

动态心电数据的小波网络压缩算法

杨宜康¹, 贾敬肖², 杨传胜³

(1. 西安交通大学 系统工程研究所; 2. 陕西省动物研究所, 陕西 西安 710032; 3. 西安交通大学 理学院, 陕西 西安 710049)

摘要:研究了心电信号的非平稳过程特性, 从时间序列建模角度分析动态心电数据表示模型和压缩算法。采用小波网络作为建模工具, 将原始心电数据映射为小波网络的网络参数作为数据重构信息, 给出压缩/重建的实验结果并分析讨论。研究表明, 小波网络压缩算法继承了小波变换和神经网络的优点, 具有较好的压缩性能。

关键词:动态心电图; 数据表示; 数据压缩; 数据重建; 小波网络

中图分类号:R318.04; TN911.23 **文献标识码:**A **文章编号:**1000-274 X(2001)06-0469-04

动态心电数据 ECG(electrocardiogram)的压缩算法可分3类:直接编码(时域)算法、变换域算法和参数提取算法^[1]。压缩算法的评价指标包括压缩比、压缩速率、鲁棒性。ECG是准周期信号,冗余度大而熵值小,时域和变换域算法没有充分考虑这种相似性,压缩比不高或不够稳定;参数提取算法实际是参数估计方法,压缩性能取决于估计模型的选取。神经网络作为一种自适应非线性建模工具被应用于ECG数据压缩,实际应用表明神经网络压缩算法具有较好的性能^[2~4]。由于神经网络的结构拓扑、权函数和学习算法的选择对其性能有很大影响,这一方法也就颇具技巧性。另外,神经网络的学习过程对样本噪声比较敏感,在实际应用中也需要注意。

充分认识心电信号的性质,选择合适的数据表示工具,才能从冗余数据中提取本质信息,这是提高压缩算法性能的主要途径。本文从研究心电信号的性质和描述方式出发,采用小波网络作为建模工具,提出动态心电数据的小波网络数据表示模型和压缩算法,给出了实测数据处理结果并分析讨论。

期和随机时变特性。心电信号受人体生理状态的影响而呈现复杂的形态,同时个体的差异也使心电信号千差万别。另外,测量系统的随机干扰也会耦合到心电信号,劣化波形。从信号处理角度研究心电信号,具有以下性质:①准周期性信号,心博具有节律性;②低频窄带信号,心博的生物学机理决定心电信号的频谱分布在0.5~50Hz范围内;③非平稳信号,心博受到各种生理状态的综合影响,这些状态的复杂性和时变性引起心电信号的随机过程具有时变的频谱;④非线性时变信号,将心博的生理过程建模,心电信号具有被非平稳生理状态信息调制的特性,是非线性的幅度、频率、相位调制。

心电信号是非平稳信号,动态心电数据是采样形成的非平稳时间序列,也具有上面的性质。参数提取压缩算法的实质是建立动态心电数据的表示模型并记录模型参数,从数量较少的模型参数重建原始波形。因此,充分认识ECG的信号特性,合理选择数据表示模型,能够有效提高压缩算法的压缩比和压缩速率,可获得较高的重建质量。

1 动态心电数据的非平稳序列模型

心博的节律性和随机性决定了心电信号的准周

2 小波网络的数据表示、压缩原理

小波网络(wavelet networks)是基于小波分析

收稿日期:2000-12-20

基金项目:国家自然科学基金资助项目(19971065)

作者简介:杨宜康(1974-),男,江苏宜兴人,西安交通大学博士生,从事非平稳过程的建模、估计和控制方面的研究。

而构造的一种新型神经网络模型^[2]。小波变换作为一种时频分析工具,有较高的高频域时间分辨率和低频域频率分辨率。小波网络也有各种结构拓扑和学习规则,在神经元中采用小波基取代通常的 Sigmoid 函数。因此,小波网络继承了小波变换的分析特性和神经网络的自适应特性,特征提取能力强,具有更强的学习能力和更快的收敛速度。

2.1 小波网络的数据表示原理

小波变换的本质是不同参数空间的积分变换^[4]

$$w(\vec{p}) = \int_{\mathcal{R}} f(\vec{t}) \varphi(\vec{p}, \vec{t}) d\vec{t}, f(\vec{t}) \in L^2(\mathcal{R}). \quad (1)$$

其中: $f(\vec{t})$ 是具有紧支集的函数, $\varphi(\vec{p}, \vec{t})$ 称为小波基, $\vec{p} = (p_1, p_2, \dots, p_n)$ 和 $\vec{t} = (t_1, t_2, \dots, t_m)$ 分别为 n 维和 m 维参数空间的坐标。

$f(t)$ 为一维信号时小波基 $\varphi(\vec{p}, \vec{t})$ 或 $\varphi(a, b, t)$ (这里 $\vec{p} = (a, b)$) 可以按照下式产生

$$\varphi(a, b, t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \varphi\left(\frac{t-b}{a}\right). \quad (2)$$

其中: $\varphi(t)$ 为母小波或基小波, $|a|^{1/2}$ 为归一化系数, a, b 分别为 $\varphi(a, b, t)$ 的伸缩因子和平移因子, 对于信号 $f(t)$, 其局部结构的分辨可以通过调节参数 a, b , 即调节小波基窗口的大小和位置来实现。

本文采用单层网络结构(单输入单输出), 不含隐层单元, 其函数表达是通过前向神经网络和小波分解实现的。对于信号 $y(t)$ 可用小波基 $\varphi(a, b, t)$ 进行表达^[6]

$$\hat{y}(t) = \sum_{k=1}^K w_k \varphi\left(\frac{t-b_k}{a_k}\right). \quad (3)$$

其中: $\hat{y}(t)$ 称为 $y(t)$ 的估计, w_k, b_k, a_k 分别为权值、小波基的平移因子、伸缩因子, K 为小波基的个数。给定一个目标函数, 选择合适的学习算法对原始信号 $y(t)$ (样本) 进行学习, 不断优化网络参数 w_k, b_k, a_k 和 K 使得此目标函数最小, 此时的 $\hat{y}(t)$ 是对 $y(t)$ 的最佳估计, 网络的拓扑和参数就是在给定目标函数优化准则意义下对 $y(t)$ 的最优表达。单层小波网络结构简单, 不需确定隐层单元, 学习收敛速率高; 神经元采用 Morlet 母小波, 同时具有较高的时域和频域分辨率, 少量的神经元就具有较强的表达能力。因此, 这种小波网络模型对复杂的非线性函数或非平稳时间序列有很好的逼近效果, 成功地应用于建模、预报、数据压缩领域。

对连续过程 $y(t)$ 采样形成离散的时间序列 $y(t_n)$, 小波网络对原函数 $y(t)$ 的表达就推广为对时间序列的数据表示, 所有的概念和结论都可以直接

引用。

2.2 小波网络的学习算法

对于函数(信号) $y(t)$, 在某时间段内采样形成时间序列 $y(t_n)$ ($n=1 \sim N, N$ 为样本点数)。网络参数优化的目标函数一般为均方误差准则, 定义均方误差能量函数

$$E = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N [y(t_n) - \hat{y}(t_n)]^2. \quad (4)$$

小波网络的训练过程就是不断优化网络参数使上式极小化。定义百分均方误差准则

$$\hat{E} = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N [y(t_n) - \hat{y}(t_n)]^2}{\sum_{n=1}^N [y(t_n)]^2}} \leq \varepsilon. \quad (5)$$

训练网络参数直到式(5)成立或参数收敛。由于 ECG 数据压缩是实时操作, 如果达到训练循环次数上限仍不收敛且式(5)不成立, 则记录原始采样数据。

令 $T_n = (t_n - b_k)/a_k$, 式(4)的梯度分别为

$$g(w_k) = \frac{\partial E}{\partial w_k} = - \sum_{n=1}^N [y(t_n) - \hat{y}(t_n)],$$

$$\cos(1.75T_n) \exp(-T_n^2/2); \quad (6a)$$

$$g(b_k) = \frac{\partial E}{\partial b_k} = - \sum_{n=1}^N [y(t_n) - \hat{y}(t_n)] w_k \cdot$$

$$[1.75 \sin(1.75T_n) \exp(-T_n^2/2) +$$

$$\cos(1.75T_n) \exp(-T_n^2/2) T_n] / a_k; \quad (6b)$$

$$g(a_k) = \frac{\partial E}{\partial a_k} = - \sum_{n=1}^N [y(t_n) - \hat{y}(t_n)] w_k \cdot$$

$$[1.75 \sin(1.75T_n) \exp(-T_n^2/2) +$$

$$\cos(1.75T_n) \exp(-T_n^2/2) T_n^2] / a_k. \quad (6c)$$

令 $w = (w_1, w_2, \dots, w_k), g(w) = (g(w_1), g(w_2), \dots, g(w_k), \dots, g(w_k))$ 。采用共轭梯度法优化网络参数 w_k, b_k, a_k 。设 $s_i(w)$ 是 w 的函数的第 i 次循环搜索方向, 则有

$$s_i(w) =$$

$$\begin{cases} -g_i(w), i=1; \\ -g_i(w) + \frac{g_i(w)g_i^T(w)}{g_{i-1}^T(w)g_{i-1}^T(w)} s_{i-1}(w), i>1. \end{cases} \quad (7)$$

权重向量按下式调节

$$w_{i+1} = w_i + \alpha_i s_i(w). \quad (8)$$

采用一维变步长搜索算法计算 α_i 。每次循环时, 按式(7,8)分别调节网络参数向量 w 直到满足某种判据后结束训练。同理定义 a, b 和 $s_i(b), s_i(a)$, 对网络参数按上述方法进行优化。学习收敛后, 由网络参数 K, w_k, b_k, a_k 确定的小波网络就是时间序列 $y(t_n)$ 的数据表示模型^[7-9]。

2.3 小波网络压缩算法的实现

小波网络的数据压缩功能实质是将原始数据样本映射为小波网络的结构拓扑和参数信息,因此具有较高的压缩比,尤其对相似性强的大冗余度小幅值信号效果更明显。压缩比定义为 $CR = N/(3K)$ 。

长时间对心电信息跟踪需要采集大量数据,本文采用数据分帧压缩格式,确定每帧样本数为 N ,逐帧进行压缩。分帧压缩格式的压缩比高且比较稳定,具有较强的波形适应能力,算法简单规范。传统神经网络压缩算法在心电波形的形态过度异化或样本扰动较大时波形重现质量不够,只能记录原始数据并需要重新训练以调整网络参数,操作相对复杂。

选择帧长(每帧样本数 N) 应考虑到心电波形的准周期性和相似性,一般情况帧长可取 $N = k \cdot f$ (f 为采样频率), k 取 5~10 比较合适,由于采样和压缩同时进行,在本帧采样时压缩上一帧采样数据,先估计一个保守的期望压缩比确定神经元个数初值,选取网络参数的初值后开始训练过程。因为心电信号的准周期性和相似性,每帧压缩的网络初值自然地选取为上帧的训练结果,可以较少的训练次数使学习过程很快收敛。帧长选择合适时,逐帧压缩的效率很高。

重建精度和压缩比是反比相关量,可以采用自适应优化神经元个数使总体意义下压缩比最高。具体做法是根据期望精度选择一个精度略高的参考指标,若前一帧样本压缩的训练达到了参考指标,在本帧内数据压缩时减少 k ,反之则增加 k 值。

如果给定的期望精度较低,重建的波形可能在帧接续部不够平滑。可以记录每帧的头、尾少量原始数据,数据重建时对接续数据进行如下修正

$$\begin{cases} \hat{y}(t_k) = \lambda_k y(t_k) + (1 - \lambda_k) \hat{y}(t_k), \\ \hat{y}(t_{N-k+1}) = \lambda_k y(t_{N-k+1}) + (1 - \lambda_k) \hat{y}(t_{N-k+1}), \end{cases} \quad (9)$$

$k = 1, 2, \dots, M$ 。

其中, $0 \leq \lambda_k \leq \lambda_{k-1} \leq 1, \forall k = 2, 3, \dots, M$ 。取 $\lambda_k = \exp(-\gamma k^2/M^2)$, γ, M 的选取根据下式

$$1 - \exp(-\gamma) = \exp(-\gamma/M^2), \quad (10)$$

解得 $M = \lceil \sqrt{-\gamma/\ln[1 - \exp(-\gamma)]} \rceil$ 。根据期望精度 γ 取 $\ln 5 \sim \ln 20$, 期望精度越低 γ 越大。

式(9)实际是利用加权处理来保证每帧数据重建后的头、尾数据充分接近原始数据,以此平滑帧接续部的波形。小波网络的压缩算法涉及的数学函数运算均通过查表完成以缩短计算时间。优化后的算法执行效率很高,一般微处理器的性能容易达到计

算时性的要求。

3 ECG 数据压缩结果及分析讨论

应用小波网络压缩算法对 MIT/BIH 数据库的 ECG 数据和现场采集(采样率 250Hz)的心电数据进行压缩/重建。算法由 C 语言编程加载到 TEXAS INSTRUMENT 的 TMS320C2XX 系列 DSP 开发机实现(处理器为 TMS320C206, 20MIPS), 在 Advantech 的 SBC5068(Pentium166)工控机上实时记录和显示,便于模拟现场仪器的工作过程和估计算法执行效率。

压缩算法帧长 $N = 2500$ ($k = 10$), 每帧有 10 s 的处理时间。采用小波网络的压缩算法训练约 100~200 次即可收敛, DSP 执行时间不超过 800 ms, 容易移植到更为廉价的低档处理器上。在压缩比、波形重建质量和鲁棒性意义上,小波网络压缩算法的性能是相当优越的。图 1 是 MIT/BIH 数据库的原始 ECG 数据(编号 T217)和重建波形的片段。在压

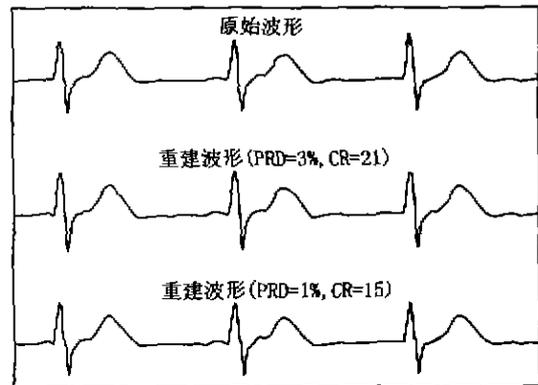


图 1 MIT/BIH 数据库 T217 的原始波形和重建波形

Fig. 1 Original/recover waveform of MIT/BIH database (T217)

缩精度为 3% 的要求下压缩比达到 21, 压缩精度为 1% 时压缩比达到 15。从图中可以看出,重建波形的细节恢复持量是满意的。图 2 是现场采集的某患者原始心电信号和重建波形的片断,受到随机干扰污染。压缩精度为 3% 时压缩比只有 17。容易理解,受噪声污染的原始信号频谱红移且带宽增加,要在较高精度表达原始信号,需要增加神经元个数以充分表达信号中的高频成分。因此,根据干扰特性估计噪声方差来确定合适的压缩精度。压缩精度 5% 时,压缩比达到 24, 可以注意到,此时的恢复波形噪声成分明显降低,不难理解,心电信号为受到宽带噪声污染的窄带信号,小波网络充分表达了窄带的信号,而

对宽带噪声表达不充分,这正是小波变换信噪分离特性的体现。

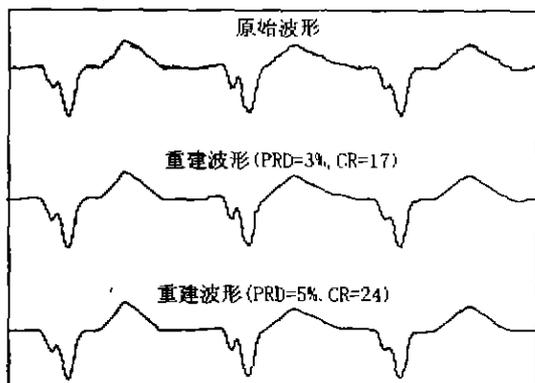


图 2 现场实测心电数据的原始波形和重建波形
Fig. 2 Original/recover waveform measured in fields

就重建波形来看,小波网络的压缩算法的确有较强的特征提取能力和屏蔽随机噪声的特性,即使

在噪声污染下以较大的压缩比压缩,仍然能够恢复原始波形的许多细节特征,这对诊断有很大的意义。

4 结束语

本文在研究心电信号特征的基础上提出了基于小波网络的动态心电数据压缩算法,在理论上继承了小波网络和神经网络的优良特性,波形适应性好,学习效率高。本文的压缩算法将原始动态心电数据映射为小波网络的结构参数存储,比常规的神经网络压缩算法有更高的压缩比;采用分帧压缩格式能够长时间实时压缩心电数据,操作简单,算法实现成本低,实用价值较大。实例表明采用小波网络压缩 ECG 数据具有很好的特征提取和屏蔽随机噪声的能力,能记录心电波形的本征信息。因此,在给定压缩精度要求时具有较高的压缩比,波形重建质量高。

参考文献:

- [1] BARLAS G D, SKORDALAKIS E S. A novel family of compression algorithms for ECG and other semiperiodical, one dimensional, biomedical signals[J]. IEEE Trans on Biomedical Engineering, 1996, 43(8): 820-828.
- [2] IWATA A. Data compression of ECG using neural networks for digital Holter monitor[J]. IEEE Trans on Biomedical Engineering, 1992, 39(4): 396-405.
- [3] 邓善熙, 张亚东, 张亚斋. 动态心电数据压缩的新算法[J]. 中国生物医学工程学报, 1998, 17(3): 251-256.
- [4] 罗 援, 赵 勇, 王百祥, 等. 一种新的动态心电数据的神经网络压缩方法[J]. 中国生物医学工程学报, 1999, 18(2): 159-164.
- [5] ZHANG Q, BENVENISE A. Wavelet networks[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1992, 3(6): 889-898.
- [6] 牛东晓, 邢 棉. 时间序列的小波神经网络预测模型的研究[J]. 系统工程理论与实践, 1999, 19(5): 88-93.
- [7] CAO L, HONG Y. Predicting chaotic time series with wavelet networks[J]. Physic D, 1995, 21(5): 85-97.
- [8] HAROLD H S, BRAIN T, SHUBHA K. Neural networks adaptive wavelet for signal representation and classification [J]. Optical Engineering, 1992, 31(9): 1 907-1 916.

(编 辑 曹大刚)

Data compression of ambulatory ECG using wavelet networks

YANG Yi-kang¹, JIA Jing-xiao², YANG Chuan-sheng³

(1. Systems Engineering Institute, Xi'an Jiaotong University; 2. Shaanxi Institute of Zoology, Xi'an 710032, China; 3. Faculty of Science, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: The non-stationary process character of ECG is studied. The data representation model and compression algorithm is researched with time-series modeling theory. Using wavelet networks as modeling tool, a compression algorithm of ECG is proposed, which maps the original data of ECG to parameters of wavelet networks as recovery information. Then the experiment results of data compression/recovery are referred and analyzed. From the study, the conclusion can be obtained that the compression algorithm can provide superior performance for the virtue of wavelet networks inherited from wavelet and neural networks.

Key words: ECG; data representation; data compression; data recovery; wavelet networks