

DOI: 10.7652/xjtuxb201606001

表情驱动下脑电信号的建模仿真及分类识别

张小栋^{1,2}, 郭晋^{2,3}, 李睿^{1,2}, 陆竹风²

(1. 西安交通大学现代设计及转子轴承系统教育部重点实验室, 710049, 西安;
2. 西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安; 3. 西安测绘总站装备技术室, 710054, 西安)

摘要: 针对自发型脑电信号识别率低、个体差异度大等问题,提出了一种新的基于表情驱动脑电信号的脑机接口方式,并进行了建模仿真及实验验证。利用神经元集群模型对表情驱动脑电信号进行机理建模与仿真分析,得到自发表情的相关脑区及表情驱动脑电信号的频率分布特性;提出了一种基于小波变换和人工神经网络模型映射的表情驱动下脑电信号分析识别方法,有效提高了表情驱动下脑电信号的识别率。从神经生理学角度验证了表情驱动脑电信号的特征来源是受大脑前额叶皮层和边缘系统相互协调共同控制的,并通过实验验证了所提脑电信号分类识别算法切实有效,其最高分类准确率可达 85%。

关键词: 表情驱动;脑电信号;机理建模;小波变换;神经网络

中图分类号: TP911.7 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2016)06-0001-08

A Simulation Model and Pattern Recognition Method of Electroencephalogram Driven by Expression

ZHANG Xiaodong^{1,2}, GUO Jin^{2,3}, LI Rui^{1,2}, LU Zhufeng²

(1. Key Laboratory of Education Ministry for Modern Design and Rotor-Bearing System, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;
3. Equipment and Technique Department, Xi'an Surveying and Mapping Station, Xi'an 710054, China)

Abstract: An expression driven brain-computer interface system is proposed to solve the low recognition rate and huge individual differences of spontaneous electroencephalogram (EEG) signal, and simulation and experimental verification are conducted. A neural mass model is used in mechanism modeling and simulation of expressions driven EEG signal, and the results show the related brain areas of facial expression and the frequency distribution characteristics of expression driven EEG signals. A classification and recognition method based on the wavelet transform and an artificial neural network is put forward, to improve the recognition rate of expression driven EEG signal. This research elaborates that it is the prefrontal cortex and the limbic system to cooperate on the generation and control of expression driven EEG signals, and verifies the feasibility of the classification and recognition method whose highest off recognition rate is 85%.

Keywords: expression control; electroencephalogram; mechanism modeling; wavelet transform; artificial neural network

自1924年第一次在人脑中检测到有规律的电活动开始,脑-机接口(brain-computer interface, BCI)技术成为了各国学者的研究热点。然而,目前关于脑-机接口的应用研究,都不能达到快速、灵活、准确的控制要求,只能实现一些简单的功能和进行一些基础性的研究工作;对脑电信号的识别利用,都只是从信号分析的层面入手,很少有人从大脑的生理机能角度出发,深入研究大脑不同区域在活动状态下的机理特性,通过构建脑电信号(electroencephalogram, EEG)的机理模型提高其分类识别的效果^[1]。

本文提出了一种基于表情驱动下的脑电信号分类识别方法。在表情驱动下的脑电信号采集过程中,受试者完成不同的表情动作,例如皱眉、皱眉、撇嘴等,即可采集相应动作下的脑电信号。表情动作对受试者要求低,而且在人们的日常生活中经常利用不同表情传递信息,因此具有非常广泛的适用性。

本文工作是针对表情驱动下脑-机接口范式的一项基础性探索研究,即通过对表情驱动下的脑电信号进行机理建模与仿真分析,得知表情驱动下脑电信号产生的相关大脑区域及频率分布特性。以仿真分析结果为指导,采集相应大脑区域的脑电信号,同时利用小波特征提取方法和人工神经网络识别算法实现对脑电信号特征集中的频率段信息进行分类识别。

1 表情驱动下脑电信号的建模仿真

1.1 相关机理分析

2010年Price等通过对情绪及表情相关神经环路的研究认为,表情与纹状体和海马回等相关区域为核心的边缘系统有关,随着神经解剖学研究的进一步探索发现,表情的表达与大脑边缘系统和前额叶皮质及其他一些环路相关,尤其与内侧前额皮质、杏仁核、内侧纹状体、内侧丘脑、下丘脑及脑干的一些部分关系最紧密^[2],如图1所示。

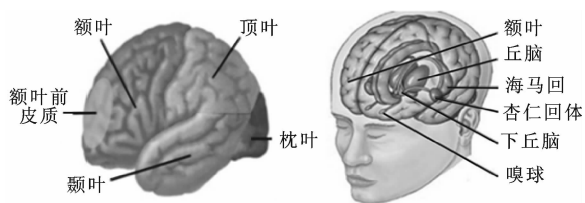


图1 大脑皮质层及边缘系统结构图

另外,研究者通过分析正常脑电信号频率分类得出, θ 波与 α 波是一种具有高度暗示性的状态。

当人做出不同表情动作时,通常暗示大脑处于某种精神状态,例如皱眉时瞳孔放大,更多视觉信息进入眼部供大脑快速处理分析,皱眉时人的视觉往往会将焦点聚集到某处,使人的注意力集中。以上研究表明,表情的加工与产生主要是由大脑内一个分布式神经网络所控制,其中前额叶皮质和边缘系统(杏仁核、海马回、纹状体等)主要负责协调和控制表情,而 θ 波和 α 波则与表情动作产生时的暗示性状态有关。因此,可以对大脑前额叶皮质层和边缘系统这两个区域以及 θ 波和 α 波这两个频段进行建模仿真分析,以验证相关神经生理学研究的推断,并对表情驱动下脑电信号的特征提取及分类识别研究提供依据。

1.2 表情驱动下脑电信号建模仿真

目前人们主要研究的脑神经模型有两类,一类是从微观角度出发,关注每个神经元活动的模型,例如Hodgkin-Huxley模型^[3]、Chay模型^[4]、Traub模型^[5]等。显然,仅通过分析单个神经元的活动对理解大脑的复杂行为是远远不够的。另一类模型是从宏观角度出发的集总参数模型,例如神经元集群模型(neural mass model, NMM)^[6],其思想是“平均区域近似”原理,就是大脑内部具有相似功能的同一区域具有相同的集总参数。NMM具有非常明显的生理意义,神经元群之间的耦合作用可以反映不同脑区的相互作用,可以从宏观角度上仿真大尺度的脑电信号。

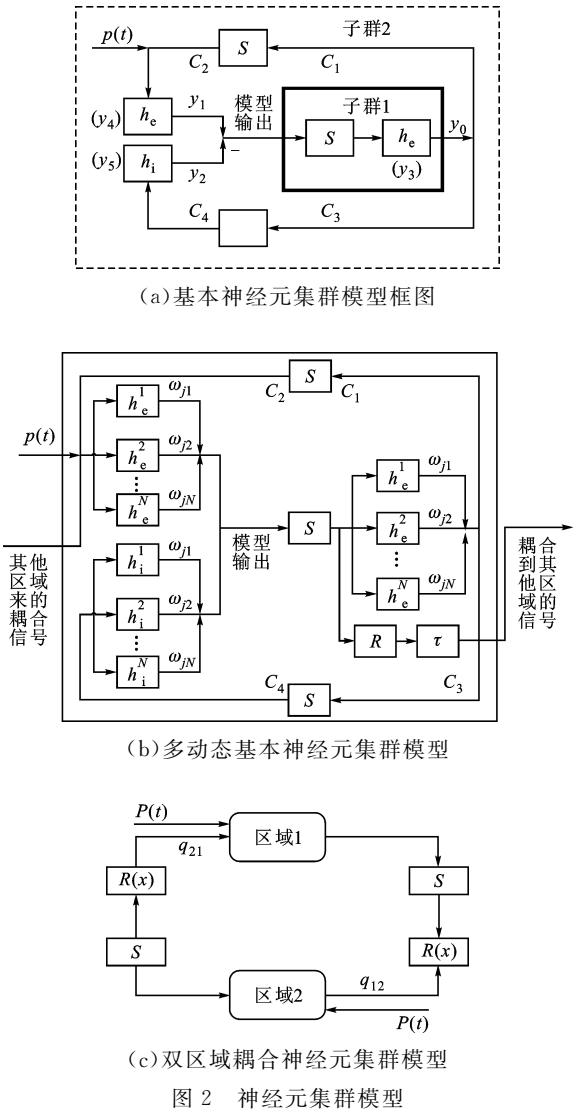
1.2.1 基本神经元集群的模型建立 如图2a所示,一个基本神经元群由兴奋性和抑制性两个子细胞群构成,它们相互作用,产生神经振荡。其中:粗框内的部分表示子群1,主要由锥体细胞组成,负责神经冲动的传出;粗框外的部分表示子群2,主要包括其他非锥体细胞,负责神经冲动的增益和反馈,例如蓝细胞和星形细胞。

兴奋性和抑制性线性变换函数的作用是将突触前膜动作电位平均脉冲密度转变成突触后膜的兴奋或抑制膜电压,其单位冲激响应分别为

$$h_e(t) = u(t)H_e/\tau_e t e^{-t/\tau_e} \quad (1)$$

$$h_i(t) = u(t)H_i/\tau_i t e^{-t/\tau_i} \quad (2)$$

式中: $u(t)$ 为Heaviside函数;参数 H_e 和 H_i 为兴奋性和抑制性神经元突触增益; τ_e 和 τ_i 分别为兴奋性和抑制性神经元树突平均延时常数与细胞膜平均延时常数的和。线性函数 $h_e(t)$ 和 $h_i(t)$ 可由如下形式的一阶常微分方程表示



$$\left. \begin{aligned} \dot{z}(t) &= z_1(t) \\ \dot{z}_1(t) &= Gx(t)/g - 2z_1(t)/g - z(t)/g^2 \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

式中: G 代表兴奋和抑制条件下的增益参数 H_e 和 H_i ; g 代表兴奋和抑制条件下的延时参数 τ_e 、 τ_i ; $x(t)$ 为线性函数的输入。对于子群 1, $x(t) = S(y_1(t) - y_2(t))$,对于子群 2 中的兴奋线性函数 $h_e(t)$, $x(t) = p(t) + C_2 S(C_1 y_0(t))$,对于子群 2 中的抑制线性函数 $h_i(t)$, $x(t) = C_4 S(C_3 y_0(t))$ 。其中,锥体细胞群和其他非锥体细胞群之间的平均连接常数用 C_1 、 C_2 、 C_3 、 C_4 表示。 $z(t)$ 为线性函数的输出,在图 2a 中,分别由 y_0 、 y_1 、 y_2 表示。

静态非线性函数的作用是将平均膜电压转换成动作电位的平均发放率,并作为线性函数 $h_e(t)$ 和 $h_i(t)$ 的输入

$$S(v) = 2e_0 / (1 + e^{r(v_0 - v)}) \quad (4)$$

式中: $2e_0$ 为最大发放率; v_0 为相对于发放率 e_0 的突触后膜电位; r 表示 $S(v)$ 函数的弯曲程度; v 表示突触前膜电压。

子群 1 接收来自子群 2 的兴奋和抑制的反馈信号。子群 1 与子群 2 的建模思想相同,但子群 2 只有兴奋性信号输入,所以只需要一个兴奋性线性函数。模型仿真时来自大脑其他不定区域的信号由高斯信号 $p(t)$ 表示。

综上所述,基本神经元集群模型可由以下微分方程组表示

$$\left. \begin{aligned} \dot{y}_0(t) &= y_3(t) \\ \dot{y}_3(t) &= H_e / \tau_e S(y_1(t) - y_2(t)) - 2y_3(t) / \tau_e - y_0(t) / (\tau_e)^2 \\ \dot{y}_1(t) &= y_4(t) \\ \dot{y}_4(t) &= H_e / \tau_e \{ p(t) + C_2 S(C_1 y_3(t)) \} - 2y_4(t) / \tau_e^i - y_1(t) / (\tau_e)^2 \\ \dot{y}_2(t) &= y_5(t) \\ \dot{y}_5(t) &= H_i / \tau_i \{ C_4 S(C_3 y_0(t)) \} - 2y_2(t) / (\tau_i)^2 \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

式中: y_3 、 y_4 、 y_5 分别为线性函数输出量 y_0 、 y_1 、 y_2 的一阶导数。基本神经元集群模型的输出为兴奋和抑制性细胞膜后电位的差,即 $y(t) = y_1(t) - y_2(t)$ 。

按照不同频率特性,脑电波可以分为 δ 、 θ 、 α 、 β 和 γ 波 5 个频段。考虑到 δ 波仅存在于人的深度睡眠中, γ 波段属于脑电波中的高频段,其作用尚在研究中,故在多动态基础神经元集群模型中选择脑电波的 θ 、 α 和 β 波频段建立模型。表 1 给出了产生 θ 、 α 和 β 波特征波形的参数取值^[7]。

通过调整线性转换函数 $h(t)$ 中的参数 H_e 、 τ_e 和 H_i 、 τ_i ,即可调整基本神经元集群模型内部的动态平衡,从而仿真多种节律脑电信号。图 3 为基本神经元集群模型模拟不同频率的窄带信号,通过调节兴奋和抑制性的突触增益和延时时间常数,可以模拟大脑产生近似的 θ 、 α 和 β 波。

1.2.2 多动态神经集群的模型建立 利用基本

表 1 模型生理学参数的典型值

典型波段	H_e/mV	H_i/mV	τ_e/s	τ_i/s	C_1	C_2	C_3	C_4	v_0/mV	e_0/s^{-1}	r/mV^{-1}
θ 波	2	15	0.05	0.05	135	0.8×135	0.25×135	0.25×135	6	2.5	0.56
α 波	3.25	22	0.108	0.02	135	0.8×135	0.25×135	0.25×135	6	2.5	0.56
β 波	7.5	150	0.004 6	0.002 9	135	0.8×135	0.25×135	0.25×135	6	2.5	0.56

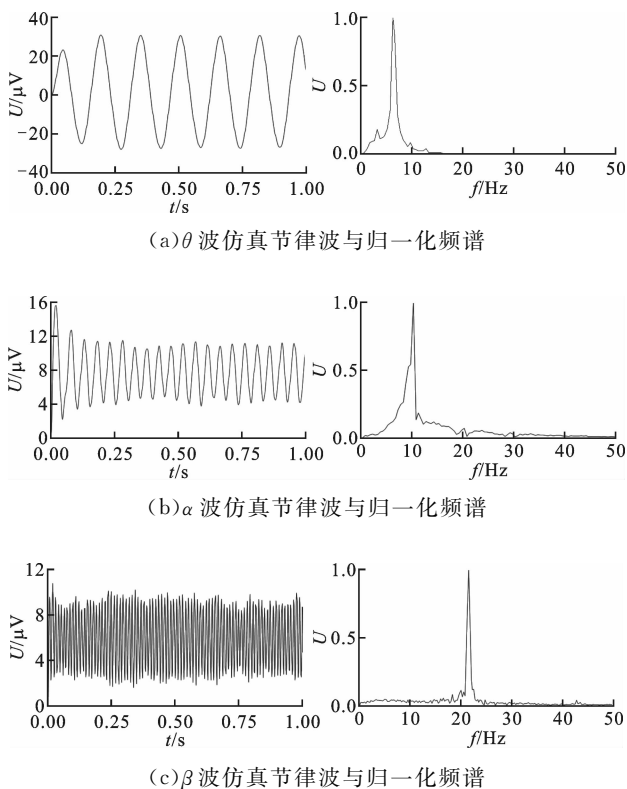


图3 仿真 θ 、 α 和 β 节律波及归一化频谱

神经元集群模型模拟单一的节律波只能反映脑电信号的组成结构,还不能达到模拟真实采集得到的脑电信号的目标,因此还需要建立多动态基本神经元集群模型,其结构如图 2b 所示。

在多动态基本神经元集群模型中,令每个兴奋性和抑制性的神经元细胞子群都由 N 个线性变换函数 $h^1(t), \dots, h^N(t)$ 构成,每个线性函数对子群的贡献由权值 ω 决定,子群内线性函数通过权值相加从而表示不同的动态特性,权重系数 $\mathbf{W} = \{\omega_{ji}\} \in [0, 1]$,且满足 $\sum_{i=1}^N \omega_{ji} = 1$ 。通过改变权重系数 $\mathbf{W}$ 并调整不同 ω ,可改变基本神经元群中不同节律波的比例,从而产生更加丰富、频域更宽的信号。

1.2.3 表情驱动脑电信号的产生机理与建模仿真

由前述表情的加工和产生机理可知,大脑用于控制表情的区域集中位于前额叶皮质层和边缘系统,因此本文利用神经集群模型的多动态特性对这两个区域进行建模仿真,并试图验证不同表情下脑电信号包含的不同频带的分布特性,如图 2c 所示。

令区域 1 和区域 2 为两个多动态神经元集群,分别表示前额叶皮质层和边缘系统,每个区域包括兴奋性和抑制性细胞子群,每个子群由 3 个线性转换函数 $h(t)$ 分别表示 θ 、 α 和 β 节律波,区域 1 与区域 2

之间的耦合强度分别用 q_{kj} 表示,其中 $k, j \in (1, 2)$ 且 $k \neq j$,同时每个区域还接收来自其他不确定区域的信号,用 $p(t)$ 表示。

两个区域间传递的耦合信号设为 G_{kj} ,可表示为

$$G_{kj} = q_{kj} R \left(S \left(\sum_{i=1}^3 \omega_{ji} y_{1-\tau}^{ji} - \sum_{i=1}^3 \omega_{ji} y_{2-\tau}^{ji} \right) \right) \quad (6)$$

式(6)中 $R(x) = x - \text{mean}(x)$ 为求均值,用于保持各个区域信号之间的平衡。双区域耦合神经元集群模型的微分方程如下式所示

$$\left. \begin{aligned} \dot{y}_0^{ji} &= y_3^{ji} \\ \dot{y}_1^{ji} &= y_4^{ji} \\ \dot{y}_2^{ji} &= y_5^{ji} \\ \dot{y}_3^{ji} &= H_e^i / \tau_e^i S \left(\sum_{i=1}^3 \omega_{ji} y_2^{ji} - \sum_{i=1}^3 \omega_{ji} y_2^{ji} \right) - 2y_3^{ji} / \tau_e^i - y_0^{ji} / (\tau_e^i)^2 \\ \dot{y}_4^{ji} &= H_e^i / \tau_e^i \left[p_j(t) + C_2 S \left(C_1 \sum_{i=1}^3 \omega_{ji} y_0^{ji} \right) + R \left(\sum_{k=1, k^1, j}^2 q_{jk} S \left(\sum_{i=1}^3 \omega_{ki} y_{1-\tau}^{ji} - \sum_{i=1}^3 \omega_{ki} y_{2-\tau}^{ji} \right) \right) - 2y_4^{ji} / \tau_e^i - y_1^{ji} / (\tau_e^i)^2 \right] \\ \dot{y}_5^{ji} &= H_i^i / \tau_i^i C_4 S \left(C_2 \sum_{i=1}^3 \omega_{ji} y_0^{ji} \right) - 2y_5^{ji} / \tau_i^i - y_2^{ji} / (\tau_i^i)^2 \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

式中: $j=1, 2$ 表示大脑前额叶皮质层和边缘系统两个皮质区域; $i=1, 2, 3$ 表示每个区域内的 θ 、 α 和 β 波;每个区域的兴奋和抑制性增益系数 H_e^i 和延时时间常数 τ_e^i 相同,通过调整每个区域的权重系数矩阵 $\mathbf{W}$ 和区域间的连接系数 q_{jk} 就能产生不同的动态特性,即可模拟不同条件刺激下两个区域耦合产生的脑电信号。

由于缺少相关的神经解剖学实验经验及研究资料,本文通过实验反推法确定权重系数 $\mathbf{W}$ 。根据表情驱动下脑电信号的产生机理,采集受试者在不同表情驱动下的前额叶皮质区域 FC5(左)、FC6(右)及边缘系统区域的 F7(左)和 F8(右)4 通道脑电信号并进行快速傅里叶变换,得到其功率谱密度函数,其后将功率谱密度函数分成 5 个子频带,分别为 0~4 Hz、4~8 Hz、8~16 Hz、16~32 Hz、32~64 Hz。

对脑电信号的 5 个子频带求对数频带能量 E_i ,即可得每个子频带在总频带中的能量分布

$$E_i = \sum_{j=1}^n \text{lb} x_j^2 \quad (8)$$

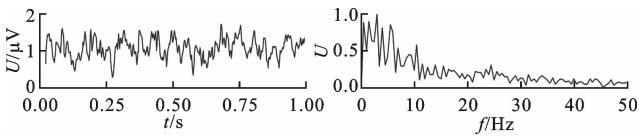
$$\eta_i = E_i / \sum_{i=1}^3 E_i \tag{9}$$

式中: $i \in [1, 2, 3]$ 表示 θ 、 α 和 β 波 3 个子频带(即 4~8 Hz, 8~16 Hz, 16~32 Hz); $\lg x_j^2$ 表示第 j 个频率的对数能量; η_i 表示每个子频带能量在总能量中的比值。最后,将 η_i 代入神经集群模型,初步确定每个区域内部的权重系数矩阵 $\mathbf{W}$,而两个区域之间的连接权值 q_{kj} 可通过实验经验获得^[8],这里取 $q_{12} = q_{21} = 200$ 。

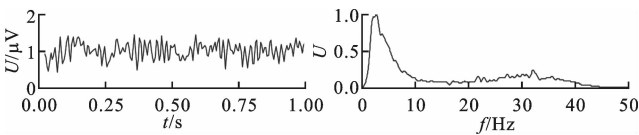
表 2 为所得的 4~8 Hz、8~16 Hz 及 16~32 Hz 频带能量分布比值。设定提眉动作仿真模型中 $\mathbf{W} = [0.13, 0.60, 0.19]$,右撇嘴仿真模型中 $\mathbf{W} = [0.19, 0.40, 0.26]$,即可得到真实表情动作下脑电信号的拟合仿真信号,如图 4 所示。

表 2 表情刺激下脑电信号不同频带分布

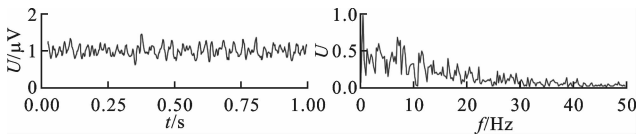
表情	各频段信号对数能量比值				
	0~4Hz	4~8Hz	8~16Hz	16~32Hz	32~64Hz
提眉	0.04	0.13	0.60	0.19	0.04
皱眉	0.05	0.12	0.56	0.21	0.04
左撇嘴	0.06	0.13	0.42	0.27	0.12
右撇嘴	0.08	0.19	0.40	0.26	0.08



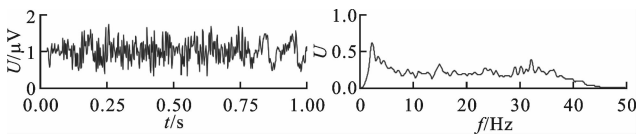
(a) 提眉仿真信号和归一化频谱图



(b) 提眉真实信号和归一化频谱图



(c) 右撇嘴仿真信号和归一化频谱图



(d) 右撇嘴真实信号和归一化频谱图

图 4 F7 通道下提眉与右撇嘴表情驱动产生的脑电信号与相应的仿真结果对比图

由图 4 中的仿真结果可知,提眉动作下的脑电信号能量主要集中在低频 10 Hz 以内,而右撇嘴动作下的脑电信号能量分布除了以低频部分为主以外,还夹杂着一些中频和高频成分,这说明提眉动作和右撇嘴动作下的脑电信号频域能量主要集中在低频部分即 θ 波,以及一部分中频部分即 α 波,而 δ 、 β 和 γ 波段中的信息较少。通过前额叶皮层区和边缘系统的耦合建模,说明了人对表情的控制是通过这两个区域相互协调来进行的。

仿真结果验证了之前关于表情驱动下脑电信号相关神经生理学的机理分析结论,因此通过综合考虑,本文将在前额叶皮层处和大脑边缘系统附近采集脑电信号,并对表情驱动下脑电信号的 θ 和 α 波两个子频带进行特征提取和模式识别工作。

2 基于小波变换的表情驱动脑电信号多维特征提取研究

由于表情驱动下的脑电信号是一种非平稳、非线性、时变的信号,单纯使用时域或频域分析方法都无法完整地展示脑电信号的特征,而小波分析作为应用最广泛的时频域分析方法,具有多尺度、多分辨率分析的优势^[9]。本文采用基于 D-6 小波基的小波变换 Mallat 算法提取表情驱动下脑电信号的特征。

本文研究中脑电信号的采样频率选为 128 Hz,有效频率范围为 0~64 Hz。进行 4 级小波分解后,各分解频率范围分别与 δ 、 θ 、 α 、 β 和 γ 波的频率范围基本相同。在实际应用中,小波分解后构成的特征量往往取各频段的小波系数、小波系数的统计信息或小波系数的模极大值等。本文研究中采用小波系数模均值作为特征量。

根据前文中对表情驱动下脑电信号建模仿真可知,表情驱动下脑电信号的能量分布主要集中于 θ 与 α 波内。因此,对前额叶皮层附近和边缘系统附近的 F7、FC5、FC6 和 F8 这 4 个通道的 θ 和 α 波两个频带的数据进行特征提取,由模均值组成 1×8 的特征向量如下

$$\mathbf{X}_k = [x_{k1} \ x_{k2} \ x_{k3} \ x_{k4} \ x_{k5} \ x_{k6} \ x_{k8} \ x_{k8}] \tag{10}$$

式中: $x_{k1} \sim x_{k4}$ 分别为 4 个通道脑电信号中的 θ 波小波系数模均值; $x_{k5} \sim x_{k8}$ 分别为 4 个通道脑电信号中的 α 波小波系数模均值。

将特征向量 $\mathbf{X}_k$ 归一化处理后,输入神经网络系统中进行模式识别。本文采用的归一化方法为

$$x' = (x - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}) \tag{11}$$

那么,经过归一化后的小波特征矩阵为

$$T_k = [t_{k1} \ t_{k2} \ t_{k3} \ t_{k4} \ t_{k5} \ t_{k6} \ t_{k7} \ t_{k8}] \quad (12)$$

本文在实验中每种表情选取 10 组特征数据,组成 8×40 的特征矩阵,作为神经网络模式识别系统的输入,如图 5 所示。

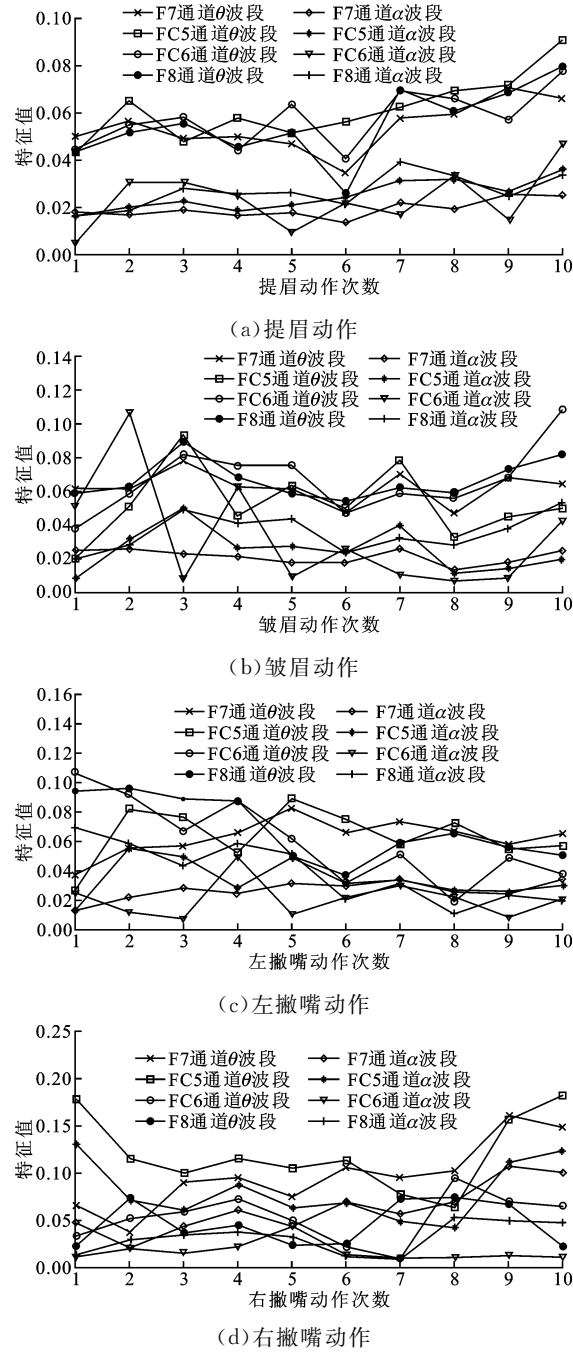


图 5 4 种表情特征的小波系数均值

由图 5 可以看出,每种表情在重复实验的情况下特征变化比较平稳,4 种表情的 10 次样本重复效果比较理想,尽管由于实验过程中受试者的疲劳反应、精神状态不同导致每次动作下的特征值略有不同,但是每次样本间的差异并不大,其波动范围均在 0~0.1 之间,不会对模式识别结果造成太大影响。

因此可以说明,通过对 F7、FC5、FC6 和 F8 这 4 个通道的 θ 和 α 波两个频带进行 4 级小波变换,提取的表情驱动下的脑电信号特征值具有一定的可分性,可以作为模式识别网络的输入量进行分类。

3 基于人工神经网络的表情驱动脑电信号模式识别方法研究

人工神经网络算法具有较强的容错能力、允许对问题的了解较少、可实现特征空间中较复杂的划分等优势。误差后向传播神经网络(back-propagation neural network, BPNN)是目前神经网络中研究最深入、应用最广泛的一种模型^[10]。因此,本文将研究其在表情驱动脑电信号模式识别中的具体应用。

在本研究中,从小波变换得出的特征量为 8 个元素,因此输入层为 8 个节点。目标为实现 4 种表情动作(提眉、皱眉、左撇嘴、右撇嘴)脑电信号的模式识别,因此在输出层只需 y_1 和 y_2 这 2 个神经元即可满足需求。经过训练期望得到的输出层目标结果与相应的表情动作见表 3。

表 3 输出层目标结果及相应的表情动作

表情动作	输出层目标结果	
	y_1	y_2
提眉	0	0
皱眉	0	1
左撇嘴	1	0
右撇嘴	1	1

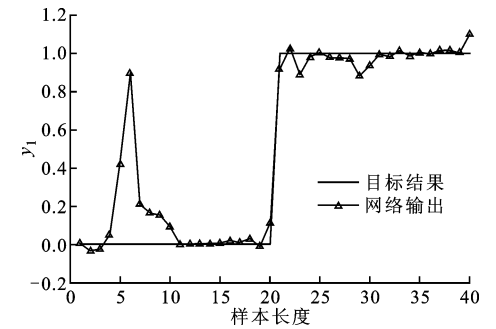
一般而言,一个 3 层的 BP 网络可以完成任意从 n 维到 m 维的映射。本研究网络属于中小型结构,所以优先选用一个隐含层。隐节点的个数选择在理论上还没有一个明确的规定,目前大多以经验为主,本文参考公式为

$$h = (N + M)^{0.5} + a \quad (13)$$

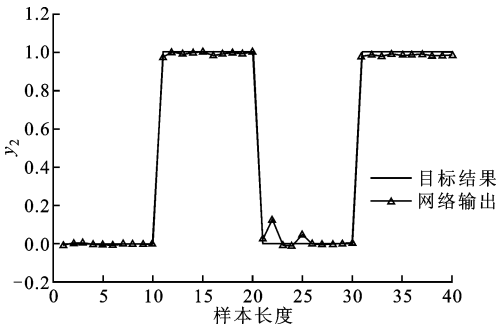
式中: M 为输出单元数; N 为输入单元数; a 为 1~10 之间的常数。在保证高稳定识别率的前提下,遵循尽量采用较少的隐节点的原则,最终确定采用 8-12-2 的 BPNN 结构用于表情驱动 EEG 的模式识别,其结果如图 6 所示,其中图 6a、图 6b 分别为神经网络输出层 y_1 、 y_2 的网络输出与目标结果的对比结果。

4 实验研究与讨论

本实验采用由美国加州旧金山的神经科技公司



(a) y_1 的识别结果



(b) y_2 的识别结果

图 6 BP 神经网络训练结果

Emotiv Systems 开发研制的 Emotiv-Epoc 脑电采集系统作为脑电信号采集设备。采样频率为 128 Hz,通道数为 16。Emotive 脑电帽与 PC 终端通过蓝牙传输数据,表情驱动脑电信号分类实验平台如图 7 所示。



图 7 表情驱动脑电信号分类实验场景图

受试者为 3 名在校男生,年龄均在 22~30 岁,均无神经疾病史。本实验研究对象为 4 种不同的面部表情,即提眉、皱眉、左撇嘴、右撇嘴。受试者在实验过程中要完成这 4 种表情动作,如图 8 所示。

实验过程中,室内光线勿强,让受试者背靠椅背,身体尽量放松,安静、不眨眼、不转动眼球、勿入睡,只做规定的 4 种表情动作,身体其他部位尽量不活动。实验时间不超过 30 min。实验中应确保各种表情动作具有良好的一致性和可重复性。

为了分析表情驱动脑电信号对不同受试者的差



(a)提眉 (b)皱眉 (c)左撇嘴 (d)右撇嘴

图 8 4 种不同表情动作

异性,本文基于上述表情驱动脑电信号的产生机理分析,选取大脑皮层中前额叶皮质区域和边缘系统区域的 FC5、FC6、F7 和 F8 这 4 个通道的脑电信号作为分析对象。实验中要求受试者每种表情重复 5 次为一组,4 种表情分别做 20 组,即每名受试者采集 80 组 EEG 数据。将 80 组数据中的 60 组作为训练样本,20 组作为测试样本。表 4 为 3 名受试者在 3 次实验中的单次最高离线识别率,其中最高离线识别率为受试者 3 的 85%。

表 4 不同表情的单次最高离线识别率

表情	最高离线识别率/%			
	受试者 1	受试者 2	受试者 3	平均值
提眉	80	65	70	71.7
皱眉	75	75	85	80
左撇嘴	80	60	80	75
右撇嘴	80	63	83	75.3
平均值	78.75	65.75	79.5	75.5

通过实验结果可知,基于表情驱动下的脑电信号的特征提取与模式识别方法是切实可行的。但是,由于脑电信号的个体差异较大,因此有必要对不同受试者与智能假肢的人机智能系统的协同策略与方法展开研究,探讨人与假肢在该系统中各自的职能与其交互工作过程的流程原理,以提高该人机系统的执行效率、安全性和鲁棒性,进而提高整个脑控假手系统的精密控制性能。

5 结 论

综上所述,本文通过表情驱动下脑电信号的建模仿真与分类识别研究,可以得出以下 3 个主要结论:

(1)利用神经集群模型建立的表情驱动脑电信号仿真模型,能够从神经生理学角度验证表情驱动下脑电信号的产生和控制是在大脑前额叶皮层和边缘系统相互协调共同作用下完成的,对分析并利用复杂脑电信号中蕴含的特征信息提供了依据;

(2)针对表情驱动脑电信号提出的小波变换特征提取方法,能从多个不同尺度空间更为全面地反

映原始脑电信号的特征,从而使提取的特征量具有良好的可分性;

(3)针对表情驱动脑电信号分类识别问题提出的BP神经网络模式识别策略,能够将不同表情下的脑电信号进行识别分类,最高离线识别率可达85%。

但是,目前脑电信号采集系统对硬件的精确度要求较高,一般在脑电信号采集过程中会产生少量伪差,需要在数据预处理阶段进行必要的识别并剔除,否则会在一定程度上影响识别的效果。加之脑电信号的个体差异较大,因此有必要研究适应具体受试者的多维特征选择算法,从而提高不同表情驱动下脑电信号模式识别系统的针对性和泛化性。

另外,对表情驱动脑电信号的仿真建模,仅定性地分析了脑电波中包含的频率成分,其结论是由真实采集到的脑电信号反推而来的,能够在一定程度上帮助人们理解表情驱动下脑电信号的产生机理,要想得到准确的脑电信号机理模型,还需要神经解剖学、生理学、医学等领域的进一步协同研究与发展。

参考文献:

- [1] 张小栋,李睿,李耀楠.脑控技术的研究与展望[J].振动、测试与诊断,2014,34(2):205-211.
ZHANG Xiaodong, LI Rui, LI Yaonan. Research and forecast on brain-computer interface [J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2014, 34(2): 205-211.
- [2] PRICE J L, DREVETS W C. Neurocircuitry of mood disorders [J]. Neuropsychopharmacology, 2010, 35(1): 192-216.
- [3] HODGKIN A L, HUXLEY A F. A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve [J]. The Journal of Physiology, 1952, 117(4): 500-544.
- [4] CHAY T R. Chaos in a three-variable model of an excitable cell [J]. Physica: D Nonlinear Phenomena, 1985, 16(2): 233-242.
- [5] TRAUB R D, CONTRERAS D, CUNNINGHAM M O, et al. Single-column thalamocortical network model exhibiting gamma oscillations, sleep spindles, and epileptogenic bursts [J]. Journal of Neurophysiology, 2010, 93(4): 2194-2232.
- [6] LOPES F H, HOEKS A, SMITS H, et al. Model of brain rhythmic activity [J]. Kybernetik, 1974, 15(1): 27-37.
- [7] WENDLING F, BELLANGER J J, BARTOLOMEI F, et al. Relevance of nonlinear lumped-parameter

models in the analysis of depth-EEG epileptic signals [J]. Biological Cybernetics, 2000, 83: 367-378.

- [8] JANSEN B H, RIT V G. Electroencephalogram and visual evoked potential generation in a mathematical model of coupled cortical columns [J]. Biological Cybernetics, 1995, 73(4): 357-366.
- [9] 王登,苗谦谏,王睿智.一种新的基于小波包分解的EEG特征抽取与识别方法研究[J].电子学报,2013,41(1):193-198.
WANG Deng, MIAO Duoqian, WANG Ruizhi. A new method of EEG classification with feature extraction based on wavelet packet decomposition [J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(1): 193-198.
- [10] 张宇博,舒红平.改进的BP神经网络算法及其应用[J].网络安全技术与应用,2007,27(12):172-175.
ZHANG Yubo, SHU Hongping. Optimized BP neural networks algorithm and its application [J]. Computer Simulation, 2015, 27(12): 172-175.

[本刊相关文献链接]

- 刘莲艾,徐进,徐燕芝,等.早期血管性痴呆患者的效应连接研究.2016,50(3):146-150. [doi:10.7652/xjtuxb201603023]
- 徐光华,张锋,谢俊,等.稳态视觉诱发电位的脑机接口范式及其信号处理方法研究.2015,49(6):1-7. [doi:10.7652/xjtuxb201506001]
- 郑杨,王刚,徐进,等.大脑皮层-肌肉交互作用与注意力关系的实验研究.2014,48(6):134-138. [doi:10.7652/xjtuxb201406023]
- 董溯哲,李晓玲,姚磊,等.面向神经工效学的触控显示系统人机交互评价方法.2014,48(5):123-128. [doi:10.7652/xjtuxb201405022]
- 赵梦琰,李扩,鲍刚,等.利用小波包的脑电源定位算法仿真研究.2013,47(12):130-136. [doi:10.7652/xjtuxb201312022]
- 盛恒松,田洪君,郑崇勋,等.去除脑电信号眨眼伪差的独立成分时域相关算法.2013,47(10):127-131. [doi:10.7652/xjtuxb201310022]
- 娄武涛,徐进,盛恒松,等.血管性痴呆患者脑电信号的多通道线性描述符特征研究.2011,45(4):121-125. [doi:10.7652/xjtuxb201104022]
- 高军峰,王沛,郑崇勋.基于P300和机器学习的测谎方法研究.2010,44(10):120-124. [doi:10.7652/xjtuxb201010023]
- 赵敏,郑崇勋,赵春临,等.利用Fisher判别式和事件相关电位的心理意识真实性识别.2010,44(8):132-136. [doi:10.7652/xjtuxb201008026]
- 高军峰,郑崇勋,王沛.脑电信号中肌电伪差的实时去除方法研究.2010,44(4):114-118. [doi:10.7652/xjtuxb201004024]

(编辑 武红江)