

基于历史数据的管制员通信行为特征分析

丛 玮^{1,2}, 胡明华^{1,2}, 王艳军^{1,2}

(1. 南京航空航天大学民航学院 南京 211106; 2. 国家空管飞行流量管理技术重点实验室 南京 211106)

【摘要】管制员的语音通信行为对空中交通的安全高效运行至关重要。借鉴人类动力学的理论和方法,深入分析了北京、上海、重庆和贵阳4个地区繁忙扇区的管制员语音通信数据,通过研究其时间分布特征挖掘了空中交通管制员的动力学行为。首先使用去趋势波动分析法发现管制员通信间隔时间的长程相关性;然后使用最大似然估计法近似判别所有通信间隔时间较符合逆高斯分布,而通信时间间隔大于11 s的数据更符合幂律分布特征,且幂指数 $\alpha \approx 1.8$ 。分析结果表明,人类在面临压力时执行任务的动力学行为与其他日常行为相似,行为发生的间隔分布具有重尾特征,个体的分布具有差异性;管制扇区的类型,即区域管制扇区和进近管制扇区对管制员行为特征的影响不明显。

关键词 空中交通管制; 通信行为; 重尾分布; 人类动力学; 长程相关

中图分类号 TP13; U8

文献标志码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2015.04.024

Temporal Characteristics of Air Traffic Controller's Communication Activities

CONG Wei^{1,2}, HU Ming-hua^{1,2}, and WANG Yan-jun^{1,2}

(1. College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics Nanjing 211106;

2. National Key Laboratory of Air Traffic Flow Management Nanjing 211106)

Abstract The voice communication of air traffic controllers is critical to the operating safety and efficiency of an air traffic management system. Based on the previous human dynamics studies, air traffic controller's voice communication data, which were collected from Beijing, Shanghai, Chongqing and Guiyang, are carefully analyzed. The use of detrended fluctuation analysis finds that controller's communications are long-range correlated. Five typical statistical models are used to model the inter-communication times of controller. The parameters of the models are estimated by the means of maximum likelihood estimation. Our results show that although the inverse Gaussian distribution is better to describe all the inter-communication data approximately, the inter-communication data that fall between 11 seconds and 240 seconds can be better described by the power-law distribution with exponent $\alpha \approx 1.8$. Comparisons on the data from en route sectors and approach sectors further shows that there is little difference on the power-law distributions, indicating that sector types has little impact on air traffic controller's communication activities.

Key words air traffic control; communication behavior; heavy-tailed distribution; human dynamics; long-range correlation

为便于管理,管制空域被划分为若干个扇区。每个扇区通常配置1~2名管制员,使用唯一的频道与飞行员进行语言通信。管制员与飞行员的通信(称为陆空通信或陆空通话)必须清晰、简洁,以确保交通运行的安全和高效。为了最大利用通信频道的容量、减少曲解通话内容的风险,国际民航组织制定了标准的陆空通话用语。尽管空中交通管理系统的自动化程度与日俱增,但管制员将一直处于系统的核心。作为系统的决策者和执行者,管制员的行为与系统的安全、效率密切相关。除极少数管制扇区

测试使用数据通信技术外,语音通信是大多数管制中心“管制员—飞行员”通信的主要方式。因此,管制员的语音通信行为对空管系统有着直接的影响。分析管制员通信数据已有较长的历史,但过去的研究重点在于度量和预测工作负荷^[1-5],侧重于分析通信行为和工作负荷的关系,忽略了通信行为本身的动力特征。文献[6]对人类的书信通信行为和Email通信行为进行分析,发现人类日常行为时间分布与曾假设的泊松分布不同,具有重尾特征,可以用幂律分布描述。此后,越来越多的学者发现人类

收稿日期: 2014-03-26; 修回日期: 2014-09-05

基金项目: 国家自然科学基金(61304190); 江苏省自然科学基金(SBK201343292)

作者简介: 丛玮(1988-),男,博士生,主要从事空中交通复杂特征分析、管制员动力学行为分析等方面的研究。

连续行为之间的间隔时间并不是随机的,表现为在较长的非行为时期后频繁出现^[7-8]。研究发现,电子邮件、传统信件、手机短信、手机通话等通信行为时间间隔特征均可通过幂律分布刻画;图书借阅、金融交易、网页访问、在线电影评级等社会日常行为也表现出重尾分布特性^[9-22]。

尽管人类动力学的研究描述了大量行为,但对具有特定任务的行为却缺乏相关数据验证。管制员行为与一般行为相比有独特性,如对环境的依赖性以及面临巨大的时间压力等。了解管制员行为的基本特征尤为重要。国外学者对陆空通信时间的特征分布进行了初步研究,发现陆空通信的时间间隔符合对数正态分布^[23]。本文在前期研究工作的基础上^[24],现场采集了北京、上海、重庆和贵阳4个地区部分繁忙管制扇区的管制通信数据,对管制员语音通信的时间行为模式进行深入研究,研究结果对于分析管制员的行为、预防管制事故具有重要意义。

1 管制员行为分析

1.1 管制员行为的特征

管制员的行为具有以下3个其他人类行为不具备的明显特征:

1) 依赖于工作环境。管制员的主要目标是确保航空器在满足间隔标准的前提下安全到达目的地。

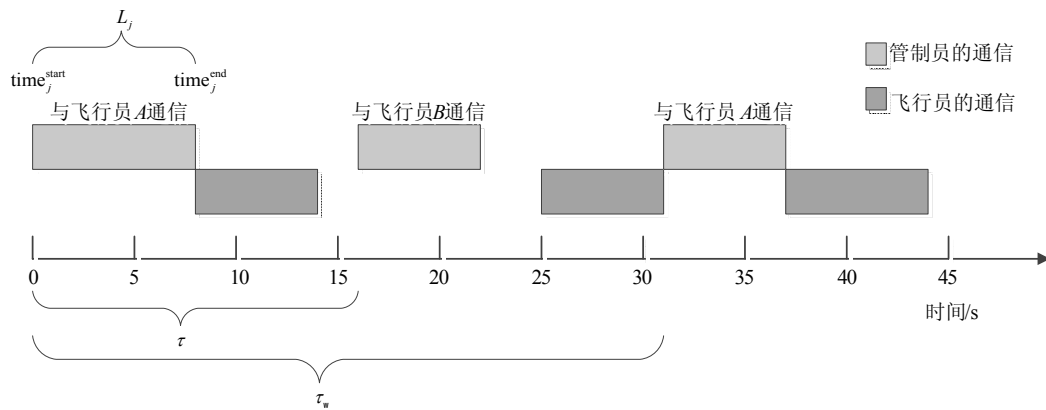


图1 管制员通信行为定义

2 通信行为特征分析

2.1 管制员语音通信数据

本文所用通信数据来自上海、北京、重庆和贵阳4个地区的部分繁忙管制扇区的录音数据。通信时间数据现场采集于2012年5月22日~5月25日、6月12日~6月14日。数据共包含了81组练习,涉及13个扇区,约200个航班,每个地区的数据情况详如表1所示。

每条通信记录数据中均包含了通信对象、通信

空域结构、运行程序和交通状况都是影响管制员行为的客观因素。因此从直觉上讲,管制员的行为动力特征应是针对具体空域单元的,并取决于空域结构、程序和交通状况。

2) 紧急性。管制员必须在不断变化的运行环境中完成很多任务,并且任务的时间压力大。称职的管制员能够在有限的时间内充分利用资源完成任务。因此管制员使用的工作策略决定了其行为。

3) 与飞行员的频繁交互。先前的研究曾经根据指令内容将管制通信行为分类^[4],大部分通信内容都是与飞行员的交流。当飞行员与管制员通话后,管制员都会迅速回应。

1.2 管制员语音通信行为的定义

管制员的通信行为定义为:当管制员按下通话按键向飞行员发布指令后松开按键这一过程,并不考虑指令内容。空的指令也视作一个完整的通信行为。如图1所示。定义每个行为 j 的开始时间 $\text{time}_j^{\text{start}}$ 和结束时间 $\text{time}_j^{\text{end}}$,那么可以得到行为的时间长度 $L_j = \text{time}_j^{\text{end}} - \text{time}_j^{\text{start}}$ 。人类动力学研究中广泛分析的两个指标分别是事件间隔时间 τ 和响应时间 τ_w (或等待时间)。在管制行为中,事件间隔时间是管制员连续两次通话行为之间的时间间隔,响应时间是管制员与同一飞行员进行通话行为的时间间隔,本文只研究事件间隔时间。

开始时间、通信时长、扇区类型、扇区名称、航班号、记录日期等信息,没有记录通信内容。

表1 通信数据信息

地区	练习数量	通信记录数量	管制员通信记录数量	管制员通信记录数量(航路扇区)	管制员通信记录数量(进近扇区)
上海	32	14 574	6 681	3 821	2 860
重庆	17	7 679	3 995	3 066	929
北京	23	7 330	3 642	3 642	0
贵阳	9	5 064	2 287	1 268	1 019
全部	81	34 647	16 605	11 797	4 808

2.2 通信间隔时间序列的相关性

2.2.1 去趋势波动分析法

采用去趋势波动分析法(detrended fluctuation analysis, DFA)判断通信间隔时间的自相似特征^[25-28]。DFA广泛用于不同领域,如金融、气候、生理学等,用于定量分析不同随机处理过程的统计特征。DFA方法可以较好地去除时间序列的局部趋势,避免了将时间序列的短程相关、非平稳性虚假地检测为长程相关性^[25-26,28]。

假设时间序列为 $\{x_t, t=1, 2, \dots, N\}$, DFA分析方法的详细步骤如下:

- 1) 计算 x_t 的累计离差序列 $\{y_t, t=1, 2, \dots, N\}$:

$$y_t = \sum_{i=1}^t (x_i - \bar{x}), \quad \bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (1)$$

2) 将时间序列 y_t 划分为 N_s 个不重叠的区间, 区间的时间长度相同, 均为 s , $N_s = [N/s]$ (取整)。但时间序列的长度 N 不一定是 s 的整数倍, 因此该情况下会造成对时间序列的数据利用不完全。为了解决该问题, 可对时间序列 y_t 逆向采取相同操作, 最终可得到长度为 $2N_s$ 的区间。

3) 使用最小二乘法对每个区间 r 进行拟合, 得到每个区间的局部趋势, 原时间序列去除对应的局部趋势后的新的时间序列记为:

$$y_t(d) = y_t - y_t(r) \quad r=1, 2, \dots, 2N_s \quad (2)$$

式中, $y_t(r)$ 是区间 r 的拟合多项式。根据拟合多项式的次数, 可分为一阶DFA(DFA1), 二阶DFA(DFA2)等。

- 4) 计算每个区间减去趋势后的方差:

$$F_r = \frac{1}{s} \sum_{m=1}^s (y_m(d))^2 \quad r=1, 2, \dots, 2N_s \quad (3)$$

- 5) 对所有区间的 F_r 取均方根:

$$F(s) = \sqrt{\frac{1}{2N_s} \sum_{r=1}^{2N_s} F_r} \quad (4)$$

通常, $F(s)$ 会随着时间长度 s 的增大而增加。利用 $F(s)$ 和 s 的双对数形式 $\log_{10} F(s) \propto \partial \log_{10} s$, 分析 $F(s)$ 和 s^∂ 的线性关系, 可画出 $\partial \log_{10} s - \log_{10} F(s)$ 的散点图, 更加直观地判断时间序列是否具有长程记忆。根据 ∂ 的数值区间, 可以判断时间序列的相关性。

- 1) $0 < \partial < 0.5$: 表示时间序列短程相关;
- 2) $\partial = 0.5$: 表示时间序列是白噪声序列, 不相关;
- 3) $0.5 < \partial < 1$: 表示时间序列是长程相关的。当 $5 \leq s \leq N/2$ 时, 估计 ∂ 。

2.2.2 分析结果

如图2所示, 上海、北京、重庆的数据点斜率接近, 均在0.8左右, 因此数据具有长程相关性。由于贵阳的通信记录数据较少, 所以可能导致管制员通信行为的相关性与其他3个地区相比不够显著, 但斜率也在0.64左右。因此, 管制员的通信行为是长程相关的。

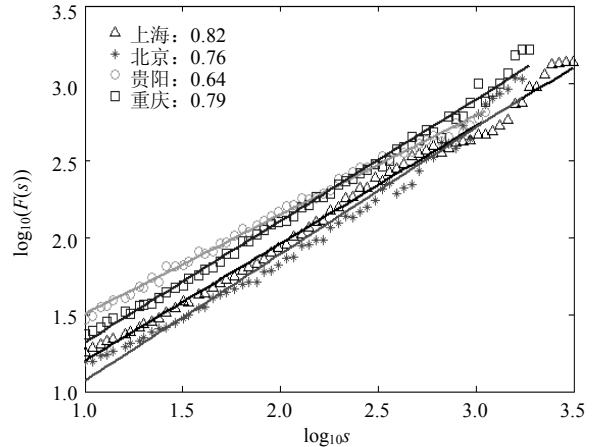


图2 通信时间的长程相关性

同时, 为了进一步验证管制员通信活动间隔时间的相关性, 从个体层面对4个地区的通信间隔时间分布进行计算分析^[29]。其中, 上海地区共有12名管制员, 相关性分布区间为0.55~0.85; 北京地区也有12名管制员参与, 相关性分布区间为0.51~0.78; 重庆地区共有7名管制员, 相关性分布区间为0.56~0.80; 贵阳地区共有6名管制员, 相关性分布区间为0.56~0.82。与群体层面相比, 个体层面的相关性分布区间略大, 但均大于0.5, 可见个体层面的管制员通信间隔时间依然是长程相关的, 与群体层面的相关性一致。

2.3 通信间隔时间分布

泊松分布被广泛应用于多个领域内模拟随机事件, 如机场航班到达。人类动力学的研究则认为人的行为符合带有重尾特征的幂律分布。事实上, 直接符合幂律分布特征的经验数据较少, 在大多数情况下, 只有大于临界值的数据才符合幂律特征^[30]。

基于人类动力学等众多的研究基础, 可以进一步探索中国管制员通信间隔时间的分布规律。采取最大似然估计法估计间隔时间的分布类型。常用概率密度分布函数如表2所示。

表3中给出了4个地区数据的拟合结果。表中幂律分布拟合结果是基于文献[31]所提出的方法。LR是对数似然函数值比例, 可用于判断拟合结果的优

劣，其绝对值越小，拟合结果越好； x_{\min} 是幂律分布函数拟合中时间间隔的临界值；Prop是每组数据中大于 x_{\min} 的数据比例。观察各个地区的估计结果，不同地区对于同一类型的分布参数拟合结果也较为一致，变化波动较小。而根据对数似然比可以发现，每个地区不同函数分布拟合结果的变化趋势是一致的，幂律分布最优，逆高斯分布其次，泊松分布拟合效果最差。与文献[30]的研究结果一致，每个地区只有大于临界值的数据才能较好地符合幂律分布，而且大于临界值的数据比例均较小(最大只有15%)，所以对于分析通信间隔时间的分布特征不具有普适性。故综合考虑，近似认为逆高斯分布更能反映其分布特征。

表2 概率分布函数

分布类型	分布函数
泊松分布	$\frac{e^{-\lambda} \lambda^x}{x!}$
指数分布	$\lambda e^{-\lambda x}$
对数正态分布	$\frac{1}{x\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{(\ln x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right]$
逆高斯分布	$\left[\frac{\lambda}{2\pi x^3}\right]^{1/2} \exp\left[-\frac{\lambda(x-\mu)^2}{2\mu^2} - x\right]$
幂律分布	$x^{-\alpha}$

表3 通信数据概率分布拟合结果

分布类型	参数	上海	重庆	北京	贵阳
泊松分布	λ	24.56	28.27	19.41	38.37
	LR_1	-Inf	-Inf	-Inf	-Inf
指数分布	λ	24.56	28.27	19.41	38.37
	LR_2	-28 062.60	-17 185.31	-14 444.31	-10 628.52
对数正态分布	μ	2.69	2.73	2.50	3.06
	σ	0.98	1.08	0.89	1.07
	LR_3	-27 297.40	-16 731.30	-13 834.11	-10 398.00
逆高斯分布	μ	24.56	28.27	19.41	38.37
	λ	15.78	12.92	15.87	19.17
	LR_4	-21 102.63	-13 112.23	-10 439.71	-8 261.71
	α	3.50	2.68	3.04	3.33
幂律分布	x_{\min}	94.00	48.00	53.00	94.00
	Prop /%	3.74	15.21	6.95	9.79
	LR_5	-1 280.77	-3 053.55	-1 246.63	-1 162.27

以管制员通信间隔时间 τ 和概率分布 $P(\tau)$ 为基础，给出双对数形式分布图，如图3所示。从图中可见，数据分布形式基本符合逆高斯分布的特点，并且通信行为确实呈现了重尾模式。

对管制员与飞行员的通信时长进行统计发现，管制员完成一次完整的通信需要11 s，包括管制员发

出指令和监听飞行员的复诵^[1]。而在所有81组数据中，最长通信时间间隔为240 s时，其累积概率为99.862 7%，几乎覆盖了所有间隔时间数据。因此，选取通信间隔在11~240 s范围内的数据再次进行幂律分布拟合，结果如图3中斜率为-1.8直线所示，表明在所选时间范围内的时间间隔分布可用幂律分布 $p = x^{-1.8}$ 表示。

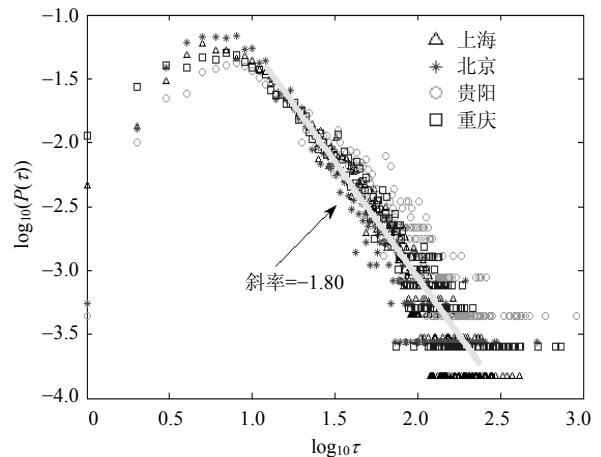


图3 通信间隔时间概率分布双对数图

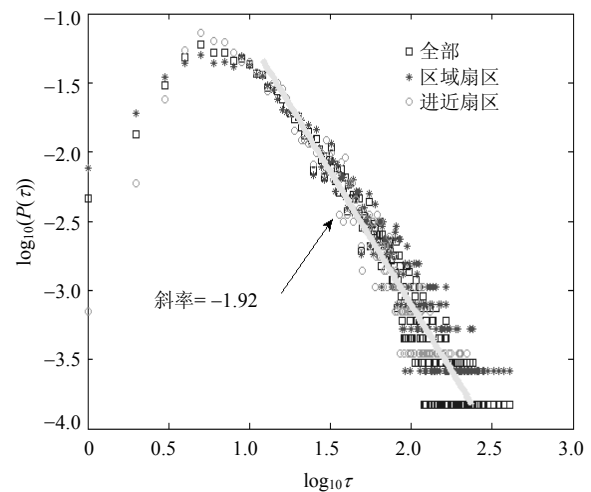


图4 不同类型扇区通信数据对比

人类动力学的最近研究报告指出，人类通信行为的经验数据和仿真数据还会呈现双峰分布，并不只是单一形式的幂分布^[8]。与文献[6]模型的重大区别在于，研究认为除了基于优先级的排队决策外，随机泊松处理过程、个体之间的交互等也都导致了人类动力学的重尾特征。因此，管制员在工作时会基于航班的优先级指挥机组，即与飞行员通信，也会与协调管制员、其他扇区的管制员形成交互，而自身的通话也具有一定的相关性，故符合重尾特征十分合理。

表4 区域扇区通信数据概率分布拟合结果

分布类型	参数	上海	重庆	北京	贵阳
泊松分布	λ	27.41	28.98	19.41	43.64
	LR_1	-67 676.80	-Inf	-Inf	-Inf
指数分布	λ	27.41	28.98	19.41	43.64
	LR_2	-16 467.92	-13 226.31	-14 444.30	-6 055.91
对数正态分布	μ	2.75	2.70	2.50	3.13
	σ	1.04	1.12	0.89	1.13
	LR_3	-16 062.51	-12 839.23	-13 834.12	-5 929.67
逆高斯分布	μ	27.41	28.98	19.41	43.64
	λ	15.54	11.75	15.872 3	18.81
	LR_4	-12 547.10	-10 067.32	-10 439.7	-4 734.95
	α	3.11	3.50	3.04	3.14
幂律分布	x_{min}	67.00	116.00	53.00	88.00
	Prop /%	9.48	4.59	6.97	13.96
	LR_5	-1 841.03	-731.03	-1 246.63	-937.17

表5 进近扇区通信数据概率分布拟合结果

分布类型	参数	上海	重庆	贵阳
泊松分布	λ	20.74	25.97	31.82
	LR_1	-31 606.51	-12 840.62	-Inf
指数分布	λ	20.74	25.97	31.82
	LR_2	-11 532.22	-3 954.73	-4 544.85
对数正态分布	μ	2.62	2.81	2.97
	σ	0.88	0.94	0.98
	LR_3	-11 176.32	-3 867.19	-4 450.21
逆高斯分布	μ	20.74	25.97	31.82
	λ	18.38	19.24	20.21
	LR_4	-8 491.95	-3 003.52	-3 511.75
	α	3.50	2.93	3.50
幂律分布	x_{min}	54.00	38.00	85.00
	Prop /%	7.97	20.02	8.15
	LR_5	-1027.78	-869.96	-409.93

为了进一步分析不同管制扇区类型对管制员通信行为的影响, 将每个地区的管制员通信数据根据扇区类型继续分为两类, 分别用最大似然估计分析区域扇区和进近扇区中通信间隔时间的分布特征。分析结果如表4和表5所示。

北京地区通信数据中没有进近扇区, 故不在表5中列出。将表4、表5的结果与表3进行对比, 发现不同扇区类型对结果并未产生明显的影响, 各地区区域扇区和进近扇区的通信行为分布特征与不区分扇区类型时的结果较为吻合, 分布规律类似。为了更为形象地说明, 选取上海地区的全部通信数据、区域扇区管制员的通信数据、进近扇区管制员的通信

数据, 在双对数坐标中画出其通信间隔时间的分布, 如图4所示。通信间隔时间在11~240 s范围内的数据幂律拟合的斜率为-1.92, 与图3中拟合结果 α 相差不大, 表明不同扇区类型并未对通信行为产生显著影响。

3 结论

对于历史数据的调查分析有助于发现人类行为的显著统计特征, 量理解人类行为背后隐藏的机制。本文首先阐述了管制员通信行为的基本特征; 其次使用去趋势分析法证实了管制员通信行为长程相关性; 最终分析可知管制员的通信行为具有类似人类日常行为的重尾特性, 但也具有其独特的分布特征。

未来的航空运输系统将会涌现越来越多的先进技术和运行概念, 如基于航迹的运行、4维航迹管理等。新的空管系统将更加安全高效, 但管制员在系统中的地位和作用依然重要。本文采用基于数据驱动的研究方法来分析管制员的行为, 是对空管系统动力学一种新的认识途径, 同时, 也是对人类动力学研究的一类补充, 对于理解和预测管制员的行为、保障空管系统的安全高效运行具有十分重要的意义。

参 考 文 献

- [1] CARDOSI K. Time required for transmission of time-critical air traffic control messages in an en route environment[J]. International Journal of Aviation Psychology, 1993, 3: 303-313.
- [2] CORKER K M, GORE B F, FLEMING K, et al. Free flight and the context of control: experiments and modeling to determine the impact of distributed air-ground air traffic management on safety and procedures[C]//3rd USA/Europe Air Traffic Management R&D Seminar. Naples: [s.n.], 2000.
- [3] MANNING C, MILLS S H, FOX C M, et al. Using air traffic control taskload measures and communication events to predict subjective workload[R]. Washington: Federal Aviation Administration, 2002.
- [4] MANNING C, FOX C, PFLEIDERER E. Relationships between measures of air traffic controller voice communications, taskload, and traffic complexity[C]//5th USA/Europe Air Traffic Management R&D Seminar. Budapest: [s.n.], 2003.
- [5] MANNING C, PFLEIDERER E. Relationship of sector activity and sector complexity to air traffic controller taskload[R]. Oklahoma, Fedral Aviation Administration, Civil Aerospace Medical Institute, DOT/FAA/AM-06/29, 2006.
- [6] BARABASI A L. The origin of bursts and heavy tails in human dynamics[J]. Nature, 2005, 435: 207-211.
- [7] MALMGREN R D, STOUFFER D B, CAMPANHARO A,

- et al. On universality in human correspondence activity[J]. *Science*, 2009, 325(5948): 1696-1700.
- [8] WU Y, ZHOU C, XIAO J, et al. Evidence for a bimodal distribution in human communication[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2010, 107(44): 18803-18808.
- [9] OLIVEIRA J G, BARABASI A L. Human dynamics: darwin and einstein correspondence patterns[J]. *Nature*, 2005(437): 1251.
- [10] MALMGREN R D, STOUFFER D B, MOTTER A E, et al. A poissonian explanation for heavy tails in e-mail communication[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2008, 105(47): 18153-18158.
- [11] HARDER U, PACZUSKI M. Correlated dynamics in human printing behavior[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2006, 361(1): 329-336.
- [12] ZHOU T, KIET H, KIM J B, et al. Role of activity in human dynamics[J]. *Europhysics Letters*, 2008, 82(2): 28002.1-28002.5.
- [13] GONZALEZ M C, HIDALGO C A, BARABASI A L. Understanding individual human mobility patterns[J]. *Nature*, 2008(453): 779-782.
- [14] ZHAO Z D, XIA H, SHANG M S, et al. Empirical analysis on the human dynamics of a large-scale short message communication system[J]. *Chin Phys Lett*, 2011, 28(6): 068901.
- [15] WUCHTY S, UZZI B. Human communication dynamics in digital footsteps: a study of the agreement between self-reported ties and email networks[J]. *Plos One*, 2011, 6(11): e26972.1- e26972.8.
- [16] KAN A, CHAN J, HAYES C, et al. A time decoupling approach for studying forum dynamics[J]. *World Wide Web*, 2012, 1(1): 1-26.
- [17] 周涛, 韩筱璞, 闫小勇, 等. 人类行为时空特性的统计力学[J]. *电子科技大学学报*, 2013, 42(4): 481-540.
ZHOU Tao, HAN Xiao-pu, YAN Xiao-yong, et al. Statistical mechanics on temporal and spatial activities of human[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2013, 42(4): 481-540.
- [18] WANG P, LEI T, YEUNG C H, et al. Heterogenous human dynamics in intra-and inter-day time scales[J]. *Europhys Lett*, 2011, 94(1): 18005.
- [19] 周涛. 在线电影点播中的人类动力学模式[J]. *复杂系统与复杂性科学*, 2008, 5(1): 1-5.
ZHOU Tao. Human activity pattern on on-line movie watching[J]. *Complex Systems and Complexity Science*, 2008, 5(1): 1-5.
- [20] 韩筱璞, 汪秉宏, 周涛. 人类行为动力学研究[J]. *复杂系统与复杂性科学*, 2010, 7(2-3), 132-144.
Han Xiao-pu, WANG Bing-hong, ZHOU Tao. Researches of human dynamics[J]. *Complex Systems and Complexity Science*, 2010, 7(2-3): 132-144.
- [21] 李楠楠, 周涛, 张宁. 人类动力学基本概念与实证分析[J]. *复杂系统与复杂性科学*, 2008, 5(2): 16-24.
LI Nan-nan, ZHOU Tao, ZHANG Ning. Concept and empirical results of human dynamics[J]. *Complex Systems and Complexity Science*, 2008, 5(2): 16-24.
- [22] ZHAO Z D, ZHOU T. Empirical analysis of online human dynamics[J]. *Physica A*, 2012, 391(11): 3308-3315.
- [23] POPESCU V, AUGRIS H, FEIGH K M. A stochastic model for air traffic control radio channel utilization[C]// 4th International Conference on Research in Air Transportation. Budapest: [s.n.], 2010.
- [24] YAN J W, FRIZO V, MING H H, et al. Empirical analysis of air traffic controller dynamics[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2013(33): 203-213.
- [25] KANTELHARDT J W, KOSCIELNY-BUNDE E, REGO H, et al. Detecting long-range correlations with detrended fluctuation analysis[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2001, 295(3): 441-454.
- [26] KANTELHARDT J W, ZSCHIEGNER S A, KOSCIELNY-BUNDE E, et al. Multifractal detrended fluctuation analysis of nonstationary time series[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2002, 316(1-4): 87-114.
- [27] PENG C K, BULDYREV S V, HAVLIN S, et al. Mosaic organization of DNA nucleotides[J]. *Physical Review E*, 1994, 49(2): 1685-1689.
- [28] 吴建军, 徐尚义, 孙会君. 混合交通流时间序列的去趋势波动分析[J]. *物理学报*, 2011, 60(1): 019502.1-019502.7.
WU Jian-jun, XU Shang-yi, SUN Hui-jun. Detrended fluctuation analysis of time series in mixed traffic flow[J]. *Acta Phys Sin*, 2011, 60(1): 019502.1-019502.7.
- [29] ZHAO Z D, CAI S M, HUANG J M, et al. Scaling behavior of online human activity[J]. *Europhysics Letters*, 2012, 100(4): 48004.
- [30] MITZENMACHER M. A brief history of generative models for power law and lognormal distributions[J]. *Internet Mathematics*, 2004, 1: 226-251.
- [31] CLAUSET A, SHALIZI C R, NEWMAN, M E J. Power-law distributions in empirical data[J]. *SIAM Review*, 2009(51): 661-703.