

中医正骨仿真训练系统中噪声数据的处理方法

仇大伟, 曹慧, 刘静*

山东中医药大学理工学院, 山东 济南 250355

摘要 中医正骨治疗骨折具有“痛苦轻、愈合快、恢复好”等特点,为骨伤患者治疗首选。然而,正骨手法难教、难学,阻碍了中医正骨的传承和发展。开发的中医正骨仿真训练系统采集的数据因传感器和信道传输等因素不可避免地带有噪声,严重制约了正骨手法的量化、分析和评价。为此,针对中医正骨手法变化繁复的特点,提出了在卡尔曼滤波(KF)中增加速度、加速度向量,设计了 0 阶、1 阶和 2 阶卡尔曼滤波算法,并通过实验方法确定了超参数的设置原则。将本文方法应用于澳大利亚手语标志数据集和中医正骨仿真训练系统中,能够滤除噪声,并较好地保留了正骨手法动作细节。

关键词 测量; 中医正骨; 仿真训练; 卡尔曼滤波; 超参数调整

中图分类号 R274.1

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.031203

Noise Data Processing Methods in Simulation and Training System of Bone-Setting Manipulations in Traditional Chinese Medicine

Qiu Dawei, Cao Hui, Liu Jing*

College of Technology, Shandong University of Traditional Chinese Medicine, Jinan, Shandong 250355, China

Abstract Orthopedics of bone-setting in traditional Chinese medicine (TCM) for the treatments of fractures has such characteristics as little pain, quick healing, and well recovery, which is the first choice for bone injury patients. However, the bone-setting manipulations in TCM are difficult to teach and learn, which hinders their inheritance and development. Inevitably, there will be noise data in the developed simulation and training system of bone-setting manipulations in TCM because of sensors' qualities and transmission channels, which severely restricts the quantization, analysis, and evaluation of bone-setting manipulations in TCM. Aiming at the complexity of the bone-setting manipulations in TCM, the zeroth order, first order, and second order Kalman filtering (KF) combining velocity and acceleration vectors was proposed; meanwhile the principle of hyperparameter adjustment was determined through experiments. The proposed method is applied on the Australian Sign Language signage data set and the simulation and training system of bone-setting manipulations in TCM. The experiment results show that noise data are filtered and the details of the bone-setting manipulations in TCM are preserved well.

Key words measurement; bone-setting manipulation in TCM; simulation and training; Kalman filtering; hyperparameter adjustment

OCIS codes 120.1880; 120.0280; 120.2440

1 引言

在中华文明绵延至今的五千年历史长河中,中医药文化作为当之无愧的国学瑰宝在一次次历史变

迁中已逐渐形成完备的理论体系^[1]。其中,骨伤科作为中医学的重要组成部分,经数千年理论探讨和临床实践,使得中医正骨手法在当今各种骨伤治疗操作中仍占有重要地位。与西医诊治骨伤类外科

收稿日期: 2019-06-14; 修回日期: 2019-07-17; 录用日期: 2019-08-14

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(81473708)、山东省教育厅高等学校科技发展计划(J15LL04)、山东省中医药管理局中医药科技发展计划(2017-016)、山东省教育厅研究生导师提升计划(SDY17119)、山东省高等学校暨山东中医药大学优秀青年骨干教师国内访问学者项目

* E-mail: dwqiu@foxmail.com

手术相比,中医正骨手法具有操作安全、副作用小、费用较低、效果较好的优点,已成为越来越多骨伤患者的治疗首选。

然而,受各种实践条件限制,正骨手法的传承成本较高,效率较低。首先,作为一门高实践性、多操作性的临床治疗技术,通过实践训练掌握正骨手法尤为重要。骨科专业学生及实战经验不足的青年医生若未经大量专业实践手法训练,很容易在临床治疗中因手法操作不当给骨伤患者带来二次伤害,从而加重患者病情,延误治疗最佳时机。其次,经验丰富的骨伤科临床医生在教授正骨手法时,所能采取的教学形式较为单一,学生只能通过视频、理论课学习等方式观察教师的操作手法,理解教师的语言描述,自行领悟操作过程中需注意的关键操作点,学习者未经大量实践训练往往无法在短时间内掌握正骨治疗中操作手法的角度与力度变换。再者,在正骨治疗的量化与标准评价方面,中医正骨机制还不具备完备的标准量化体系,在实际操作中无法直观、实时且准确地获知骨骼变化,操作者只能通过皮肤接触的方式感知正骨操作中骨骼的位置及角度变化情况,通过临床经验积累,慢慢培养正骨操作过程中的手感,提高其判断准确度。因此,为突破正骨手法发展、传承过程中的客观条件限制,提出以中医正骨为基础的虚拟仿真系统以解决正骨实践训练中的实际问题变得尤为重要^[2]。

为此,本课题组对中医正骨仿真训练系统的若干关键技术进行了长期跟踪研究,制备了桡骨骨折仿真训练模型^[3-5]。该模型能够对内部断骨进行实时位置的捕捉和跟踪,学生可从屏幕上清楚地观察到正骨手法操作的断骨运动轨迹,并根据专家手法在该模型上反复练习。本课题组利用该模型收集了部分专家的中医正骨手法操作数据,并进行一定的手法数据分析和研究工作。曹慧等^[6]利用收集的数据分析了虚拟环境下中医正骨手法中骨折远端的位置、位移及骨折远端相对移位生理角度等物理量,进行了虚拟正骨手法中目标模型的轨迹模拟,为中医正骨手法提供了一种实用的、可记录的研究平台。然而,在实际操作过程中,传感器数据传输信道容易受到噪声干扰,导致数据出现偏差,实践中常用滤波算法去除数据中的噪声。李洪凤等^[2, 7-8]、曹慧等^[9]使用卡尔曼滤波(KF)算法对模拟数据和采集到的分解数据进行了降噪处理。进而,曹慧等^[10]、高凡茹^[11]在正骨仿真模型上加载微机械惯性传感器,动态捕捉正骨手法操作下断骨的运动信息,通过姿态

解算方法解算运动数据,达到研究中医正骨手法作用机制原理的目的。

然而,中医正骨仿真训练系统因三维陀螺仪、加速度计、位移传感器等传感器精度、无线信道传输信息的不稳定等因素的干扰,不可避免地会产生噪声。噪声的存在对中医正骨手法的准确量化描述和识别产生极大的干扰,进而影响对学员正骨手法与中医名家正骨手法的量化评价,不能及时发现学员在正骨过程中手法存在的不足,影响中医正骨手法的学习和训练。已有研究虽初步运用了滤波算法,对模拟数据或分解的单变量数据进行处理,但没有对滤波算法的设计进行更深入的研究,实验性能尚有待于进一步提高。

本文将中医正骨仿真训练系统中采集到的施术者手部位置三维坐标进行整体处理。对噪声数据的处理是进行中医正骨手法量化、分析和评价的基础,为减少计算量,满足数据实时处理的需要,以0阶、1阶和2阶KF为主要研究对象,设计算法对实验数据进行降噪处理,并对KF算法中的参数设置进行研究,在大量实验基础上,提出在中医正骨仿真训练系统等相关应用中KF的设计方法和最优参数的设置方法。将本文方法应用于澳大利亚手语标志(ASL)数据集^[12]和中医正骨仿真训练系统中,极大地提高了数据降噪性能,保留了操作动作细节,并达到了实时处理的效果。

2 卡尔曼滤波

卡尔曼滤波理论是由卡尔曼(R. E. Kalman)于1960年提出的现代滤波理论,作为一种重要的最优估计理论被广泛应用于各种动态数据处理中,在目标跟踪、导航等领域均获得广泛的应用。基于KF的背景差分算法存在背景更新无法自适应,对光照变化、物体移入移出敏感等问题。施龙超等^[13]提出了一种改进的以分类分块为核心的背景差分算法。为提高小型机载光电平台的目标定位精度,穆绍硕等^[14]提出了一种基于扩展卡尔曼滤波(EKF)的目标定位算法。为了提高协方差跟踪的性能,张旭光等^[15]提出了基于遗忘因子与KF的协方差跟踪算法。

KF^[16]算法是基于最小均方误差准则的线性高斯系统状态轨迹算法^[17]。对于线性系统的状态估计可描述为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_n = \mathbf{F}\mathbf{x}_{n-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_{n-1} + \mathbf{w}_{n-1} \\ \mathbf{z}_n = \mathbf{H}\mathbf{x}_n + \mathbf{v}_{n-1} \end{cases}, \quad (1)$$

式中: \mathbf{x}_n 为 d 维状态向量; \mathbf{F} 为状态转移矩阵; \mathbf{B} 为控制矩阵; \mathbf{u}_{n-1} 为 $n-1$ 时刻对系统的控制输入; \mathbf{z}_n 为 m 维观测向量; \mathbf{H} 为观测矩阵。随机信号 \mathbf{w}_{n-1} 和 \mathbf{v}_{n-1} 分别为过程激励噪声和观测噪声, 假设它们为相互独立、正态分布的高斯白噪声: $p(\mathbf{w}) \sim N(0, \mathbf{Q})$, $p(\mathbf{v}) \sim N(0, \mathbf{R})$, 其中 p 为概率; N 为正态分布; \mathbf{Q} 为过程激励噪声协方差矩阵; \mathbf{R} 为观测噪声协方差矩阵。实际系统中, \mathbf{Q} 和 \mathbf{R} 为符合正态分布的高斯白噪声, 可能会随每次迭代计算而变化, 因其对最终结果影响不大, 为计算方便, 此处假设它们为常数。

针对(1)式描述的状态空间模型, KF 算法通过迭代预测和更新两组方程实现系统的状态估计, KF 算法的完整描述如下。

状态预测过程为

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{x}}_n = \mathbf{F}\mathbf{x}_{n-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_{n-1} \\ \bar{\mathbf{P}}_n = \mathbf{F}\mathbf{P}_{n-1}\mathbf{F}^T + \mathbf{Q} \end{cases}, \quad (2)$$

状态更新过程为

$$\begin{cases} \mathbf{K}_n = \bar{\mathbf{P}}_n\mathbf{H}^T(\mathbf{H}\bar{\mathbf{P}}_n\mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1} \\ \mathbf{x}_n = \bar{\mathbf{x}}_n + \mathbf{K}_n(\mathbf{z}_n - \mathbf{H}\bar{\mathbf{x}}_n) \\ \mathbf{P}_n = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_n\mathbf{H})\bar{\mathbf{P}}_n \end{cases}. \quad (3)$$

状态更新方程首先计算卡尔曼增益 \mathbf{K}_n , 其次测量输出以获得 \mathbf{z}_n , 最后估计状态的后验协方差矩阵 \mathbf{P}_n 。

3 滤波器设计

中医正骨仿真训练系统采集的断骨运动轨迹数据包括 x, y, z 3 维空间坐标, 可用向量表示为 $\mathbf{s} = [x \ y \ z]^T$ 。为此, 实验设计 0 阶、1 阶和 2 阶 KF 算法。

3.1 0 阶 KF

0 阶 KF 即不带导数的滤波器, 在中医正骨仿真训练系统中, 需要对目标位置进行跟踪, 因此状态变量为位置的 3 维坐标 $\mathbf{s} = [x \ y \ z]^T$, 状态转移函数需要计算下一时刻的目标位置。因此, 状态转移函数记为

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (4)$$

传感器采集的观测向量为 3 维向量, 观测函数需要把状态向量转换为观测向量, 因此, 观测函数为

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (5)$$

3.2 1 阶 KF

在 1 阶 KF 中加入 1 阶导数, 从而在状态方程中跟踪目标的位置和速度, 此时, 状态向量为 6 维向量, 包括空间位置的 3 维坐标和 3 个维度方向的速度。因此, 状态向量为

$$\mathbf{s} = [x \ y \ z \ \dot{x} \ \dot{y} \ \dot{z}]^T, \quad (6)$$

式中: $\dot{x}, \dot{y}, \dot{z}$ 分别为空间 3 个方向的速度, 即

$$\dot{x} = v_x = \frac{dx}{dt}, \quad (7)$$

$$\dot{y} = v_y = \frac{dy}{dt}, \quad (8)$$

$$\dot{z} = v_z = \frac{dz}{dt}. \quad (9)$$

根据牛顿运动方程设计状态转移函数, 牛顿运动方程为

$$\begin{cases} x_n = x_{n-1} + v_n \Delta t \\ v_n = v_{n-1} \end{cases}. \quad (10)$$

将状态转移函数设计为线性函数

$$\mathbf{s}_n = \mathbf{F}\mathbf{s}_{n-1} = \begin{bmatrix} x_n \\ y_n \\ z_n \\ \dot{x}_n \\ \dot{y}_n \\ \dot{z}_n \end{bmatrix} = \mathbf{F} \begin{bmatrix} x_{n-1} \\ y_{n-1} \\ z_{n-1} \\ \dot{x}_{n-1} \\ \dot{y}_{n-1} \\ \dot{z}_{n-1} \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{n-1} \\ y_{n-1} \\ z_{n-1} \\ \dot{x}_{n-1} \\ \dot{y}_{n-1} \\ \dot{z}_{n-1} \end{bmatrix}, \quad (11)$$

从而可以得出

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (12)$$

因为传感器得到的观测数据仍然为目标的空间位置, 所以观测向量为 3 维空间向量, 观测方程需要实现

$$\mathbf{z} = \mathbf{H}\mathbf{s}, \quad (13)$$

式中: \mathbf{S} 为系统噪声矩阵。

3.3 2 阶 KF

在 2 阶 KF 加入 2 阶导数, 从而通过状态方程跟

踪目标的位置、速度和加速度。此时,状态向量为 9 维向量,包括空间位置的 3 维坐标、3 个维度方向的速度和 3 个维度方向的加速度。因此,状态向量为

$$\mathbf{s} = [x \quad y \quad z \quad \dot{x} \quad \dot{y} \quad \dot{z} \quad \ddot{x} \quad \ddot{y} \quad \ddot{z}]^T, \quad (14)$$

式中: \ddot{x} 、 \ddot{y} 、 \ddot{z} 为 3 个维度方向的加速度,即

$$\ddot{x} = a_x = \frac{d^2x}{dt^2} = \frac{dv_x}{dt}, \quad (15)$$

$$\ddot{y} = a_y = \frac{d^2y}{dt^2} = \frac{dv_y}{dt}, \quad (16)$$

$$\ddot{z} = a_z = \frac{d^2z}{dt^2} = \frac{dv_z}{dt}. \quad (17)$$

根据牛顿运动方程设计状态转移函数,牛顿运动方程为

$$\begin{cases} x_n = x_{n-1} + v_n \Delta t + 0.5a_{n-1} \Delta t^2 \\ v_n = v_{n-1} + a_{n-1} \Delta t \\ a_n = a_{n-1} \end{cases}. \quad (18)$$

将状态转移函数设计为线性函数

$$\begin{bmatrix} x_n \\ y_n \\ z_n \\ \dot{x}_n \\ \dot{y}_n \\ \dot{z}_n \\ \ddot{x}_n \\ \ddot{y}_n \\ \ddot{z}_n \end{bmatrix} = \mathbf{F} \begin{bmatrix} x_{n-1} \\ y_{n-1} \\ z_{n-1} \\ \dot{x}_{n-1} \\ \dot{y}_{n-1} \\ \dot{z}_{n-1} \\ \ddot{x}_{n-1} \\ \ddot{y}_{n-1} \\ \ddot{z}_{n-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & 0.5\Delta t^2 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & 0.5\Delta t^2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & 0.5\Delta t^2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{n-1} \\ y_{n-1} \\ z_{n-1} \\ \dot{x}_{n-1} \\ \dot{y}_{n-1} \\ \dot{z}_{n-1} \\ \ddot{x}_{n-1} \\ \ddot{y}_{n-1} \\ \ddot{z}_{n-1} \end{bmatrix}, \quad (19)$$

从而可以得出

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & 0.5\Delta t^2 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & 0.5\Delta t^2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & 0.5\Delta t^2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (20)$$

4 实验结果

采用设计的 0 阶、1 阶和 2 阶 KF 分别测试 ASL 数据集^[12]和中医正骨仿真训练系统采集的数据,编程环境为 Python 3.6.3,所有程序在 CPU 2.50 GHz、内存 8 GB 的 Windows 10 平台上运行。

ASL 数据集与中医正骨仿真系统采集数据的原理和方法类似,采集的数据会因设备和传输过程而产生噪声,因此在实验中将本文方法应用于 ASL 数据集和中医正骨仿真训练系统中。

ASL 数据集由 95 组手语类别组成,每组类别有 27 个样本,由手语操作者在不同时间范围内采

集。每个样本均使用数据手套和位置跟踪器进行录制,样本数据中包含了手部位置的 x 、 y 、 z 坐标,俯仰角、偏航角、翻滚角等方位角,以及各个手指的弯曲度等信息^[18]。

设计的 0 阶、1 阶和 2 阶 KF 算法,在所有 95 组类别的 2565 个样本上进行测试,从中选取 6 个样本的实验结果进行对比。

4.1 0 阶、1 阶、2 阶 KF 实验对比

实验中设置状态协方差矩阵 $\mathbf{P} = 100\mathbf{I}$, $\mathbf{Q} = \mathbf{I}$, $\mathbf{R} = 0.1\mathbf{I}$, 其中 \mathbf{I} 为单位矩阵。ASL 数据集中 Building 样本的运动轨迹和 0 阶、1 阶和 2 阶 KF 的实验结果,如图 1 所示。

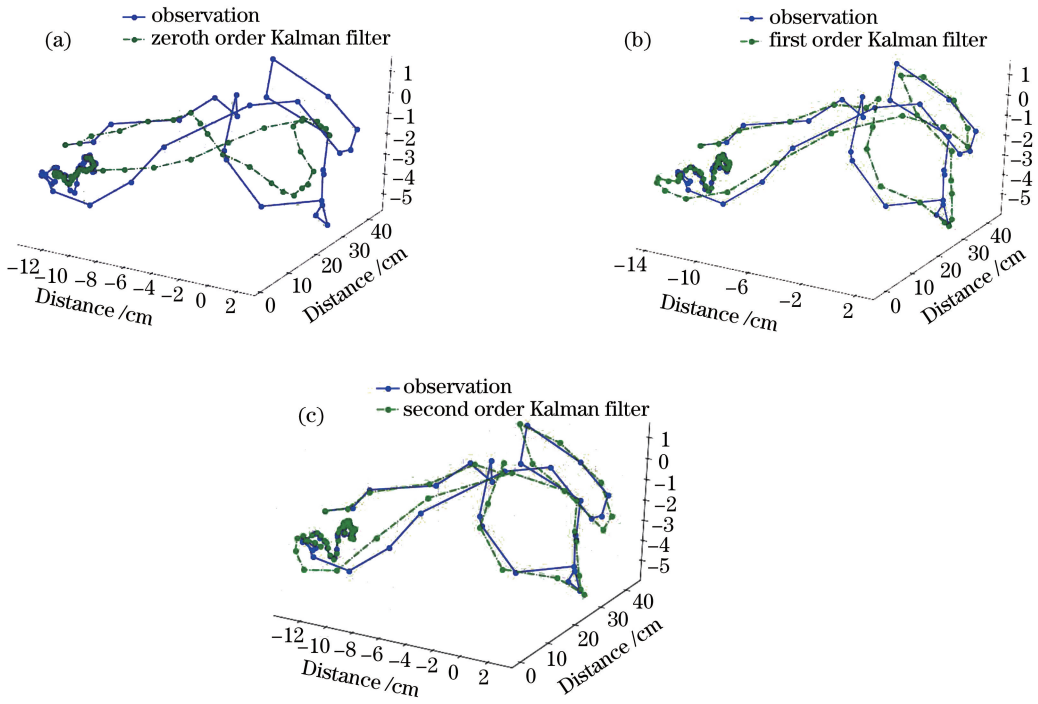


图1 Building 样本运动轨迹和 KF 实验结果。(a) 0 阶;(b) 1 阶;(c) 2 阶

Fig. 1 Experimental results of motion trajectory of sample Building and KF. (a) 0th order; (b) 1st order; (c) 2nd order

图1中实线为手部运动轨迹,虚线为KF结果。从实验结果可以看出,0阶KF结果虽能大致吻合手部动作的运动轨迹,但会丢失大量动作细节,其原因是在滤波过程中,状态转移方程只考虑了目标位置,没有考虑目标的速度和加速度,认为目标的运动是匀速直线运动,致使结果差别较大。1阶KF和2阶KF比0阶KF有很大改进,2阶KF结果更好,其原因是手部动作过程中,有很多旋转、停顿等动作,将加速度纳入计算过程中,可进一步提高精度,保留动作细节。

量化分析0阶、1阶和2阶KF的性能,考虑到系统状态协方差矩阵 \mathbf{P} 中包含系统状态向量各变量方差和各对变量的协方差,其中矩阵 \mathbf{P} 的对角线为各变量的方差,根据概率论,若噪声符合高斯分布,那么99.7%的数据点应该位于 $\pm 3\sigma$ 之间。0阶、1阶和2阶KF在 x 、 y 、 z 方向上的残差分布结果如图2所示,阴影区域为滤波数据点和观测点残差的 $\pm\sigma$ 区域。从图2可以看出,3种算法计算的残差均收敛于0附近,0阶KF开始时滤波数据点与真实点的偏差较大,1阶KF和2阶KF的数据点基本位于 $\pm\sigma$ 区域之间,说明这2种滤波算法有较高的精确度,但2阶KF稍好于1阶KF。

因为绝大部分滤波数据点均落在 $\pm\sigma$ 区域

之间,无法从数据点的数量上区分1阶KF和2阶KF的优劣。为量化比较这3种算法的性能,计算它们在各个样本上的残差绝对值之和(SAE),计算方法可表示为

$$S = \sum_{i=1}^n |d_i - \bar{d}_i|^2, \quad (21)$$

式中: n 为数据点的个数; d_i 为第 i 个原始数据; \bar{d}_i 为相应的滤波后数据大小; S 为残差绝对值之和。

计算结果如表1所示,1阶KF和2阶KF在大部分样本上的性能远远好于0阶KF,特别是2阶KF,除了Danger样本外,在其他样本上均具有最低的残差绝对值之和,说明2阶KF具有较高的精确度。与其他样本相比,Danger样本动作因有更多的回复和重叠,对复杂度较高的方法更易产生干扰,这种情况下0阶KF反而更为有效。

4.2 参数设置

采用2阶KF,需设置多个超参数的值。对 \mathbf{P} 、 \mathbf{Q} 、 \mathbf{R} 设置不同参数值,实验结果如表2~4所示。

从表2可知,改变 \mathbf{P} 值,对最终的实验结果影响不大。原因在于不论是2阶KF,还是0阶和1阶KF,对于不同的 \mathbf{P} 值,算法均会迅速收敛,所以 \mathbf{P} 的不同取值对算法的性能影响不大,一般可取 $\mathbf{P} = 100\mathbf{I}$ 。

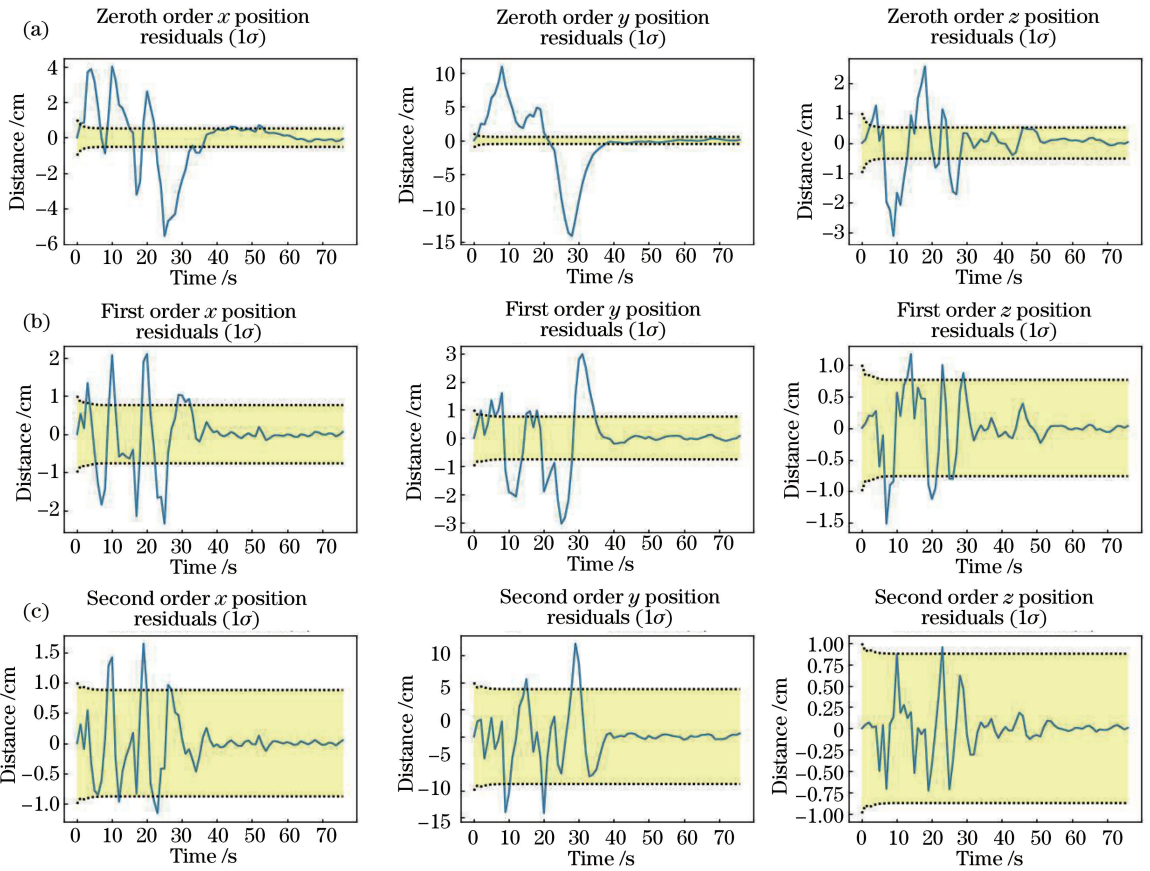


图 2 KF 在 x 、 y 、 z 方向上的残差分布。(a) 0 阶;(b) 1 阶;(c) 2 阶

Fig. 2 Residual error on axis x , y , and z with KF. (a) 0^{th} order; (b) 1^{st} order; (c) 2^{nd} order

表 1 0 阶、1 阶、2 阶 KF 计算的 6 个样本上的残差绝对值之和

Table 1 Absolute sum of residual error with 0^{th} , 1^{st} , 2^{nd} order KF on 6 samples

Algorithm	Coordinates	Building	Cold	Computer	Danger	Eat	God
0^{th} order	x	85.7652991	37.2144727	43.2016349	18.2427934	11.4084809	74.4759544
	y	190.6906610	67.9803545	44.8695997	25.9943078	21.8600122	50.9970174
	z	39.6238095	93.5489278	36.9415326	12.7371938	10.5501292	36.8776872
1^{st} order	x	34.8060188	22.0381775	17.0539551	76.5149218	5.2381563	28.5459469
	y	51.7367249	25.2197531	14.6823782	108.5313820	10.0821014	20.2509513
	z	21.5915851	36.4534309	11.9317256	66.8423323	5.9774000	17.0546853
2^{nd} order	x	21.5348542	15.3540591	9.8737133	43.4974544	3.1575473	16.3090411
	y	20.9164303	14.3103942	8.2031978	46.6180675	6.6071327	11.5142255
	z	11.3291778	18.9367321	5.9826285	38.9013875	4.2322532	10.4729371

表 2 P 取不同值时 2 阶 KF 对 Building 样本处理的残差绝对值之和

Table 2 SAE with 2^{nd} order KF on sample Building with different P values

P	x	y	z
500I	21.5331796472	20.9148040842	11.3286435679
400I	21.5332857047	20.9149071307	11.3286774147
300I	21.5334620487	20.9150784521	11.3287336890
200I	21.5338131761	20.9154195184	11.3288457268
100I	21.5348542396	20.9164302782	11.3291778089
80I	21.5353679541	20.9169287787	11.3293416198
60I	21.5362142518	20.9177496369	11.3296114025
50I	21.5368825409	20.9183975074	11.3298243686
20I	21.5425688778	20.9238983290	11.3316338730

表 3 R 取不同值时 2 阶 KF 对 Building 样本处理的残差绝对值之和
Table 3 SAE with 2nd order KF on sample Building with different R values

R	x	y	z
$30I$	48.4224737799	83.2914649103	29.7303597756
$20I$	45.2534437711	72.9649548151	27.1003582400
$10I$	39.2102712106	56.0411115683	23.0350022062
$8I$	37.6539014890	50.7264461524	21.8085859406
$6I$	35.4847479897	44.8345042921	20.3777090702
$4I$	32.3419862431	38.2323760679	18.2134450501
$2I$	26.7796712207	28.0406756060	14.4526400811
I	21.5348542396	20.9164302782	11.3291778089
$0.5I$	16.3290769750	14.9986293718	9.0987576773
$0.2I$	10.4897126591	9.5568669154	6.4364301022

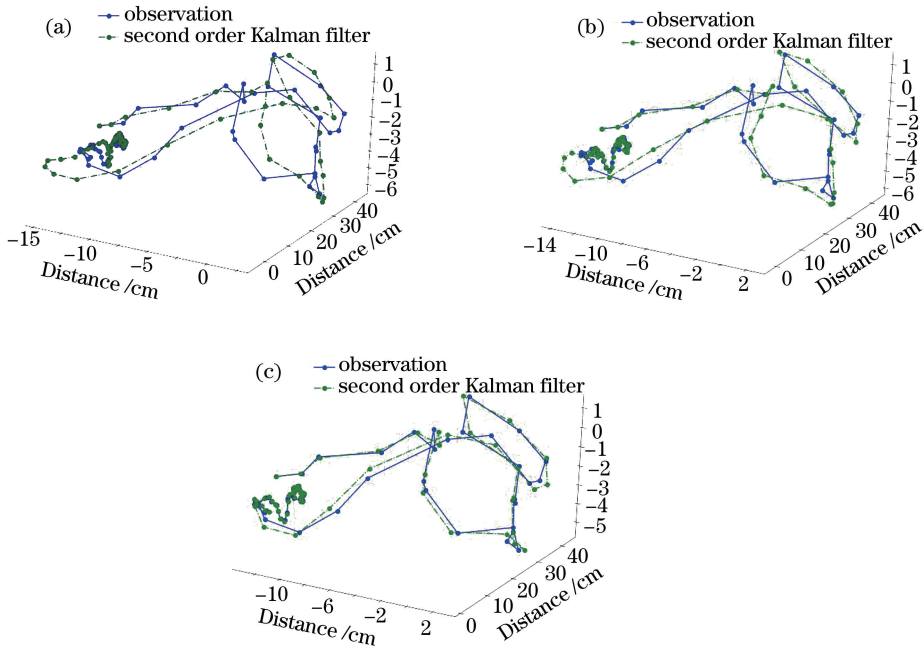


图 3 不同 R 值时 2 阶 KF 在 Building 样本上的轨迹和滤波结果。(a) $30I$; (b) $4I$; (c) $0.2I$

Fig. 3 Trajectories and filtering results with 2nd order KF on sample Building with different R values. (a) $30I$; (b) $4I$; (c) $0.2I$

表 4 Q 取不同值时 2 阶 KF 对 Building 样本处理的残差绝对值之和
Table 4 SAE with 2nd order KF on sample Building with different Q values

Q	x	y	z
$3I$	3.6143305371	3.2402297349	2.3305651027
$2I$	4.8386090425	4.3558218077	3.0528520933
I	7.4431476121	6.7908915597	4.5985021498
$0.1I$	21.5348542396	20.9164302782	11.3291778089
$0.05I$	26.4180406329	27.7421923202	14.2432048317
$0.02I$	32.8214863288	40.9316630926	18.6174965700
$0.01I$	37.2450016960	53.8418198128	21.6609952331

从表 3 和表 4 中的数据可以看出,随着 R 值的减小和 Q 值的增大,残差绝对值之和不断减小。在图 3 和图 4 中发现,小的残差绝对值之和并不意味着滤波效果的提高。例如,当 $R=0.2I, Q=3I$ 时,

滤波结果数据点基本上与观测数据点吻合,此时残差绝对值之和最小,但是未能有效滤波除噪声,没有达到降噪的目的。而太大的 R 值和太小的 Q 值又会使滤波结果偏离真实数据点,因此,合理的 R 值和

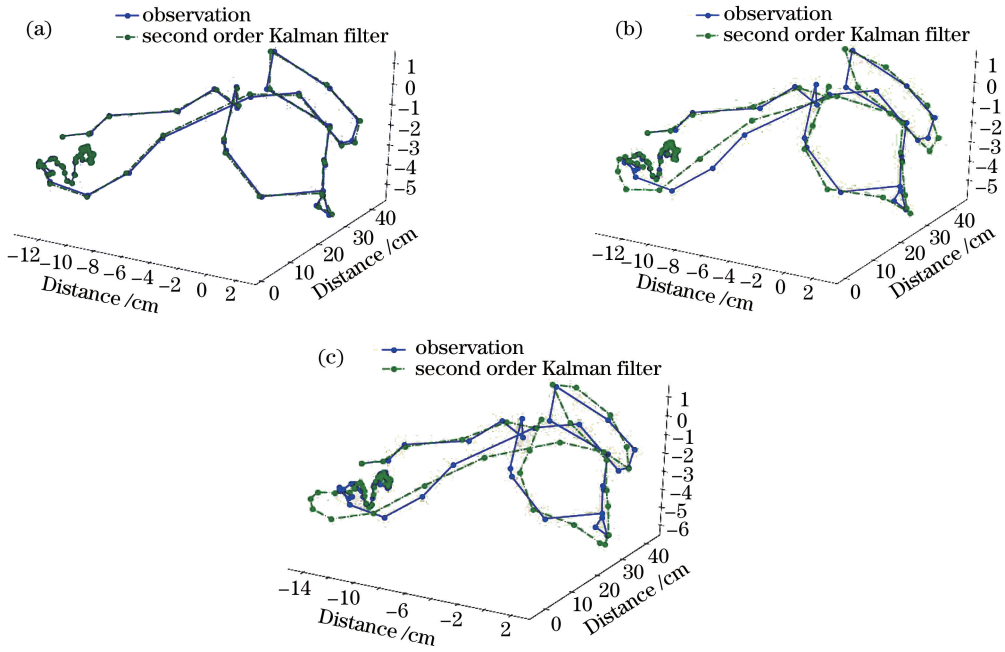


图4 不同 Q 值 2 阶 KF 在 Building 样本上的轨迹和滤波结果。(a) $3\mathbf{I}$; (b) $0.1\mathbf{I}$; (c) $0.01\mathbf{I}$

Fig. 4 Trajectories and filtering results with 2nd order KF on sample Building with different Q values.

(a) $3\mathbf{I}$; (b) $0.1\mathbf{I}$; (c) $0.01\mathbf{I}$

Q 值,应该根据具体应用中噪声的大小通过实验的方法进行设置。实验中一般选取 $R = \mathbf{I}, Q = 0.1\mathbf{I}$ 。

从以上实验结果可以看出,ASL 数据集经本文方法降噪处理后,手语标志运动轨迹更加平滑,减少了停留点等,并较好地保留了每种手语动作的细节,在 3 维空间上的残差绝对值之和也较小,为手语轨迹的分段、量化和识别奠定了基础。

4.3 中医正骨手法数据实验

中医正骨仿真训练系统采集的数据包含施术者手部 3 维空间位置、作用力大小等,与 ASL 数据集的数据采集原理较为相近,二者的动作过程也具有一定的相似性,此处将上述实验得出的超参数应用于中医正骨仿真训练系统中。

针对中医正骨仿真训练系统采集的“提按”手法数据样本分别采取 0 阶、1 阶和 2 阶 KF,并设置超参数如下: $P = 100\mathbf{I}, R = \mathbf{I}, Q = 0.1\mathbf{I}$ 。实验结果的

SAE 如表 5 所示,从表 5 中数据可以看出,2 阶 KF 在 3 个维度上均具有较低的 SAE。采用 0 阶、1 阶和 2 阶 KF 处理后数据在 x 轴上的残差分布如图 5 所示,图中阴影区域均为 $\pm\sigma$ 区域。从图 5 中也可直观地看出使用 2 阶 KF 处理的数据基本位于 $\pm\sigma$ 区域内,1 阶 KF 处理后数据的残差有部分偏离 $\pm\sigma$ 区域,而使用 0 阶 KF 处理的数据则有较多数据偏离 $\pm\sigma$ 区域。

表 5 采用 0 阶、1 阶和 2 阶 KF 处理中医正骨手法样本数据的残差绝对值之和

Table 5 Sum of absolute errors with 0th, 1st, 2nd order KF on one sample of Chinese bone-setting

Algorithm	x	y	z
0 th order	87.8364660648	89.3155974421	91.9954644107
1 st order	65.0689560382	54.8607837037	48.7496570238
2 nd order	28.9052231389	25.9885475680	23.6793952765

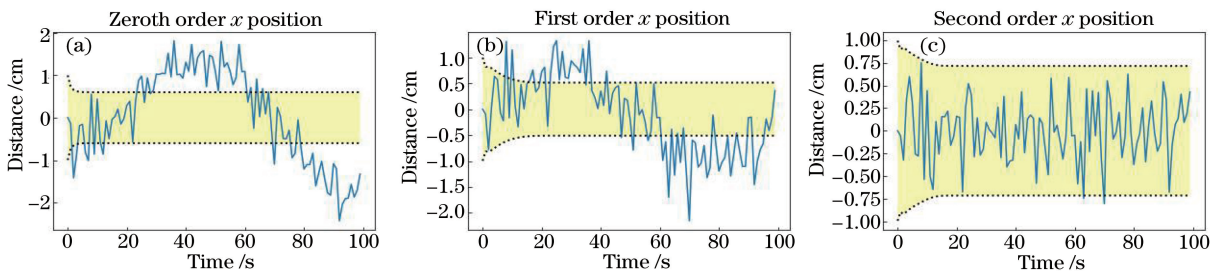


图 5 采用 0 阶、1 阶和 2 阶 KF 在 x 方向上的残差分布

Fig. 5 Residual error on axis x with 0th, 1st, 2nd order KF

采用2阶卡尔曼滤波器对采集的中医正骨手法数据进行处理,结果如图6所示。经中医骨科专家鉴定,认为经降噪处理后的数据既较好地滤除了因传感器精度和信道传输过程中产生的噪声,又较好地保留了中医正骨专家的手法操作细节。

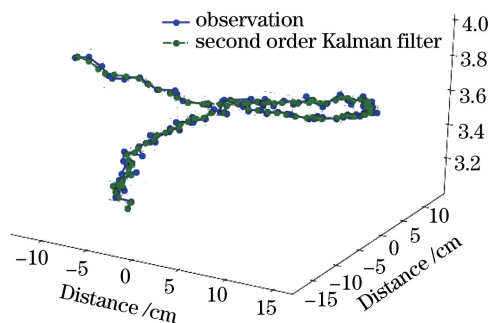


图6 中医正骨手法位移数据滤波效果

Fig. 6 Trajectory and filtering result of bone-setting manipulation in traditional Chinese medicine

5 结 论

针对中医正骨手法操作变化繁复的特点,在卡尔曼滤波器中增加速度、加速度向量,设计了0阶、1阶和2阶卡尔曼滤波器,并通过理论分析和实验的方法确定了滤波器中参数的设置原则。在ASL数据集和中医正骨仿真训练系统中应用本文方法,较好地滤除了噪声,保留了手法细节,达到了较好的效果。今后的研究方向是通过采集的数据对正骨手法进行分割,通过分段表征正骨手法,实现对正骨手法的匹配和评价。

参 考 文 献

- [1] Kong B, Xue B, Jia Y J, et al. A brief analysis of the current situation of the Chinese bone-setting in the inheritance [J]. Chinese Journal of Traditional Medical Traumatology & Orthopedics, 2016, 24(11): 70-73.
孔博, 薛彬, 贾友冀, 等. 传承中不断发展的中医正骨流派现状简析[J]. 中国中医骨伤科杂志, 2016, 24(11): 70-73.
- [2] Yu X Q. Data fusion of multi-sensor information in traditional Chinese medicine bone simulation system [D]. Jinan: Shandong University of Traditional Chinese Medicine, 2018.
于晓青. 中医正骨仿真系统中多传感器信息的数据融合处理[D]. 济南: 山东中医药大学, 2018.
- [3] Song X R, Cao H, Qiu P. Design of Chinese medicine bone-setting reset system based on virtual

instrument technology [J]. Journal of Shandong University of Traditional Chinese Medicine, 2011, 35(1): 11-13, 16.

宋晓瑞, 曹慧, 邱鹏. 基于虚拟仪器技术的中医骨伤手法复位系统的设计[J]. 山东中医药大学学报, 2011, 35(1): 11-13, 16.

- [4] Gao F R, Wei D J, Zhang J Z, et al. Preparation of entity fracture model in virtual bone-setting system of traditional Chinese medicine [J]. Shandong Journal of Traditional Chinese Medicine, 2017, 36(5): 379-382.
高凡茹, 魏德健, 张俊忠, 等. 虚拟中医正骨系统实体骨折模型的制备[J]. 山东中医杂志, 2017, 36(5): 379-382.
- [5] Zhou C S, Wei D J, Cao H, et al. Evaluation of orthodontic techniques in TCM bone-setting simulation system [J]. Chinese Archives of Traditional Chinese Medicine, 2018, 36(8): 1826-1828.
周晨烁, 魏德健, 曹慧, 等. 中医正骨仿真系统中正骨手法的评价[J]. 中华中医药学刊, 2018, 36(8): 1826-1828.
- [6] Cao H, Song X R, Qiu P, et al. The research on multi-sensor information fusion algorithm in the virtual bone-setting manipulation [J]. Periodical of Ocean University of China, 2011, 41(4): 127-130, 134.
曹慧, 宋晓瑞, 邱鹏, 等. 虚拟正骨手法中多传感器信息融合算法研究[J]. 中国海洋大学学报(自然科学版), 2011, 41(4): 127-130, 134.
- [7] Li H F, Wei D J, Zhang J Z, et al. Noise reduction of sensor information in virtual simulation system for traditional Chinese medicine bone-setting [J]. Chinese Medical Equipment Journal, 2016, 37(9): 5-7, 15.
李洪凤, 魏德健, 张俊忠, 等. 中医正骨虚拟仿真系统中传感器信息的降噪处理研究[J]. 医疗卫生装备, 2016, 37(9): 5-7, 15.
- [8] Li H F. Noise reduction of sensor information in clinical training system for traditional Chinese medicine bone-setting [D]. Jinan: Shandong University of Traditional Chinese Medicine, 2017.
李洪凤. 中医正骨临床训练系统中传感器信息的降噪处理[D]. 济南: 山东中医药大学, 2017.
- [9] Cao H, Hu K F, Zhou Z J, et al. Kalman filter noise reduction methods in clinical training system for bone-setting of traditional Chinese medicine [J]. Journal of Shandong University of Traditional Chinese Medicine, 2018, 42(3): 199-203.
曹慧, 胡孔法, 周作建, 等. 面向中医正骨临床训练

- 系统的卡尔曼滤波降噪方法研究[J]. 山东中医药大学学报, 2018, 42(3): 199-203.
- [10] Cao H, Gao F R, Wei D J, et al. The application of attitude detection Chinese medicine bone-setting simulation system [J]. Lishizhen Medicine and Materia Medica Research, 2017, 28(12): 3017-3019. 曹慧, 高凡茹, 魏德健, 等. 中医正骨仿真系统中姿态检测的应用[J]. 时珍国医国药, 2017, 28(12): 3017-3019.
- [11] Gao F R. The application of attitude detection Chinese medicine bone-setting simulation system[D]. Jinan: Shandong University of Traditional Chinese Medicine, 2017. 高凡茹. 姿态检测在中医正骨仿真系统中的应用[D]. 济南: 山东中医药大学, 2017.
- [12] Kadous M W. Temporal classification: extending the classification paradigm to multivariate time series [M]. Kensington: University of New South Wales, 2002.
- [13] Shi L C, An Y L, Su B H, et al. An improved background subtraction algorithm based on Kalman filtering [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(8): 081003. 施龙超, 安玉磊, 苏秉华, 等. 一种改进的基于卡尔曼滤波的背景差分算法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(8): 081003.
- [14] Mu S S, Qiao C. Ground-target geo-location method based on extended Kalman filtering for small-scale airborne electro-optical platform [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(5): 0528001. 穆绍硕, 乔川. 小型机载光电平台中基于扩展卡尔曼滤波的地面目标定位算法[J]. 光学学报, 2019, 39(5): 0528001.
- [15] Zhang X G, Zhang Y, Wang Y N, et al. Covariance tracking based on forgetting factor and Kalman filter [J]. Acta Optica Sinica, 2010, 30(8): 2317-2323. 张旭光, 张云, 王艳宁, 等. 基于遗忘因子与卡尔曼滤波的协方差跟踪[J]. 光学学报, 2010, 30(8): 2317-2323.
- [16] Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problems [J]. Journal of Basic Engineering, 1960, 82(1): 35-45.
- [17] Chen P, Yuan G G, Wang Y C, et al. Demodulation of CD3S signals through mixed Kalman filtering for multipath channel [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2018, 46(11): 76-80. 陈鹏, 袁国刚, 王永川, 等. 多径 CD3S 信号的混合卡尔曼滤波解调[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2018, 46(11): 76-80.
- [18] Yu L Y. Research and application of 3D motion trajectory representation and matching based on segmentation [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2017. 余丽雅. 基于分割的三维运动轨迹表征与匹配的研究及应用[D]. 广州: 华南理工大学, 2017.