

脉搏传播时间与血压关系的长时记忆性分析

李 晗^{1,2} 赵 海² 陈星池² 林 川²

(辽宁工业大学电子与信息工程学院 辽宁 锦州 121000)¹

(东北大学计算机科学与工程学院 沈阳 110819)²

摘要 相对于柯氏音法,通过脉搏传播时间估算血压不仅更为便携,还可以实现血压的连续测量。但是因为现有研究建立的线性方程的有效时间较短,所以脉搏传播时间随血压变化的机制有待进一步的分析。文中以 MIMIC 数据库中的 10 例数据为研究对象,从长时记忆的角度,以符号化和复杂网络为主要研究手段分析了血压与脉搏传播时间的关系。对网络的度分布进行了分析,结果显示收缩压网络度分布具有幂率性,验证了收缩压脉搏波传播时间关系序列的长时记忆。对血压网络节点变化的分析显示,相对于舒张压,收缩压网络的节点数能较快达到饱和,反映了某种核心状态对血压脉搏传播时间关系的持续影响。研究结果可以为通过脉搏波传播时间更精确地无创连续测量血压提供支持。

关键词 脉搏传播时间,血压,复杂网络,长时记忆性,符号化

中图法分类号 TP399 **文献标识码** A

Long Term Memory Analysis of Relationship Between Pulse Transit Time and Blood Pressure

LI Han^{1,2} ZHAO Hai² CHEN Xing-chi² LIN Chuan²

(School of Electronic and Information Engineering, Liaoning University of Technology, Jinzhou, Liaoning 121000, China)¹

(School of Computer Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China)²

Abstract Compared with the Korotkoff sound method, estimating blood pressure via pulse transit time is more portable and can be implemented for continuous measurement. However, the effective time of the linear equation established by the existing research is short, the mechanism of pulse transit time changing with the blood pressure needs further analysis. Based on 10 groups of data in MIMIC database, the relationship between blood pressure and pulse transit time was analyzed from the perspective of long-term memory, taking symbolization and complex network as the main research means. The degree distribution of the SBP network shows power-law characteristics, thus indicating the long term memory of the SBP-PTT time series. The node variation of the SBP network can be faster to achieve the saturation state compared with DBP network, which reflects the continuous influence of a certain core state on the SBP-PTT relationship. The results can provide a basis for the more accurate and noninvasive continuous measurement of blood pressure through the pulse wave transit time.

Keywords Pulse wave transit time, Blood pressure, Complex network, Long term memory, Symbolization

1 引言

血压是人体重要的生理参数,能够反映人体的心血管状况,是临床上检测健康情况的重要依据。血压可以基本分为收缩压(SBP)和舒张压(DBP),是指血液对血管壁产生的侧压力,其直接产生原因是心脏周期射血对血管的作用,它也能够间接反映血管外周阻力、心率、动脉弹性等生理参数。目前普遍的无创血压测量方法——听诊法或电子血压计的基本原理为柯氏音法,无法摆脱充气袖带的束缚和压力不断变化对人体的影响,而且袖带不便于携带,不易实现逐拍的血压测量。测量脉搏传播时间是目前一种主要的无创连续测量血压的方式。脉搏传播时间(Pulse Wave Transit Time, PTT/PWTT)是指脉搏波从动脉的一端传到另一端所用的时间,与

脉搏传播速度成反比。很多学者都对脉搏传播时间与血压的关系进行了研究,其主要结论是基于血管的弹性管假设建立的线性模型^[1-3]:

$$BP = a + b \times PTT \quad (1)$$

其中, BP 为血压; a 和 b 为待定系数,反映了不同血管生理状况下血压的变化,可以在血压变化的情况下通过拟合得到。通常情况下脉搏传播时间取自心电信号 R 峰与脉搏波主峰的时间差。血压与脉搏传播时间的线性关系有效时间较短,模型过于简化,难以充分描述其相关性,导致这种方法达不到临床应用的标准。因为人体是一个复杂系统,每一项生理参数都是由多个组织器官共同作用的结果,所以 BP-PTT 关系的时间序列具有非平稳性及复杂性。本文以复杂网络为主要研究手段,从长时记忆性分析的角度探讨了 BP-PTT 关系的

本文受国家自然科学基金资助项目(61101121)资助。

李 晗(1984—),男,博士生,讲师,主要研究方向为体域网、复杂网络、嵌入式系统等, E-mail: lih_neu@163.com; 赵 海(1959—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为嵌入式技术、普适计算、复杂网络等; 陈星池(1987—),男,博士生,主要研究方向为体域网; 林 川(1988—),男,主要研究方向为能源互联网等。

复杂性。本文选用的数据来自美国麻省理工学院的 MIMIC 数据库^[4]。它是麻省理工学院通过专用软件建立的监护数据库,其中包含了 72 例通过 Hewlett Packard CMS(Merlin)床边监护仪进行采集的监护数据,包括心电(ECG)、光电容积脉搏波(Pleth)、动脉血压(ABP)和呼吸频率等波形数据,平均记录时长为 40h。采样频率为 500Hz,每个数据采集点占用 12bit 位。MIMIC 数据库中还包括以上特征点的位置。本文数据来源为 MIMIC 数据库中同时包含 ECG、ABP 和 Pleth 的数据共 10 例,分别为样本 39、41、55、211、212、213、216、219、221、224,每个样本取 1h 数据作为研究对象。

2 长时记忆性与 DFA 方法

一般记忆性是指一个系统的前后状态存在联系,例如人的学习过程,地球上各种系统的演化过程都是以记忆为前提的。从记忆性的角度,时间序列可以分为无记忆序列、短时记忆序列和长时记忆序列。无记忆序列是指时间序列中各个采集点之间没有关联,是完全的随机过程,例如白噪声。短时记忆性是指随着时间的延长,时间序列中过去和现在对未来的影响衰减很快。时间序列的长期记忆性是指其自相关函数随着时间的延长衰减缓慢,即相距较远的两个点也存在相关性,相当于非平稳时间序列。其定义如下所示。

设时间序列 $\{x_t\}$ 的自相关函数为^[5]:

$$R_\tau = (x(t+\tau) - \langle x \rangle)(x(t) - \langle x \rangle) \quad (2)$$

其中, τ 为滞后阶数, $\langle x \rangle$ 表示总体平均,如果 c_τ 满足条件:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{\tau=-n}^n |R_\tau| \rightarrow \infty \quad (3)$$

则称 $\{x_t\}$ 为长时记忆序列。当时间序列中的变量无法呈现出趋于某一常数的趋势时,时间序列表现为非平稳特性。因此长时记忆性是描述非平稳时间序列的重要特征。

Hurst 指数可以用来判断一个时间序列的长记忆性程度,当 H 大于 0 且小于 0.5 时, H 越小代表时间序列的反长时记忆性就越强,当 H 大于 0.5 且小于 1 时, H 越大代表时间序列的记忆性越强^[6]。当 H 等于 0.5 时,代表时间序列是完全的随机过程。

去趋势涨落分析(Detrended Fluctuation Analysis, DFA)是一种计算 Hurst 指数的方法^[7],其基本原理是构造一个原序列距平的累积和,相当于原序列的积分,即去除高频信号涨落。将 SBP-PTT 和 DBP-PTT 时间序列分别作为 DFA 方法的对象,计算其 Hurst 指数,结果如表 1 所列。

表 1 BP-PTT 时间序列的 Hurst 指数

数据采集时间	收缩压		舒张压	
	平均值	标准差	平均值	标准差
10 min	0.61	0.06	0.54	0.07
30 min	0.58	0.11	0.49	0.10
60 min	0.56	0.06	0.53	0.08

通过以上分析可以看到收缩压的 Hurst 指数平均值均大于舒张压,对 3 个时间段数据分别进行 t 检验,得到 $t=4.53$ ($p<0.05$), $t=5.12$ ($p<0.05$), $t=4.75$ ($p<0.05$)。因此 PTT 对于收缩压与舒张压的关系的差别是有统计学意义的。每段数据的标准差都较大,说明 BP-PTT 序列的 DFA 指数对个体差异有依赖性。收缩压的 Hurst 指数都大于 0.5,这表明脉搏传播时间与收缩压存在一定的长时相关性,具有分形布朗运动的特征。为了更全面地描述时间序列的变化状态,从网络的角度进行了分析。

3 BP-PTT 时间序列的复杂网络分析

复杂网络被广泛应用在信息、管理、经济、物理、生物等研究领域,主要源于小世界网络^[8]以及无标度网络^[9]的开创性工作。复杂网络理论已经被证明是解决复杂性问题的有效手段,它是对复杂系统的一种描述方式,即把复杂系统的组成单元描述成节点,单元之间的联系描述成边。复杂网络主要可以通过度、度分布与聚类系数等参数进行评价。

1)度:无权网络节点 i 的度是指与其连接的其他节点的数目,记作 k_i ,网络的平均节点度为 \bar{k} ,即:

$$\bar{k} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N k_i \quad (4)$$

2)度分布:度分布 $p(k)$ 是指,对于任意节点 i ,恰好使得 $k_i = k$ 的概率,是描述复杂网络的主要参数之一。

3)聚类系数:节点 i 的聚类系数也称局部聚类系数,是该节点的所有邻居节点之间的连接数目与其所有邻居节点之间可能的最大连接数目的比值:

$$C_i = \frac{2E_i}{n_i(n_i-1)} \quad (5)$$

其中, n_i 表示节点 i 所有相邻节点的个数, E_i 表示节点 i 的所有相邻节点之间相互连接的边的条数。网络的聚类系数一般指所有节点聚类系数的平均值:

$$\bar{C} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_i \quad (6)$$

在 Zhang 等^[10]首次设计了一种将非线性时间序列映射成复杂网络的方法后,在复杂网络的维度下发掘时间序列的性质成为了人们研究的一个热点问题^[11-12]。其中符号化的网络映射方法已得到广泛应用^[13]。

为了将相关性序列映射成网络,我们对其进行了符号化和粗粒度化,虽然时间序列的复杂性蕴藏在每个时间点的采样值上,但是这并不意味着对时间序列进行越“细致”的分析就越能得到更抽象的结论。因此,首先将线性相关性序列进行了符号化,目的是在简化计算的同时使序列表达的生理意义更清晰。对于 BP-PTT 相关性序列,我们关注的是其变化方向而不是某个时间点的绝对值,因此可以进行差分以获取其符号。符号化是降维处理时间序列的一种手段,是指将以连续数值表示的时间序列用符号表示成符号序列。符号化的方法可以基本分为静态法与动态法^[14]。与静态法相比,动态法更关注相邻节点之间的关系,对噪声的适应性较好,在处理非平稳时间序列时优势较大,因此采用动态法处理相关性时间序列。

假设有时间序列 x_i ($i=1,2,3,\dots,N$),它对应的符号序列为 s_i ($i=1,2,3,\dots,N$),则符号化的方法为:

$$s_i = \begin{cases} p, & x_{i+1} > x_i \\ n, & \text{other} \end{cases} \quad (7)$$

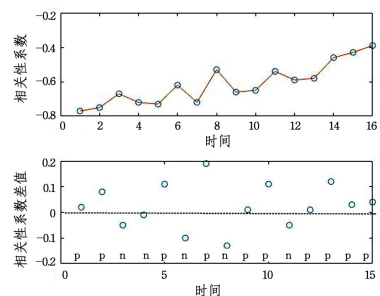


图 1 动态符号化示意图

通过这种方法可以将 SBP-PTT 相关性序列转化为用 p 和 n 组成的符号序列。以上方法实际上是得到了时间收益序列的性质。时间序列两个相邻值之间的差值被称作返回值,它可以继承时间序列的尺度特征^[15]。也就是说,动态法去除了时间序列的绝对值和干扰,同时又保留了其记忆特性。如果以相邻周期的血压与脉搏传播时间关系符号作为网络节点,网络节点种类只有 4 种,不容易发现规律,因此首先对时间序列通过符号化进行了粗粒度化处理。粗粒度化的过程如表 2 所列。

表 2 相关性序列的粗粒度化处理过程

序号	PTTms	收缩压 mmHg	相关性系数	相关性符号	粗粒度化模态
1	248	122			
2	240	125			
3	248	120			
4	240	128			
5	232	126			
6	248	127			
7	232	128			
8	216	136	-0.653	p	
9	232	129	-0.6245	p	
10	224	128	-0.8746	p	
11	212	141	-0.7543	p	
12	216	135	-0.6710	p	
13	224	126	-0.6714	n	
14	224	141	-0.6756	n	
15	216	136	-0.6470	p	pppppppp
16	200	139	-0.5588	p	pppppppp
17	208	139	-0.3930	p	pppppppp
18	200	135	-0.2982	p	pppppppp
...
22					

实验中选取 8 次心跳为一组,步长为 1 次心跳做数据滑动窗口,即每 8 次心跳得到一次相关性系数,窗口向后滑动 1 个心跳周期,再计算一次相关性系数,计算相邻两个相关性系数的差值,如果差值大于 0 则记为 p ,如果差值小于 0 则记为 n 。选择以 8 个符号组合在一起形成一个模态主要是基于字节上计算方便的考虑,而且据经验 8 次心脏周期的 BP-PTT 相关性不会发生明显的变化^[16]。

将每个模态认为是网络中的节点,如果模态在时间上相邻,则节点之间有边连接,这样可以通过邻接矩阵表示构建的网络,只考虑无权无向网络的情况下,1 例 1 h 的收缩压与舒张压邻接矩阵如图 2、图 3 所示。

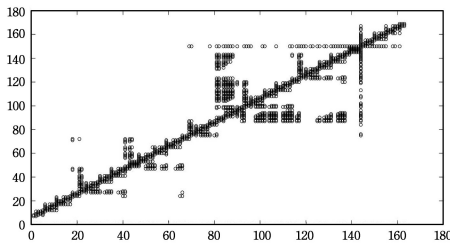


图 2 SBP-PTT 相关性序列映射网络邻接矩阵

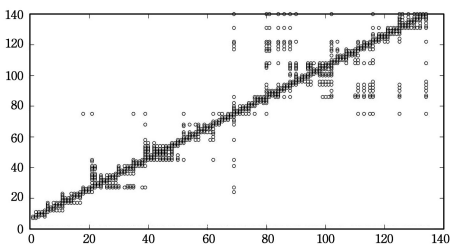


图 3 DBP-PTT 相关性序列映射网络邻接矩阵

从图 2 和图 3 中可以看到,收缩压的邻接矩阵没有以主对角线为轴均匀分布或规律分布,而是有些区域的节点的度明显高于其他节点;舒张压的节点分布相对平均。

将上文的邻接矩阵网络可视化后,结果如图 4、图 5 所示。映射图的直观感受与邻接矩阵的结论是一致的,即收缩压的网络映射图中一些节点的度明显比其他节点高,而且节点之间的连接较多。而舒张压的网络映射图中节点之间的联系较少,而且度分布相对平均。我们认为这种现象与 SBP-PTT 时间序列的长时相关性有关。

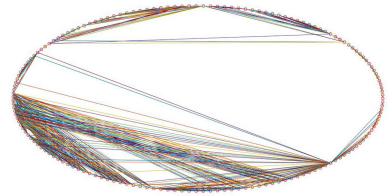


图 4 SBP-PTT 相关性序列映射网络

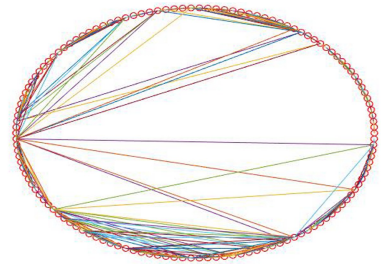
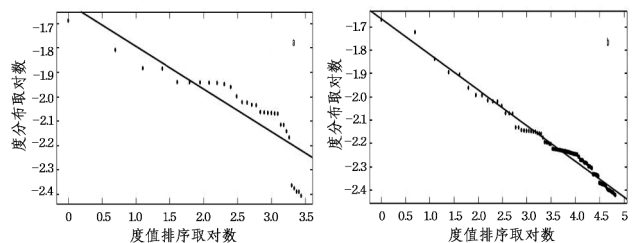


图 5 DBP-PTT 相关性序列映射网络

基于场论可以证明,当时间序列具有长时记忆性时(即 $H > 0.5$),时间序列构成的网络的度与度分布呈现幂率关系,而其他情况则呈现指数特性^[17]。分别对 10 min, 30 min, 60 min 的网络的度分布进行了分析,为了分析其幂律特性,将度分布与按度值大小排序的节点序号取双对数进行拟合,结果如表 3 和图 6 所示。从图 6 中可以看到,不同时间段的度分布均成幂律分布,因此 SBP-PTT 时间序列具有长时记忆性。

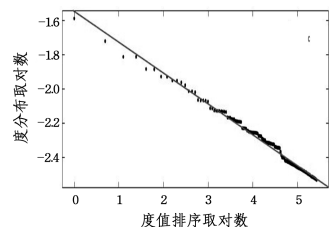
表 3 度分布拟合参数

数据采集时间	10 min	30 min	60 min
斜率	-0.175	-0.15	-0.18
截距	-1.6	-1.67	-1.545
R^2	0.73	0.98	0.99
RMSE	0.092	0.018	0.0153



(a) 10 min

(b) 30 min



(c) 60 min

图 6 SBP 映射网络度分布对数拟合直线

4 相关性波动网络的统计特征

对 10 例收缩压和舒张压的 10 min, 30 min, 60 min 的模式个数进行了统计。因为每 8 个符号组成一个模式, 所以至多网络中会有 $2^8 = 256$ 个模式。通过表 3 可以看出收缩压 10 min 的模式个数与 30 min 的模式个数有明显差别, 而 30 min 与 60 min 的个数差别不大。模式主要集中在 pppppppp 和 nnnnnnnn。舒张压相应网络的变化相对平缓, 无明显集中的模式。两种网络在 60 min 时基本都已饱和, 收缩压的饱和节点数小于舒张压的饱和节点数。图 7 和图 8 是收缩压和舒张压网络的节点数量变化情况。

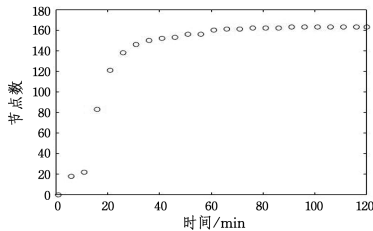


图 7 收缩压映射网络节点数变化情况

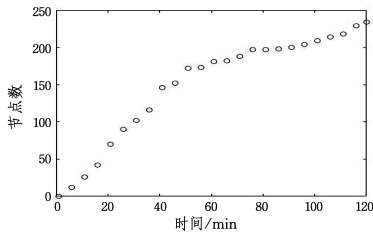


图 8 舒张压映射网络节点数变化情况

从图 7 和图 8 可以看到, 收缩压网络的节点数在 20 min 左右基本饱和, 意味着这时新出现的节点是在重复以前的结构, 是长时记忆的一种体现。收缩压与脉搏传播时间的相关性会随着时间延长逐渐减小, 这反映在网络中就是网络的主要节点例如 pppppppp 出现后会在一段时间内以它为中心构成网络, 这段时间内收缩压与脉搏传播时间的相关性趋向于增强, 随着网络节点的饱和, pppppppp 节点的影响力也逐渐减弱, 相关性随之减小。

结束语 因为脉搏波传播时间与血压的线性关系是基于弹性管模型, 而血管受到多种生理因素的影响不可能完全保持标准弹性管的状态, 为了更全面地刻画 BP-PTT 的相关性, 本文从网络的角度进行了分析。我们设想 SBP-PTT 相关性的变化并不是随机的, 而是有节奏地出现核心模式, 大量模式会以这个模式为核心形成网络, 因此节点随着时间延长迅速增加。核心模式的度值很大, 会影响以后节点的生成, 从而产生长时记忆特征。在这个节点影响力减弱的同时也导致了 SBP-PTT 线性关系的斜率发生变化。舒张压节点度分布相对平均, 不会产生以某个模式为核心的情况, 每种节点相对缓慢地加入到网络中, 一个模式不会产生长久的影响。复杂网络分析不仅更全面地描述了 PTT 与血压的相关性, 还可能会有助于通过 PTT 计算血压。

参考文献

- [1] PROENÇA J, MUEHLSTEFF J, AUBERT X, et al. Is pulse transit time a good indicator of blood pressure changes during short physical exercise in a young population? [C]// 2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). IEEE, 2010: 598-601.
- [2] FUNG P, DUMONT G, RIES C, et al. Continuous noninvasive blood pressure measurement by pulse transit time [C]// 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2004 (IEMBS'04). IEEE, 2004: 738-741.
- [3] ZHANG X Y, ZHANG Y T. The effect of local cold exposure on pulse transit time [C]// 27th Annual International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society, 2005. IEEE-EMBS 2005. IEEE, 2006: 3522-3525.
- [4] <http://www.physionet.org>.
- [5] CHURCHLAND P S, SEJNOWSKI T J. The computational brain [M]. MIT press, 2016.
- [6] HURST H E. Long-term storage capacity of reservoirs [J]. Transactions of the American Society of Civil Engineers, 1951, 116: 770-808.
- [7] FENG Y, LU B, ZHANG D. Multifractal manifold for rotating machinery fault diagnosis based on detrended fluctuation analysis [J]. Journal of Vibroengineering, 2016, 18(8): 5153-5173.
- [8] WATTS D J, STROGATZ S H. Collective dynamics of 'small-world' networks [J]. Nature, 1998, 393: 440-442.
- [9] BARABASI A L, ALBERT R. Emergence of Scaling in Random Networks [J]. Science, 1999, 286: 509-512.
- [10] ZHANG J, MALL M. Complex Network from Pseudoperiodic Time Series: Topology versus Dynamics [J]. Physical Review Letters, 2006, 96(23): 238701.
- [11] YANG Y, WANG J B, YANG H, et al. Visibility Graph Approach to Exchange Rate Series [J]. Physica A, 2009, 388: 4431-4437.
- [12] SHAO Z. Network Analysis of Human Heartbeat Dynamics [J]. Applied Physics Letters, 2010, 96: 073703.
- [13] KARIMI S, DAROONEH A H. Measuring persistence in a stationary time series using the complex network theory [J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2013, 392(1): 287-293.
- [14] 向旭, 蒋静坪. 时间序列的符号化方法研究 [J]. 模式识别与人工智能, 2007, 20(2): 154-161.
- [15] PODOBNIK B, STANLEY H E. Detrended cross-correlation analysis: a new method for analyzing two nonstationary time series [J]. Physical Review Letters, 2008, 100(8): 084102.
- [16] TSUJI H, VENDITTI F J, MANDERS E S, et al. Reduced heart rate variability and mortality risk in an elderly cohort. The Framingham Heart Study [J]. Circulation, 1994, 90(2): 878-883.
- [17] BODE M, BURRAGE K, POSSINGHAM H P. Using complex network metrics to predict the persistence of metapopulations with asymmetric connectivity patterns [J]. Ecological Modelling, 2008, 214(2): 201-209.