

# 基于 EMD 和 BP 神经网络的雷达体征信号检测算法<sup>①</sup>

崔丽辉<sup>1</sup>, 赵安兴<sup>1</sup>, 宁方正<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(山东建筑大学 信息与电气工程学院, 济南 250101)

<sup>2</sup>(中建国际投资(青岛)有限公司, 青岛 266109)

**摘要:** 随着城市生活中医疗、治安、反恐等方面的需求日益突出, 非接触式雷达生命体征检测逐渐得到各方面的关注. 文章提出一种基于 EMD 和神经网络的雷达生命体征信号检测算法. 由于 UWB 雷达回波信号的非平稳非线性特性, 利用 EMD 的空间时间尺度特性对信号进行分解, 得到一系列的本征模态函数 IMF, 然后通过结合了免疫遗传算法 IGA 的 BP 神经网络对信号进行优化, 获得心跳和呼吸信号. 结果表明, 文章提出的算法比直接用 EMD 分解重构的信号准确性高, 弥补了 EMD 分解的端点效应问题, 具有广阔的应用前景和研究价值.

**关键词:** UWB 雷达; 生命体征检测; EMD; BP 神经网络

引用格式: 崔丽辉, 赵安兴, 宁方正. 基于 EMD 和 BP 神经网络的雷达体征信号检测算法. 计算机系统应用, 2017, 26(8): 217-222. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/5920.html>

## Radar Vital Sign Detection Method Based on the EMD and BP Algorithm

CUI Li-Hui<sup>1</sup>, ZHAO An-Xing<sup>1</sup>, NING Fang-Zheng<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(School of Information and Electric Engineering, Shandong Jianzhu University, Jinan 250101, China)

<sup>2</sup>(China State Construction International Investments (Qingdao) Limited, Qingdao 266109, China)

**Abstract:** With the increasing demand for medical treatment, public security, anti-terrorism and other aspects of urban life, the vital signs detection of non-contact radar is gradually getting the attention. In this paper, an algorithm for radar vital signs detection based on EMD and neural networks is presented. Due to the non-linear and non-stationary characteristics of UWB radar echo signal, this paper utilizes the space and time scales characteristics of the EMD to decompose the signal and obtain a series of IMF. By combining the BP and IGA neural networks, it optimizes the signal and obtains the heart and respiratory signals. The experimental results show that the proposed algorithm is more accurate than the direct EMD decomposition and reconstruction of the signal, which makes up for the end effect of EMD decomposition, and has broad application prospects and research value.

**Key words:** UWB radar; vital sign detection; EMD; BP neural network

城市在一个区域中聚集了大量的公共资源和社会资源的同时也聚集了大量的人口, 而数以百万的人生活在有限的空间内势必会带来很多医疗、社会治安等方面的问题. 基于生物雷达的非接触式生命体征信息检测能在不影响人员正常活动的情况下获得生命体征信息<sup>[1]</sup>(包括心率、呼吸、脉搏、血压等), 通过对生命体征信息的分析可以判断生命体的生命状态、生

命体数量和方位等. 超宽带(UWB)雷达穿透损耗介质的能力强, 接收信号中包含丰富的目标信息, 抗杂波与多径干扰能力强, 可以进行多目标检测与识别, 并且可以高分辨率的成像<sup>[2-4]</sup>. 本文使用 UWB 进行实验, 对于静止的人员进行体征信号的采集.

生命体征回波信号非常微弱, 往往淹没在强烈的环境噪声等杂波中, 所以如何从强杂波中提取体征(呼

① 收稿时间: 2016-12-12; 采用时间: 2017-01-05

吸、心跳)信号是生命体征检测的一个重点研究方向. 传统的 clean 算法<sup>[5]</sup>通过计算信道脉冲响应来实现噪声的抑制却不能有效地提取出微动信号, 而独立成分分析(ICA)算法<sup>[6]</sup>能将回波信号各分量分离却不能确定哪个是体征信号, 雷达回波信号属于是非平稳非线性信号, 小波变换<sup>[7]</sup>的时频分辨特性描述信号的局部特性将体征信号分离出来, 但其基函数是固定的适应性受到限制; 希尔伯特黄变换<sup>[8]</sup>是一种是基于瞬时频率分析的自适应时频分析方法, 但是在频域中滤波分解而来的体征信号往往带有谐波分量, 使心跳信号与呼吸信号不能完全的分离开, 引入的谐波干扰对信号波形干扰很大.

本文采用基于空间时间尺度的 EMD 方法对回波信号按时间尺度进行分解, 得到一系列的 IMF 分量. 由于 EMD 方法得到各 IMF 可能存在模态混叠、端点飞跃等问题, 本文采用结合 IGA 的 BP 神经网络的方法, 对 IMF 分量进行优化, 重构生命信号. 实验表明, 该算法可以提高信噪比, 准确而有效的提取出生命体征信息.

## 1 UWB 雷达生命信号模型

雷达回波信号是超宽带(UWB)雷达发射信号经人体微动及周围环境等杂波信号调制所得. 假设雷达天线与人体之间除人体外周围物体均为静止, 则 UWB 雷达的信道冲激响应可表示为:

$$h(\tau, t) = a_I \delta(\tau - \tau_I(t)) + \sum_i a_i \delta(\tau - \tau_i(t)) \quad (1)$$

其中,  $\tau, t$  分别为信号传输快时间和信号采集慢时间;  $a_I, a_i$  为人体微动回波幅度和周围静止物体回波幅度;  $\tau_I, \tau_i$  为人体微动回波时延和静止物体回波时延. 假设  $C(t)$  表示心跳和呼吸等人体微动引起的胸腔距离变化,  $d_0$  表示天线距离人体胸腔表面的平均距离, 而天线距人体的距离  $d$  会因为呼吸、心跳等引起时变, 因此天线距离人体胸腔表面的瞬时距离表示为:

$$d = d_0 + C(t) = d_0 + M_B \cos(2\pi f_B t) + M_H \cos(2\pi f_H t) + res(t) \quad (2)$$

其中,  $M_B, M_H$  分别为人体呼吸、心跳的微动幅度;  $f_B, f_H$  分别为人体呼吸、心跳的微动频率,  $res(t)$  为除呼吸和心跳外其他的人体微动引起的胸腔距离变化. 则人体微动回波时延  $\tau_I(t)$  可表示为:

$$\tau_I(t) = \frac{2d(t)}{v} = \tau_0 + \tau_B \cos(2\pi f_B t) + \tau_H \cos(2\pi f_H t) + \tau_{res}(t) \quad (3)$$

其中,  $v$  表示电磁波传播速度,  $\tau_0 = d_0/v$ ,  $\tau_B = M_B/v$ ,  $\tau_H = M_H/v$  分别是天线与人体的固定时延、呼吸和心跳引起的时延,  $\tau_{res}$  是其他人体微动引起的时延. 假设雷达发射信号为  $p(\tau)$ , 则接收信号表示为:

$$R(\tau, t) = p(\tau) * h(\tau, t) = a_I p(\tau - \tau_I(t)) + \sum_i a_i p(\tau - \tau_i) \quad (4)$$

采用  $T_s, T_f$  为慢时间采样间隔和快时间采样间隔对信号进行离散化得:

$$R(m, n) = r(mT_s, nT_f) = a_I p(mT_s - \tau_I(nT_f)) + \sum_i a_i p(mT_s - \tau_i) \quad (5)$$

其中,  $m=0, 1, 2, \dots, M-1; n=0, 1, 2, \dots, N-1$ , 所以  $R(m, n)$  为  $M \times N$  矩阵, 是携带体征信息的雷达回波矩阵.

## 2 雷达体征信号检测算法原理

### 2.1 经验模态分解

经验模态分解(EMD)是依据数据自身的时间尺度特征来进行信号分解以得到一系列的包含不同时间尺度信号局部特征的本征模函数 IMF<sup>[9]</sup>. 由于 EMD 方法不需要预先设定任何基函数只依据自身时间尺度特征因而可以用于任何类型信号的分解, 尤其是处理雷达回波这类非线性非平稳信号.

EMD 算法在定义瞬时频率的同时也避免了由信号的不对称引起的瞬时频率波动, 这是因为其对于每一个 IMF 分量要求必须满足两个条件<sup>[10]</sup>: (1)数据在整个时间范围内, 极值点(包括极大值和极小值)的个数与过零点的个数相等或至多相差一个; (2)任意时刻点, 由局部极值点构成的上下包络的均值为零. 分解的前提<sup>[11]</sup>是(1)数据至少有两个极值, 但如果没有极值点而有拐点则可以通过对数据微分来获得极值; (2)数据的时域局部特征有时间尺度唯一确定. 本文中筛选条件采用 G.Rilling 的三个门限, 其具体步骤如下:

(1) 找到数据  $s(t)$  的所有极大值点和极小值点, 将其用拟合插值分别得到上下包络曲线  $l_{max}$  和  $l_{min}$ .

(2) 计算均值  $m_1 = (l_{max} + l_{min})/2$ , 数据减去低频得  $h_1 = s(t) - m_1$ , 得到的  $h(t)$  如果满足 IMF 约束条件, 则记  $IMF_1 = h_1$ .

(3) 抽离细节, 做  $d_1 = s(t) - IMF_1$ .

(4) 重复步骤上述步骤直到得到不能分解的  $d_n$ ,  $d_n$  表示数据  $s(t)$  的趋势, 是数据的一个趋势分量. 分解后重构的数据可以表示为:

$$x(t) = d_n + \sum_i^n IMF_i \tag{6}$$

EMD 分解得到的各分量能够充分保留信号本身所固有的特征, 从高频到低频依次得到的 IMF 分量分别包含了信号不同时间尺度的信号特征, 而对于 UWB 雷达体征信号, 人体的呼吸和心跳组成的微动对回波时延进行调制, 回波信号中的体征信号时延仍然微弱, 据此, 认为高频分量即最先被分解出来的 IMF 分量不含体征信息, 而心跳信号的频率要高于呼吸信号频率因此确定体征信息在 IMF 分量中的大致顺序及位置.

### 2.2 结合 IGA 的 BP 神经网络

反向传播(BP)神经网络处理信息的基本原理是: 输入信号  $X_i$  通过中间节点(隐层点)作用于输出节点, 经过非线性变换, 产生输出信号  $Y_k$ , 网络训练的每个样本包括输入向量  $X$  和期望输出量  $t$ , 网络输出值  $Y$  与期望输出值  $t$  之间的偏差, 通过调整输入节点与隐含层节点的联接强度取值  $W_{ij}$  和隐含层节点与输出节点之间的联接强度  $T_{jk}$  以及阈值, 使误差沿梯度方向下降, 经过反复学习训练, 确定与最小误差相对应的权值和阈值, 训练即告停止. 此时经过训练的神经网络即能对类似样本的输入信息, 自行处理输出误差最小的经过非线性转换的信息, 每一次权值和偏差的变化都与网络误差的影响成正比, 并以反向传播的方式传递到每一层的. 其网络拓扑结构图如图 1 所示.

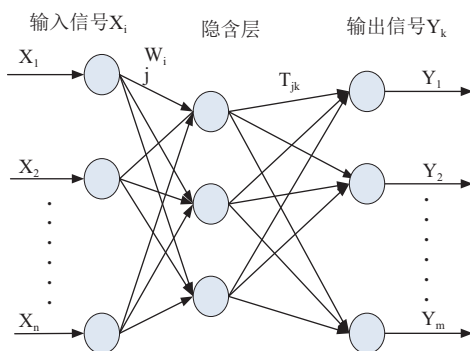


图 1 BP 神经网络拓扑结构图

由于 BP 算法采用的是梯度下降法, 因而可能产生多个局部极小值而易陷于局部最小并且训练时间较长的局面中. 本文采用基于生物免疫机制地既能全局搜索又能避免未成熟收敛的免疫遗传算法 IGA(Improved Genetic Algorithm)改进传统 BP 算法来克服此缺点, 并且能得到最优的网络初始权值和网络赋值. 其流程图如图 2 所示.

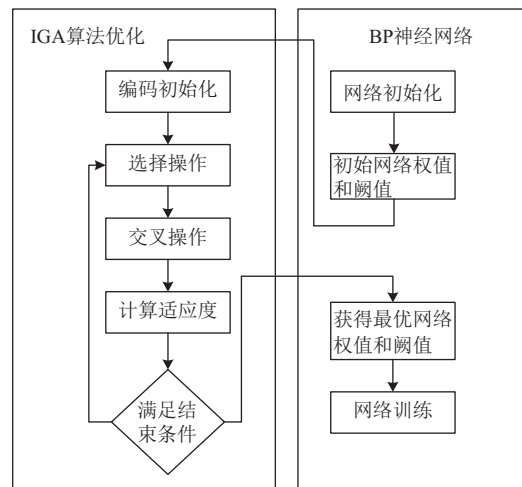


图 2 改进的 BP 算法流程图

在 BP 网络初始化时通过 IGA 的选择操作将待优化参数分成多个小区间并在各小区间随机生成一个初始个体, 然后经过交叉操作从父代群体中随机选择两个个体并保留适应值大的个体形成匹配池, 在匹配池采用两两竞争策略留下适应值大的个体保留入子代, 重复操作直至产生完整的子代群体, 获得最优解. 利用改进后的 BP 算法能找到更细小的更适合的初始值, 提高了网络优化性能.

用结合了 IGA 的 BP 算法对经过 EMD 分解后的心跳和呼吸的 IMF 分量分别预测然后叠加以获取心跳信号的预测值. 假设 EMD 分解后的分量为  $IMF_i(t)$ ,  $i=1, 2, \dots, N$ , 相对应的预测值为  $BIMF_i(t)$ , 存在模式索引  $n_1, n_2, n_3, n_4, n_5$  心跳信号包含在  $n_2-n_1+1$  个 IMF 分量中, 呼吸信号包含在  $n_4-n_3+1$  个分量中, 则预测后重构的呼吸  $x_B(t)$ 和心跳信号  $x_H(t)$ 可表示为:

$$\begin{aligned} X_B(t) &= \sum_{i=M_1}^{M_2} BIMF_i(t) \\ X_H(t) &= \sum_{i=M_3}^{M_4} BIMF_i(t) \end{aligned} \tag{7}$$

## 3 体征信号检测算法

### 3.1 方案设计

在实际的环境中, 周围环境形成的背景杂波大大降低了回波信号的信噪比, 单纯的利用 EMD 的时间尺度特性和 BP 神经网络的优化特性不能完全的去除杂波获取清晰的体征信号, 基于此本文提出基于 EMD 和 BP 神经网络的体征信号检测算法, 其基本流程图如图 3 所示.

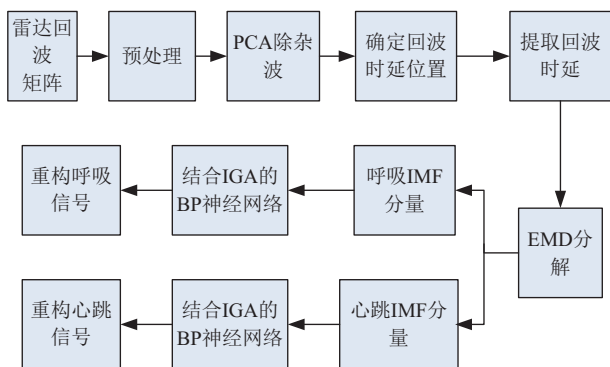


图3 基于EMD和BP神经网络的体征信号检测算法流程图

本文对基于EMD和BP神经网络的雷达体征信号检测算法方案进行设计,其实现步骤如下:

- (1) 对雷达回波进行预处理,采用距离门去除能量比较强烈的直达波。
- (2) 对预处理后的信号矩阵采用主元分析(PCA)法,选取需要的主元个数 $N$ ,能量分布最强的主元即为杂波分量,去除与之对应的子空间矩阵,即去除杂波。
- (3) 重构信号矩阵,大致的判断生命回波位置。
- (4) 根据生命回波时延所在位置,提取出含有目标信号和噪声的一维信号,该信号即为体征信号的回波数据。

(5) 对(4)中提取的数据进行EMD分解,得到一组从高频到低频依序排列的IMF分量。

(6) 根据各IMF的幅度、时延,选出属于呼吸和心跳信号的IMF分量,并分别对其进行结合IGA的BP神经网络处理,重构心跳和呼吸信号。

### 3.2 方案实施

**数据采集及处理设备:** 本文使用MATLAB 2014a进行实验数据的处理,采用天线中心频率为400 MHz的一发一收UWB雷达进行数据采集。

**数据采集环境:** 将雷达放置于距离地面1.2 m的实验台上。人正面对雷达并坐在高50 cm的椅子上,使其胸部与雷达天线位于一条直线上,距离为1.5 m,椅子后面为柜子、墙壁等障碍物。

**数据参数:** 数据采样频率为25 GHz即采样间隔为40 ps,采集点数为4096个点,采集时间为39.2 s,信号矩阵 $A$ 为 $4096 \times 784$ 的数据,如图4所示。

### 3.3 结果分析

从图4可以看出信号几乎淹没在强烈的直达波中,在数据1100点开始出现慢时条纹状回波,采用距离门对信号进行处理,形成新的信号矩阵 $S=3000 \times 784$ ,如

图5所示。

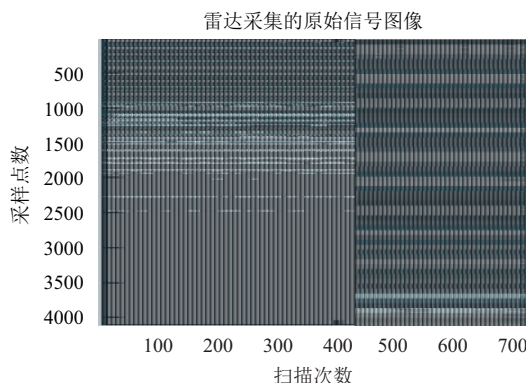


图4 原始数据矩阵

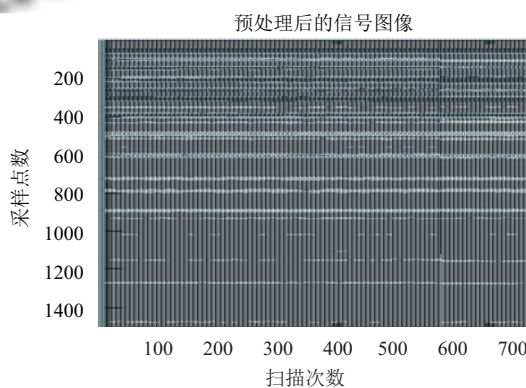


图5 预处理后的信号

从图5中可以发现除了静止物体形成的慢时延回波由微动信号引起的慢时延抖动回波时延在数据点500~1000之间。对信号矩阵 $S$ 进行PCA分析,这里只取了能量占比比较大的前5个主元,这是由于信号经PCA分解后的主元虽然很多但是能量符合我们分析所需只有前5个,如图6所示。

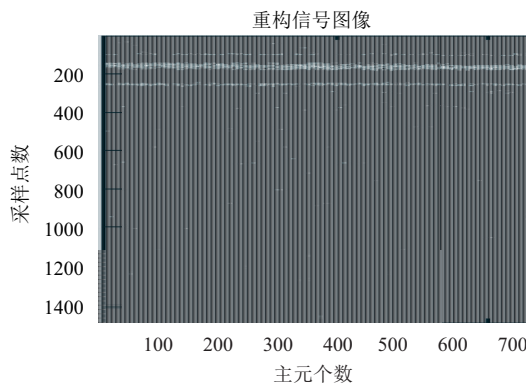


图6 主元能量分布图

基于之前的分析可知, 第一个主元对应的是信号的杂波分量, 利用协方差系数矩阵及特征值和相应的特征向量, 将主元 1 对应的子空间矩阵出去即可去除杂波分量. 本文采用的是 `bsxfun` 函数对数据进行逆变换以找到主元 1 对应的数据子空间矩阵. 将杂波分量去除后重构信号, 如图 7 所示.

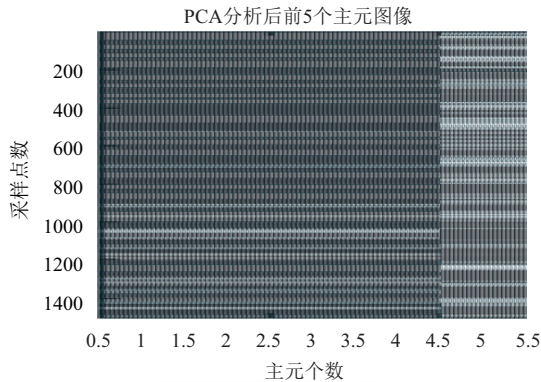


图 7 提取微动信号后的信号矩阵

重构的回波信号能量较原始数据能量明显降低, 生命回波时延明显的显示出来, 在数据点 300~500 附近, 回波时延抖动的主峰在数据点 370 附近. 提取主峰数据点 375 的数据即为生命体征信号, 如图 7. 对其进行 EMD 分解, 如图 8. IMF3、IMF5、IMF6 和 IMF7 是体征信号的本征模态函数, IMF3 为心跳信号分量, IMF5~ IMF7 呼吸信号分量, 而高频率的 IMF1 和 IMF2 则是噪声分量, IMF4 表示的是呼吸信号的谐波分量, 而最大时间尺度模态分量 IMF8 表示被检测人员的运动状态. 可以发现, EMD 不仅仅将呼吸和心跳信号分离, 还可以将噪声分量分离出来, 提取目标信号的同时还能实现空间域的滤波.

对 EMD 分解后的 IMF3、IMF5、IMF6 和 IMF7 进行神经网络预测并重构呼吸和心跳信号, 如图 9. 与原始信号相比, 可见信号噪声成分明显减少, 虽然仍有其他频率噪声的存在, 但是重构后的信号的能量也明显下降, 这是由于心跳及呼吸信号引起人体微动幅度时延差别, 所以与体征信号时延相近的噪声会略有残余, 但并不影响体征信号的分离及其特征提取. 而图 10 显示的未经 BP 预测而是直接经 FFT 处理后重构的心跳和呼吸信号, 可以观察到呼吸信号和心跳信号的杂波分量含量高, 体征信号不明显, 端点飞跃严重. 将图 9 与图 10 对比可以发现经神经网络预测后的信号

在清楚的显示呼吸信号和心跳信号特性, 同时也弥补了 EMD 的端点飞跃的缺点, 信号呈现出其非平稳性.

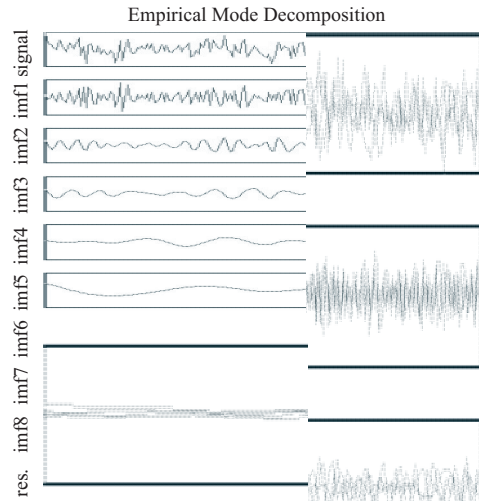


图 8 EMD 分解生命回波后的各 IMF 分量

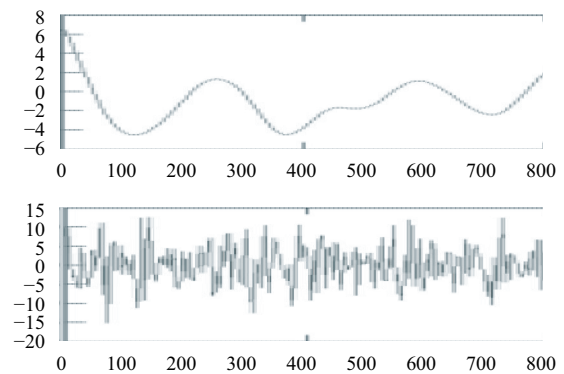


图 9 BP 预测后重构的呼吸和心跳信号

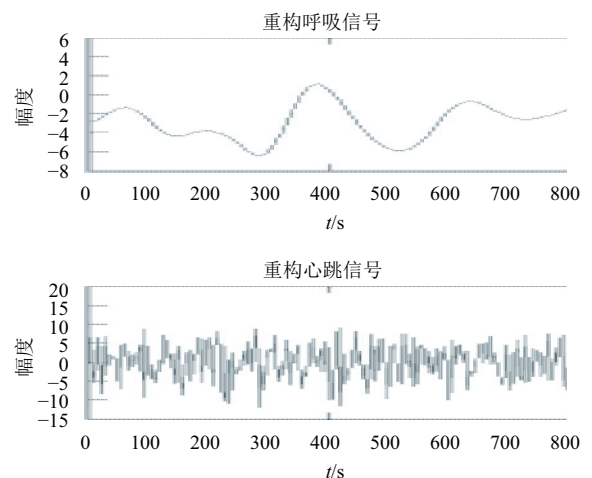


图 10 经 FFT 重构的呼吸和心跳信号

## 4 结语

UWB 雷达回波信号具有非平稳非线性的特性且有很强的随机性,回波信号中体征信号很微弱,信噪比很低难以达到要求.本文在时域进行信号的处理,利用 EMD 的时空尺度滤波特性,而结合了 IGA 的 BP 神经网络的全局搜索性能即优化的收敛功能提高了收敛速度,优化了信号的预测效果弥补了 EMD 的不足.本文提出的基于 EMD 和改进的 BP 神经网络的体征信号检测算法,有效的提高了信噪比,准确的提取出呼吸和心跳信号,对与雷达的非接触性生命检测在城市和家庭中的应用具有广阔的研究价值.

### 参考文献

- 1 Nguyen V, Weitnauer MA. UWB impulse radar for vital signs sensing—a modeling framework for arbitrary periodic heart and lung motion. Proc. of IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS). Atlanta, GA, USA. 2015. 1–4.
- 2 Liu LB, Liu ZJ, Xie H, *et al.* Numerical simulation of UWB impulse radar vital sign detection at an earthquake disaster site. Ad Hoc Networks, 2014, (13): 34–41. [doi: [10.1016/j.adhoc.2012.08.006](https://doi.org/10.1016/j.adhoc.2012.08.006)]
- 3 Lin CC, Jin P, Ziolkowski RW. Single, dual and tri-band-notched ultrawideband (UWB) antennas using capacitively loaded loop (CLL) resonators. IEEE Trans. Antennas and Propagation, 2012, 60(1): 102–109. [doi: [10.1109/TAP.2011.2167947](https://doi.org/10.1109/TAP.2011.2167947)]
- 4 Li J, Liu LB, Zeng ZF, *et al.* Advanced signal processing for vital sign extraction with applications in UWB radar detection of trapped victims in complex environments. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014, 7(3): 783–791. [doi: [10.1109/JSTARS.2013.2259801](https://doi.org/10.1109/JSTARS.2013.2259801)]
- 5 Choi JW, Cho SH. A new multi-human detection algorithm using an IR-UWB radar system. Proc. of the 3rd International Conference on Innovative Computing Technology (INTECH). London, UK. 2013. 467–472.
- 6 Schleicher B, Nasr I, Trasser A, *et al.* IR-UWB radar demonstrator for ultra-fine movement detection and vital-sign monitoring. IEEE Trans. Microwave Theory and Techniques, 2013, 61(5): 2076–2085. [doi: [10.1109/TMTT.2013.2252185](https://doi.org/10.1109/TMTT.2013.2252185)]
- 7 Huang MC, Liu JJ, Xu WY, *et al.* A self-calibrating radar sensor system for measuring vital signs. IEEE Trans. Biomedical Circuits and Systems, 2016, 10(2): 352–363. [doi: [10.1109/TBCAS.2015.2411732](https://doi.org/10.1109/TBCAS.2015.2411732)]
- 8 Gu CZ, Wang GC, Li YR, *et al.* A hybrid radar-camera sensing system with phase compensation for random body movement cancellation in Doppler vital sign detection. IEEE Trans. Microwave Theory and Techniques, 2013, 61(12): 4678–4688. [doi: [10.1109/TMTT.2013.2288226](https://doi.org/10.1109/TMTT.2013.2288226)]
- 9 Ricci R, Pennacchi P. Diagnostics of gear faults based on EMD and automatic selection of intrinsic mode functions. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(3): 821–838. [doi: [10.1016/j.ymssp.2010.10.002](https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2010.10.002)]
- 10 Xu J, Wang Y, Song C. EMD-Based BER Improvement of TH-PPM UWB Signal in AWGN Channel. International Conference on Wireless Communications Networking & Mobile Computing. 2010. 1–3.
- 11 Guo ZH, Zhao WG, Lu HY, *et al.* Multi-step forecasting for wind speed using a modified EMD-based artificial neural network model. Renewable Energy, 2012, 37(1): 241–249. [doi: [10.1016/j.renene.2011.06.023](https://doi.org/10.1016/j.renene.2011.06.023)]
- 12 Hsu KT. Using a back propagation network combined with grey clustering to forecast policyholder decision to purchase investment-linked insurance. Expert Systems with Applications, 2011, 38(6): 6736–6747. [doi: [10.1016/j.eswa.2010.11.060](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.11.060)]
- 13 江丽, 王爱平. 基于粒子群优化与 BP 算法的协同神经网络学习方法. 计算机应用与软件, 2013, 30(9): 19–20, 99.
- 14 李松, 刘力军, 解永乐. 遗传算法优化 BP 神经网络的短时交通流混沌预测. 控制与决策, 2011, 26(10): 1581–1585.
- 15 Mankad KB. The Significance of Genetic Algorithms in Search, Evolution, Optimization and Hybridization: A Short Review. Sensors & Actuators B chemical, 2014, 2(3): 193–197.
- 16 梁亚澜, 聂长海. 覆盖表生成的遗传算法配置参数优化. 计算机学报, 2012, 35(7): 1522–1538.