

基于灰色神经网络的 Web 社区主题舆情传播模型^①

王 杨, 闫小敬, 王梦瑶, 陈付龙, 赵传信

(安徽师范大学 数学与计算机科学学院, 芜湖 241000)

摘 要: Web 舆情传播的动态性, 不确定性等特征给精确预测舆情传播带来困难. 在分析了灰色理论系统的基础上, 提出了灰色理论微分方程型模型(GM)和扩展 BP 神经网络的组合模型, 该组合模型综合考虑了网络的结构和传播特性, 首先建立灰色理论微分方程型模型, 然后映射到扩展的 BP 神经网络中, 通过训练数据来训练该神经网络, 使网络具有传播预测能力. 仿真实验表明, 该组合模型在 Web 社区主题舆情传播预测精确性方面高于单一的 GM 模型.

关键词: Web 社区; 灰色神经网络; BP 网络; 舆情传播

Model of Web Community Network Public Opinion Spread Based on Gray Neural Network

WANG Yang, YAN Xiao-Jing, WANG Meng-Yao, CHEN Fu-Long, ZHAO Chuan-Xin

(School of Mathematics and Computer Science, Anhui Normal University, Wuhu 241000, China)

Abstract: In order to solve the propagation problem in the public opinion's spread process in the dynamic and uncertain Web community, we proposal a model which combines the gray theory differential equation model with the extended BP neural network model based on the analysis of gray theory system. Firstly, according to the network structure and propagation characteristics, the differential equation model of gray theory is established. Then, the model was mapped to the extended BP neural network. Finally, through training the neural network, the network model owns an ability of propagating prediction. Simulation results show that the combined model has a higher accuracy ratio than the single GM model in the propagation prediction of the Web community of public opinion's spread.

Key words: Web education community; gray neural network; BP network; public opinion spread

1 引言

近年来, Web2.0 技术的发展不仅为网络媒介的发展提供强大的动力, 同时也为 Web 社区主题的舆情传播提供了新的挑战和模式^[1]. 针对 Web 社区的舆情传播问题, 典型的国内外相关研究工作主要有: Sznzjd 模型^[2]: 这一模型主要是从复杂网络系统的角度研究了舆情传播的规律. 小世界模型^[3]: 如刘常昱等人利用小世界模型构建人际关系网络拓扑, 引入个体心理因素和外界媒体影响, 建立舆论传播模型. 结合动力学的传播模型^[4]: 如文献[4]将舆情演化分为两个阶段并运用传染病的动力学的思想来研究舆情传播演化过程.

根据我们的调研, 面向主题的基于 Web2.0 舆论传

播问题尚没有比较成熟的研究成果出现^[5,6]. 本文针对这一不足, 构建了 Web 社区舆情传播模型.

2 相关定义与知识背景

2.1 相关定义计算机应用研究

定义 1. Web 社区(Web community)

Web 社区可以松散的定义为一些围绕共同的兴趣或特定主题的个体或团体, 他们通过相关的网络平台来实现相互间的联系, 并以网络为环境开展的具有资源开放、时间开放、空间开放的社区^[7], 人们可以通过 Web 社区来呈现或者获取网络化、多媒体化、数字化、虚拟化的学习信息. 它是进一步满足学习者需求和进

^① 基金项目: 中国博士后基金(20100480701); 教育部人文社科青年基金(11YJC880119)

收稿时间: 2013-04-15; 收到修改稿时间: 2013-05-10

行个性化学习的重要保障。

定义 2. 主题式舆情传播 主题式舆情传播是相对于具体事件的某一个方面而设置的主题性传播策略, 主题式的传播策略类似于企业中的事件营销传播. 从现有的传播学理论来看, 社区主题传播是由传播者按照一定的目的和要求, 选定合适的信息内容, 通过有效的媒介, 把知识、技能、思想、观念等传达给特定对象的一种活动。

2.2 知识背景

舆情的传播是大众传媒和人际间传播共同作用的结果. 如果把个体看作是社会网络中的节点, 把人际间的关系看作是网络中节点的链接, 那么形成的社会网络可以看作是舆情传播的载体, 而 Watt 和 Strogatz 通过对复杂网络理论的研究发现人际关系网络具有小世界性, 并提出来一种构造小世界网络的方法, 简称 WS 模型^[8]. 因此要研究舆情传播模型需要考虑网络的小世界性. 此外, 由于舆情传播过程中的诸多因素的不确定性, 因此引入灰色系统理论建立灰色神经网络模型, 能够模拟不确定环境下的舆情传播规律。

(1) 灰色系统理论

灰色系统理论是研究少数据、贫信息、不确定性问题的一种方法, 以部分信息已知的“小样本”、“贫信息”不确定系统为初始的研究对象, 通过对“部分”已知信息的生成、开发, 从而达到提取有价值的信息的目的, 实现对系统运行、演化规律的模拟与刻画. 下面给出在灰色系统中所建立的灰色模型(Grey Model-GM).

构建 GM 模型, 首先需要对原始数据序列进行一次累加, 使累加后的数据呈现一定的规律, 然后考虑用典型曲线拟合.

设有时间数据序列 x_0 :

$$x^{(0)} = (x_i^{(0)} | t = 1, 2, \dots, n) = (x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, \dots, x_n^{(0)}) \quad (1)$$

对 $x^{(0)}$ 作一次累加得到新的数据序列 $x^{(1)}$, 新的数据序列 $x^{(1)}$ 第 t 项为原始数据序列 $x^{(0)}$ 前 t 项和, 即为:

$$x^{(1)} = (x_i^{(1)} | t = 1, 2, \dots, n) = (x_1^{(0)}, \sum_{i=1}^2 x_i^{(0)}, \sum_{i=1}^3 x_i^{(0)}, \dots, \sum_{i=1}^n x_i^{(0)}) \quad (2)$$

根据新的数据序列 $x^{(1)}$ 建立白化方程, 即:

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = u \quad (3)$$

求解方程得:

$$x_i^{*(1)} = (x_1^{(0)} - u/a)e^{-a(t-1)} + u/a \quad (4)$$

其中, $x_i^{*(1)}$ 为 $x_i^{(1)}$ 序列的估计值.

下面对 $x_i^{*(1)}$ 做一次累减得到 $x^{(0)}$ 的预测值 $x_i^{*(0)}$, 即:

$$x_i^{*(0)} = x_i^{*(1)} - x_{i-1}^{*(1)} \quad t = 2, 3, \dots, n \quad (5)$$

(2) Web 社区的小世界性

根据 Watt 和 Strogatz 的研究, 只需要在规则网络上稍作随机改动就可以同时具备一定范围内的小世界效应, 即呈现出以少数节点为核心, 其他节点链接度大致相同. 改动的方法是, 对于规则网络的每一个顶点的所有边, 以概率 p 断开一个端点, 并重新连接, 连接的新的端点从网络中的其他顶点里随机选择, 如果所选的顶点已经与此顶点相连, 则再随机选择别的顶点来重连. 当 $p = 0$ 时就是规则网络, $p = 1$ 则为随机网络, 对于 $0 < p < 1$ 的情况, 存在一个很大的 p 的区域, 同时拥有较大的集聚程度和较小的最小距离. Small World 网络的生成方法见图 1^[9].

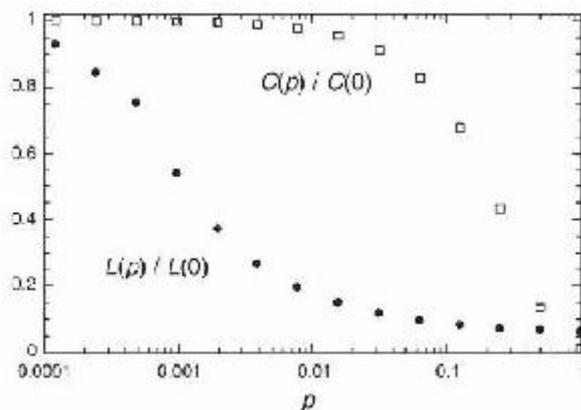


图 1 Small World 网络的几何性质

由于集聚程度大而最短距离小是 Small World 网络的重要特征, 而且此性质在 p 略大于 0 到小于 1 的很大范围内存在.

3 Web 社区主题舆情传播模型构建

3.1 模型假设

- (1) 传播模型对于免疫用户不进行考虑;
- (2) 假设 Web 社区中资源的传播无滞后性, 即不考虑消息到达某个体时的滞后时间;
- (3) 该社交网络的传播途径遵循小世界效应.
- (4) 为了研究方便, 我们以关注用户数的变化来表示关注度变化.

3.2 模型构建

现从某个 Web 社区中选取随机一条主题舆情话题,

设其传播的原始序列特征值为 $x(t)$, 对原始序列进行一次累加后得到呈指数增长的传播序列 $y(t)$. 因而进一步可用一个连续函数或微分方程进行数据拟合及预测.

用 m_0 表示初始的 Web 社区主题舆情话题传播人数, ΔP 表示 Web 主题社区中舆情话题的专业推广者每天净增的关注用户数, ΔO 表示 Web 社区中普通用户每天净增的关注用户数, α_1 表示舆情话题的专业推广者新增关注用户数与普通用户的新增关注用户数之间的重复率, α_2 表示普通用户与新增用户间的重复率, α_3 表示舆情话题专业推广者之间新增用户的重复率.

下面构建由 ΔP 、 ΔO 、 α_1 、 α_2 、 α_3 、 m_0 这六个参数所确定的灰色神经网络模型, 其微分方程表达式为:

$$\frac{dy_1}{dt} + ay_1 = b_1y_2 + b_2y_3 + \dots + b_5y_6 \quad (6)$$

其中, y_2, y_3, y_4, y_5, y_6 为系统输入参数, y_1 为系统输出参数, $a, b_1, b_2, b_3, b_4, b_5$ 为微分方程系数.

由此我们可以得到其时间响应式为:

$$z(t) = (y_1(0) - \frac{b_1}{a}y_2(t) - \frac{b_2}{a}y_3(t) - \dots - \frac{b_5}{a}y_6(t))e^{-at} + \frac{b_1}{a}y_2(t) + \frac{b_2}{a}y_3(t) + \dots + \frac{b_5}{a}y_6(t) \quad (7)$$

$$\text{令 } d = \frac{b_1}{a}y_2(t) + \frac{b_2}{a}y_3(t) + \dots + \frac{b_5}{a}y_6(t)$$

则(7)式可进一步化为:

$$\begin{aligned} z(t) &= ((y_1(0) - d) \cdot \frac{e^{-at}}{1 + e^{-at}} + d \cdot \frac{1}{1 + e^{-at}}) \cdot (1 + e^{-at}) \\ &= ((y_1(0) - d)(1 - \frac{1}{1 + e^{-at}}) + d \cdot \frac{1}{1 + e^{-at}}) \cdot (1 + e^{-at}) \\ &= ((y_1(0) - d) - y_1(0) \cdot \frac{1}{1 + e^{-at}} + 2d \cdot \frac{1}{1 + e^{-at}}) \cdot (1 + e^{-at}) \end{aligned} \quad (8)$$

$z(t)$ 即为此主题舆情话题传播预测序列表达式.

将上式映射到扩展的 BP 神经网络中可得到具有 6 个输入参数, 1 个输出参数的灰色神经网络, 网络拓扑结构如图 2 所示.

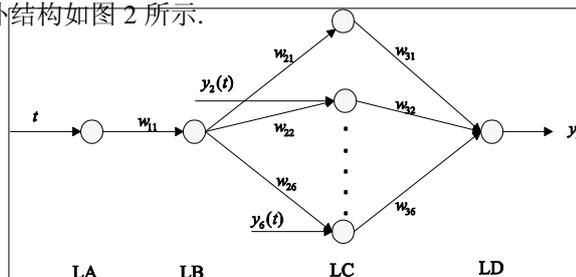


图 2 灰色神经网络拓扑结构

其中, t 为输入参数序号, $y_2(t), \dots, y_6(t)$ 为网络输入参数; $w_{21}, w_{22}, \dots, w_{26}, w_{31}, \dots, w_{36}$ 为网络权值; y_1 为网络预测值; LA、LB、LC、LD 分别表示灰色神经网络的四层.

$$\text{令 } \frac{2b_1}{a} = u_1, \frac{2b_2}{a} = u_2, \dots, \frac{2b_5}{a} = u_5$$

则网络初始权值可以表示为

$$w_{11} = a, w_{21} = -y_1(0), w_{22} = u_1, w_{23} = u_2, \dots, w_{26} = u_5 \quad (9)$$

$$w_{31} = w_{32} = \dots = w_{36} = 1 + e^{-a} \quad (10)$$

LD 层中输出节点的阈值控制为 $\theta = (1 + e^{-a})(d - y_1(0))$

4 算法描述

根据上述模型, 我们首先给出模型学习过程的描述, 选取部分 Web 社区主题资源信息传播数据, 然后进行相关数据的训练, 用 T 表示某条 Web 社区主题资源信息传播时间, N 表示某条 Web 社区主题舆情资源信息的关注度, 最后得出在 $T=0$ 时舆情主题资源的关注度 N . 算法实现如下:

- (1) 根据训练数据特征初始化网络结构, 初始化参数 a, b , 并计算 a, b 的值计算 u .
- (2) 根据网络权值定义计算:

$$w_{21}, w_{22}, \dots, w_{26}, w_{31}, w_{32}, \dots, w_{36}$$

- (3) 对每一个输入序列 $(t, y(t)), t=1, 2, 3, \dots, 6$, 计算每层输出.

LA 层: $a = w_{11}t$

LB 层: $b = f(w_{11}t) = \frac{1}{1 + e^{-w_{11}t}}$

LC 层: $c_1 = bw_{21}, c_2 = y_2(t)b_{w_{22}}, c_3 = y_3(t)b_{w_{23}}, \dots, c_6 = y_6(t)b_{w_{26}}$

LD 层: $d = w_{31}c_1 + w_{32}c_2 + \dots + w_{36}c_6 - \theta_{y_1}$

- (4) 计算网络预测输出与期望输出的误差, 并根据误差调整权值和阈值.

LD 层误差: $\delta = d - y_1(t)$

LC 层误差:

$$\delta_1 = \delta(1 + e^{-w_{31}t}), \delta_2 = \delta(1 + e^{-w_{32}t}), \dots, \delta_6 = \delta(1 + e^{-w_{36}t})$$

LB 层误差:

$$\delta_7 = \frac{1}{1 + e^{-w_{11}t}} (1 - \frac{1}{1 + e^{-w_{11}t}}) (w_{21}\delta_1 + w_{22}\delta_2 + \dots + w_{26}\delta_6)$$

根据预测误差调整权值.

调整 LB 到 LC 的连续权值:

$$w_{21} = -y_1(0), w_{22} = w_{22} - \mu_1\delta_2b, \dots, w_{26} = w_{26} - \mu_5\delta_6b$$

调整 LA 到 LB 的连续权值: $w_{11} = w_{11} + at\delta_7$
调整阈值:

$$\theta = (1 + e^{-w_{11}t}) \left(\frac{w_{22}}{2} y_2(t) + \frac{w_{23}}{2} y_3(t) + \dots + \frac{w_{26}}{2} y_6(t) - y_1(0) \right)$$

(5) 判断训练是否结束, 若否, 返回(3).

输入数据为 6 维, 输出数据为 1 维, 神经网络结构为 1-1-7-1, 即 LA 层有 1 个节点, 输入为时间序列 t , LB 层有 1 个节点, LC 层有 7 个节点, 从第 2 个到第 7 个分别输入 ΔP 、 ΔO 、 α_1 、 α_2 、 α_3 、 m_0 的归一化数据, 输出为该条 Web 社区主题舆情资源的关注度 N .

对灰色神经网络的训练使用训练数据来训练该网络, 使网络具有传播预测能力.

5 仿真实验及分析

用在 MATLAB 上编写的灰色 GM 模型和 BP 神经网络组合模型的程序, 在 Web 社区主题资源平台上随机抽取部分数据, 对不同的随机初始化网络参数进行训练误差模拟和传播仿真预测.

图 3 为训练误差模拟实验, 其中神经网络的输入参数为对一条主题舆情话题传播的原始序列进行一次累加后得到呈指数增长的传播序列, 输出参数为预测传播序列. 实验结果表明在文中所建立的灰色神经网络组合模型下随着进化次数的增加, 训练误差显著减小, 预测精度不断提高, 表明该模型具有一定的学习能力.

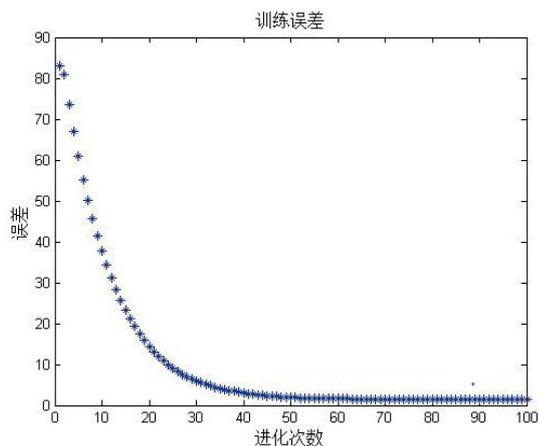


图 3 误差与进化次数关系图

图 4 和图 5 为单一 GM 模型和灰色神经网络组合模型下的两次实验仿真结果. 通过对比可以看出, 此组合模型在 Web 社区主题的舆情传播预测方面仿真数据的精确性较单独的 GM 模型要高很多, 能够更好地

预测 Web 社区主题舆情资源的真实传播过程.

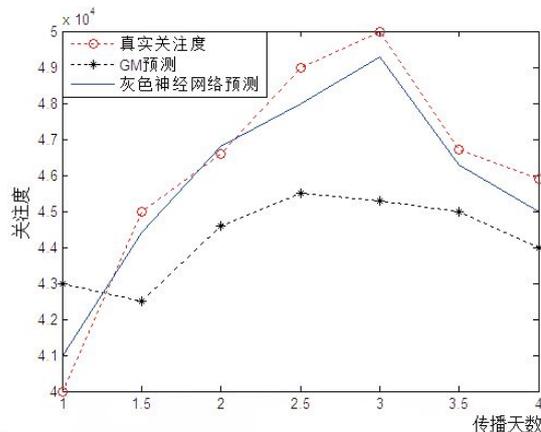


图 4 第一次随机初始化预测

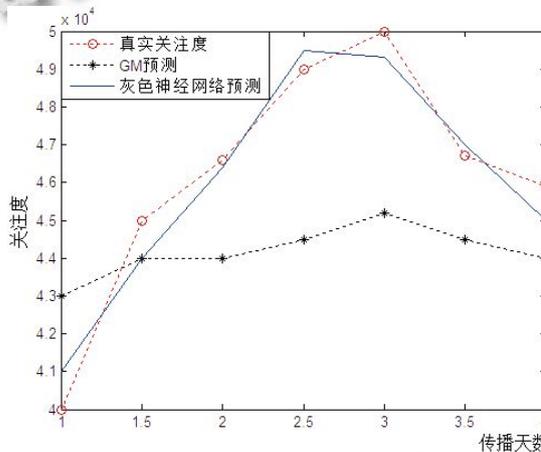


图 5 第二次随机初始化预测

6 结束语

基于社区的主题舆情传播是研究 Web 资源的关注度的一个重要视角. 本文在分析了灰色理论系统的基础上, 采用了灰色理论微分方程型模型(GM)和扩展 BP 神经网络的组合模型的方法模拟了舆情传播及演化规律, 利用了灰色系统理论所需样本数据少、运算方便、短期预测精度高等优点, 同时发挥了神经网络的容错能力强、自适应能力强等优点. 仿真实验表明该组合模型比单一的 GM 模型在 Web 社区主题舆情传播预测的精确性方面有一定的优势.

参考文献

1 柴阳丽.国内 Web2.0 教育应用研究综述.中国电化教育, 2010,9(284):115-119.
2 Sznajd-Weron K, Weron R. A simple model of price

(下转第 118 页)