- [21] GUPTA A, LAMBA H, KUMARAGURU P, et al. Faking Sandy: Characterizing and identifying fake images on Twitter during hurricane Sandy[C]//Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web Companion. New York: ACM, 2013: 729-736.
- [22] VOSOUGHI S, ROY D, ARAL S. The spread of true and false news online[J]. *Science*, 2018, 359: 1146-1151.
- [23] BOVET A, MAKSE H A. Influence of fake news in Twitter during the 2016 US presidential election[J]. *Nature Communications*, 2019, 10: 7.
- [24] NIE X, ZHANG W, ZHANG Y, et al. Method to predict bursty hot events on Twitter based on user relationship network[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 44031-44040.
- [25] SI M, CUI L, GUO W, et al. A comparative analysis for spatio-temporal spreading patterns of emergency news[J]. *Scientific Reports*, 2020, 10: 19472.
- [26] LEE C S, MA L. News sharing in social media: The effect of gratifications and prior experience[J]. *Computers in Human Behavior*, 2012, 28(2): 331-339.
- [27] GE Y, QIU J, LIU Z, et al. Beyond negative and positive: Exploring the effects of emotions in social media during the stock market crash[J]. *Information Processing & Management*, 2020, 57(4): 102218.

编辑 蒋晓