

低维人体运动数据边界智能识别方法研究

刘 健

(东华理工大学 体育学院,江西 南昌 330027)

摘 要: 提出一种基于径向基函数神经网络的低维人体运动数据边界智能识别方法. 采用中值滤波和后验 Wiener 滤波器对低维人体运动数据边界进行滤波,以提高边界去噪强度;利用小波变换对人体运动特征进行分离,获取分离矩阵以及独立分量,完成数据特征提取,获得最适合识别的特征子空间. 通过径向基函数神经网络对获取的特征子空间进行识别,完成低维人体运动数据边界的智能识别. 实验表明,该方法可简化人体运动数据边界特征提取流程,同时提升人体运动数据边界识别的准确率.

关键词: 径向基函数神经网络;低维;人体运动数据;边界识别;滤波去噪

中图分类号: TP391. 41

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2018)12-0141-04

Intelligent Recognition Method of Low Dimensional Human Motion Data Boundary

LIU Jian

(East China University of Technology, College of Physical Education, Nanchang 330027, China)

Abstract: An intelligent recognition method based on radial basis function (RBF) neural network for moving data of low dimensional human body is proposed. The median filter and a posteriori Wiener filter are used to filter the boundary of human moving data in order to improve the edge denoising intensity, and the wavelet transform is used to separate the human motion characteristics to obtain the separation matrix and independent components. The data feature extraction is completed to obtain the most suitable feature subspace for recognition. Through radial basis The feature subspace is recognized by the function neural network, and the intelligent recognition of the moving data boundary of the low-dimensional human body is completed. Experiments show that this method can simplify the extraction process of human motion data boundary and improve the accuracy of human motion data boundary recognition.

Key words: Radial basis function neural network; Lower dimension; Human motion data; Boundary recognition; Filtering denoising

1 引言

人体运动过程中,关节之间产生相互作用,人体全身自由度的变量大量生成,为较好的模拟运动过程,提取运动数据,通常会对人体运动进行降维处理^[1-2]. 在降维过程中,人体运动数据通常会受到外界干扰,导致运动数据的边界识别准确率较低,为此对低维人体运动数据边界的识别成为了困扰该领域专家学者的一大难题^[3-4]. 为了解决该问题,部分研究人员对此进行了深入分析.

梁丰^[5]等人提出一种基于小波分形和最小二乘拟合的动作特征提取方法,对人体运动参数进行识别,该方法需要的训练样本较少,但是在特征提取过程中,未对数据进行去噪处理,导致识别结果的正确率较低. 凌佩佩^[6]等人首先评估人体关节信息,提取特权信息作为测试样本,结合支持向量机对其进行分类,获取识别结果,实验表明,该方法虽具有较高的识别准确率,但数据提取过程较为复杂.

本文提出了一种基于径向基函数神经网络的低维人体运动数据边界智能识别方法.

2 基于径向基函数神经网络的低维人体运动数据边界智能识别

2.1 低维人体运动数据边界滤波去噪

对低维人体运动数据边界进行滤波,首先要确定低维人体运动数据边界的离散形式:

$$s(k) = \sum_{i=0}^{\infty} A_i g(k - i * T_b) + n(k) \quad (1)$$

式中, A_i 代表人体信息对应的低维数值; $g(k - i * T_b)$ 代表人体运动数值变化波形; 在人体运动数据未受限的理想情况下为矩形; T_b 代表人体运动时长; $n(k)$ 代表位置分布的加性噪声。

采用中值滤波和后验 Wiener 滤波器,对低维人体运动数据边界进行滤波。中值滤波器可以保护人体运动数据的边界,使其不模糊^[7]; 当窗口的宽度为 $2N+1$ 时,宽度不大于 N 的边界会被中值滤波器清除。对于噪声序列,设输入 $n(k)$ 满足独立分布 (i, i, d) , 且有相同的分布函数 $F(x)$, 当窗口宽度 $L = 2N+1$ 时,输出序列 $y(x)$ 的分布函数为:

$$F_y(x) = \sum_{i=N+1}^L C_i^L + s(k) \quad (2)$$

相应的概率密度函数为:

$$f_{y'}(x) = LC_N^{L-1} f(x) \quad (3)$$

式中, $F_y(x)$ 代表分布函数值; C_i^L 代表概率函数; $f(x)$ 代表输入人体运动数据边界的概率密度函数。当 $L \rightarrow \infty$ 时, $f_{y'}(x)$ 服从零均值, 方差为 σ_m^2 的正态分布, 其中 $\sigma_m^2 = 1/[4Lf^2(a)]$, 常数 a 满足 $F(a) = 1/2$ 。中值滤波器的这个特性对后面人体运动数据边界分类的实现是有利的。与中值滤波器相比,近均值滤波器对高斯白噪声抑制作用更好,但其计算量较大^[8]。因此在后面对人体运动数据边界的滤波中,文章采用的是中值滤波。

综上所述,在利用滤波器对低维人体运动数据边界进行滤波时,必须先确定窗口宽度 L 。假设采样率为 f_s , 应满足关系式 $N = (L-1)/2 < f_s \cdot T_b$, 则有:

$$F_y(x)L < (2f_s \cdot T_b + 1)f_{y'}(x) \quad (4)$$

由此,依据人体运动数据的运动时长 T_b 和上式就能够完成低维人体运动数据边界的滤波,提高人体运动数据边界质量。

设截获的同一类型的人体运动数据边界有 K 组,每组有 N 个样本,于是 K 组人体运动数据边界的功率谱平均为:

$$E\{\bar{P}_s(f)\} = S(f) + N(f) \quad (5)$$

式中, $S(f)$ 和 $N(f)$ 分别代表低维人体运动数据边

界和噪声功率谱, K 组样本平均值的功率谱为:

$$E\{P_s - (f)\} = S(f) + N(f)/K \quad (6)$$

根据上式的计算,可以获得 K 组人体运动数据边界样本的后验滤波器为:

$$H(f) = \frac{S(f)}{S(f) + N(f)/K} \quad (7)$$

根据该滤波器,能够改善低维人体运动数据边界信噪比,可在任何情况下对低维人体运动数据边界参数进行识别。

2.2 基于径向基函数神经网络的低维人体运动数据边界识别方法

在对低维人体运动数据边界进行去噪的基础上,利用小波变换对人体运动数据边界特征进行提取,进而完成数据边界的智能识别。

2.2.1 人体运动数据边界特征提取

基于径向基函数神经网络的人体运动数据边界特征提取采用的是小波变换特征提取法。详细过程为:

假设小波的离散形式为 $\phi(k)$, 则其二进制伸缩和位移 $\phi_{j,k}(r) = 2^{-j/2} \phi(2^{-j}r - k)$, 相应的小波系数为 $c_{j,k}(r) = \langle q(r), \phi_{j,k}(r) \rangle$ 。由于小波变换满足线性性质,所以利用各路原始人体运动数据边界经小波变换之后得到一个一维小波系数矢量。将每个人体运动数据边界得到的一维小波系数矢量进行组合,就能构成输入人体运动数据边界。综上所述,可以对小波系数进行分解,多得到的分离矩阵和由 X 得到的分离矩阵相同。

现对多个接收人体运动数据边界分别作小波变换,得到多个人体运动数据边界的小波变换系数序列集 $c_q(r)$ 。再求得 $c_q(r)$ 的分离矩阵 W 和各个独立分量。对独立分量进行排序和选择后,获得人体运动数据边界的小波变换特征空间。对接收的人体运动数据边界进行小波变换,小波变换系数在特征空间中每个独立分量上的投影,即人体运动数据边界的特征表示。基于小波变换的方法提取数据边界特征的流程如下图所示。

2.2.2 人体运动数据边界的识别

以上 2.2.1 中对低维人体运动数据边界特征完成识别之后,可获取需要识别的特征子空间,以此为对象,提取人体运动数据在特征空间中的映射系数(即径向基函数神经网络系数),完成基于径向基函数神经网络对低维人体运动数据边界的智能识别^[9-10]。现有的数据边界识别方法多为决策树方法,利用决策树方法对数据边界特征进行提取时,需要

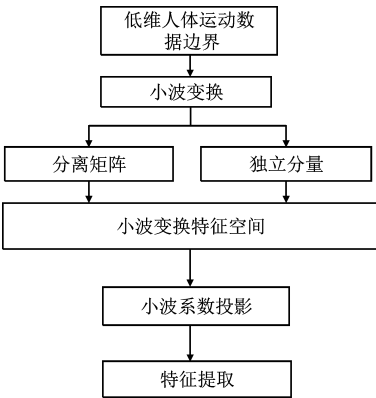


图 1 低维人体运动数据边界特征提取流程

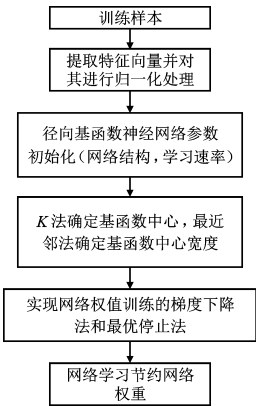


图 2 径向基函数神经网络学习模型

着重关注先后顺序,设置特征门限。

通常情况下利用小波变换得到的独立分量具有不规则的排序方式,无法给与每一个独立特征以固定的含义,也无法判断提取得到的人体运动边界数据特征是否具有一定的有效性^[11,12]。所以基于小波变换得到的数据边界特征无法用决策树进行分类识别,基于径向基函数神经网络的人体运动数据边界识别性能优于决策树分类器。本节提出了基于径向基函数神经网络的人体运动数据边界智能识别方法,以提高低维人体运动数据边界智能识别的准确性。

径向基函数神经网络的结构与提取方式与多种因素有关,比如特征识别方式、数值输入方式,且可以避免特征门限造成的干扰。依据基于小波变换得到数据边界特征独立分量个数,设立了分类器输入特征矢量

的维数。例如选择了排序前 15 的独立分量,针对 2FSK, 4FSK, 8FSK, BPSK, QPSK, 8PSK, 16QAM, 32QAM 和 64QAM 共 9 类识别人体运动数据边界,那么 RBF 网络的结构设定为 15-8-9,其中,FSK, PSK, QAM 代表人体运动数据边界。首先对每一维特征参数做归一化处理。然后根据图 2 的学习模型对网络进行训练,网络期望输出编码和识别类型的对应关系如表 1 所示。

表 1 径向基函数神经网络期望输出编码和对应的识别类型

期望编码	识别类型
100000000	2FSK
010000000	4FSK
001000000	8
000100000	BPSK
000010000	QPSK
000001000	8PSK
000000100	16QAM
000000010	32QAM
000000001	64QAM

根据上述内容可知,每个输出的编码节点值为“0”或“1”,不同的输出值表示不同的数据边界识别类型,径向基函数神经网络采用 K 均值法确定人体运动数据边界的矢量,再利用最近邻法确定中心宽度,最小二乘法求解网络权值,并在学习的过程中引入最优停止法,完成对人体运动数据边界的识别,以提高运动数据边界识别效率和准确率。

3 实验结果与分析

对文章所提方法进行验证,将实验平台搭建在 MATLAB2017 上,将某低维人体运动数据作为实验数据来源,假设人体运动数据含有 40 000 个样点,每次处理 20 000 个样点。在上述实验环境下,对本文所提方法进行验证,实验指标有:

- (1)基于径向基函数神经网络的低维人体运动数据边界特征提取简繁程度;
- (2)基于径向基函数神经网络的低维人体运动数据边界识别准确率。

图 3 中,五角星为文献[5]方法提取的人体运动数据边界,六角形为基于径向基函数神经网络提取的人体运动数据边界,利用不同方法对低维人体运动数据边界识别准确率进行分析,如图 3 所示。基于径向基函数神经网络的人体运动数据边界识别准确率高。径向基函数神经网络采用 K 均值法确定人体运动数据边界的矢量,再利用最近邻法确定中心宽度,最小二乘法求解网络权值,并在学习的过程中引入最优停止法,这一系列操作提高了人体运动数据边界识别准确率。

分析上述实验结果,基于径向基函数神经网络的人体运动数据边界识别方法性能较为优越,特征识别繁琐程度较低,且识别准确率高。



(a)实验模型



(b)文献[5]方法人体运动数据边界识别准确率



(c)本文方法人体运动数据边界识别准确率

图3 不同方法人体运动数据边界识别准确率

4 结束语

对低维人体运动数据边界进行识别,能够有效促进人体运动领域的发展.提出一种基于径向基函数神经网络的人体运动数据边界智能识别方法,实验结果表明,该方法提高了人体运动数据边界识别的准确率,且识别过程较为简便,易于操作.今后在这方面还有大量的工作要做,还需要进一步研究的问题有:

(1)如何能挖掘出人体运动数据边界识别方法的具体物理意义,并指导人体运动数据边界的分离,是未来主要的研究主题;

(2)数据识别技术已经得到较多应用,直接将人体运动数据边界的识别成果应用到人体运动中的研究领域中,是一项非常有意义的工作,这也将是未来的研究重点.

参考文献:

- [1] 刘凌霄,宋强.基于三维动态特征的运动状态识别方法研究[J].微电子学与计算机,2016,33(2):92-95.
- [2] 何凯霖,丁晓峰.基于低维流形的人体行为跟踪方法[J].计算机工程与设计,2017,38(5):1361-1365.
- [3] 张丽虹,李强标.光纤网络信道边界节点实时快速识别方法研究[J].激光杂志,2017,38(8):106-109.
- [4] 赵利辉,刘文怡,ZHAOLi-hui,等.基于连接信息的无线传感器网络边界节点识别算法[J].科学技术与工程,2016,16(15):216-222.
- [5] 梁丰,张志利,李向阳,等.人体运动捕捉过程中的人体下肢动作识别[J].计算机辅助设计与图形学学报,2015(12):2419-2427.
- [6] 凌佩佩,邱崧,蔡茗名,等.结合特权信息的人体动作识别[J].中国图象图形学报,2017,22(4):482-491.
- [7] 张丽虹,李强标.光纤网络信道边界节点实时快速识别方法研究[J].激光杂志,2017,38(8):106-109.
- [8] 赵建宇,明彦伯,孙成城,等.重磁(梯度)张量数据边界识别方法研究[J].物探化探计算技术,2017(6):748-754.
- [9] 马吉,刘瑞,张建霞,等.基于改进 t-SNE 算法的人体运动数据关键帧提取[J].计算机工程,2016,42(5):258-262.
- [10] 吴亮,谢子星,邹鹏飞.一种利用虚拟数据学习的电力部件识别方法[J].电子设计工程,2017,25(21):1-5.
- [11] 韩莹,张浩,刘健,等.基于 DKP 和 OS-KELM 算法的姿态识别[J].微电子学与计算机,2017,34(12):88-93.
- [12] 孙一南,韩晓明.基于多算法融合的运动目标定位研究[J].微电子学与计算机,2017,34(8):123-127.

作者简介:

刘健男,(1980-),硕士,讲师.研究方向为体育教育训练. E-mail:liujian20120@163.com