计算机科学
COMPUTER SCIENCE

基于网络媒体的非线性动力学信息传播模型

杜鸿毅，杨华，刘艳红，杨鸿鹏

引用本文

杜鸿毅，杨华，刘艳红，杨鸿鹏. 基于网络媒体的非线性动力学信息传播模型[J]. 计算机科学, 2022, 49(6A): 280-284.

DU Hong-yi, YANG Hua, LIU Yan-hong, YANG Hong-peng. Nonlinear Dynamics Information Dissemination Model Based on Network Media[J]. Computer Science, 2022, 49(6A): 280-284.

相似文章推荐（请使用火狐或 IE 浏览器查看文章）

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

一种可快速迁移的领域知识图谱构建方法

Fast and Transmissible Domain Knowledge Graph Construction Method

计算机科学, 2022, 49(6A): 100-108. https://doi.org/10.11896/jsjkx.210900018

面向网络安全训练评估的受训者行为描述模型

Model for the Description of Trainee Behavior for Cyber Security Exercises Assessment

计算机科学, 2022, 49(6A): 480-484. https://doi.org/10.11896/jsjkx.210800048

基于进化神经网络的电力信息网安全态势量化方法

Quantitative Method of Power Information Network Security Situation Based on Evolutionary Neural Network

计算机科学, 2022, 49(6A): 588-593. https://doi.org/10.11896/jsjkx.210200151

基于降噪自编码器和三支决策的入侵检测方法

Intrusion Detection Method Based on Denoising Autoencoder and Three-way Decisions

计算机科学, 2021, 48(9): 345-351. https://doi.org/10.11896/jsjkx.200500059

基于深度强化学习的智能化渗透测试路径发现

Intelligent Penetration Testing Path Discovery Based on Deep Reinforcement Learning

计算机科学, 2021, 48(7): 40-46. https://doi.org/10.11896/jsjkx.210400057

计算机科学 COMPUTER SCIENCE
http://www.jsjkx.com
DOI:10.11896/jsjkx.210500043

基于网络媒体的非线性动力学信息传播模型

杜鸿毅　杨　华　刘艳红　杨鸿鹏
山西农业大学信息科学与工程学院　山西 晋中 030801
(1450385199@qq.com)

摘　要　针对目前已有网络信息传播模型都假设信息网络中所有已感染节点都会感染易感染节点,不能客观地反映信息传播具有时效性的问题,文中基于平均场理论,从信息传播的宏观角度出发,提出了一个新的网络媒体信息传播动力学模型。根据网络信息传播的实际情况,所提模型假设只有新感染的节点才会感染信息网络中易感染节点,而且易感染节点有两种途径变为已感染节点,一种是社交网络中已感染节点的传播,另一种是用户随机浏览。进一步地,基于图论理论将模型中节点的状态及其转换关系抽象为加权有向图,并且基于贝叶斯定理,将节点间的状态转换表示为概率事件,给出了事件发生的概率表达式,进而确定了状态转化关系矩阵。最后,运用高斯-赛德尔迭代法对模型进行数值求解,数值仿真结果表明,在线媒体信息传播具有时效性,热点事件会在一天之内达到传播高峰,之后传播范围迅速下降。紧接着,运用百度指数热点事件的统计数据对模型进行有效性验证,结果表明,所提模型比传统模型能更准确地反映网络信息的扩散趋势。

关键词:网络安全;网络病毒传播;动力学模型;动态隔离
中图法分类号　TP309

Nonlinear Dynamics Information Dissemination Model Based on Network Media

DU Hong-yi, YANG Hua, LIU Yan-hong and YANG Hong-peng
College of Information Science and Engineering, Shanxi Agricultural University, Jinzhong, Shanxi 030801, China

Abstract　Existing network information propagation models that suppose all infected nodes are capable of infecting susceptible nodes, it cannot reflect objectively the fact that information propagation is time-efficient. For this problem, based on mean field theory, from the macro perspective of information dissemination, a novel dynamical model of network media information dissemination is proposed in this paper. According to real situation, the model assumes that only newly infected nodes will infect susceptible nodes in the social network, and there are two ways for susceptible nodes to become infected nodes, one is the spread of infection in social networks, the other is random browsing. Furthermore, based on graph theory, the states of nodes in the model and their transition relations are abstracted as weighted directed graphs. Based on Bayes' theorem, the state transitions between nodes are expressed as probability events, and the probability expression of event occurrence is given. Then the state transformation relationship matrix is determined. Finally, the model is solved using Gauss-Seidel iterative method. Numerical simulation results show that the dissemination of online media information is time-sensitive. Hot events will reach a peak of diffusion in a day, and then the range of diffusion will decline rapidly. Then the statistical data of the hot event from Baidu index is used to verify the validity of the model. The results show that the proposed model can reflect the spreading trend of network information more accurately than existing models.

Keywords　Network security, Network virus propagation, Dynamical model, Dynamic quarantine

近年来,随着互联网的快速发展和普及,网络媒体已经成为信息传播的主流渠道,人们随时随地都可以用手机方便、快捷地浏览互联网上的信息,从而获取自己感兴趣的资讯。因此,几乎所有传统媒介,如人民日报、央视新闻、澎湃新闻等都将信息传播以新的模式转战到了互联网上,而且互联网滋生的许多新型信息传播方式也随之大量涌现,微信公众号、看一看、网易新闻、腾讯新闻等都是用户阅读量非常大的信息传播载体。鉴于此,研究在线媒体的信息传播机理能够帮助人们更好地管理和控制网络上的信息传播,对网络舆情治理是非常必要的[1-2]。

为了探索在线媒体信息传播机理和影响因素,许多学者从不同角度做了研究[3-6],为人们理解网络信息传播的演化特性提供了很好的理论支撑。鉴于非线性动力学模型可以有效刻画信息传播模式随时间的演化规律,已有许多学者用其来研究在线媒体信息的传播特性[7-8]。在信息传播领域,传染病模型是非常成熟的模型,基本的模型有 SI(Susceptible-Infected)和 SIR(Susceptible-Infected-Recovered),其中,S 表示没有免疫力的易感染节点,I 表示已被病毒感染并且具有感染其他节点能力的节点,R 表示对病毒具有免疫力的节点[9]。在实际应用中,由于应用场景不同,处于 S,I 和 R 不同状态

基金项目:国家自然科学基金(31671571)
This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(31671571).
通信作者:杨华(yanghua@sxau.edu.cn)

的节点被赋予不同的含义。Liu 等[10]使用 SIR 模型研究了微博信息扩散规律，将 S，I 和 R 分别定义为未转发信息的用户、已转发信息的用户和被淹没的用户（转发了信息并且已超过 6 h 的用户）。Wan 等[11]在谣言传播模型中将 S，I 和 R 分别定义为传播者、无知者和理性者。另外，根据研究细节的不同，在基本模型的基础上产生了许多演化模型，如 SIRS[12]，SIRA[13]和 SCIR[14]等。这些模型都没有考虑节点从 S 状态转化为 I 状态时有一个潜伏期的情况，为此将潜伏状态引入 SIR 模型，产生了 SEIR 系列的模型[15-17]。

这些已有模型分别从不同视角阐释了网络信息传播的机理，文献[10]通过收集新浪微博数据进行实证分析和仿真，揭示了微博信息扩散的周期、高潮和淹没的基本规律，研究结果对社交网络信息传播的管理实践具有指导意义。考虑到社交网络中的从众效应，Zhu 等[18]通过对传统的 SIR 模型进行改进，研究了社交网络中从众效应对谣言传播的影响，结果表明谣言的转发人数与从众效应规模是成正比的，而且扩大社交网络规模有利于减弱从众效应对谣言传播的影响。文献[11]通过考虑谣言本身的特性以及相信并传播谣言的个体数量，构建了具有从众效应的改进的 SIR 谣言传播模型，并且分析了模型的动力学性态，实验结果表明，从众效应会加速谣言的传播，而且在无标度网络中这一现象更加明显。文献[19]以传染病动力学中的 SIR 模型为基础，新增了用户状态节点，构建了区块链社交网络信息传播模型，从而使得构建模型能真实地反映区块链环境下社交网络信息传播的规律。

以上研究中大多数存在的特点是：在考虑已感染节点感染易感染节点时，将全部已感染节点 I 作为感染源，也就是说在考虑 t 时刻的感染情况时，将 $t-i(i=0,1,2,\cdots)$ 时刻的传播节点都作为感染源。但事实上，互联网舆情传播是有时效性的，当用户获取到一个新信息时，如果当时不转发出去，一段时间以后是不会再去转发这条信息的。也就是，只有新感染的节点才可能再感染信息网络中的其他节点。针对这种情况，本文提出了一种新的网络媒体信息传播动力学模型。

1 模型建立

1.1 模型描述

运用平均场理论，从信息传播的宏观角度出发，构建社交媒体中网络信息传播模型。基于传统的 SEIR 流行病仓室模型，本文将信息网络中的用户节点分为以下 4 类。

(1)易传播节点 S(Susceptible)，这类节点指，对于网络中某一特定信息，该用户还未浏览到，在将来的某一个时间点 t 可能以如下两种方式浏览到该信息：1)通过社交网络中已经浏览过该信息的用户的推送；2)用户随机浏览公众号、看一看、腾讯新闻的网络媒体关注到此信息。

(2)已被传播，但不把信息进一步传播出去的节点 E(Exposed)，这类节点指，已经阅读过相关信息，但是不会继续将该信息扩散出去的用户。

(3)已被传播，而且会进一步把信息通过社交网络扩散出去的节点 I(Infected)，这类节点指，阅读过相关信息，而且会将该信息扩散出去的用户。

(4)免疫节点 R(Recovered)，指对某类信息没有阅读兴趣，或者已经阅读过该类信息的用户。

任一时刻 t，在线网络用户节点只能以上述 4 种状态中的一种存在，各状态之间以一定概率转化。本文关心的是对一条信息而言，通过网络媒体的传播会有多少用户浏览到该信息，有多少用户对该信息不感兴趣。也就是，随着时间的演化，处于 E 状态和 I 状态的用户数的变化趋势。根据在线媒体信息传播的现实意义，对应到状态转化可以表示为以下 3 种：

(1)$S\to E$：表示随着时间的演化，用户 S 浏览到网络中某一信息，但是并不会把该信息继续扩散出去；

(2)$S\to I$：表示随着时间的演化，用户 S 浏览到网络中某一信息，而且会通过朋友圈等方式将该信息扩散出去；

(3)$S\to R$：表示用户 S 对某一信息不感兴趣，不会浏览该信息。

模型中的节点及其状态间的相互转化关系如图 1 所示。

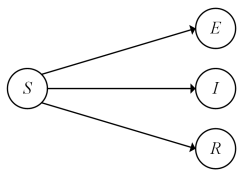

图 1 SEIR 模型的状态转化图

Fig. 1 State transition diagram of SEIR model

1.2 模型确定

用有向加权图 $G=\langle V,\boldsymbol{E},\omega\rangle$ 表示网络用户节点状态及其之间的转换关系，其中，$V=\{S,E,I,R\}$ 是处于不同状态的节点集合，$\boldsymbol{E}\subseteq V\times V$ 是边的集合，表示节点集合 V 中各元素间的状态转换关系，$\omega=[\omega_{ij}]\in\mathbb{R}^{4\times4}$ 是边的权值，表示节点状态转换概率，$\omega_{ij}(i,j\in V)$ 的取值满足：

$$\omega_{ij}=\begin{cases}0<\omega_{ij}<1, & \text{如果 } V_i \text{ 与 } V_j \text{ 间存在状态转换}\\ 0, & \text{否则}\end{cases}$$

下面，确定矩阵 $\boldsymbol{E}$ 和权值 ω。根据实际情况，处于 S 状态的节点有两种可能接触到某一信息，第一种是随机浏览微信公众号、微博、新闻媒体等传播媒介，第二种是与传播者接触。按照图 1，S 状态的用户接触到信息以后，用户可能有 3 种处理方式：仅自己阅读不传播；不仅自己阅读还会在社交网络中传播；对该类信息不感兴趣，直接跳过。

假设 1 处于 S 状态的用户通过随机浏览接触到某信息，记为事件 X，其发生的概率为 ρ；浏览以后不进一步传播，记为事件 X_1，其发生的概率为 ρ_1；浏览后在社交网络进一步传播，记为事件 X_2，其发生的概率为 ρ_2；对该类信息不感兴趣，选择不阅读，记为事件 X_3，其发生的概率为 ρ_3。那么，根据贝叶斯公式，有：

$$\rho_i=P(X_i|X)=\frac{P(X|X_i)P(X_i)}{\sum_{j=1}^{3}P(X|X_j)P(X_j)},i=1,2,3 \tag{1}$$

假设 2 传播节点 I 通过社交网络和 S 节点接触，记为事件 A，其发生的概率为 λ；接触以后 S 节点打开链接浏览信息但不进一步传播，记为事件 A_1，其发生的概率为 λ_1；浏览以后进一步传播，记为事件 A_2，其发生的概率为 λ_2，不打开链接，记为事件 A_3，其发生的概率为 λ_3。那么，有：

$$\lambda_i=P(A_i|A)=\frac{P(A|A_i)P(A_i)}{\sum_{j=1}^{3}P(A|A_j)P(A_j)},i=1,2,3 \tag{2}$$

一般而言，互联网用户转发信息具有及时性，即，当一个

用户看到一条新信息以后，或者会及时转发出去，或者不转发，这样只有新转化为 I 状态的节点（表示为 I^{new}）才会对 S 节点有感染力。因此，S 和 I 接触以后，S 转化为其他状态的概率应为 $\lambda_i I^{new}(i=1,2,3)$。

根据以上假设，网络用户从 S 状态到其他状态的转换概率 ω 的取值：$\omega_{SE}=\lambda_1 I^{new}+\rho_1$，$\omega_{SI}=\lambda_2 I^{new}+\rho_2$，$\omega_{SR}=\lambda_3 I^{new}+\rho_3$，其余值为 0。

由此，可以确定矩阵 $\boldsymbol{E}$ 为：

$$\boldsymbol{E}=\begin{bmatrix} 0 & \lambda_1 I^{new}+\rho_1 & \lambda_2 I^{new}++\rho_2 & \lambda_3 I^{new}++\rho_3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

因此，图 1 所示的 SEIR 模型可以用微分方程表示为：

$$\begin{cases} \dfrac{dS(t)}{dt}=-\lambda I^{new}(t)S(t)-\rho S(t) \\ \dfrac{dE(t)}{dt}=\lambda_1 I^{new}(t)S(t)+\rho_1 S(t) \\ \dfrac{dI(t)}{dt}=\lambda_2 I^{new}(t)S(t)+\rho_2 S(t) \\ \dfrac{dR(t)}{dt}=\lambda_3 I^{new}(t)S(t)+\rho_3 S(t) \end{cases} \tag{3}$$

按照假设 2，有 $I^{new}(t)=\lambda_2 I^{new}(t-1)S(t-1)$，初始值 $I^{new}(0)=I(0)$。

2 实验与结果分析

2.1 数值模拟

在网络系统中，未接收任何信息的 S 状态节点转化为其他状态，主要与 3 个因素有关：1）传播率 λ，体现了用户主动传播信息的意愿大小；2）网络拓扑结构，即与 S 状态节点有关的社交网络中 I^{new} 节点的数量；3）S 状态节点主动浏览网络信息的活跃度。另外，在传播率 λ 一定的情况下，S 状态节点转化为 E 状态还是 I 状态，取决于 S 节点对网络信息的认知和用户习惯。如果用户的网络安全认知度高，对不良信息有良好的抵制习惯，那么当接触到不良信息时就不会继续传播下去，即有 $\lambda_1>\lambda_2$，相反，$\lambda_1<\lambda_2$。为了观察不同因素对节点状态转化的影响，根据状态转化概率矩阵 $\boldsymbol{E}$，运用高斯-赛德尔迭代法（Gauss-Seidel）对方程式（1）进行数值求解，在 Matlab2016R 环境下进行仿真验证。

首先，对系统（3）进行离散化，将时间间隔$[0,T]$划分为 n 个子区域，第 k 个时刻 $t_k=k\Delta t$，$k=0,1,\cdots n(n\Delta t=T)$，其中，$\triangle t$ 为时间步长。根据可微函数的定义，当 Δt 足够小时，状态变量随时间的演化导数可以用一阶前项差分表示。因此，不失一般性，令 $S_k=S(t_k)$，$E_k=E(t_k)$，$I_k=I(t_k)$，$R_k=R(t_k)$，式（3）可以表示为：

$$\begin{cases} \dfrac{S_{k+1}-S_k}{\Delta t}=-\lambda I_{k+1}^{new}S_{k+1}-\rho S_{k+1} \\ \dfrac{E_{k+1}-E_k}{\Delta t}=\lambda_1 I_{k+1}^{new}S_{k+1}+\rho_1 S_{k+1} \\ \dfrac{I_{k+1}-I_k}{\Delta t}=\lambda_2 I_{k+1}^{new}S_{k+1}+\rho_2 S_{k+1} \\ \dfrac{R_{k+1}-R_k}{\Delta t}=\lambda_3 I_{k+1}^{new}S_{k+1}+\rho_3 S_{k+1} \\ I_{k+1}^{new}=\lambda_2 I_k^{new}S_k \end{cases} \tag{4}$$

变换式（4），得：

$$\begin{cases} S_{k+1}=\dfrac{S_k}{1+\Delta t(\lambda I_{k+1}^{new}+\rho)} \\ E_{k+1}=\Delta t(\lambda_1 I_{k+1}^{new}+\rho_1)S_{k+1}+E_k \\ I_{k+1}=\Delta t(\lambda_2 I_{k+1}^{new}+\rho_2)S_{k+1}+I_k \\ R_{k+1}=\Delta t(\lambda_3 I_{k+1}^{new}+\rho_3)S_{k+1}+R_k \\ I_{k+1}^{new}=\lambda_2 I_k^{new}S_k \end{cases} \tag{5}$$

对式（5）进行数值求解，设状态参数 $S(t)$，$I(t)$，$R(t)$的初值分别为：$S(0)=9998$，$E(0)=1$，$I(0)=1$，$R(0)=0$，观察不同状态转化概率下，状态节点 S，E，I，R 随时间 t 的演化动力学。

首先，假设 S 状态的节点通过社交网络和随机浏览接触某一信息的机会是均等的，接触到信息后转化到其他状态的概率也是均等的，即 $\lambda=\rho=0.5$，$P(A_i)=P(X_i)=1/6$。参数 λ_i 和 ρ_i 的值分别由式（1）和式（2）计算得出。仿真结果如图 2 所示。

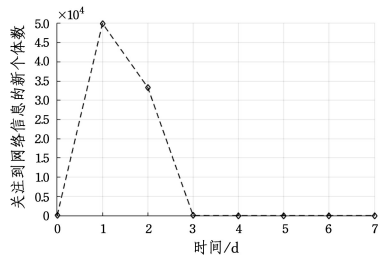

图 2 浏览到网络信息的新用户数随时间演化图

Fig. 2 Evolution of number of new users browsing network information over time

由图 2 可知，在事件发生等概率的情况下，一天之内将会有大约 67% 的网络用户接触到网络中新流行的信息。也就是说，新信息可以通过网络媒体在一天之内实现大规模扩散，随后扩散速度快速降低。这也充分表明了预先预防突发事件在网络中大规模扩散的重要性。

事实上，随着网络舆情和网络安全事件的频繁发生，各种网络安全预防措施都在实施，对于控制网络舆情或者是不良信息而言，用户安全意识教育、舆情扩散法律法规、内容过滤等是常用的手段。另外，网民素质也是决定网络舆情扩散的关键因素，网络安全意识、对虚假信息的辨识能力、抵制低俗信息的意愿等都会大大影响舆情扩散速度或规模。为了观察这些因素对网络信息扩散动力学性态的影响，通过参数的不同取值来模拟在有控制措施下，网络信息扩散随时间的演化特征。

假设用户通过社交网络接触到新信息的概率大于随机阅读接触的概率，而且由于终端用户对网络安全意识的不同，事件 A_i 和 X_i 发生的概率也不同，对应地式（5）中参数取值也不同。取 $\lambda=0.7$，$\rho=0.3$，ρ_i 和 λ_i 的值通过式（1）和（2）计算得到，状态参数 $S(t)$，$E(I)$，$I(t)$，$R(t)$的初始取值同图 2。仿真结果如图 3 所示。

由图 3 可知，当事件 A_i 和 X_i 发生的概率不同时，信息扩散的规模和速度也不同，但是最终都会在一天之内达到传播上线，这也充分表明了互联网上信息传播的时效性。总体来看，网络信息扩散规模取决于用户浏览信息的意愿，无论是随机浏览还是通过社交网络接触，都可以在一天之内获得相关信息。

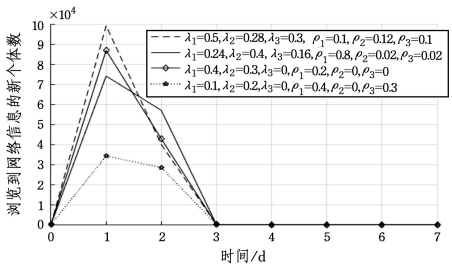

图 3 不同事件概率下浏览到信息的新用户数随时间演化图

Fig. 3 Evolution of number of network users browsing new information over time with different event probabilities

观察本文模型的结果与已有模型(将所有处于 I 状态的节点都作为感染源)的区别，模型的参数取值与图 2 所示参数取值相同，仿真结果如图 4 所示。

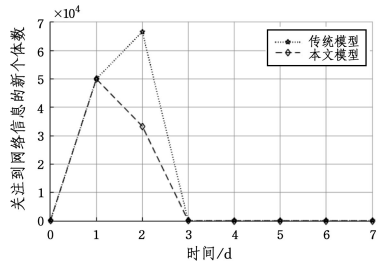

图 4 本文模型与已有工作的比较

Fig. 4 Comparison of the proposed model and existing work

图 4 给出了本文模型和传统的 SEIR 模型在刻画在线媒体信息扩散随时间演化规律时的不同。在信息扩散的第一天本文模型和传统模型表现出了相同的趋势，区别在于第二天的演化情况，本文模型反映出第二天浏览到在线媒体信息的新用户呈现出快速下降趋势，到第三天下降为 0。而传统模型则表明第二天浏览到信息的新用户仍然呈上升趋势，只是用户增量速度较第一天有所降低，从第三天开始，浏览到在线信息的新用户数迅速降为 0。

2.2 实证对比与结果分析

本节的实验目的是：考察本文模型仿真结果数据与在线媒体上真实事件传播统计数据之间的拟合情况，以检验模型的有效性和准确性。

实验思想和步骤为：根据在线媒体的主要特征构造一个小规模的规则网络(WS 网络)，运用模型传播算法模拟信息传播过程，从而得到实验仿真数据。然后，从“百度指数”数据平台上提取多个不同类别的信息传播数据，将实验结果和真实的统计数据进行比较，进而检验模型的有效性。

针对 2020 年 10 月 2 日发生的“特朗普感染新冠”热点事件，收集对应的在线媒体传播数据开展实证对比实验，与模型仿真结果数据进行对比。根据百度指数平台[1)] 对“特朗普感染新冠”事件的传播监测统计结果显示，相关信息的每日搜索指数如表 1 和图 5 所示。

在传播模型仿真实验中，实验初始参数 $\lambda=0.8$，$\rho=0.2$，ρ_i 和 λ_i 的值通过式(1)和式(2)计算得到，开展实证对比实验，将仿真结果数据和真实统计数据绘制成对比分析图，如图 6 所示。

表 1 “特朗普感染新冠”事件信息的百度搜索指数

Table 1 Baidu search index about Trump being infected by COVID-19

日期	事件信息指数
2020 年 10 月 2 日	485235
2020 年 10 月 3 日	151954
2020 年 10 月 4 日	56299
2020 年 10 月 5 日	30347
2020 年 10 月 6 日	27647
2020 年 10 月 7 日	13114
2020 年 10 月 8 日	12013
2020 年 10 月 9 日	9883
2020 年 10 月 10 日	9770
2020 年 10 月 11 日	10338
2020 年 10 月 12 日	9701
2020 年 10 月 13 日	8653

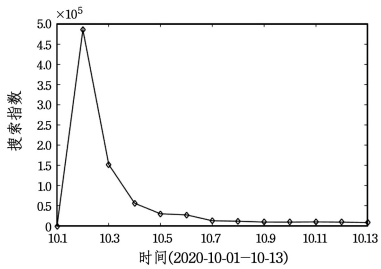

图 5 “特朗普感染新冠”信息传播过程图

Fig. 5 Information spread about Trump being infected by NOVID-19

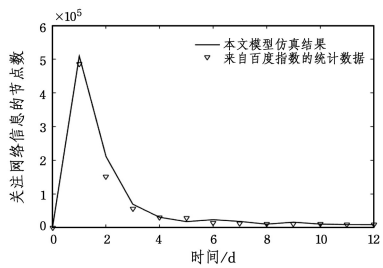

图 6 “特朗普感染新冠”信息传播数据对比图

Fig 6 Comparison between obverse data and our model

由图 6 可以看出，模型仿真数据与真实统计数据变化趋势吻合度高，拟合性能好，较准确地反映了网络信息扩散的趋势。对比图 4 和图 6 可知，本文模型比传统模型更准确地反映了在线媒体信息扩散的基本规律。

结束语 本文基于平均场理论，从信息传播的宏观角度出发，运用微分方程动力学建模思想，提出了一个新的在线媒体信息传播模型。与已有研究工作不同的是，本文充分考虑了网络信息传播具有时效性的特点，只把新被感染的节点看作具有感染能力的节点，也就是信息转发具有及时性，用户获取到新信息时或者会立即转发出去，或者不转发，而不会在将来某个时间再转发。进一步，将模型中的节点及其状态转换关系抽象为有向图，每一个状态转换抽象为一个事件，运用贝叶斯理论，给出了事件发生的概率表达式，进而确定了状态转换矩阵。最后，数值仿真实验验证了模型所反映的在线媒体信息随时间的演化趋势，仿真结果表明，在线媒体信息传播具有很强的时效性，大约在一天之内信息扩散达到最高峰，之后

1) http://index.baidu.com

迅速下降。紧接着，运用百度指数的热点事件统计数据与本文模型进行比较，拟合情况较好，说明本文模型比传统模型更准确地反映了在线信息的扩散过程。今后，将进一步优化模型参数，找出信息扩散依赖的敏感参数，同时调研影响用户进一步扩散信息的关键因素，为控制网络不良信息扩散提供理论基础。

参 考 文 献

[1] ARNABOLDI V, CONTI M, PASSARELLA A, et al. On line social networks and information diffusion: the role of ego networks[J]. Online Social Networks & Media, 2017, 1(6): 44-55.

[2] JIN L, CHEN Y, WANG T, et al. Understanding user behavior in online social networks: A survey [J]. IEEE Communications Magazine, 2013, 51(9): 144-150.

[3] LI Y M, SHIU Y L. A diffusion mechanism for social advertising over microblogs [J]. Decision Support Systems, 2012, 54: 9-22.

[4] ZHOU D H, HAN W B. DiffRank: A Novel Algorithm for Information Diffusion Detection in Social Networks [J]. Chinese Journal of Computers, 2014, 37(4): 884-893.

[5] LIU X Y, HE D B. Research on of Competitive Nonlinear Dynamic Information Diffusion Modeling in Online Social Network [J]. Chinese Journal of Computers, 2019, 42(9): 1-20.

[6] SANG C Y, LI T, TIAN S. SFTRD: A novel ingormation propagation model in heterogeneous networks: Modeling and restraining strategy [J]. Physica A, 2019, 524: 475-490.

[7] CHIASSERINI C F, GARETTO M, LEONARDI E. Social network de-anonymization under scale-free user relations [J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2016, 24(6): 3756-3769.

[8] KO H, LEE J, PACK S. An opportunistic push scheme for online social networking services in heterogeneous wireless networks [J]. IEEE Transactions on Network & Service Management, 2017, 14(2): 416-428.

[9] MA Z E, ZHOU Y C. Mathematical modelling and study on infectious disease dynamics [M]. Beijing: Science Press, 2004: 3-10.

[10] LIU D, YIN Y W, SONG M. Microblog Information Diffusion: Simulation Based on SIR Model [J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications(Social Sciences Edition), 2014, 16(3): 28-33.

[11] WAN Y H, WANG X C. Rumor spreading model with conformity effect [J]. Journal of Computer Applications, 2016, 36(9): 2381-2385.

[12] HU X, LI W G, HU Q, et al. SIRS Model and Stability Based on Open Cyber Ecosystem[C]// 2017 International Conference on Cyber-Enabled Distributed Computing and Knowledge Discovery. 2018.

[13] PIQUEIRA J R C, ARAUJO V O A. Modified epidemiological model for computer viruses [J]. Applied Mathematics and Computation, 2009, 213: 355-360.

[14] ZHENG Z R, GUO F, WANG Z F, et al. Study on Microblog Propagation Model Based on Aanlysis of User Behavior [J]. Computer Science, 2016, 43(12): 41-46.

[15] CHEN K Y. Empirical analysis of novel coronavirus outbreak based on SEIR model [J]. Statistics and Management, 2020, 35(6): 31-38.

[16] YUAN H, CHEN G Q. Network virus-epidemic model with the point-to-group information propagation [J]. Applied Mathematics and Computation, 2008, 206: 357-367.

[17] SONG L P, ZHANG R P. Dynamical analysis for a malware propagation model in wireless sensor network [J]. Journal of Measurement of Science and Instrumentation, 2016, 7(2): 136-144.

[18] ZHU G H, JIANG G P, XIA L L. Rumor spreading model considering conformity phenomena in complex social networks [J]. Computer Science, 2016, 43(2): 135-139.

[19] CUI Z L, QIAN X D. Research on optimization of blockchain social Network Information Transmission Model [J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(7): 59-69.

DU Hong-yi, born in 1995, postgraduate. His main research interests include greenhouse environmental control and security of computer network.

YANG Hua, born in 1974, Ph.D, professor. His main research interests include network security, computer control and control and filtering of nonlinear stochastic systems.