

统一实验范式下GSR与ECG的短时情感识别性能差异分析

张善斌*

重庆对外经贸学院大数据与智能工程学院, 重庆

收稿日期: 2026年5月6日; 录用日期: 2026年7月3日; 发布日期: 2026年7月15日

摘要

当前生理信号情感识别领域已经证实单信号、短时程在技术上是可行的, 有力推动了情感实时识别的发展, 但是不同信号适用性差异尚不明确。本文在已证实有效的心电(ECG)短时情感识别框架下, 系统引入皮肤电(GSR)信号在统一的实验范式下进行对照研究。通过电影片段诱发被试喜、怒、哀、惧和平静5种基本情感, 同步采集GSR信号, 经去噪、归一化与特征提取后, 采用BP神经网络建立分类模型, 并与前期研究建立的ECG模型进行对比。结果表明, GSR信号的平均情感识别率为82.29%, 低于ECG信号的89.14%; 两者在各类情感上的识别率分布也存在明显差异。通过对这种差异的生理机制分析与讨论, 本文提出单一生理信号情感识别存在“信号-情感”适用性差异, 为实时情感识别系统的信号选型提供了实证依据。两类信号的特征提取与分类总耗时均小于0.15 s, 具备良好的实时性。

关键词

情感分类, GSR信号, ECG信号, “信号-情感”适用性, BP神经网络

Performance Difference Analysis of GSR and ECG in Short-Term Emotion Recognition under a Unified Experimental Paradigm

Shanbin Zhang*

Big Data & Intelligence Engineering School, Chongqing College of International Business and Economics, Chongqing

Received: May 6, 2026; accepted: July 3, 2026; published: July 15, 2026

Abstract

The feasibility of using single physiological signals with short time windows has been demonstrated

*通讯作者。

文章引用: 张善斌. 统一实验范式下 GSR 与 ECG 的短时情感识别性能差异分析[J]. 人工智能与机器人研究, 2026, 15(4): 1027-1036. DOI: 10.12677/airr.2026.154092

in the field of emotion recognition, significantly advancing real-time emotion detection. However, the applicability differences among various signal types remain unclear. Under a unified experimental paradigm, this study systematically introduces galvanic skin response (GSR) signals into an already validated short-term electrocardiogram (ECG) emotion recognition framework for a controlled comparison. Five basic emotions—joy, anger, sadness, fear, and calmness—were induced in participants through film clips, while GSR signals were synchronously collected. After denoising, normalization, and feature extraction, a BP neural network model was constructed and compared with the previously established ECG model. The results show that the average recognition rate of GSR signals is 82.29%, which is lower than the 89.14% achieved by ECG signals; the two signal types also exhibit distinct recognition rate distributions across individual emotions. Through physiological mechanism analysis and discussion of these differences, this paper proposes the existence of “signal-emotion” applicability differences in single-signal emotion recognition, providing empirical evidence for signal selection in real-time emotion recognition systems. The total time required for feature extraction and classification of both signal types is less than 0.15 seconds, demonstrating good real-time performance.

Keywords

Emotion Classification, GSR Signals, ECG Signals, “Signal-Emotion” Applicability, BP Neural Network

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

情感对人的认知与行为具有广泛影响，关于情感及其与其他认知过程相互作用的研究已成为重要的认知科学方向。Picard 在其专著中系统阐述了情感计算的概念，目标是使计算机具备识别、理解和适应人类情感的能力[1]。情感识别作为其中的核心技术，是实现自然和谐人机交互的前提[2]。大量证据表明，情感本身就是智能不可或缺的组成部分[3]。

围绕情感识别，研究者最初主要利用面部表情、语音语调、身体姿态等外部行为信号展开相关研究，并取得了良好效果[4][5]。然而，外部信号易受个体主观意识的能动调控，不一定能真实反映内在情感[6]。此后，越来越多的研究转向受自主神经系统(Autonomic Nervous System, ANS)支配的生理信号，因其自发性、人的主观意志不能控制而更具客观性[7]。Picard 等人基于四种生理信号对八种情感实现了 81% 的平均正确率[8]，Lisetti 与 Nasoz 利用三种信号将五种情感的分类正确率提升至 84.1% [9]，Haag 等人则用六种信号对情感的两个维度(激励和效价)进行判断，获得了最高 96% 的结果[6]。

尽管这些工作奠定了坚实基础，但部分研究采集多类信号不仅增加了设备复杂度和测试者负担，也难以直接适配低延迟的应用场景。还有部分研究采用了较长的时间分析窗口，不利于即时响应[10]。后续工作逐步向轻量化方向发展，Kim 等人通过 50 秒的短时信号证实了短时识别的可行性[11]，显著降低了计算代价；刘光远团队则进一步将信号种类缩减至单一信号，显著减少了采集与计算成本[12][13]。

随着以 ChatGPT 为代表的生成式人工智能大模型的涌现，再次引起人们对人工智能问题的普遍关注[14]，情感识别也展现出巨大的发展潜力和广泛的应用场景[15]。在此背景下，发展基于短时程、单一生理信号的实时情感识别方法，对于推动情感计算从实验室走向实际应用具有重要意义。近年来，研究者们已开始探索基于单类信号的低延迟识别系统，例如孔维嘉[16]基于脑电(Electroencephalography, EEG)信

号、冯京浩[17]基于眼动信号分别开展了实时情感识别尝试，标志着该领域向实际应用迈出了重要一步。

同课题组的前期工作已证实，基于 BP 神经网络对短时心电信号进行情感识别是有效的，平均识别率达 89.14% [18]。然而，在单一生理信号情感识别成为趋势的背景下，该领域尚缺少在统一实验范式下对不同类型生理信号的识别性能进行横向比较的研究。对于需要根据目标情感类别来选型的工程实践而言，这类比较可提供客观的实证依据。因此，在相同实验范式与分类框架下，系统对比不同类型的单一生理信号对同一组情感的识别性能，具有重要的方法论意义。本研究正是针对这一问题展开，在张善斌[18]建立的 ECG 短时情感识别框架基础上，仅将信号源替换为 GSR 信号，其余实验条件与数据处理流程均保持一致，以实现两类信号识别性能的系统性比较。GSR 信号与 ECG 信号来自同次实验、同批被试，进一步消除了被试差异对比较结果的干扰，使两类信号的性能对比更具内在效度。

之所以选择 GSR 信号展开对比，是因为 GSR 信号对情绪变化敏感、相对于 ECG 信号采集更简单且成本低廉，是构建实时或准实时情感识别系统的有力候选信号。通过对比两种信号在相同条件下的识别结果，试图揭示不同生理信号与不同情感类别之间的适用性差异，为实时情感识别系统的信号选型提供实证依据。

2. 信号与特征

人的情绪状态变化会影响自主神经系统的活动，进而引发心跳、皮肤电活动等一系列不受主观意识控制的生理反应。因此，通过测量与分析生理信号可以推断人的情感状态[19]。心电信号与皮肤电信号均对情绪变化敏感且获取相对容易，是情感识别领域常用的两种生理信号。本文则聚焦于 GSR 信号，并在与 ECG 信号相同的实验框架下进行识别与比较。

2.1. 信号采集与预处理

本研究所用的 GSR 数据与前期 ECG 研究[18]来源于同一批被试的同一批次实验，故实验流程仅作简要概述，细节可参见[18]。

实验通过电影片段诱发喜、怒、哀、惧和平静五种目标情感，影片由专家组评选确定。255 名在校大学生被随机分为人数相等的五组，每组诱发一种情感(见表 1)，诱发情感的同时，利用美国 BIOPAC 公司 MP150 多导生理记录仪同步采集 GSR 信号(采样频率 400 Hz，经 GSR100C 放大器放大)，同时用摄像头记录被试的身体姿态和面部表情，供后续心理学专家评定数据真实性。数据筛选采用被试自评与专家评审相结合的方式，最终每种情感各保留 35 组有效数据，每组数据时长 3 分钟。

Table 1. Gender and age distribution of college students across five groups
表 1. 五个组别的大学生性别年龄分布

组别	女生数量	男生数量	平均年龄	标准差
第 1 组	29	22	19.78	1.58
第 2 组	28	23	20.38	1.81
第 3 组	27	24	20.49	1.75
第 4 组	28	23	20.41	1.78
第 5 组	27	24	20.47	1.60

为获取短时数据，在各被试标记为情感诱发最强烈的时间点附近截取 15 s 时间窗口，每组短时数据包含 6000 个数据点。

与 ECG 信号类似, GSR 信号同样受个体差异性的显著影响——不同人即使在相同情感状态下, 其皮肤电的基线水平也可能存在较大差异[19]。因此, 在特征提取之前需进行去噪和归一化处理。

去噪: 与 ECG 信号采用小波变换去噪[18]不同, GSR 信号的有效频率范围在 0.02~0.2 Hz 之间, 故本文采用二阶 Butterworth 滤波器(截止频率 0.3 Hz)进行低通滤波以去除高频噪声。图 1 是高兴对应的皮肤电信号去噪前后的情况。

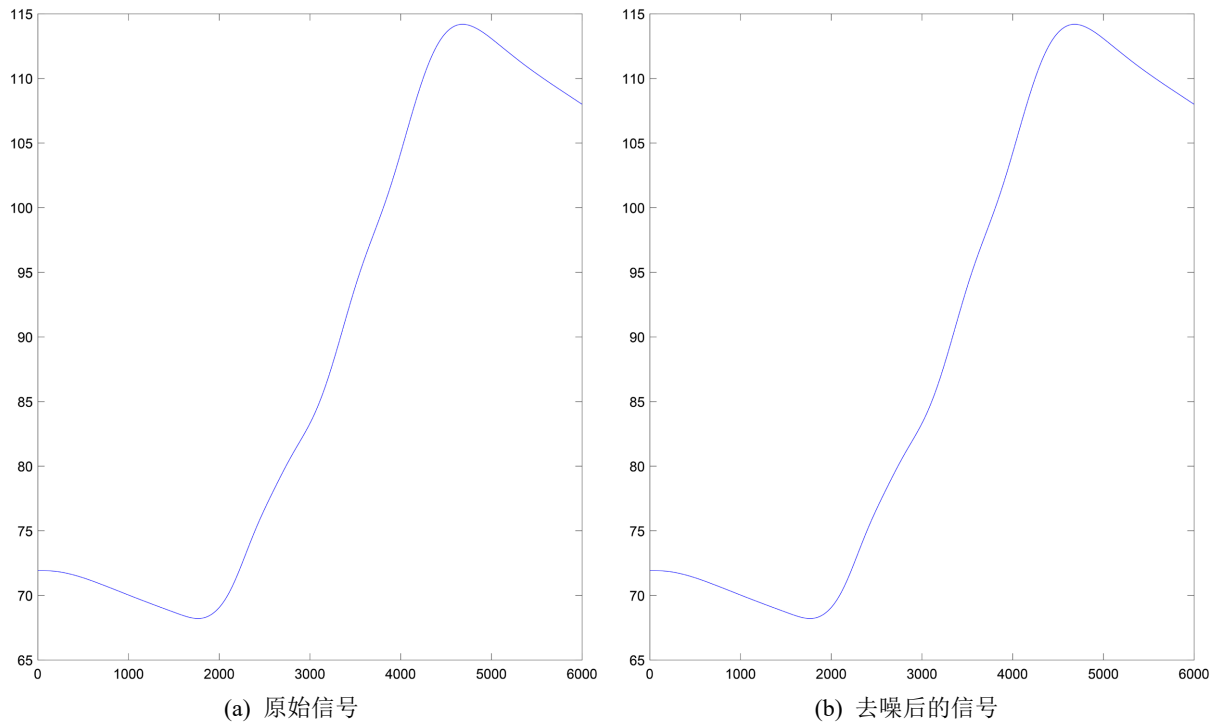


Figure 1. Comparison of galvanic skin response signals before and after denoising for happiness

图 1. 针对高兴的皮肤电信号去噪前后的对比图

归一化: 采用与 ECG 研究完全相同的 Z-score 归一化方法[18], 利用公式(1)对每组数据进行标准化。该方法能够尽可能地保留不同情感之间振幅的统计差别。

$$\tilde{x}_n = \frac{x_n - \text{mean}(X)}{\text{std}(x)} \quad (1)$$

其中, $\tilde{x}_n$ 代表第 X 组数据中第 n 个数据点归一化后的值, x_n 是 X 中的第 n 个数据($n=1,2,\dots,6000$); $\text{mean}(X)$ 、 $\text{std}(x)$ 分别代表第 X 组数据的均值和方差。后续特征提取过程中, 除求取差分前的方差信息外, 均采用归一化之后的数据。

2.2. 特征提取与选择

皮肤电信号特征的提取与选择: 对被试的皮肤电信号在时域内进行特征提取。共得到了最能体现皮肤电信号变化的 26 维特征见表 2。因为特征维数较少, 不会给计算造成负担, 为了充分利用特征信息, 这 26 维特征全部用于情感识别。

为统一不同特征之间的量纲, 对于提取好的特征数据进行如下归一化处理。

$$\tilde{T}_x = \frac{T_x - m(T)}{M(T) - m(T)} \quad (2)$$

Table 2. Feature set of GSR based on neural network**表 2.** 基于神经网络的皮肤电信号特征集

特征名称	维数
mean, median, std, min, max, range, minRatio, maxRatio, Diff-mean, Diff-median, 1Diff-std, 1Diff-min, Diff-max, Diff_range, Diff-minRatio, Diff-maxRatio, aDiff-mean, 2Diff-mean, 2Diff-median, 2Diff-std, 2Diff-min, 2Diff-max, 2Diff_range, 2Diff-minRatio, 2Diff-maxRatio, 2aDiff-mean	26

注：表格中 maxRatio 和 minRatio 这两个特征，指的是所有数据点中局部最大值与局部最小值的最大比率和最小比率；Diff 和 aDiff 则分别表征了原始数据序列的差分值及其绝对值序列的差分值；2Diff 和 2aDiff 则代表了原始数据序列的 2 阶差分值及绝对值序列的 2 阶差分值。

其中， T ($T=1,2,\dots,26$) 是特征向量的序号； T_x 代表第 T 类特征数据中第 x 个特征值； $m(T)$ 、 $M(T)$ 分别代表第 T 类特征向量的最小值和最大值； $\tilde{T}_x$ 代表第 T 类特征数据中第 x 个特征值归一化后的值。

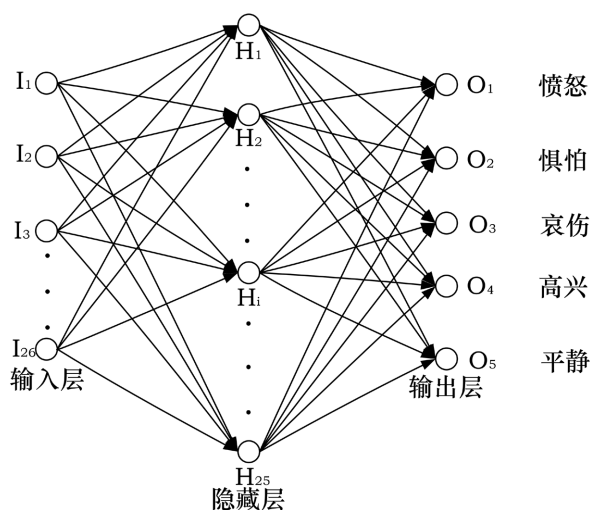
与 ECG 信号提取的 18 维特征(包括心率变异性、各波段振幅统计量等频域和形态学特征)不同，GSR 信号的 26 维特征全部来源于时域统计量及其差分特征。这一差异反映了两类信号的本质区别，ECG 信号具有波形结构，可提取 P 波、QRS 波群、T 波等形态特征；GSR 信号则没有明显的波形结构，信息主要蕴含在信号的幅值水平、变化趋势和波动程度中。

3. 神经网络分类模型

3.1. 分类器模型的搭建

反向传播神经网络(BP)是经典的有监督人工神经网络，具有良好的非线性映射能力和鲁棒性，在情感识别领域应用广泛。为与 ECG 研究进行严格的条件对照，本文沿用张善斌[18]中已验证有效的 BP 网络架构，仅在输入层节点数上适配 GSR 信号的特征维度。

GSR 情感识别模型的结构如图 2 所示。输入层设 26 个节点，对应表 2 所列的 26 维 GSR 时域特征；隐含层设 25 个节点；输出层设 5 个节点，分别对应喜、怒、哀、惧和平静五种目标情感。训练时令输出层最大值对应节点为 1、其余为 0，将被识别情感归为输出 1 的类别。输入层至隐含层的传递函数见公式(3)，隐含层至输出层的传递函数为公式(4)，训练算法采用梯度下降法。

**Figure 2.** Topological neural network model for GSR-based emotion recognition**图 2.** 皮肤电情感识别的拓扑神经网络模型

$$s(x)=\frac{2}{1+e^{-2x}}-1 \tag{3}$$

$$p(x)=x \tag{4}$$

其中 x 是输入层中每个点的值。与 ECG 模型的 18 维输入(涵盖心率变异性及各波段振幅统计量[18])相比, GSR 模型(如图 2)的输入特征维度更高(26 维), 但全部限于时域统计量, 缺乏波形形态学和频域信息。这一结构差异反映了两类信号的本质不同。

3.2. 分类器模型的训练与验证

鉴于每种情感的有效数据仅 35 组, 训练与验证方法与 ECG 研究完全相同[18], 采用留一交叉验证法。具体地, 每次取出每种情感的一个样本作为测试数据, 用其余 34 个样本训练网络, 循环操作使得每个样本均被测试一次。最终以各次模型的参数均值作为最终模型, 算法流程如图 3 所示。

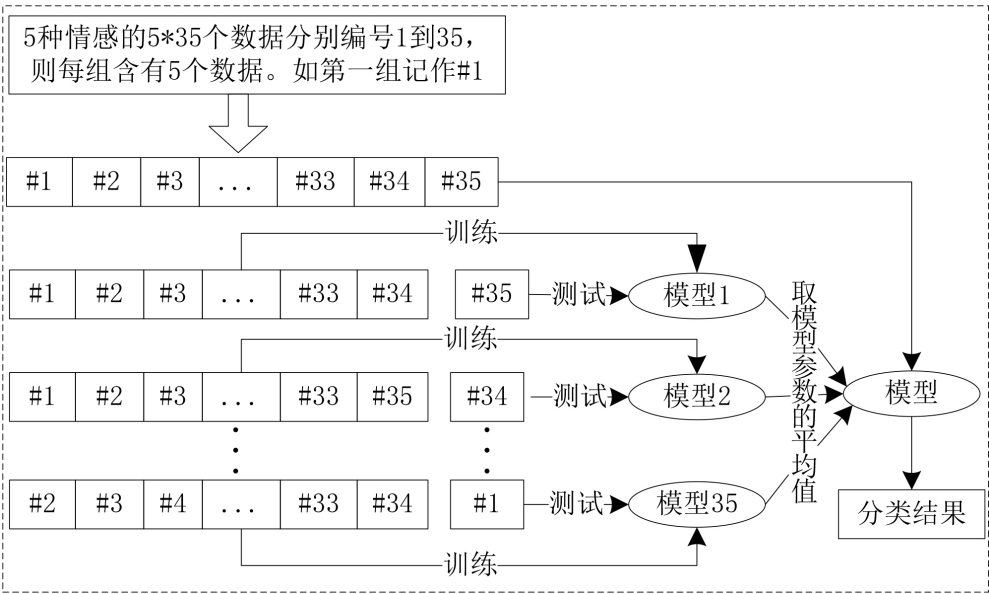


Figure 3. Block diagram of the leave-one-out cross-validation algorithm
图 3. 留一交叉验证法算法框图

4. 情感分类识别与比较

4.1. GSR 信号的识别结果

在工作前期, 对有效数据集中的短时 GSR 信号仅进行去噪处理而未归一化, 所得结果不理想(见表 3)。由表 3 可见, 各情感的识别率均低于 80%, 整体识别率偏低。经分析后采用第 2.1 节介绍的归一化方法对数据进行处理, 最终得到喜、怒、哀、惧和平静五种情感的正确分类率见表 4, 平均分类正确率为 82.29%。可见, 基于神经网络的短时 GSR 信号情感识别是有效的。

Table 3. Classification results of BP neural network on short-term GSR signals before normalization
表 3. 短时 GSR 信号归一化前的 BP 神经网络分类结果

情感	怒	惧	哀	喜	平静
正确率(%)	77.14	74.29	74.29	62.86	71.43

Table 4. Classification results of BP neural network on short-term GSR signals after normalization**表 4.** 短时 GSR 信号归一化后的 BP 神经网络分类结果

情感	怒	惧	哀	喜	平静
正确率(%)	80.00	85.71	88.57	74.29	82.86

对比归一化前后的结果可见，个体差异性对情感识别结果的影响非常显著。原始信号中提取的特征包含大量个人信息，难以有效用于跨个体的情感识别。而归一化处理可有效去除个人信息，使少数人的 GSR 信号得到的情感信息能反映大部分人的情感状态特征。

4.2. ECG 与 GSR 识别结果对比

为比较两种信号的识别性能，表 5 将本文 GSR 信号的分类结果与 ECG 信号的分类结果[18]并置。

Table 5. Comparison of emotion recognition rates between ECG and GSR signals**表 5.** ECG 与 GSR 信号各类情感识别率对比

信号类型	怒	惧	哀	喜	平静
ECG	91.43%	91.43%	88.57%	80.00%	94.29%
GSR	80.00%	85.71%	88.57%	74.29%	82.86%
差值	-11.43%	-5.72%	0.00%	-5.71%	-11.43%

注：表 5 中 ECG 信号的识别率数据来源于文献[18]。

由表 5 可见，两类信号的整体识别趋势具有一致性，即“平静”和“哀”的识别率在各自的信号类型中均表现较好。但 GSR 信号在各类情感上的识别率均不高于 ECG 信号，其中“怒”和“平静”两类情感的差距最为突出，ECG 较 GSR 高出 11.43 个百分点；而“哀”的识别率两者持平，均为 88.57%。

两种信号分类混淆矩阵的比较也揭示了不同的混淆模式。GSR 信号的混淆矩阵见表 6。对比 ECG 的混淆矩阵[18]可见，GSR 信号的“怒”易被误判为“平静”（5 例），而 ECG 信号的“怒”主要与“哀”混淆；GSR 信号的“平静”有 4 例被误判为“喜”、5 例被误判为“怒”，分布较为分散。

Table 6. Confusion matrix of BP network emotion classification based on GSR**表 6.** 基于 GSR 的 BP 网络情感分类混合矩阵

	怒	惧	哀	喜	平静
被分类为“怒”	28	1	3	3	5
被分类为“惧”	0	30	0	0	0
被分类为“哀”	1	2	31	2	0
被分类为“喜”	1	0	0	26	1
被分类为“平静”	5	2	1	4	29

在 3.20 GHz CPU，4G 内存，Windows 64 位操作系统上，运行 MATLAB R2013a 版，利用命令组 tic-toc 对 GSR 信号的数据处理与情感分类运行时间进行估计，得出的运行时间小于 0.15 s，与 ECG 信号[18]的耗时量级相当，均具备良好的实时性。

5. 讨论

5.1. 两种信号识别效能差异的生理机制分析

本研究在相同的实验范式、信号时长(15 s)、归一化方法及 BP 神经网络框架下,仅改变信号源类型,得到的 GSR 平均识别率(82.29%)低于 ECG (89.14%),相差约 7 个百分点。这一差异根源于两类生理信号不同的神经支配机制。

ECG 信号受交感神经与副交感神经的双重支配。情绪变化时,两者的协同或拮抗作用在心率(HR)和心率变异性(HRV)等指标上留下丰富的特征信息。交感神经兴奋使心率加快,副交感神经兴奋使心率减慢,二者的动态平衡为区分不同情绪提供了多维信息。例如,愤怒情绪往往令心率变异性的低频功率(LF)升高,使得 LF/HF 比值增大(其中 HF 为心率变异性的高频功率),表现为显著的交感神经激活和心率加快;而恐惧情绪则可能呈现更为复杂的自主神经反应模式,有时伴随副交感神经撤减或迷走紧张性降低[20]。这种在 LF/HF 比值、心率加速度等指标上的细微差异,为 ECG 信号区分“怒”与“惧”提供了多维的生理信息基础。所以“怒”和“惧”虽都伴随交感神经激活,但其心率变异性模式存在差异,这可能是 ECG 对这两种情感识别率较高(均达 91.43%)的原因之一。此外,从 ECG 中可提取的 P 波、QRS 波群、T 波等波形形态特征及相关的振幅、间期统计量,构成了 18 维多域特征集,信息维度较高。

而 GSR 信号则主要受交感神经的单一支配。情绪唤醒水平升高时,交感神经兴奋促使汗腺分泌增加,皮肤电导升高。这一机制使 GSR 对情绪唤醒度的变化较为敏感,但对于区分具有相似唤醒水平的情绪(如“怒”和“惧”均为高唤醒度负性情绪)则信息维度不足。早有经典的皮肤电活动理论指出,GSR 主要反映情绪的强度(唤醒度)而非效价(愉悦度)[21]。GSR 缺乏副交感神经的调制信息和波形结构信息,其特征全部来源于时域的统计量及差分特征,难以捕捉情绪效价上的差异。

从结果看,“喜”在两种信号上都最难识别(ECG 为 80.00%,GSR 为 74.29%),这是因为积极情绪的自主神经反应模式不如消极情绪那样具有鲜明的特异性[22],且“喜”这一情感类别内部存在异质性,如“愉悦的平静”与“激动的喜悦”具有不同的生理反应模式,导致特征空间的分布较为分散,增加了分类难度。“哀”在两种信号上的识别率相同(88.57%),这可能与“悲哀”情绪的生理反应模式有关——悲哀通常伴随较低의交感激活,在 GSR 上体现为较为独特的信号下降模式,而在 ECG 上则可能表现为心率变异性指标的特定变化。但是确切的原因还是需要通过更精细的情感类别划分和更大样本的数据进行专门验证。

5.2. “信号 - 情感”适用性差异及其应用启示

上述比较揭示了在相同框架下,不同信号源对不同情感类别的识别性能存在显著差异。可以将此描述为单一生理信号情感识别的“信号 - 情感”适用性差异。

这一差异对实时情感识别系统的工程实践具有指导意义。在某些应用场景下,如果目标情感类别较为集中(如主要区分“哀”与其他情感),GSR 信号或许是足够的,且其采集设备侵入性更小、佩戴更舒适。而在需要精确区分多种情感(特别是同为高唤醒度的“怒”和“惧”)的场景下,ECG 信号可能更具优势。信号选型并非简单的识别率高低问题,还需综合考虑识别目标、佩戴舒适度、长期监测可行性等多维因素。这一思想与当前多模态情感识别[15]中根据任务需求进行自适应融合的研究趋势有相通之处,均强调根据实际应用场景选择或组合最有效的信息源。

从方法论层面看,本研究通过控制变量的实验设计,将信号源类型作为唯一变量,揭示了不同信号在情感识别任务中的性能差异。这一研究范式区别于以往纵向提出单一信号方案的做法,为可比较的实证证据提供了有益尝试。

5.3. 不足与展望

本研究存在以下局限。首先在方法层面,本文采用的 BP 神经网络属于经典的有监督学习模型,所提取的特征也限于时域统计量等手工设计的特征,未涉及深度学习方法或端到端的特征学习,这在方法创新上存在明显不足。这一设计是出于严格的控制变量考量,因为本文旨在统一框架下系统比较两类信号的识别性能差异,沿用与前期 ECG 研究完全相同的模型与特征体系,能够排除算法差异对比较结果的干扰,使结论更纯粹地反映信号本身的特性。然而,这也意味着本研究未能探索更先进的分类器或特征学习方法是否能够缩小或放大两种信号之间的性能差距。未来研究可在保持信号类型这一核心变量的前提下,引入卷积神经网络、循环神经网络或 Transformer 等深度学习架构,以及自动特征提取方法,进一步检验不同算法对单一生理信号情感识别天花板的影响。

其次还存在一些其他问题。第一,本文仅对比了 ECG 与 GSR 两种信号,尚未纳入脑电、肌电、眼动等其他常用单一生理信号。不同信号对不同情感类别的敏感度可能存在更为复杂的模式,扩展信号种类将有助于建立更系统的“信号-情感”适用性图谱。第二,在数据方面,本研究每类情感仅 35 个有效样本,总样本量为 175 人,且被试均为在校大学生,年龄集中在 19~21 岁之间。这样样本量虽然在同类实验室研究中具有一定代表性,但对于构建高泛化能力的识别模型而言仍然有限,可能影响模型泛化性能的稳健性。第三,在信号种类方面,本文仅对比了 ECG 与 GSR 两种信号,尚未纳入脑电、肌电、眼动、呼吸、血容量脉搏等其他常用单一生理信号。不同信号受自主神经系统不同分支的支配程度各异,对不同情感类别和维度的敏感度可能存在更为复杂的模式。未来研究可以将本文所建立的控制变量研究范式系统扩展至更多生理信号,通过在同一批被试上同步采集多类信号,系统比较各自在短时情感识别任务中的性能,从而建立更完整的“信号-情感”适用性图谱,为不同应用场景下的最优信号选型提供全面的实证依据。最后,在实时性方面,虽然两类信号的特征提取与分类总耗时均小于 0.15 s,已具备准实时识别的基本条件,但本研究对“实时性”的评估仍停留在离线估算层面,尚未在真正的流式数据环境下进行端到端的在线验证。未来工作可将模型部署至嵌入式或可穿戴平台,在实际的实时采集-处理-反馈闭环中测试系统的响应延迟与稳定性,从而为实时情感识别系统的工程落地提供更充分的依据。

6. 结论

本文在前期短时 ECG 信号情感识别框架基础上,系统引入 GSR 信号进行对照研究。在完全一致的实验范式与分类框架下,GSR 信号的平均情感识别率为 82.29%,低于 ECG 信号的 89.14%,但二者在实时性方面表现相当(耗时均小于 0.15 s)。两类信号的识别差异可从其神经支配机制和信息维度特征获得解释。研究揭示了单一生理信号情感识别中存在的“信号-情感”适用性差异,即不同信号源对不同情感类别的识别效能并非均等。这一发现为实时情感识别系统的信号选型提供了实证依据——在特定应用场景下,应结合目标情感类别、设备约束条件等因素综合评估各类信号的“信号-情感”适用性,而非仅追求单一指标的绝对高低。

基金项目

本文得到基于单一生理信号的实时情感识别研究(No.KYZK2024040)、个体依赖的图像情感素材筛选机制研究(No. HCKJ-2025-100)资助。

参考文献

- [1] Picard, R.W. (2000) *Affective Computing*. MIT Press.
- [2] Luo, S.-L. and Pan, L.-M. (2003) Theory and Technology on Affective Computing. *Systems Engineering and Electronics*, 25, 905-909.

- [3] 寿步. 论科学知识生产中的人类-AI 行为体协作系统[J/OL]. 高等工程教育研究: 1-20. <https://link.cnki.net/urlid/42.1026.g4.20260318.1747.002>, 2026-06-24.
- [4] Anderson, K. and McOwan, P.W. (2006) A Real-Time Automated System for the Recognition of Human Facial Expressions. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, **36**, 96-105. <https://doi.org/10.1109/tsmcb.2005.854502>
- [5] Zhang, L., Jiang, M., Farid, D. and Hossain, M.A. (2013) Intelligent Facial Emotion Recognition and Semantic-Based Topic Detection for a Humanoid Robot. *Expert Systems with Applications*, **40**, 5160-5168. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.03.016>
- [6] Haag, A., Goronzy, S., Schaich, P. and Williams, J. (2004) Emotion Recognition Using Bio-Sensors: First Steps towards an Automatic System. In: André, E., et al., Eds., *Affective Dialogue Systems*, Springer, 36-48. https://doi.org/10.1007/978-3-540-24842-2_4
- [7] Winton, W.M., Putnam, L.E. and Krauss, R.M. (1984) Facial and Autonomic Manifestations of the Dimensional Structure of Emotion. *Journal of Experimental Social Psychology*, **20**, 195-216. [https://doi.org/10.1016/0022-1031\(84\)90047-7](https://doi.org/10.1016/0022-1031(84)90047-7)
- [8] Picard, R.W., Vyzas, E. and Healey, J. (2001) Toward Machine Emotional Intelligence: Analysis of Affective Physiological State. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **23**, 1175-1191. <https://doi.org/10.1109/34.954607>
- [9] Lisetti, C.L. and Nasoz, F. (2004) Using Noninvasive Wearable Computers to Recognize Human Emotions from Physiological Signals. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, **2004**, 1672-1687. <https://doi.org/10.1155/s1110865704406192>
- [10] Wagner, J., Kim, J. and André, E. (2005) From Physiological Signals to Emotions: Implementing and Comparing Selected Methods for Feature Extraction and Classification. 2005 *IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, Amsterdam, 6 July 2005, 940-943.
- [11] Kim, K.H., Bang, S.W. and Kim, S.R. (2004) Emotion Recognition System Using Short-Term Monitoring of Physiological Signals. *Medical & Biological Engineering & Computing*, **42**, 419-427. <https://doi.org/10.1007/bf02344719>
- [12] Cheng, B. and Liu, G. (2008) Emotion Recognition from Surface EMG Signal Using Wavelet Transform and Neural Network. *Journal of Computer Applications*, **28**, 333-335. <https://doi.org/10.3724/sp.j.1087.2008.00333>
- [13] Ma, C.-W. and Liu, G.-Y. (2009) Feature Extraction, Feature Selection and Classification from Electrocardiography to Emotions. 2009 *International Conference on Computational Intelligence and Natural Computing*, Vol. 1, 190-193.
- [14] 王宝贵, 范鹏, 施韶亭. ChatGPT 影响民主的技术逻辑、研判分析及应对策略[J]. 海南大学学报(人文社会科学版), 2025, 43(1): 76-85.
- [15] 宣寒宇, 陈强, 吴之亮, 等. 视听多模态学习综述[J/OL]. 自动化学报: 1-44. <https://doi.org/10.16383/j.aas.c250341>, 2026-03-20.
- [16] 孔维嘉. 基于脑电信号的实时情感识别系统[D]: [硕士学位论文]. 兰州: 兰州大学, 2019.
- [17] 冯京浩. 基于眼动追踪视频的实时情感识别系统[D]: [硕士学位论文]. 南京: 南京大学, 2019.
- [18] 张善斌. 以 BP 神经网络为工具的短时 ECG 信号情感分类[J]. 福建电脑, 2024, 40(2): 11-16.
- [19] Boucsein, W. (2012) *Electrodermal Activity*. Springer.
- [20] Kreibitz, S.D. (2010) Autonomic Nervous System Activity in Emotion: A Review. *Biological Psychology*, **84**, 394-421. <https://doi.org/10.1016/j.biopsycho.2010.03.010>
- [21] Boucsein, W. and Wendt-Suhl, G. (1976) The Effect of Chlordiazepoxide on the Anticipation of Electric Shocks. *Psychopharmacology*, **48**, 303-306. <https://doi.org/10.1007/bf00496866>
- [22] Trudel-Fitzgerald, C., Qureshi, F., Appleton, A.A. and Kubzansky, L.D. (2017) A Healthy Mix of Emotions: Underlying Biological Pathways Linking Emotions to Physical Health. *Current Opinion in Behavioral Sciences*, **15**, 16-21. <https://doi.org/10.1016/j.cobeha.2017.05.003>