

基于GRU的多模态麻醉深度评估方法研究

顾家军¹, 叶继伦^{2,3}, 陈谨¹, 祝超凡¹, 陈玲玲¹

1. 深圳技术大学健康与环境工程学院, 广东 深圳 518118; 2. 深圳大学医学部生物医学工程学院, 广东 深圳 518060; 3. 广东省生物医学信号检测与超声成像重点实验室, 广东 深圳 518060

【摘要】常见的麻醉深度评估法普遍存在一定局限性,本研究提出一种基于GRU的多模态麻醉深度评估方法。采集20例临床数据进行验证分析,发现通过GRU网络后输出的数值与BIS值存在较小差异和较高的关度,具有较好的麻醉深度评估价值。

【关键词】门循环控制单元;多模态;麻醉深度

【中图分类号】R318;R614

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2021)09-1148-03

GRU-based multimodal anesthesia depth assessment

GU Jiajun¹, YE Jilun^{2,3}, CHEN Jin¹, ZHU Chaofan¹, CHEN Lingling¹

1. College of Health Science and Environmental Engineering, Shenzhen Technology University, Shenzhen 518118, China; 2. School of Biomedical Engineering, Health Science Center, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China; 3. Guangdong Key Laboratory for Biomedical Measurements and Ultrasound Imaging, Shenzhen 518060, China

Abstract: Considering that the common methods for assessing the depth of anesthesia generally have some limitations, a gated recurrent unit (GRU)-based multimodal anesthesia depth assessment method is proposed in the study. A total of 20 cases of clinical data are collected for verification and analysis, and it is found that the value output through GRU network is close to bispectral index value, with small difference and high correlation. The proposed method is proved to have a better performance in assessing the depth of anesthesia.

Keywords: gated recurrent unit; multimodal; depth of anesthesia

前言

在临床手术中实施麻醉具有较高的风险性,不当的麻醉深度会给患者带来伤害。传统麻醉深度是由麻醉师借助常规监护仪的血压、心率等信息和观察患者瞳孔大小、是否流泪、皮肤温度等体态特征来评价,主要依赖麻醉师的主观判定,受麻醉师个人技能水平和经验的影响,而且病人的部分生理特征容易被干扰。传统麻醉深度评定存在很大的局限性^[1]。脑电能够综合反映大脑皮层神经细胞群突触电位变

化,具有反映意识活动和无创性,是当前客观评价麻醉深度中最有潜力的方法之一,已取得较好的研究成果^[2-3]。

1 常见的麻醉深度评估方法

目前常见评价麻醉深度的方法主要有双频指数(BIS)、听觉诱发电位指数(AEP index)、熵指数(Entropy index)。

BIS监护仪在总体上能够有效反映药物对麻醉意识的影响。由于手术中患者EEG信号能够反映麻醉深度的特点,通过快速傅立叶变换将EEG信号进行量化处理后经复杂运算,得到一个BIS指数。BIS值可以分为4段,在85~100清醒、65~85轻度镇定、40~65适合麻醉、40以下出现爆发抑制^[4]。BIS监护仪是目前市场占有率最高的产品。有研究表明BIS监护效果对麻醉药物的联合应用具有局限性,BIS在应用不同组合的麻醉药物时,值可能相似,但处于不同麻醉深度状态^[5-6]。

【收稿日期】2021-04-21

【基金项目】深圳市产业关键技术研发项目(20190215140144982);2020校级“质量工程”建设项目;深圳技术大学实验设备自制基金项目(2021015777701035)

【作者简介】顾家军,硕士,工程师,研究方向:生命信息监测与图形处理, E-mail: gujiajun@sztu.edu.cn

【通信作者】叶继伦,博士,教授,研究方向:生命信息监测与标准研究, E-mail: yecjilun@126.com

听觉诱发电位利用 AAI(A-Line™ ARX index) 指数反映麻醉深度, 能够实现无创监测。听觉诱发电位具有明确的生理学意义, 能够提供手术刺激、镇痛等信息, 较全面地反映当前麻醉深浅。AAI 与 BIS 值表达意义不同, AAI 在 60~100 清醒状态、40~60 睡眠状态、30~40 浅麻醉状态、低于 30 是临床麻醉状态^[7]。听觉诱发电位监护仪诱发脑电的幅值在 0.1~20.0 μV , 十分微弱, 容易受其他设备所产生的电波干扰, 而且需给予患者听觉刺激, 不适用听力障碍患者。

熵指数能够指导药物用量, 预测患者麻醉的恢复与术中知晓, 抗电刀等干扰能力更强。熵本质上是 EEG 和 FEMG 信号的测量, 特别是对不规则性的测量, 熵值与麻醉深度状态具有一定联系^[8-9]。熵值越高, 说明 EEG 和 FEMG 越具有不规则性, 处于清醒状态; 熵值越小, 说明 EEG 和 FEMG 越呈现规则性, 进入麻醉状态。熵指数监护仪在频繁眼动、体动等情况下, 熵值不能准确反映当前麻醉状态, 在精神类药物作用下也可能引起测量不准现象。同时熵指数需要工作人员对其数据结果进行二次分析。

2 多模态麻醉深度评估法

针对目前常见麻醉深度评估方法存在的局限性, 结合脑电信号广泛应用麻醉深度评估的特点^[10], 提出基于门循环控制单元 (Gated Recurrent Unit, GRU) 的多模态麻醉深度评估法。GRU 是作为短期记忆的解决方案而创建, 是 LSTM 网络的一种效果很好的变体。相较于 LSTM, GRU 结构更加简单, 效果也好。GRU 既然是 LSTM 的变体, 因此可以通过调节信息流解决 RNN 网络中的长依赖问题。在 LSTM 中, 引入 3 个门函数: 输入门、遗忘门和输出门; 而在 GRU 中只有 2 个门: 更新门和重置门^[11-12]。模型的结构如图 1 所示。

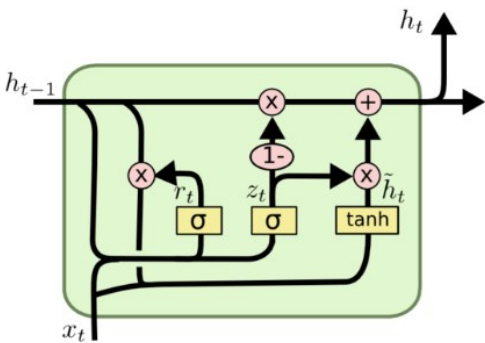


图1 GRU模型结构

Fig.1 Gated recurrent unit (GRU) model structure

基于 GRU 的多模态麻醉深度评估法, 如图 2 所示。通过对 EEG 信号经预处理和功率谱分析, 计算

得出 θ 、 δ 、 α 、 β 、BetaR、EMG、SEF 参数值^[13]。将上述由 EEG 信号计算出参数值与用药信息中麻醉药物类型以及患者信息中性别、年龄、身高、体质量作为 GRU 输入参数, 通过 GRU 网络后输出一个评价麻醉深度的指数。

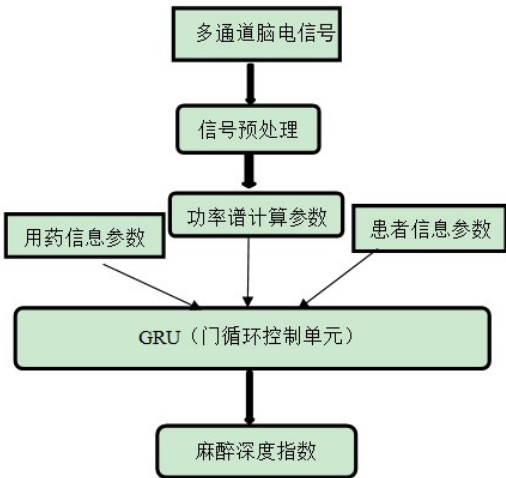


图2 多模态麻醉深度算法

Fig.2 Algorithm for multimodal anesthesia depth assessment

具体步骤如下:

- (1)通过脑电采集装置得到四通道的 EEG 信号;
- (2)EEG 是一个非线性、非平稳的多维随机信号, 很微弱, 易受多种噪声干扰, 需要对信号进行预处理, 信号预处理包含主成分分析进行降维处理, 自适应阈值滤波滤除高频干扰, 小波 db4 自适应滤波, 110 Hz 低通滤波和 0.5 Hz 高通滤波, 得到相对“纯净”的脑电信息^[14];
- (3)Welch 法具有分辨率高等特点, 参考文献[15-16], 采用 Welch 法对预处理后的脑电进行功率谱分析;
- (4)通过 EEG 的功率谱计算相关参数, θ 为 0~4 Hz 与 0~30 Hz 的功率谱比, δ 为 4~8 Hz 与 0~30 Hz 的功率谱比, α 为 8~13 Hz 与 0~30 Hz 的功率谱比, β 为 13~30 Hz 与 0~30 Hz 的功率谱比, EMG 为 70~110 Hz 频段的功率值, BetaR 为 30~47 Hz 与 11~20 Hz 的功率谱比^[17], SEF 是在 EEG 信号在 0~30 Hz 范围内功率值在 95% 总功率时的频率参数值^[18]。
- (5)将步骤(4)中计算的参数值与患者用药类型和患者性别、年龄、身高、体质量共计 12 个特征值进行归一化, 将归一化的特征作为输入放入到 3 层 GRU 神经网络模型中进行训练, 输入层神经元的个数为 10, 隐藏层神经元的个数为 12, 输出层神经元的个数为 1, 训练标签采用同步采集 BIS 模块给出的麻醉深度指数值。BIS 作为目前麻醉深度评估方面的金标准, 具有较高的参照意义^[19]。

3 验证分析

选取20例患者数据信息,共超过90 000个点数据进行验证分析,这些数据包含清醒、轻度镇定、适合麻醉、深度麻醉等整个麻醉过程的数据。通过训练后GRU网络得到的麻醉深度指数值与BIS值的对比如图3所示。图中表明GRU的输出值与BIS值的平均偏差大多为0~2,标准差大多为4~6,相关度接近1。由此看出将多模参数作为GRU的输入端,经GRU网络后输出的参数值与BIS值差异性较小,相关性较高,具有较好的麻醉深度评估价值。

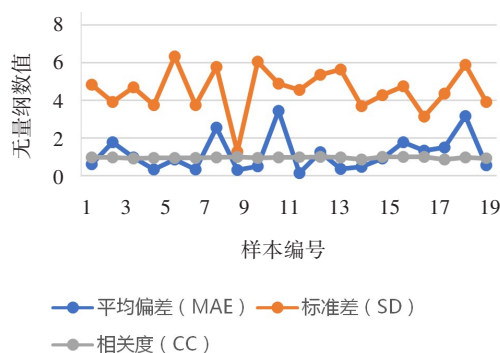


图3 GRU输出麻醉深度指数与BIS对比
Fig.3 Comparison between anesthesia depth index output by GRU and bispectral index

4 结论

调研发现无论是传统的通过麻醉师观察患者体表特征变化评估麻醉深度,还是借助于目前常见方法进行麻醉深度评估都存在一定局限性,因而本文提出了基于GRU网络的多模态麻醉深度评估法。将患者信息、麻醉药物信息与由EEG信号计算的相关参数作为GRU网络的输入参数,由GRU网络输出麻醉深度指数。经20例临床数据验证分析得出经GRU多模态输出值与BIS值的差异性较小,相关度较高,能够较好地用于评估麻醉深度。

【参考文献】

- [1] 魏勤. 基于体征信号分析的麻醉深度评价方法研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2012.
WEI Q. Study on the method of depth evaluation of anesthesia based

- on sign signal analysis[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2012.
- [2] MARCHANT N, SANDERS R, SLEIGH J, et al. How electroencephalography serves the anesthesiologist[J]. Clin EEG Neurosci, 2014, 45(1): 22-32.
- [3] JAMESON L C, SLOAN T B. Using EEG to monitor anesthesia drug effects during surgery[J]. J Clin Monit Comput, 2006, 20(6): 445-472.
- [4] ABSALOM A, KENNY G. Closed-loop control of propofol anaesthesia using bispectral index: performance assessment in patients receiving computer-controlled propofol and manually controlled remifentanyl infusions for minor surgery[J]. Br J Anaesth, 2003, 90(6): 737-741.
- [5] MORIMOTO Y, HAGIHIRA S, KOIZUMI Y, et al. The relationship between bispectral index and electroencephalographic parameters during isoflurane anesthesia[J]. Anesth Analg, 2004, 98(5): 1336-1340.
- [6] NUNES R, CHAVE I, DE ALENCAR J. Bispectral index and other processed parameters of electroencephalogram: an update[J]. Rev Bras Anesthesiol, 2012, 62(1): 111-117.
- [7] 高耀星, 徐学富. 脑电双频谱指数与听觉诱发电位指数在麻醉深度监测中的研究[J]. 医学综述, 2010, 16(5): 745-747.
GAO Y X, XU X F. Study on bispectral index and auditory evoked potential index in monitoring anesthesia depth[J]. Medical Recapitulate, 2010, 16(5): 745-747.
- [8] 于布为. 麻醉深度监测进展[J]. 中国医疗器械信息, 2005, 11(5): 5-10.
YU B W. Progress of anesthesia depth monitoring[J]. China Medical Device Information, 2005, 11(6): 5-10.
- [9] LIANG Z, WANG Y, SUN X, et al. EEG entropy measures in anesthesia[J]. Front Comput Neurosci, 2015, 9: 16.
- [10] RANI S U, Maheshwari A. Estimating depth of anesthesia for drug infusion using human EEG signals[J]. Int J Adv Sci Technol, 2020, 29(3): 9774-9785.
- [11] ZHU W H, YAO T J, ZHANG W, et al. Part-of-speech-based long short-term memory network for learning sentence representations[J]. IEEE Access, 2019, 13(3): 51810-51816.
- [12] CHEN J X, JIANG D M, ZHANG Y N. A hierarchical bidirectional GRU model with attention for EEG-based emotion classification[J]. IEEE Access, 2019, 7(1): 118530-118540.
- [13] SAADEH W, KHAN F H, ALTAF M B. Design and implementation of a machine learning based EEG processor for accurate estimation of depth of anesthesia[J]. IEEE Trans Biomed Circuits Syst, 2019, 13(4): 658-669.
- [14] RAMPIL I. A primer for EEG signal processing in anesthesia[J]. Anesthesiology, 1998, 89(4): 980-1002.
- [15] PANDE J, KUDVA H, WARRIER J. Development of EEG amplifier and derivation of BIS algorithm[J]. J Pharm Biol Sci, 2014, 9(2): 21-26.
- [16] ZHANG X S, ROY R J. Predicting movement during anaesthesia by complexity analysis of electroencephalograms[J]. Med Biol Eng Comput, 1999, 37(3): 327-334.
- [17] MORIMOTO Y, HAGIHIRA S, KOIZUMI Y, et al. The relationship between bispectral index and electroencephalographic parameters during isoflurane anesthesia[J]. Anesth Analg, 2004, 98(5): 1336-1340.
- [18] MARTINCANCHO M, LIMA J, LUIS L. Bispectral index, spectral edge frequency 95% and median frequency recorded at varying desflurane concentrations in pigs[J]. Res Vet Sci, 2006, 81(3): 373-381.
- [19] BENZY V K, JASMIN E A, INDIRADEVI K P, et al. Monitoring depth of anaesthesia based on electroencephalogram extracted features and artificial neural network[J]. J Med Imaging Health Inform, 2017, 7(4): 909-917.

(编辑: 黄开颜)