

基于面部视觉特征的精神疲劳可拓辨识模型

陈云华 余永权 张 灵 丁伍洋

(广东工业大学计算机工程系 广州 510006)

摘 要 在基于面部视觉特征的精神疲劳辨识中,被测者的生活、工作负担和睡眠质量等背景信息对于准确辨识疲劳具有非常重要的作用,但却无法直接从面部视频中获取。为此,以可拓学的理论和思想方法为基础,结合经典数学的一些方法和现有的计算机视觉技术,提出并构建了一种全新的精神疲劳可拓辨识模型。该模型基于矛盾转化的思想,将无法直接从面部视频中获取到的背景信息转化为与之相关联的可以直接从面部视频中获取到的面部疲态的计算,并融合现有的面部疲劳特征进行精神疲劳辨识。实验结果验证了该模型的有效性。

关键词 精神疲劳辨识模型,可拓集合,可拓变换,面部疲态,关联函数

中图分类号 TP391 文献标识码 A

Mental Fatigue Recognition Extension Model Based on Facial Visual Cues

CHEN Yun-hua YU Yong-quan ZHANG Ling DING Wu-yang

(Department of Computer Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract The background information, such as life burden, work load and sleep quality, plays a very important role in mental fatigue recognition based on facial visual cues, however, they cannot be directly extracted from facial video. Based on the theory, ideals and methods of extenics, combined with some classic mathematical methods and existing computer vision technology, this paper proposed a new mental fatigue extension recognition model. Based on the idea of contradictions transformation, the background information which cannot be directly extracted from the facial video is translated into the corresponding facial fatigue appearance in the model, and the facial fatigue appearance can be directly extracted from the facial video. And this model also proposes a fusion approach for existing facial fatigue visual cues and facial fatigue appearance to recognize mental fatigue. The experimental results verify the validity of the model.

Keywords Mental fatigue recognition model, Extension set, Extension transformation, Facial fatigue, Correlation function

1 引言

精神疲劳,又称脑力疲劳(mental fatigue),是指一种缺乏动机与警觉的主观感觉,主要表现为头脑昏沉、注意力不易集中、思考困难、健忘、欲望降低、工作效率低下、易出差错等。随着脑力劳动在人类生产生活中所占的比重越来越大,精神疲劳所产生的负面影响也越来越大,几乎涉及到社会经济、军事、日常生活的各个方面。随着工业化水平的提高,对人体精神疲劳进行动态测量和实时分析的要求也越来越迫切,特别在一些关键的生产部门和场合,如机场调度系统、核电站、大型电力系统等,有效地评估人体的精神疲劳程度,可以合理安排工作时间和班次,从而防止恶性事故,确保人身安全。基于计算机视觉的疲劳监测,由于其具有可推广性和非侵扰性等优势,已经成为疲劳监测的主流发展方向。对精神疲劳者面部视频图像进行观察后发现,精神疲劳者与非疲劳者在眼部行为特征和面部表情方面存在差异。其中,眼部行为特征包括:短时间内眨眼次数增加、每次眨眼时间变长(即眼皮闭合

速度变慢)、目光呆滞(即眼球的活动频率降低)、视野范围变窄;面部表情则包括主要的面部肌肉处于无表情状态、常常伴随频繁的哈欠动作。当精神疲劳到达一定的程度后,除了眼睛和表情发生变化外,甚至会出现打盹的情况(即将头部低下来,同时为了清醒头脑,又猛地将头抬起),打盹的时候头部会出现类似哈欠的上下往复运动。事实上,对驾驶疲劳的研究^[1]结果也总结出了类似的规律,并且针对上述规律,进行了相应特征的获取和分析的研究,主要包括 PERCLOS(单位时间内眼皮闭合的时间比)、AECS(眼皮闭合的平均速度)、GAZEDIS(视线分布范围)、PERSAC(视线跳动频率)、Yawn-Freq(哈欠频率)、NodFreq(点头频率)等特征的获取和分析。每种特征与精神疲劳的相关性怎样,除了 PERCLOS 已经在 1998 年被美国交通部证实与驾驶疲劳的相关性最高之外,其它几项特征与精神疲劳的相关性以及这些特征将以何种关系共存还有待研究。此外,利用计算机视觉技术所获取到的这些视觉特征往往是模糊的、不完整的、局部的、不确定的、不断随着时间演变的,而且,人脸的视觉特征会因为年龄、体重、健

收稿日期:2012-03-20 返修日期:2012-06-20 本文受国家自然科学基金(60272089),广东省科技计划国际合作项目(2010B050400007)资助。

陈云华(1977-),女,博士生,讲师,主要研究方向为图像处理、可拓检测;余永权(1947-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为可拓检测;张 灵(1968-),女,博士,教授,主要研究方向为数字信号处理及自动化装备等;丁伍洋(1988-),男,硕士生,主要研究方向为图像处理。

康状况、脸型等因素不同而存在很大的差异。疲劳的产生有很多方面的因素,包括:睡眠的数量和质量、生理节奏、工作环境、健康状况等,并且这些因素彼此之间相互作用,已有的研究成果^[2]已经证明融合背景信息的疲劳检测的准确性要高于仅仅依据视觉特征进行的疲劳检测,但是背景信息的获取主要是采用主观调查表和先验概率估计的方式,带有主观性,而且很难自动获取。由上分析,可将“基于面部视觉特征的精神疲劳辨识”这一课题的目标描述为:获取与精神疲劳相关的特征,包括精神疲劳的外在表现和产生的因素;条件描述为:现有的面部视频和图像处理技术。显然,目标和条件之间产生了矛盾,“基于面部视觉特征的精神疲劳辨识”课题是一个矛盾问题,对这种矛盾问题,用经典集或模糊集都是无法描述的,而可拓集合则是处理这类矛盾问题的一种数学工具。鉴于此,本文从解决矛盾问题的角度,以可拓学^[3]的理论和思想方法为基础,结合经典数学的一些方法,提出了一种全新的精神疲劳辨识模型。可拓学是我国学者蔡文于1983年创立的一门新学科,该学科为利用计算机解决矛盾问题提供了一套形式化的理论、方法和工具。

2 可拓学的关联函数与可拓集合的划分

2.1 可拓学的关联函数

在可拓学中,用关联函数来刻画任意元素对给定可拓集合的关联程度,关联函数的定义如下:

设 $X_0 = \langle a, b \rangle, X = \langle c, d \rangle$, 且 $X_0 \subset X$, 记 X_0 和 X 的公共端点为 x_z (若无公共端点, 则 x_z 为空), 则对任意 $x \neq x_z$,

$$k(x) = \begin{cases} \frac{\rho(x, X_0)}{D(x, X_0, X)} - 1, & \rho(x, X) = \rho(x, X_0) \text{ and } x \notin X_0 \\ \frac{\rho(x, X_0)}{D(x, X_0, X)}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

称 $k(x)$ 为点 x 关于 X_0 和 X 在 X_0 中点取得最大值的初等关联函数。其中, $\rho(x, X_0)$ 为点 x 与区间 X_0 之距。 $D(x, X_0, X)$ 为点关于区间 X_0 和 X 组成的区间套的值。 $\rho(x, X_0)$ 和 $D(x, X_0, X)$ 的定义见参考文献^[3]。

关联函数具有如下性质:

- (1) $x \in X_0$, 且 $x \neq a, b \Rightarrow k(x) > 0$;
- (2) $x = a$ 或 $x = b \Rightarrow k(x) = 0$;
- (3) $x \notin X_0, x \in X$, 且 $x \neq a, b, c, d \Rightarrow -1 < k(x) < 0$;
- (4) $x = c$ 或 $x = d \Rightarrow k(x) = -1$;
- (5) $x \notin X_0$, 且 $x \neq c, d \Rightarrow k(x) < -1$;
- (6) 当 $x = \frac{a+b}{2}$ 时, $k(x) = 1$ 达到最大。

2.2 可拓集合的定义及论域的划分

可拓集合的定义可描述为: 设 U 为论域, $u \in U$ 是 U 中的任一元素, u 是 U 中的任一元素, k 是 U 到实域 I 的一个映射, $T = (T_U, T_k, T_u)$ 是给定的变换, 称

$$\tilde{E}(T) = \{(u, y, y') \mid u \in T_U U, y = k(u) \in I, y' = T_k k(T_u u) \in I\}$$

为论域 U 上的一个可拓集, $y = k(u)$ 为 $\tilde{E}(T)$ 的关联函数, $y' = T_k k(T_u u)$ 为可拓函数。其中 T_U, T_k, T_u 分别为对论域 U 、关联准则函数 k 和元素 u 的变换。当 $T \neq e$ 时, 有:

(1) 正稳定域

$$E_+(T) = \{(u, y, y') \mid u \in T_U U, y = k(u) > 0, y' = T_k k$$

$$(T_u u) > 0\}$$

(2) 负稳定域

$$E_-(T) = \{(u, y, y') \mid u \in T_U U, y = k(u) < 0, y' = T_k k$$

$$(T_u u) < 0\}$$

(3) 正可拓域

$$E_+(T) = \{(u, y, y') \mid u \in T_U U, y = k(u) \leq 0, y' = T_k k$$

$$(T_u u) > 0\}$$

(4) 负可拓域

$$E_-(T) = \{(u, y, y') \mid u \in T_U U, y = k(u) \geq 0, y' = T_k k$$

$$(T_u u) < 0\}$$

(5) 拓界

$$J_0(T) = \{(u, y, y') \mid u \in T_U U, y' = T_k k(T_u u) = 0\}$$

可拓集合吸引人的地方, 不在于它的域划分, 而在于域的转化。正可拓域, 实质上是把原来的负域的一部分, 转化为正域的一部分。负可拓域, 实质上是把原正域的一部分, 转化为负域的一部分。可拓集合的划分示意图如图1所示。

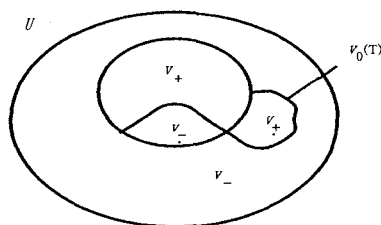


图1 可拓集合域的划分示意图

可拓集的这种特点, 使得它可以作为矛盾问题转化的定量化工具和理论指导。这也是可拓集有别于其他集合的最大亮点和作用。

3 精神疲劳可拓辨识模型

3.1 精神疲劳者物元模型

利用文献^[3]中给出的拓展分析方法对精神疲劳进行拓展分析, 建立精神疲劳物元如下, 为表述方便, 使用 MF 作为对“精神疲劳”的简写:

$$M = \left[\begin{array}{lll} \text{MF 者面部 } O, & \text{PERCLOS}(c_1), & v^1 \in V^1 \\ & \text{ACES}(c_2), & v^2 \in V^2 \\ & \text{GazeDis}(c_3), & v^3 \in V^3 \\ & \text{PERSAC}(c_4), & v^4 \in V^4 \\ & \text{YawnFreq}(c_5), & v^5 \in V^5 \\ & \text{NodFreq}(c_6), & v^6 \in V^6 \\ \text{工作生活背景}(c_7), & & v^7 \in V^7 \\ \text{环境因素等}(c_8), & & v^8 \in V^8 \end{array} \right] \quad (2)$$

式中, 工作生活背景信息特征 (c_7) 主要包括睡眠的数量和质量、生理节奏、工作环境、健康状况等; 环境因素包括背景噪音、温度、湿度等; v^i ($i = 1, \dots, 8$) 表示特征 c_i 所取的量值, v^i 与 v^j 可以具有相同量纲, 也可以具有不同量纲; V^i ($i = 1, \dots, 8$) 表示特征的量值的取值范围。

3.2 物元特征的可拓集合和可拓变换

以物元特征及该特征利用面部视觉信息是否可计算构建可拓集合 $\tilde{E}(T_c)$ 。

$$\tilde{E}(T_c) = \{(c, y, y') \mid c \in T_U U^c, y = k(c), y' = T_k k(T_c c)\}$$

式中, 论域为: $U^c = \{c_1, c_2, c_3, c_4, c_5, c_6, c_7, c_8\}$, 关联准则函数

定义为:

$$\begin{cases} k(c_j) > 0, & \text{利用视觉特征可计算} \\ k(c_j) = 0, & \text{不确定是否可计算} \\ k(c_j) < 0, & \text{利用视觉特征不可计算} \end{cases} \quad (3)$$

当可拓变换 $T_c = e$ 时, 可把论域划 U^c 分为 3 部分:

(1) 正域

$$V = \{c | c \in U^c, k(c) > 0\} = \{c_1, c_2, c_3, c_4, c_5, c_6\}$$

(2) 负域

$$\bar{V} = \{c | c \in U^c, k(c) < 0\} = \{c_7, c_8\}$$

(3) 零界

$$V_0 = \{c | c \in U^c, k(c) = 0\} = \emptyset$$

对物元 M 的特征进行分析后发现, 工作生活背景信息无法直接从面部视频获取到。但是, 这些背景信息却可能会在人的面部有所反应, 实际上上海交通大学医学院李仕维等人的研究也表明: 人体在疲劳时因其疲劳程度、所涉范围的大小, 在人体面部会出现面色和精神状态的变化^[4]。因此, 对 c_7 进行可拓变换, 可使其从负域中的元素变为正域中的元素, 即 c_7 为正可拓域中的元素; 而环境因素如背景噪音和温度等仅从面部视频无法获取其信息, 因此 c_8 为负稳定域中的元素, 设对 c_7 进行的可拓变换为 T_c , 当可拓变换 $T_c \neq e$ 时, 论域划分可表示如下:

$$\text{正稳定域: } V_+ = \{c_1, c_2, c_3, c_4, c_5, c_6\}$$

$$\text{正可拓域: } V_{T_c} = \{c_7\}$$

$$\text{拓界: } V_0 = \emptyset$$

$$\text{负可拓域: } V_- = \emptyset$$

$$\text{负稳定域: } V_- = \{c_8\}$$

因而, 问题转变为寻求一个可拓变换 T_c , 使得:

$$k(c_7) < 0, \text{ 且 } k(T_c(c_7)) > 0$$

可拓学给出了置换、增删、扩缩、分解、复制等变换的模型。本文针对精神疲劳辨识这一具体应用, 定义一种置换变换如下:

$$T_c' = \begin{cases} \text{置换, 接受对象 } C_1 T_c', & u_{C_1 T_c'} = c_7 = \text{背景信息} \\ \text{变换结果 } C_2 T_c', & u_{C_2 T_c'} = c_7' = \text{面部精气神} \\ \text{置换方法 } C_3 T_c', & u_{C_3 T_c'} = \text{变换论域} \end{cases} \quad (4)$$

更进一步, 对 $u_{C_2 T_c'}$ 进行分析发现, 其值也无法直接从面部视觉信息获取到。但是, 面部精气神变化导致面部视频中一些视觉特征如颜色、纹理等出现变化, 比如, 长期睡眠困难会导致肤色晦暗、黑眼圈和眼袋出现等, 会呈现出一种面部形态的改变, 本文将这种形态称为“面部疲劳形态”。因此, 再次对 c_7' 进行置换变换, 对应的变换描述如下:

$$T_c'' = \begin{cases} \text{置换, 接受对象 } C_1 T_c'', & u_{C_1 T_c''} = c_7' = \text{面部精气神} \\ \text{变换结果 } C_2 T_c'', & u_{C_2 T_c''} = c_7'' = \text{面部疲劳态} \\ \text{置换方法 } C_3 T_c'', & u_{C_3 T_c''} = \text{变换论域} \end{cases} \quad (5)$$

因此:

$$T_c = T_c'' \cdot T_c' \quad (6)$$

论域 U^c 的负域中的元素 c_7 经过可拓变换 T_c 后变成了论域 U^c 的正域中的元素 c_7'' , c_7'' 的量值可以利用图像纹理特征提取算法获取到。此时, 论域 U^c 的划分如下:

(1) 正域

$$V = \{c | c \in U^c, k(c) > 0\} = \{c_1, c_2, c_3, c_4, c_5, c_6, c_7''\}$$

(2) 负域

$$\bar{V} = \{c | c \in U^c, k(c) < 0\} = \{c_8\}$$

(3) 零界

$$V_0 = \{c | c \in U^c, k(c) = 0\} = \emptyset$$

相应地, 物元 M 变为 M' :

$$M' = \begin{cases} \text{MF 者面部 } O, \text{ PERCLOS}(c_1), & v^1 \in V^{c_1} \\ \text{ACES}(c_2), & v^2 \in V^{c_2} \\ \text{GazeDis}(c_3), & v^3 \in V^{c_3} \\ \text{PERSAC}(c_4), & v^4 \in V^{c_4} \\ \text{YawnFreq}(c_5), & v^5 \in V^{c_5} \\ \text{NodFreq}(c_6), & v^6 \in V^{c_6} \\ \text{面部疲劳态}(c_7''), & v^7 \in V^{c_7''} \end{cases} \quad (7)$$

特征变换及可测疲劳特征集合的构建流程如图 2 所示。

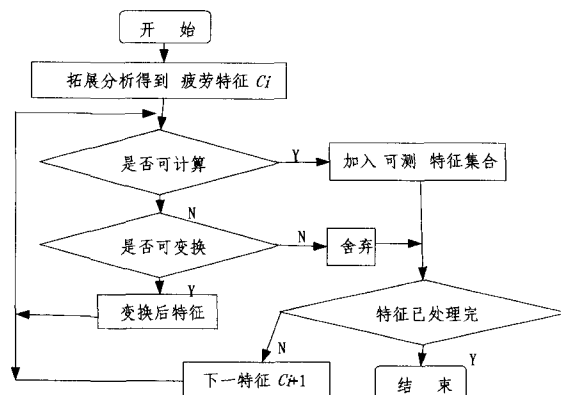


图 2 可测疲劳特征集合的构建流程

3.3 精神疲劳可拓辨识

3.3.1 精神疲劳划分与样本标注

按照可拓学的思想对人体精神疲劳程度进行划分, 将精神状态分为清醒、疑似疲劳和疲劳 3 个等级, 分别用 V^1 , V^2 , V^3 表示。

采取 S 名专家投票的方式标注 N 个样本中每一个样本的疲劳值。按照 7 个特征标准总共标注 7 轮, 每一轮针对 1 个特征标准进行标注。对某一个样本, 进行“疲劳”和“清醒”的投票, 票数分别记为 cnt_j^1 和 cnt_j^3 , 标注的规则如下:

- (1) 如果 $cnt_j^1 > 0.6S$, 标注为疲劳, 且疲劳值为 cnt_j^1 / S ;
- (2) 如果 $cnt_j^3 > 0.6S$, 标注为清醒, 且疲劳值为 $-cnt_j^3 / S$;
- (3) 其它标注为疑似疲劳, 且疲劳值为 $(cnt_j^1 - cnt_j^3) / S$ 。

将每个样本的标注结果记为 V_{jk}^i , $i=1, 2, 3, j=1, \dots, 7$, $k=1, \dots, N$, 其中, i 代表疲劳等级, j 代表特征编号, k 代表样本编号。

3.3.2 各个特征的经典域和节域确定

为了能够利用关联函数解决实际问题, 可拓学中给出了经典域和节域的概念, 其分别与关联函数表达式中的区间 X_0 和 X 相对应。可拓学中对经典域的描述是“符合要求的量值范围”, 对节域的描述是“量值允许的取值范围”。本文针对精神疲劳辨识这一实际应用, 给出经典域和节域的定义为: 经典域代表在疲劳等级 V^i 下, 以较大概率 P_{\max} 出现的各个特征的量值范围; 节域代表各个特征量值所有可能的取值范围。特征 c_j 相对于疲劳等级 V^i 的经典域和节域分别记为 $X_{0j}^i = [a, b]$ 和 $X_j^i = [c, d]$ 。

下面给出经典域和节域的确定方法和步骤:

- 1) 对 N 个样本, 利用计算机视觉技术分别提取 7 种特征

值 $V_{jk}^c, j=1, \dots, 7, k=1, \dots, N$ 。

2) 对任意一组标注的疲劳等级和特征 (V^f_i, c_j) , 找出所对应的样本的特征量值 $v_k^f \in V^f_i, k=1, \dots, N$, 由此可以得到 $i \times j=21$ 组数据的集合 S_{ij} , 将每一组数据的集合 S_{ij} 中的特征量值作为自变量, 疲劳等级作为函数值。假设某一疲劳等级所对应特征 c_j 的不同测试样本的值满足高斯分布, 利用最大似然估计求取高斯分布的参数向量 $\theta_j = (\mu_j, \delta_j)$, 其中 μ_j 和 δ_j 分别表示样本均值和方差的最大似然估计。

3) 确定经典域和节域。

如果样本数据具有近似于正态分布的概率分布, 则约 68% 的数值分布在距离平均值有 1 个标准差之内的范围, 约 95% 的数值分布在距离平均值有 2 个标准差之内的范围, 以及约 99.7% 数值分布在距离平均值有 3 个标准差之内的范围。称其为“68-95-99.7 法则”或“经验法则”。根据高斯分布的上述特点, 结合经典域和节域的定义, 取经典域和节域如下:

$$X_{0j}^f = [\mu_j^f - 3\delta_j^f, \mu_j^f + 3\delta_j^f] \quad (8)$$

$$X_j^f = [\mu_j^f - \lambda\delta_j^f, \mu_j^f + \lambda\delta_j^f] \quad (9)$$

式中, $i=1, 2, 3; j=1, \dots, 7, \lambda > 3$, 其值根据样本集合中的最大值和最小值来自适应地确定。经典域和节域可表示成如下物元形式:

$$R_p = (P_{f_i}, C, X_{0j}^f) \begin{bmatrix} P_{f_i}, c_1, \langle \mu_1^f - 3\delta_1^f, \mu_1^f + 3\delta_1^f \rangle \\ c_2, \langle \mu_2^f - 3\delta_2^f, \mu_2^f + 3\delta_2^f \rangle \\ \vdots \\ c_7, \langle \mu_7^f - 3\delta_7^f, \mu_7^f + 3\delta_7^f \rangle \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$R_0 = (P_{f_i}, C, X_j^f) \begin{bmatrix} P_{f_i}, c_1, \langle \mu_1^f - \lambda\delta_1^f, \mu_1^f + \lambda\delta_1^f \rangle \\ c_2, \langle \mu_2^f - \lambda\delta_2^f, \mu_2^f + \lambda\delta_2^f \rangle \\ \vdots \\ c_7, \langle \mu_7^f - \lambda\delta_7^f, \mu_7^f + \lambda\delta_7^f \rangle \end{bmatrix} \quad (11)$$

3.3.3 各个特征与疲劳辨识的相关性分析

显然, 物元 M 的 7 个特征对精神疲劳辨识的贡献程度是不同的, 必须要对它们进行分析。为此利用皮尔逊相关分析对每个特征与疲劳的相关程度进行分析, 得到皮尔逊相关系数, 记为 r_j , 对相关系数进行归一化, 结果作为特征对疲劳的贡献度, 即特征的权重可表述为:

$$w_j = r_j / \sum_{j=1}^7 r_j \quad (12)$$

3.3.4 基于综合关联度确定被测者疲劳等级

根据标注结果, 可对样本进行划分, 将样本分为清醒者、疑似疲劳者和疲劳者, 对应的物元集合可表示为 $\{O(V^1)\}, \{O(V^2)\}, \{O(V^3)\}$ 。给定一个测试者, 对其精神疲劳进行辨识的过程可表述为, 根据经典域和关联函数, 可以分别求取测试者相对于 3 个集合的综合关联度, 综合关联度最大的集合所表示的概念即为测试者的疲劳辨识结果。

测试者物元如下:

$$R = (P, C, V) = \begin{bmatrix} P, & c_1, & v_1 \\ & c_2, & v_2 \\ & \vdots & \vdots \\ & c_7, & v_7 \end{bmatrix} \quad (13)$$

求取测试者的各个特征值与清醒者、疑似疲劳者和疲劳者 3 个集合的对应特征的关联度, 由关联度构成的矩阵可表述如下:

$$K_c = \begin{bmatrix} kv_{f_1 c_1} & kv_{f_1 c_2} & \dots & kv_{f_1 c_7} \\ kv_{f_2 c_1} & kv_{f_2 c_2} & \dots & kv_{f_2 c_7} \\ kv_{f_3 c_1} & kv_{f_3 c_2} & \dots & kv_{f_3 c_7} \end{bmatrix} \quad (14)$$

测试者对疲劳概念 f_i 的综合关联度为:

$$K_{f_i} = \sum_{j=1}^7 w_j \cdot kv_{f_i c_j} \quad (15)$$

其中, 测试者 P 的精神疲劳辨识结果为:

$$f_p = \arg \max \{K_{f_i}\} \quad (16)$$

最后, 为便于与其它疲劳辨识模型进行比较, 将所有测试者的辨识结果进行归一化:

$$f_p' = f_p / (\max\{f_i\} - \min\{f_i\}), i=1, \dots, N \quad (17)$$

式中, N 表示测试者个数(视频段数)。

4 实验结果与比较

4.1 实验数据准备

用摄像头拍摄人脸视频图像, 有疲劳行为特征的视频 50 段, 无疲劳行为特征 50 段, 其中包括脸部有疲态者视频 20 段, 脸部无疲态者视频 30 段; 为了适用于 7 种特征的提取, 每段视频持续 5min 左右作为实验数据。其中, 有疲劳行为特征是指视频中的被拍者出现频繁眨眼、慢速眨眼、打呵欠、打盹、发呆其中一种或者多种行为, 无疲劳行为特征指视频中的被拍者未出现上述任何一种行为。有疲态者指由被测者和拍摄者共同确认被拍者在拍摄时是处在一种较为疲劳的状态, 并且这种状态在被拍者脸部有所反映; 无疲态者指由被测者和拍摄者共同确认被拍者在拍摄时是处在一种精力充沛的状态, 并且这种状态在被拍者脸部有所反映。选取有疲劳行为视频 40 段、无疲劳行为有疲态者视频 15 段、无疲劳行为无疲态者视频 15 段作为测试样本数据; 剩下的 30 段视频作为测试数据。

4.2 特征值计算

在本文给出的 7 种特征中, 有 6 种特征可以按照参考文献中给定的方法进行计算, 在此, 本文将给出特征和参考文献的对应关系。还有一种特征即 c_7 “面部疲态”, 是本文经过研究和实验后提出的, 具体提取方法在作者的另外一篇文稿中进行了详细描述, 在此, 本文将概述其思路和方法。

1. $c_1 - c_6$ 的提取方法见表 1。

表 1 特征与其计算方法所在的文献

特征	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	c_6
文献	[5]	[6]	[7]	[8]	[9]	[10]

2. 脸部疲态特征值计算

本文对 10 多名 35 岁到 45 岁的慢性疲劳患者的视频进行观察后发现, 这些人的皮肤和眼神较为暗淡; 普遍眉头下压, 在眉头部位形成若隐若现的“川”字形; 嘴角下压; 大部分人眼袋较为明显, 面部呈现出与普通健康者不太一样的形态, 本文将这种形态称作是“面部疲态”。这种形态反映在视频图像上可表现为面部光泽度、眼袋、印堂纹理和嘴唇中缝线形状的差异。针对差异所呈现出的特定视觉特征, 采用相应的方法提取其特征。首先对人脸进行分块, 分块示意图如图 3 所

示。采用局部二值模式(LBP)^[11]提取面部光泽度及眼睛神采特征(对应于白色分块);采用 Gabor 小波滤波器^[12]提取弯月形突起的眼袋特征及印堂“川”字型纹理特征(对应于黑色分块);采用轮廓线曲线拟合提取嘴唇中缝线形状特征(对应于灰色分块),将各种特征融合成一种混合特征后,采用流形保持投影^[13]进行特征选择和降维。最后,利用最近邻分类器(KNN)对脸部疲态进行分类,分类时,利用 K 个近邻的投票占总票数的比例作为属于某一概念(疲劳、疑似疲劳、清醒)的分值,该分值即为特征 c_7 的值。



图3 脸部区域分块示意图

4.3 实验结果与比较

为了验证本文模型的有效性,将本文模型计算结果与专家打分结果和 Qiang Ji 等人提出的动态贝叶斯模型^[2]结果进行了比较,对 30 段测试视频的比较结果如图 4 所示,其中打分的专家与对测试样本进行标注的专家为同一群专家。

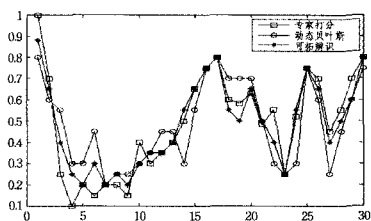


图4 测试视频实验结果对比

从图中可以看出,本文方法与专家打分结果及 Qiang Ji 等人的方法具有很强的相关性;超过半数(18 个,占 60%)的点相对于 Qiang Ji 等人的方法更接近于专家的打分结果,剩下的 12 个点中有 10 个(占 33%)与 Qiang Ji 等人的方法结果相同,只有 2 个(占 7%)点是远离专家打分结果。

结束语 在基于面部视频的实时精神疲劳辨识过程中,融合工作、生活负担及睡眠情况等背景信息的辨识方法的准确性要大大高于未融合背景信息的方法,但是背景信息无法直接从面部视频中获取,在背景信息的重要性与其利用面部视频可获取性方面产生了矛盾。为此,本文通过引入可拓学的矛盾转化思想和方法,结合已有的经典数学工具和计算机视觉技术,提出和构建了一种全新的精神疲劳辨识模型。本文所提出的模型能够将基于面部视频不可计算的工作负担、生活压力、睡眠质量等背景信息转化为与背景信息相关联的,可以有效反映这些背景信息的面部疲态的计算,而后者可以

利用现有的计算机视觉技术进行估计,不需要通过主观调查表的方式获取有关的先验知识和条件概率。概括起来,本文研究的意义在于:第一,为基于面部视频的精神疲劳辨识提供了一种全新的有效模型;第二,为计算机模拟人类智能、自动解决矛盾问题提供了一个典型的应用实例;第三,本文方法也为其它类似矛盾问题的解决提供了一种新的思路。实验结果验证了本文模型的有效性。

参考文献

- [1] Ji Qiang, Zhu Zhi-wei, Lan Pei-lin. Real-Time Nonintrusive Monitoring and Prediction of Driver Fatigue[J]. IEEE Transactions on Vehicular Echnology, 2004, 53(4): 1052-1068
 - [2] Ji Qiang, Lan Pei-lin, Looney C. A Probabilistic Framework for Modeling and Real-Time Monitoring Human Fatigue[J]. IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics, PartA: System and Humans, 2006, 36(5): 862-875
 - [3] 杨春燕,蔡文. 可拓工程[M]. 北京:科学出版社,2007:18-97
 - [4] 李仕维,李乃民,王春燕,等. 人体疲劳面部变化观察[J]. 中国健康月刊,2011,30(7):70-71
 - [5] 王磊,吴晓娟,巴本冬,等. 一种基于视觉的 PERCLOS 特征提取方法[J]. 计算机工程与科学,2006,28(6):52-54
 - [6] Ji Q, Yang X. Real time visual cues extraction for monitoring driver vigilance[C]//Lecture Notes presented at the Proc. Int. Workshop Computer Vision Systems, 2001. Vancouver, Canada: Springer, 2001:107-124
 - [7] 葛宏志. 单目摄像机实现的注视方向估计研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2011
 - [8] Norimatsu Y, Mita S, Kozuka K, et al. Detection of the gaze direction using the time varying image processing[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems, 2003. Vol. 1, Nagoya, Japan: IEEE, 2003:74-79
 - [9] Abtahi S, Hariri B, hammadi S S. Driver Drowsiness Monitoring based on Yawning Detection[C]//International Instrumentation and Measurement Technology Conference 2011. Hangzhou, China, 2011:1606-1610
 - [10] Zhu Z, Ji Q. 3D face pose tracking from an uncalibrated monocular camera[C]// the 17th Int. Conf. on Pattern Recognition, 2004. vol. 4, Cambridge, U. K., 2004:400-403
 - [11] 付晓峰,韦巍. 基于高级局部二元模式直方图映射的表情识别[J]. 模式识别与人工智能, 2009, 22(1):123-128
 - [12] 何源,罗子频,胡东成. 基于测地线活动区域模型的非监督式纹理分割[J]. 软件学报, 2007, 18(3):592-599
 - [13] 张伟,夏利民,罗大庸. 基于流形保持投影的驾驶疲劳识别[J]. 信息与控制, 2011, 40(1):119-123
-
- (上接第 256 页)
- [9] Roth D. On the hardness of approximate reasoning [J]. Artificial Intelligence, 1996, 82(1/2):273-302
 - [10] Jerrum M, Sinclair A. Polynomial-time approximation algorithms for the Ising model [J]. SIAM Journal on Computing, 1993, 22(5):1087-1116
 - [11] Arora S, Barak B. Computational complexity: a modern approach [M]. Cambridge University Press, 2009
 - [12] Jaakkola T M. Tutorial on variational approximation methods [M]. Opper M, Saad D, eds. Advanced Mean Field Methods: Theory and Practice, The MIT Press, 2001:129-159
 - [13] Mooij J M, Kappen H J. Sufficient conditions for convergence of loopy belief propagation [J]. IEEE Information Theory, 2007, 53:4422-4437
 - [14] Minka T. Expectation propagation for approximate Bayesian inference [C]//Proceedings of the 17th Conference on Uncertainty in Artificial Inference, 2001, 17:362-369