DOI: 10.16016/j.1000-5404.1997.02.022

动态心电信号数据压缩的神经网络特征算法

易 东 李辉智* 曾 理** 何中市** (第三军医大学预防医学系卫生统计学教研室)重庆,630038

提 要 目的:建立基于神经网络的心电数据压缩算法。方法:根据 ECG特征的变化,从 ECG中提取出对诊断有意义的信息。并采用了反向传播算法(BP算法)的三层感知机,构造了两个相同结构的神经网络。结果:本系统的压缩精度在 2%~ 5%左右;压缩比在 10~ 20左右。结论:这样构成的压缩系统能适应心电信号的变化,且具有较高的压缩比和压缩精度。

关键词 动态心电信号;数据压缩;神经网络特征算法
中图法分类号 R311

长时间动态心电监测系统对于诊断早期心血管疾病非常重要。双通道 24 h动态心电记录系统记录的 ECG数据为 40MB,心电图数据压缩是为了减少存贮量和有利于数据传输。60年代以来,心电图数据压缩技术已引起了广泛的重视。

本文提出的基于神经网络的心电数据压缩方法,充分利用神经网络的自学习和并行处理等特点,根据 ECG特征的变化,自动调整神经网络的结构参数,从而提取出 ECG中对诊断有意义的信息,达到较高数据压缩的目的。

1 几个基本定义

本文所提出的心电数据压缩方法,是通过对 ECG的分析,提取出 ECG的特征信息,其中包括间期、高度、持续时间和极性等。这些特征信息可以通过 ECG中特征点求出。所谓特征点就是具有高期望度曲率的点。因此,提取 ECG的特征信息的问题就转化为选择 ECG中特征点的问题。为了叙述方便,首先给出几个定义:

1.1 定义 1

对于点 A,若 C位于连接点 B和 A直线的对面,则称点 C为点 B的镜象点。

1.2 定义 2

设 B为点 A的镜象点,BC两点间的距离定义为点 B关于点 A和 C的期望度。

1.3 定义 3

点 A(x_i,y_i)、B(x_j,y_j)间的距离意义为:

$$D(A,B)=\frac{1}{3}\left(|x_i-x_j|+|y_i-y_j|+2^*\max(|x_i-x_j|+|y_i-y_j|)\right)$$

1.4 定义 4

点 A的局部曲线率定义为相对于 B和 C的期望度,即

$$Lc(A)=U_A(B,C)$$

其中 U(B,C)为点 A关于 B和 C的期望度。

1.5 定义 5

点 A的全局曲率定义为关于前向搜索结束点 B′和后向搜索结束点 C′的期望度,即

$$GC(A)=U_A(B',C')$$

本文讨论的 ECG中特征点就是选择具有高期望度曲率的点,其中包括:

(1)计算 ECG上每点的局部曲率;

(2)提取局部的特征点;

(3)计算局部特征点的全局曲率;

(4)合并一些相对期望度低的全局曲率;

通过(1)、(2)提取的 ECG的特征点,有时在整体看来可能意义不大,它们可以被其它特征点取代,且不丢失波形的有意义信息。因此,通过(3)、(4)求出所有侯选特征点的全局曲率,提取出 ECG中有效的特征点。最后,根据这些特征点,提取出 ECG中对疾病诊断有意义的特征信息。

2 神经网络结构及学习算法

实现心电数据压缩的神经网络结构如图 1所示,它是一个四层前馈神经网,其中包括:输入层,第一隐含层,第二隐含层和输出层。第二隐含层神经元根据第一隐含层神经元提取的 ECG中局部特征点,通过调整它与第一隐含层间的联接权值和偏置提取 ECG中全局特征信息,输出层通过自动调整它与第二隐含层神经元的联接权值和偏置,重建经数据压缩后的心电图形。

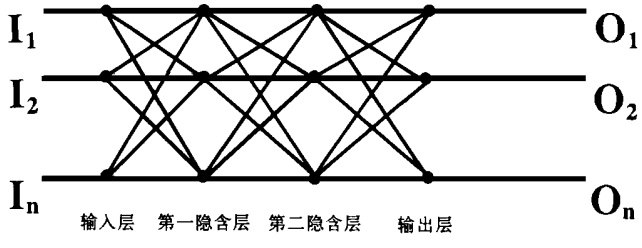


图 1 神经网络结构示意图

Fig 1 Schematic diagram of neural Network Structure

* 西南政法大学刑侦系 重庆,630000
** 重庆大学应用数学系 重庆,630000

?1994-2016 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

神经网络的学习算法采用分层误差反向传播算法 HBEP,即首先使用 BP算法调整输入层神经元与第一隐含层神经元的联接权和偏置值,使第一隐含层神经元能学会提取 ECG中局部特征点;然后使用 BP算法调整第一隐含层神经元与第二隐含层神经元的联接权和偏置值,使第二隐含神经元学会提取 ECG中全局特征信息;最后使用 BP算法调整第二隐含层神经元与输出层神经元的联接权值和偏置值,使输出层神经元学会由 ECG的特征信息重建 ECG的波形。学习时,整个神经网络的输入信号为心电图波形的采样数据,教师信息同样为心电图波形。学习完毕后,第一隐含层神经元提取了 ECG的局部特征点,第二隐含层神经元提出了 ECG的全部特征信息。根据 ECG的特征变化,通过调整神经网络的联接矩阵和偏置值向量,适应具有不同特征的心电数据压缩的需要。在尽量少损失对诊断有用的心电信息的条件下,获得尽可能高的数据压缩比。

3　算法性能评价准则

目前广泛采用百分比均方根误差来衡量重构波形的保真度。PRD定义为:

$$PRD=\left[\frac{\sum_{n=0}^{N-1}(X(n)-Y(n))^2}{\sum_{n=0}^{N-1}X^2(n)}\right]^{1/2}\times 100\%$$

数据压缩比 (CR)定义为:

$$CR=\frac{\text{原始 ECG数据序列总比特数}}{\text{保留数据的总比特数}}$$

5　压缩系统实现的原理

采用神经网络 ECG数据压缩系统原理框图见图 2

该系统包括两个结构完全相同的神经网络 (结构见图 1)

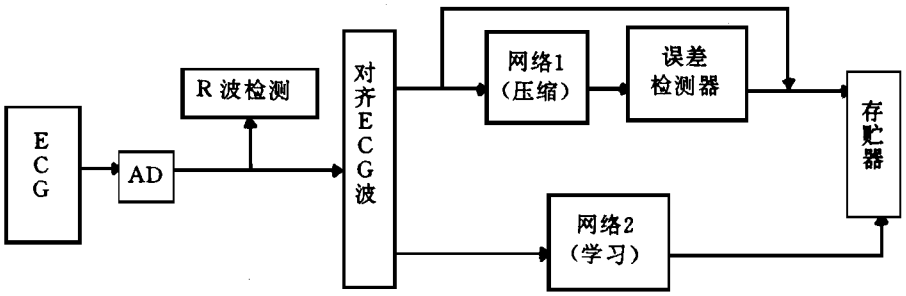


图 2　压缩系统原理框图

Fig 2　The construction of compression system

网络 1对 ECG信号进行压缩,网络 2不断学习最新的 ECG信号,对 ECG数据的学习和压缩都是一个周期、一个周期地进行的。网络 2先学习一个周期的信号,权值稳定后,网络 2把权值全部送给网络 1　网络 1用已知的权值把输入信号转换为隐层值,同时从输出中得到恢复的 ECG信号,由恢复信号和输入信号可算得压缩 PRD,若 PRD < 5%,则隐层值作为压缩数据被存贮起来,若 ECG波形发生变异,PRD> 5%,这时就不再存贮当前隐元值而是把当前全部输入数据存贮起来。若连续 5个连续 ECG波形的 PRD都大于 5%,认为网络 1当前的权值不适于当前输入信号,须从网络 2中重新拷贝最新权值,同时也把最新权值送入存贮器存贮。网络 1用新权值对下一个 ECG波形进行压缩。这样,压缩系统采用两个网络就总能适应输入信号的变化。

5　实验与讨论

5.1　网络 1与网络 2的结构

对作为信息压缩对象的心电图波形,各心搏取 R波顶点之前 105点, R波顶点之后 165点。对这 270点数据进行抽用。即 R波前后各 15点全部使用,其它部分每隔 6点采样。其结果为每一心搏取 70个数据。显然,这时神经网络的输入层元数和就应是 70,并经多次测试运行认为,第一隐含层神经元数为 30,第二隐含层神经元为 20时,其压缩倍数和精度较高。

5.2　网络流程的实现机理

对于神经网络的建立,其关键是确定各层之间的权值。

设 $T_{ij}^{(m)}$表示第 m层第 i层元与第 $m+1$层的第 j元之间的连接权值, $m=1,2,3,4$

$a_j^{(m)}$表示第 m层第 i个元对第 $m+1$层第 j元的输入。

$Q_j^{(m)}$表示第 m层第 j元的阈值,故网络算法的基本公式是:

$$O_j^{(m)}=f\left(\sum T_{ij}^{(m)}a_j^{(m)}+Q_j^{(m)}\right)$$

其中表示神经元的映射关系为 $f(x)=\frac{1}{1+e^x}$,由上式即可由输入和权值算得输出,此即信息的向前传播过程,以下的学习算法就是利用梯度下降法确定权值,使能量函数达到最小,即

$$min\ E=min\sum_{k=1}^{20}(Z_k-O_k)^2$$

这是 Z_k是第 k个输出元期望输出, O_k是由输入和权值算得的实际输出。

对上式可采用梯度下降法得到输出层和各隐含层的迭代公式[5],权值的修正由输出层权值开始,沿隐含层向隐含层到输入层的权值推进。实际的过程大致如下:

(1)初始化权值,权值初始值取 - 1至+ 1之间的随机数。

(2)求实际输出,取一个周期的 ECG样本信号作输入。

(3)判别误差,若 PRD <ε (此处 ε= 0.05)则到 5.

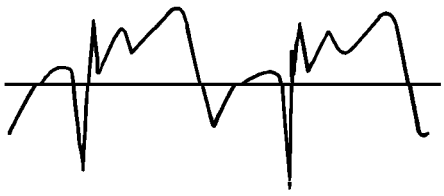
?1994-2016 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

(4)修正权值,若 PRD≥ε则由文献[5],修正权值。

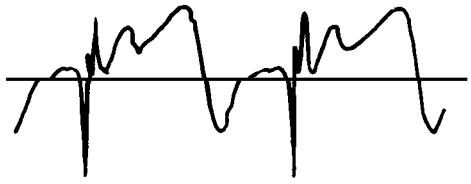
(5)结束学习,输出各层权值。

5.3 实例

输入原始波形如图 3a所示,恢复波形如图 3b所示。



A



B

图 3 实验结果 A:原始波形; B 第三层隐含层单元数为 20数时恢复波形

Fig 3 The testing results A: The original wave; B: The reconstructed wave

采用 5.1中的采样方法,对此准周期信号采 70个样点,对存贮器可存贮各层权值、隐元值及点数修正码,这样可反映病变信息。经模拟计算,其恢复波形如图 b所示。

其压缩精度为 PRD≈2.20%,压缩比为 1∶14

6 讨论

1.目前,ECG数据压缩方法可分为三类[1]:①、直接法。如 AZTEC, SAPA, CORTES等;②、变换法。如 KLT, DCT, FT和 MM等;③、参数提取法。当需要重构波形时,只能采用前两类方法。与直接法相比,变换法(如均方误差准则意义下的准最佳变换-DCT)具有波形重构质量高、去噪声性能好、重构过程简单(只需经过反变换)和波形平滑性强等优点。然而目前 DCT 却未能广泛地应用 ECG数据压缩中,主要原因是其应用于 ECG数据压缩时,所获得压缩比比较低(典型值是 3倍)。

2.据文献[1]介绍,有人曾针对心电图信号将一种利用误差反向传播算法的神经网络的滤波能力与利用 LMS算法的自适应性滤波器进行了比较,发现神经网络能够更准确地跟踪输出。但此网络系统由于仅采用单层结构,因而自我调节能力及恢复误差均不太理想。

3.本文提出的方法对于训练过的波形,神经网络的数据压缩比和波形的恢复误差均高于其它几种算法。对于未训练过的波形,由于采用了两层网络结构,一旦波形的恢复误差超过一定范围,神经网络就可以自动调整网络的结构参数,且调整方式更加合理。

4.由实验可知本文的网络系统的压缩精度在 2%~5%左右,压缩比在 10~20左右,因而不失为一种实用的方法。

参考文献

1 Jalaleding S M S, Hutchens C G, Strattan R D *et al*. ECG data compression techniques-a unified approach. IEEE Trans BME, 1990; 37(4): 329

2 Madhukar B, Murthy I S N. ECG data compression by modeling. Comput and Biomed Res, 1993; 26(4): 310

3 Daugman J C. Complete discrerta Z-D gabor transforms by neural networks for image analysis and compression. IEEE Trans. Acoust. Speech, Signal Processing, 1988; 36(7): 1169

4 Fallside F. Static dynamic error propagation networks with application to speech coding. IEEE Conf. neural network imformation processing systems-neural and synthetic, 1987 (1): 8

5 李翠徽.动态心电信号数据压缩的神经网络算法.中国医疗器械杂志, 1993; 17(3): 133

(收稿: 1996-01-10;修回: 1996-10-17)

(编辑 刘 鹏)

Neural network algorithm for data compression of signals of ambulatory ECG

Yi Dong, Li Huizhi, Zen Li, He Zhongshi (Department of Health Statistics, Third Military Medical University, Chongqing, 630038)

Abstract Objective: To propose a new algorithm based on neural network for data compression of signals of ambulatory ECG. Methods: The neural network was used to select those ECG signals valuable for diagnosis for it was a 3-layered perception with back propagation algorithm and the compression system was composed of two neural networks with the same structures. Results: The compression rate was about 10~20 times and its precision about 2%~5%. Conclusion: This system have high compression rate and precision.

Key words ambulatory ECG signal; data compression; neural network algorithm.

?1994-2016 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net