

实时手部精细运动意图识别方法的研究*

魏月^{1,2} 郭欣¹ 王蕾^{1,2} 耿艳娟^{2,3} 李光林²

摘要

目的:利用脑卒中患者的自主运动意识进行主动神经康复是促进患者脑功能重塑、提高康复训练效果的重要工程学手段。针对脑卒中患者手部精细运动功能恢复速度慢、恢复程度有限等问题,本文提出了一种基于数据手套的模板匹配方法,用于识别患者的手部精细运动意图。

方法:利用自主研发的虚拟现实康复训练平台,将基于数据手套模板匹配的运动意图识别方法嵌入其中,并与基于表面肌电模式识别方法进行对比研究。招募了6例健康受试者参与实验,对16个手部精细动作的离线识别性能和实时识别性能分别进行分析,并对离线性能指标与实时性能指标之间的关系进行相关性研究。

结果:采用基于数据手套模板匹配方法取得的平均离线动作识别准确率为 $95.00\% \pm 3.66\%$,平均实时动作完成率为 $91.31\% \pm 1.17\%$,显著高于基于表面肌电模式识别方法的离线动作识别准确率($84.66\% \pm 4.66\%$, $P < 0.01$)与实时动作完成率($71.86\% \pm 10.04\%$, $P < 0.01$)。另外,基于数据手套模板匹配方法取得的离线动作识别准确率与实时动作完成率是线性相关的($P < 0.05$),而基于表面肌电模式识别方法取得的离线与实时性能指标不存在线性关系($P = 0.4005$)。

结论:与传统的肌电模式识别方法相比,基于数据手套模板匹配方法具有显著的比较性优势。因此,有望成为手部精细运动功能主动神经康复中的一种有效的运动意图识别方法。

关键词 脑卒中;手部运动意图;模板匹配;数据手套;实时识别

中图分类号: R743.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-1242(2019)-01-0059-08

Research on the real-time identification of hand movements/WEI Yue, GUO Xin, WANG Lei, et al./Chinese Journal of Rehabilitation Medicine, 2019, 34(1): 59—66

Abstract

Objective: Active rehabilitation putting great emphasize on the conscious effort of stroke survivors is an important engineering means to promote their brain plasticity and improve the rehabilitation effect. Towards the neurorehabilitation of hand motor function which was often slow and limited, a data-glove based template matching (Glove-TM) method was proposed for intent identification of fine hand movements in this study.

Method: The proposed Glove-TM method was embedded into a custom-made virtual-reality rehabilitation training platform, and the electromyogram based pattern recognition (EMG-PR) approach was also included for comparison. The offline and real-time identification performance of 16 classes of hand movements were examined with six healthy subjects, respectively. In addition, the relationship between offline and real-time performance metric was investigated by linear regression method.

Result: The average offline motion classification accuracy was $95.00\% \pm 3.66\%$, and the average real-time motion completion rate was $91.31\% \pm 1.17\%$ when using Glove-TM method, which were significantly higher than those when using EMG-PR method (with offline classification accuracy of $84.66\% \pm 4.66\%$ and motion completion rate of $71.86\% \pm 10.04\%$, $P < 0.01$). And it is found that the offline classification accuracy and real-time mo-

DOI:10.3969/j.issn.1001-1242.2019.01.013

*基金项目:国家自然科学基金资助项目(61403367);深圳市未来产业专项资金基础研究项目(JCYJ20150401145529005);深圳高层次海外人才计划(KQCX2015033117354152)

1 河北工业大学,天津市,300130; 2 中国科学院深圳先进技术研究院; 3 通讯作者

作者简介:魏月,女,硕士研究生; 收稿日期:2017-07-10

tion completion rate was linear correlated when using Glove-TM method ($P<0.05$), but it was nonlinear correlated when using EMG-PR method ($P=0.4005$).

Conclusion: Compared with the commonly used EMG-PR, the Glove-TM has obvious comparative advantage. It might be a promising method for the motor intent identification in active neurorehabilitation.

Author's address Hebei University of Technology, 300130

Key word stroke; hand motor intent; template matching; data glove; real-time identification

脑卒中具有高发病率、高致残率、高复发率等特点,已经成为世界性的重大疾病。脑卒中患者急性期过后常留有各种功能障碍,包括运动功能障碍、认知障碍等,其中部分或全部丧失肢体运动功能是脑卒中最严重的后遗症^[1]。对于运动功能障碍患者,其上肢运动功能,特别是手部精细运动功能的恢复对于患者及其家庭乃至社会的意义是巨大的。目前,临床康复一般遵循神经发育的规律,按照从肢体近端关节向远端关节过渡。手部作为远端关节,其精细运动功能的恢复速度较慢,恢复程度有限^[2]。

根据大脑神经可塑性理论,脑功能重组的恢复训练应该重视患者的主观参与,按照科学的运动学习方法对患者进行再教育以恢复其运动功能^[3]。因此如何能够让患者发挥主观能动性,自觉地投入到康复训练中,成为了如今主要的研究趋势。一些研究团队提出基于患者的生物力学信号^[2,4](如力矩、速度、加速度、角度信号等)或生物学电信号^[5-6](如肌电、脑电),对患者的运动意图进行解码,用于触发或者控制康复辅具,实现基于患者自主运动意图的主动康复训练。同时为了提供更为复杂、精细的运动功能恢复训练,近年来一些研究提出采用模式识别技术对患者的多种运动意图进行解码,从而实现基于患者自主运动意图的主动神经康复^[7]。例如, Lee等^[8-11]把多种经典模式识别技术应用于脑卒中后偏瘫患者多种手臂动作的检测,探索了模式识别在主动运动功能康复中的可行性。此外,还有一些研究利用数据手套,并采用人工神经网络,决策树,精确推理与模糊推理等模式识别方法^[12-13],最终实现静态手语的识别。

上述研究多是基于动作分类性能离线分析,离线动作识别准确率能否直观体现模式识别系统的实时性能尚无一致性结论^[14]。为此,本研究利用自主开发的虚拟现实康复训练环境,分别采用数据手套和高密度表面EMG,对多类手部运动意图的实时识

别性能进行分析,并对动作离线识别准确率与实时识别评价指标进行相关性分析,目标是为手部精细运动功能的主动神经康复提供技术基础。

1 对象与方法

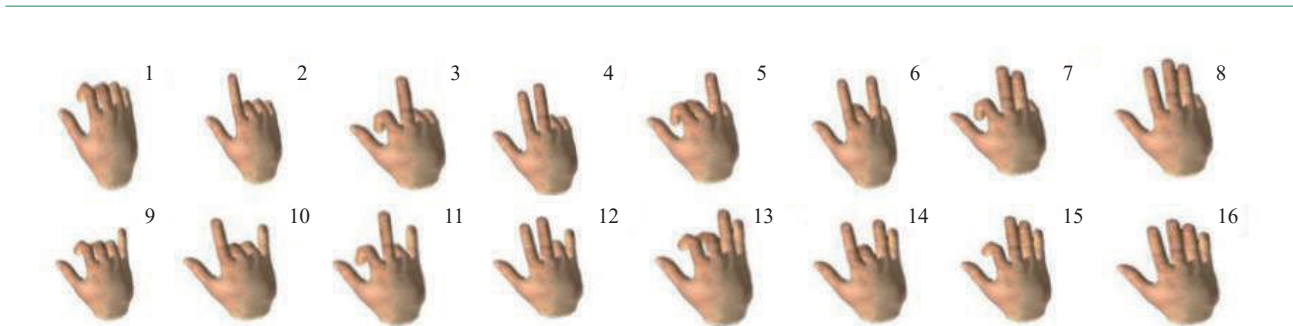
1.1 实验对象与实验系统简介

本研究招募了6例健康受试者(2例男性,4例女性,年龄23—35岁,编号为S1—S6)参与实验。所有的受试者没有神经疾病史和关节痛病史,并本着自愿的原则签署了知情同意书,实验方案通过了中国科学院深圳先进技术研究院道德伦理委员会的许可。

本研究利用所在课题组自主开发的虚拟现实康复训练平台,该平台具有信号采集处理与显示、离线模式识别、实时游戏指导康复训练三大主要功能。因为本研究需要将基于数据手套的模式识别方法与基于EMG信号模式识别方法进行对比,所以实验需要采集的是关节角度信号和高密度表面EMG信号,因此该虚拟现实康复训练平台分别采用的硬件系统是14通道的数据手套采集设备(5DT Data Glove 14 Ultra)和128通道的高密度EMG采集设备(RAFA, TMSI, Holland)。软件系统则是分别基于数据手套和高密度EMG提供给用户的软件开发包(SDK, Software Development Kit)的接口函数,用Visual C++(Microsoft Inc, Redmond, USA)进行二次开发建立的手部运动康复训练系统,且利用C++开发的程序计算的速度大大提高。

本研究的受试者会进行两次实验,第一次实验是基于数据手套的离线与实时分析,第二次实验是基于高密度表面EMG信号的离线与实时分析。每次实验前,实验人员会简要的向受试者阐述实验动作的类型和具体的动作要求(图1),让受试者每个动作重复1—2次,确保选取的实验动作在受试者的能力范围内,并且熟悉整个实验的流程。值得注意的是动作5是环指的单独伸直,由于解剖因素的影

图1 实验中的手部规定动作编号及展示



响,受试者完成该动作时需要拇指协助。同样因为受试者的手指灵活程度不同,实验中受试者的拇指可以辅助其他手指完成相应动作,但需保证同一规定动作时的拇指的动作一致。

1.2 离线的运动意图识别

离线训练时受试者将会按照规定的动作进行训练和测试,每个动作保持6s,每个动作重复6次,动作之间休息8s,以免手指动作时间长而出现僵硬或疼痛。因此每个动作会被记录36s的动作数据(6s×6trials)。

1.2.1 基于数据手套信号的运动意图识别:5DT数据手套(如图2a),它是一种弹性可拉伸材料,穿戴方便舒适,其采样率为100Hz,因此构成的数据量较小,计算的效率较高。实验时受试者的左手配带上数据手套,手套的内侧共附着14个关节角度传感器,其中10个传感器分别位于每个手指的指掌关节、指间关节,剩下4个传感器放置在手指缝隙间的位置(如图2b)。这些传感器记录了各手指在不同姿势下的关节角度,适合手指分离动作的识别研究。

本实验中,利用数据手套采集到的数据同样被平均分为训练集样本和测试集样本,然后再将训练集数据平均分为3份,用每份训练数据的平均绝对值(mean absolute value, MAV)建立一个模板,即

每个动作形成3个模版。模板匹配方法(template matching, TM)最初用于图像处理领域,主要用于解决在已知图像中检索子目标的问题,该方法是基于模式识别问题中的最近邻决策提出的^[12],即测试样本通过与模板逐个匹配的方法来确定其识别。匹配时通过计算相关性或距离来进行识别决策,该方法易于模板的建立与改进,可动态扩展模板库以识别新的手势,算法简单,识别率较高。模板匹配也通过不同的距离测度进行对比,包括相关系数(Corr),夹角余弦(Cos),欧氏距离(Ed),计算公式分别如下式(1)(2)(3)所示,其中 x_s, x_t 分别代表样本向量和模板向量,而T则代表的是矩阵运算中的转置运算。

$$Corr = \frac{x_s^T x_t}{\sqrt{x_s^T x_s x_t^T x_t}} \quad \text{其中 } x_{ii} = x_i - \bar{x}, \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{ij} \quad (1)$$

$$Cos = \frac{x_s^T x_t}{\sqrt{x_s^T x_s x_t^T x_t}} \quad (2)$$

$$Ed = \sqrt{(x_s - x_t)^T (x_s - x_t)} \quad (3)$$

1.2.2 基于表面EMG信号的运动意图识别:为了与基于数据手套模式识别性能进行比较,本研究同时利用了基于EMG-PR进行运动意图识别。实验用了128个通道高密度EMG信号采集设备中的40个通道,形成了8×5网格状,并被均匀的放置在受试者的前臂上,图3展示的是电极的具体分布:从前臂的腹侧距肱骨外上髁2cm的肱桡肌处放置1号电极,按逆时针方向等距离的放置其他同行电极,33号电极放置在距桡骨末端5cm指浅屈肌处,再按逆时针方向放置其他同行电极,最终使每行电极均匀的分布在前臂一周。

本实验中高密度表面EMG信号的采样率为1024Hz,采集到的数据被分为训练集数据与测试集

图2 数据手套

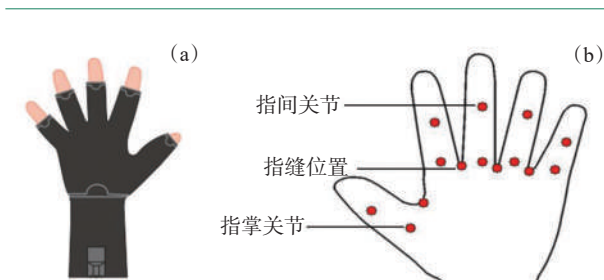
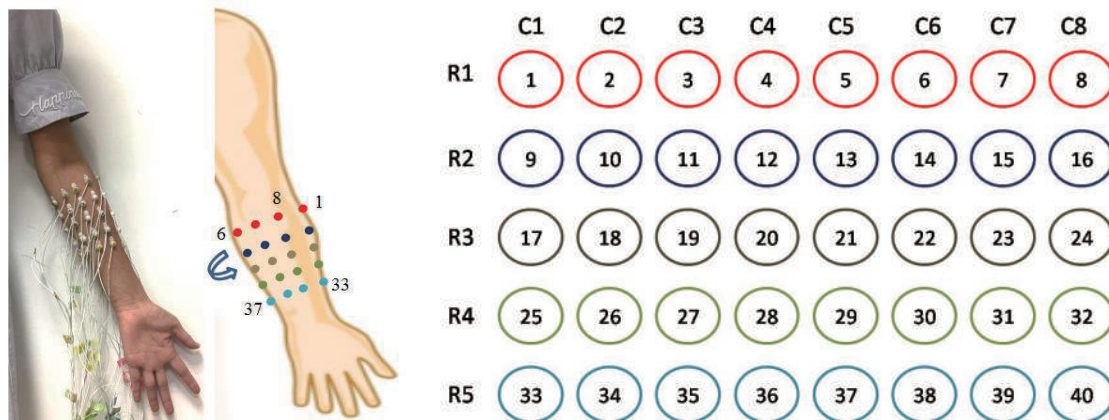


图3 本实验中高密度表面电极的分布情况



数据。数据的处理分为以下几个步骤:首先利用巴特沃斯滤波器进行滤波,去除工频干扰。接着为了进一步提高信号的稳定性,利用向前差分方法处理信号。再采用分析窗长为150ms,时间增量为50ms进行特征值的提取。提取的四个时域特征值分别为:平均绝对值,过零点数量(number of zero crossings, ZC),斜率符号变化次数(number of slope sign changes, SSC),脉宽(waveform length, WL)^[5]。这些特征值的特点是计算量较少,识别性能比较高,特征值从每一个分析窗中提取出来,代替原始信号表征特定的动作。最后利用线性判别分析(Linear discriminant analysis, LDA)方法建立识别器,线性判别方法是常用模式识别方法,在人脸识别和机器学习等领域中有广泛的应用。将训练集特征向量矩阵结合线性判别分析的模式识别算法建立识别器,而训练集样本用于进行离线分析。

1.2.3 离线运动意图识别的性能指标:为了便于评价离线分析的效果,得到性能较好的离线分类器,将动作识别准确率作为离线分析性能指标,定义如下:

$$\text{动作识别准确率} = \frac{\text{被正确识别的样本数量}}{\text{全部测试样本数量}} \times 100\% \quad (4)$$

1.3 实时的运动意图识别

通过以上方法分别建立了基于表面EMG信号与数据手套信号运动意图识别的分类器后,受试者会分别进行实时的康复游戏训练。在实时游戏指导的康复训练中,受试者根据动画提示每做一个动作,系统就会进行连续判断,5s之内,系统累计判断正确10次,则判定动作成功被完成,否则即为失败,判断为失

败后系统会自动会跳到下一个动作。最终系统会统计出正确的总次数。实时训练时,受试者完成除放松动作(16号)外,其余的15个规定动作,每个动作被要求重复7次,整个实验的总次数为105次。实验过程中为防止受试者在实时康复训练中出现疲劳或是困倦,动作与动作之间会有5s的休息。同样为了便于评价实时分析的效果,定义了完成率这一性能指标:

$$\text{动作完成率} = \frac{\text{成功完成的动作数量}}{\text{全部被选中的动作}} \times 100\% \quad (5)$$

1.4 统计学分析

实验中运用了两种不同的信号的模式识别方法进行运动意图识别,为了更科学的比较两种方法的效果,选择运用了Matlab中的方差分析(Analysis of variance, ANOVA)的统计学方法进行分析,显著性系数选择均为 $P=0.05$ 。其中基于sEMG的线性判别的方法与基于数据手套的模板匹配方法的离线与实时ANOVA统计学分析的参数分别为动作准确率与动作完成率。

2 结果

2.1 离线结果分析

首先对6例受试者基于数据手套结合模板匹配(Glove-TM)的三种不同距离测度方法与表面EMG信号结合线性判别法(EMG-LDA)的离线识别结果进行比较(图4)。得出基于数据手套的模板匹配方法利用Corr、Cos以及Ed这三种距离测度,平均离线识别率分别为 $95.00\% \pm 3.66\%$, $94.66\% \pm 3.58\%$, $94.37\% \pm 4.31\%$,而基于EMG信号的线性判别法的

平均离线识别率为 $84.66\% \pm 4.66\%$, 并且经 ANOVA 分析发现线性判别法与模板匹配方法存在显著性差异 ($P < 0.01$), 这可以看出基于数据手套的模式识别方法比基于 EMG 信号的模式方法更适合手部精细运动的离线运动意图识别。但对于模板匹配方法的三种不同距离测度的离线识别结果进行 ANOVA 分析发现并无显著性差别 ($P = 0.9608$), 而以三种不同距离测度得到的平均离线准确率结果来看, 相关系数这一距离测度要略优于其他两种。

为了更清晰的分析基于不同方法的动作之间的准确率差异性, 将 6 例受试者的每一类的动作的准确率进行统计平均, 得到结果如图 5 所示, 从图中不难看出, 仅有两个动作的基于 EMG 的线性判别方法离线准确率略高于基于数据手套的模板匹配方法, 其余的 14 个动作模板匹配方法均有明显的优势, 进而利用 ANOVA 分析发现两种方法存在显著性差异 ($P < 0.05$), 由此我们可以知道, 对于手部精细运动的离线运动意图识别来说, 基于数据手套的模板匹配方法性能更好。

为了更清晰的观察基于数据手套模式识别方法的各个动作之间的离线分类情况, 将平均混淆矩阵结果进行研究 (图 6), 其中每一列的和应为 100%, 对角线所示为每一类动作被正确识别的准确率, 同一列其他值则为被错误识别成其他动作的准确率。从图中不难发现除手放松动作以外, 其余的 15 个动作均存在一少部分被错误地识别成手放松这一动作, 这有可能在受试者实验中, 做放松姿势的时候手指的关节并没有绝对的恢复成零角度位置, 仅仅按照自己舒适的姿势进行休息。

2.2 实时结果分析

因为在离线分析的结果发现基于不同距离测度的模板匹配方法之间并没有显著性差异, 而相关系数这一距离测度性能略好, 因此选取此方法与基于 EMG 信号的线性判别方法进行实时分析, 结果见图 7。基于 EMG 信号的线性判别方法实时的 6 例受试者的平均完成率为 $71.86\% \pm 10.04\%$, 基于数据手套的模板匹配方法实时的平均完成率为 $91.31\% \pm 1.17\%$, 比前者的平均完成率高出约 20%, 并且经

ANOVA 分析发现线性判别法与模板匹配方法存在显著性差异 ($P < 0.01$)。

2.3 离线动作识别准确率与实时完成率的相关性分析

基于以上离线与实时分析的结果, 进一步利用线性回归的方法研究离线的动作识别准确率与实时完成率之间的关系。图 8a 展示了基于数据手套结合模板匹配方法的线性回归结果, 得到 $r^2 = 0.7335$, $F = 11.0077$, $P = 0.0294$, 显然基于数据手套的离线准确率与实时完成率线性相关。图 8b 展示了基于表面 EMG 信号结合线性判别方法的线性回归结果, 得到 $r^2 = 0.1809$, $F = 0.8834$, $P = 0.4005$, 由此可知基于表面 EMG 信号的离线准确率与实时完成率之间不存在线性关系。

图4 总体离线动作识别准确率分析结果, S1-S6 为受试者编号, AVE 为所有受试者的平均值

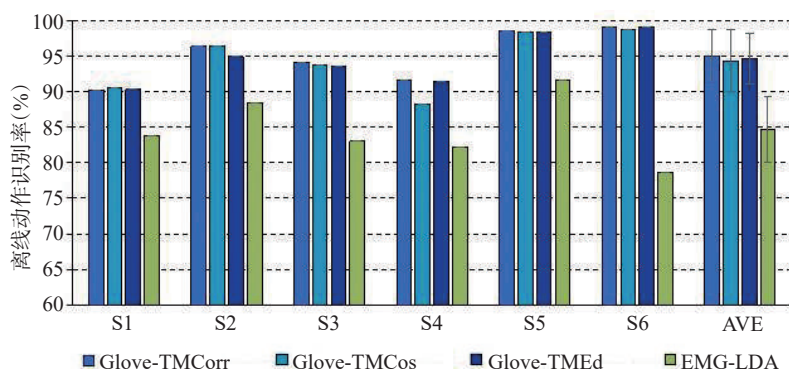


图5 各类动作的平均离线动作识别准确率

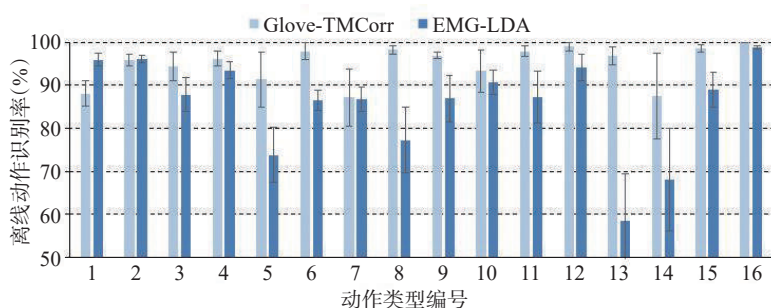


图6 基于数据手套模板匹配方法的平均混淆矩阵

	👉	👍	👎	👏	👌	👋	👐	👊	👉	👍	👎	👏	👌	👋	👐	👊
👉	88.08	0	0	0	0.35	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
👍	0	95.83	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
👎	0.35	0.35	94.40	0	0	0	5.21	0	0	0	0	0	0	0	0	0
👏	0	0.69	0.35	96.18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
👌	3.82	0	0.35	0	91.32	0	0	0	0.35	0	0	0	0	0	0	0
👋	0	0	0.35	0	0	97.92	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
👐	0	0	0.72	0	0	0	87.15	0	0	0	0	0	0	0	0	0
👊	1.72	1.39	1.74	0	0	0	0	98.26	0	0	0	0	0	0	0	0
👉	1.04	0	0	0	6.50	0	0	0	98.96	0.35	0.35	0.35	2.91	0	0	0
👍	0	0	0	0	0	0	0	0	0	93.40	0	0	0	11.11	0	0
👎	0.35	0	0	0	0	0	5.56	0	0	0	97.91	0	0	0	0	0
👏	0.69	0.35	0.35	0.69	0	0	0	0	0	0	0	98.96	0.42	0	0	0
👌	0.46	0	0	0	0	0	0	0	0.69	0	0	0	96.25	0	0	0
👋	0	0.35	0	0	0	0.69	0	0	0	5.90	0	0	0	87.50	0	0
👐	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.35	0	0	0	98.61	0
👊	3.47	1.04	1.74	3.13	1.74	1.39	2.08	1.74	0	0.35	1.39	0.69	0.42	1.39	1.39	100

3 讨论

准确预测脑卒中患者运动意图可以激发患者主动参与康复锻炼的积极性,有望促进脑功能重塑,提高康复训练效果,对于手部精细运动功能的恢复具有重要的研究意义。本文对6例健康的受试者的16类手指分离动作分别进行离线与实时的性能分析,发现基于数据手套的模板匹配方法离线识别率为95.00%±3.66%,实时完成率为91.31%±1.17%,与基于表面EMG的模式识别方法相比,具有显著性优势($P<0.01$)。这说明将基于数据手套结合模板匹配方法用于手指精细运动功能的主动神经康复训练是可行的。与当前多数基于离线分析的主动神经康复可行性研究相比^[8-11],本研究将实时动作完成率作为衡量手部精细运动功能的指标,对于模式识别在主动神经康复应用中的研究具有更为直观的指导意义。

本研究中一个重要的结论是数

据手套模式识别方法的实时性能显著优于肌电模式识别方法。这是因为中枢神经支配手指精细运动的肌肉群位于手臂的深层,而手臂上采集的表面EMG表征的是与运动相关肌肉群(包括深层肌和浅层肌,粗大肌肉和细小肌肉)的总体活动。表面EMG在时间和空间上的信息及其分布反映了支配某个动作的肌肉群的总体激活模式,手部精细动作之间的区分性不能得以很好地表达^[15],而数据手套的传感器位

图7 实时动作完成率分析结果,S1-S6为受试者编号, AVE为所有受试者的平均值

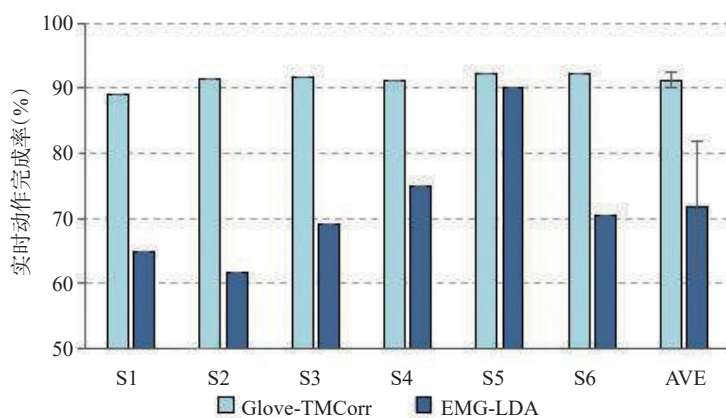
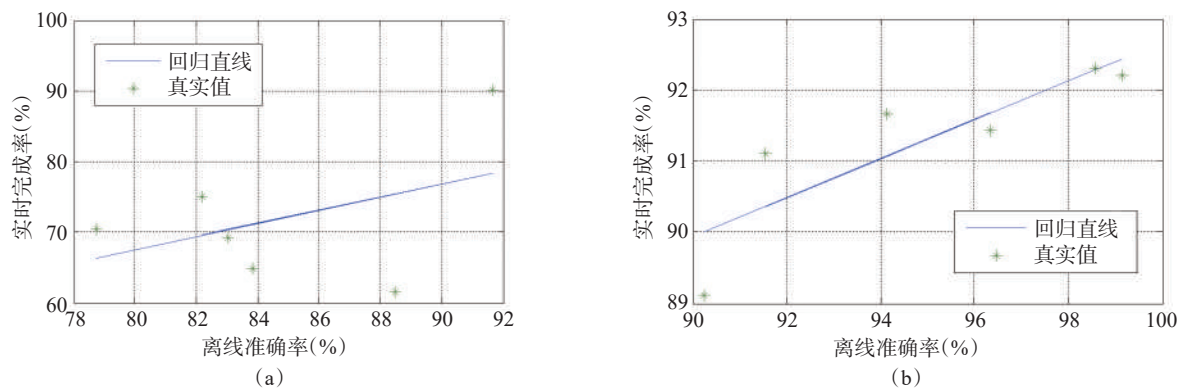


图8 基于不同信号和方法的离线识别准确率与实时完成率的关系



(a)基于EMG的线性判别方法;(b)基于数据手套的模板匹配方法

于手指关节处,记录的手指弯曲度信号更为直接,能够灵敏的反映手部精细动作变化。在临床康复中,可穿戴式的数据手套使用方便,因此是一种较为理想的主动神经康复技术方案选择。

本研究利用线性回归的方法,进一步探索离线识别率与实时完成率之间的关系,发现基于EMG结合线性判别方法的离线识别率与实时完成率并非线性相关,而基于数据手套结合模板匹配方法的离线识别率与实时完成率线性相关。这可能是因为实验过程较长,EMG信号易受到肌肉疲劳、电极位移,皮肤阻抗等诸多因素的影响^[6],信号的可重复性受到了影响,而对于数据手套来说,关节相对角度变化较为稳定,因此保证了识别率的稳定性。

本研究中定义“一次动作完成”为系统5s之内累计10次正确判断,这些参数设置须与被试的实际肢体控制能力相适应,参与本研究的被试全部为健康人,而在后续研究中,我们将以脑卒中患者作为被试者,对实时测试中的参数设置进行个性化调整,并对基于数据手套的模板匹配方法在主动神经康复中的稳定性与鲁棒性进行深入探究。另外,本文仅采用动作完成率对被试的肢体控制能力进行描述,缺乏对受试者的反应速度、动作完成速度等因素的考量,下一步研究工作中,我们将增加反应时间、动作完成时间等多个实时性能指标,对被试的肢体控制能力进行更为全面的“功能性”描述。考虑到关节角度信息和EMG信息在神经康复研究中各有所长,例如EMG蕴含了更多与肢体运动相关的生理信息,所以后续研究将考虑如何将两种信号进行有效融合,

以对患者的康复情况进行“功能”和“生理”两个层面的量化评估。

参考文献

- [1] Jae-Sung L, Dong-Wha K. Stroke Connectome and Its Implications for Cognitive and Behavioral Sequela of Stroke[J]. Journal of Stroke, 2015, 17(3):256—267.
- [2] Zhang D, Geng Y, Zhang X, et al. Real-time performance of hand motion recognition using kinematic signals for impaired hand function training[C]. International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering, 2013:339—342.
- [3] Kober SE, Schweiger D, Reichert JL, et al. Upper alpha based neurofeedback training in chronic stroke: brain plasticity processes and cognitive effects[J]. Applied Psychophysiology & Biofeedback, 2017, 42(1):69—83.
- [4] Kumar P, Verma J, Prasad S. Hand data glove: A wearable real-time device for human-computer interaction[J]. International Journal of Advanced Science & Technology, 2012, 43.
- [5] Geng Y, Zhang X, Zhang YT, et al. A novel channel selection method for multiple motion classification using high-density electromyography[J]. BioMedical Engineering On-Line, 2014, 13(1):102.
- [6] Ang KK, Guan C, Chua KS, et al. A large clinical study on the ability of stroke patients to use an EEG-based motor imagery brain-computer interface[J]. Clinical Eeg & Neuroscience Official Journal of the Eeg & Clinical Neuroscience Society, 2011, 42(4):253—258.
- [7] Celadon N, Došen S, Binder I, et al. Proportional estimation of finger movements from high-density surface electromyography[J]. Journal of Neuroengineering & Rehabilitation, 2016, 13(1):73.
- [8] Lee SW, Wilson KM, Lock BA, et al. Subject-specific myo-

- electric pattern classification of functional hand movements for stroke survivors[J]. IEEE Transactions on Neural Systems & Rehabilitation Engineering A Publication of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society, 2011, 19(5):558.
- [9] Geng Y, Zhang L, Tang D, et al. Pattern recognition based forearm motion classification for patients with chronic hemiparesis[C]. International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering, 2013:5918—5921.
- [10] Liu J, Zhou P. A novel myoelectric pattern recognition strategy for hand function restoration after incomplete cervical spinal cord injury[J]. IEEE Transactions on Neural Systems & Rehabilitation Engineering, 2013, 21(1):96—103.
- [11] Zhang X, Zhou P. High-density myoelectric pattern recognition toward improved stroke rehabilitation[J]. IEEE transactions on bio-medical engineering, 2012, 59(6):1649.
- [12] 吕蕾, 张金玲, 朱英杰, 等. 一种基于数据手套的静态手势识别方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 2015 (12): 2410—2418.
- [13] Luzanin O, Plancak M. Hand gesture recognition using low-budget data glove and cluster-trained probabilistic neural network[J]. Assembly Automation, 2014, 34(1):94—105.
- [14] Ortizcatalan M, Rouhani F, Branemark R, et al. Offline accuracy: A potentially misleading metric in myoelectric pattern recognition for prosthetic control[C]. International IEEE EMBC Conference in Medicine and Biology Society, 2015:1140—1143.
- [15] Akhlaghi N, Baker CA, Lahlou M, et al. Real-time classification of hand motions using ultrasound imaging of forearm muscles[J]. IEEE transactions on bio-medical engineering, 2016, 63(8):1687.
- [16] Marco G, Alberto B, Taian V. Surface EMG and muscle fatigue: multi-channel approaches to the study of myoelectric manifestations of muscle fatigue[J]. Physiological Measurement, 2017, 38(5): R27—R60.

(上接第51页)

1%甲哌卡因20ml后局麻药液的扩散,发现20ml局麻药液约可覆盖四个胸椎节段,且感觉阻滞范围显著大于局麻药液扩散范围,可能与局麻药液向内侧扩散至硬膜外腔相关。本研究在B超引导下向每个受累节段注射3—5ml混合药液,使药液主要沿同节段肋间隙扩散而减少向上下相邻区域及硬膜外腔扩散,结果显示B组所有患者治疗后30min测定感觉阻滞区域完全覆盖皮损疼痛区域,说明阻滞准确彻底。

综上所述,本研究采用B超引导下选择性胸椎旁神经阻滞联合常规抗病毒治疗急性带状疱疹肋间神经痛,能够迅速充分缓解疼痛、有效控制病情,减少PHN的发生,值得在临床推广应用。在治疗带状疱疹过程中,临床医生应从急性期入手,积极抗病毒同时采用神经阻滞等有效干预措施治疗急性神经痛,最大限度防止和减少PHN发生。

参考文献

- [1] Giovanni G, Nicoletta V, Parvanè K, et al. Prevention of herpes zoster and its complications: from the clinic to the real-life experience with the vaccine[J]. J Med Microbiol, 2016, 65(12):1363—1369.
- [2] Johnson RW, Wasner G, Saddier P, et al. Postherpetic neuralgia: epidemiology, pathophysiology and management[J]. Expert Rev Neurother, 2007, 7(11):1581—1595.
- [3] Jackson JL, Gibbons R, Meyer G, et al. The effect of treating herpes zoster with oral acyclovir in preventing postherpetic neuralgia. A meta-analysis[J]. Arch Intern Med, 1997, 157(8):909—912.
- [4] Dworkin RH, Schmader KE. Treatment and prevention of postherpetic neuralgia[J]. Clin Infect Dis, 2003, 36(7):877—882.
- [5] Gomes RT, de Nazareth Pedras RB, da Silva JF, et al. Sympathetic nerve blocks in mandibular herpes zoster and postherpetic neuralgia[J]. Headache, 2007, 47(5):728—730.
- [6] Ji G, Niu J, Shi Y, et al. The effectiveness of repetitive paravertebral injections with local anesthetics and steroids for the prevention of postherpetic neuralgia in patients with acute herpes zoster[J]. Anesth Analg, 2009, 109(5):1651—1655.
- [7] Fujii T, Shibata Y, Nishiwaki K. Observation of ultrasound-guided thoracic paravertebral block using thoracoscopy[J]. Acta Anaesthesiol Taiwan, 2016, 54(3):101—102.
- [8] Marhofer D, Marhofer P, Kettner SC, et al. Magnetic resonance imaging analysis of the spread of local anesthetic solution after ultrasound-guided lateral thoracic paravertebral blockade: a volunteer study[J]. Anesthesiology, 2013, 118(5): 1106—1112.