

电子商务中人类活动的标度行为实证研究*

董宇蔚¹⁾ 蔡世民^{1)†} 尚明生¹⁾²⁾

1) (百分点推荐技术研究中心, 电子科技大学计算机科学与工程学院, 成都 611731)

2) (信息经济研究所, 杭州师范大学阿里巴巴商学院, 杭州 310036)

(2012年7月8日收到; 2012年8月13日收到修改稿)

应用去趋势波动分析法, 对电子商务中人类网上购物行为进行研究, 首次探讨了人类浏览及购买行为时间序列(数量波动)标度律. 首先, 研究发现人类网上购物行为呈现出明显的周期性, 其时间序列的概率密度函数具有显著的双模态特征. 其次, 利用傅里叶变换方法分析浏览以及购买行为时间序列的功率谱, 发现其演化过程不同于无关联的泊松过程. 最后, 基于功率谱过滤周期性趋势的影响, 对去除周期趋势后的浏览和购买行为时间序列进行去趋势波动分析, 发现其标度行为表明其具有较强的长程关联特性, 且平均标度值近似为 1, 表明其具有自组织临界性. 实证研究结果与其他领域如因特网交通流和金融市场价格波动的标度行为相似, 有助于理解人类活动如何影响电子商务系统演化和提高在线商务活动效率, 对分析电子商务中人类行为活动的机制和预测其波动趋势具有重要的启示作用.

关键词: 标度律, 去趋势波动分析, 长程关联, 人类动力学

PACS: 89.75.Da, 05.45.Tp, 89.65.-S

DOI: 10.7498/aps.62.028901

1 引言

人类行为具有高度的复杂性, 探索其统计特性对于研究经济、心理、交通、社会学等学科以及认识人类自身有着重要的意义. 在经典的人类动力学分析中, 人类行为的发生过程被描述为一个稳态泊松过程. 因此人类行为的统计特征被认为是比较均匀的, 且两个相继行为之间的时间间隔 (time interval) 服从指数分布.

2005年 Barabási 通过对电子邮件的发送与回复以及邮件通信等人类行为的时间间隔统计, 发现由大量人类活动驱动的系统具有明显偏离泊松统计的性质: 长时间的静默与短期内的高频率爆发同时呈现在这些人类行为中, 且时间间隔分布满足具有胖尾特征的幂函数^[1]. 这一出人意料的研究结论表明, 人类行为的发生过程不能单纯的用泊松过程描述, 可能存在复杂的动力学机理. Barabási 认为时

间间隔的胖尾分布源于人类处理任务时采用“最高优先级最先处理”策略, 而非传统意义上的“先到先处理”策略^[1,2]. 与此同时, 研究发现, 一些人类活动虽然表现为胖尾分布, 但并不能解释为任务处理机理, 其处理策略来源于人类兴趣的准周期自适应变化^[3,4].

随之而来的一个重要问题是, 这种非泊松特性在人类行为中是否普遍存在? 人们对这一问题进行了极为广泛的研究. 研究涉及了市场交易^[5,6], 网站浏览^[7,8], 电影点播^[9], 欣赏网络音乐^[10], 手机通讯^[11], 网络舆情传播^[12], 游戏及虚拟社区中的行为^[13], 推荐系统^[14]等. 通过对这些多样的人类行为的统计分析, 我们发现它们普遍偏离泊松过程. 因此, 除了受到生理周期影响的部分行为外, 时间间隔统计中呈现的胖尾特性可能在人类行为中普遍存在.

人类在电子商务中的行为活动同样具有高度的复杂性, 其整体可以理解为一个时变的, 开放的

* 国家自然科学基金(批准号: 60973069, 61073099, 61004102)、和国家自然科学基金重大研究计划(批准号: 90924011)和中央高校基本科研业务费专项基金(批准号: ZYGX2012J075)资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: shimin.cai81@gmail.com

复杂系统. 因此, 研究电子商务中人类行为的统计特性, 有助于理解人类活动如何影响电子商务系统的演化, 提高在线商务活动效率. 尽管对于人类参与电子商务活动(或在线社会网络的行为活动)的时间间隔已进行了一些统计分析, 但是并没有太多关注活动记录数据流(时间序列)的波动行为及相关动力学特征. 本文首次对淘宝和百分点平台上的人类交易活动数据流进行分析, 重点研究购买和浏览行为时间序列(数量波动)的统计特性及标度律. 实证发现, 购买和浏览行为的时间序列的概率分布具有显著的双模态特征, 其标度行为表现出较强的长程关联特性. 尤其是对去除周期趋势影响的时间序列, 采用去趋势波动分析(detrended fluctuation analysis, DFA)方法, 得到近似为1的标度值, 表明电子商务中人类的行为活动具有自组织临界性.

2 方法

本文首先采用傅里叶变换方法对购买和浏览行为时间序列进行频谱分析, 找出其主要频率并过滤, 得到去除周期趋势后新的时间序列. 然后运用去趋势波动分析方法对新时间序列的标度行为进行研究, 同时与原时间序列的标度行为进行对比. 为了使得我们的研究更加完整, 本节将对这两种方法进行详细的阐述.

2.1 基于傅里叶变换的去周期趋势分析

傅里叶变换是一种重要的信号处理方法, 被广泛应用于分析各种时间序列^[15-17]. 任何连续的时间序列或信号, 都可以表示为不同频率的正弦波信号的无限叠加. 对于给定的周期性时间序列 $x(t)$ ($-L < t < L$), 可以用三角级数表示:

$$X(t) = \frac{1}{2}a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} \left(a_n \cos \frac{\pi n}{L}t + b_n \sin \frac{\pi n}{L}t \right), \quad (1)$$

其中 a_n 和 b_n 分别由以下公式计算得到:

$$a_n = \frac{1}{L} \int_{-L}^L x(t) \cos \frac{\pi n}{L}t dt, \quad (2)$$

$$b_n = \frac{1}{L} \int_{-L}^L x(t) \sin \frac{\pi n}{L}t dt. \quad (3)$$

对(1)式进行变形, 周期性时间序列也可以表示为

$$X(t) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} A_n \cos(n\omega_0 t + \varphi_n), \quad (4)$$

$$A_n = \sqrt{a_n^2 + b_n^2}, \quad (5)$$

$$\varphi_n = \tan^{-1} \frac{-b_n}{a_n}, \quad (6)$$

其中 A_n 表示 N 次谐波的幅值, $n\omega_0$ 是 N 次谐波的频率. φ_n 是 N 次谐波的相角. 根据 ω 和 A_n 可以确定时间序列的主要频率, 得到相关时间序列的频谱图^[18,19]. 通过将时间序列中的主要频率设置为零, 再对频域时间序列进行傅里叶反变化并取模值, 可以得到去除周期性趋势影响的新的时间序列.

2.2 去趋势波动分析

去趋势波动分析(DFA)是一种计算长程相关性的方法, 它能够定量的描述非稳态的时间序列的标度不变性^[19-24]. DFA最大的优势在于它能够消除时间序列的局部趋势, 避免了将时间序列的短程相关性和非平稳性检测为长程相关性.

DFA方法通过估计标度指数来刻画时间序列的长程相关性, 具体算法可以归纳为:

1) 假设给定一个非平稳时间序列 $u(i)$ ($i = 1, 2, \dots, N_{\max}$), 利用以下公式计算其累计离差 $y(j)$:

$$y(j) = \sum_{i=1}^j [u(i) - \bar{u}], \quad (7)$$

$$\bar{u} = \frac{1}{N_{\max}} \sum_{j=1}^{N_{\max}} u(i). \quad (8)$$

2) 利用滑动窗技术把 $y(i)$ 分成 N_s 个部分重叠的等时间长度的区间, 区间大小为 s , 其中 $N_s = N - s$. 对每个区间用最小二乘法线性拟合数据得到时间序列的局部趋势 y_{fit} . 根据以下公式计算过滤趋势后的时间序列的均方差波动(root mean square fluctuation, RMSF):

$$F(s) = \sqrt{\frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} \sum_{j=1}^s [y_{i,j} - y_{\text{fit},j}]^2}. \quad (9)$$

3) 变换时间长度 s , 重复计算均方差波动 $F(s)$. 最终能够得到 $F(s)$ 与 s 近似成幂律关系 $F(s) \propto s^\alpha$, 在双对数坐标系下绘制函数关系图并考查时间序列的标度律.

幂律关系中标度指数 α 称为协同参数或者缩放参数, 代表了时间序列之间的相关性^[25,26]. 当 $\alpha = 0.5$ 时说明该时间序列的演化过程是一个独立的随机过程; $\alpha < 0.5$ 说明时间序列之间呈现长程反相关; $\alpha > 0.5$ 说明时间序列之间呈现长程正相关, 且是一个具有持久性的增强的时间序列(即 t 时刻以前存在的上升或者下降的趋势意味着 t 时刻以后总体也呈现出上升或者下降的趋势).

3 实验数据

3.1 数据集

实验数据集来自淘宝和百分点两个电子商务平台, 每个数据集均包括用户的购买记录和浏览记录. 其中购买记录包括用户匿名 ID, 购买时间, 购买商品的 ID 编号以及购买数量. 浏览记录包括用户匿名 ID, 浏览时间以及浏览商品的 ID 编号. 淘宝数据集时间跨度从 2011 年 9 月 25 日到 2011 年 10 月 24 日, 共 4138681 条购买记录, 47139641 条浏览记录. 百分点平台上两家电商的数据的时间跨度从

2011 年 10 月 1 日到 2011 年 10 月 31 日, 其中电商“红孩子”销售母婴用品, 共 5988462 条购买和浏览记录. 电商“耀点 100”销售百货, 共 1206014 条购买和浏览记录.

为了更好的理解和分析电子商务中用户行为时间序列演化过程, 我们对单位时间内行为发生次数进行统计. 首先对每小时内购买和浏览行为发生数量进行累积. 值得注意的是, 累计购买行为时, 忽略商品的交易量 (也就是同一时刻下单个用户购买 N 件产品只算作一次购买行为的发生, 类似于淘宝指数). 浏览行为则依据用户查看商品的次数进行累加. 购买和浏览行为的时间序列演化如图 1 所示.

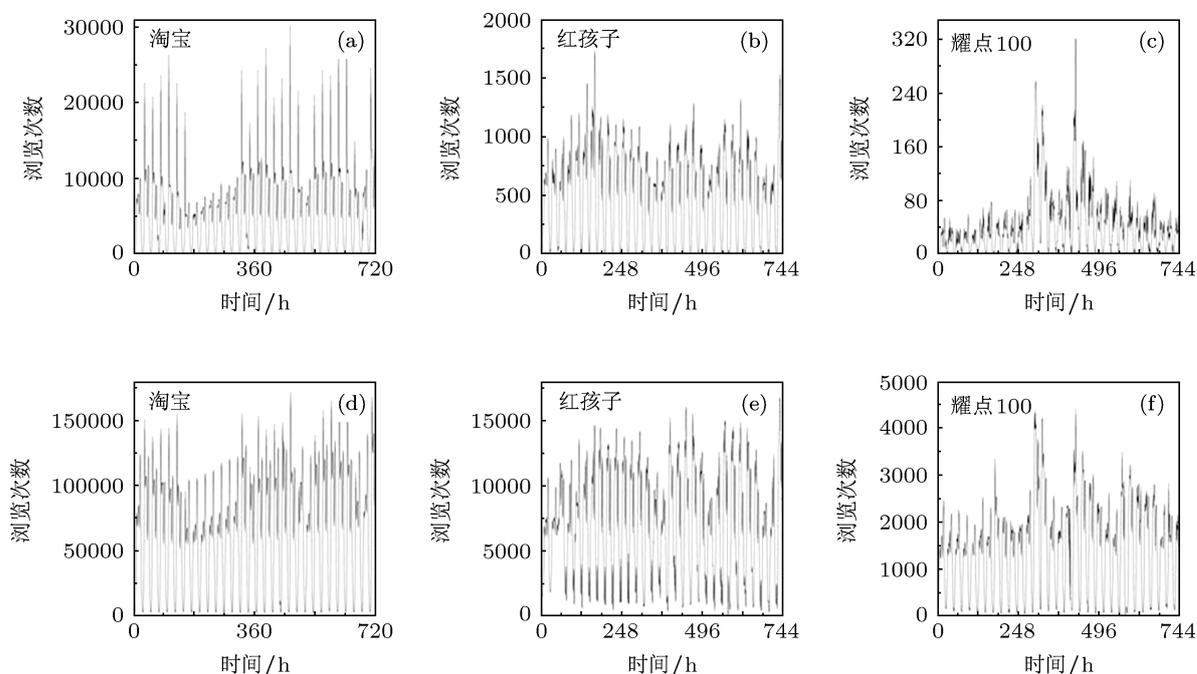


图 1 购买和浏览行为的时间序列 (a), (b), (c) 是购买行为; (d), (e), (f) 是浏览行为

从图 1 可以发现, 电子商务活动中人类的购买和浏览行为均呈现出明显的周期性趋势, 周期表现为 24 小时, 符合人类自然的作息规律, 并且在一个周期时间段内, 用户行为表现出强烈的波动和聚集性. 电子商务中人类活动的时间序列的演化过程反映出人类行为偏离原假设的泊松过程, 而呈现出短时间内的爆发和长时间的静默, 符合人类动力学的一般性特征.

同时, 图 1(a), (b), (c) 也呈现出一些有趣的现象: 用户的购买行为在 10 月 1 日到 10 月 7 日即国庆节左右呈现低峰, 国庆节之后出现反弹; 单个周

期内用户的行为数大多在上午 9 点开始急速上升, 峰值出现在晚上 21 点和 22 点之间, 在每天 3 点到 5 点的区间大大减少; 周一到周五的工作日中用户的行为数远大于周末发生的行为数. 这与日常认识不同, 因为人们在周末会有更多空闲的时间, 所以通常猜想线上购物在周末的交易量应远远大于工作日中的交易量.

对上述几个有趣的现象究其原因可能是由于用户在工作日时上网时间稳定, 而且会将网上购物作为一种工作之余的调剂活动. 所以人们在正式开始工作之前, 即上午 9 点之前, 往往会浏览相关的

购物网站,而工作之余即可完成相关产品的浏览和购买,不用花费周末的时间亲自去实体店购买.而国庆长假期间,上网时间减少,同时由于物流的问题,导致购买量大大降低,节假日后积累的购买行为在短时间内爆发,因此才呈现出国庆期间购买行为数出现低峰,国庆后急速反弹的现象.

3.2 购物和浏览行为时间序列的概率分布

为了更好的了解电子商务中人类的行为活动符合什么样的随机过程,考察其波动趋势,我们分别统计了淘宝和百分点平台上购买和浏览行为的概率分布.由于不同数据集中用户行为的数量不等,为了考察其波动变化趋势将整个统计区间都等分成 100 份,累积每个区间内的用户行为数并计算每个区间的事件总数占总事件数的比例 $p = \frac{E}{\sum E}$,其中 E 表示某一个区间内购买或浏览行为出现的次数.图 2 描述了购买和浏览行为时间序列的概率分布图(或柱状图).

从图 2 中可以看出,概率分布呈现出双模态特征,存在两个统计峰值:较小的购买和浏览次数往往具有最高的百分比,同时存在一个中位的购买和浏览次数,这个中位次数也具有较高的百分比.另

外,双模态特征在浏览行为的概率分布上尤为明显.双模态的现象究其原因可能是由于购物系统中两类人的混合行为所导致.其中一类是偶尔上网购物的人群,另一类是频繁购物的人群.偶尔上网购物的人群的活动导致较长时间内有大量次数较小行为发生,而频繁购物人群的活动则导致了短时间内出现相对较多的较大次数的行为.

4 实证结果

4.1 购买和浏览行为时间序列的傅里叶频谱分析

傅里叶变换广泛的应用于衡量一个时间序列的相关频谱,测量时间序列的相对频谱内容,在识别时间序列的尺度和特征频率方面具有显著成效.实证研究中对用户购买和浏览行为的时间序列利用(4)式进行傅里叶变换,求出相关参数 A_n 和 ω ,并做出时间序列的频谱图(图 3).从图 3 中可以看到,电商“淘宝”中购买行为的时间序列有 8 个主要频率,而电商“红孩子”和“耀点 100”中购买行为的时间序列有 3 个主要频率.同时,三个电商中浏览行为的时间序列均有 3 个主要频率.

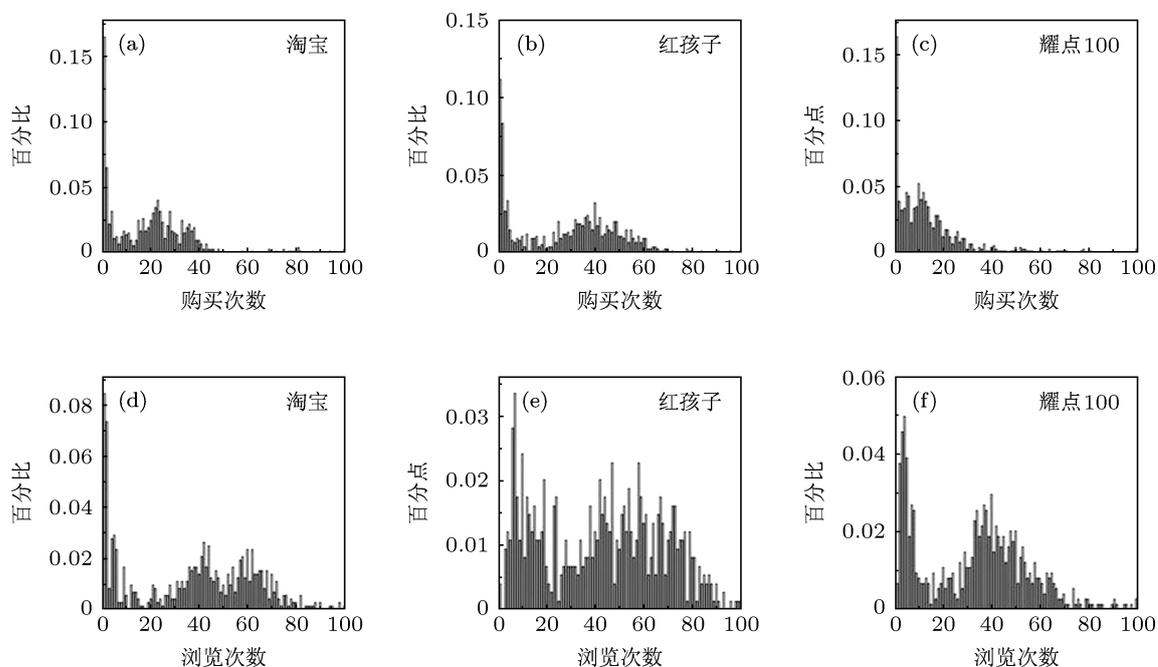


图 2 购买和浏览行为时间序列的概率分布 (a), (b), (c) 是购买行为; (d), (e), (f) 是浏览行为

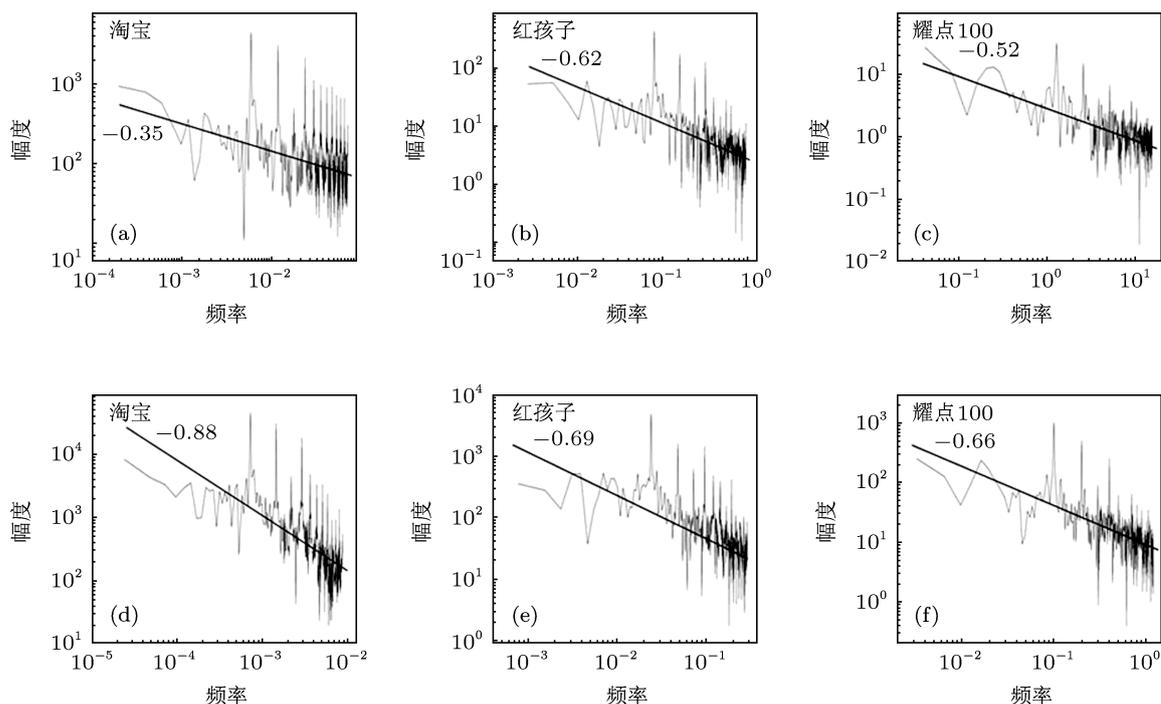


图3 购买行为和浏览行为时间序列的傅里叶频谱图(均采用双对数坐标) (a), (b), (c) 是购买行为; (d), (e), (f) 是浏览行为

通过最小二乘法对购买和浏览行为的时间序列频谱图进行线性拟合,发现其都符合 $1/f^\beta$ 谱. 它们的标度指数 β 在区间 $[0.35, 0.88]$ 内波动. 由于标度指数 β 与协同参数 α 之间满足关系: $\beta = 2\alpha - 1$, 因此当 $\beta = 0$ 时, 时间序列之间无关联. 当 $0 < \beta < 1$ 时, 时间序列呈现长程正相关, 当 $-1 < \beta < 0$ 时, 时间序列呈现长程负相关. 两种行为的频谱分析结果表明, 网上购物行为活动偏离无关联的高斯过程, 是一个长程关联的自相似随机过程. 值得注意的是, 时间序列中周期趋势对功率谱的标度指数 β (或者协同参数 α) 有一定的影响. 因此, 为了更准确的利用 DFA 计算时间序列的标度值, 我们根据时间序列中主要频率找到对应周期性能量较大的时间序列信号并过滤该信号, 从而得到去除周期性趋势后的新的时间序列.

4.2 购买和浏览行为时间序列的去趋势波动分析

相对于传统的功率谱分析方法, DFA 更加可靠. 它能够有效的避免将时间序列的非稳态性检测为长程相关. 对未去除周期性趋势影响的购买和浏览时间序列进行去趋势波动分析, 发现标度出现转折 (crossover) 现象, 如图 4 中内框图所示. 小尺度上表现出较大的标度值, 而大尺度上拟合的标度

值则变得很小. 标度出现转折的点对应的的时间尺度值近似为 24 小时 (对应图中对数尺度 1.38). 因此, 由于时间序列中主要周期性波动对 DFA 分析的影响^[27,28], 我们无法用精确的标度值来衡量相关时间序列的标度行为. 为了能够有效的得到时间序列的真实标度行为, 在时间序列的傅里叶变化的分析结果上过滤主要周期趋势, 对去除周期性趋势影响后的新的时间序列运用 DFA 方法进行分析.

图 4 描述了过滤原始时间序列中主要周期性数据之后, 运用 DFA 分析得到的标度行为结果. 虽然残留的周期趋势对标度律仍然有影响 (表现在中间尺度有轻微的转折), 但是 DFA 分析结果总体呈现分段的线性趋势, 且平均标度值近似为 1. 具体来说, 购买行为在小尺度和大尺度上表现出相似的标度行为, 其标度值窄幅波动在 $[0.90, 1.11]$ 之间. 浏览行为在小尺度和大尺度上拟合的标度值同样窄幅波动在 $[0.90, 1.16]$ 之间. 值得注意的是“耀点 100”的购买行为标度分析结果, 由于有效的消除了时间序列中周期趋势的影响, 使得整个时间序列在整个时间尺度上近似服从单一的标度行为. 而“红孩子”浏览行为标度结果却在在大尺度上表现出较大的不同. 原因可能在于虽然去除了三个主要频率 (如图 3(e) 所示幅度在 1000 以上) 对应的周期趋势,

但是余留的其他频率(如图 3(e) 所示幅度在 300 左右的 4 个频率)所对应的周期趋势仍旧对大尺度上的标度行为有很大影响. 总之, 相似的标度行为体

现在购买和浏览时间序列中, 且平均标度值近似为 1, 表明相关用户行为的演化过程是一个自组织临界过程.

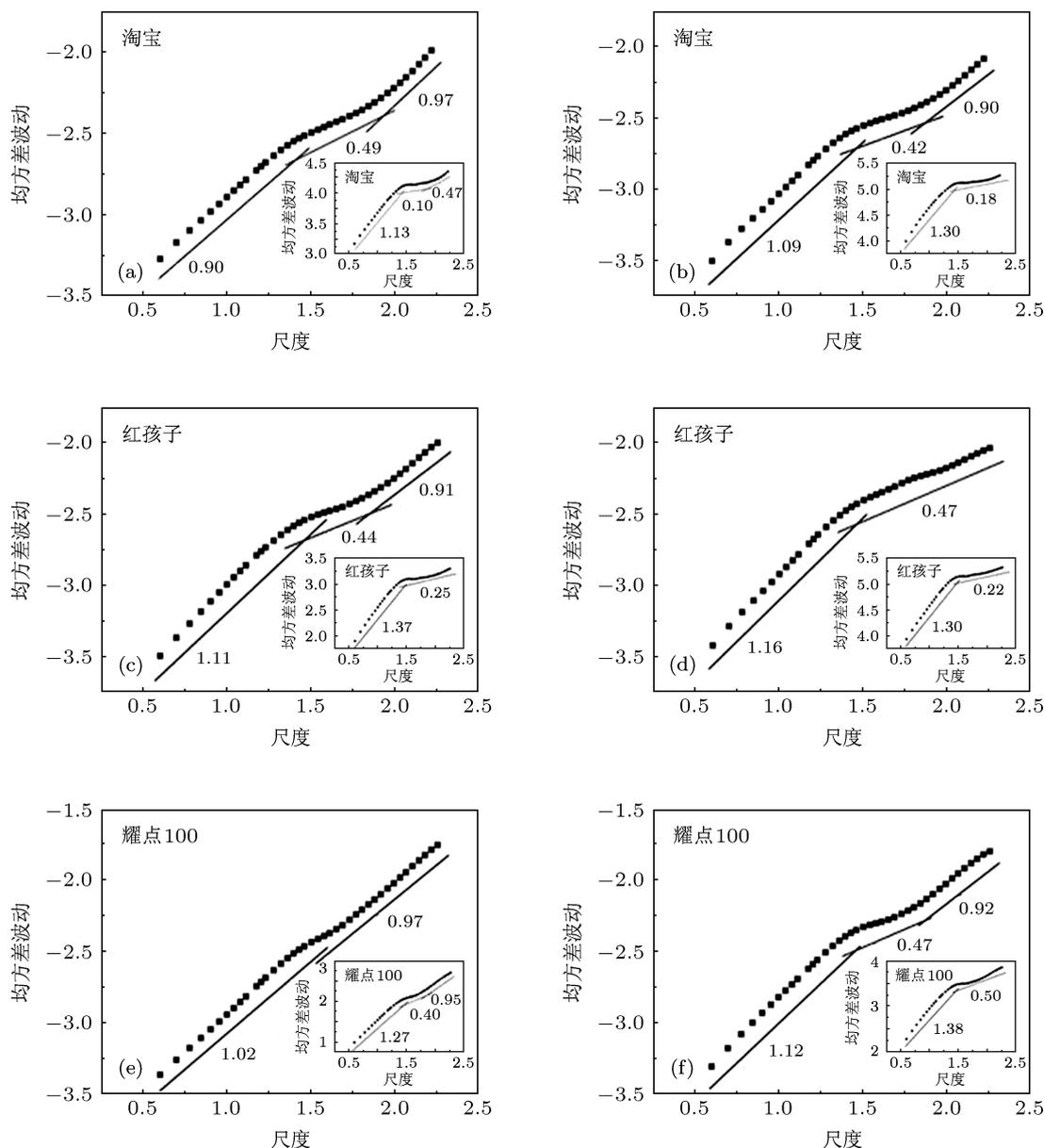


图 4 购买和浏览行为时间序列的标度律 (插图描述未去除周期趋势的购买和浏览行为时间序列的标度律, 表现出明显的转折现象) (a), (c), (e) 对应购买行为 (其时间序列在小尺度和大尺度的标度值波动在 0.90 到 1.11 之间); (b), (d), (f) 对应浏览行为 (其时间序列在小尺度和大尺度的标度值波动在 0.90 到 1.16 之间)

5 结论

通过对用户在不同网络购物平台上的购买和浏览行为时间序列的统计分析, 发现用户的网上购物行为存在一些有趣的现象: 时间序列具有明显的周期性以及长时间平缓波动和短时间的聚集波动.

这些现象与已发现的人类行为动力学偏离泊松发生机理相符. 通过傅里叶变化的频谱分析发现购买和浏览行为的时间序列都具有长程正相关, 并且能够依据频谱图找出其主要频率及对应的周期趋势并过滤. 过滤主要周期趋势后, DFA 分析能够有效的得到时间序列的真实标度行为. 标度值近似

为 1, 说明网上购物行为活动的演化过程具有自组织临界性.

由于用户在电子商务平台上进行的商业活动(如购买和浏览行为)和交互活动(如客户评价和询价商品行为), 整体可以理解为一个复杂系统, 所以其行为时间序列可以理解为系统的动力学演化过程. 基于傅里叶变化的频谱分析和 DFA 分析得到标度行为表明用户购买与浏览行为时间序列具有

长程正关联, 其波动偏离无关联的泊松过程. 在文献 [5, 6] 中, 金融市场中有限价证券的交易量波动同样具有相似的标度行为. 因此, 电子商务中人类的行为活动可能类似于金融市场中投资者的交易活动, 行为时间序列则类似于有限价证券的交易量波动. 后续对于电子商务中人类行为活动的研究可以借鉴对金融时间序列的研究分析方法.

- [1] Barabási A L 2005 *Nature* **435** 207
- [2] Oliveira J G, Barabási A L 2005 *Nature* **437** 1251
- [3] Han X P, Zhou T, Wang B H 2008 *New J. Phys.* **10** 703010
- [4] Shang M S, Chen G X, Dai S X, Wang B H, Zhou T 2010 *Chin. Phys. Lett.* **27** 048701
- [5] Plerou V, Gopikrishnan P, Amaral L A N, Gabaix X, Stanley H E 2000 *Phys. Rev. E* **62** R3023
- [6] Jiang Z Q, Chen W, Zhou W X 2008 *Physica A* **387** 5818
- [7] Dezsö Z, Almaas E, Lukács A, Rácz B, Szakadát I, Barabási A L 2006 *Phys. Rev. E* **73** 066132
- [8] Goncalves B, Ramasco J J 2008 *Phys. Rev. E* **78** 026123
- [9] Zhou T, Kiet H A T, Kim B J, Wang B H, Holme P 2008 *Euro. Phys. Lett.* **82** 28002
- [10] Hu H B, Han D Y 2008 *Physica A* **387** 5916
- [11] Zhao Z D, Xia H, Shang M S, Zhou T 2011 *Chin. Phys. Lett.* **28** 068901
- [12] Gong K, Tang M, Shang M S, Zhou T 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 098901 (in Chinese) [龚凯, 唐明, 尚明生, 周涛 2012 物理学报 **61** 098901]
- [13] Henderson T, Bhatti S 2001 *Proceedings of the Ninth ACM International Conference on Multimedia Canada*, September 30-October 5, 2001 p212
- [14] Shang M S, Lü L Y, Zhang Y C, Zhou T 2010 *Euro. Phys. Lett.* **90** 48006
- [15] Takayasu M, Takayasu H, Takamitsu S 1996 *Physica A* **233** 824
- [16] Ivanov P C, Amaral L A N, Goldberger A L, Havlin S, Rosenblum M G, Stanley H E, Struzik Z R 2001 *Chaos* **11** 641
- [17] Ablowitz M J, Kaup D J, Newell A C, Segur H 1974 *Stud. Appl. Math.* **53** 249
- [18] Deeming T J 1975 *Astrophys. Space Sci.* **36** 137
- [19] Cai S M, Zhou P L, Yang H J, Yang C X, Wang B H, Zhou T 2006 *Chin. Phys. Lett.* **23** 754.
- [20] Kantelhardt J W, Koscielny-Bunde E, Rego H H A, Havlin S, Bunde A 2001 *Physica A* **295** 441
- [21] Chianca C V, Ticona A, Penna T J P 2005 *Physica A* **357** 447
- [22] Yang P, Ho W, Feng G L 2008 *Acta Phys. Sin.* **57** 3333 (in Chinese) [杨萍, 候威, 封国林 2008 物理学报 **57** 3333]
- [23] He W P, Wu Q, Zhang W, Wang Q G, Zhang Y 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 2862 (in Chinese) [何文平, 吴琼, 张文, 王启光, 张勇 2009 物理学报 **58** 2862]
- [24] Wu J J, Xu S Y, Sun H J 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 019502 (in Chinese) [吴建军, 徐尚义, 孙会君 2011 物理学报 **60** 019502]
- [25] Peng C K, Mietus J, Hausdorff J M, Havlin S, Stanley H E, Goldberger A L 1993 *Phys. Rev. Lett.* **70** 1343
- [26] Peng C K, Buldyrev S V, Havlin S, Simons M, Stanley H E, Goldberger A L 1994 *Phys. Rev. E* **49** 1685
- [27] Hu K, Ivanov P C, Chen Z, Carpena P, Stanley H E 2001 *Phys. Rev. E* **64** 011114
- [28] Chen Z, Ivanov P C, Hu K, Stanley H E 2002 *Phys. Rev. E* **65** 041107

Empirical study on scaling of human behaviors in e-commerce*

Dong Yu-Wei¹⁾ Cai Shi-Min^{1)†} Shang Ming-Sheng¹⁾²⁾

1) (*School of Computer Science and Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China*)

2) (*Institute of Information Economy, Hangzhou Normal University, Hangzhou 310036, China*)

(Received 8 July 2012; revised manuscript received 13 August 2012)

Abstract

The detrended fluctuation analysis (DFA) method is used to analyze the human on-line activities in e-commerce. We comprehensively investigate the scale laws of browse and purchase behaviors, which have received little attention before. The time series of browse and purchase behaviors each obviously show a periodical character, and their probability density distributions each have a significant bimodal form. Based on the Fourier transform method, the power spectra of time series indicate that each of them obeys a stochastic process with a long-range self-similar feature (i.e., deviation far from the Poisson process). After identifying and filtering the influence of periodic trend based on power spectra, the detrended fluctuation analysis is used to study the scaling law of time series. Several interesting results can be found that their scaling behaviors on small and large scales show similar values that confirm the long-range correlations rooting in the time series of human on-line activities, and their average scaling exponent approximately equaling 1 suggests that the human online activity may be associated with a self-organized criticality. Although the empirical results are only the observed phenomena like those found in the Internet traffic and stock price fluctuation of financial market, we still think that they may provide an important insight to deeply understand the mechanism of human dynamic behaviors in e-commerce and predict their fluctuation trend for the potential business application.

Keywords: scale law, DFA, long-range correlation, human dynamics

PACS: 89.75.Da, 05.45.Tp, 89.65.-S

DOI: 10.7498/aps.62.028901

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 60973069, 61073099, 61004102), the Major Research Plan of the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 90924011), and the Fundamental Research Funds for the Central Universities (Grant No. ZYGX2012J075).

† Corresponding author. E-mail: shimin.cai81@gmail.com