

文章编号: 1001-0920(2013)03-0418-06

基于财富重分机制的网络演化模型

路 兰¹, 高齐圣¹, 杨洪勇²

(1. 青岛大学 经济学院, 山东 青岛 266071; 2. 鲁东大学 信息与电气工程学院, 山东 烟台 264025)

摘 要: 基于网络结构对财富增长的影响, 针对财富动态增长性及其重分机制, 定义影响力系数, 提出一类财富总值不断增长的网路模型. 应用系统方程得到财富总值、节点度以及累积财富的时变方程. 经过具体分析可知, 影响力系数可调节节点度对财富增长的影响力度, 它对网络结构和累积财富值影响很大. 数值仿真表明, 调节影响力系数可降低基尼系数, 促使财富分布更趋近于均匀化, 且在一定条件下节点度与累积财富呈近似线性关系.

关键词: 财富动态增长; 财富重分; 影响力系数; 网络模型; 基尼系数

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Evolving network model based on mechanism of wealth redistribution

LU Lan¹, GAO Qi-sheng¹, YANG Hong-yong²

(1. School of Economics, Qingdao University, Qingdao 266071, China; 2. School of Information and Electrical Engineering, Ludong University, Yantai 264025, China. Correspondent: LU Lan, E-mail: gyblan718@163.com)

Abstract: Based on the influences of network structure on wealth growths, for the character of wealth increasing and the mechanism of wealth redistribution, a definition of an influence coefficient is given, and a network model of the wealth growth is proposed. System equations are used to obtain the time-varying equations of the total wealth, degree and cumulated wealth. Analysis results show that the influence coefficient can adjust the impacts of the node degree on the wealth growth, and has great effects on the network structure and cumulated wealth. Numerical simulations show that the influence coefficient can reduce Gini index and make the wealth distribution more even, and the cumulated wealth is linear with the node degree in a certain condition.

Key words: wealth dynamic growth; wealth redistribution; influence coefficient; network model; Gini index

0 引 言

现实社会中, 绝大多数复杂系统均可表示为复杂网络^[1], 如 WWW、Internet、社会关系网络、经济网络、电力网络、交通网络和神经网络等. 经济系统是人们最关心的社会复杂系统之一, 其中不仅包括个人投资、消费及生产等各种经济活动, 而且还包含社会财富的聚集、转移与重新分配等问题. 因此, 经济系统是一个复杂的巨系统, 复杂网络理论为研究社会经济网络结构提供了方便的工具^[2-3].

财富是人们进行合作或竞争等经济活动的最重要目标, 同时也是社会中人际关系形成的重要动力, 因此, 财富的相关信息显得比社会结构信息重要得多. 然而, 社会结构的改变也会对个人财富的积累产生一定的影响, 即个人的财富与社会结构是相互影响的, 因此, 通过社会结构研究社会财富的积累、转移和重

新分配是十分必要的.

迄今已有大量关于经济模型中财富分布的研究^[4-6]. 文献 [4-6] 研究了一类总财富不变, 网络拓扑结构与个体财富的动力性无关的财富模型. 随着复杂网络的兴起, 经济学家和经济物理学家已逐渐认识到在经济系统中存在一个由相互作用机制形成的网络结构^[7-10], 但大部分研究成果都集中在假设网络规模、结构以及社会总财富不变的前提下, 进行财富分配以及财富分布不均衡性的研究. 直到 2006 年, 文献 [7] 将财富生产的思想与网络结构相结合, 提出了一类增长网络模型. 它假设网络中所有节点创造财富的能力是固定不变的, 因此有一定的局限性. 2007 年, 文献 [9] 进一步改进了 [7] 的缺陷, 将节点创造财富的能力设为一个随机变量, 即不同时刻节点创造财富的能力是不同的. 然而, 在网络演化过程中, 节点的优先连

收稿日期: 2011-11-21; 修回日期: 2012-03-29.

基金项目: 教育部人文社科研究规划基金项目 (11YJA630019); 国家自然科学基金项目 (61104075).

作者简介: 路兰(1982-), 女, 博士生, 从事经济系统的研究; 高齐圣(1966-), 男, 教授, 博士生导师, 从事经济系统等研究.

接概率只考虑了节点的财富值, 即财富值越大, 节点被选择的概率就越大. 在许多现实的贸易网络里, 合作者的选择并非只与个人的财富值相关, 还与社会结构同样具有很大的关联. 另外, 文献[9]虽然提出了财富增长的思想, 但并没有给出财富增长的具体过程.

本文结合财富重新分配的思想, 考虑到网络结构对财富增长的影响, 提出了一个基于财富重分机制的网络结构演化模型. 在该模型中定义了影响力系数 α , 通过理论推导得到了个体累积财富值以及个体度值的时变方程, 从方程中发现 α 对网络结构以及累积财富值都具有直接的影响. 结合模拟仿真给出了不同影响力系数下的累积财富分布图以及不同结构参数下的基尼系数的变化规律. 最后, 给出了网络中节点度与节点累积财富值之间的关系.

1 基于财富重分机制的网络结构演化模型

将社会中的个体表示为网络中的节点, 个体之间的经济活动(包括投资、消费、合作和竞争等)表示为网络中的边, 个体间的每一次经济活动必将引起个体财富值的转移. 在这个模型中, 节点财富值的增长主要是通过节点间的经济活动和网络拓扑结构来聚集的, 具体的演化过程如下.

初始网络: 在 $t = 0$ 时刻, 网络中有 n_0 个节点, e_0 条边, 并为每一个节点随机赋予一定的财富值 $s_i(0)$, $1 \leq i \leq n_0$.

网络增长: 在每一个时刻 t , 向网络中添加一个新节点 i , 同时根据优先连接概率选择一个节点进行连接, 并为新节点的初始财富值进行赋值 $s_i(t)$, $t = 1, 2, \dots, N$.

财富的重分机制: 设每次新加入的节点 i 只能影响与其相连接的节点的财富值. 节点的累积财富值用节点的财富均值来表示, 记为 $w_i(t)$, 即节点 i 从时刻 $t_i = 1$ 到时刻 $t_i = t$ 累积财富值. 由于新连边的产生, 必然引起与其相连接的节点的累积财富值发生变化. 根据优先连接概率选择节点 v , 设其财富增加值为 $c_v(t)$, 量化为每一次经济活动中节点所获得的财富值, 具体过程如下: 在每一次的财富交换过程中, 由于新边的产生, 节点 v 创造财富的能力得到了提高, 则其增长的财富值为

$$c_v(t) = b \sum_{j \in \Omega(v)} w_j(t),$$

即由于节点 v 创造财富的能力得到提高, 该个体从其他已经存在的经济活动中所获得的利润也得到提高. 其中: $\Omega(v)$ 表示节点 v 的所有邻居节点, 即与节点 v 相关的已经存在的经济活动的对象; b 表示从其邻居节点中所获得的财富值的比例, 为 $[0, 1]$ 之间的随机数.

优先连接概率: 在经济活动中, 个体由于本能的自我保护意识, 选择交易对象时不仅考虑个体所拥有的财富值, 同时还要考虑其连接度. 例如, 在现实网络中, 拥有较多财富值的节点往往能得到人们的青睐, 该个体的节点度会越来越大, 同时与其进行合作的风险性也是很大的, 一旦该节点的资金出现问题, 将会对整个经济网络产生很大的影响. 然而, 这种风险性较大投资的回报率往往又是相当可观的, 因此, 在模拟人们的经济活动时, 应尽可能地贴近现实, 设优先连接概率为

$$P_v(t) = \frac{w_v(t)k_v^\alpha(t)}{\sum_{i=1}^N w_i(t)k_i^\alpha(t)}.$$

其中, k_i 表示节点 i 的连接度, N 为网络规模值, α 为影响力系数. 当 $\alpha = 0$ 时, 优先选择概率仅与节点的累积财富值有关, 节点的累积财富值越大, 被选择的概率就越大, 网络的财富异质性就越明显; 当 $\alpha > 0$ 时, 优先选择概率倾向于选择节点度和累积财富值均较大的节点, 同时增强了网络的结构和财富分布的异质性; 当 $\alpha < 0$ 时, 优先选择概率倾向于选择节点度值较小的节点, 使网络的结构和财富均趋于均匀化.

由网络模型演化过程可知, 随着时间的推移, 网络的财富总值是在不断增长的. 具体的推导过程如下: 设在 t 时刻网络中累积财富总值为 w_t , 且新增节点的初始财富值 $s_i(0) = r$, 令 $c_t = c_v(t)$, 则有

$$\begin{aligned} w_t &= w_{t-1} + \Theta_t, \\ \Theta_t &= \Theta_{t-1} + (r + c_t). \end{aligned} \quad (1)$$

其中: Θ_t 表示从时刻 $t-1$ 到时刻 t 的网络中财富累积增加值, $t \geq 2$ 且 $w_1 = \Theta_1 = r$. 通过计算式(1)可得

$$\begin{aligned} \Theta_t &= \Theta_1 + (t-1)r + \sum_{s=2}^t c_s = rt + \sum_{s=2}^t c_s, \\ w_t &= w_{t-1} + \Theta_t = \\ w_1 + \Theta_1 + \Theta_2 + \dots + \Theta_t &= \\ 2r + \sum_{k=2}^t \Theta_k &= r \frac{t^2 + t + 2}{2} + \sum_{s=2}^t \sum_{j=2}^s c_j = \\ r \frac{t^2 + t + 2}{2} + \sum_{s=2}^t (t+1-s)c_s. \end{aligned}$$

其中 $c_s = c_v(s) = b \sum_{j \in \Omega(v)} w_j(s)$ 表示 s 时刻节点 j 增长的财富值, 这里 $w_j(t)$ 表示 t 时刻个体 j 的财富值, 是个有限值, 因此可知 $\sum_{j \in \Omega(v)} w_j(t)$ 应是有界的, 且

$$\text{令 } \bar{w} = \sum_{j \in \Omega(v)} w_j(t), \text{ 进而可得}$$

$$w_t \sim O(t^2). \quad (2)$$

由于 $t \geq 0$, 从上述推导中可知, 网络中财富总值随着时间 t 的演化而持续增大, 因此该模型中的财富总值是不断增大的.

2 模型分析

利用系统方程分析网络模型中影响财富分布的因素, 用 $k_i(t)$ 表示 t 时刻节点 i 的度, $w_i(t)$ 表示节点 i 在 t 时刻拥有的累积财富值.

当 $t = i$ 时, 有

$$w_i(i) = s_i(0);$$

当 $t = i + 1, i + 2, \dots$ 时, 有

$$\begin{aligned} w_i(t) &= s_i(0) + \sum_{s=1}^t k_i(s) c_i(s) = \\ s_i(0) + b \sum_{s=1}^t k_i(s) \left(\sum_{j \in \Omega(i)} w_j(s) \right) &= \\ r + b\bar{w} \sum_{s=1}^t k_i(s), \end{aligned}$$

其中 $\sum_{s=1}^t k_i(s)$ 表示节点 i 在时刻 $t_i = 1$ 到时刻 $t_i = t$ 的度值总和. 由动力学方程可知网络中的节点度演化方程为

$$\frac{\partial k_i(t)}{\partial t} = \prod_i(t) = \frac{w_i(t) k_i^\alpha(t)}{\sum_j w_j(t) k_j^\alpha(t)}.$$

根据文献 [11] 首先求解 $\sum_j w_j(t) k_j^\alpha(t)$ 的值, 因为每个节点是在不同的时间 t_i 产生, 求解 $\sum_j w_j(t) k_j^\alpha(t)$

可看作对 t_i 求积分, 即

$$\langle \sum_j w_j(t) k_j^\alpha(t) \rangle = \int dw \rho(w) w \int_1^t dt_i k_w(t, t_i) =$$

$$\int dw w \rho(w) \frac{t - t^{\beta(w)}}{1 - \beta(w)}.$$

因为 $\beta(w) < 1$, 所以 $\lim_{t \rightarrow \infty} t^{\beta(w)}$ 相对于 t 可以忽略, 令

$$\varepsilon = (1 - \max_w \beta(w)) > 0,$$

$$D = \int dw \rho(w) \frac{w}{1 - \beta(w)},$$

则 $\langle \sum_j w_j(t) k_j^\alpha(t) \rangle$ 可以简化为

$$\langle \sum_j w_j(t) k_j^\alpha(t) \rangle = 2Dt(1 + o(t^{-\varepsilon})) \approx 2Dt.$$

由于节点的连接都是具有随机性的, 本文采用均值的形式来表示在每一个时刻节点 i 的度值, 即

$$k_i(t_i) = \frac{2(e_0 + t_i)}{n_0 + t_i - 1}. \quad (3)$$

当 $t \rightarrow \infty$ 时, $k_i(t_i) \approx 2$, 由此可得

$$w_i(t) \approx r + 2b\bar{w}t,$$

因此有

$$\frac{\partial k_i(t)}{\partial t} = \frac{w_i(t) k_i^\alpha(t)}{\sum_j w_j(t) k_j^\alpha(t)} =$$

$$\frac{w_i(t) k_i^\alpha(t)}{2Dt} \approx \frac{(r + 2b\bar{w}t) k_i^\alpha(t)}{2Dt} \approx \frac{b\bar{w} k_i^\alpha(t)}{D}. \quad (4)$$

初始值为当 $t = t_i$ 时, $k_i(t_i) = 1$, 求解式 (4) 可得

$$k_i(t) = \left[\frac{(1 - \alpha)b\bar{w}}{D} (t - t_i) \right]^{-\frac{1}{\alpha-1}}.$$

由此可知

$$w_i(t) = r + b\bar{w} \left[\frac{(1 - \alpha)b\bar{w}}{D} \right]^{-\frac{1}{\alpha-1}} \sum_{t_i=1}^t (t - t_i)^{-\frac{1}{\alpha-1}}. \quad (5)$$

由式 (5) 可以看出, 节点的度值与影响力系数 α 有着直接的关系, 可以说影响力系数 α 决定了网络的结构. 然而, 社会网络结构的改变也会对个人财富的积累产生一定的影响, 因此影响力系数 α 对累积财富 $w_i(t)$ 同样具有直接影响, 是决定 $w_i(t)$ 的重要参数.

3 仿真分析

3.1 个体财富分布

众所周知, 真实社会中的财富分布是极不均衡的, 即使在贫富差距较小的发达国家, 20% 的人群也占有 80% 的财富 [12]. 研究社会财富分布对指定税收政策、财政政策, 以及维持社会稳定具有重要意义. 文献 [13-14] 提出了著名的帕累托指数和基尼系数, 这两个参数成为后人研究财富分布的重要经济学指标.

帕累托分布 (Pareto 分布) 是经济学家在研究收入分配问题时发现的一种分布形式, 是收入分配理论中一种重要的分布, 在一般的统计学中并不多见. 帕累托分布的一般函数形式为

$$N(x) = kx^{-\gamma}. \quad (6)$$

其中: $k > 0$, $\gamma > 1$, $N(x)$ 表示所有收入大于等于 x 的人数, 常数 k 和 γ 为分布参数. 对式 (6) 两边取对数可得

$$\ln N(x) = \ln k - \gamma \ln x.$$

由此可知, 收入大于等于 x 的人数的对数是一条斜率为 γ 的向下倾斜的直线, 这与复杂网络中的幂律分布是相似的, 即大部分财富仅被少部分人占有. γ 可以度量收入分配不平等的程度, 并且在任何国家、地区和任何时代具有相对的稳定性.

根据上文中给出的基于财富重分机制的动态网络演化模型算法, 模拟了参数 $\alpha = -2, 0, 2$ 三种情况下的累积财富分布图. 令 $N = 1000$, $b = 0.15$, 结果如图 1 所示.

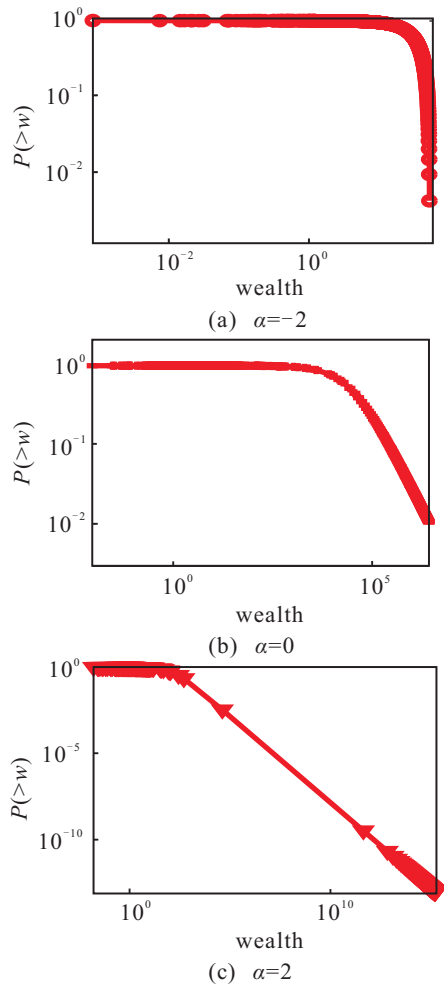


图1 财富分布图

由优先连接概率 $\Pi_v(t) = \frac{w_i(t)k_i^\alpha(t)}{\sum_j w_j(t)k_j^\alpha(t)}$ 可知,

在 $\alpha = -2$ 时, 网络中节点度抑制了富者财富的增长速度, 因此在财富值一定的情况下, 当 $\alpha < 0$ 时, 网络中度值较小的节点被选择的概率增大, 使得网络的结构逐渐均匀化. 与此同时, 财富的流向也逐渐趋向于度值较小的节点, 因此整个网络的财富分布的不均衡性减弱. 从图 1(a) 中可以看到, 整个网络中的累积财富分布既不服从指数分布也不服从 Pareto 分布.

在 $\alpha = 0$ 时, 优先选择概率 $\Pi_v(t)$ 只与节点的财富值有关, 因而, 财富值越大的节点被选择的概率就越大, 其财富分布逐渐服从 Pareto 分布. 从图 1(b) 中可以看到, 当财富值 $w > 10^5$ 时, 节点的累积财富分布基本服从 Pareto 分布; 当 $w \leq 10^5$ 时, 即中低收入者的财富分布可近似用指数分布来刻画, 这与用实际数据模拟的结果是一致的.

在 $\alpha = 2$ 时, 由式 $\Pi_v(t) = \frac{w_i(t)k_i^\alpha(t)}{\sum_j w_j(t)k_j^\alpha(t)}$ 可知,

在财富值一定的情况下, 度值较大的节点被选择的概率就越大, 由于 $\alpha > 0$ 加剧了网络结构的异质性, 使得网络中财富分布的不均衡也变得非常突出. 从

图 1(c) 中可以看出, 财富值的变化范围变得非常广泛, 可高达 10^{15} , 从而进一步拉大了贫富差距, 其财富分布完全符合 Pareto 分布的函数形式.

3.2 基尼系数分析

意大利经济学家基尼根据洛伦茨曲线发现了判断个人收入分配不均等程度的指标——基尼系数. 它刻画了人群收入不均等的程度, 基尼系数越大, 人群收入不均等的程度越高. 基尼系数的定义有许多种, 这里采用如下表达式:

$$G = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N |w_i - w_j|}{2N^2\mu}$$

其中: w_i, w_j 分别表示节点 i 和 j 的财富值; μ 为平均财富值; 基尼系数 G 越大, 则社会财富分配越不均衡, $G = 0$ 表示绝对公平, $G = 1$ 表示绝对不公平, 这是两种极端的情形.

从网络的演化过程以及财富分布的相关分析可知, 财富分布与参数 α 有着密切的关系. 通过参数 α 可以分析整个网络财富分布的均衡性. 设 $N = 500$, b 分别取 0.1, 0.2, 0.3, 每种情况均模拟 10 次, 然后求取平均值, 结果如图 2 所示.

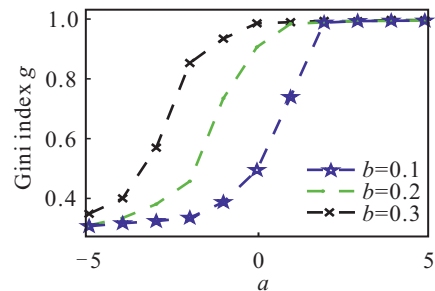
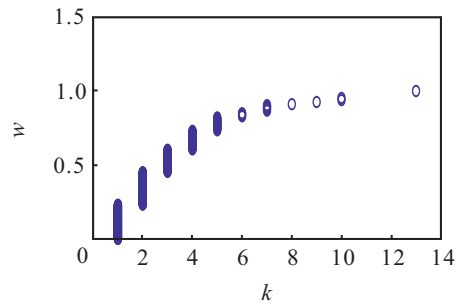


图2 基尼系数图

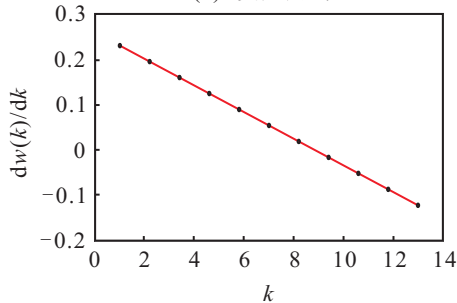
图 2 描述了影响力系数 α 对基尼系数 G 的影响. 从图中可以看出, 不同的 b 值几乎对基尼系数的变化没有太大的影响, 在不同的 b 值下, 基尼系数的变化规律几乎是一样的. 对图 2 进行分析可知, $\alpha > 0$ 时的基尼系数均要大于 $\alpha < 0$ 时的基尼系数值, 即网络中财富分布的不均衡性随着 α 的增大而逐渐变得明显. 无论 b 取何值, α 在由负数变为正数时, 基尼系数的变化幅度都非常大, 直到 $\alpha = 2$, 整个网络的基尼系数保持在 $\pm 5\%$ 的稳定值下, 因此可以通过调节影响力系数 α 来降低基尼系数值, 从而使财富分布更加均匀化.

3.3 度与累积财富值的关系

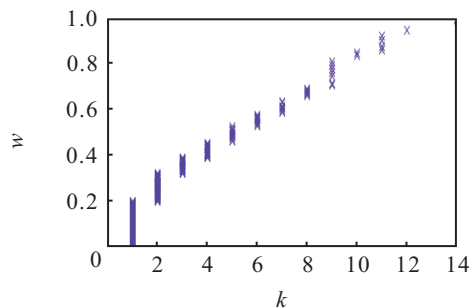
通过理论分析可知, 网络中的财富分布与节点度有着明显的关系, 那是否是节点的度值越大节点的累积财富值就愈大呢? 下面分析度与累积财富值之间的关系. 仍然采用数值模拟的方法, 令 $N = 500$, $b = 0.15$, 分别在 $\alpha = -2, 0, 2$ 三种情况下进行讨论, 结果如图 3~图 5 所示.



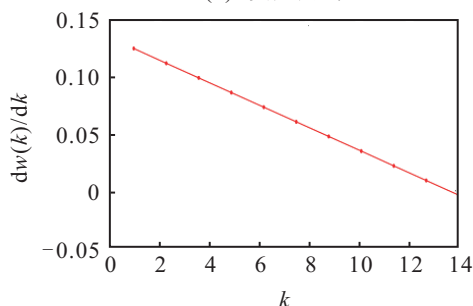
(a) 实际曲线



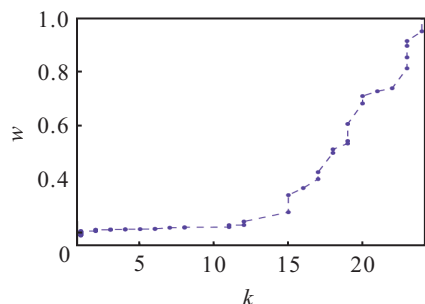
(b) 实际曲线的一阶导数曲线

图 3 当 $\alpha = -2$ 时的 $k \sim w$ 关系图

(a) 实际曲线



(b) 实际曲线的一阶导数曲线

图 4 当 $\alpha = 0$ 时的 $k \sim w$ 关系图图 5 当 $\alpha = 2$ 时的 $k \sim w$ 关系图

为了更清楚地分析 $k \sim w$ 曲线的变化规律, 取其一阶导数图, 通过分析一阶导数曲线更好地理解

$k \sim w$ 的变化规律. 在 $\alpha = -2$ 时, 从累积财富的一阶导数曲线可知, 其一阶导数的图像是一条斜率为负值的直线, 其变化范围是 $[0.23, -0.12]$. 当 $k < 8$ 时, 其变化范围是 $[0.23, 0]$, 表明在度值较小时, 累积财富值是随着度值的增大而逐渐增大的; 当 $k \geq 8$ 时, 其变化范围是 $(0, -0.12]$, 即表明度值较大时, 节点的累积财富值不再增大反而开始逐渐降低. 这说明节点的累积财富值并不是随着度值的增大而无限制增大的, 当节点度达到一定值后, 其累积财富值将开始逐渐减少.

图 4 中, 在 $\alpha = 0$ 时, 累积财富的一阶导数曲线仍然是一条斜率为负数的直线. 但与图 3 不同的是, 在 $\alpha = 0$ 时, 曲线 $k \sim w$ 的一阶导数值均是大于 0 的, 因此在 $\alpha = 0$ 时, 节点的累积财富值是随着度值的增大而不断增大, 即富有者财富增长的速度加快, 社会财富呈现出明显的异质性.

图 5 中, 当 $k \geq 15$ 时, 节点度值与累积财富值呈现出近似的线性关系; 而当 $k < 15$ 时, 节点的累积财富值波动不大, 基本维持在一个稳定点上. 当 $\alpha = 2$ 时, 优先选择概率 $\Pi_v(t)$ 在很大程度上是由节点度值 k 决定的, 度值越大则节点的财富值就越大, 因而整个网络的异质性进一步加强.

4 结 论

本文提出了一个基于财富重分机制的网络结构演化模型, 考虑了社会结构对财富增长的影响, 根据财富流动的特点引入了财富重分机制, 定义了影响力系数 α , 为进一步研究社会财富的重新分配提供了很好的理论模型. 在该模型中, 本文研究了节点的度以及累积财富值对财富分布的影响, 通过理论推导得到了财富总值 w_t , 节点的连接度 $k_i(t)$ 以及累积财富值 $w_i(t)$ 的时变方程, 利用模拟仿真得到如下结果. 当 $\alpha = -2$ 时, 由于节点度抑制了富有节点财富增长的速度, 使得整个网络的结构趋于均匀化, 财富分布也更加的平等. 当 $\alpha = 0$ 时, 财富的分布只与节点的累积财富值有关, 因而富者越富的现象非常明显. 从财富分布图中可知, $\alpha = 0$ 时的财富分布符合混合分布, 即 $w > 10^5$ 时, 节点的累积财富分布基本服从 Pareto 分布; $w \leq 10^5$ 时, 即中低收入者的财富分布可近似服从指数分布, 这与用实际数据模拟的结果是一致的. 当 $\alpha = 2$ 时, 节点度在很大程度上加剧了网络结构的异质性, 因此加大了财富分布的不均衡程度, 其财富分布完全符合 Pareto 分布的形式. 另外, 为了更好地认识财富分布不均衡程度, 本文对网络的基尼系数进行了计算. 通过对不同参数下基尼系数的计算结果进行比较发现, $\alpha < 0$ 时有助于降低基尼系数. 最后分析了 k 与 w 的关系. 结果表明, 在 $\alpha = 0$ 时, 节点的累积财富值随着度值的增大而逐

渐增大; 在 $\alpha = -2$ 时, 节点的累积财富值并不是一直增大的, 当 $k \geq 8$ 后, 节点累积财富值开始逐渐减少; 在 $\alpha = 2, k > 15$ 时, 节点度与累积财富值呈现出明显的线性关系, 而当 $k \leq 15$ 时, 节点的累积财富值波动不大, 基本维持在一个稳定值下. 总之, 网络结构对财富分布的影响是非常大的, 尤其是节点度值. 通过本研究, 可以深化人们对社会结构影响我国地区间贫富差距的认识、理解与把握, 为政府制定相应对策以有效地缩小地区间贫富差距提供决策依据和参考. 同时, 为了解决由于社会收入两极分化而导致的财富分配不均等问题提供了新的思路和方法.

参考文献(References)

- [1] Albert R, Barabási A L. Statistical mechanics of complex networks[J]. *Review of Modern Physics*, 2002, 74(1): 47-91.
- [2] 王林, 戴冠中, 胡海波. 无标度网络的一个新的拓扑参数[J]. *系统工程理论与实践*, 2006, 26(6): 49-53.
(Wang L, Dai G Z, Hu H B. A new topological parameter of scale-free network[J]. *Systems Engineering - Theory & Practice*, 2006, 26(6): 49-53.)
- [3] Scafetta N, West B J. Probability distributions in conservative energy exchange models of multiple interacting agents[J]. *J of Physics Publishing*, 2007, 19(6): 65-138.
- [4] Pianegonda S, Iglesias J R, Abramson G. Wealth redistribution with conservative exchanges[J]. *Physica A*, 2003, 322(5): 667-675.
- [5] Iglesias J R, Goncalves S, Pianegonda S. Wealth redistribution in our small world[J]. *Physica A*, 2003, 327(1): 12-17.
- [6] Iglesias J R, Goncalves S, Vega J L, et al. Correlation between risk aversion and wealth distribution[J]. *Physica A*, 2004, 342(6): 186-192.
- [7] Gyemin Lee. A network model induced by accumulated wealth[J]. *J of the Korean Physical Society*, 2006, 49(4): 1657-1681.
- [8] Sunggon K, Gwang I K, Gyemin L. Wealth networks with local redistribution[J]. *Physica A*, 2008, 387(19): 4973-4981.
- [9] Gyemin L, Gwang I K. Degree and wealth distribution in a network induced by wealth[J]. *Physica A*, 2007, 383(2): 677-686.
- [10] Vazquez-Montejo J, Huerta-Quintanilla M, Rodriguez-Achach M. Wealth condensation in a Barabasi-Albert network[J]. *Physica A*, 2010, 389(7): 1464-1470.
- [11] Bianconi G, Barabási A L. Competition and multiscaling in evolving networks[J]. *Europhysics Letters*, 2001, 54(4): 436-442.
- [12] Kwak N, Choi C H. Input feature selection by mutual information based on Parzen window[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(12): 1667-1671.
- [13] Hanchuan Peng, Fuhui Long, Chris Ding. Feature selection based on mutual information: Criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(8): 1226-1238.
- [14] Estevez P A, Michel Tesmer, Claudio A Perez, et al. Normalized mutual information feature selection[J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 2009, 20(2): 189-201.
- [15] La The Vinh, Sungyoung Lee, Young-Tack Park, et al. A novel feature selection method based on normalized mutual information[J]. *Applied Intelligence*, 2012, 37(1): 100-120.
- [16] Pedrycz W. Identifying core sets of discriminatory features using particle swarm optimization[J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(5): 4610-4616.
- [17] Unler A, Murat A, Chinnam R B, et al. A maximum relevance minimum redundancy feature selection method based on swarm intelligence for support vector machine classification[J]. *Information Science*, 2011, 181(20): 4625-4641.
- [18] Li-Yeh Chuang, Cheng-Hong Yang, Jung-Chike Li. Chaotic maps based on binary particle swarm optimization for feature selection[J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(4): 239-248.
- [19] 刘一民. 基于改进进化规划方法的电力系统无功优化研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2007.
(Liu Y M. Study on reactive power system optimization based on improved evolutionary programming method[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2007.)
- [20] Hettich S, Bay S D. The UCI KDD Archive [DB/OL]. <http://kdd.ics.uci.edu/>, 1999.
- [21] 高岳林, 任子晖. 带有变异算子的自适应粒子群优化算法[J]. *计算机工程与应用*, 2007, 43(25): 43-47.
(Gao Y L, Ren Z H. Adaptive particle swarm optimization algorithm with mutation operator[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2007, 43(25): 43-47.)

(上接第417页)