

DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.201310047

网络出版地址: http://www.cnki.net/kcms/doi/10.3969/j.issn.1673-4785.201310047.html

基于 GGA-Elman 网络的头部体态语言 sEMG 识别

杨钟亮¹, 陈育苗²

(1. 东华大学 机械工程学院, 上海 201620; 2. 东华大学 服装·艺术设计学院, 上海 200051)

摘要:为提高头部体态语言表达“同意”与“不同意”态度的识别效果,提出结合贪心遗传算法和 Elman 神经网络的表面肌电识别方法。通过前导实验分别采集 8 名被试者点头与摇头时颈部肌肉的表面肌电信号,利用 Wilcoxon 秩和检验提取具有显著性差异的 10 个肌电时域特征值,进而基于贪心遗传算法优化的 Elman 神经网络建立体态语言识别模型。实验结果表明,该模型能成功识别自发表达“同意”与“不同意”的头部体态语言,与标准 Elman 神经网络和 BP 神经网络的识别模型相比,相关系数更高、均方误差更小,对测试集的正确识别率提高了 3.2% 以上,从而验证了该方法的可靠性。

关键词:头部运动;体态语言;肌电;肌肉;时域分析;神经网络;遗传算法;模式识别

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2014)04-385-07

中文引用格式:杨钟亮,陈育苗. 基于 GGA-Elman 网络的头部体态语言 sEMG 识别[J]. 智能系统学报, 2014, 9(4): 385-391.

英文引用格式:YANG Zhongliang, CHEN Yumiao. An sEMG approach to recognize the body language of the head based on the GGA-Elman network[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2014, 9(4): 385-391.

An sEMG approach to recognize the body language of the head based on the GGA-Elman network

YANG Zhongliang¹, CHEN Yumiao²

(1. College of Mechanical Engineering, Donghua University, Shanghai 201620, China; 2. Fashion · Art Design Institute, Donghua University, Shanghai 200051, China)

Abstract: In order to improve the recognition effects of the "agreement" and "disagreement" attitudes expressed by the body language of the head movements, a surface electromyography (sEMG) approach in combination with the greedy genetic algorithm (GGA) and the Elman neural network is proposed. The sEMG signals of the neck muscles were detected while eight participants were nodding and shaking their heads respectively during a pilot experiment. By means of the Wilcoxon's signed-rank test, ten features of the sEMG time domain indices were extracted with significant differences. Furthermore, the body language recognition model was constructed based on the Elman network optimized by GGA. Experimental results show that the model can successfully recognize the "agreement and disagreement" attitudes spontaneously expressed by the different body languages of the head. Compared with the recognition models using the standard Elman and BP network, the correlation coefficient of this present model is higher, the mean squared error is less, and the correct recognition rate of the test set is increases by over 3.2%, which demonstrate the reliability of this approach.

Keywords: head movement; body language; surface electromyography; muscle; time domain analysis; neural network; genetic algorithm; pattern recognition

收稿日期: 2013-10-17. 网络出版日期: 2014-06-21.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51305077); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(13D110318).

通信作者: 杨钟亮. E-mail: yzl@dhu.edu.cn.

1872 年达尔文^[1]指出非口语线索是人类信息交流的基础。体态语言主要通过非口语线索传达情感状态, 占人类信息交流的 55%^[2]。其中, 表情、头

部运动和姿势是体态语言情感表达的主要形式^[3]。

近年来,体态语言的情感识别已成为人机交互的研究热点^[3]。大量的研究集中在如何有效识别高兴、悲伤、吃惊、恐惧、愤怒和厌恶这6种基本情感^[4]。除基本情感外,人的情感还包括如同意、不同意、思考与兴趣等社会态度,在日常生活中的发生频率远远高于6种基本情感^[5]。其中“同意”与“不同意”被视为最常见的社会态度之一,由点头与摇头这2种典型的头部体态语言表达^[6]。同表情与姿势相比,头部运动能够灵活、准确和自发地传递人的情感与态度,几乎完全是潜意识的^[7]。本文针对头部体态语言表达的“同意”与“不同意”情感态度进行识别。常用的方法主要基于计算机视觉^[8],但识别结果依赖图像和视频的质量,易受相机视角、背景与光照等环境因素的影响^[9]。

由于表面肌电(surface electromyography, sEMG)在一定的程度上能反映神经肌肉的活动^[10],近年来被视为人机交互的一种新兴输入源^[11],已在手势^[12]与表情^[13]等体态语言识别中取得了一定进展。与计算机视觉的方法相比,该方法具有感知动作直接、检测动作敏感等优点,受到角度与距离的影响较小,能提供非视觉线索^[9,12]。然而,有关头部体态语言 sEMG 识别的文献很少,可能的原因在于头部体态语言的表达与颈部肌肉活动密切相关,但头-颈运动系统具有高度复杂性^[14],有关颈部肌肉正常活动与肌力变化缺乏系统研究^[15]。

针对上述问题,本文提出基于贪心遗传算法(greedy genetic algorithm, GGA)优化的 Elamn 神经网络(GGA-Elman)的头部体态语言 sEMG 识别方法。通过实验分析头夹肌、胸锁乳突肌和斜方肌在表达“同意”与“不同意”时 sEMG 信号的幅值变化;利用 Wilcoxon 秩和检验提取时域指标的特征值,进而采用 GGA-Elman 网络建立了识别模型,并与标准 Elman 模型以及 BP 模型进行性能比较,验证本文方法的有效性。

1 头部体态语言识别方法

1.1 概念框架

本文方法的概念框架如图1所示。其中,表达头部体态语言的颈部肌肉 sEMG 特征提取与识别算法的选取,对模型的准确性和可靠性起关键作用。

1.2 sEMG 时域特征提取

基于电生理学原理,提取完成一次点头与摇头动作时,颈部肌肉 sEMG 的均方根值(root means square, RMS)作为时域指标,RMS 能够在时间维度上反映 sEMG 振幅的变化特征,常被用于实时、无损伤地反映肌肉活动状态^[10],算法如下:

$$\text{RMS} = \sqrt{\int_t^{t+T} \text{EMG}^2(t) dt / T} \quad (1)$$

式中:EMG(t)为第 t 时刻 EMG 信号的采样值, T 为一个采样时间段中的时间长度。本文采用 RMS 的最大值 RMS_{MAX} 、值平均 RMS_{MEAN} 以及方差 RMS_{VAR} 作为特征值。它们的计算量小,可以在采样的间隙完成特征提取,近似反映统计特征随时间的变化规律^[16]。

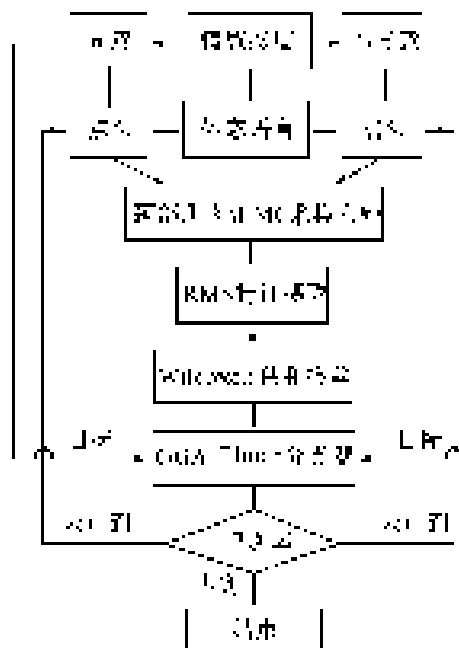


图1 模型的概念框架

Fig.1 Conceptual framework of the model

通过 Wilcoxon 秩和检验,比较执行点头与摇头的头夹肌、胸锁乳突肌和斜方肌的各3项 RMS 指标的差异性是否具有统计学意义,从中提取能够表征“同意”与“不同意”体态语言的特征,作为构建识别模型的输入值向量。Wilcoxon 秩和检验是用秩和作为统计量进行假设检验的非参数统计方法,算法原理详见文献[17],基本步骤为:

- 1) 建立假设。 H_0 : 差值的总体中位数 $M_d = 0$; $H_1: M_d \neq 0$; $\alpha = 0.05$ 。
- 2) 求差值并编秩。按差数的绝对值大小由小到大编秩,再由差值的符号给秩次加符号。
- 3) 求样本数最小组的秩和作为检验统计量 T 。
- 4) 以样本含量较小组的个体数 n_1 、2 组样本含量之差 $n_2 - n_1$ 及 T 值查检验界值表。
- 5) 确定 p 值并做出统计推断。

当样本含量 $n > 50$ 时,用正态近似法作 z 检验;当相同秩次较多时,用校正公式计算 z 值如下:

$$z = \frac{|T - n(n+1)/4| - 0.5}{\sqrt{n(n+1)(2n+1)/24 - \sum(\tau_j^3 - \tau_j)/48}} \quad (2)$$

式中: τ_j 为第 j 个相同秩次的个数。

1.3 基于 GGA-Elman 网络的识别模型

Elman 神经网络是一种典型的局部回归网络,它在前馈式网络的隐藏层中增加了一个承接层,赋予其动态记忆功能,使其具备适应时变特性的能力,具有识别率高、鲁棒性好等优点。一方面,考虑到 sEMG 信号的动态特性及个体差异;另一方面,Elman 网络存在局部极小问题,初始值的选择影响算法的收敛速度。因此,本文提出基于 GGA-Elman 网络构建体态语言的 sEMG 识别模型,模型结构主要由 Elman 神经网络和 GGA 算法组成,如图 2 所示,力求得到最优网络权值,提高识别效果。

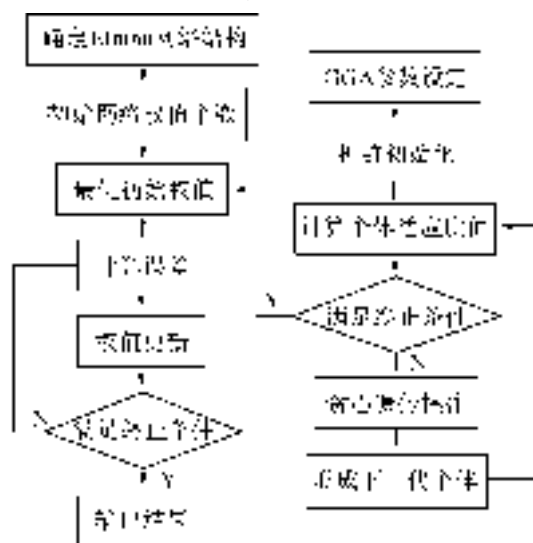


图2 算法流程图

Fig.2 Algorithm flow chart

1.3.1 Elman 神经网络结构

本文的 Elman 神经网络非线性状态空间的表达式为

$$\begin{cases} \mathbf{x}(t) = f(\mathbf{W}^1 \mathbf{x}_b(t) + \mathbf{W}^2 \mathbf{u}(t-1)) \\ \mathbf{x}_b(t) = \mathbf{x}(t-1) \\ \mathbf{y}(t) = g(\mathbf{W}^3 \mathbf{x}(t)) \end{cases} \quad (3)$$

式中:输入向量 \mathbf{u} 为 r 维 RMS 特征; \mathbf{y} 为二维输出值,映射“同意”与“不同意”态度; t 为迭代次数; \mathbf{x} 为 k 维隐藏层节点单元向量; \mathbf{x}_b 为 k 维反馈向量。 \mathbf{W}^1 为承接层与隐藏层的连接权值; \mathbf{W}^2 为输入层到隐藏层的连接权值; \mathbf{W}^3 为隐藏层到输出层的连接权值; $f(\cdot)$ 与 $g(\cdot)$ 分别为隐藏层和输出层神经元的活化函数, $f(\cdot)$ 采用 Sigmoid 函数, $g(\cdot)$ 采用 TanH 函数。使用梯度下降算法,由式(3)得

$$\mathbf{x}_b(t) = \mathbf{x}(t-1) = f(\mathbf{W}_{t-1}^1 \mathbf{x}_b(t-1) + \mathbf{W}_{t-1}^2 \mathbf{u}(t-2))$$

式中: $\mathbf{x}_b(t)$ 依赖于不同时刻的权值 \mathbf{W}_{t-1}^1 和 \mathbf{W}_{t-1}^2 ,从而实现动态记忆过程。采用 BP 算法,以误差平方和函数进行权值修正。

1.3.2 GGA 算法优化

遗传算法 (genetic algorithm, GA) 是模拟生物进化过程和机理演化而来的随机化搜索最优解的方法。贪心算法是一种常用的求解最优化问题的简单、迅速的方法。为解决 GA 在运算过程中早熟收敛和封闭竞争问题,用贪心算法作为遗传操作的确定性选择原则,以一系列局部最优解得到近似整体最优解,即 GGA 算法^[18-19]。本文采用 GGA 优化 Elman 网络的初始权值,算法的基本步骤如下:

1) 参数设定,包括个体编码串长度 L 、群体大小 M 、终止遗传代数 G 、贪心交叉算子 P_c 和贪心变异算子 P_m 。

2) 个体二进制编码,生成初始种群。

3) 通过适应度函数计算个体适应度值。

4) 若最优个体适应度值达到期望误差,停止遗传,转 7); 否则,转 5)。

5) 通过贪心选择、贪心交叉与贪心变异等遗传操作^[19-20],产生下一代种群。

6) 第 G 代内最优个体的适应度值达到期望误差,算法终止;否则转 3)。

7) 把最优个体赋予本文 Elman 网络 \mathbf{W}^1 、 \mathbf{W}^2 与 \mathbf{W}^3 的初始权值。

1.3.3 模型的评价指标

采用均方误差 (mean squared error, MSE)、相关系数 R 和准确率 (accuracy rate, AR) 来评价模型的识别效果,它们的计算公式如下:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_{(ij)} - Q_j)^2$$

式中: $P_{(ij)}$ 是样本 i 中个体 j 的预测值, Q_j 是个体 j 的期望。MSE 越小,模型的精度越高。

$$R = \frac{\text{cov}(P, Q)}{\sigma_P \cdot \sigma_Q}$$

式中: $\text{cov}(P, Q)$ 为协方差, σ_P 、 σ_Q 分别为 P 和 Q 的标准方差。一般认为 R 达到 0.85 以上,模型的泛化能力较好。

$$AR = c/C \times 100\%$$

式中: c 为正确识别的样本数, C 为总样本数。

2 实验设计与方法

2.1 实验对象

根据前导实验方法,招募了 8 名男性被试,保证颈部均无骨骼肌肉损伤与疾病。他们的基本信息如表 1 所示。实验选取了脊柱两侧的头夹肌、胸锁乳突肌和斜方肌上部作为目标肌肉^[21],采集 sEMG 信号,这些肌肉与头部伸、侧屈与旋转运动相关。

表1 被试信息的描述性统计

Table 1 Descriptive statistics of participants information

参数	最小值	最大值	平均值	标准差
年龄/岁	26.000	30.000	27.125	1.356
身高/cm	172.000	178.000	174.000	2.000
体重/kg	65.000	75.000	69.250	3.370
颈围/mm	340.000	370.000	355.000	11.952

2.2 实验材料

硬件使用 FlexComp Infinity 10 通道生物反馈仪和 MyoScan EMG 传感器,采样率为 2 048 样本/s,输入范围:0~2 000 μV ;软件为 BioNeuro Infiniti V5.1。颈部两侧分别对称使用 3 通道 sEMG 传感器,根据头夹肌、胸锁乳突肌和斜方肌的解剖位置,去除皮肤表面的油脂和角质,将 50 mm×30 mm 的一次性电极片沿肌腹方向,以中心相隔 30~40 mm 距离粘贴。

2.3 实验流程

首先,告知实验目的与要求,被试依次签订自愿参加实验协议。其次,设置 6 通道 sEMG 传感器,请被试完成自发表达“同意”态度时的点头动作 20 次,同时采集 sEMG 信号。

以防肌肉疲劳,休息 15 min,期间停止 sEMG 信号采集。休息结束后,请该被试完成自发表达“不同意”时的摇头动作 20 次,同时采集 sEMG 信号,如图 3 所示。下 1 名被试重复上述实验步骤。



图3 摇头动作的 sEMG 采集
Fig.3 sEMG collected from nod

3 实验结果分析

3.1 RMS 指标的 Wilcoxon 秩和检验

实验最终采集了点头与摇头动作各 160 次。通过 BioNeuro Infiniti 软件对 sEMG 原始信号进行滤波与降噪等预处理。截取被试每次表达“同意”与“不同意”情感态度的点头与摇头动作的肌电图,如图 4、5 所示。

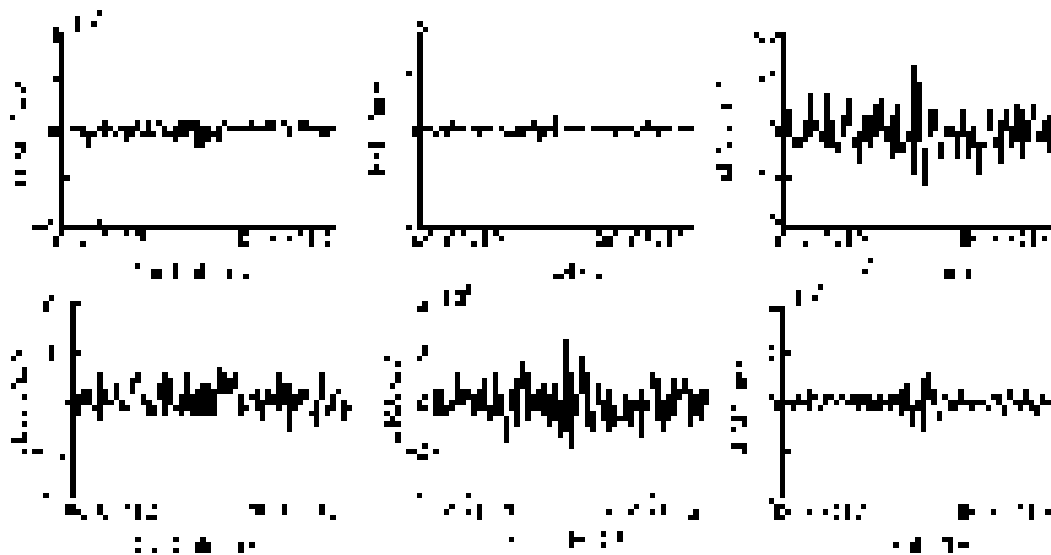


图4 一次点头动作的肌电图
Fig.4 Electromyography of once nod



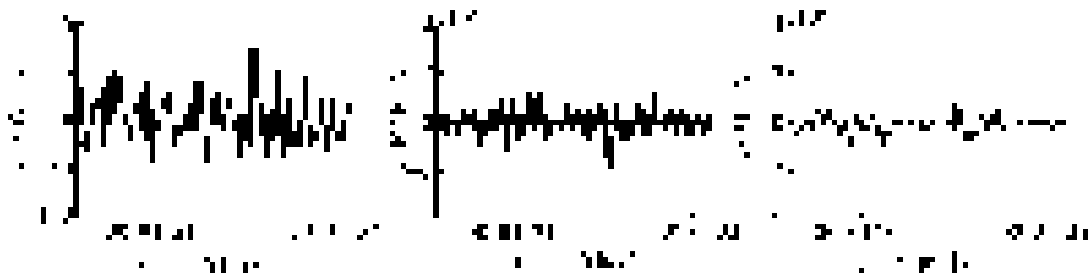


图 5 一次摇头动作的肌电图

Fig.5 Electromyography of once head shaking

表 2 为 18 组 sEMG 时域指标进行 Wilcoxon 秩和检验后 z 值和 p 值的计算结果。其中,点头与摇头的配对样本在通道 A (左侧头夹肌)与通道 B (右侧头夹肌)的 RMS_{MAX} 、 RMS_{MEAN} 与 RMS_{VAR} 指标上, $p = 0.000, p < \alpha$,应拒绝零假设 H_0 ,表明它们之间均具有显著性差异;通道 E (左侧胸锁乳突肌)、通道 F (右侧胸锁乳突肌)的 RMS_{MAX} 与 RMS_{MEAN} 也具有显著性差异。然而,通道 E 与通道 F 的 RMS_{VAR} 对应的 p 值分别为 0.093 与 0.136,通道 C (左侧斜方肌)与通道 D (右侧斜方肌)所有 RMS 指标的 $p > 0.05$ 。实验结果表明,斜方肌的 RMS 指标不能充分表征点头与摇头动作表达的“同意”与“不同意”情感态度,胸锁乳突肌 RMS 的最大值与均值能够表征点头与摇头动作,但离散程度相似,而头夹肌的 RMS 指标的配对样本差异性最显著。

表 2 sEMG 指标的 Wilcoxon 秩和检验

Table 2 Wilcoxon signed ranks test of sEMG indices

通道	RMS _{MAX}		RMS _{MEAN}		RMS _{VAR}	
	z	p	z	p	z	p
A	-10.972	0.000	-10.972	0.000	-8.521	0.000
B	-10.972	0.000	-10.972	0.000	-10.974	0.000
C	0.000	1.000	0.000	1.000	0.000	1.000
D	-1.486	0.137	-1.342	0.179	-0.762	0.446
E	-10.367	0.000	-10.972	0.000	-2.064	0.093
F	-9.735	0.000	-9.866	0.000	-1.489	0.136

根据 $p < 0.05$ 的规则,最终提取通道 A 与 B 的 RMS_{MAX} 、 RMS_{MEAN} 与 RMS_{VAR} ,通道 E 的 RMS_{MAX} 与 RMS_{MEAN} ,通道 F 的 RMS_{MAX} 与 RMS_{MEAN} ,作为本文模型的特征向量。

3.2 模型识别结果分析

在 Windows 7 系统上构建 GGA-Elman 神经网络结构。Elman 网络的输入层为上述 10 个 RMS 特

征向量;隐藏层数为 1,隐藏层节点数为 21,神经元采用 Sigmoid 作为活化函数;输出层为“同意”与“不同意”2 个类别,采用 TanH 作为活化函数;设最大迭代次数为 1 000。 W^1 与 W^2 的权值个数分别为 210 个, W^3 的权值个数为 42,设定 GGA 的 $L = 462$ 、 $M = 50$ 、 $G = 100$ 、 $P_c = 0.9$ 、 $P_m = 0.1$,期望误差为 0.001。选取总体样本的 80%作为训练集,20%作为测试集,随机排列并编号。

GGA 经过 7 代遗传,最优个体适应度值为 0.000 74,小于期望误差,算法停止,如图 6 所示。

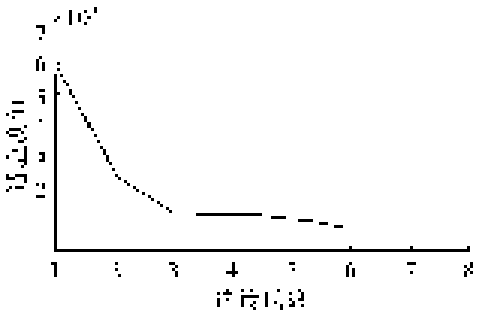


图 6 最优个体适应度值的变化情况

Fig.6 Change of the optimal individual fitness value

将 GGA 优化得到最优初始权值赋予 Elman 网络,经过 1 000 次迭代后网络成功收敛。计算训练集输出值与期望值的 MSE 为 0.001 3, R 为 0.999 4,对“同意”与“不同意”的 AR 均达到 100%;模型对测试集 64 个样本输出值与期望值的 $MSE = 0.001 8$, $R = 0.999 1$, $AR = 100\%$ 。实验结果表明该模型的学习效果极佳,泛化性极好。

3.2 算法比较分析

为比较 GGA-Elman 模型的识别效果,采用标准 Elman 和 BP 神经网络建模,输入层、输出层和隐藏层的设置与 GGA-Elman 网络相同。3 个模型的训练与测试效果如表 3 所示。对训练集的识别上,Elman 模型的 MSE 与 R 均优于 BP 神经网络,两者对

表达“同意”与“不同意”态度的点头与摇头动作的识别率均达到 100%。对测试集的识别上,Elman 模型的性能高于 BP 模型,但它们对“同意”均有一次未能有效识别,且是同一个样本。相比之下,GGA-

Elman 模型对该样本却能有效识别,MSE 与 R 均优于这 2 个模型,对测试集的识别率高出 3.22%以上,在本文头部体态语言的 sEM 识别中表现出优越性。

表 3 不同算法建模效果比较

参数	训练集			测试集		
	GGA-Elman	Elman	BP	GGA-Elman	Elman	BP
MSE	0.001 8	0.006 2	0.011 7	0.014 9	0.034 2	0.042 3
R	0.999 1	0.998 9	0.997 3	0.987 4	0.982 0	0.978 9
AR _{同意} /%	100	100	100	100	96.875	96.875
AR _{不同意} /%	100	100	100	100	100	100

4 结束语

为了准确地识别头部体态语言表达的“同意”与“不同意”情感态度,首先从点头与摇头的颈部夹肌、胸锁乳突肌和斜方肌活动中采集 sEMG 信号,通过 Wilcoxon 秩和检验,提取了具有显著性差异的时域指标作为输入向量;然后,基于 GGA-Elman 网络构建了 sEMG 识别模型,该模型能准确地识别表达“同意”与“不同意”时的点头与摇头动作;最后,与标准 Elman 神经网络与 BP 神经网络模型进行性能比较。实验结果表明,本文提出的 GGA-Elman 模型的性能均高于 Elman 和 BP 模型,能有效提高正确识别率,验证了方法的可靠性。今后的工作将开发穿戴式肌电传感器,进一步扩大的样本数量,提高模型的通用性和实际应用价值。

参考文献:

[1] DARWIN C. The expression of the emotions in man and animals [M]. 3rd ed. New York: Oxford University Press, 1998: 28-68.

[2] MEHRABIAN A. Nonverbal communication [M]. Chicago: Aldine-Atherton, 1972: 1-15.

[3] FRAGOPANAGOS N, TAYLOR J G. Emotion recognition in human-computer interaction [J]. Neural Networks, 2005, 18 (4): 389-405.

[4] EKMAN P. An argument for basic emotions [J]. Cognition and Emotion, 1992, 6(3/4): 169-200.

[5] COHEN S. A computerized scale for monitoring levels of agreement during a conversation [J]. University of Pennsylvania

Working Papers in Linguistics, 2003, 8(1): 57-70.

[6] BOUSMALIS K, MEHU M, PANTIC M. Towards the automatic detection of spontaneous agreement and disagreement based on nonverbal behavior: a survey of related cues, databases, and tools [J]. Image and Vision Computing, 2013, 31(2): 203-221.

[7] VINCIARELLI A, PANTIC M, BOURLARD H. Social signal processing: survey of an emerging domain [J]. Image and Vision Computing, 2009, 27(12): 1743-1759.

[8] MURPHY-CHUTORIAN E, TRIVEDI M M. Head pose estimation in computer vision: a survey [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31 (4): 607-626.

[9] ZHAO Yisu. Human emotion recognition from body language of the head using soft computing techniques [D]. Ottawa, Canada: University of Ottawa, 2012: 14-30.

[10] 王健. sEMG 信号分析及其应用研究进展 [J]. 体育科学, 2000, 20(4): 56-60.

WANG Jian. Some advances in the research of sEMG signal analysis and its application [J]. Sport Science, 2000, 20 (4): 56-60.

[11] AHSAN M R, IBRAHIMY M I, KHALIFA O O. EMG signal classification for human computer interaction: a review [J]. European Journal of Scientific Research, 2009, 33 (3): 480-501.

[12] 张旭. 基于表面肌电信号的人体动作识别与交互 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2010: 8-13.

ZHANG Xu. Body gesture recognition and interaction based on surface electromyogram [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2010: 8-13.

[13] FRIDLUND A J, SCHWARTZ G E, FOWLER S C. Pat-

- tern recognition of self-reported emotional state from multiple-site facial EMG activity during affective imagery [J]. *Psychophysiology*, 1984, 21(6): 622-637.
- [14] KAMIBAYASHI L K, RICHMOND F J R. Morphometry of human neck muscles [J]. *Spine*, 1998, 23(12): 1314-1323.
- [15] 陈谦. sEMG 技术在颈部肌肉活动评价中的应用[J]. *北京体育大学学报*, 2008, 31(2): 226-228.
- CHEN Qian. Surface electromyography utilized in neck muscle activity evaluation [J]. *Journal of Beijing Sport University*, 2008, 31(2): 226-228.
- [16] 吴剑锋. 基于肌电信号的人体下肢运动信息获取技术研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2008: 48-49.
- WU Jianfeng. Research on human lower-limb motion information acquisition technology based on EMG [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2008: 48-49.
- [17] 杨钟亮. 基于主客观联合测评的动态人机接触面工效学研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2012: 68-70.
- YANG Zhongliang. Ergonomics study of dynamic human-product contact surface based on subjective and objective evaluation [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2012: 68-70.
- [18] LEE Z J, SU S F, LEE C Y. Efficiently solving general weapon-target assignment problem by genetic algorithms with greedy eugenics [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2003, 33(1): 113-121.
- [19] 张海兵, 徐诚, 李世永. 贪心遗传算法及其在武器目标分配问题中的应用 [J]. *弹道学报*, 2007, 19(2): 40-43.
- ZHANG Haibing, XU Bing, LI Shiyong. GGA and its application to weapon target assignment [J]. *Journal of Ballistics*, 2007, 19(2): 40-43.
- [20] 魏英姿, 赵明扬, 张凤, 等. 贪心遗传算法求解组合优化问题 [J]. *机械科学与技术*, 2005, 24(1): 10-13.
- WEI Yingzi, ZHAO Mingyang, ZHANG Feng, et al. An efficient greedy genetic algorithm for combination optimization problems [J]. *Mechanical Science and Technology*, 2005, 24(1): 10-13.
- [21] 陈谦, 杨红春, 王健. 不同负荷水平颈部肌肉等长收缩的平均肌电变化特征 [J]. *浙江体育科学*, 2010, 32(5): 91-95.
- CHEN Qian, YANG Hongchun, WANG Jian. The changes of AEM G of Neck muscles under isometric contraction at different load levels [J]. *Zhejiang Sport Science*, 2010, 32(5): 91-95.

作者简介:



杨钟亮,男,1982年生,讲师,主要研究方向为人机工程、体感交互、生物启发设计。主持国家自然科学基金项目1项,中央高校基本科研业务费专项资金资助项目2项,发表学术论文14篇,其中被EI检索10篇。



陈育苗,女,1988年生,博士研究生,主要研究方向为穿戴式传感器技术、人机交互、服装人机工程等。发表学术论文3篇,其中被EI检索2篇。