

基于惯性跟踪的手臂运动及脑波一致性分析^①

金 梅^{②*} 姬少英* 张立国* 杨 妮** 王 松*

(*燕山大学河北省测试计量技术与仪器重点实验室 秦皇岛 066004)

(**上海市计量测试技术研究院 上海 200000)

摘 要 考虑到脑卒中患者的传统偏瘫康复手段依赖于康复医生的指导和康复器械的协助,忽略了患者的主动参与性,缺少支配肢体运动的大脑神经系统的直接参与,以手臂运动为对象,研究了人体手臂运动时各姿态的变化及相应的脑电信号的变化,以探究人体上肢不同频率运动时大脑神经系统的参与情况与脑电信号变化情况,并提出了混合式 Kalman 滤波的数据融合算法和基于盲源分离的去除眼电伪迹的方法。在此基础上设计了快速手臂伸曲和慢速手臂伸曲运动实验和快速、慢速两种任务的手臂伸曲运动想象实验。实验表明,手臂运动与手臂运动想象脑波信号具有一致性,从而验证了所提方法的有效性。

关键词 手臂运动, 惯性捕捉, 运动想象, 盲源分离, 脑电信号

0 引 言

脑卒中是指由脑血管问题引发的突发性脑功能障碍,俗称中风 (stroke)^[1], 它的发病时间或长或短,能够引发局部性或全部性肢体功能障碍。这类患者多数伴有上肢体偏瘫、神志障碍、口齿不清等众多脑卒中后遗症,在这些脑卒中后遗症中偏瘫现象出现的最多,给患者的生活带来了极大不便^[2]。

目前的偏瘫康复治疗主要依靠传统康复医师的帮助和康复器械的协助进行训练。康复机械系统的协助训练方法只能对患者肢体进行几个既定模式的训练,然而不同的人肢体运动幅度是不尽相同的,即使同一个人每次的肢体动作也略有差异,这样就束缚了肢体康复的训练范围。为了跟踪人体肢体的不同运动姿态,本文应用惯性运动捕捉技术^[3]来获取人体运动。运动捕捉根据工作原理不同划分为机械运动捕捉系统、光学运动捕捉系统、电磁运动捕捉系统、声波运动捕捉系统和基于视频运动捕捉系统五

种,而随着微机电系统 (micro electro mechanical systems, MEMS) 的兴起, MEMS 陀螺仪和 MEMS 加速度计得到了迅速发展。基于 MEMS 的惯性跟踪系统成本低、穿戴方便,在航空航天、辅助训练、生物医学等方面都有新的应用。

大量实验数据显示,肢体偏瘫患者的主动运动有助于改善大脑微循环,促使大脑形成丰富的神经运动冲动,增强大脑皮层活动,最终实现神经康复、恢复肢体运动功能^[4]。提高患者康复运动积极性,增强偏瘫患者自主康复训练,对偏瘫康复有重要作用。

为了探究肢体运动时大脑的参与情况,得到患者康复训练运动时大脑的反馈信息,增强患者在康复中的主动训练意识,本文对运动想象脑电信号做了分析。基于运动想象 (motor imagery) 的脑机接口 (brain computer interface, BCI) 技术^[5]将不同任务的运动想象脑电信号进行特征分类,完成对运动的控制。BCI 是人或动物的脑活动与外界建立的一种接口方式,BCI 可以通过大脑活动直接控制外部设备,

① 燕山大学基础研究专项课题青年课题 (理工 IA 类) (16LGA007) 项目资助。
② 女, 1977 年生, 博士, 副教授; 研究方向: 智能信息处理、机器人控制技术; 联系人, E-mail: meijin@126.com
(收稿日期: 2017-03-29)

即人们不用语言、动作就可以控制操作外部设备。监测大脑活动的方法有很多,包括脑电图 (electroencephalography, EEG)、脑磁图 (magnetoencephalography, MEG)、功能磁共振成像 (functional magnetic resonance imaging, fMRI) 和光学成像 (optical imaging) 等,这些监测方法都可以实现脑机接口,目前应用较多的是 EEG,因为其监测设备相对便宜,而且对监测环境要求不高。本文使用 EEG 信号,采取 FastICA 盲源分离 (BSS) 方法对其进行预处理,去除眼电伪迹等干扰。

1 修正算法及信号预处理

1.1 MEMS 加速度计静态修正

1.1.1 加速度计误差模型

三轴加速度计的误差包括安装误差、轴间干扰、量化误差、零位误差等。

综合考虑 MEMS 加速度计的各种误差,本文忽略二次误差小量,得到重力加速度真值 (g) 和测量值 (a) 之间的关系为: $a = \Delta CSg + n$, 即下式:

$$\begin{bmatrix} a_x \\ a_y \\ a_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s_x & -\alpha_4 s_y & \alpha_5 s_z \\ \alpha_1 s_x & s_y & -\alpha_6 s_z \\ -\alpha_2 s_x & \alpha_3 s_y & s_z \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, n_x, n_y, n_z 为三轴加速度计三个轴的零位偏差, s_x, s_y, s_z 为加速度计 XYZ 三个测量轴的实际灵敏度, $\alpha_i (i = 1, \dots, 6)$ 为三轴加速度计和被测物体两个坐标系的对准误差角。

1.1.2 人工鱼群算法加速度计静态修正

人工鱼群算法 (artificial fish swarm algorithm, AFSA) 是李晓磊等人提出的一种基于模拟鱼群行为的群体智能优化算法^[6]。该算法通过模拟人工鱼群的各种行为,完成对目标函数在搜索区域内进行寻优的过程。该方法通过鱼群中各个体的局部寻优,达到全局最优的目的。

静止状态下的 MEMS 加速度计理想输出为 $1g$ ($\|g\| = 1.98\text{m/s}^2$), 但由加速度计存在测量误差,使得实际输出值与真值之间有一定偏差。为了修正这个误差,我们引入了人工鱼群智能算法,用来获得所建立的误差模型中的 12 个参数的最优估计值。

将加速度计实际值的方差作为人工鱼群智能算法的目标函数,如下式所示:

$$F(x) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\|lg\| - \sqrt{g_x^2 + g_y^2 + g_z^2})^2 \quad (2)$$

1.2 MEMS 多传感器数据融合

为了获得更加准确的人体运动姿态,需要将陀螺仪、加速度计、磁力计输出的欧拉角数据进行数据融合,它将不同位置的多个传感器所提供的不完整数据进行融合,对数据进行互补,从而实现更加精确的姿态估计。多传感器数据融合最常用的数据融合方法是 Kalman 滤波。

相较于集中式 Kalman 滤波的数据运算量大,运算时间长,分布式 Kalman 滤波容易造成数据信息的损坏和失真,实验采用混合式 Kalman 滤波。它是先将陀螺仪和加速度计测量数据送到一个局部中心处理器进行处理和融合,然后将处理后的数据再与磁力计数据进行融合。混合式 Kalman 滤波分为两步:

第一步,陀螺仪和加速度计的 Kalman 滤波。陀螺仪输出角速度,通过状态更新方程更新当前时刻的姿态角度先验估计值,即陀螺仪更新状态向量,修正后的重力加速度更新观测向量,构成二维 Kalman 滤波器,解算出滚转角和俯仰角,解算方程:

$$X_k^- = A_{k-1} X_{k-1} + B_{k-1} u_{k-1} + \omega_{k-1} \quad (3)$$

$$Z_k = H_k \cdot X_k^- + \nu_k \quad (4)$$

式中, $X_k = \begin{bmatrix} \theta \\ \phi \end{bmatrix}$, $A_{k-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$, $B_{k-1} = \begin{bmatrix} \Delta T & 0 \\ 0 & \Delta T \end{bmatrix}$,

$$u_{k-1} = \begin{bmatrix} \theta' \\ \phi' \end{bmatrix}, H_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

第二步,磁力计的 Kalman 滤波。将上一步估计结果代入地磁场矢量方程,得到偏航角的观测向量,陀螺仪更新偏航角的状态向量,构成一维 Kalman 滤波器,结算出偏航角,解算方程:

$$X_k^- = A_{k-1} X_{k-1} + B_{k-1} u_{k-1} + \omega_{k-1} \quad (5)$$

$$Z_k = H_k \cdot X_k^- + \nu_k \quad (6)$$

式中, $X_k = \psi$, $A_{k-1} = 1$, $B_{k-1} = \Delta T$, $u_{k-1} = \psi'$, $H_k = 1$ 。

1.3 脑电信号预处理

脑电信号中常常混有眼电、肌电等各种伪迹,这

些伪迹都会影响真实的脑电信号。在这些伪迹中,因为眨眼、眼球滚动引起的眼电伪迹成为脑电信号中最主要的干扰成分,如何去除眼电除伪迹是脑电信号预处理的关键。

1.3.1 盲源分离数学模型

盲源分离法(blind source separation, BSS)试图在源信号和混合通道的参数均未知的情况下对混合信号进行分离,是 EEG 信号处理领域一个新的研究方向。

盲源分离的数学模型一般分为线性瞬时混合模型、线性卷积混合模型、非线性混合模型三种^[7],不同的混合方式对应不同的混合模型,在 EEG 信号去除眼电伪迹过程中,通常选择线性瞬时模型作为其数学模型。线性瞬时混合模型是指混合过程是线性的、忽略混合过程中时间延迟的模型。线性瞬时混合的盲源分离方法的方程为

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t) \tag{7}$$

式中, $\mathbf{x}(t)$ 为传感器测量的 N 维观测信号; $\mathbf{s}(t)$ 为 M 维源信号; $\mathbf{n}(t)$ 为 N 维噪声信号; $\mathbf{A}$ 为混合矩阵,维数为 $N \times M$ 。盲源分离基本原理见图 1。

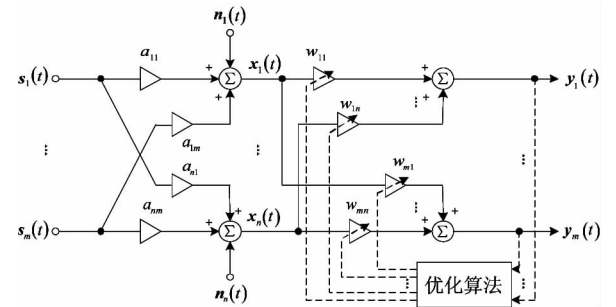


图 1 盲源分离基本原理图

由原理图和方程(7)可知,观测矢量 $\mathbf{x}(t)$ 中的任意一维信号都是 M 维源信号 $\mathbf{s}(t)$ 的线性组合,盲源分离的关键问题就是通过一种方法将源信号从观测信号中恢复出来,方程表示如下式所示:

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{W}\mathbf{x}(t) \tag{8}$$

那么盲源分离的实质问题就转化为求解分离矩阵 $\mathbf{W}$ 的问题,即寻找一个分离矩阵 $\mathbf{W}$,通过线性变换方程使信号 $\mathbf{y}(t)$ 是源信号的最优估计。

1.3.2 FastICA 算法

盲源分离常用的方法分为两类:一类是基于源

信号时间结构特性的 AMUSE 算法,该算法能从有色高斯分布源信号分离出来,且具有较好的时序性能,这是比基于高阶统计量的独立分量分析优越的地方。另一类是基于源信号概率分布特性的 FastICA 算法。本文是对离线数据的处理,所以选用 FastICA 盲源分离算法。

独立成分分析(independent component analysis, ICA)是近年来脑电信号数据分析的热点工具,它主要用来从混合数据中提取出原始信号。在诸多 ICA 算法中, FastICA 以其收敛速度快、分离效果好,在脑电信号处理领域得到了广泛应用。它是一种离线优化算法,适合应用于对离线数据的处理。本文以负熵最大为寻优方向来得出 FastICA 算法模型。

FastICA 盲源分离方法的源信号假设条件是:不同源信号之间相互统计独立,源信号均值为零;源信号的维数小于或等于观测数据的维数;混合矩阵 $\mathbf{A}$ 的逆矩阵 $\mathbf{A}^{-1}$ 须存在;高斯分布的信号在源信号中最多存在一个;噪声信号与各源信号相互独立。

设任意一组非零随机变量 $\mathbf{S}_i, i = 1, 2, 3, \dots, N$, 由中心极限定理可知,其线性组成的随机变量 $\mathbf{X}$, 比 $\mathbf{S}_i$ 更接近高斯分布。一个信号的分布与高斯分布之间的偏离程度可以通过负熵来描述,定义一个负熵:

$$N_g(\mathbf{Y}) = H(\mathbf{Y}_{\text{Gauss}}) - H(\mathbf{Y}) \tag{9}$$

式中, $\mathbf{Y}_{\text{Gauss}}$ 为一个与 $\mathbf{Y}$ 具有相同方差的高斯随机变量, $H(\cdot)$ 为随机变量的微分熵。

随机变量 $H(\cdot)$ 的微分熵定义为

$$H(\mathbf{Y}) = - \int p_Y(\xi) \lg p_Y(\xi) d\xi \tag{10}$$

式中, $p_Y(y)$ 为 $\mathbf{Y}$ 的联合概率密度函数。

负熵 $N_g(\mathbf{Y})$ 可以近似为

$$N_g(\mathbf{Y}) = \{E[g(\mathbf{Y})] - E[g(\mathbf{Y}_{\text{Gauss}})]\}^2 \tag{11}$$

式中, $E[\cdot]$ 为随机变量的期望运算; $g(\cdot)$ 为非线性函数。

基于负熵最大的 FastICA 算法可以通过对 $E\{G(\mathbf{w}^T\mathbf{x})\}$ 进行优化来获得 $\mathbf{w}^T\mathbf{x}$ 的最大负熵的近似值。 $E\{G(\mathbf{w}^T\mathbf{x})\}$ 的最优解在 $E\{(\mathbf{w}^T\mathbf{x})^2\} = \|\mathbf{w}\|^2 = 1$ 的约束条件下,满足

$$E\{\mathbf{x}g(\mathbf{w}^T\mathbf{x})\} - \beta\mathbf{w} = 0 \tag{12}$$

式中, $g(\cdot)$ 为 $G(\cdot)$ 的导数; β 是一个常数, $\beta =$

$E\{w_0^T x g(w_0^T x)\}$, 其中 w_0 是优化后的 w 值。

设左边函数为 F , 由牛顿迭代法可求得其雅可比阵 $J\{F(w)\}$ 如下式所示:

$$J\{F(w)\} = E\{xx^T g'(w^T x)\} - \beta I \quad (13)$$

由于为经过白化 x 后数据, 有 $E\{xx^T\} = I$, 则式(13)可转化为下式:

$$\begin{aligned} E\{xx^T g'(w^T x)\} &\cong E\{xx^T\} E\{g'(w^T x)\} \\ &= E\{g'(w^T x)\} I \end{aligned} \quad (14)$$

此时, $J\{F(w)\}$ 为对角阵, 简化求逆过程, 此时近似牛顿迭代公式表示为

$$\begin{cases} w^+ = w - [E\{xg(w^T x)\} - \beta w] / [E\{g'(w^T x)\} - \beta] \\ w^* = w^+ / \|w^+\| \end{cases} \quad (15)$$

式中 w^* 为 w 的更新值。

式(15)中第一个方程两边同时乘以 $\beta - E\{g'(w^T x)\}$, 得 FastICA 迭代公式

$$\begin{cases} w^+ = E\{xg(w^T x)\} - E\{g'(w^T x)\} w \\ w^* = w^+ / \|w^+\| \end{cases} \quad (16)$$

实验表明, 这种方法可以有效地将随机信号分离出去, 能有效去除眼电伪迹。

2 实验设计及分析

本文以手臂(右)为研究对象设计实验并进行数据处理, 直观分析出实际运动与运动想象脑波之间的关系。实验流程图如图2所示。

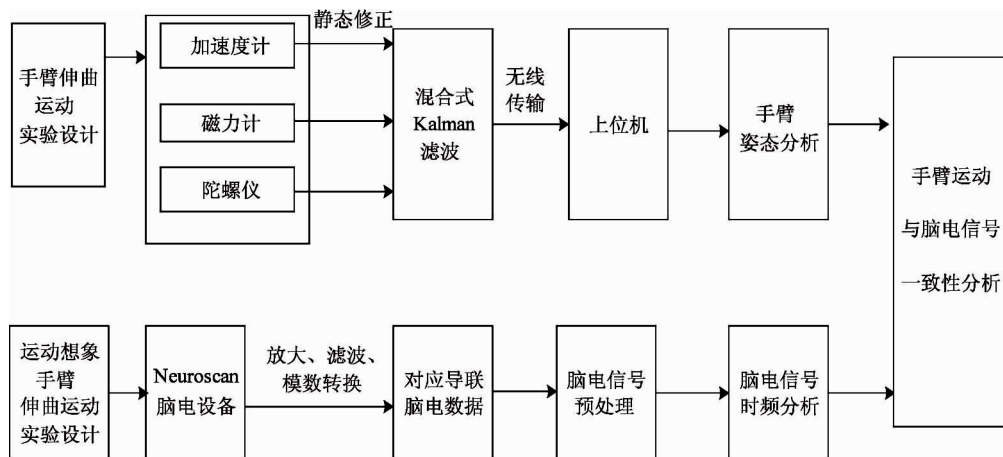


图2 手臂运动与运动想象实验流程图

2.1 手臂运动实验设计及分析

2.1.1 手臂运动实验设计

惯性手臂运动姿态跟踪实验将加速度计、磁力计、陀螺仪组成的 IMU 惯性测量单元固定于人体手臂的前臂和后臂, 对加速度计进行修正后, 采集手臂运动数据, 将采集到的数据进行数据融合后, 无线传输至上位机, 储存数据以备后续处理。

本实验将手臂伸曲运动分为两组, 一组是快速手臂伸曲运动, 另一组是慢速手臂伸曲运动。实验流程如图3所示。

采集模块为惯性测量单元(IMU)。IMU 基于 MSP430 系列单片机搭建, 它由三轴陀螺仪、三轴加速度计、三轴磁力计组成。

陀螺仪: MEMS 陀螺仪用来测量载体的输出角速度。选用 ST 半导体公司的三轴陀螺仪 L3G4200D, 通常的三轴陀螺仪依赖两个或三个独立的感应结构, 而 L3G4200D 陀螺仪是三轴共用一个感应结构, 这样可以消除轴与轴之间的相互干扰, 避免输出信号受到干扰信号的影响。

加速度计: MEMS 陀螺仪用来测量载体的加速度。选用 Analog Devices 公司的三轴加速度计 ADXL345, 它的测量范围达 $\pm 16g$ 。

磁力计: MEMS 磁力计在捷联惯性导航系统中用来测量载体的偏航角(Yaw)。选用 Honeywell 公司的三轴磁力计 HMC5883L, 它带置位/复位和偏置驱动器用于消磁、自测和偏移补偿。



图3 手臂伸屈运动实验过程

IMU 模块结构如图 4 (a) 所示, 实物模块如图 4(b) 所示。

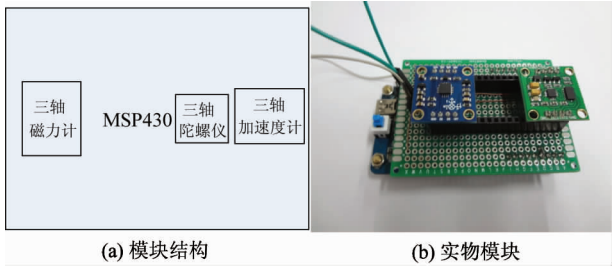


图4 IMU 模块

数据通信模块 ZigBee 是一门新的无线通信技术, 它主要为满足传感器网络的短距离、低速率的传输需求而设计, 具有成本低、低功耗的特点。XBee - PRO 射频模块通过逻辑异步串口方式实现与其他设备的通信。通过这个串口, 射频模块可以与任何 UART 接口通信。XBee 模块连接示意图如图 5 所示。

IMU 中的惯性传感器分别用来采集手臂运动的角速度、角加速度和磁场强度信息, 将采集到的数据信息通过 I²C 总线传给 MSP430 并进行数据处理, 用 Zigbee 无线网络负责惯性测量模块 IMU 和 PC 机间的数据传输, 最后将数据上传至上位机储存。本实验采用的 IMU 采集模块采集频率为 25Hz。采集传输过程如图 6 所示。

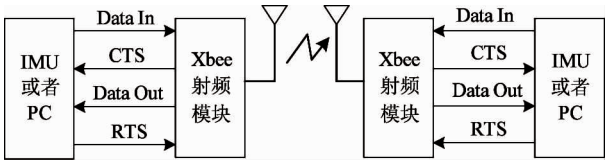


图5 XBee 模块连接示意图



图6 数据采集传输示意图

2.1.2 IMU 信号 Kalman 滤波实验分析

为验证混合式 Kalman 滤波的滤波效果, 设计了 4 组实验, 分别验证对偏航角、俯仰角和滚转角的滤波效果。前 3 组实验验证对俯仰角和滚转角的滤波效果, 第 4 组实验验证对偏航角的滤波效果, 通过滤波前后比较, 可以得出各姿态角的误差精度。惯性测量单元 IMU 分别绕 X、Y、Z 轴旋转, 只绕 X 轴旋转时, 偏航角 (Yaw) 和俯仰角 (Pitch) 应该为恒定值; 只绕 Y 轴旋转时, 偏航角 (Yaw) 和滚转角 (Roll) 应该为恒定值; 只绕 Z 轴旋转时, 俯仰角 (Pitch) 和滚转角 (Roll) 应该为恒定值。第 3 组实验和第 4 组实验的结果如图 7 所示。

由图 7、图 8 可知, 滤波后偏航角更加接近真值, 证明了 Kalman 滤波的有效性。为了进一步说明滤波效果, 将实验结果进行比较, 如表 1、表 2 所示。

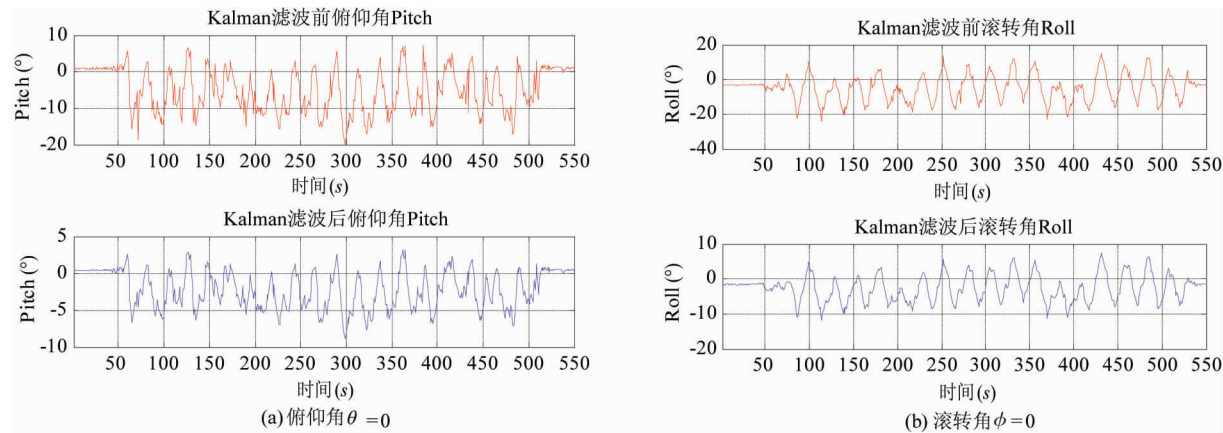


图 7 第 3 组实验绕 Z 轴旋转时滤波前后对比图

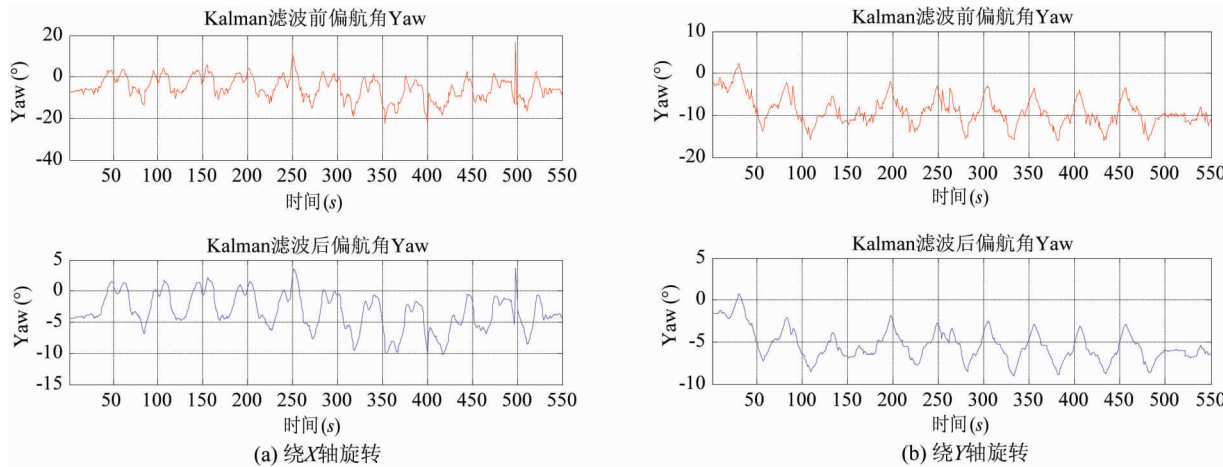


图 8 第 4 组实验偏航角 $\psi = 0$ 时滤波前后对比图

表 1 绕 Z 轴旋转俯仰角、滚转角滤波前后结果

第 3 组实验:绕 Z 轴旋转			
参数	平均值(°)	方差(°)	标准差(°)
俯仰角	-4.920	34.653	5.887
滤波后俯仰角	-2.140	6.514	2.552
滚转角	-4.793	55.219	7.431
滤波后滚转角	-2.627	14.033	3.746

表 2 分别绕 X、Y 轴旋转偏航角滤波前后结果

第 4 组实验:分别绕 X、Y 轴旋转				
	参数	平均值(°)	方差(°)	标准差(°)
绕 X 旋转	偏航角	-5.474	30.305	5.505
	滤波后偏航角	-3.257	8.521	2.919
绕 Y 旋转	偏航角	-9.015	12.113	3.480
	滤波后偏航角	-5.403	3.597	1.897

实验表明,混合式 Kalman 滤波对各姿态角的滤波有很大效果,使测量数据更接近真实值。

2.1.3 手臂运动实验分析

IMU 集到不同速度手臂运动的数据后,经过混合式 Kalman 滤波后,分别得到手臂姿态的偏航角(θ)、俯仰角(θ)和滚转角(ϕ)。快速手臂伸曲运动与慢速手臂伸曲运动前臂各姿态角如图 9(a)所示,后臂滤波前后各姿态角如图 9(b)所示。

由图 9 可以明显看出快速手臂运动与慢速手臂运动的运动周期以及各角度上下波动的范围。为了进一步分析不同速度的同一运动之间的姿态角差异,从均值、标准差等方面进行数据比较,如表 3、表 4所示。

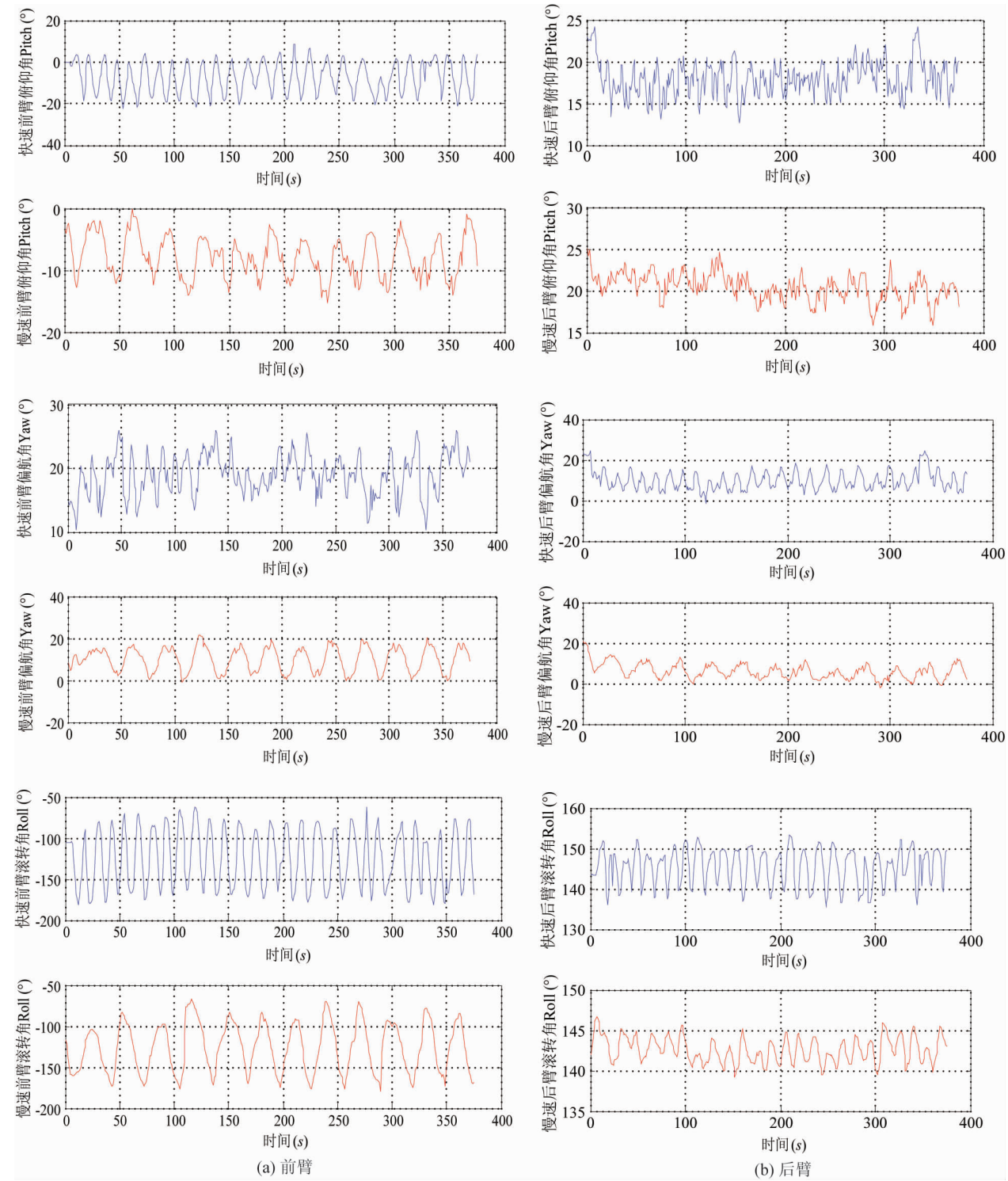


图 9 快速与慢速各姿态角结果

表 3 前臂各个角度计算结果

	平均值(°)			方差(°)			标准差(°)		
	Pitch	Roll	Yaw	Pitch	Roll	Yaw	Pitch	Roll	Yaw
快速前臂	10.01	-7.40	-122.46	10.63	54.48	29.59	3.26	7.38	5.44
慢速前臂	9.93	-7.93	-122.08	32.91	12.20	4.58	2.74	3.50	2.14

表 4 后臂各个角度计算结果

	平均值(°)			方差(°)			标准差(°)		
	Pitch	Roll	Yaw	Pitch	Roll	Yaw	Pitch	Roll	Yaw
快速后臂	10.03	18.01	145.42	23.42	4.29	20.21	4.84	2.07	4.50
慢速后臂	10.09	20.45	142.59	14.45	2.63	2.51	3.80	1.62	1.58

由表 3、表 4 对比得出,快速手臂运动与慢速手臂运动各姿态角的平均值相差无异,但是快速手臂运动各角度的标准差都比慢速运动的标准差要大,这是由于快速运动时手臂震动比慢速运动时手臂震动激烈,造成采集数据采集的不稳定。

2.2 运动想象实验设计及分析

2.2.1 运动想象实验设计

大脑皮层的感觉运动区是产生运动想象脑电信号的主要部位,因此需要对该区域的解剖结构有一定了解,这对接下来电极位置的选取和实验方案的设计至关重要。大脑皮层功能区示意图如图 10(a)所示,对应的 Brodmann 分区如图 10(b)所示。由两图可以看出,与运动想象相关的区域主要集中在躯体感觉区的 1、2、3 区和躯体运动区的 4、6 区。

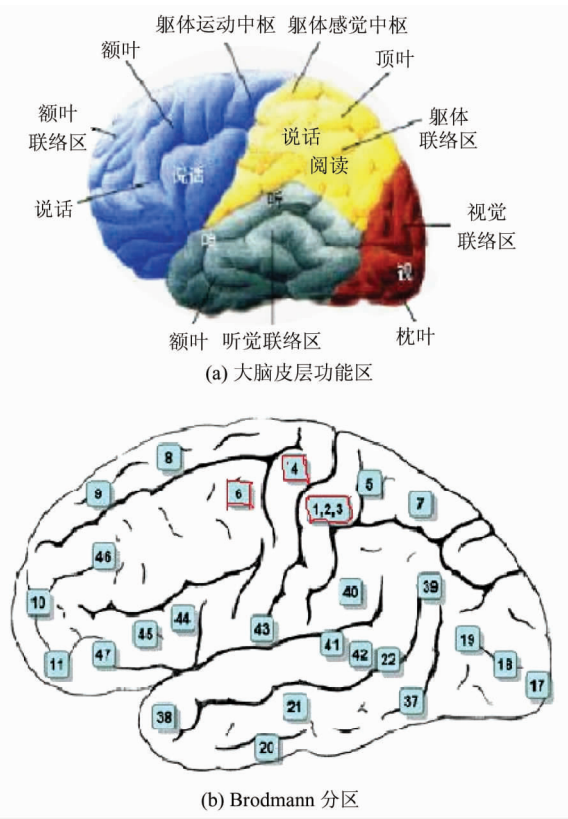


图 10 大脑皮层功能区和 Brodmann 分区

与运动想象联系紧密的生理现象是事件相关去同步化 (event related desynchronization, ERD) 现象和事件相关同步化 (event related synchronization, ERS) 现象。事件相关同步 (ERD)/去同步 (ERS) 电位主要位于大脑的感觉运动区,因此与肢体的运动联系紧密。事件相关去同步化现象是指当大脑皮层某区域受到感官指令或想象运动等刺激时,该区域被激活,导致该区域代谢和血流活动增加,脑电信号脑电信号幅度降低、信号能量下降的现象;事件相关同步化现象指大脑在静息或惰性状态下表现出脑电信号幅度升高、信号能量上升的现象^[8]。通过对脑电信号的分析处理、比较 ERD/ERS 变化规律,获取时频能量变化规律,便可以根据脑电信号能量不同判断出受试者的不同运动。

手臂运动想象实验设计流程见图 11。

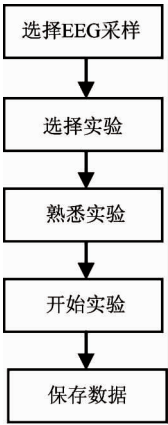


图 11 手臂运动想象实验流程图

采集系统: Neuroscan EEG/ERP 系统具有完善的硬件设备,其放大器 (SynampsZ) 设备全部采用了 USB 接口,由于其足够宽的频带和足够高的采样率使得此采集系统可以一边去除心电和肌电的干扰,一边进行脑活动与其他生理系统的综合研究。实验采用 64 导联的 Neuroscan EEG 采集系统,采集频率

为 250Hz,负责脑电信号的采集、预处理、放大等工作。

采集通道:采用非植入式采集方式。结合运动想象脑电产生的生理基础及大脑功能区的结构知识可知,手臂运动想象产生的事件相关去同步化/同步化现象主要出现在大脑皮层的左右两侧,即右手臂运动在 C3 电极处运动想象任务最明显,而左手臂在 C4 电极处运动想象任务最明显。本文以右手臂运动想象为处理对象,因此采集 C3、C4 两个通道的数据并记录,其中 C4 电极为参考电极。同时,为了减少眼电对脑电信号的影响,需记录垂直眼电极 VEOG 和水平眼电极 HEOG。所有电极放置位置参考国际 10-20 系统,各电极位置如图 12 所示。

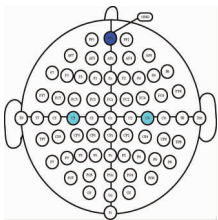


图 12 手臂运动 10-20 系统电极放置图

运动想象手臂运动实验选好所需的电极采集通道,利用 Neuroscan 脑电设备采集脑电信号,经过放大、滤波、模数转换后转化成数字信号,对采集到的数据进行伪迹处理,提取出有效的脑电信号,储存数据以备后续处理。

运动想象实验的受试者与实际手臂运动实验的受试者为同一个人。受试者在实验开始前的一段时间内需要反复练习手臂伸曲动作,有助于加深大脑对运动的印象;还需要熟悉实验细则,有助于运动想象的顺利进行。



图 13 采集脑电信号

首先进行快速手臂伸曲运动想象实验,单次实验如图 14 所示。实验过程中受试者需保持高度集中,且尽量减少眨眼、吞咽口水等动作。隔一天再以同样的实验步骤进行慢速手臂伸曲运动想象,快速手臂运动和慢速手臂运动的想想任务各 40 次。

$t = 0s \sim 1s$ 时,黑色屏幕中央出现一个十字光标,提示受试者实验即将开始,需集中注意力,等待想象提示指令的出现;

$t = 1s \sim 8s$ 时,屏幕上出现手臂伸屈运动的动画提示,受试者根据提示进行快速/慢速手臂伸屈运动想象;

$t = 8s \sim 10s$,显示器处于黑屏状态,受试者休息,随后下一次实验开始。

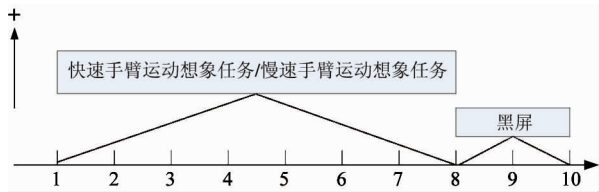


图 14 单次运动想象实验过程图

2.2.2 运动想象实验分析

从屏幕中出现运动想象任务提示时刻开始,10s 后结束,采集频率 250Hz,则数据长度为 2500,实验共 40 次,相应的运动想象任务的数据段 C3、C4 各 40 段。

首先对采集到的每一段脑电信号进行预处理,去除眼电伪迹。本文采用 FastICA 盲源分离法,其中某一段数据的结果如图 15 所示。

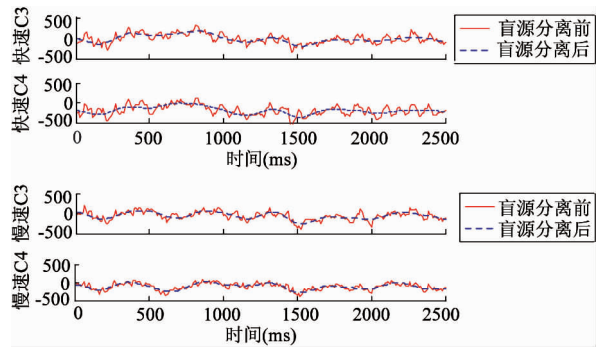


图 15 盲源分离去除眼电伪迹结果

想象右手臂快速运动想象与慢速运动想象两种

任务,二者的时域能量和频域能量存在差别。

首先进行时域能量分析。将快速/慢速运动想象两任务预处理后的数据段进行极大值点进行拟合,得到采集的运动想象脑电信号的上包络线,然后将脑电数据各段的上包络线进行相加平均,得到包络时序图,结果如图 16 所示。

由事件相关去同步化现象可知,在进行右手臂运动想象任务时,大脑皮层对应区域的代谢和血流量增加、幅度降低,大脑对侧运动感觉区的代谢和血

流增加。右手臂运动时,对应的 C3 产生事件相关去同步化现象,幅值能量降低,对侧的左手臂 C4 产生事件相关同步化现象,幅值能量上升,由图 16 (a)、16(b)明显证明了这一点。由图 16(c)可以看出,右手臂快速运动想象的幅值能量比慢速运动想象的幅值能量要低,这是因为进行手臂快速运动想象时的大脑刺激更大,相应区域的代谢更旺盛,因此手臂快速运动想象任务的事件相关去同步化现象更明显,比手臂慢速运动想象幅值能量要低。

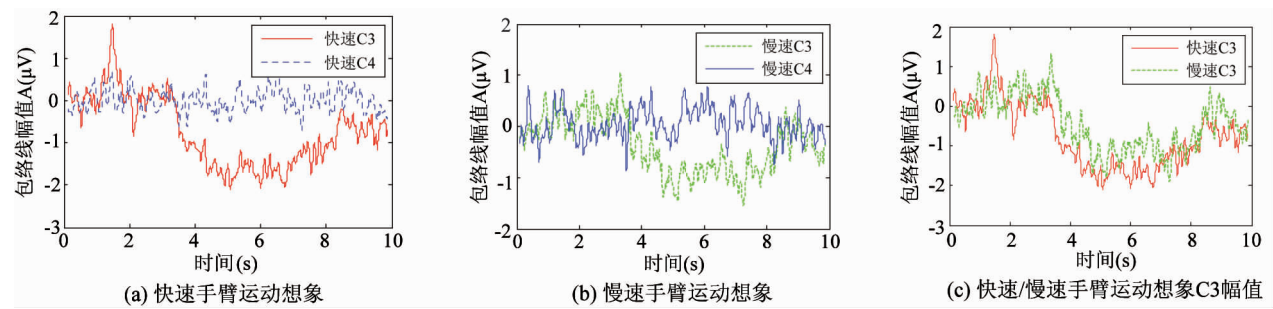


图 16 手臂运动想象 C3/C4 幅值

然后进行对脑电信号进行频域分析,结果如图 17 所示。

同样,频域方面也存在与时域类似的事件相关去同步化现象。由事件相关去同步化现象可知,在进行右手臂运动想象任务时,大脑皮层对应区域的代谢和血流量增加、频带能量降低,大脑对侧运动感觉区的代谢和血流增加。右手臂运动时,对应的 C3 产生事件相关去同步化现象,幅值能量降低,对侧的左手臂 C4 产生事件相关同步化现象,频带能量上

升,由图 17(a)、17(b)明显证明了这一点。由图 17 还可以证明,在 8Hz ~ 12Hz 的 mu 节律范围内运动想象任务最明显。我们取图 17(c)中 8Hz ~ 12Hz 范围的处理结果,结果证明,右手臂快速运动想象的频域能量比慢速运动想象的频域能量要低,这是因为进行手臂快速运动想象时的大脑刺激更大,相应区域的代谢更旺盛,因此手臂快速运动想象任务的事件相关去同步化现象更明显,比手臂慢速运动想象频域能量要低。

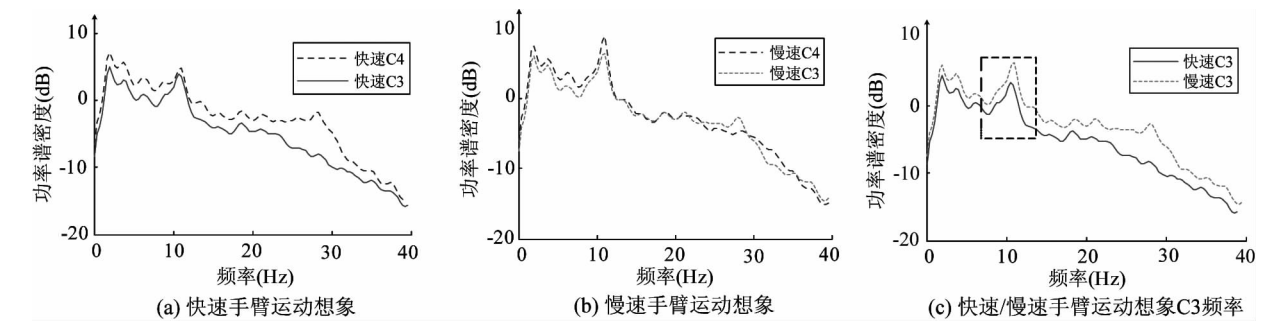


图 17 手臂运动想象 C3/C4 频率

2.3 两组实验对比分析

通过实验,我们可以得出:手臂运动与手臂运动

想象脑波信号具有一致性。

(1) 当进行快速手臂运动时,手臂运动剧烈,手

臂各姿态标准差增大,刺激大脑神经,相对应的运动想象脑电信号产生事件相关去同步化现象更明显,对应的电极的时域能量和频域能量降低。

(2)当进行慢速手臂运动时,手臂运动缓慢,手臂各姿态的标准差减小,对大脑神经的刺激小于快速运动时对大脑的刺激,相对应的运动想象脑电信号产生事件相关去同步化现象较快速运动想象时不明显,对应电极的时域能量和频域能量比快速手臂运动想象时要高。

3 结 论

为了探究人体上肢不同频率运动时大脑神经系统的参与情况与脑电信号变化情况,本文以手臂运动为对象,设计两组实验研究了人体手臂运动时各姿态角的变化以及相应的脑电信号的时频变化。第一组实验采用基于人工鱼群算法和混合式 Kalman 滤波器,将加速度计、磁力计、陀螺仪采集到的数据进行误差修正和数据融合,得到快速手臂伸曲运动与慢速手臂伸曲运动前、后臂各姿态角信息。第二组实验对手臂运动想象做了采集运动想象脑电信号实验,预处理脑电信号后,分别从时域、频域两方面分析了不同速度时右手臂的运动想象信号。两组实验对比表明手臂运动与手臂运动想象脑波信号具有

一致性。

本文将惯性跟踪手臂运动与运动想象脑电信号联系起来进行分析研究,有助于偏瘫患者的康复训练。下一步需要研究的是去除肌电、心电等伪迹,使结果更加精确。

参考文献

- [1] 王茂斌,高谦,黄松波等. 脑卒中的康复医疗. 北京: 中国科学技术出版社, 2003. 21-23
- [2] 张通. 中国脑卒中康复治疗指南(2011 完全版). 中国康复理论与实践, 2012,18(4):301-303
- [3] 向泽锐,支锦亦,徐伯初等. 运动捕捉技术及其应用研究综述. 计算机应用研究, 2013,30(8):2241-2244
- [4] 张静,李恒威. 改变大脑的灵性力量: 基于沉思训练的脑可塑性探究. 西北师大学报(社会科学版), 2014,3: 109-116
- [5] Blankertz B, Dornhege G. Boosting bit rates and error detection for the classification of fast-paced motor commands based on single-trial EEG analysis. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2003, 11(2):127-130
- [6] Li X L, Shao Z J, Qian J X. An optimizing method based on autonomous animals: fish swarm algorithm. *Systems Engineering - Theory & Practice*, 2002, 22(11):32-38
- [7] Spüler M, Walter A, Rosenstiel W, et al. Spatial filtering based on canonical correlation analysis for classification of evoked or event-related potentials in EEG Data. *IEEE Transactions on Neural Systems & Rehabilitation Engineering*, 2014, 22(6):1097
- [8] 刘刚,孙伟. 事件相关去同步化和同步化的方法在脑电磁信号分析中的应用. 中华临床医师杂志, 2011,10(5):6085-6088

Analysis of the consistency of inertial tracking arm movement and EEG

Jin Mei^{*}, Ji Shaoying^{*}, Zhang Liguang^{*}, Yang Ni^{**}, Wang Song^{*}

(^{*} Measurement Technology and Instrumentation Key Laboratory of Hebei Province, Yanshan University, Qinhuangdao 066004)

(^{**} Metrological Testing Technology Research Institute, Shanghai 200000)

Abstract

Considering that traditional hemiplegia rehabilitation for stroke patients relies on rehabilitation doctor's guidance and rehabilitation appliance's assistance, ignores patients' active participation, and lacks the direct involving of the cerebral nervous system controlling limb movements, to explore the brain nervous system involvement and EEG signal changing during human upper limb motion at different frequencies, the posture changing of human arm and the corresponding changing of EEG signals during arm movement are studied. On the basis of this two experiments were designed, Hybrid Kalman filter data fusion algorithm and blind source separation method which can remove eye electricity artifact. One is the fast arm stretch motion and slow arm stretch motion experiment, the other is the imaginary experiment of fast arm stretch motion and slow arm stretch motion. The experiments show that the arm motion EEG is accordant with the imaginary of arm motion EEG, which verifies the proposed algorithm working effectively.

Key words: arm motion, inertial capture, motor imagery, blind source separation (BSS), EEG signal