

基于曲率估计的运动平滑性度量算法^①

丁伟利^{②*} 高晓阳^{③*} 苏玉萍^{**} 李小俚^{*}

(* 燕山大学电气工程学院 秦皇岛 066004)

(** 秦皇岛第一医院康复医学中心 秦皇岛 066004)

摘要 研究了用运动平滑性量化度量和评价康复程度的方法。针对现有运动平滑性检测算法缺乏一致性、灵敏性和鲁棒性的问题,通过对康复运动平滑性的分析,提出了一种新的基于曲率估计的运动平滑性度量算法。该算法的核心是利用速度曲线局部结构的协方差矩阵特征根估计曲率,并基于估计的曲率实现对运动平滑性的量化度量。用该算法,实现了对根据康复过程中各种情况生成的模拟曲线和实际病人康复训练的运动曲线的平滑性度量,并与现有的 6 种平滑性度量方法进行了对比。试验结果表明,该算法与已有算法的度量结果具有一致性,并且在灵敏性和抗干扰方面表现出了较好的性能。

关键词 平滑性度量, 加速度率, 康复, 曲率估计, 局部结构

0 引言

运动平滑性(movement smoothness)是度量运动协调性和运动熟练程度的重要指标,也是康复领域衡量中风、共济失调、脑瘫患儿康复效果的重要指标^[1]。现有的理论表明,在有限的程度上,运动的平滑度是神经、肌肉和骨骼系统经过协调的结果。正常人的运动会产生一个大致对称的速度曲线,它包含一个平稳的加速和减速的过程^[2]。研究表明,患者和婴儿的运动学习趋势也正是向这个方向进行的。随着协调性的提高,运动会变得更加平滑。现有的平滑性检测算法均是对速度曲线进行运动平滑性检测。主要分为基于峰值和加速度率(jerk)两个方向^[1],其中多种方法已作为重要的指标应用于医学领域。如 Platz 等人在 1994 年提出的基于 jerk 的平方积分法(integrated squared jerk, ISJ)^[3], Young 等人在 1997 年提出的基于 jerk 的均方根法(root mean squared jerk, RMSJ)^[4], Rohrer 等人在 2002 年

提出的最大速度归一均方 jerk 法(mean absolute jerk normalized by peak speed, MAPS)^[2], Hogan 等人在 2009 年提出的无量纲 jerk 法(dimensionless jerkm, DJ)^[1]等。一般而言,有效的平滑性度量算法应具有响应单调性、稳定性、运动特征敏感性和抗噪性^[4]。

然而,现有算法并不完全满足上述特性。特别是在患者标准的康复动作评价中。针对相同时间和相同位移两种情况下的速度曲线,已有算法往往出现平滑性指标的波动,无法满足患者康复动作的准确评价。基于峰值的方法对阈值选取的要求很高,在应用中往往依赖康复医师的经验判断。基于 jerk 的方法需要求位置的三次导数,而我们得到的速度曲线是离散的。现有的方法有两种:差分法和曲线拟合法。差分法对离散曲线求差分,这种方法一旦出现奇异点^[5],求解将变得不准确,抗噪性能差;曲线拟合法对离散曲线进行拟合,拟合的效果决定了曲线的形状,运动平滑性的度量结果也会因此受到影响,导致度量出现偏差。针对上述问题,本文提出

① 国家自然科学基金(61005034)资助项目。

② 女,1979 年生,博士,副教授;研究方向:计算机视觉和虚拟康复;E-mail: weiy51@ysu.edu.cn

③ 通讯作者, E-mail: hericao@yeah.net
(收稿日期:2015-05-04)

了一种新的运动平滑性度量算法:从曲率估计的角度出发,利用曲率的偏差来评价曲线形状变化的复杂度。针对速度曲线的曲率估计过程,本文提出了基于速度曲线局部结构的主元分析方法,利用局部结构协方差矩阵的特征根估计曲率^[6],并基于该曲率定义了新的、仅与协方差矩阵特征根相关的曲率偏差值来表征平滑指标。本文提出的算法实现了对模拟曲线以及利用 Kinect 采集的正常人和患者运动数据的平滑性度量。

1 方法

1.1 曲率估计

给定任意运动速度曲线,根据微分几何定理,以弧长表示曲线 $S: r = r(s)$, 则 S 在一点 $p_i = r(s_0)$ 的邻近结构利用泰勒公式展开后,可得:

$$r(s_0 + \Delta s) - r(s_0) = \left[\Delta s + \frac{1}{6}(-\kappa^2 + \varepsilon_1)\Delta s^3 \right] \alpha + \left[\frac{1}{2}\kappa\Delta s^2 + \frac{1}{6}(\dot{\kappa} + \varepsilon_2)\Delta s^3 \right] \beta \quad (1)$$

式中, α 、 β 为平面曲线伏雷内标架的基本正交向量, κ 为曲率, ε_1 、 ε_2 为微小量, Δs 为局部曲线弧长, 则取 $r(s_0)$ 为直角坐标系原点, 以 α 、 β 为坐标系基向量, 在 $r(s_0)$ 点邻近曲线的近似方程为

$$\begin{cases} y = \frac{\kappa}{2}x^2 & (\kappa \neq 0) \\ y = kx & (\kappa = 0, \dot{\kappa} = 0) \end{cases} \quad (2)$$

上式表明, 曲线一点的邻域结构可以近似为抛物线或直线。根据主元分析理论, 本文进一步将运动速度曲线离散化, 并记为 $S = \{p_i\}_{i=1}^n$, 其中 n 为速度曲线上离散点的个数。曲线上的任一点记为 $p_i(x_i, y_i)$, 以 p_i 为中心, 定义其 h 邻域内曲线离散点组成的点集为 $S_i = \{p_i\}_{i-h}^{i+h} (h < i \leq n - h)$, 则 S_i 的协方差矩阵可表示为^[7]:

$$C = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} \\ c_{21} & c_{22} \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中:

$$c_{11} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i^2 - c_x^2$$

$$c_{12} = c_{21} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i \times y_i - c_x \times c_y$$

$$c_{22} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m y_i^2 - c_y^2$$

$$c_x = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i$$

$$c_y = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m y_i$$

$$m = 2h + 1$$

由式(3), 矩阵 C 的特征根为^[3]

$$\lambda_i = \frac{1}{2} [c_{11} + c_{22} \pm \sqrt{(c_{11} - c_{22})^2 + 4c_{12}^2}] \quad (4)$$

其中 λ_i 是由 S_i 组成的协方差矩阵的特征根。根据文献[6]的结论, 如果 S_i 的最小特征根的值为零, 则表示 S_i 内所有的点在同一条直线上^[6]。在本文中, 我们用特征根的乘积来估计曲率^[7,8]。图1所示为估计曲线与真实曲线的对比, 其中(a)为生成的模拟曲线, (b)为加入随机噪声的模拟曲线, (c)和(d)为真实曲率, (e)和(f)为估计曲率。

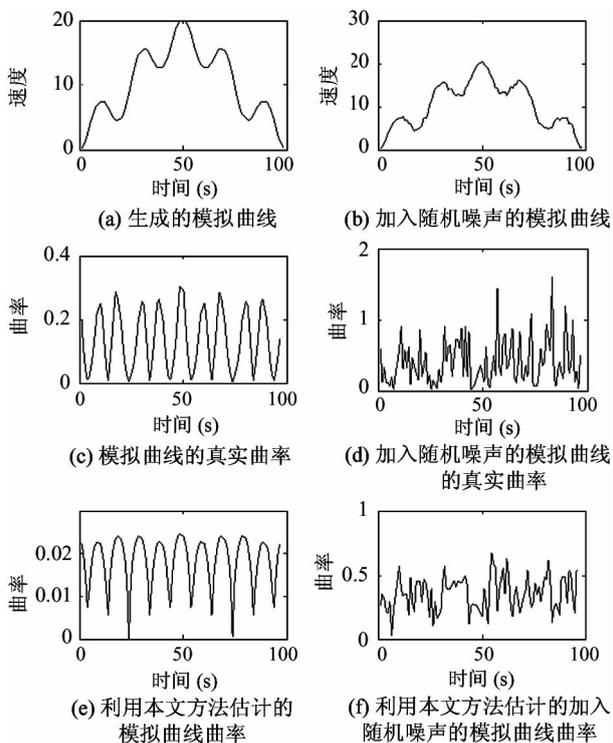


图1 估计曲率与真实曲率的对比

在几何学中, 曲率能够完全刻画曲线的弯曲程度, 因此速度曲线的平滑性度量利用曲率的变化表

示具有合理性^[7]。由表 1 和图 1 的(c)和(e)对比可知,利用运动速度曲线局部协方差矩阵特征根估计的曲率与任意一点的真实曲率表现吻合。由图 1 的(d)和(f)对比可知,在加入随机噪声后,估计曲率的表现更为稳定并且与曲率变化吻合,具有良好的抗噪性能^[9]。

经过上述分析,本文定义运动速度曲线 S 的平滑度为

$$\text{Smoothness} = \sum_{n=1}^m (k_n - k_{\text{mean}}) \quad (5)$$

其中 k_n 为第 n 个离散点的估计曲率, k_{mean} 为估计曲率的平均值。

表 1 估计曲率与真实曲率的数值对比

	5s	15s	21s	39s	69s
真实曲率(10^{-2})	2.05	7.01	10.6	24.7	28.4
估计曲率(10^{-4})	12	20	46	51	57

1.2 基于仿真曲线的平滑性度量性能对比

在对患者康复动作评价时,我们需要时间或者位移作为不变量。在标准的康复动作中,根据标准的动作量表评价体系。在相同时间内,患者速度曲线的峰值出现的数量越少越平滑,波动越平缓、运动越平滑;在相同位移内,患者的运动越平缓、越平滑,患者中间停顿的时间越短、越平滑。

根据以往提出的平滑性度量方法,平滑性度量性能的分析可以通过仿真生成模拟运动曲线实现^[4],鉴于此,本文在相同时间的情况下给定仿真速度曲线基本生成公式为^[10]

$$x(t) = A \left[\frac{t}{D} - \sin\left(\frac{2\pi t}{D}\right) \frac{(1-b)}{2\pi} - \sin\left(\frac{2n\pi t}{D}\right) \frac{b}{2n\pi} \right] \quad (6)$$

其中 n 决定了曲线出现峰值的数量, b 决定了曲线弯曲的程度, D 决定了运动时间, A 决定了运动的幅值。通过改变参数,本文生成并讨论了曲线波动大小和峰值数量多少两种情况下的仿真速度曲线。其中,波动大小不一的曲线模拟患者在标准的康复运动中速度曲线幅值变化幅度,峰值数量不同的曲线模拟患者在标准的康复运动中速度曲线出现极大值的个数。同时,本文在相同位移的情况下给定仿

真速度曲线基本生成公式为^[10]

$$v(t) = \sum_{k=1}^{N_k} A_k m\left(\frac{t - \Delta T_k}{T_k}\right) \quad (7)$$

$$m(t) = e^{-5t^2}$$

由式(7)可知,速度曲线是由 $m(t)$ 叠加而得, ΔT_k 为偏移量。通过改变偏移量,本文生成并讨论了速度曲线出现匀速和停顿两种情况。其中,出现匀速证明患者康复状况良好,运动平滑性上升。出现停顿,说明患者不能有效地控制自身运动,运动平滑性降低。

为了测试本文提出的基于曲率估计的平滑性度量算法的准确性,表 2 列出了 4 种经典的平滑性度量方法,即基于 jerk 的平方积分法(ISJ)、基于 jerk 的均方根法(RMSJ)、最大速度归一均方 jerk 法(MAPS)和无量纲 jerk 法(DJ)。本研究用这 4 种方法,再加上峰值(Peaks)方法和标准差(Standard Deviation)方法两种方法,与我们的算法进行了对比分析^[11-14]。

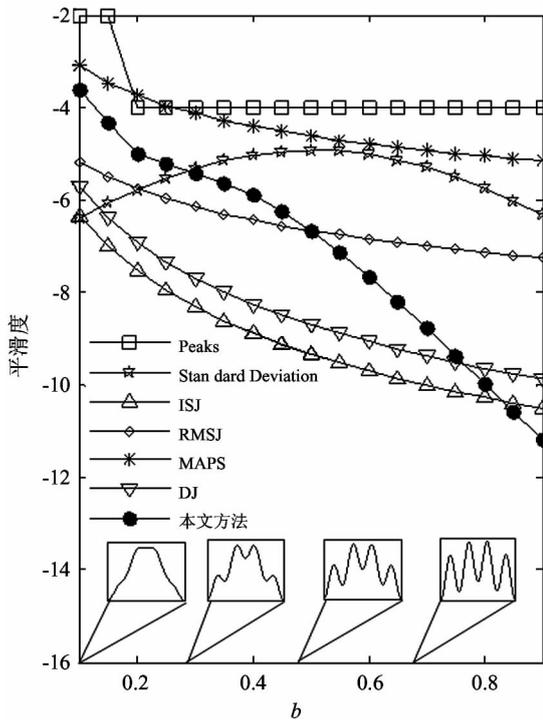
表 2 各种平滑性度量方法

算法	公式
ISJ	$\int_{t_1}^{t_2} \ddot{x}(t)^2 dt$
RMSJ	$\sqrt{\frac{1}{t_2 - t_1} \int_{t_1}^{t_2} \ddot{x}(t)^2 dt}$
MAPS	$\frac{1}{v_{\text{peak}}(t_2 - t_1)} \int_{t_1}^{t_2} \ddot{x}(t) dt$
DJ	$\left(\int_{t_1}^{t_2} \ddot{x}(t)^2 dt \right) D^3 / v_{\text{peak}}^2$

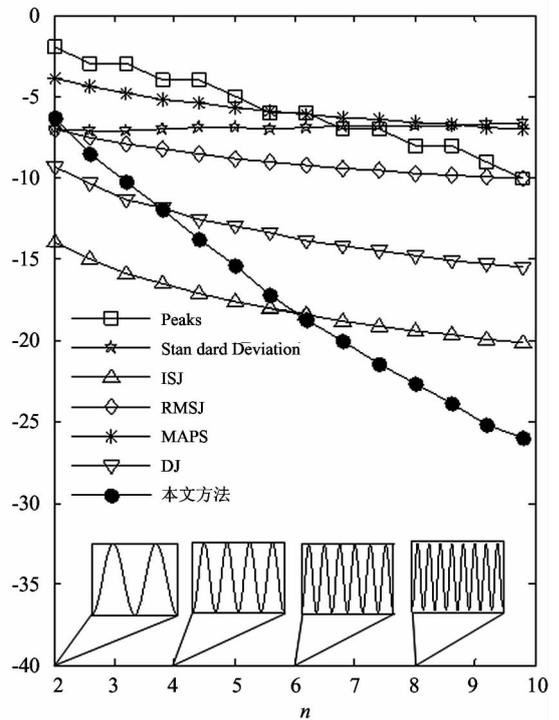
2 平滑性对比分析

2.1 模拟曲线平滑性分析

仿真是在 Matlab 环境下完成的,仿真结果如图 2 和图 3 所示。各图的纵坐标为不同算法在不同尺度下的平滑性度量值,横坐标为模拟曲线的参数。横坐标上方的模拟曲线是随参数变化的,可以直接判断出曲线的平滑性变化趋势。此外,为了直观地表现不同算法检测的平滑性度量值的变化趋势,图中的结果均取负值。

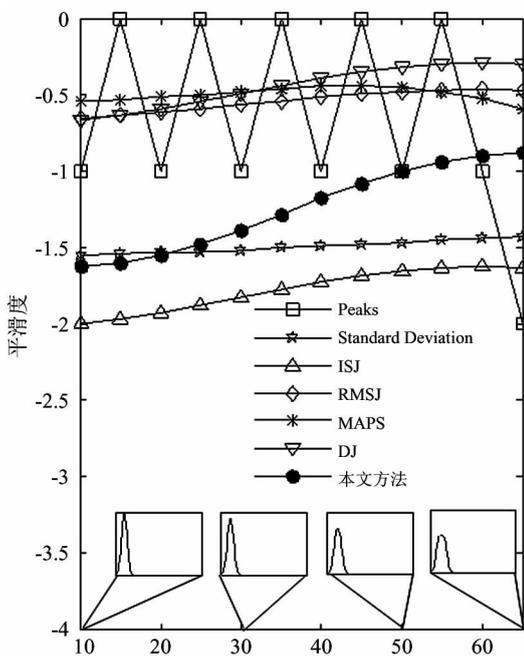


(a) 在相同时间内随着波动幅度的增大平滑度的变化情况
其中，横坐标上方的四幅图是由式(6)随着参数 b 的改变生成的模拟曲线

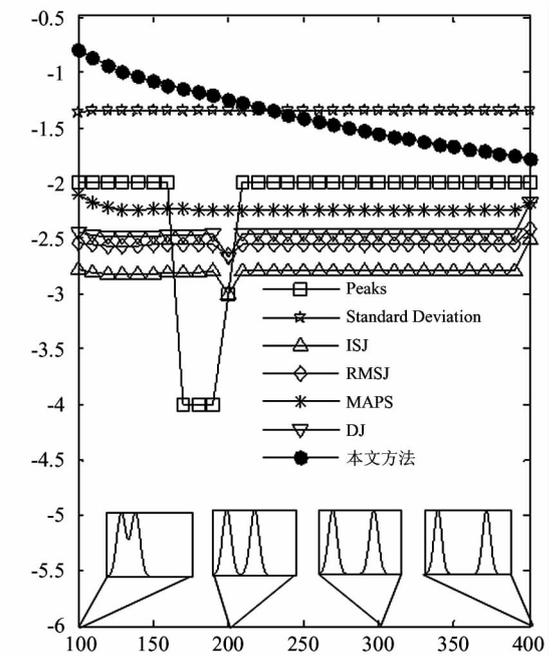


(b) 在相同时间内随着震颤数量的增加平滑度的变化情况
其中，横坐标上方的四幅图是由式(6)随着参数 n 的改变生成的模拟曲线

图2 在相同时间内各种平滑性度量方法的结果对比



(a) 在相同位移内随着动作稳定性的增加平滑度的变化情况
其中，横坐标上方的四幅图是由式(7)随着偏移量的改变生成的模拟曲线。



(b) 在相同位移内随着动作连贯性的降低平滑度的变化情况
其中，横坐标上方的四幅图是由式(7)随着偏移量的改变生成的模拟曲线。

图3 在相同位移内各种平滑性度量方法的结果对比

如图2(a)所示,在横坐标轴上方的曲线模拟患者在相同时间内完成康复动作的速度变化情况。在康复治疗过程中,共济失调患者的运动速度应趋于平缓,减少抖动的幅度。随着 b 值的增加,仿真速度曲线的波动程度逐渐增大,运动平滑度也随之降低。其中,峰值的数量在0.2后维持不变,标准差成圆弧形。很明显,两种方法均不能有效地度量平滑性。表2中4种经典平滑度度量方法均表现良好,随着生成曲线的平滑性降低,平滑性度量指标随之以不同的趋势下降。在这种情况下,本文算法平滑度下降非常明显,与真实情况和上文列出的对比算法保持一致性。

如图2(b)所示,在横坐标轴上方的曲线模拟患者在相同时间内完成康复动作的速度变化情况。在康复治疗过程中,共济失调患者的运动速度应趋于稳定,减少出现震颤的次数。随着 n 值的增加,仿真速度曲线出现震颤的数量逐渐增多,平滑度也随之降低。其中,峰值的数量持续增高,基本正确地反映了平滑度的变化趋势。标准差维持恒定,不能反映出平滑度的变化情况。表2中4种经典平滑度度量方法均表现良好,随着生成曲线的平滑性降低,平滑性度量指标随之以不同的趋势下降。在这种情况下,本文算法下降非常明显,与真实情况和上文列出的对比算法保持一致性。

者在相同位移内完成康复动作的速度变化情况(如指物动作)。在康复治疗过程中,共济失调患者的运动速度应趋于稳定,患者的运动在一定区间内,运动速度经过协调训练会由陡升陡降,到逐步控制平稳加减速甚至出现一段匀速运动过程(仅仅出现轻微的速度波动)。说明患者康复前后平滑度逐渐升高。其中,峰值数量出现波动,标准差维持恒定。很明显,两种方法均不能有效地度量平滑性。在表2中4种经典算法中,RMSJ算法在末端出现下降,其余3种表现较为良好。在这种情况下,本文算法上升非常明显,体现了算法的有效性和抗噪性,优于其他算法。

如图3(b)所示,在横坐标轴上方的曲线模拟患者在相同位移内完成康复动作的速度变化情况。在康复治疗过程中,共济失调患者的运动速度应趋于恒定。患者应由出现一段停顿逐渐训练到一气呵成地完成康复动作。而患者在连贯的康复动作中出现停顿是运动不平滑的表现,说明患者不能良好地控制动作完成。其中,峰值出现波动后维持恒定,标准差不变很明显。在表2四种经典算法中,RMJS算法在初始阶段出现下降后维持恒定。其余3种初始阶段下降后,出现奇异点,以上均不能有效地度量平滑性。而本文算法下降明显,体现了本文算法的有效性和抗噪性,优于其他算法。

如图3(a)所示,在横坐标轴上方的曲线模拟患

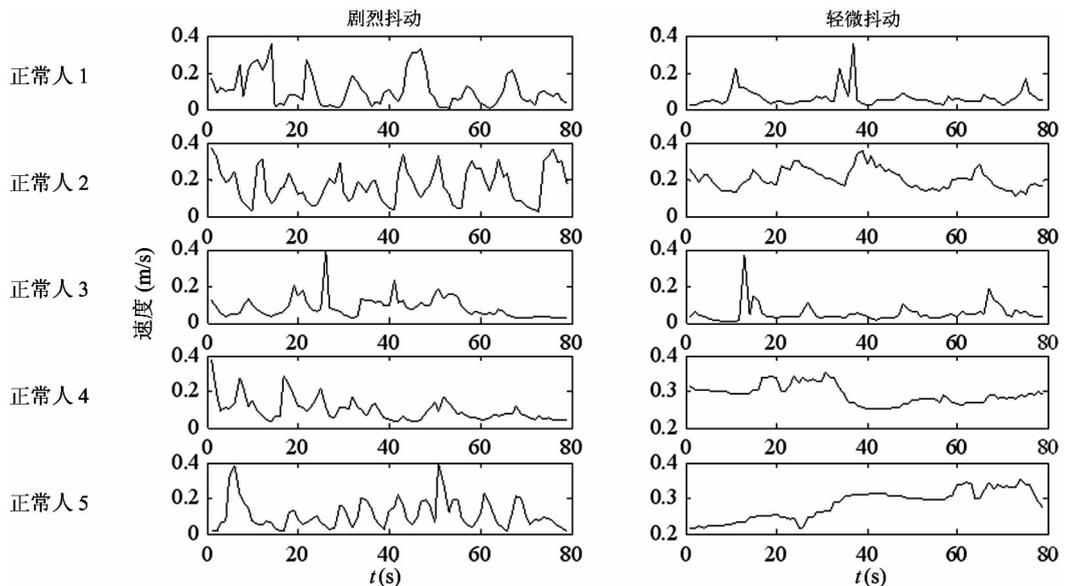


图4 正常人的速度曲线

2.2 正常人运动数据平滑性分析

本文利用 Kinect 采集正常人的实际运动曲线,运动曲线分为平滑度高和平滑度低两种情况。在试验中首先采集一组手部运动无规则的剧烈抖动,然后采集医嘱手部运动轻微抖动曲线,用来验证算法在 Kinect 采集的实际数据上的度量表现,速度曲线见图 4。

表 3 中列出了 7 种算法在上述速度曲线的表现情况。其中,峰值的数量表现较差,多次出现平滑度升高的情况。四种经典算法表现一般,出现平滑度升高的情况较少。但由变化率可以发现,四种算法的灵敏性较差。标准差和本文算法表现一致,平滑性指标均有不同幅度的降低,符合试验结果。并且平均变化率较高,体现了算法的稳定性和灵敏性。

表 3 正常人的平滑性指标变化

	Peaks	Standard Deviation	ISJ	RMSJ	MAPS	DJ	本文方法
正常人 1	19	0.0883	13.7317	6.8658	7.3039	15.7846	1.8145
	17	0.0499	13.6125	6.8062	6.8623	15.6672	1.2055
正常人 2	15	0.0940	13.8215	6.9108	7.4820	15.8068	1.8465
	19	0.0552	11.9687	5.9843	6.5590	14.0098	0.6264
正常人 3	15	0.0587	13.5613	6.7806	6.8241	15.4524	1.3407
	16	0.0481	13.7299	6.8650	6.7872	15.7238	1.1445
正常人 4	18	0.0641	12.8485	6.4243	6.8552	14.7947	1.4565
	20	0.0267	9.3963	4.9682	5.4926	12.0082	0.1844
正常人 5	14	0.0811	13.6830	6.8415	7.2007	15.5191	1.7245
	21	0.0406	9.9690	4.3945	5.4868	12.0409	0.3233
变化率	9.2%	27.3%	7.1%	7.6%	6.7%	5.3%	40.3%

2.3 共济失调患者运动数据平滑性分析

本文利用 5 名病人的实际运动数据对本文算法检测的平滑度进行验证。数据的来源是在康复前我们进行的一次数据采集,之后利用各种算法进行患者运动平滑性的度量。在经过为期一个月的康复治疗

程后,再进行一次数据采集。此时,医师根据临床方法已判段病人的运动平滑性明显升高,康复治疗取得了一定的效果。本文利用这两组数据进行对比,验证算法的稳定性和灵敏性。病人康复前后的速度曲线见图 5。

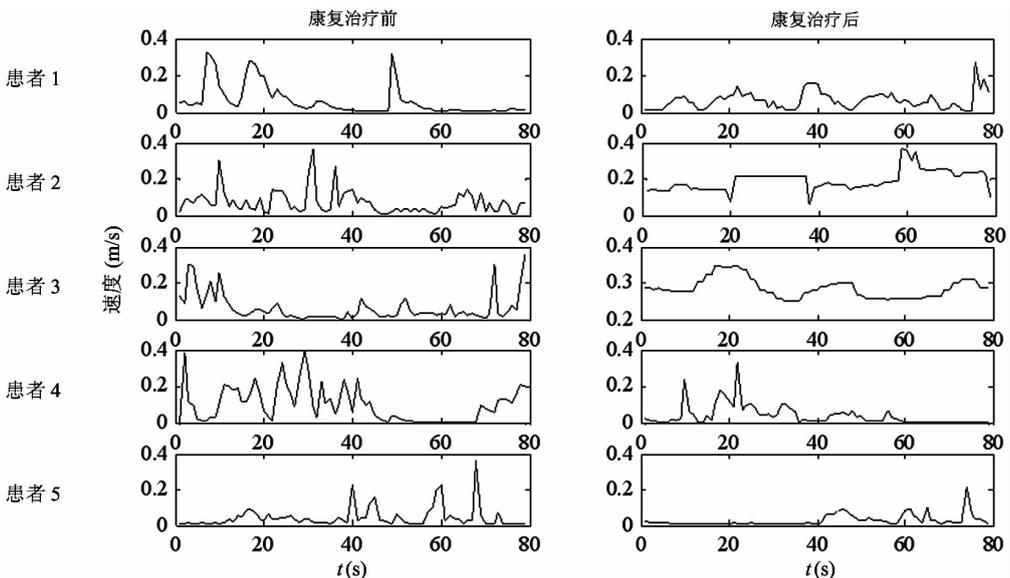


图 5 患者的康复前后速度曲线对比

表4中列出了7种算法在上述速度曲线的表现情况。由表中各种算法的平滑性指标和平均变化率可知,峰值的数量不能正确地体现运动平滑性的变化。ISJ、RMSJ和DJ三种算法在反映运动平滑性变

化上的正确率很高但灵敏性较差。MAPS算法的灵敏性较好但在反映运动平滑性变化上稳定性较差。本文算法和标准差表现一致,稳定且灵敏性较好,体现了算法的稳定性和灵敏性。

表4 患者的平滑性指标变化

	Peaks	Standard Deviation	ISJ	RMSJ	MAPS	DJ	本文方法
患者1	15	0.0829	13.2650	5.6325	7.7936	15.5026	1.6870
	18	0.0481	12.8864	5.4432	8.0182	15.4995	0.8734
患者2	24	0.0649	13.9920	5.9960	8.4310	15.9916	1.7913
	19	0.0555	12.5727	5.2863	7.4227	14.5612	0.9696
患者3	19	0.0763	13.7087	5.8543	8.1283	15.7515	1.8053
	23	0.0270	9.6283	3.8142	6.3591	11.7486	0.3674
患者4	17	0.0969	14.1064	6.0532	8.3117	15.9453	2.1766
	16	0.0559	13.4605	5.7302	7.9028	15.6948	1.2608
患者5	20	0.0580	13.8992	5.9496	8.1699	15.9540	1.7435
	17	0.0325	12.4305	5.2125	7.6266	15.4755	0.6180
变化率	10.1%	26.7%	6.2%	7.2%	12.1%	4.1%	46.0%

3 结论

随着对康复治疗需求的逐年增加以及虚拟康复技术的快速发展^[15],康复效果的评价方法逐渐引起了人们的重视。运动平滑性是评价康复效果的一项重要指标,在康复领域需要重新进行定义和研究。在试验过程中我们发现,对于原始运动数据任何的去噪处理都可能对最终结果造成很大的影响,并且得到一种通用且效果良好的去噪算法是非常困难的。在另一方面,原始数据在采集过程中产生噪声是不可避免的。本文提出的基于曲率估计的平滑性度量算法具有良好的抗扰性,减少了噪声对平滑性检测的影响,对于各种情况均表现稳定。并且通过试验证明,基于Kinect的采集数据,对正常人和实际患者的平滑性检测是正确且有效的。

本研究下一步的工作是要更加精确地提取患者运动数据并且对速度曲线的局部结构^[16]进行精准区分;通过相似结构提取运动曲线的特征,进一步提升曲线平滑性以及相似性检测算法的性能,扩大算法的应用领域。

参考文献

- [1] Hogan N, Sternad D. Sensitivity of smoothness measures to movement duration, amplitude, and arrests. *Journal of motor behavior*, 2009, 41(6): 529-534
- [2] Rohrer B, Fasoli S, Krebs H I, et al. Movement smoothness changes during stroke recovery. *The Journal of Neuroscience*, 2002, 22(18): 8297-8304
- [3] Platz T, Denzler P, Kaden B, et al. Motor learning after recovery from hemiparesis. *Biological cybernetics*, 1994, 32(10): 1209-1223
- [4] Young R P, Marteniuk R G. Acquisition of a multi-articular kicking task; jerk analysis demonstrates movements do not become smoother with learning. *Human Movement Science*, 1997, 16(5): 677-701
- [5] 马旭, 杨文美. 医疗特征图像边缘曲率分析实例. *医学影像学杂志*, 2011, 20(11): 1713-1715
- [6] 匡平, 朱清新, 陈旭东. 一种基于最小特征根分析的直线检测方法. *电子测量与仪器学报*, 2007, 21(3): 33-38
- [7] 朱书华. 基于边缘方向的物体特征识别算法研究及其应用: [硕士学位论文]. 秦皇岛: 燕山大学, 2012, 5
- [8] Todorov E, Jordan M I. Smoothness maximization along a predefined path accurately predicts the speed profiles of complex arm movements. *Journal of Neuro-physiology*,

- 1998, 80(2): 696-714
- [9] 乔宇, 黄席樾, 柴毅等. 基于自适应直线拟合的角点检测. 重庆大学学报, 2003, 26(2): 29-31
- [10] Balasubramanian S, Melendez-Calderon A, Burdet E. A robust and sensitive metric for quantifying movement smoothness. *Bio medical Engineering, IEEE Transactions on*, 2012, 59(8): 2126-2136
- [11] Merians A S, Fluet G G, Qiu Q, et al. Robotically facilitated virtual rehabilitation of arm transport integrated with finger movement in persons with hemiparesis. *Journal of Neuroengineering & Rehabilitation*, 2011, 8(2): 175-179
- [12] Osu R, Ota K, Fujiwara T, et al. Quantifying the quality of hand movement in stroke patients through three-dimensional curvature. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, 2011, 8(2): 248-258
- [13] Goldvasser D, McGibbon C A, Krebs D E. High curvature and jerk analyses of arm ataxia. *Biological cybernetics*, 2001, 84(2): 85-90
- [14] Baldinotti I, Timmann D, Kolb F P, et al. Jerk analysis of active body-weight-transfer. *Gait & posture*, 2010, 32(4): 667-672
- [15] 刘修泉, 马研, 宋爱国. 基于物联网远程控制的上肢康复机器人系统研究. 高技术通讯, 2015, 25(1): 82-88
- [16] 夏凡, 王宏. 基于局部异常行为检测的欺骗识别研究. 智能系统学报, 2007, 2(5): 12-19

A movement smoothness measuring algorithm based on curvature estimation

Ding Weili^{*}, Gao Xiaoyang^{*}, Su Yuping^{**}, Li Xiaoli^{*}

(* Institute of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004)

(** Rehabilitation Medicine Center of First Hospital of Qinhuangdao, Qinhuangdao 066004)

Abstract

The study was conducted to use movement smoothness to quantitatively evaluate stroke recovery, and considering that existing algorithms for movement smoothness measuring lack of consistency, sensitivity and robustness, a novel measuring algorithm based on curvature estimation was presented through the analysis of rehabilitation motions' smoothness. The key of the new algorithm is to use the covariance matrix eigenvalue root of velocity curves' local structure to estimate the curvature, and it quantifies the movement smoothness based on the estimated curvature. The smoothness measuring for the curves generated by simulating all sorts of cases in recovery, as well as that generated by patients' real rehabilitation training, was accomplished with the proposed algorithm, and its performance was compared with the six existing algorithms. The experimental results show that the proposed algorithm not only has the consistency with other algorithms, but also has a satisfactory performance in sensitivity and anti-interference.

Key words: smoothness measure, jerk, recovery, curvature estimation, local structure