

# 基于复杂网络映射的房颤脉检测

李 晗<sup>1</sup> 赵 海<sup>1</sup> 陆育卉<sup>1</sup> 邵士亮<sup>2</sup>

(东北大学计算机科学与工程学院 沈阳 110819)<sup>1</sup>

(中国科学院沈阳自动化研究所机器人学国家重点实验室 沈阳 110819)<sup>2</sup>

**摘 要** 为了探索脉搏波中蕴含的复杂性及简便快速地检测心房颤动,结合中国传统医学中“房颤脉”的概念,设计了一种基于复杂网络的房颤脉检测方法。将光电容积脉搏波的时间序列按可视图法映射成复杂网络,将平均心率与复杂网络的度分布作为支持向量机的输入,基于高斯径向核函数设计了二分类的支持向量机。针对阵发性房颤患者的实验表明,这种方法可以有效地分辨病人的发病状态和正常状态。

**关键词** 脉搏波,阵发性房颤,复杂网络,可视图法,支持向量机

**中图分类号** TP399 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.06.040

## Atrial Fibrillation Pulse Detection via Complex Network Method

LI Han<sup>1</sup> ZHAO Hai<sup>1</sup> LU Yu-hui<sup>1</sup> SHAO Shi-liang<sup>2</sup>

(School of Computer Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China)<sup>1</sup>

(State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110819, China)<sup>2</sup>

**Abstract** In order to explore the complexity of pulse wave, combined with the concept of “atrial fibrillation pulse” in traditional Chinese medicine, a complex network method to detect atrial fibrillation was presented. The photoplethysmograph pulse wave is thereby transformed to a network topology using visibility graph method. A binary classification support vector machine (SVM) based on Gaussian kernel function is designed to distinguish between normal sinus rhythm and atrial fibrillation. The degree distribution of the network and the average heart rate are extracted as the input features of the SVM. According to the experimental results of patients with paroxysmal atrial fibrillation, this method can effectively identify the patient's disease status and normal status.

**Keywords** Pulse wave, Paroxysmal atrial fibrillation, Complex network, Visibility graph, Support vector machine

## 1 引言

心房颤动即房颤,常发生于75岁以上的器质性心脏病患者中,是比较常见的持续性心律失常。房颤时由于心房失去有效的收缩功能,心房激动的频率达300~600次/分,导致心跳频率快且不规则,有时候可达100~160次/分<sup>[1]</sup>。房颤患病率还与其他心血管疾病(如冠心病、高血压等)有关,危害很大。确诊房颤需要到医院等专业机构进行心电图(ECG)检查,从而增加了就医成本,另外对于一些行动不便者也不方便。

近年来,生物传感器和可穿戴技术不断发展,使得构建体域网<sup>[2]</sup>逐渐成为一种可能。脉搏信号富含丰富的生理信息并且易于采集,是体域网中必不可少的组成部分。脉搏波是通过心室的收缩和舒张由血液以压力波动的形式在动脉系统内传播形成的。脉搏波中富含丰富的生理病理信息,可以作为临床诊断和治疗的依据。房颤会导致脉搏的形态发生改变,

在中医理论中因房颤导致心率、心音改变而出现的异常脉象叫作房颤脉<sup>[3]</sup>。房颤脉一方面可以表现出ECG的快速与不规则性;另外,由于心房收缩功能的缺失导致房颤时心脏射血不充分,射出力量小,不是每次心跳都能造成完整的脉搏形态,即脉搏小于心跳。从脉搏的形状来看,血液没有足够的动能冲击动脉,比较符合散脉和涩脉<sup>[3]</sup>。但中医的脉象需要通过三指体会,不可避免地会由于感官和临床经验差异而导致所诊断的脉象各异。人体的心血管系统是个复杂性系统,所以一些非线性的分析方法(如相空间<sup>[4-5]</sup>重构、复杂网络等)被用来分析人体心血管系统。目前基于复杂网络的时间序列分析方法都集中在对ECG的分析上。将心电图映射成复杂网络后,一些网络参数(例如度分布、度相关性、平均路径长度、聚集系数等)可以用于判定或检测一些心脏疾病,例如心房颤动<sup>[6]</sup>、室性心动过速<sup>[7]</sup>、充血性心衰<sup>[8]</sup>等。相对于ECG信号,脉搏波更方便采集,而且脉搏包含了大量ECG不包含的动脉与微循环信息。本文尝试用复杂网络理论从光电容积(PPG)

到稿日期:2016-05-07 返修日期:2016-09-11 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; 陆育卉(1984-),女,博士生,主要研究方向为测绘信息网络、复杂网络; 邵士亮(1988-),男,主要研究方向为智能集群算法、四旋翼飞行器等。

脉搏波中提取特征,用支持向量机对房颤病人的发病状态与正常状态进行区分。房颤按持续时间可分为阵发性房颤、持续性房颤和永久性房颤。本文主要研究阵发性房颤患者,其发病持续时间一般在48小时以内。

## 2 脉搏波复杂网络特征的提取

在小世界网络<sup>[9]</sup>以及无标度网络<sup>[10]</sup>的开创性工作之后,复杂网络被广泛应用于信息、管理、经济、物理、生物等研究领域。复杂网络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,把单元之间的联系描述成边。通过复杂网络的拓扑结构、生成机制、网络传播动力学等来研究复杂系统已成为目前的研究热点。Zhang<sup>[11]</sup>首次设计了一种将非线性时间序列映射成相应复杂网络的方法。此后基于非线性时间序列的复杂网络动力学分析受到了广泛的关注。Lacasa等人<sup>[12]</sup>设计了一种可视图的映射方法。Marwan<sup>[13]</sup>等人基于相空间重构设计了循环网络的映射方法。这些方法及其扩展算法已被广泛应用于金融分析<sup>[14]</sup>、地质分析<sup>[15]</sup>、人体心率动力学<sup>[4]</sup>等领域。

2008年,Lacasa等<sup>[12]</sup>提出了可视图建网方法(Visibility Graphy, VG),将离散时间序列中的数据点定义为网络节点。节点之间是否有连接取决于两个节点是否满足可视性准则:如果离散时间序列中的点 $(t_a, y_a)$ 和点 $(t_b, y_b)$ 相连接,那么对于任意的点 $(t_c, y_c)$  ( $t_a < t_c < t_b$ ),满足:

$$y_c < y_b + (y_a - y_b)(t_b - t_c) / (t_b - t_a) \quad (1)$$

可视图方法可以将周期时间序列、随机时间序列以及分形的时间序列分别映射成规则网络、随机网络和无标度网络。这种方法保留了时间序列的幅值和时间信息。图1所示为一个三周期的脉搏波按可视图规则的网络连接情况。图中每一个采样点即为网络中的节点,点之间的连线为复杂网络的边。为了显示效果,图1中的采样间隔为50ms,实际实验采样间隔一般设为5ms。

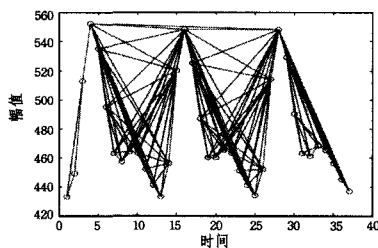


图1 可视图法示意图

房颤与正常窦性心率(NSR)具有不同的网络拓扑图,一些复杂网络的参数可以用来表征其区别。最典型的就是度分布与聚类系数。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 $\bar{k}$ 为:

$$\bar{k} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N k_i \quad (2)$$

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

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:

$$C_i = \frac{2E_i}{n_i(n_i - 1)} \quad (3)$$

其中, $n_i$ 表示节点 $i$ 的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个数。网络的平均聚类系数简称聚类系数,其为所有节点聚类系数的平均值:

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

## 3 支持向量机设计方法

支持向量机(SVM)是90年代中期发展起来的基于统计学习理论的一种机器学习方法,该方法可以在统计样本较小的情况下完成二分类或多分类问题<sup>[16]</sup>。SVM的原理是在满足分类精度的情况下寻找一个最优分类超平面,以实现线性可分数据的最优分类。如果在原始特征空间中数据不是线性可分的,就通过定义适当的核函数将原始特征向量映射到高维特征向量空间,并在高维空间中构造超平面。在众多核函数中高斯径向核函数通常能非常准确地描绘数据的分布结构,因此被广泛使用,它也是本文采用的核函数。支持向量机的目标函数为:

$$\min_{w,b,\epsilon} \frac{1}{2} w w^T + C \sum_{i=1}^N \epsilon_i \quad (5)$$

其中, $w$ 是一个 $d$ 维向量,其中的每个元素都对应训练集中的一个特征维度。 $\epsilon_i$ 为松弛因子,其目的是允许样本点在超平面之间的一些相对偏移。 $C$ 为惩罚系数,起到平衡模型复杂度和损失误差的作用。结合拉格朗日方法和对偶原理可以将SVM的建立看作是求解以下二次规划问题的最小值。

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i + x_j) - \sum_{i=1}^N \alpha_i \quad (6)$$

其中, $K(x_i + x_j)$ 为高斯径向基核函数, $\alpha$ 为拉格朗日乘子。本文采用John Platt提出的最小优化算法来解决此问题(SMO)。SMO的优点是针对两个样本的二次规划问题可以有解析解的形式,这样不需要大存储空间,特别适合稀疏样本。系统的工作流程如图2所示。光电容积脉搏波经过预处理后通过差分阈值法计算其平均心率。根据可视图准则将脉搏波时间序列映射成复杂网络的邻接矩阵,计算其度分布,并与平均心率一起作为支持向量机的输入向量。由于样本量较小,我们通过对参数空间的穷尽搜索来确定SVM中基核函数的宽度与惩罚因子。

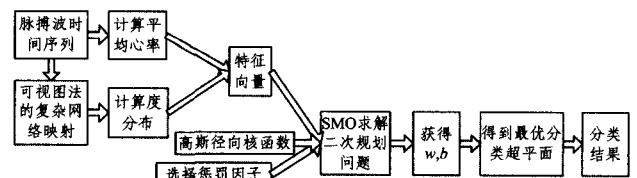


图2 支持向量机的工作流程

## 4 实验与结果分析

从辽宁医学院附属第三医院获得了16名阵发性房颤患

者发病(通过 ECG 确诊)与不发病时每人各 5min 的脉搏波数据(男性 11 人,女性 5 人,年龄在 54 到 77 岁之间),共 50 组(部分人员会采集多次)。通过透射式的血压指夹 NELLCOR 来采集光电容积脉搏波,使用 NI 公司的 USB-6210 数据采集卡将模拟信号采集到电脑,并用 Matlab 进行分析。采样频率为 200Hz,即每 5ms 得到网络中的一个节点。采用可视图法对发病与不发病时的数据进行映射。计算其平均心率、平均度值、度分布情况及聚类系数。一名病人的度分布情况如图 3 所示,从图中可以看到发病时与未发病时其度分布有明显区别。未发病时的脉搏波网络更符合正态分布。

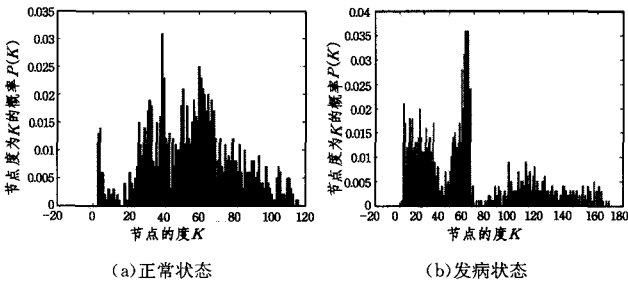


图 3 阵发性房颤患者的度分布

利用一个统计学参数  $R_s$  [6] 来表征图形的对称性。

$$R_s = \frac{\sum_{k=1}^{M-1} P(k)}{\sum_{k=M+1}^N P(k)} \quad (7)$$

其中,  $M$  为高斯拟合的峰值,  $N$  为  $k$  的最大值。表 1 列出了 5 组测试数据。可以看出,发病时的平均心率较未发病时有明显上升,平均度值无明显规律,聚类系数有下降趋势但不明显,  $R_s$  明显增加。因为运动、情绪激动以及其他心脏疾病(如心肌炎和心率衰竭等)也可能造成心率过快,所以单从心率上无法判定房颤发生。将  $R_s$  和这段采集时间的平均心率构成的特征向量作为支持向量机的输入,即  $X_i = [R_s, H]$ , 从而构建训练样本集。实验利用 Matlab 的 crossvalind 函数将样本集随机平均分割成训练集和测试集,进行交叉验证。

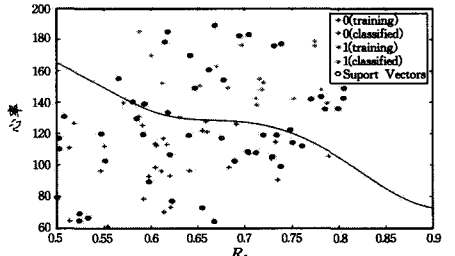
表 1 测试者实验数据

序号	未发病				发病			
	平均心率	平均度	聚类系数	$R_s$	平均心率	平均度	聚类系数	$R_s$
1	105	19.7	0.80	0.54	168	32.2	0.72	0.65
2	67	15.7	0.74	0.47	163	16.8	0.71	0.75
3	84	11.4	0.61	0.51	171	19.4	0.62	0.81
4	60	16.2	0.81	0.44	119	14.2	0.76	0.68
5	76	22.1	0.72	0.61	160	24.6	0.78	0.67

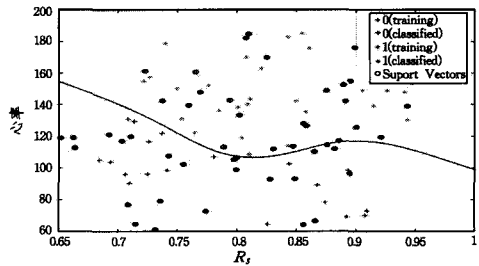
因为采样频率可以反映对脉搏波观测的尺度,所以除了 200Hz 的采样频率外,还在 500Hz 和 100Hz 的采样频率下进行了实验,以检验所设计的 SVM 的分类效果。如图 4 所示,在不同采样频率下用设计的 SVM 进行分类时其正确率都达到了 100%,但是 500Hz 和 200Hz 情况下的网络参数  $R_s$  在发病前后的变化更加明显, SVM 的结果分布更集中,其中采样间隔为 5ms 时的效果最为理想,说明脉搏波中的主波、潮波、重搏波等特征点对检测起着重要影响,如果采样频率过低,将无法准确定位特征点;如果采样频率过高,脉搏波中一些对分类无意义的采集点也将对度分布等网络参数产生影响。



(a) 500Hz 下的采样效果



(b) 200Hz 下的采样效果



(c) 100Hz 下的采样效果

图 4 不同采样频率下 SVM 的分类效果

**结束语** 将时间序列映射成复杂网络的方法已经被用于对 ECG 的研究,本文将复杂网络的方法用于脉搏波,将房颤患者的脉搏波通过可视图法映射成复杂网络,提取其度分布参数,将其与平均心率一起作为支持向量机的输入,建立支持向量机分类模型。针对阵发性房颤患者的实验结果表明,此种方法可以较为准确地判别房颤状态与非房颤状态。本文工作向探索心血管系统的复杂性迈进了一步,也为在可穿戴设备上的人体生理状态判别提供了一定的基础。

本研究还存在以下问题:1)因为无法取得单个个体的大量数据,所以暂时还没有验证个体差异对研究的影响;2)其他心脏疾病(如充血性心衰、心室颤动等)是否可以通过复杂网络方法观察其特征以及在多种疾病混合时鉴定不同疾病之间的区别有待进一步研究。

参 考 文 献

[1] 王洪涛. 自主神经系统与房颤[M]. 西安:第四军医大学出版社, 2013.  
 [2] FORTINO G. Enabling Effective Programming and Flexible Management of Efficient Body Sensor Network Applications[J]. IEEE Transactions on Human-Machine Systems, 2013, 43(1): 115-133.  
 [3] LI D M, JIN D, DU B L, et al. Manifestations of Atrial Fibrillation Pulse in Chinese Medicine [J]. Chinese Journal of Basic Medicine in Traditional Chinese Medicine, 2012, 18(9): 963-965. (in Chinese)

**结束语** 本文根据构建参考实体,设置层次化语义参数,建立了一个股骨参数的自动测量模板,并根据点云配准技术实现了股骨一整套形态参数的快速准确测量。同时,根据 Pearson 相关性分析发现部分股骨参数存在较强的相关性,多数参数服从正态分布。这为后期股骨参数的统计学分析以及接骨板的参数设计打下了基础。本文的主要特点有:构建了一个设定了层次化语义参数的股骨测量模板,可以快速准确地测量出一整套股骨参数。层次化语义参数的设定使得股骨的形态参数更具有层次性,既能从局部抓住股骨的局部特征,又能从全局上把握股骨的整体特点。同时,使得测量输出的结果更加具有层次性,使得医生可以先根据区域间参数快速掌握股骨整体尺寸,又可以根据区域内参数进一步详细了解细节特征。本文方法针对完好股骨能取得不错的测量效果。但是,针对复杂骨折类型,由于复杂性骨折的特殊性,只能根据人体对称性,将患者身体另一侧的完好股骨作为待测量模型进行测量。这显然增加了对人体的辐射危害,因此下一步工作是完善测量模板,使其更好地适用于骨折股骨的参数测量。

### 参 考 文 献

- [1] JIN A M, WANG H Q. Orthopedic clinical anatomy[M]. Jinan: Shandong Science and Technology Press, 2010. (in Chinese)  
靳安民,汪华桥. 骨科临床解剖学[M]. 济南:山东科学技术出版社,2010.
- [2] NATTAPON C, KRISKRAI S, BANCHONG M, et al. 3D geometrical assessment of femoral curvature; a reverse engineering technique[J]. Journal of the Medical Association of Thailand = Chotmaihet thangphaet, 2008, 91(9): 1377-1381.
- [3] DONG X, ZHENG G. Fully Automatic Determination of Morphological Parameters of Proximal Femur from Calibrated Fluoroscopic Images Through Particle Filtering[C]//Image Analysis & Recognition, Third International Conference, Iciar, Póvoa De Varzim, Portugal, September. 2006: 535-546.
- [4] LV L W, MENG G W, GONG H, et al. A new method for the measurement and analysis of three-dimensional morphological parameters of proximal Male femur[J]. Biomedical Research, 2012, 23(2): 219-226.
- [5] SONG W, OU Z, ZHAO D, et al. Computer-aided Modeling and Morphological Analysis of Hip Joint[C]// The First International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering. 2007: 1218-1221.
- [6] PARK B K, BAE J H, KO B Y, et al. Function-based morphing methodology for parameterizing patient-specific models of human proximal femurs[J]. Computer-Aided Design, 2014, 51(7): 31-38.
- [7] VITKOVIC N, VESELINOVIC M, MISIC D, et al. Geometrical models of human bones and implants, and their usage in application for preoperative planning in orthopedics[J]. Journal of Production Engineering, 2012, 15(2): 87-90.
- [8] HE K, CHEN Z, JIANG J, et al. Creation of user-defined free-form feature from surface models based on characteristic curves[J]. Computers in Industry, 2014, 65(4): 598-609.
- [9] NYIRENDA P J, BRONSVOORT W F. Numeric and curve parameters for freeform surface feature models[J]. Computer-Aided Design, 2008, 40: 839-851.
- [10] LI S F, WANG P, SHEN Z K. A survey of iterative closest point algorithm[J]. Single Processing, 2009, 25(10): 1582-1588. (in Chinese)  
李世飞,王平,沈振康. 迭代最近点算法研究进展[J]. 信号处理, 2009, 25(10): 1582-1588.
- [11] MYRONENKO A, SONG X B. Point-set registration; coherent point drift[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(12): 2262-2275.
- [12] SORKINE O, COHEN-OR D, LIPMAN Y, et al. Laplacian surface editing[C]//Proceedings of the 2004 Euro Graphics/ACM SIGGRAPH Symposium on Geometry Processing. New York: ACM Press, 2004: 175-184
- [13] 李春林,陈旭红. 应用多元统计分析[M]. 北京:清华大学出版社,2013.
- [14] 裴国献,张元智. 数字骨科学[M]. 北京:人民卫生出版社,2009.
- [15] Networks[J]. Science, 1999, 286(5439): 509-512.
- [11] ZHANG J, SMALL M. Complex Network from Pseudoperiodic Time Series; Topology versus Dynamics[J]. Phys. Rev. Lett., 2006, 96(23): 238701.
- [12] LACASA L, LUQUE B, BALLESTEROS F, et al. From Time Series to Complex Networks; The Visibility Graph[J]. Proc. Nat. Acad. Sci., 2008, 105(3): 4972-4975.
- [13] YANG Y, WANG J B, YANG H, et al. Visibility Graph Approach to Exchange Rate Series[J]. Physica A, 2009, 388: 4431-4437.
- [14] SHAO Z. Network Analysis of Human Heartbeat Dynamics[J]. Appl. Phys. Lett., 2010, 96: 073703.
- [15] TELESKA L, LOVALLO. Analysis of Seismic Sequences by using the Method of Visibility Graph[J]. Europhys. Lett., 2012, 97(5): 50002.
- [16] GU Y X, YU S F. Advances of Support Vector Machines(SVM)[J]. Computer Science, 2011, 38(2): 14-17. (in Chinese)  
顾亚祥,于世飞. 支持向量机研究进展[J]. 计算机科学, 2011, 38(2): 14-17.

(上接第 239 页)

李冬梅,金栋,杜宝良,等. 房颤脉的中医相关脉象研究[J]. 中国中医基础医学杂志, 2012, 18(9): 963-965.

- [4] SARVESTANI R R, BOOSTANI R, ROOPAEI M. VT and VF Classification Using Trajectory Analysis[J]. Nonlinear Analysis: Theory, Methods & Applications, 2009, 71(12): 55-61.
- [5] POVINELLI R J, JOHNSON M T, LINDGREN A C, et al. Time Series Classification Using Gaussian Mixture Models of Reconstructed Phase Spaces[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2004, 16(6): 779-783.
- [6] SUN X, ZHAO Y, XUE X. Analyzing Satial characters of the ECG signal via complex network method[C]// Proc 4<sup>th</sup> Int. Conf. Biomed. Eng. Informatics. 2011: 1650-1653.
- [7] SHAO Z G. Network analysis of human heartbeat, dynamics[J]. Appl. Phys. Lett., 2010, 96(7): 073703.
- [8] DONG Z, LI X. The Study of network motifs induced from discrete time series[J]. Acta. Phys. Sin., 2010, 59(3): 1600-1607.
- [9] WATTS D J, STRONGATZ S H. Collective dynamics of 'small-world' networks [J]. Nature, 1998, 393: 440-442.
- [10] BARABASI A L, ALBERT R. Emergence of Scaling in Random