

根据图 8(b)所示,300ms~900ms 区间内的几个数据段均与实际采样点较为接近,且符合其理论.但仍有部分数据段被误判,例如 250ms~450ms 处的两段.

由于固定的人工定义单一常数阈值,RRA 方法在本样本中的效果与实际情况已经产生巨大差异.由图 8(c)所示:400ms 及 700ms 位置中 TO 切分点与 HS 中间点已经几乎贴近到同一位置,而各个切分点与实际样本切分点的偏移也较大,PD 偏移量与本文方法及 BGR,FFT 方法相差也较大.

FFT 方法在本实验样本中 PD 平均偏移量较低,但根据表 3 对比,其 PD 偏移量与本文的 HFM 方法相比仍高了一个数量级,EAP 周期较为接近实际值,EGN 步数略高.

本文的 HFM 方法仍表现最好,PD 偏移量为 4 种方法中最低,EAP 周期极为接近实际值,EGN 步数在数据有效范围内是正确的,图 8(e)中的切分结果也较为符合步态理论模型的情况.由于本数据样本实际采样点与本文方法选取起始点原则不同,出现了一定的平移偏差,在本节前文已论述过此问题,平移偏差并不能说明本部分各个方法是不合理的.

本样本在大约 1 150ms 后数据因不在有效区间内而未被列入分析范围,故而 Real Gait Number 一栏填写为“8.00(+1.00)”.

3.3 实验总结

本文实验部分总共进行了 3 组实验数据共 12 个分实验,分别验证了 OGA+,BGR,FFT 及本文改进方法 HFM 的实验效果.其中,OGA+是在 OGA 这一朴素方法的基础上进行轻微改进,以适应实际数据集的方法.

本文所使用的 ZJU-Gait Dataset 数据集自带步数及有效数据区间,本文为了体现本文方法在缺乏多种预设条件下的优越性,未使用步数信息,同时也不预设步态模板数据库.

OGA 方法及其改进 OGA+方法均为单纯基于波峰波谷的步态数据分析方法,在 3 组实验中,OGA+无论是实验对比图或是表格量化数值不如本文改进方法效果科学.原因是只依赖于峰值谷值这一单一指标,很难避免非真实步态段转换点的波峰或波谷对于步态数据段求解的影响.本文通过更为全面的求解原则,将波峰波谷检测与相关阈值结合起来,改善了这一问题.

BGR 方法的效果在本文实验中表现最差,原因在于:本文设定实验条件为位置步态步数及未预设步态模板的实验数据,BGR 方法完全无法解决这类情况;同时,该方法使用的步态模型与常用的步态模型均不相同,根据实验结果及分析可知,大量数据段被错误判断.本文通过使用 FFT 方法求解预估单独周期及步数,并在此基础上结合相关理论知识及模型进行进一步精细计算,大大克服了 BGR 方法的局限性.

RRA 方法在 Sample A 中表现较好,而在 Sample B,Sample C 中的实验效果较差.其根本原因是由于此方法建立在人工观察设定的单一恒定常数阈值上,样本 A 由于手工选定了合适的常数阈值,求解的步态周期段较为准确,Sample B,Sample C 在不改变此常数阈值取值的情况下则表现出该方法的局限性.在实际应用中,很多情况下无法事先得知或正确判断出某一数据集应适合的阈值,此方法只采用单一常数的思路无法适应这些情况,缺乏鲁棒性,适应性较低.

FFT 方法求解的结果是固定值,而实际步态数据中的步态段长度是动态变化的.因此,若使用本方法机械求解,前几步步态段可能是与实际情况相似的,但中后部的实际采样点与理论切分点的偏移必然会逐渐增大,以致于后部结果完全失去步态数据图像的规律性,为后续分析带来困难.本文通过设定周期的动态容错区间,克服了 FFT 恒定周期的这一局限.

BGR 与 FFT 方法的另一个共同缺点是:由于其方法本身有各自的功能缺陷,当需要分析步态的两个阶段时,其均无法对其进行 stance,swing 阶段切分,遑论进一步分析了.本文的解决方案中包含对于步态模型两阶段的切分过程.

文献[11]中步态段检验这一关键步骤与 RRA 方法具有相同的缺陷,同样是以一个人工定义的恒定常数阈值作为基础,缺乏可容错性空间.关于人工定义阈值的缺陷已在 BGR 及 RRA 方法的实验中得到充分体现,故不再针对此文献与本文研究课题相似的阶段再进行实验.

由表 4 的实验数据总表及上述实验图可知:本文方法的实验效果较为显著,样本 A、样本 C 均优越了一两

个数量级.尤其是从图中可见:本文方法可以较为准确地标记识别出各个步态段,而其他对比方法则出现了各种误差.实验数据中部分对比实验的偏移量较好,但多数是因正负误差抵消所致.

Table 4 General table of experiments

表 4 实验数据总表

		OGA+	BGR	RRA	FFT	HFM
Sample A	实际步态平均周期 RAP (ms)	99.73				
	估计步态平均周期 EAP (ms)	99.64	136.43	107.70	99.08	99.67
	平均偏移量 PD (%)	0.09	36.80	7.40	0.65	0.06
	实际步数 RGN	11.00(+1.00)				
	估计步数 EGN	11.00	7.00	10.00	11.99	11.00
	估计 Stance 阶段平均周期 EAS _{TP} (ms)	51.08	—	56.40	49.54	51.08
	估计 Swing 阶段平均周期 EAS _{WP} (ms)	49.09	—	51.30	49.54	49.75
Sample B	实际步态平均周期 RAP (ms)	112.63				
	估计步态平均周期 EAP (ms)	105.75	148.67	110.37	111.83	112.78
	平均偏移量 PD (%)	6.11	32.00	2.04	0.71	0.13
	实际步数 RGN	8.00(+1.00)				
	估计步数 EGN	8.00	3.00	8.00	8.61	8.00
	估计 Stance 阶段平均周期 EAS _{TP} (ms)	51.25	—	62.50	55.92	53.13
	估计 Swing 阶段平均周期 EAS _{WP} (ms)	52.63	—	47.88	55.92	59.65
Sample C	实际步态平均周期 RAP (ms)	110.89				
	估计步态平均周期 EAP (ms)	147.83	110.14	102.00	112.08	110.88
	平均偏移量 PD (%)	33.31	0.68	8.71	0.85	0.09
	实际步数 RGN	8.00(+1.00)				
	估计步数 EGN	6.00	7.00	9.00	8.74	8.00
	估计 Stance 阶段平均周期 EAS _{TP} (ms)	65.00	—	50.67	56.04	54.88
	估计 Swing 阶段平均周期 EAS _{WP} (ms)	82.83	—	51.33	56.04	56.00

根据以上实验及实验分析可知:本文提出的方法可以有效解决未知步态信息下的步态数据分析问题,求解得出了最为合理的步态周期段,且具有自适应性与自动性,对于处理与分析步态数据这一智能数据分析问题有较为理想的实验效果,是一种基于大量研究文献通用模型下的高可用性数据处理方法.

4 结论与未来工作

步态数据分析是智能数据分析的一个重要方向,针对如何更好地分析未知步态数据进而求解出更合理的步态周期段这一本领域的核心课题,本文方法有效提高了未知步态数据的分析准确性,通过预估步数,并结合相关理论知识,有效解决了目前方法无法解决的在多种信息缺失的情况下(例如步数信息与步态模板数据)对于未知步态数据进行分析并按照通用模型进行步态周期段求解这一重要问题,同时设定可自修正自适应区间,使得本文方法具有较强的动态性和可用性.

在步态数据分析方向,在此基础上还可以进行许多其他延伸课题.未来预计使用此方法结合其他信息丰富的数据集进行深入研究,如可以结合角度、GPS、磁力计信息等对步态情况进行全面研究,或结合心跳数据对心脏及其他器官的健康状况进行研究,抑或使用聚类方法或其他深度学习方法对步态进行进一步识别与其他研究.同时,也将考虑将本文成果及延伸思想应用于模式识别与数据挖掘领域.本文采用的是一种先验知识取得的模板,而在其他动作识别领域,也可以将本文思想扩展应用,通过一定方法取得新的未知动作的模板进行建模作为新的先验知识,进而对动作进行识别与分析处理,更可以将此思路应用于更广阔的智能数据处理领域.

References:

[1] Wahab Y, Bakar NA. Gait analysis measurement for sport application based on ultrasonic system. In: Proc. of the ISCE 2011. 2011. 20–24. [doi: 10.1109/ISCE.2011.5973775]

[2] Steultjens MPM, Dekker J, v. Baar ME, et al. Range of joint motion and disability in patients with osteoarthritis of the knee or hip. *Rheumatology*, 2000,39(9):955–961. [doi: 10.1093/rheumatology/39.9.955]

- [3] Bora NM, Molke GV, Munot HR. Understanding human gait: A survey of traits for biometrics and biomedical applications. In: Proc. of the ICESA 2015. 2015. 723–728. [doi: 10.1109/ICESA.2015.7503444]
- [4] Yuan JD, Wang ZH. Review of time series representation and classification techniques. *Computer Science*, 2015,42(3):1–7 (in Chinese with English abstract). http://www.jsjx.com/jsjx/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20150301 [doi: 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.3.001]
- [5] Gouwanda D, Gopalai AA. A robust real-time gait event detection using wireless gyroscope and its application on normal and altered gaits. *Medical Engineering and Physics*, 2015,37(2):219–225. [doi: 10.1016/j.medengphy.2014.12.004]
- [6] Taborri J, Scalona E, Palermo E, Rossi S, Cappa P. Validation of Inter-subject training for Hidden Markov models applied to gait phase detection in children with cerebral palsy. *Sensors*, 2015,15(9):24514–24529. [doi: 10.3390/s150924514]
- [7] Formento PC, Acevedo R, Ghousayni S, Ewins D. Gait event detection during stair walking using a rate gyroscope. *Sensors*, 2014, 14:5470–5485. [doi: 10.3390/s140305470]
- [8] Anwary AR, Yu HN, Vassallo M. Optimal foot location for placing wearable IMU sensors and automatic feature extraction for gait analysis. *IEEE Sensors Journal*, 2017. [doi: 10.1109/JSEN.2017.2786587]
- [9] De Marsico M, Mecca A. Biometric walk recognizer gait recognition by a single smartphone accelerometer. *Multimedia Tools and Applications*, 2016,76(4). [doi: 10.1007/s11042-016-3654-1]
- [10] Zhang YT, Pan G, Jia K, Lu ML, Wang YM, Wu ZH. Accelerometer-based gait recognition by sparse representation of signature points with clusters. *IEEE Trans. on Cybernetics*, 2017,45(9):1864–1875. [doi: 10.1109/TCYB.2014.2361287]
- [11] Qi YB, Soh CB, Gunawan E, Low KS, Thomas R. Assessment of foot trajectory for human gait phase detection using wireless ultrasonic sensor network. *IEEE Trans. on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2016,24(1):88. [doi: 10.1109/TNSRE.2015.2409123]
- [12] Agostini V, Balestra G, Knaflitz M. Segmentation and classification of gait cycles. *IEEE Trans. on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2014,22(5). [doi: 10.1109/TNSRE.2013.2291907]
- [13] Mohammed S, Sam'ee A, Oukhellou L, Kong K, Huo W, Amirat Y. Recognition of gait cycle phases using wearable sensors. In: Proc. of the Robotics and Autonomous Systems. 2014. [doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.robot.2014.10.012>]
- [14] De Rossi SMM, Crea S, Donati M, Reberšek P, Novak D, Vitiello N, Lenzi T, Podobnik J, Munih M, Carrozza MC. Gait segmentation using bipedal foot pressure patterns. In: Proc. of the 4th IEEE RAS/EMBS Int'l Conf. on Biomedical Robotics and Biomechanics. 2012. 361–366. [doi: 10.1109/BioRob.2012.6290278]
- [15] Moe-Nilssen R, Helbostad JL. Estimation of gait cycle characteristics by trunk accelerometry. *Journal of Biomechanics*, 2004,37(1): 121–126. [doi: 10.1016/S0021-9290(03)00233-1]
- [16] Caldas R, Mundt M, Potthast W, Buarque F, Markert B. A systematic review of gait analysis methods based on inertial sensors and adaptive algorithms. *Gait & Posture*, 2017,57:204–210. [doi: 10.1016/j.gaitpost.2017.06.019]
- [17] Ren L, Jones RK, Howard D. Predictive modelling of human walking over a complete gait cycle. *Journal of Biomechanics*, 2007, 40(7):1564–1574. [doi: 10.1016/j.jbiomech.2006.07.017]
- [18] Gu X. Spectral analysis for almost periodically correlated time series [MS. Thesis]. Nanjing: Nanjing University, 2015 (in Chinese with English abstract).
- [19] Fu MJ, Zhuang JJ, Hou FZ, Ning XB, Zhan QB, Shao Y. Extracting human gait series based on the wavelet transform. *Acta Physica Sinica*, 2010,59(6):4343–4350 (in Chinese with English abstract). <http://wulixb.iphys.ac.cn/CN/Y2010/V59/I6/4343>
- [20] Jiang S, Wang XC, Kyranini M, Gräser A. A robust algorithm for gait cycle segmentation. In: Proc. of the EUSIPCO 2017. 2017. [doi: 10.23919/EUSIPCO.2017.8081163]
- [21] Singh G, Joshi D, Anand S, Swami P. Sub region identification in gait cycle for real time implementation. In: Proc. of the 2010 Int'l Conf. on Systems in Medicine and Biology. 2010. 108–112. [doi: 10.1109/ICSMB.2010.5735354]
- [22] Dasgupta H. An algorithm for stance and swing phase detection of human gait cycle. In: Proc. of the ICECS 2015. 2015. 447–450. [doi: 10.1109/ECS.2015.7124944]
- [23] Jia RY, Wang R. A similarity measure algorithm for time series based on EMD. *Computer Technology and Development*, 2017, 27(11):71–74 (in Chinese with English abstract). <http://www.xactad.org/oa/DArticle.aspx?type=view&id=201711015> [doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2017.11.015]

- [24] Luo J, Ying K, Bai J. Savitzky—Golay smoothing and differentiation filter for even number data. Signal Processing, 2005,85(7): 1423–1434. [doi: 10.1016/j.sigpro.2005.02.002]

附中文参考文献:

- [4] 原继东,王志海.时间序列的表示与分类算法综述.计算机科学,2015,42(3):1–7. http://www.jsjcx.com/jsjcx/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20150301 [doi: 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.3.001]
- [18] 顾星.几乎周期性相关时间序列的频谱分析[硕士学位论文].南京:南京大学,2015.
- [19] 符懋敬,庄建军,侯凤贞,宁新宝,展庆波,邵毅.基于小波变换的人体步态序列提取.物理学报,2010,59(6):4343–4350. <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2010/V59/I6/4343>
- [23] 贾瑞玉,王瑞.基于 EMD 的时间序列相似性度量方法.计算机技术与发展,2017,27(11):71–74. <http://www.xactad.org/oa/DArticle.aspx?type=view&id=201711015> [doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2017.11.015]



门慧超(1990—),女,辽宁沈阳人,博士生,主要研究领域为机器学习,数据挖掘.



王波涛(1968—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 专业会员,主要研究领域为云计算,大数据,位置服务,隐私保护.