

姜子奇, 陈建, 孙小光. 一种基于多数据融合的工位作业疲劳识别方法 [J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(11): 148–152.
DOI: 10.20169/j. issn. 2095-2163. 251124

一种基于多数据融合的工位作业疲劳识别方法

姜子奇, 陈 建, 孙小光

(扬州大学 机械工程学院, 江苏 扬州 225100)

摘要: 针对工位作业中产生的作业疲劳问题, 本文提出了一种基于多数据融合的作业疲劳识别方法。首先, 通过 VGG-16 图像分类模型提取作业者的面部帧特征, 再通过多层次长短期记忆网络(LSTM)对帧特征序列进行融合, 以获得带有时间信息的面部行为特征; 其次, 通过循环神经网络(RNN)提取带有时间信息的心率特征; 最后, 将得到的面部行为特征和心率特征拼接, 通过多层次感知机(MLP)进行疲劳识别。实验结果表明, 该方法在 2 分类、3 分类和 4 分类中的准确率分别为 91.25%、81.25% 和 62.5%。

关键词: 多数据融合; 疲劳识别; 循环神经网络; 多层次长短期记忆网络; 多层感知机

中图分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 2095-2163(2025)11-0148-05

A fatigue recognition method for workstation operations based on multi-data fusion

JIANG Ziqi, CHEN Jian, SUN Xiaoguang

(School of Mechanical Engineering, Yangzhou University, Yangzhou 225100, Jiangsu, China)

Abstract: A fatigue recognition method based on multi-data fusion is proposed to address the issue of occupational fatigue in workstation operations. Firstly, the facial features of the operators are extracted using the VGG-16 image classification model. Then, the frame feature sequences are fused using a multi-layer long short-term memory network (LSTM) to obtain facial behavior features with temporal information. Subsequently, a recurrent neural network (RNN) is employed to extract heart rate features with temporal information. Finally, the facial behavior features and heart rate features are concatenated and fed into a multi-layer perceptron (MLP) for fatigue recognition. The results show that the proposed method achieves accuracies of 91.25%, 81.25%, and 62.5% for binary classification, ternary classification, and quaternary classification, respectively.

Key words: multi-data fusion; fatigue recognition; recurrent neural network; multi-layer long short-term memory network; multi-layer perceptron

0 引言

工位作业是现代工业生产中常见的一种生产模式, 通常要求工人在固定的位置上进行重复的操作。长时间的工位作业容易导致工人的疲劳, 疲劳会导致工人的反应能力下降、注意力不集中、判断失误等问题, 进而增加事故的发生概率。此外, 长期处于疲劳状态的工人, 更容易出现身体和心理健康问题, 进而影响其生活质量和工作积极性^[1-2]。因此, 识别与预防工位作业中的疲劳问题, 对于提高工作效率、保障工人健康和安全具有重要意义。在智能技术快

速发展的背景下, 借助人工智能和传感器技术, 可以实现对工位作业疲劳状态的实时监测与识别。识别并解决工位作业中的疲劳问题, 不仅能有效提升工作效率与质量, 更能为工人创造更安全、舒适的工作环境, 进而推动工业生产的可持续发展。

1 相关研究

疲劳识别方法主要分为生理信号分析和行为特征分析两大类。基于生理信号如心率、皮肤电导、眼动、脑电等的识别方法, 通常采用心率变异性分析、皮肤电反应特征提取、眼动追踪模式识别或脑电节

作者简介: 姜子奇(1998—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 体力负荷与脑力负荷的作用机制研究; 陈 建(1987—), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向: 自动驾驶与智能交通。

通信作者: 孙小光(1988—), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向: 人因与工效学, 大规模个性化。Email: xgsun@jnu.edu.cn。

收稿日期: 2024-02-06

哈尔滨工业大学主办 ◆专题设计与应用

律分析等算法, 可以间接推断工人的疲劳状态^[3-6]。基于行为特征如面部表情、姿势、眨眼频率等的疲劳识别方法^[7-9], 则主要依赖计算机视觉的面部表情识别、姿态估计及眨眼频率检测等, 可以直接判断疲劳程度。特征提取是疲劳识别的关键, 通过从原始数据中提取有用的特征来描述工人的疲劳状态。在生理信号方面, 常用的特征包括心率变异性、皮肤电导变化等。在行为特征方面, 常用的特征包括面部表情的动态变化、眨眼频率的变化等^[10]。Ni Zhiqiang 等^[3]计算了 24 个心率变异性(HRV)特征, 并使用特征选择方法筛选出与身体疲劳相关性较高的 11 个特征, 通过训练 4 种机器学习方法, 对身体疲劳进行分类并取得了高精度的结果; Nasirzadeh 等^[11]提出了一种通过心率测量来监测工人身体疲劳的方法, 用不同的熵和统计量度从心脏信号中提取所需特征, 然后使用特征选择方法根据特征在分类中的作用对特征进行排序, 最后使用一些常用的分类算法来识别身体疲劳; 王天博^[12]通过多导生理记录仪测量作业者的肌电信号变化, 并通过动作捕捉和力学评估获取作业者的运动学参数和身体姿态相关指标, 综合评估作业者的疲劳状态。

本文提出了一种基于多数据融合的疲劳识别方法, 通过融合面部行为数据与心率数据来识别作业者的疲劳状态。

2 本文提出方法

2.1 基于 VGG-LSTM 融合网络的时空面部行为特征提取方法

面部行为特征提取的方法如图 1 所示, f_t 表示第 t 帧的帧特征。首先, 采用已在 ImageNet 数据集上预训练的 VGGNet-16 网络提取每一帧的帧特征, 该网络的优势在于其采用堆叠的 3×3 卷积核和 2×2 池化层结构, 通过使用小型卷积核进行深层堆叠, 有效增强特征学习能力。

其次, 使用多层次短期记忆网络(LSTM)模型对这些帧特征进行融合, 以获得带有时序信息的面部行为特征。LSTM 是循环神经网络(RNN)的一种常用变体, 与标准的 RNN 模型相比, LSTM 配备了一个额外的存储单元, 使模型不仅可以学习到复杂的图像特征表示, 还可以学习到复杂的时序关系, 其核心计算流程如下:

首先, LSTM 通过 3 个门控单元调节信息流, 遗忘门 f_t 决定前一时刻细胞状态 c_{t-1} 的保留程度:

$$f_t = \text{sigm}(W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1} + b_f) \quad (1)$$

输入门 i_t 控制新候选值 \tilde{c}_t 的写入量:

$$i_t = \text{sigm}(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + b_i) \quad (2)$$

输出门 o_t 调节当前细胞状态 c_t 到隐藏状态 h_t 的转化:

$$o_t = \text{sigm}(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + b_o) \quad (3)$$

其次, 状态更新, 候选值 \tilde{c}_t 由当前输入 x_t 和前一隐藏状态 h_{t-1} 生成, 使用 \tanh 激活:

$$\tilde{c}_t = \tanh(W_{xc}x_t + W_{hc}h_{t-1} + b_c) \quad (4)$$

细胞状态 c_t 通过遗忘门与输入门的加权组合更新:

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tilde{c}_t \quad (5)$$

最终隐藏状态 h_t 由输出门过滤后的细胞状态导出:

$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t) \quad (6)$$

其中, \odot 表示逐元素乘法, 权重矩阵 W 和偏置 b 为可学习参数。

模型将提取的帧特征 f_t 作为第一层 LSTM 的输入, 并且将该层输出作为下一层 LSTM 的输入, 在经过 3 层 LSTM 之后帧特征序列被逐步融合为具有长时依赖的面部行为特征 x , 如图 1 所示。

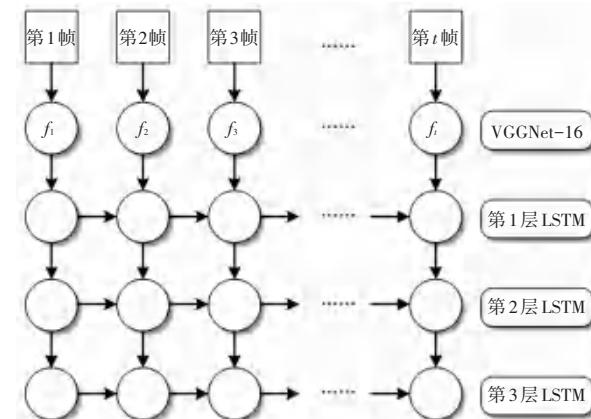


图 1 面部行为特征提取

Fig. 1 Facial behavior feature extraction

2.2 提取心率特征值方法

选取心率值的 4 个统计特征: 最大值、最小值、均值和方差值为疲劳识别的心率统计值特征。通过 RNN 模型提取融合了时序信息的心率特征。

心率特征提取过程如图 2 所示, p_t 表示 t 时刻的输入, $p_t = [\text{最大值}, \text{最小值}, \text{均值}, \text{方差}]$, h_t 表示在 t 时刻的隐层状态, 隐层状态向量 h_t 依赖于当前特征 p_t 和前一刻的隐层状态向量 h_{t-1} , 公式如下:

$$h_t = \tanh(W_{ph}p_t + W_{hh}h_{t-1} + b_h) \quad (7)$$

其中, W_{ph} , b_h 和 W_{hh} 都是可学习的参数矩阵,

$\tanh(\cdot)$ 激活函数独立地应用到其它输入的每个元素, 提取最后时刻的隐层状态 h_t , 即为融合了时间信息的心率特征。

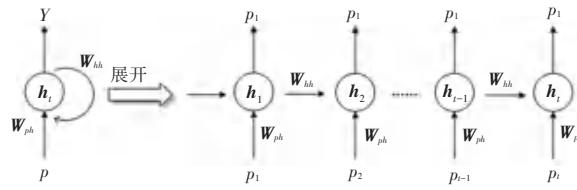


图 2 心率特征的提取

Fig. 2 Heart rate feature extraction

2.3 特征融合与疲劳识别方法

特征融合与疲劳识别的模型如图 3 所示。通过特征拼接的方式对提取出的面部行为特征和心率特征进行融合, 得到融合后的特征为 G_t :

$$G_t = [h_t, x] \quad (8)$$

其中, $[\cdot, \cdot]$ 代表拼接操作。

采用多层感知机(MLP)模型进行疲劳识别, 该模型包含一个输入层, 4 个隐藏层和一个输出层。将拼接后的特征作为模型的输入, 为了防止过拟合, 在隐藏层中加入 dropout 正则化, 选取 $p = 0.5$, 即在每次迭代的训练过程中随机丢弃一半的隐藏节点, 最后, 使用 Softmax 函数来放大每个分类结果之间的差异, 以实现疲劳识别。

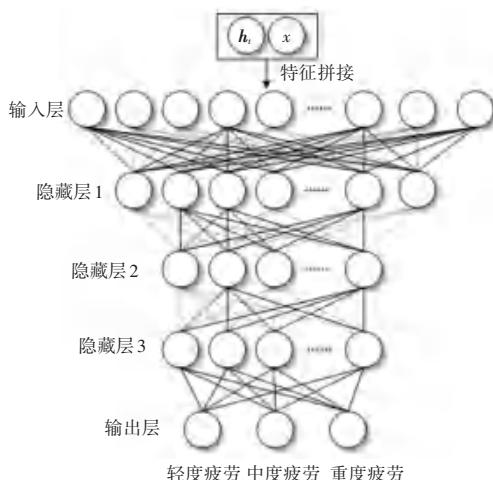


图 3 特征融合与疲劳识别模型

Fig. 3 Feature fusion and fatigue recognition model

3 实验与分析

3.1 实验设计

为了验证模型的可行性和准确性, 本文进行了工位作业模拟实验。实验对象为 12 名大学生(8 名男生, 4 名女生), 年龄在 21~25 岁之间, 健康状态

良好, 作息规律。在实验开始后, 每隔 5 min 让实验者根据自身的身体和生理状况填写一份问卷, 评估其主观感觉疲劳程度。该问卷中每个问题的自觉感知用力程度(RPE)值为 0~4, 计算所有问题的 RPE 总值, 确定当前的疲劳等级, 并将其作为该时间段的数据标签。为划分疲劳等级, 本文使用修改过的 Borg 量表^[13] 区间范围: RPE 值在 5~7, 认为其处于轻度疲劳状态^[13]; 当 RPE 值在 7~13 时, 认为其处于中度疲劳状态; 当 RPE 值在 13~20 时, 认为其处于重度疲劳状态。

3.2 数据收集

在实验过程中使用 Polar H10 心率带收集实验者的心率数据, 并通过摄像头记录实验者的面部视频数据, 每个实验过程持续 3 h。在每次实验完成后, 将心率数据以.csv 格式导出, 将视频数据以 1 080 p, 30 fps 的格式导出。随后, 以 1 min 为单位对视频数据进行切分, 并同时切分出相对应时间内心率数据, 以确保每个样本包含视频数据和心率数据。

为降低数据量并简化模型训练难度, 对每个 1 min 的视频样本进行每秒钟抽取 3 帧处理, 从而得到包含 180 帧的图片序列。同时将 1 min 的心率样本等分为 6 段, 提取每一段心率的统计特征, 形成心率样本统计值特征的时间序列。本文共采集 424 组数据样本, 由于数据的缺失和异常数据, 选取其中 400 组样本, 并将其按 8 : 2 划分为训练集和测试集。

3.3 实验结果分析

模型训练过程中呈现显著的收敛趋势, 模型损失值曲线如图 4 所示, 训练损失持续下降; 模型的准确率曲线如图 5 所示, 分类准确率稳步提升。值得注意的是, 训练集与测试集的损失曲线及准确率曲线均保持高度同步, 表明模型在训练过程中未出现明显过拟合迹象, 具有稳定的泛化性能。

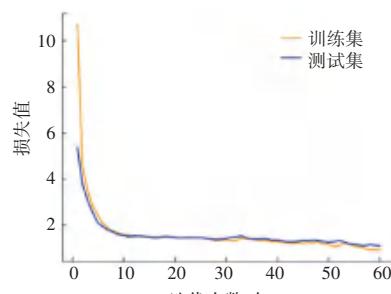


图 4 模型的损失值曲线

Fig. 4 Loss curve of the model

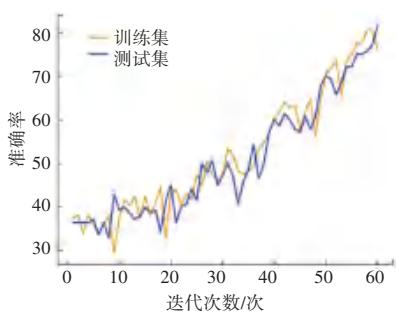


图 5 模型的准确率曲线

Fig. 5 Accuracy curve of the model

此外,本文还重新分配数据集并训练模型,分别对比了模型在减少一类疲劳程度(只有轻度疲劳和重度疲劳)和增加一类疲劳程度(分别为无疲劳,轻度疲劳,中度疲劳和重度疲劳)下的效果,结果见表 1。

模型在 2 分类、3 分类和 4 分类下的混淆矩阵如图 6 所示。从图 6 可以观察到,在不同分类任务下,模型的准确率呈递减趋势,在 2 分类任务中,模

型的准确率为 91.25%;在 3 分类任务中,准确率下降至 81.25%;在 4 分类任务中,准确率进一步下降至 62.5%。在 3 分类和 4 分类任务中,不同类别之间的聚类更加接近。此外,从图 6 中还可以观察到,在 3 分类和 4 分类任务中,将疲劳等级识别为相邻等级的概率要远大于识别为相差两个等级的概率。在 3 分类任务中,将重度疲劳识别为轻度疲劳的样本只有 1 个,而将其识别为中度疲劳的样本有 4 个。在 4 分类任务中,将无疲劳识别为轻度疲劳的样本有 5 个,而将其识别为中度疲劳和重度疲劳的样本分别只有 1 个和 0 个。

表 1 不同类别的 RPE 值

Table 1 Labelling of different classes using RPE values

RPE	5-7	7-11	11-13	13-15	15-20	准确率/%
2 分类	0	0	0	0	1	91.25
3 分类	0	1	1	2	2	81.25
4 分类	0	1	2	2	3	62.50

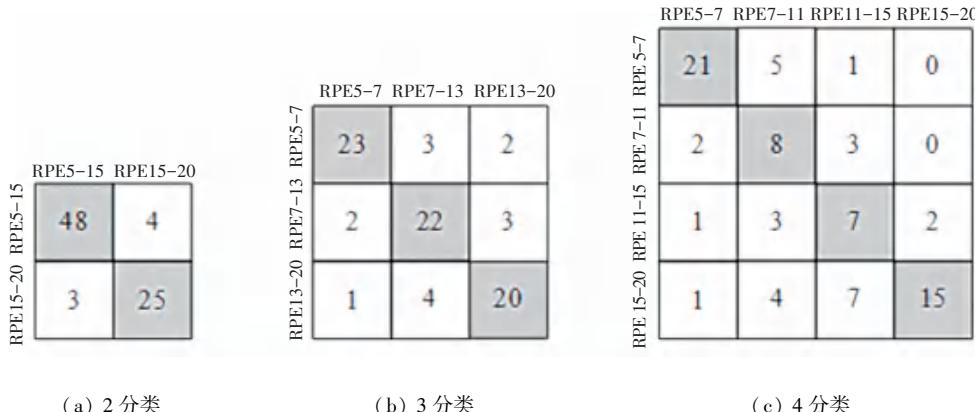


图 6 模型的混淆矩阵

Fig. 6 Models' confusion matrice

3.4 疲劳识别方法对比

将本文提出的模型与 ANN (Artificial Neural Network)、PCA (Principal Component Analysis) + SVMs (Support Vector Machines)、CNN (Convolutional Neural Network) 3 种疲劳识别模型进行对比实验,结果见表 2。由表 2 可知,现有疲劳评估研究主要集中于单一模态:一类是基于人机交互行为特征(鼠标/键盘操作模式)构建疲劳识别模型;另一类是依赖于生理信号特征如脑电图(EEG)和心电图(ECG),都取得了较高准确率,但其单维度评估范式难以全面捕捉疲劳的多维表征,如生理-行为协同效应等。本文提出心率特征与面部行为特征的融合评估框架,通过双模态数据互补提升识别鲁棒性。

表 2 不同疲劳识别方法对比

Table 2 Different fatigue recognition research

模型	特征来源	分类	准确率/%
ANN ^[14]	键鼠数据	2 分类	81.00
PCA+SVMs ^[15]	EEG	2 分类	80.00
CNN ^[16]	ECG、EEG	2 分类	95.10
本文提出模型	面部特征、EEG	2 分类	91.25

现有疲劳评估研究主要集中于单一模态:一类基于人机交互行为特征(鼠标/键盘操作模式);另一类方法则依赖于生理信号特征(EEG、ECG)。尽管这些方法取得了较高准确率,但其单维度评估范式难以全面捕捉疲劳的多维表征(如生理-行为协同效应)。本文提出心率特征与面部行为特征的融合

评估框架,通过双模态数据互补提升识别鲁棒性。

4 结束语

本文提出了一种基于数据融合的工位作业疲劳识别模型,通过融合作业者的心率特征和面部行为特征,以综合评估其疲劳程度。首先,使用 VGG-16 网络提取帧特征,通过 LSTM 网络融合时序帧特征,生成面部行为特征;其次,利用 RNN 网络提取作业者的心率时序特征;最后,将面部行为特征和心率特征拼接,并输入多层感知机(MLP)完成疲劳识别。实验结果表明,所提出模型在 3 分类中的准确率为 81.25%。此外,模型在 2 分类和 4 分类任务下的准确率分别为 91.25% 和 62.50%。

参考文献

- [1] CLARK C. VDT health hazards: A guide for end users and managers [M]//Effective Healthcare Information Systems. Hershey: IGI Global Scientific Publishing, 2002: 158–168.
- [2] GERASSIS S, ABAD A, TABOADA J, et al. A comparative analysis of health surveillance strategies for administrative video display terminal employees[J]. BioMedical Engineering OnLine, 2019, 18(1) : 118.
- [3] NI Z, SUN F, LI Y. Heart rate variability – based subjective physical fatigue assessment[J]. Sensors, 2022, 22(9) : 3199.
- [4] BUTKEVIČIŪTĖ E, MICHALKOVIČ A, BIKULČIENĖ L. Ecg signal features classification for the mental fatigue recognition[J]. Mathematics, 2022, 10(18) : 3395.
- [5] LI J, LI H, UMER W, et al. Identification and classification of construction equipment operators' mental fatigue using wearable eye-tracking technology[J]. Automation in Construction, 2020, 109: 103000.
- [6] XU X, TANG J, XU T, et al. Mental fatigue degree recognition based on relative band power and fuzzy entropy of EEG [J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2023, 20(2) : 1447.
- [7] 赵俐. 基于面部特征的疲劳检测系统的设计与实现 [D]. 济南: 济南大学, 2021.
- [8] ALFAVO – VIQUEZ D, ZAMORA – HERNANDEZ M A, AZORÍN-LÓPEZ J, et al. Visual analysis of fatigue in Industry 4.0[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2024, 133(1) : 959–970.
- [9] ZHU M, LI G, HUANG Q. Recognizing unsafe behaviors of workers by frequency domain features of facial motion information [J]. Multimedia Tools and Applications, 2024, 83(3) : 8189–8205.
- [10] YI Y, ZHANG H, ZHANG W, et al. Fatigue working detection based on facial multifeature fusion [J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(6) : 5956–5961.
- [11] NASIRZADEH F, MIR M, HUSSAIN S, et al. Physical fatigue detection using entropy analysis of heart rate signals [J]. Sustainability, 2020, 12(7) : 2714.
- [12] 王天博. 单调作业疲劳测量及作业相关影响因素研究 [D]. 沈阳: 东北大学, 2022.
- [13] BORG G A. Psychophysical bases of perceived exertion [J]. Medicine and Science in Sports and Exercise, 1982, 14 (5) : 377–381.
- [14] PIMENTA A, CARNEIRO D, NEVES J, et al. A neural network to classify fatigue from human – computer interaction [J]. Neurocomputing, 2016, 172: 413–426.
- [15] XIAO H, DUAN Y, ZHANG Z, et al. Detection and estimation of mental fatigue in manual assembly process of complex products [J]. Assembly Automation, 2018, 38(2) : 239–247.
- [16] MONTEIRO T G, SKOURUP C, ZHANG H. Optimizing CNN hyperparameters for mental fatigue assessment in demanding maritime operations[J]. IEEE Access, 2020, 8: 40402–40412.