



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 111096830 B

(45) 授权公告日 2021. 11. 30

(21) 申请号 201911384974.3

(22) 申请日 2019.12.28

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 111096830 A

(43) 申请公布日 2020.05.05

(73) 专利权人 杭州电子科技大学
地址 310018 浙江省杭州市下沙高教园区2号大街

(72) 发明人 孔万增 王伟富 宋国明 王雪岩

(74) 专利代理机构 杭州君度专利代理事务所
(特殊普通合伙) 33240
代理人 朱亚冠

(51) Int. Cl.

A61F 2/60 (2006.01)

A61B 5/11 (2006.01)

A61F 2/68 (2006.01)

A61H 3/00 (2006.01)

G06K 9/00 (2006.01)

G06K 9/40 (2006.01)

G06K 9/62 (2006.01)

(56) 对比文件

CN 101036601 A, 2007.09.19

CN 102639082 A, 2012.08.15

US 5007938 A, 1991.04.16

US 2015148423 A1, 2015.05.28

US 2011125291 A1, 2011.05.26

US 2019117415 A1, 2019.04.25

US 2006276393 A1, 2006.12.07

US 2008091087 A1, 2008.04.17

US 2004167638 A1, 2004.08.26

US 2011213466 A1, 2011.09.01

EP 2825134 A1, 2015.01.21

CN 109464193 A, 2019.03.15

US 2015313728 A1, 2015.11.05

CN 103637840 A, 2014.03.19

N. Shiozawa. Virtual walkway system and prediction of gait mode transition for the control of the gait simulator. 《The 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society》. 2004,

宋国明. 下肢外骨骼步态感知预测与控制方法研究与应用. 《中国优秀硕士学位论文全文数据库》. 2021,

Yuhang Ye. Optimal Feature Selection for EMG-Based Finger Force Estimation Using LightGBM Model. 《2019 28th IEEE International Conference on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)》. 2019,

审查员 徐一森

权利要求书3页 说明书10页 附图2页

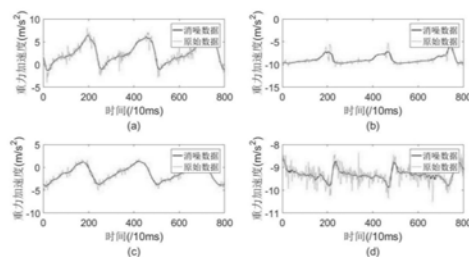
(54) 发明名称

一种基于LightGBM的外骨骼步态预测方法

(57) 摘要

本发明公开一种基于LightGBM的外骨骼步态预测方法。本发明通过人体运动学分析,提取下肢关节的加速度数据做离线分析,进而解算出关节控制目标轨迹,最后控制系统通过该轨迹进行运动控制,实现下肢外骨骼的人体步态运动。本发明提出一种全新的下肢运动步态轨迹预测方法,能够应用于下肢外骨骼控制中,创新性的对LightGBM实现并联结构输入,并对下肢关节的

连续目标值的步态轨迹预测,预测方法具有较强的精确度,减少了训练时间。



CN 111096830 B

1. 一种基于LightGBM的外骨骼步态预测方法,其特征在于该方法包括如下步骤:

步骤(1)、数据采集阶段

将5个IMU传感器分别设置在使用者的腰部、左大腿、左小腿、右大腿、右小腿;实时获取5个IMU传感器的x、y轴向加速度值;

步骤(2)、数据分析与消噪平滑处理

根据步骤(1) 5个IMU传感器的x、y轴向加速度值,构建一个由 $10 \times k$ 加速度分量组成的矩阵,定义为:

$$R = [V_1, V_2, \dots, V_i, \dots, V_{10}]^T, T \text{表示矩阵的转置}$$

其中 $V_i = [v_1^i, v_2^i, \dots, v_t^i, \dots, v_k^i]$, v_t^i 表示第i个加速度分量在t时刻加速度值, K为数据采样点的总数量;

对 V_i 做移动平均滤波消噪处理,设 v_t^i 的滤波值为 y_t^i ,则:

$$y_t^i = \begin{cases} v_t^i, & t = 1, K \\ \frac{\sum_{j=1}^{2t-1} v_j^i}{2t-1}, & t = 2, 3, \dots, M \\ \frac{\sum_{j=t-M}^{t+M} v_j^i}{L}, & t = M+1, M+2, \dots, K-M \\ \frac{\sum_{j=2t-K}^K v_j^i}{2K-2t+1}, & t = K-M+1, K-M+2, \dots, K-1 \end{cases} \quad (2.1)$$

其中L为移动平均滤波处理时所取的原加速度值个数,且L为奇数, $M = (L-1)/2$;

根据公式(2.1),最终得到 V_i 全部t ($t=1, 2, \dots, K$)时刻的消噪数据:

$$Y_i = [y_1^i, y_2^i, \dots, y_t^i, \dots, y_K^i] \quad (2.2)$$

步骤(3)、获取步态数据中的实时屈伸角

根据步骤(2)处理后的消噪数据,以左下肢为例,某一时刻t左下肢髋关节屈伸角角度 $\alpha_t^{\text{左}}$ 和膝关节的屈伸角角度 $\beta_t^{\text{左}}$ 分别由公式(3.1)以及(3.2)得到:

$$\alpha_t^{\text{左}} = \tan^{-1} \frac{a_{x1}}{a_{y1}} \quad (3.1)$$

$$\beta_t^{\text{左}} = \tan^{-1} \frac{a_{x1}}{a_{y1}} - \tan^{-1} \frac{a_{x2}}{a_{y2}} \quad (3.2)$$

其中 a_{x1}, a_{y1} 分别为步骤2处理后时刻t左大腿IMU传感器的加速度分量, a_{x2}, a_{y2} 分别为步骤2处理后时刻t左小腿IMU传感器的加速度分量;

最终获得所有K个时刻的左下肢髋关节与膝关节屈伸角 $\alpha^{\text{左}}$ 与 $\beta^{\text{左}}$:

$$\alpha^{\text{左}} = [\alpha_1^{\text{左}}, \alpha_2^{\text{左}}, \dots, \alpha_K^{\text{左}}]$$

$$\beta^{\text{左}} = [\beta_1^{\text{左}}, \beta_2^{\text{左}}, \dots, \beta_K^{\text{左}}]$$

同理获得右下肢髋关节与膝关节屈伸角;

步骤(4)、改进的LightGBM方法的连续目标值实时预测

以左下肢髋关节屈伸角 $\alpha^{\text{左}}$ 为例:

4.1 预测模型训练

通过步骤3获得的左下肢髌关节屈伸角数据为训练集,训练左下肢髌关节屈伸角的预测模型;

首先利用滑动窗口从 $\alpha^{\text{左}}$ 中提取角度值构建左下肢髌关节屈伸角矩阵 $\mathbf{A}_{\alpha^{\text{左}}}$,作为训练预测模型的特征矩阵,见公式4.1;

$$\mathbf{A}_{\alpha^{\text{左}}} = \begin{bmatrix} \alpha_1^{\text{左}} & \alpha_2^{\text{左}} & \cdots & \alpha_w^{\text{左}} \\ \alpha_{pLen+1}^{\text{左}} & \alpha_{pLen+2}^{\text{左}} & \cdots & \alpha_{pLen+w}^{\text{左}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \alpha_{(N-1) \times pLen+1}^{\text{左}} & \alpha_{(N-1) \times pLen+2}^{\text{左}} & \cdots & \alpha_{(N-1) \times pLen+w}^{\text{左}} \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

其中 w 为滑动窗口的窗宽, N 为滑动窗口数目,以预测长度 $pLen$ 作为滑动窗口的步长, $pLen > 1$;为保证更好地构建目标矩阵,需满足 $K - [(N-1) \times pLen + w] \geq pLen$,即保证 $\alpha^{\text{左}}$ 最后有足够的角度值构建 $pLen$ 个预测长度的预测值;

然后根据预测长度与 $\alpha^{\text{左}}$ 中相对于当前滑动窗口的未来时刻屈伸角角度值,构建矩阵 $\mathbf{D}_{\alpha^{\text{左}}}$,作为训练预测模型的预测目标值矩阵,见公式4.2;

$$\begin{aligned} \mathbf{D}_{\alpha^{\text{左}}} &= \begin{bmatrix} \alpha_{w+1}^{\text{左}} & \alpha_{w+2}^{\text{左}} & \cdots & \alpha_{w+pLen}^{\text{左}} \\ \alpha_{pLen+w+1}^{\text{左}} & \alpha_{pLen+w+2}^{\text{左}} & \cdots & \alpha_{pLen+w+pLen}^{\text{左}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \alpha_{(N-1) \times pLen+w+1}^{\text{左}} & \alpha_{(N-1) \times pLen+w+2}^{\text{左}} & \cdots & \alpha_{(N-1) \times pLen+w+pLen}^{\text{左}} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \alpha_{w+1}^{\text{左}} \\ \alpha_{pLen+w+1}^{\text{左}} \\ \vdots \\ \alpha_{(N-1) \times pLen+w+1}^{\text{左}} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \alpha_{w+2}^{\text{左}} \\ \alpha_{pLen+w+2}^{\text{左}} \\ \vdots \\ \alpha_{(N-1) \times pLen+w+2}^{\text{左}} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \cdots \\ \cdots \\ \ddots \\ \cdots \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \alpha_{w+pLen}^{\text{左}} \\ \alpha_{pLen+w+pLen}^{\text{左}} \\ \vdots \\ \alpha_{(N-1) \times pLen+w+pLen}^{\text{左}} \end{bmatrix} \\ &= [\mathbf{d}_1^{\text{左}}, \mathbf{d}_2^{\text{左}}, \cdots, \mathbf{d}_{pLen}^{\text{左}}] \end{aligned} \quad (4.2)$$

其中 $\mathbf{d}_i^{\text{左}}$ 为左下肢髌关节屈伸角对应未来第 i 个时刻的预测值向量;

根据公式(4.1)与(4.2)构建左下肢髌关节的特征矩阵代入到公式(4.3),得到 $pLen$ 个预测模型:

$$\begin{cases} f_{M1}^{\text{左}} = T(\mathbf{A}_{\alpha^{\text{左}}}, \mathbf{d}_1^{\text{左}}) \\ f_{M2}^{\text{左}} = T(\mathbf{A}_{\alpha^{\text{左}}}, \mathbf{d}_2^{\text{左}}) \\ \cdots \\ f_{MpLen}^{\text{左}} = T(\mathbf{A}_{\alpha^{\text{左}}}, \mathbf{d}_{pLen}^{\text{左}}) \end{cases} \quad (4.3)$$

其中 $T()$ 为LightGBM训练函数, $f_{Mi}^{\text{左}}$ 为左下肢髌关节屈伸角训练后对应未来第 i 个时刻的预测模型;

4.2 预测模型并联预测

左下肢髋关节当前最新滑动窗口内的特征向量为 $\boldsymbol{\gamma}^{\text{左}} = [\alpha_{K-w-1}^{\text{左}}, \alpha_{K-w-2}^{\text{左}}, \dots, \alpha_K^{\text{左}}]$, 通过将 $pLen$ 个训练好的预测模型以并联结构相连, 实现未来 $pLen$ 个时刻的左下肢髋关节屈伸角预测:

$$\begin{cases} p_1^{\text{左}} = f_{M1}^{\text{左}}(\boldsymbol{\gamma}^{\text{左}}) \\ p_2^{\text{左}} = f_{M2}^{\text{左}}(\boldsymbol{\gamma}^{\text{左}}) \\ \dots \\ p_{pLen}^{\text{左}} = f_{MpLen}^{\text{左}}(\boldsymbol{\gamma}^{\text{左}}) \end{cases} \quad (4.4)$$

其中, $p_i^{\text{左}}$ 为未来第 i 个时刻的左下肢髋关节屈伸角预测值;

由式 (4.4) 可得左下肢髋关节屈伸角预测向量 $\boldsymbol{P}^{\text{左}}$:

$$\boldsymbol{P}^{\text{左}} = [p_1^{\text{左}}, p_2^{\text{左}}, \dots, p_{pLen}^{\text{左}}]$$

同理得到左下肢膝关节、右下肢髋关节和膝关节的屈伸角并联预测模型;

步骤 (5)、根据步骤4预测向量以实现步态预测轨迹。

一种基于LightGBM的外骨骼步态预测方法

技术领域

[0001] 本发明属于下肢外骨骼人机协同运动控制领域,涉及一种基于LightGBM(Light Gradient Boosting Machine,提升机器算法)的运动步态轨迹预测方法。

背景技术

[0002] 下肢外骨骼机器人是穿戴在用户下肢外部的一种典型的人机一体化系统,综合了检测,控制,信息融合等机器人呢技术,将用户的智力与机器人的“体力”结合在一起,提供动力以辅助用户的运动。民用领域方面,外骨骼机器人可以帮助老年人正常行动。医疗领域方面,外骨骼机器人在辅助残疾人正常生活的同时,也大大减轻了医务人员的工作压力。军事领域方面,外骨骼机器人可以提高战场的救援效率,帮助更多的受伤人员,由于外骨骼机器人在各领域发挥巨大的作用,使得其发展前景十分广阔。

[0003] 目前有两种系统输入来预测外骨骼机器人的步态轨迹,一是通过感知型传感器测量脑电信号(EEG)或者肌电信号(EMG)等人体生物信号作为外骨骼控制系统的输入,尽管生物信号超前于人体运动,能够解决运动滞后的问题,但EEG和EMG信号不稳定,容易受到静电、汗液等的干扰。二是利用角度/角速度、力/力矩等物理型传感器,实时采集人体运动学或动力学数据作为外骨骼控制系统的输入。对于步态轨迹预测问题,传统的方法包括支持向量机(SVM)、卡尔曼滤波等,传统方法计算量过大,内存占用大,容易产生过拟合,对于步态轨迹的连续目标值预测仍需要进一步改进。

[0004] 故需要提出一种能够提高步态轨迹的连续目标值预测精准度、提高轨迹平滑性、减少计算量的下肢外骨骼步态预测方法。

发明内容

[0005] 本发明针对现有技术的不足,提供一种基于改进的LightGBM的步态轨迹预测方法,通过人体运动学分析,提取下肢关节的加速度数据做离线分析,进而解算出关节控制目标轨迹,最后控制系统通过该轨迹进行运动控制,实现下肢外骨骼的人体步态运动。

[0006] 为实现上述目的,本发明的技术方案具体内容如下:

[0007] 一种基于LightGBM的外骨骼步态预测方法,其特征在于该方法包括如下步骤:

[0008] 步骤(1)、数据采集阶段

[0009] 将5个IMU传感器分别设置在使用者的腰部、左大腿、左小腿、右大腿、右小腿;实时获取5个IMU传感器的x、y轴向加速度值;

[0010] 步骤(2)、数据分析与消噪平滑处理

[0011] 根据步骤(1)5个IMU传感器的x、y轴向加速度值,构建一个由 $10 \times k$ 加速度分量组成的矩阵,定义为:

[0012] $R = [V_1, V_2, \dots, V_i, \dots, V_{10}]^T$, T表示矩阵的转置

[0013] 其中 $V_i = [v_1^i, v_2^i, \dots, v_t^i, \dots, v_k^i]$, v_t^i 表示第i个加速度分量在t时刻加速度值,K为数据采集点的总数量;

[0014] 对 V_i 做移动平均滤波消噪处理,设 v_t^i 的滤波值为 y_t^i ,则:

$$[0015] \quad y_t^i = \begin{cases} v_t^i, & t = 1, K \\ \frac{\sum_{j=1}^{2t-1} v_j^i}{2t-1}, & t = 2, 3, \dots, M \\ \frac{\sum_{j=t-M}^{t+M} v_j^i}{L}, & t = M+1, M+2, \dots, K-M \\ \frac{\sum_{j=2t-K}^K v_j^i}{2K-2t+1}, & t = K-M+1, K-M+2, \dots, K-1 \end{cases} \quad (2.1)$$

[0016] 其中L为移动平均滤波处理时所取的原加速度值个数,且L为奇数, $M = (L-1)/2$;

[0017] 根据公式(2.1),最终得到 V_i 全部 t ($t=1, 2, \dots, K$)时刻的消噪数据:

$$[0018] \quad \mathbf{Y}_i = [y_1^i, y_2^i, \dots, y_t^i, \dots, y_K^i] \quad (2.2)$$

[0019] 步骤(3)、获取步态数据中的实时屈伸角

[0020] 根据步骤(2)处理后的消噪数据,以左下肢为例,某一时刻 t 左下肢髌关节屈伸角角度 $\alpha_t^{\text{左}}$ 和膝关节的屈伸角角度 $\beta_t^{\text{左}}$ 分别由公式(3.1)以及(3.2)得到:

$$[0021] \quad \alpha_t^{\text{左}} = \tan^{-1} \frac{a_{x1}}{a_{y1}} \quad (3.1)$$

$$[0022] \quad \beta_t^{\text{左}} = \tan^{-1} \frac{a_{x1}}{a_{y1}} - \tan^{-1} \frac{a_{x2}}{a_{y2}} \quad (3.2)$$

[0023] 其中 a_{x1}, a_{y1} 分别为步骤2处理后时刻 t 左大腿IMU传感器的加速度分量, a_{x2}, a_{y2} 分别为步骤2处理后时刻 t 左小腿IMU传感器的加速度分量;

[0024] 最终获得所有K个时刻的左下肢髌关节与膝关节屈伸角度向量 $\alpha^{\text{左}}$ 与 $\beta^{\text{左}}$:

$$[0025] \quad \alpha^{\text{左}} = [\alpha_1^{\text{左}}, \alpha_2^{\text{左}}, \dots, \alpha_K^{\text{左}}]$$

$$[0026] \quad \beta^{\text{左}} = [\beta_1^{\text{左}}, \beta_2^{\text{左}}, \dots, \beta_K^{\text{左}}]$$

[0027] 同理获得右下肢髌关节与膝关节屈伸角度向量;

[0028] 步骤(4)、改进的LightGBM方法的连续目标值实时预测

[0029] 以左下肢髌关节屈伸角 $\alpha^{\text{左}}$ 为例:

[0030] 4.1预测模型训练

[0031] 通过步骤3获得的左下肢髌关节屈伸角度向量数据为训练集,训练左下肢髌关节屈伸角的预测模型;

[0032] 首先利用滑动窗口从 $\alpha^{\text{左}}$ 中提取角度值构建左下肢髌关节屈伸角矩阵 $\mathbf{A}_{\alpha^{\text{左}}}$,作为训练预测模型的特征矩阵,见公式4.1;

$$[0033] \quad \mathbf{A}_{\alpha^{\text{左}}} = \begin{bmatrix} \alpha_1^{\text{左}} & \alpha_2^{\text{左}} & \dots & \alpha_w^{\text{左}} \\ \alpha_{pLen+1}^{\text{左}} & \alpha_{pLen+2}^{\text{左}} & \dots & \alpha_{pLen+w}^{\text{左}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \alpha_{(N-1) \times pLen+1}^{\text{左}} & \alpha_{(N-1) \times pLen+2}^{\text{左}} & \dots & \alpha_{(N-1) \times pLen+w}^{\text{左}} \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

[0034] 其中 w 为滑动窗口的窗宽, N 为滑动窗口数目,以预测长度 $pLen$ 作为滑动窗口的步

长, $pLen > 1$; 为保证更好地构建目标矩阵, 需满足 $K - [(N-1) \times pLen + w] \geq pLen$, 即保证 $\alpha_{w+K}^{\text{左}}$ 最后有足够的角度值构建 $pLen$ 个预测长度的预测值;

[0035] 然后根据预测长度与 $\alpha_{w+K}^{\text{左}}$ 中相对于当前滑动窗口的未来时刻屈伸角角度值, 构建矩阵 $D_{\alpha_{\text{左}}}$, 作为训练预测模型的预测目标值矩阵, 见公式 4.2;

$$\begin{aligned}
 \mathbf{D}_{\alpha_{\text{左}}} &= \begin{bmatrix} \alpha_{w+1}^{\text{左}} & \alpha_{w+2}^{\text{左}} & \cdots & \alpha_{w+pLen}^{\text{左}} \\ \alpha_{pLen+w+1}^{\text{左}} & \alpha_{pLen+w+2}^{\text{左}} & \cdots & \alpha_{pLen+w+pLen}^{\text{左}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \alpha_{(N-1) \times pLen + w + 1}^{\text{左}} & \alpha_{(N-1) \times pLen + w + 2}^{\text{左}} & \cdots & \alpha_{(N-1) \times pLen + w + pLen}^{\text{左}} \end{bmatrix} \\
 [0036] \quad &= \begin{bmatrix} \alpha_{w+1}^{\text{左}} \\ \alpha_{pLen+w+1}^{\text{左}} \\ \vdots \\ \alpha_{(N-1) \times pLen + w + 1}^{\text{左}} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \alpha_{w+2}^{\text{左}} \\ \alpha_{pLen+w+2}^{\text{左}} \\ \vdots \\ \alpha_{(N-1) \times pLen + w + 2}^{\text{左}} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \cdots \\ \cdots \\ \ddots \\ \cdots \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \alpha_{w+pLen}^{\text{左}} \\ \alpha_{pLen+w+pLen}^{\text{左}} \\ \vdots \\ \alpha_{(N-1) \times pLen + w + pLen}^{\text{左}} \end{bmatrix} \quad (4.2) \\
 &= [\mathbf{d}_1^{\text{左}}, \mathbf{d}_2^{\text{左}}, \cdots, \mathbf{d}_{pLen}^{\text{左}}]
 \end{aligned}$$

[0037] 其中 $\mathbf{d}_i^{\text{左}}$ 为左下肢髌关节屈伸角对应未来第 i 个时刻的预测值向量;

[0038] 根据公式 (4.1) 与 (4.2) 构建左下肢膝关节的特征矩阵代入到公式 (4.3), 得到 $pLen$ 个预测模型:

$$[0039] \quad \begin{cases} f_{M1}^{\text{左}} = T(\mathbf{A}_{\alpha_{\text{左}}}, \mathbf{d}_1^{\text{左}}) \\ f_{M2}^{\text{左}} = T(\mathbf{A}_{\alpha_{\text{左}}}, \mathbf{d}_2^{\text{左}}) \\ \cdots \\ f_{MpLen}^{\text{左}} = T(\mathbf{A}_{\alpha_{\text{左}}}, \mathbf{d}_{pLen}^{\text{左}}) \end{cases} \quad (4.3)$$

[0040] 其中 $T()$ 为 LightGBM 训练函数, $f_{Mi}^{\text{左}}$ 为左下肢髌关节屈伸角训练后对应未来第 i 个时刻的预测模型 (函数);

[0041] 4.2 预测模型并联预测

[0042] 左下肢髌关节当前最新滑动窗口内的特征向量为 $\boldsymbol{\gamma}^{\text{左}} = [\alpha_{K-w-1}^{\text{左}}, \alpha_{K-w-2}^{\text{左}}, \cdots, \alpha_K^{\text{左}}]$, 通过将 $pLen$ 个训练好的预测模型以并联结构相连, 实现未来 $pLen$ 个时刻的左下肢髌关节屈伸角预测:

$$[0043] \quad \begin{cases} p_1^{\text{左}} = f_{M1}^{\text{左}}(\boldsymbol{\gamma}^{\text{左}}) \\ p_2^{\text{左}} = f_{M2}^{\text{左}}(\boldsymbol{\gamma}^{\text{左}}) \\ \cdots \\ p_{pLen}^{\text{左}} = f_{MpLen}^{\text{左}}(\boldsymbol{\gamma}^{\text{左}}) \end{cases} \quad (4.4)$$

[0044] 其中, $p_i^{\text{左}}$ 为未来第 i 个时刻的左下肢髌关节屈伸角预测值;

[0045] 由式 (4.4) 可得左下肢髌关节屈伸角预测向量 $\mathbf{P}^{\text{左}}$:

$$[0046] \quad P^{\text{左}} = [p_1^{\text{左}}, p_2^{\text{左}}, \dots, p_{pLen}^{\text{左}}]$$

[0047] 同理得到左下肢膝关节、右下肢髋关节和膝关节的屈伸角并联预测模型；

[0048] 步骤(5)、根据步骤4预测向量以实现步态预测轨迹。

[0049] 本发明的有益效果是：

[0050] 本发明提出一种全新的下肢运动步态轨迹预测方法，能够应用于下肢外骨骼控制中，创新性的对LightGBM实现并联结构输入，并对下肢关节的连续目标值的步态轨迹预测，预测方法具有较强的精确度，减少了训练时间。

附图说明

[0051] 图1是四个原始数据与消噪数据对比的曲线图；其中(a)左小腿加速度x；(b)左小腿加速度y；(c)左大腿加速度x；(d)左大腿加速度y；

[0052] 图2是人体下肢结构模型图；

[0053] 图3是卡尔曼滤波、XGboost和LightGBM三种方法的对比图，其中(a)为RMSE, (a)为SC, (c)训练时间；

[0054] 图4(a) (b) 分别是左下肢髋关节和膝关节的验证结果对比。

具体实施方式

[0055] 为使本发明的目的、技术方案和要点更加清楚，下面将结合附图对本发明实施方式作进一步地详细描述。

[0056] 一种基于LightGBM的外骨骼步态预测方法，包括以下步骤：

[0057] 1. 数据采集阶段

[0058] 将5个IMU传感器分别设置在使用者的腰部、左大腿、左小腿、右大腿、右小腿；根据人体下肢结构可简化出如图2的下肢模型图，5个黑点代表5个IMU传感器位置，每个IMU传感器提供了人体下肢行走过程中每条腿对应二维平面上的加速度分量，髋关节以逆时针为正方向，膝关节以顺时针为正方向，实时获取5个IMU传感器的x、y轴向加速度值。

[0059] 采集设备为5个IMU传感器，分别放置右小腿，右大腿，左小腿，左大腿，以及腰部，采样率为100Hz，受试者以步速2km/h直线步行。

[0060] 2. 数据分析与消噪平滑处理

[0061] 根据步骤(1) 5个IMU传感器的x、y轴向加速度值，构建一个由 $10 \times k$ 加速度分量组成的矩阵，定义为：

$$[0062] \quad R = [V_1, V_2, \dots, V_i, \dots, V_{10}]^T, T \text{表示矩阵的转置}$$

[0063] 其中 $V_i = [v_1^i, v_2^i, \dots, v_i^i, \dots, v_k^i]$ ， v_i^i 表示第i个加速度分量在t时刻加速度值，K为数据采样点的总数量；

[0064] 对 V_i 做移动平均滤波消噪处理，设 v_i^i 的滤波值为 y_i^i ，则：

$$[0065] \quad y_t^i = \begin{cases} v_t^i, & t = 1, K \\ \frac{\sum_{j=1}^{2t-1} v_j^i}{2t-1}, & t = 2, 3, \dots, M \\ \frac{\sum_{j=t-M}^{t+M} v_j^i}{L}, & t = M+1, M+2, \dots, K-M \\ \frac{\sum_{j=2t-K}^K v_j^i}{2K-2t+1}, & t = K-M+1, K-M+2, \dots, K-1 \end{cases} \quad (2.1)$$

[0066] 其中L为移动平均滤波处理时所取的原加速度值个数,且L为奇数, $M = (L-1)/2$;

[0067] 根据公式(2.1),最终得到 V_i 全部 t ($t=1, 2, \dots, K$)时刻的消噪数据:

$$[0068] \quad \mathbf{Y}_i = [y_1^i, y_2^i, \dots, y_t^i, \dots, y_K^i] \quad (2.2)$$

[0069] 实际运算过程中,若按照公式(1)计算 $\sum_{j=t-M}^{t+M} v_j$,则每个时刻需要进行N次求和运算,时间复杂度较高。一般地,移动平均滤波器可以通过递归算法实现。

[0070] 将部分加速度分量数据应用MAF算法,绘制了四个原始数据与消噪数据对比的曲线图,如图1所示。

[0071] 3.步态数据的实时关节角度计算

[0072] 根据步骤(2)处理后的消噪数据,以左下肢为例,某一时刻 t 左下肢髋关节屈伸角角度 $\alpha_t^{\text{左}}$ 和膝关节的屈伸角角度 $\beta_t^{\text{左}}$ 分别由公式(3.1)以及(3.2)得到:

$$[0073] \quad \alpha_t^{\text{左}} = \tan^{-1} \frac{a_{x1}}{a_{y1}} \quad (3.1)$$

$$[0074] \quad \beta_t^{\text{左}} = \tan^{-1} \frac{a_{x1}}{a_{y1}} - \tan^{-1} \frac{a_{x2}}{a_{y2}} \quad (3.2)$$

[0075] 其中 a_{x1}, a_{y1} 分别为步骤2处理后时刻 t 左大腿IMU传感器的加速度分量, a_{x2}, a_{y2} 分别为步骤2处理后时刻 t 左小腿IMU传感器的加速度分量;

[0076] 最终获得所有K个时刻的左下肢髋关节与膝关节屈伸角度向量 $\alpha^{\text{左}}$ 与 $\beta^{\text{左}}$:

$$[0077] \quad \alpha^{\text{左}} = [\alpha_1^{\text{左}}, \alpha_2^{\text{左}}, \dots, \alpha_K^{\text{左}}]$$

$$[0078] \quad \beta^{\text{左}} = [\beta_1^{\text{左}}, \beta_2^{\text{左}}, \dots, \beta_K^{\text{左}}]$$

[0079] 同理获得右下肢髋关节与膝关节屈伸角度向量:

$$[0080] \quad \alpha_t^{\text{右}} = \tan^{-1} \frac{a_{x3}}{a_{y3}} \quad (3.3)$$

$$[0081] \quad \beta_t^{\text{右}} = \tan^{-1} \frac{a_{x3}}{a_{y3}} - \tan^{-1} \frac{a_{x4}}{a_{y4}} \quad (3.4)$$

[0082] 其中 a_{x3}, a_{y3} 分别为步骤2处理后时刻 t 右大腿IMU传感器的加速度分量, a_{x4}, a_{y4} 分别为步骤2处理后时刻 t 右小腿IMU传感器的加速度分量;

[0083] 最终获得所有K个时刻的左下肢髋关节与膝关节屈伸角度向量 $\alpha^{\text{右}}$ 与 $\beta^{\text{右}}$:

$$[0084] \quad \alpha^{\text{右}} = [\alpha_1^{\text{右}}, \alpha_2^{\text{右}}, \dots, \alpha_K^{\text{右}}]$$

$$[0085] \quad \beta^{\text{右}} = [\beta_1^{\text{右}}, \beta_2^{\text{右}}, \dots, \beta_K^{\text{右}}]$$

[0086] 4.改进的LightGBM方法的连续目标值实时预测

[0087] 外骨骼控制系统的控制信号输入直接影响外骨骼运动的流畅度,故控制信号的输入频率越高,单次输入的信号值越连续,外骨骼的执行机构就越能使其运动流程自然。基于该原理,当利用已知的LightGBM算法对步态做预测时,其单次只能预测一个关节角度变换,此时由于预测算法计算预测结果需要时间以及控制信号到执行机构的延时问题,会导致外骨骼执行机构的停顿。现有LightGBM预测模型无法满足实际外骨骼实时预测功能,故需对基于LightGBM的步态预测算法做相关改进以更适用外骨骼的运行。

[0088] 4.1预测模型训练

[0089] 通过步骤3获得的左下肢髋关节屈伸角度向量数据为训练集,训练左下肢髋关节屈伸角的预测模型;

[0090] 首先利用滑动窗口从 $\alpha^{\text{左}}$ 中提取角度值构建左下肢髋关节屈伸角矩阵 $A_{\alpha^{\text{左}}}$,作为训练预测模型的特征矩阵,见公式4.1;

$$[0091] \quad A_{\alpha^{\text{左}}} = \begin{bmatrix} \alpha_1^{\text{左}} & \alpha_2^{\text{左}} & \cdots & \alpha_w^{\text{左}} \\ \alpha_{pLen+1}^{\text{左}} & \alpha_{pLen+2}^{\text{左}} & \cdots & \alpha_{pLen+w}^{\text{左}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \alpha_{(N-1) \times pLen+1}^{\text{左}} & \alpha_{(N-1) \times pLen+2}^{\text{左}} & \cdots & \alpha_{(N-1) \times pLen+w}^{\text{左}} \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

[0092] 其中 w 为滑动窗口的窗宽, N 为滑动窗口数目,以预测长度 $pLen$ 作为滑动窗口的步长, $pLen > 1$;为保证更好地构建目标矩阵,需满足 $K - [(N-1) \times pLen + w] \geq pLen$,即保证 $\alpha^{\text{左}}$ 最后有足够的角度值构建 $pLen$ 个预测长度的预测值;

[0093] 然后根据预测长度与 $\alpha^{\text{左}}$ 中相对于当前滑动窗口的未来时刻屈伸角角度值,构建矩阵 $D_{\alpha^{\text{左}}}$,作为训练预测模型的预测目标值矩阵,见公式4.2;

$$[0094] \quad D_{\alpha^{\text{左}}} = \begin{bmatrix} \alpha_{w+1}^{\text{左}} & \alpha_{w+2}^{\text{左}} & \cdots & \alpha_{w+pLen}^{\text{左}} \\ \alpha_{pLen+w+1}^{\text{左}} & \alpha_{pLen+w+2}^{\text{左}} & \cdots & \alpha_{pLen+w+pLen}^{\text{左}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \alpha_{(N-1) \times pLen+w+1}^{\text{左}} & \alpha_{(N-1) \times pLen+w+2}^{\text{左}} & \cdots & \alpha_{(N-1) \times pLen+w+pLen}^{\text{左}} \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

$$= \begin{bmatrix} \alpha_{w+1}^{\text{左}} \\ \alpha_{pLen+w+1}^{\text{左}} \\ \vdots \\ \alpha_{(N-1) \times pLen+w+1}^{\text{左}} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \alpha_{w+2}^{\text{左}} \\ \alpha_{pLen+w+2}^{\text{左}} \\ \vdots \\ \alpha_{(N-1) \times pLen+w+2}^{\text{左}} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \cdots \\ \cdots \\ \ddots \\ \cdots \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \alpha_{w+pLen}^{\text{左}} \\ \alpha_{pLen+w+pLen}^{\text{左}} \\ \vdots \\ \alpha_{(N-1) \times pLen+w+pLen}^{\text{左}} \end{bmatrix}$$

$$= [d_1^{\text{左}}, d_2^{\text{左}}, \cdots, d_{pLen}^{\text{左}}]$$

[0095] 其中 $d_i^{\text{左}}$ 为左下肢髋关节屈伸角对应未来第 i 个时刻的预测值向量;

[0096] 根据公式(4.1)与(4.2)构建左下肢膝关节的特征矩阵代入到公式(4.3),得到 $pLen$ 个预测模型:

$$[0097] \quad \begin{cases} f_{M1}^{\text{左}} = T(\mathbf{A}_{\alpha_{\text{左}}}, \mathbf{d}_1^{\text{左}}) \\ f_{M2}^{\text{左}} = T(\mathbf{A}_{\alpha_{\text{左}}}, \mathbf{d}_2^{\text{左}}) \\ \dots \\ f_{MpLen}^{\text{左}} = T(\mathbf{A}_{\alpha_{\text{左}}}, \mathbf{d}_{pLen}^{\text{左}}) \end{cases} \quad (4.3)$$

[0098] 其中 $T()$ 为LightGBM训练函数, $f_{Mi}^{\text{左}}$ 为左下肢髋关节屈伸角训练后对应未来第 i 个时刻的预测模型(函数);

[0099] 4.2预测模型并联预测

[0100] 左下肢髋关节当前最新滑动窗口内的特征向量为 $\boldsymbol{\gamma}^{\text{左}} = [\alpha_{K-w-1}^{\text{左}}, \alpha_{K-w-2}^{\text{左}}, \dots, \alpha_K^{\text{左}}]$, 通过将 $pLen$ 个训练好的预测模型以并联结构相连, 实现未来 $pLen$ 个时刻的左下肢髋关节屈伸角预测:

$$[0101] \quad \begin{cases} p_1^{\text{左}} = f_{M1}^{\text{左}}(\boldsymbol{\gamma}^{\text{左}}) \\ p_2^{\text{左}} = f_{M2}^{\text{左}}(\boldsymbol{\gamma}^{\text{左}}) \\ \dots \\ p_{pLen}^{\text{左}} = f_{MpLen}^{\text{左}}(\boldsymbol{\gamma}^{\text{左}}) \end{cases} \quad (4.4)$$

[0102] 其中, $p_i^{\text{左}}$ 为未来第 i 个时刻的左下肢髋关节屈伸角预测值;

[0103] 由式(4.4)可得左下肢髋关节屈伸角预测向量 $\mathbf{P}^{\text{左}}$:

$$[0104] \quad \mathbf{P}^{\text{左}} = [p_1^{\text{左}}, p_2^{\text{左}}, \dots, p_{pLen}^{\text{左}}]$$

[0105] 4.3按照步骤4.1-4.2同理右下肢髋关节屈伸角并联预测模型构建如下:

$$[0106] \quad \text{模型的输入: } \mathbf{A}_{\alpha_{\text{右}}} = \begin{bmatrix} \alpha_1^{\text{右}} & \alpha_2^{\text{右}} & \dots & \alpha_w^{\text{右}} \\ \alpha_{pLen+1}^{\text{右}} & \alpha_{pLen+2}^{\text{右}} & \dots & \alpha_{pLen+w}^{\text{右}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \alpha_{(N-1) \times pLen+1}^{\text{右}} & \alpha_{(N-1) \times pLen+2}^{\text{右}} & \dots & \alpha_{(N-1) \times pLen+w}^{\text{右}} \end{bmatrix}$$

$$[0107] \quad \text{模型的输出: } \mathbf{D}_{\alpha_{\text{右}}} = \begin{bmatrix} \alpha_{w+1}^{\text{右}} & \alpha_{w+2}^{\text{右}} & \dots & \alpha_{w+pLen}^{\text{右}} \\ \alpha_{pLen+w+1}^{\text{右}} & \alpha_{pLen+w+2}^{\text{右}} & \dots & \alpha_{pLen+w+pLen}^{\text{右}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \alpha_{(N-1) \times pLen+w+1}^{\text{右}} & \alpha_{(N-1) \times pLen+w+2}^{\text{右}} & \dots & \alpha_{(N-1) \times pLen+w+pLen}^{\text{右}} \end{bmatrix} \\ = [\mathbf{d}_1^{\text{右}}, \mathbf{d}_2^{\text{右}}, \dots, \mathbf{d}_{pLen}^{\text{右}}]$$

[0108] 由右下肢髋关节的特征矩阵 $\mathbf{A}_{\alpha_{\text{右}}}$ 、 $\mathbf{D}_{\alpha_{\text{右}}}$, 类比公式(4.3), 得到 $pLen$ 个预测模型:

$$[0109] \quad \begin{cases} f_{M1}^{\text{右}} = T(\mathbf{A}_{\alpha_{\text{右}}}, \mathbf{d}_1^{\text{右}}) \\ f_{M2}^{\text{右}} = T(\mathbf{A}_{\alpha_{\text{右}}}, \mathbf{d}_2^{\text{右}}) \\ \dots \\ f_{MpLen}^{\text{右}} = T(\mathbf{A}_{\alpha_{\text{右}}}, \mathbf{d}_{pLen}^{\text{右}}) \end{cases}$$

[0110] 右下肢髋关节当前最新滑动窗口内的特征向量为 $\boldsymbol{\gamma}^{\text{右}} = [\alpha_{K-w-1}^{\text{右}}, \alpha_{K-w-2}^{\text{右}}, \dots, \alpha_K^{\text{右}}]$, 通过将pLen个训练好的预测模型以并联结构相连, 实现未来pLen个时刻的右下肢髋关节屈伸角预测:

$$[0111] \quad \begin{cases} p_1^{\text{右}} = f_{M1}^{\text{右}}(\boldsymbol{\gamma}^{\text{右}}) \\ p_2^{\text{右}} = f_{M2}^{\text{右}}(\boldsymbol{\gamma}^{\text{右}}) \\ \dots \\ p_{pLen}^{\text{右}} = f_{MpLen}^{\text{右}}(\boldsymbol{\gamma}^{\text{右}}) \end{cases} \quad (4.5)$$

[0112] 其中, $p_i^{\text{右}}$ 为未来第i个时刻的右下肢髋关节屈伸角预测值;

[0113] 由式(4.5)可得右下肢髋关节屈伸角预测向量 $\mathbf{P}^{\text{右}}$:

$$[0114] \quad \mathbf{P}^{\text{右}} = [p_1^{\text{右}}, p_2^{\text{右}}, \dots, p_{pLen}^{\text{右}}]$$

[0115] 同理左下肢膝关节屈伸角并联预测模型构建如下:

$$[0116] \quad \text{模型的输入: } \mathbf{A}_{\beta_{\text{左}}} = \begin{bmatrix} \beta_1^{\text{左}} & \beta_2^{\text{左}} & \dots & \beta_w^{\text{左}} \\ \beta_{pLen+1}^{\text{左}} & \beta_{pLen+2}^{\text{左}} & \dots & \beta_{pLen+w}^{\text{左}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_{(N-1) \times pLen+1}^{\text{左}} & \beta_{(N-1) \times pLen+2}^{\text{左}} & \dots & \beta_{(N-1) \times pLen+w}^{\text{左}} \end{bmatrix}$$

$$[0117] \quad \text{模型的输出: } \mathbf{D}_{\beta_{\text{左}}} = \begin{bmatrix} \beta_{w+1}^{\text{左}} & \beta_{w+2}^{\text{左}} & \dots & \beta_{w+pLen}^{\text{左}} \\ \beta_{pLen+w+1}^{\text{左}} & \beta_{pLen+w+2}^{\text{左}} & \dots & \beta_{pLen+w+pLen}^{\text{左}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_{(N-1) \times pLen+w+1}^{\text{左}} & \beta_{(N-1) \times pLen+w+2}^{\text{左}} & \dots & \beta_{(N-1) \times pLen+w+pLen}^{\text{左}} \end{bmatrix} \\ = [\mathbf{b}_1^{\text{左}}, \mathbf{b}_2^{\text{左}}, \dots, \mathbf{b}_{pLen}^{\text{左}}]$$

[0118] 由左下肢膝关节的特征矩阵 $\mathbf{A}_{\beta_{\text{左}}}$ 、 $\mathbf{D}_{\beta_{\text{左}}}$, 类比公式(4.3), 得到pLen个预测模型:

$$[0119] \quad \begin{cases} \mathbf{g}_{M1}^{\text{左}} = T(\mathbf{A}_{\beta_{\text{左}}}, \mathbf{b}_1^{\text{左}}) \\ \mathbf{g}_{M2}^{\text{左}} = T(\mathbf{A}_{\beta_{\text{左}}}, \mathbf{b}_2^{\text{左}}) \\ \dots \\ \mathbf{g}_{MpLen}^{\text{左}} = T(\mathbf{A}_{\beta_{\text{左}}}, \mathbf{b}_{pLen}^{\text{左}}) \end{cases}$$

[0120] 左下肢膝关节当前最新滑动窗口内的特征向量为 $\boldsymbol{\sigma}^{\text{左}} = [\beta_{K-w-1}^{\text{左}}, \beta_{K-w-2}^{\text{左}}, \dots, \beta_K^{\text{左}}]$,

通过将pLen个训练好的预测模型以并联结构相连,实现未来pLen个时刻的左下肢膝关节屈伸角预测:

$$[0121] \quad \begin{cases} q_1^{\text{左}} = g_{M1}^{\text{左}}(\sigma^{\text{左}}) \\ q_2^{\text{左}} = g_{M2}^{\text{左}}(\sigma^{\text{左}}) \\ \dots \\ q_{pLen}^{\text{左}} = g_{MpLen}^{\text{左}}(\sigma^{\text{左}}) \end{cases} \quad (4.6)$$

[0122] 其中, $q_i^{\text{左}}$ 为未来第i个时刻的左下肢膝关节屈伸角预测值;

[0123] 由式(4.6)可得左下肢膝关节屈伸角预测向量 $Q^{\text{左}}$:

$$[0124] \quad Q^{\text{左}} = [q_1^{\text{左}}, q_2^{\text{左}}, \dots, q_{pLen}^{\text{左}}]$$

[0125] 同理右下肢膝关节屈伸角并联预测模型构建如下:

$$[0126] \quad \text{模型的输入: } A_{\beta_{\text{右}}} = \begin{bmatrix} \beta_{1}^{\text{右}} & \beta_{2}^{\text{右}} & \dots & \beta_{w}^{\text{右}} \\ \beta_{pLen+1}^{\text{右}} & \beta_{pLen+2}^{\text{右}} & \dots & \beta_{pLen+w}^{\text{右}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_{(N-1) \times pLen+1}^{\text{右}} & \beta_{(N-1) \times pLen+2}^{\text{右}} & \dots & \beta_{(N-1) \times pLen+w}^{\text{右}} \end{bmatrix}$$

$$[0127] \quad \text{模型的输出: } D_{\beta_{\text{右}}} = \begin{bmatrix} \beta_{w+1}^{\text{右}} & \beta_{w+2}^{\text{右}} & \dots & \beta_{w+pLen}^{\text{右}} \\ \beta_{pLen+w+1}^{\text{右}} & \beta_{pLen+w+2}^{\text{右}} & \dots & \beta_{pLen+w+pLen}^{\text{右}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_{(N-1) \times pLen+w+1}^{\text{右}} & \beta_{(N-1) \times pLen+w+2}^{\text{右}} & \dots & \beta_{(N-1) \times pLen+w+pLen}^{\text{右}} \end{bmatrix} \\ = [\mathbf{b}_1^{\text{右}}, \mathbf{b}_2^{\text{右}}, \dots, \mathbf{b}_{pLen}^{\text{右}}]$$

[0128] 由右下肢膝关节的特征矩阵 $A_{\beta_{\text{右}}}$ 、 $D_{\beta_{\text{右}}}$, 类比公式(4.3), 得到pLen个预测模型:

$$[0129] \quad \begin{cases} g_{M1}^{\text{右}} = T(A_{\beta_{\text{右}}}, \mathbf{b}_1^{\text{右}}) \\ g_{M2}^{\text{右}} = T(A_{\beta_{\text{右}}}, \mathbf{b}_2^{\text{右}}) \\ \dots \\ g_{MpLen}^{\text{右}} = T(A_{\beta_{\text{右}}}, \mathbf{b}_{pLen}^{\text{右}}) \end{cases}$$

[0130] 右下肢膝关节当前最新滑动窗口内的特征向量为 $\sigma^{\text{右}} = [\beta_{K-w-1}^{\text{右}}, \beta_{K-w-2}^{\text{右}}, \dots, \beta_K^{\text{右}}]$, 通过将pLen个训练好的预测模型以并联结构相连,实现未来pLen个时刻的右下肢膝关节屈伸角预测:

$$[0131] \quad \begin{cases} q_1^{\text{右}} = g_{M1}^{\text{右}}(\sigma^{\text{右}}) \\ q_2^{\text{右}} = g_{M2}^{\text{右}}(\sigma^{\text{右}}) \\ \dots \\ q_{pLen}^{\text{右}} = g_{MpLen}^{\text{右}}(\sigma^{\text{右}}) \end{cases} \quad (4.7)$$

[0132] 其中, $q_i^{\text{右}}$ 为未来第 i 个时刻的右下肢膝关节屈伸角预测值;

[0133] 由式 (4.7) 可得右下肢膝关节屈伸角预测向量 $Q^{\text{右}}$:

$$[0134] \quad Q^{\text{右}} = [q_1^{\text{右}}, q_2^{\text{右}}, \dots, q_{pLen}^{\text{右}}]$$

[0135] 步态数据应用机器学习算法时数据集构造的滑动窗口每次滑动的步长为1, 为了实现目标值的连续预测, 设定预测步长必须大于1。

[0136] 图3为三种算法之间的对比直方图。相对于基于Gradient Boosting的XGBoost与LightGBM算法, 卡尔曼滤波的步态预测RMSE更高, 但是SC更低, 说明卡尔曼滤波预测精度低, 但是预测结果更加平滑, 且卡尔曼滤波预测算法无需训练; 在基于Gradient Boosting的两种XGBoost与LightGBM中, 预测结果的RMSE总体大概相同, 但是LightGBM的预测结果的SC小于XGBoost, 且LightGBM的训练时间明显小于相同训练集大小的XGBoost的训练时间。由此可知在实际运用过程中, LightGBM可以更快地训练出预测效果好的预测模型。

[0137] 本发明预测模型验证如图4所示。

[0138] 步骤(5)、执行机构执行预测结果

[0139] 根据步骤4获取左右下肢髋关节屈伸角和膝关节屈伸角预测向量, 获取预测轨迹; 左右下肢外骨骼执行机构根据屈伸角预测轨迹通过现有技术转换为对应控制信号, 进而控制对应关节处电机运行, 以实现外肢步态行走。

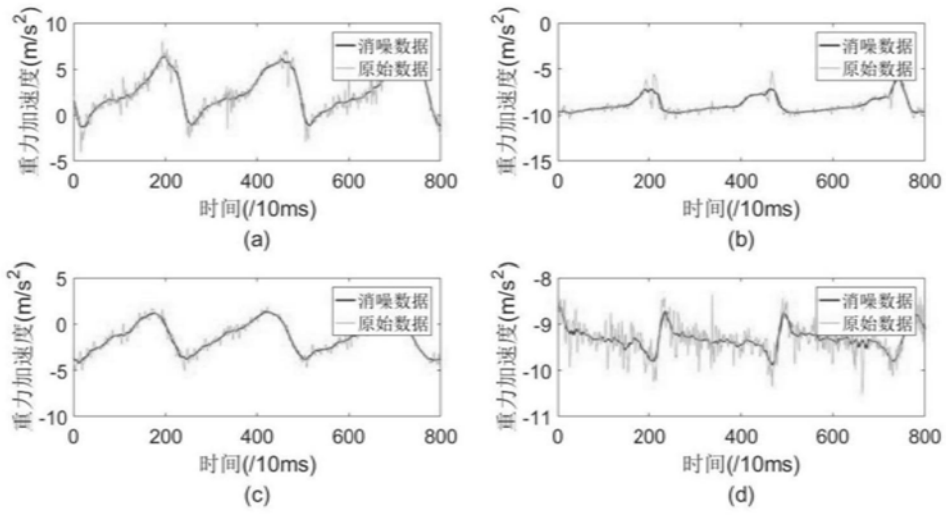


图1

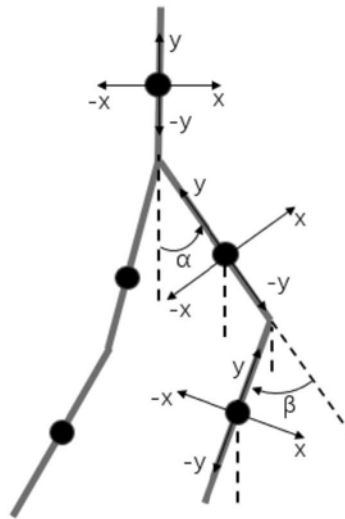


图2

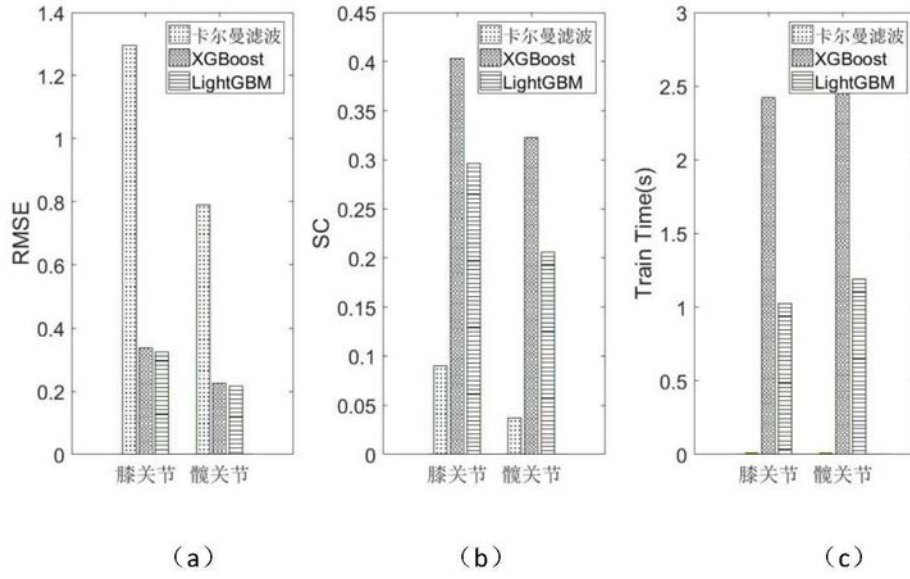


图3

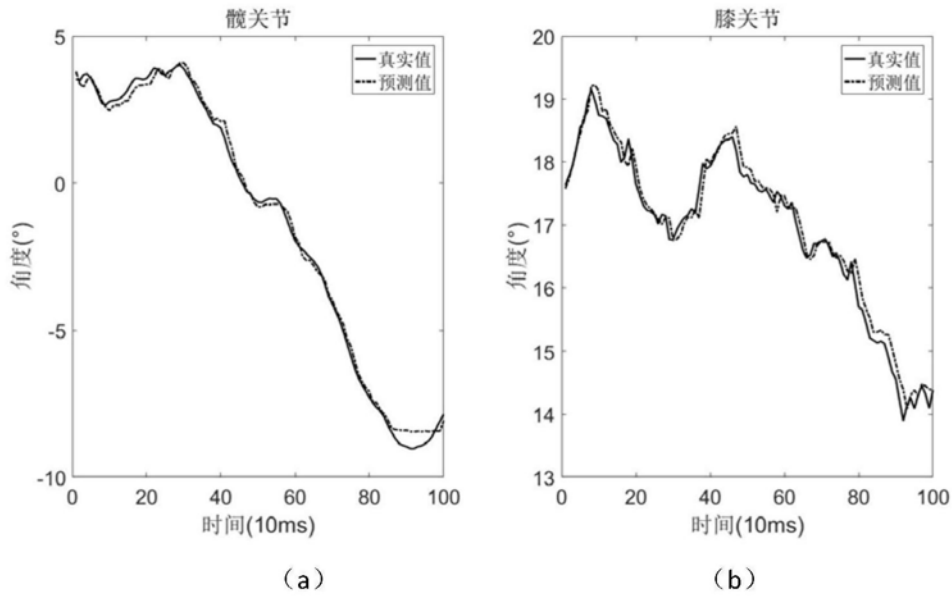


图4