

康复机器人辅助人体站立的关节力矩模拟与试验研究*

王志强¹ 姜洪源^{1,3} ROMAN Kamink²

无法站立患者的康复训练往往依赖于家人和专业理疗师辅助完成,但人工辅助训练既无法保证每次站立都沿相同轨迹完成,又无法保证足够的训练强度^[1]。专业的辅助站立训练器具可以解决上述问题,但目前的辅助站立器具存在如下缺点:无法保证辅助站立轨迹的精度,控制器易受噪声信号的干扰,无法记录训练参数等。对站立过程分析可知,患者在站立时需要足够的关节力矩来保证身体的平衡并防止摔倒^[2-3]。针对上述问题,本文设计了康复机器人系统,目的是为了结合患者主动力和机器人辅助力来完成站立训练,并保证对站立轨迹的精确追踪。康复机器人与传感器结合使用时,可对辅助站立的运动学参数进行测量与分析^[4]。康复机器人采用液压系统作为动力源,这是由于液压系统与同马力电机和机械系统相比,体积小、承受压力大且成本低,通过液压软管传递动力,不受位置和形状限制并有自润滑作用。当液压系统超负荷时,可通过泄压阀调解,安全性较高。

分析站立过程中下肢各关节所受力矩,对于指导理疗师制订合理的训练方案和评估康复站立效果具有指导作用。为了对辅助站立过程中患者下肢各关节力矩的变化情况进行分析和测试,本研究康复机器人系统相关测试设备如图1所示,主要包括康复机器人、站立扶手架与传感器系统,其中传感器系统又包括 ATMI 测力板与 6 轴 JR3 力与力矩传感器。

图1 力控制试验设备



1 扩展卡尔曼算法

分析康复机器人辅助站立过程人体下肢的力矩,首先要得到运动学参数(角度、角速度和加速度等)。最常见的测量方式是采用三维光学运动测试系统,此系统所测人体站立运动学参数虽然精度高,但其造价高、不便携带,测试时穿戴费时而且标定点易被阻挡^[5-6]。惯性传感器体积小而且造价低,但所测数据无法与其他已知参数融合,这一缺点通过数据融合算法得到解决^[7-8]。

目前应用较广的数据融合算法为卡尔曼滤波算法,但其只能解决线性差分方程,而辅助站立过程的运动方程为非线性问题,因此传统的卡尔曼滤波算法无法解决。对卡尔曼滤波算法进行非线性处理的扩展卡尔曼滤波算法可很好的解决非线性问题。因此,可采用扩展卡尔曼滤波算法实现上述目的。

扩展卡尔曼滤波算法解决非线性问题时,将每次迭代计算的系统状态在当前的估计值处近似线性化。在扩展卡尔曼滤波算法中,可用状态方程和测量方程的非线性状态空间来描述系统模型。如过程的状态向量是 $x \in R^n$, 则系统过程的状态方程可表示为非线性方程:

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k, w_k) \quad (1)$$

$$z_k = h(x_k, v_k) \quad (2)$$

非线性函数 f 是关于状态向量 x 、由时间步长 k 到 $k+1$ 时状态向量的驱动函数 u 和过程噪声 w 的函数。测量方程 h 是关于状态向量 x 和测量噪声 v 的函数,测量方程建立了状态向量 x 与观测变量 z_k 的关系。过程噪声 w 和测量噪声 h 均为不相关零平均值的高斯白噪声。

1.1 辅助站立的状态与测量方程

设计扩展卡尔曼滤波器结构时需要考虑计算效率与精度,本文所设计的滤波器结构的状态向量与测量向量为:

$$x_k = [\theta_1 \dot{\theta}_1 \ddot{\theta}_1 \theta_2 \dot{\theta}_2 \ddot{\theta}_2 \theta_3 \dot{\theta}_3 \ddot{\theta}_3]^T \quad (3)$$

$$z_k = [\dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 \dot{\theta}_3 \alpha_{y1} \alpha_{z1} \alpha_{y2} \alpha_{z2} \alpha_{y3} \alpha_{z3} M_1 M_2 M_3]^T \quad (4)$$

公式(3)与(4)中 $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ 为小腿、大腿和上身与水平轴的夹角, $\dot{\theta}_1, \dot{\theta}_2, \dot{\theta}_3$ 为小腿、大腿和上身角速度, $\ddot{\theta}_1, \ddot{\theta}_2, \ddot{\theta}_3$ 为小腿、大腿和上身的角加速度, M_1, M_2, M_3 为踝关节、膝关节与髋

DOI:10.3969/j.issn.1001-1242.2014.09.010

*基金项目:国家自然科学基金项目(50575053);中国与斯洛文尼亚政府间科技项目(9-7)

1 哈尔滨工业大学机电工程学院,150001; 2 卢布尔雅那大学电气学院; 3 通讯作者

作者简介:王志强,男,在读博士; 收稿日期:2013-10-18

关节处的力矩, a_{y1}, a_{y2}, a_{y3} 为小腿、大腿和上身质心沿垂水平向线性加速度; a_{z1}, a_{z2}, a_{z3} 为小腿、大腿和上身质心沿垂直方向线性加速度。

1.2 扩展卡尔曼滤波算法的迭代原理

扩展卡尔曼滤波算法的优点是状态方程为线性方程, 但测量方程仍为非线性。扩展卡尔曼滤波算法是迭代计算的过程, 其迭代过程如图2所示。

图2 扩展卡尔曼滤波算法

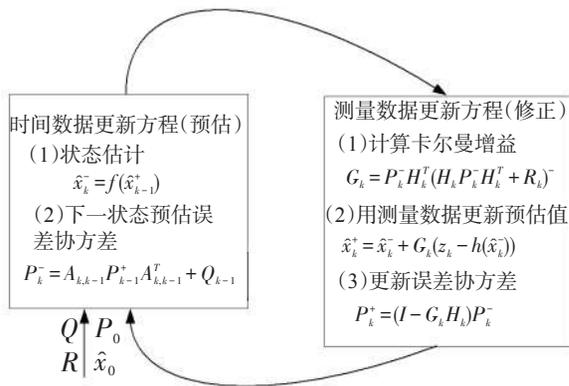


图2可知, 扩展卡尔曼滤波的时间数据更新方程把误差协方差估计和状态估计从 $k-1$ 时刻向前推算到 k 时刻, 主要起到预估作用。其中 A_k 表示 k 时刻的雅克比矩阵, Q_k 表示 k 时刻过程噪声的协方差。在测量数据更新方程中, 扩展卡尔曼滤波算法使用观测值修正协方差估计和状态估计, 起到修正作用。其中 H_k 是 k 时刻测量值的雅克比矩阵, R_k 是 k 时刻观测噪声的协方差矩阵。矩阵 A 和 H 为雅克比矩阵, 由函数 $f(\cdot)$ 和 $h(\cdot)$ 对向量 \vec{x} 求偏微分得到, 其表达式为:

$$A_k = \frac{\partial f_i}{\partial x_j}(\vec{x}_k, \vec{u}_k, 0) \tag{5}$$

$$H_k = \frac{\partial h_i}{\partial x_j}(\vec{x}_k, 0) \tag{6}$$

扩展卡尔曼滤波算法可将卡尔曼增益表达式中的雅克比矩阵对观测数据中的有用部分进行准确传递。如果观测变量和状态变量之间不存在对应关系, 雅克比矩阵将修正卡尔曼增益加权残差, 使其与状态变量发生作用。如果在整个观测中, 状态变量和观测变量之间没有对应关系, 会导致滤波发散。

1.3 辅助站立的逆动力学算法

牛顿欧拉逆动力学方法是通过人体下肢各关节的位置、速度和加速度值, 求出力矩值。将人体下肢视为由小腿和腿组成的杆件结构, 其牛顿欧拉方程为:

$$\sum F = ma \tag{7}$$

$$\sum M = I\dot{\omega} + \omega \times I\omega \tag{8}$$

式(7)与(8)中 a 为线速度, ω 为角速度, $\dot{\omega}$ 为角加速度, 为转动惯量。

由人体踝关节开始, 向膝关节与髌关节迭代。由于小腿与大腿所受的力与力矩与对应的线性加速度和角加速度有关, 因此迭代中小腿与大腿的合力与力矩为:

$$F_i = m_i(\dot{V}_i + \dot{\omega}_i \times c_i + \omega_i \times \omega_i \times c_i) \tag{9}$$

$$M_i = I_i^m \dot{\omega}_i + \omega_i \times I_i^m \omega_i \tag{10}$$

式中 m_i 为小腿或大腿的质量, c_i 表示质心在广义坐标系中的坐标, I_i^m 为惯量矩阵。

由测力板所得踝关节处的力与力矩为子节点, 向髌关节的根节点进行迭代, 目的是求解膝关节与髌关节处的力矩值。因此, 由踝关节与小腿开始, 逐步推导出膝关节与髌关节的力矩值。

$$f_i = F_i + {}^i E_{i+1} f_{i+1} \tag{11}$$

$$n_i = M_i + c_i \times F_i + {}^i E_{i+1} n_{i+1} + {}^i r_{i+1} \times {}^i E_{i+1} f_{i+1} \tag{12}$$

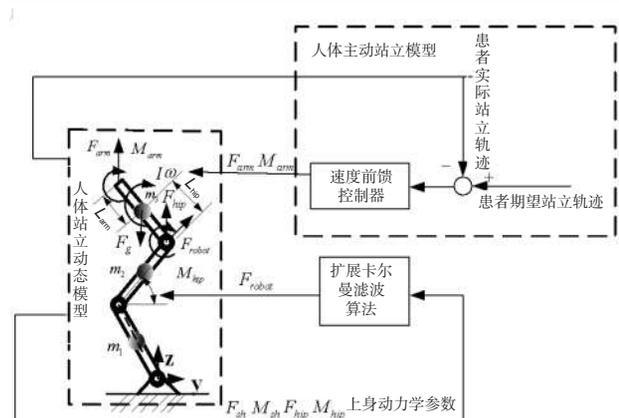
f_i, n_i 为杆件 i 经由关节 i 而受到的力、力矩值。通过上述牛顿欧拉逆动力学算法迭代计算可得到站立过程中下肢各关节处的力矩值。

2 康复机器人的控制

通过逆动力学算法得出各关节所需力矩值, 将患者主动动力与康复机器人所提供的辅助力相结合, 机器人所提供的辅助力由患者主动动力决定。力与力矩传感器可测得手臂与下肢的主动动力, 并将其作为力控制的反馈输入。人体站立过程所受力与力矩及康复机器人控制流程见图3。

初始踝关节处的力与力矩值是未知量, 在辅助站立过程中, 患者通过踩踏铺于地面的测力板, 可测得地面对其足部的反作用力与力矩, 足部力矩可近似作用于踝关节处。在此基础上, 根据测试所得踝关节力与力矩数据结合牛顿欧拉逆

图3 辅助站立人体所受力与力矩及控制框图



动力学算法可计算得出膝关节与髋关节处的力矩值。安装于康复机器人自行车座下的JR3力与力矩传感器可测得髋关节与自行车座的接触力,以此来判断患者与机器人是否分离。

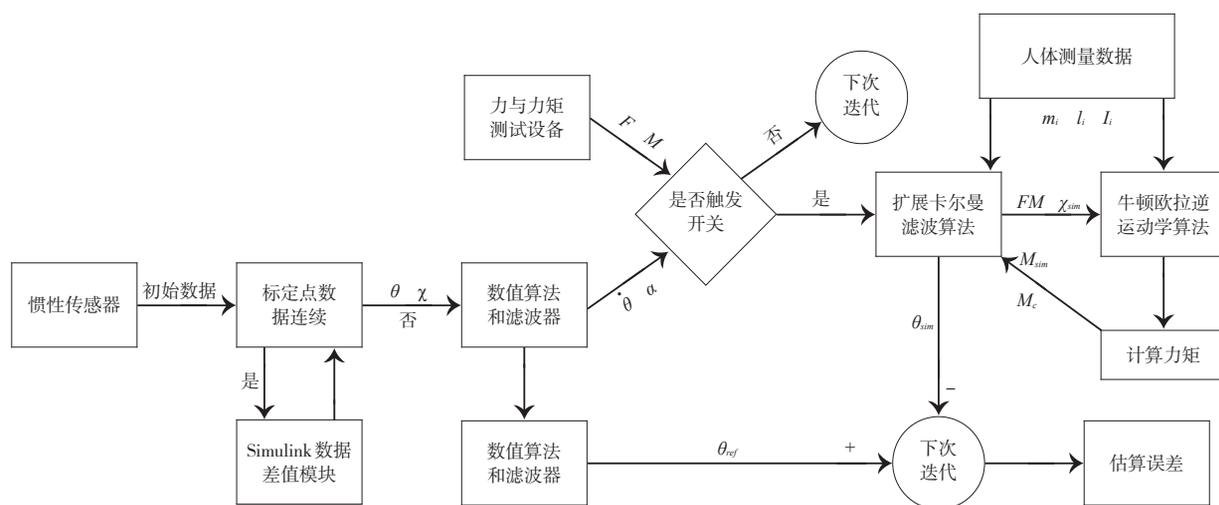
3 辅助站立各关节力矩的模拟与测试

为了消除测试者之间的个体差异,在试验过程中,将上肢交叉折叠放于前胸。正式开始测量之前对测试者进行3

次预实验,使其了解康复机器人系统并熟悉测试流程。当坐姿稳定且准备就绪时,康复机器人开始辅助站立,同时记录所测数据。为了更准确和全面的记录站立过程中的测试数据,当测试者完成站立2s后停止记录数据。对辅助站立过程进行4次重复测试,并保持测试者最舒适和正常的站立速度。康复机器人辅助站立的测试过程和基于扩展卡尔曼滤波算法的模拟流程见图4。

由图4可知,通过惯性传感器与三维光学运动测量系统

图4 数据测试与处理流程图



测得人体位置数据,但由于运动学参数的连续性将影响所建模型的计算精度,因此采用数据插值算法来补充所丢失数据点并解决数据连续性问题。在MATLAB/Simulink环境中开发数据差值模块,对不连续数据进行3次差值计算,使得所测数据连续并消除误差。惯性传感器可测得患者各关节与各部位的运动学参数,并选取巴特沃斯滤波器来消除噪声信号,滤波器采样频率为100Hz,截止频率为3Hz,并选用了二阶双通道滤波。这样就得到人体各部位的参考角度位置 θ_{ref} ,并通过求导计算得出所对应的参考角速度与加速度值。在参考角速度中加入特定的噪声信号来模拟传感器产生的角速度 $\dot{\theta}$,而在各部位质心的参考加速度中加入特定的噪声信号来模拟重力分量 a 。上述所得数据输入到控制算法中计算出预估关节角度 θ_{sim} ,通过预估的运动学参数 x_{sim} 、测力板所得数据 F 和 M 及预估力矩 M_{sim} 作为牛顿欧拉逆动力学算法的输入。由于人体形状和构成复杂,因此准确计算人体惯性参数十分困难。根据参考文献可得标准化的人体参数^[9]。

采用Optotrak三维光学运动测量系统来测试关节运动学参数,系统通过追踪发光二极管的标定点位置来获取坐标数据。试验时将标记点使用双面胶粘贴于人体解剖学标志点处:小腿远端的外侧踝,小腿近端腓骨头、大腿远端股骨

踝,大腿近端大转子,髌骨和肩峰前外侧边缘。同时放置两组摄像仪位于患者4m距离处,并将其高度调整为2m。每组摄像仪与患者成45°夹角,这样布局摄像仪不但可以最大范围测试站立过程中人体运动学数据,而且可防止站立过程中由于障碍物或者患者自身部位对标定点阻挡造成无法测量数据。使用六轴AMTI测力板可测量站立过程中人体足部的力与力矩值。六轴JR3力与力矩传感器用来判断人机接触力和触发开关。

上述所测数据在收集过程中总受到运动伪影的干扰,需要采取平滑技术消除影响。因此,选择了截止频率为3Hz的二阶双通道巴特沃斯过滤器进行数据平滑处理。

4 关节力矩模拟与测试结果

以测力板所得踝关节处力矩与人体测量学参数作为牛顿欧拉逆动力学算法的输入,可计算得出各关节力矩模拟值,通过传感器可得到测试值。因此,对比力矩模拟值与测试值,既可分析算法能否准确预测关节力矩,又可验证扩展卡尔曼滤波算法能否实现数据融合,并分析辅助站立过程中各关节的力矩分布情况。模拟与测试结果见图5—7所示。

由图5可知,踝关节处的力矩变化较小,最大力矩值约

为40Nm。模拟与测试曲线的变化趋势基本一致,但在初始与接近完全站立阶段重合度相对较低。分析误差产生的原因是由于初始与完全站立阶段,踝关节处需要较高的力矩值来保持人体的平衡性,因此波动较大。

由图6可知,膝关节力矩在初始站立阶段为负值,表示膝关节发生弯曲,而后变化为正值,表示膝运动开始伸展,因此膝关节在站立过程中的运动是较为复杂的。与图5对比可知,辅助站立过程中踝关节只进行伸展运动。

由图7可知,辅助站立过程中髋关节处的力矩变化较大,因此人体髋关节处的力矩决定了最终的站立效果。康复机器人需在髋关节处提供足够的辅助力矩,患者才可完成站立。对比图5与6可知,髋关节处产生的力矩最大,而踝关节处产生的力矩最小。

5 结论

康复机器人不但符合人体站立运动规律,而且可平稳辅助患者完成康复站立训练。扩展卡尔曼滤波算法可实现传感器测试数据与模拟数据的融合,并能实现对辅助站立非线性问题的处理。关节力矩的模拟值与测试值变化趋势一致,重合度较好,所建模型可预测辅助站立时各关节力矩值。牛顿欧拉逆动力学算法所得关节力矩对人体测量学数据较为敏感。

参考文献

- [1] 王志强,姜洪源,KAMNIK Roman. 辅助起立机器人反馈控制与速度前馈控制性能对比[J]. 机器人,2012,34(6):641—645.
- [2] Rodosky MW, Andriacchi TP, Andersson GBJ. The influence of chair height on lower limb mechanics during rising [J].Journal of Orthopaedic Research,1989,7(2):266—271.
- [3] Shinsuke Yoshioka, Akinori Nagano, Ryutarō Himeno, et al. Computation of the kinematics and the minimum peak joint moments of sit-to-stand movements[J]. Biomedical Engineering Online,2007,6(26):1—14.
- [4] 王志强,姜洪源,KAMNIK Roman. 辅助起立机器人轨迹追踪仿真及试验研究[J]. 医用生物力学,2013,28(2):171—177.
- [5] Boonstra MC, Rienk van der Slikke, Keijsers NLW, et al. The accuracy of measuring the kinematics of rising from a chair with accelerometers and gyroscopes[J].Journal of Biomechanics,2006,39(2):354—358.
- [6] Roman Kamnik, Josip Musić, Helena Burger, et al. Design of inertial motion sensor and its usage in biomechanical analysis. Proceedings of 4th International Conference on Electrical and Power Engineering[C]. Isai, Romania, 2006.511—516.
- [7] Roetenberg D, Luinge HJ, Baten CTM, et al. Compensation

图5 踝关节力矩模拟与实测值

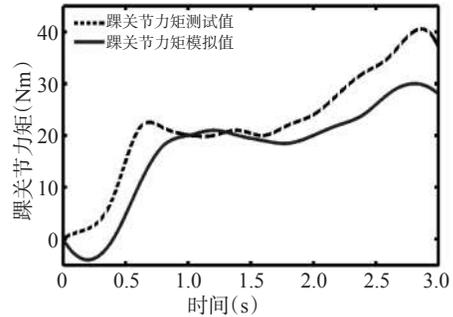


图6 膝关节力矩模拟与实测值

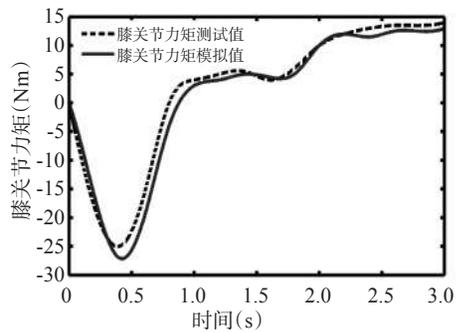
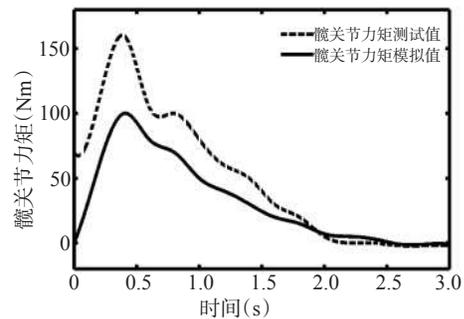


图7 髋关节力矩模拟与实测值



of magnetic disturbances improves inertial and magnetic sensing of human body segment orientation[J]. Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on, 2005,13(3):395—405.

- [8] Xiaoping Yun, Eric R Bachmann. Design, implementation, and experimental results of a quaternion-based Kalman filter for human body motion tracking[J]. Robotics, IEEE Transactions on,2006,22(6):1216—1227.
- [9] Paolo De Leva. Adjustments to Zatsiorsky-Seluyanov's segment inertia parameters[J]. Journal of Biomechanics,1996,29(9):1223—1230.