

文章编号:1672-3961(2011)04-0061-07

基于模糊理论和三段论推理的电影情感分类

林新棋,严晓明,郑之

(福建师范大学数学与计算机科学学院计算机系,福建福州350007)

摘要:人类情感反应具有模糊属性,针对直接应用视频底层特征识别情感类型难以提高精确度的问题,本研究在情感关联底层特征的基础上引入了模糊隶属函数,采用最大隶属度模糊化原则对底层特征进行处理,最终得到一种蕴含情感信息的特征来描述视频片段,为随后采用三段论推理实现电影情感分类提供了合适的特征,这种特征能缩短情感鸿沟。3类基本情感的分类精确度都超过84%,与现有方法相比,分类精确度平均提高了9.33%。因此本研究所提出的算法能有效地提高电影情感分类的精确度。

关键词:电影情感内容;底层特征;特征强度模糊隶属函数;模糊特征向量;三段论推理

中图分类号:TP391; TP37 **文献标志码:**A

Film affective classification based on fuzzy theory and syllogism inference

LIN Xin-qi, YAN Xiao-ming, ZHENG Zhi

(Department of Mathematics and Computer Science, Fujian Normal University, Fuzhou 350007, China)

Abstract: Due to the fuzzy nature of the human emotional reaction, it is difficult to improve the accuracy only using the low-level features. Based on the relationships between the affect and low-level features obtained by previous workers, the fuzzy membership functions were introduced, and the low-level features were processed by the fuzzy principle of the maximum membership degree. Then a fuzzy feature vector was obtained, which could imply the affective information of the given video clip, and could be used to recognize the affective type by syllogism inference. Experimental results showed that the fuzzy feature vector could shorten the gap between the affects and low-level contents. The classification accuracies of three affects all exceeded 84%. Compared with the existing methods, the total average classification accuracy increased 9.33%, which proved that the proposed algorithm could effectively improve the accuracy of the film affective classification.

Key words: film affective content; low-level feature; fuzzy membership function of feature strength; fuzzy feature vector; syllogism inference

0 引言

随着计算机和网络技术的快速发展,自动视频语义解释成为多媒体领域的一个研究热点。人类在解释多媒体数据时常常忽略情感信息。一旦视频片段的情感标签得以精确、自动、快速地识别出来,用户可以根据个人偏爱进行智能化地浏览和检索视频片段^[1-2],例如,检索最感兴趣的视频片段、最令人

激动的体育视频片段^[3];这样可以节省用户时间和下载费用,实现个性化视频服务;进一步丰富了多媒体数据库的可能应用范围^[4-7]。

视频情感内容被定义为包含在视频中,期望用户在观看过程中被诱发的情感强度和情感类型^[8]。近来,在视频情感内容方面做了若干工作,Hanjalic A等人在二维情感空间中建立情感曲线模型来提取视频情感内容信息^[8-9]。Hong-Bong Kang等人利用用户反馈信息、隐马尔可夫模型(hidden Markov

收稿日期:2011-04-15

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61070062,11071041);福建省教育厅A类基金资助项目(JA10064)

作者简介:林新棋(1972-),男,福建莆田人,副教授,博士,主要研究方向为多媒体技术与信息系统及编码理论。E-mail:xqlin@fjnu.edu.cn

model, HMM)建立底层特征和基本情感(高兴、悲伤、害怕)之间的映射关系^[10-11]。针对连续剧电影, Min Xu 等人先用 HMM 识别几个音频事件,再由音频事件推导出情感描述^[12]。孙凯等人将遗传算法和 HMM 相结合实现基本情感的识别^[13]。所有这些工作基本都直接使用底层特征来提取情感内容。但是底层特征和视频情感内容之间存在情感语义鸿沟,而且情感语义鸿沟至今仍未得到有效的解决;第二,情感属于心理学范畴,本身具有模糊属性,然而现有的方法缺乏考虑情感的模糊属性。

鉴于上述两个原因,本研究引入模糊理论来解决情感的模糊属性,利用三段论推理来实现电影场景情感类型的识别。首先,在提取底层特征向量的基础上,定义一个特征强度模糊隶属函数,结合最大隶属度模糊化原则将视频底层特征向量转换成另

外一种场景内容表达方式,称之为模糊特征向量。由于模糊特征向量蕴含情感信息,在视频情感内容分析中有助于缩短情感鸿沟。其次,提出情感三段论推理算法来识别场景情感类型。实验结果表明所提出的方法是有效的,能提高电影情感分类的精确度。

1 算法描述

对于给定电影场景片段,为了识别该场景诱发用户产生的情感类型,本研究提出模糊三段论情感识别算法(fuzzy syllogism affective recognition algorithm, FSAR 算法)。算法主要包括:预处理、底层特征和模糊特征向量提取、三段论推理等几个主要步骤。流程框架如图 1。

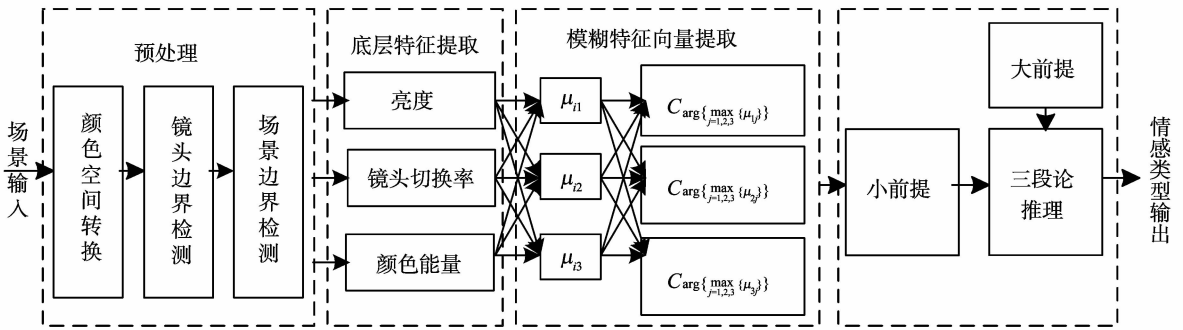


图1 FSAR 算法流程图

Fig. 1 Flowchart of FSAR algorithm

1.1 底层特征

对于那些视频底层特征与情感反应之间存在关系以及相应的提取模型这两个问题,很多研究者和机构试图尝试从心理学、电影摄影术和主观实验三个方面进行探究^[10,14-17]。迄今已经获得一些令人兴奋的结论,具体参见文献^[8,10,13,17]。根据现有结论,本研究假设亮度^[8]、镜头切换率^[8,10,17]和颜色能量^[17]与诱发的情感类型直接相关,能够有效地识别情感类型。与此同时,场景特征提取模型如下。

$B(k) =$

$$\text{medium}_{t_1 \leq t \leq t_2} \left\{ \frac{\text{medium}_{i,j}(L_{(k,t)}(i,j)) \cdot \sum_{j=1}^Y \sum_{i=1}^X F(P_{(k,t)}(i,j))}{\max_t \left\{ \text{medium}_{i,j}(L_{(k,t)}(i,j)) \cdot \sum_{j=1}^Y \sum_{i=1}^X F(P_{(k,t)}(i,j)) \right\}} \right\}, \quad (1)$$

$$R(k) = \text{medium}_{t_1 \leq t \leq t_2} \left\{ \frac{\min_t \{r(k,t) - l(k,t)\}}{r(k,t) - l(k,t)} \right\}, \quad (2)$$

$$E(k) = \frac{\text{mean}_{t_1 \leq t \leq t_2} \left\{ \sum_{j=1}^Y \sum_{i=1}^X f_{(k,t)}(i,j) \cdot \sum_{j=1}^Y \sum_{i=1}^X g_{(k,t)}(i,j) \right\}}{\max_k \left\{ \text{mean}_{t_1 \leq t \leq t_2} \left\{ \sum_{j=1}^Y \sum_{i=1}^X f_{(k,t)}(i,j) \cdot \sum_{j=1}^Y \sum_{i=1}^X g_{(k,t)}(i,j) \right\} \right\}}. \quad (3)$$

其中 $B(k)$ 、 $R(k)$ 、 $E(k)$ 分别表示第 k 个场景的亮度、镜头切换率、颜色能量特征。 $P_{(k,t)}(i,j)$ 、 $Q_{(k,t)}(i,j)$ 、 $H_{(k,t)}(i,j)$ 分别表示第 k 个场景的第 t 个镜头的关键帧中像素 (i,j) 处的 L 分量值、饱和度值、色调值, $r(k,t)$ (或 $l(k,t)$) 表示第 k 个场景的第 t 个镜头的右(左)边界视频帧索引号;如果 $P_{(k,t)}(i,j) > \alpha$, 那么 $F(P_{(k,t)}(i,j)) = 1$, 否则等于 0。如果 $Q_{(k,t)}(i,j) \geq 0.2$, 那么 $f_{(k,t)}(i,j) = 1$, 否则等于 0。如果 $0^\circ \leq H_{(k,t)}(i,j) \leq 105^\circ$, 或者 $315^\circ \leq H_{(k,t)}(i,j) \leq 360^\circ$, 那么 $g_{(k,t)}(i,j) = 1$, 否则 $g_{(k,t)}(i,j) = 0$ 。 X 和 Y 表示视频帧的维数。

对于亮度,15 个实验者根据视频帧亮度将随机抽自 3 部电影的 160 个视频帧分为 Hight-key 帧、Low-key 帧和其他的。如果一个视频帧至少有 10 个相同的标注,如 Hight-key, 那么将该帧视为 Hight-key 帧。最后,得到 54 帧为 Hight-key 帧,91 帧为 Low-key 帧。它们的 L 分量直方图如图 2。根据图 2,选择阈值 $\alpha = 65$ 作为区分明亮与暗的像素是合理的。

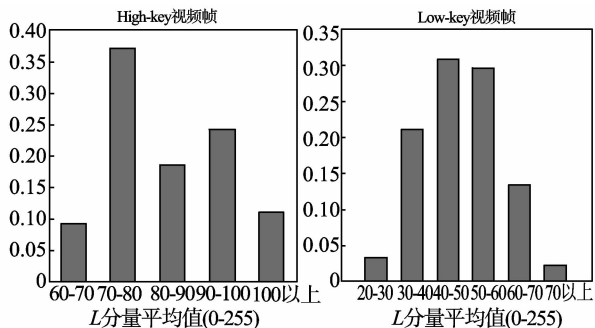


图2 High-Key 和 Low-Key 视频帧 L 分量平均值直方图
Fig. 2 Histogram of L-component average value in High-Key and Low-Key video frame

对于色彩,当像素饱和度低于0.2时,人类视觉系统将该像素感知为灰色,故用阈值0.2来区分彩色和灰色^[18]。对于色调,红、黄和橙属于暖色,而蓝、绿和紫色属于冷色。同时,色调差低于15°时,人类视觉系统无法区分像素颜色。最后,根据牛顿色圈,将色调介于0°与105°,或者315°与360°之间的像素视为暖色像素,其余的像素视为冷色像素^[19]。

1.2 模糊特征向量

1.2.1 概念

假设 (x_1, x_2, x_3) 为某电影场景归一化的特征向量,其中分量依次刻画该场景的亮度、节奏和颜色能量信息。如果以 $X_i(i=1,2,3)$ 表示第 i 个特征值 x_i 的可能取值,那么 $X_i(i=1,2,3)$ 就称为一个电影场景特征论域。如果将第 i 个特征值 x_i 分为大、中和小,分别用符号 L 、 M 和 S 表示,那么 L 、 M 和 S 之间的界限是模糊的,难以确定的,因此特征值大就是一个模糊概念,构成的集合就是一个模糊集合,类似理解特征值中、特征值小的集合,为了便于叙述,分别记为 C_1, C_2 和 C_3 。事实上, $C_i(i=1,2,3)$ 刻画特征值模糊强度。

定义1 特征强度模糊隶属函数

对于一个特征论域 $X_i(i=1,2,3)$,以及一个特征值强度 $C_j(j=1,2,3)$,设 μ_{ij} 是 $X_i(i=1,2,3)$ 到 $[0,1]$ 区间上的一个映射,具体为: $\mu_{ij}: X_i \rightarrow [0,1]$; $x \mapsto \mu_{ij}(x)$,其中 $\mu_{ij}(x)$ 通过特征值对应的场景诱发用户产生与 C_j 密切相关的情感强度来度量。根据Zadeh的模糊隶属函数定义,映射 μ_{ij} 是 $X_i(i=1,2,3)$ 上的一个模糊隶属函数,称之为特征强度模糊隶属函数, $C_j(j=1,2,3)$ 是 $X_i(i=1,2,3)$ 上的一个模糊集合。由定义1可知: $\mu_{ij}(x)$ 是第 i 个特征取值 x 时对特征强度 $C_j(j=1,2,3)$ 的模糊隶属度;显然, $\mu_{ij}(x)$ 与场景诱发的情感类型存在着密切的关系。

对于同一电影场景,模糊隶属函数值 $\mu_{ij}(x)$ 应满足 $\sum_{j=1}^3 \mu_{ij}(x) = 1$ 。假设 $t = \arg \{ \max_{j=1,2,3} \{ \mu_{ij}(x) \} \}$,则

C_t 表示3个模糊子集中模糊隶属函数值最大的那个模糊子集。于是,将场景的第 i 个特征值 x 模糊化为 C_t 对应的特征强度,也就是 L, M, S 中的一个,这样的处理过程称为最大隶属度模糊化原则。因此,借助最大隶属度模糊化原则电影场景内容可以表示成另外一种向量。

定义2 模糊特征向量

每个场景先由公式(1)、(2)、(3)计算出相应的特征值,并进行归一化处理,接着每个归一化的特征值通过对应的模糊隶属函数计算3个模糊隶属函数值,再经过最大隶属度模糊化原则进行模糊化处理,最后将得到一个新的向量: (y_1, y_2, y_3) ,其中 $y_1, y_2, y_3 \in \{L, M, S\}$,称该向量为模糊特征向量(fuzzy feature vector, FFV)。

根据定义1和定义2,每个场景内容都可以用一个模糊特征向量来表示,并且该模糊特征向量与场景内容诱发观众产生的某些情感存在着密切的关系。因此,模糊特征向量蕴涵情感信息,有助于缩短情感鸿沟。

1.2.2 模糊隶属函数确定方法

为了获得任何场景内容的模糊特征向量,主观实验被用来确定每个特征对模糊集合 C_1, C_2 和 C_3 的初始模糊隶属函数。

1.2.2.1 初始模糊隶属函数形状

如何确定模糊隶属函数是应用模糊理论解决实际问题的关键^[20]。根据定义1可知, $\mu_{ij}(x)$ 与场景诱发的情感存在密切关系,文献[10]给出底层特征和3类基本情感(高兴、悲伤、害怕)之间关系的主观实验结果。在此基础上,结合模糊隶属函数在实际中的常用类型,假设3个低层特征对3个模糊子集的模糊隶属函数初始形状如图3所示,其中对 C_2 的隶属函数使用钟型分布。

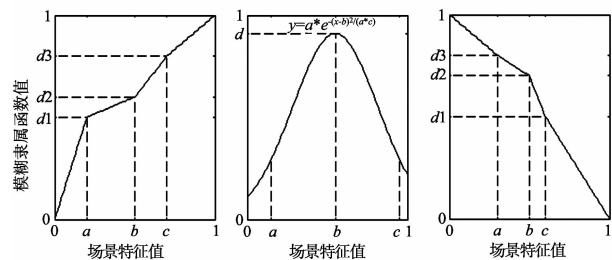


图3 模糊隶属函数初始形状
Fig. 3 Initial shapes of fuzzy membership function

1.2.2.2 参数确定原则及结果

根据特征与情感之间的关系,对模糊隶属函数中的参数 a, b, c 分别用与某类型情感对应的样本场景特征值数据中最小值、中值和最大值来表示,确定

原则如表1。特别地,对于 C_2 的隶属函数, b 为 a 和 c 的均值,若 $a=0$,则用 0.01 代替。为了方便,所有参数仅保留小数点后两位。

表1 参数 a, b, c 确定原则

Table 1 Principles for deciding the parameters a, b and c

场景特征	C_1			C_2			C_3		
	a	b	c	a	b	c	a	b	c
亮度		高兴类			悲伤类			害怕类与悲伤类	
节奏		害怕类			高兴类			悲伤类	
颜色能量		高兴与害怕类			悲伤类			悲伤类	

从测试电影场景数据库中随机选择 17 个高兴类场景、17 个悲伤类情感和 17 个担心类情感作为样本数据,根据相应的特征值,参数 a, b, c 的取值如表 2。

表2 参数 a, b, c 具体值

Table 2 Parameter values of a, b and c

场景特征	C_1			C_2			C_3		
	a	b	c	a	b	c	a	b	c
亮度	0.4	0.75	1	0	0.50	1	0.02	0.45	1
节奏	0.5	0.8	1	0.15	0.55	0.95	0.01	0.35	0.85
颜色能量	0.35	0.7	1	0	0.4	0.8	0.3	0.8	1.0

对于参数 a, b, c 对应的初始模糊隶属度,计算与参数对应的样本数据中特征值落在 $[x - 0.05, x + 0.05]$ 区间内的样本主观模糊隶属度(确定方法参见 2.2)的平均值(其中 $x = a, b, c$),保留两位小数点,将该平均值视为 x 对应的初始模糊隶属函数值。对应列成表 3、表 4 和表 5 形式的阵列。

表3 参数 a 对应的模糊隶属度

Table 3 Fuzzy membership degree of parameter a

	场景亮度	场景节奏	场景颜色能量
C_1	0.64	0.67	0.61
C_3	0.94	0.95	0.83

表4 参数 b 对应的模糊隶属度

Table 4 Fuzzy membership degree of parameter b

	场景亮度	场景节奏	场景颜色能量
C_1	0.85	0.80	0.84
C_2	0.85	0.91	0.94
C_3	0.66	0.77	0.65

表5 参数 c 对应的模糊隶属度

Table 5 Fuzzy membership degree of parameter c

	场景亮度	场景节奏	场景颜色能量
C_1	1.00	1.00	0.98
C_3	0	0.54	0

进一步计算,获得 9 个模糊子集的模糊隶属函数初始形状,如图 4 所示。

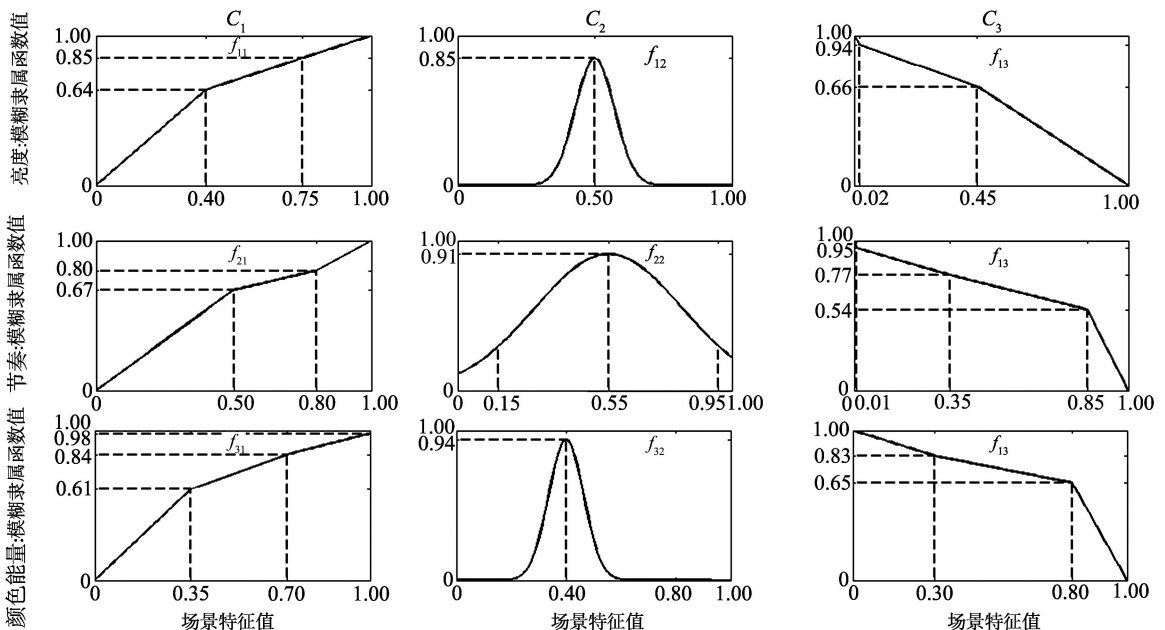


图4 初始模糊隶属函数

Fig. 4 Initial fuzzy membership function

最后,所求的模糊隶属函数为
$$\mu_{ij} = \frac{f_{ij}}{\sum_{j=1}^3 f_{ij}}$$

1.3 情感三段论推理

“三段论”是亚里士多德最重要的发现之一。传统上,三段论是演绎推理的最基本形式之一,典型的三段论形式如下^[21]:

- (1) 大前提,真理(T_1)是不怕批评的(T_2)。
- (2) 小前提,科学理论(T_0)是真理(T_1)。
- (3) 结论,所以科学理论(T_0)是不怕批评的(T_2)。

其中“ T_2 ”、“ T_1 ”和“ T_0 ”分别表示三段论的大项、中项和小项。从而三段论的特点在于通过中项的媒介,把大、小项联系起来,因而能从两个前提推出必然的结论。综上可知三段论推理的核心思想是从一般原理到特殊的推理方法,并将一般原理定义为大前提,特殊满足的条件为小前提,特殊满足一般原理条件所获得的结论定义为结论。通常用“凡是…满足…,那么…是…”这种结构来描述大前提,用“特殊满足…”结构来描述小前提。因此,典型的三段论形式的大前提可以叙述为:“凡是真理,那么它是不怕批评的”。

在此基础上,对电影场景的情感分类来说,情感三段论推理框架定义如下:

- (1) 大前提,凡是 FFV 满足 T_1 ,那么场景诱发产生的情感反应是情感 T_2 。
- (2) 小前提,电影场景(T_0)的模糊特征向量 FFV 满足 T_1 。
- (3) 结论,所以电影场景(T_0)诱发产生的情感类型是 T_2 。

因此,根据该推理框架,一旦建立电影情感分类的大前提,那么对任意给定的电影场景,就可以确定其所属的情感类型。举个例子,“凡是模糊特征向量满足(L, L, L),那么对应场景诱发情感反应类型

是高兴。”是一个大前提,如果有个具体场景的模糊特征向量为(L, L, L),则结论是该场景诱发高兴类情感,或者说场景属于高兴类。

针对电影场景,本研究选择用于确定模糊隶属函数参数而随机选择的 51 个场景作为样本数据,总结 17 个高兴类场景对应的模糊特征向量,主要有 3 种形式:(L, L, L)、(L, M, L) 和(L, S, L);而 17 个悲伤类场景对应的模糊特征向量主要有四种形态:(S, S, S)、(S, S, M)、(S, M, S) 和(S, M, M);17 个害怕类对应的模糊特征向量主要有两种形态:(S, M, L) 和(S, L, L)。在此基础上,情感三段论推理的大前提由 9 个“凡是…满足…,那么…是…”这种结构组成,具体见表 6。

表6 情感三段论推理的大前提
Table 6 Major premise of affective syllogism inference

凡是模糊特征向量满足…	那么对应场景诱发的情感类型是…
(L, L, L)	高兴
(L, M, L)	高兴
(L, S, L)	高兴
(S, S, S)	悲伤
(S, S, M)	悲伤
(S, M, S)	悲伤
(S, M, M)	悲伤
(S, M, L)	害怕、恐惧
(S, L, L)	害怕、恐惧

根据表 6,如果一个场景的模糊特征向量不满足上面的任意一个,那么就认为该场景没有诱发用户产生具体的感情。

下面以电影《暖春》中第 85 930 帧至 88 733 帧对应的场景作为例子,部分关键帧如图 5。该场景的主观评价为悲伤类,模糊特征向量为(S, S, S)。根据模糊推理大前提第 4 条和三段论推理可推出该场景诱发观众的情感类型是悲伤。因此,FSAR 算法判断结果和人的主观判断结果是一致的。



图5 电影《暖春》中 85 930 帧至 88 733 帧的场景关键帧
Fig. 5 Scene key-frames from 85 930 to 88 733 in the film Nuan Chun

2 仿真结果与分析

2.1 仿真环境与实验数据

仿真相关参数: VS2005. NET 的 1.1 版本的 OpenCV, Microsoft WindowsXP 操作系统, P4-2.50 GHz 的 CPU, 2 GB 的内存, 200 G 的硬盘容量。

实验数据由 9 部电影组成, 总共片长约 973 min。首先利用[22]中算法将其分割成镜头; 再利用[23]中算法识别场景边界, 并进行适当的手工调整, 最后共分成 654 个场景。

2.2 主观实验

为了获得每个观测特征分量模糊化的相关参数和验证算法性能所需的数据, 对分割好的场景进行主观评价实验。实验共有 10 名研究生参与, 采用 17 英寸的电脑显示器、耳机等相关设备。实验分成 3 个步骤。首先, 每个实验者独立观看每个场景; 其次, 看完记录自己的情感反应类型; 第三, 休息 1 分 30 秒后, 重复测试其他的场景。

实验结束后, 对数据进行统计, 如果某个场景的记录中有 n 个人标注同一个情感类型, 当 $n \geq 7$ 时, 就把该情感类型作为场景诱发情感类型的主观标注结果。同时, 将 $n/10$ 视为诱发该情感类型的强度, 故将 $n/10$ 视为诱发该情感类型的初始模糊隶属函数值。

最终, 得到 76 个“高兴”场景; 55 个“悲伤”场景; 35 个“害怕”场景。其中随机抽取 17 个“高兴”场景、17 个“悲伤”场景、17 个“害怕”场景用于计算相关参数; 其余的用于检测所提出算法的性能。

2.3 性能评价

为了检测算法的性能, 文献[24]中定义的精确度和识全率作为性能评价指标, 也就是精确度 = (正确检测数)/(正确检测数 + 虚假数), 识全率 = (正确检测数)/(正确检测数 + 丢失数)。统计算法识别结果如表 7。计算本研究所提出算法的性能指标, 并与现有方法的进行比较, 结果见表 8。

表 7 情感类型检测结果

Table 7 Detection results of affective type

情感类型	正确检测	丢失	虚假
高兴	44	15	5
悲伤	27	11	5
害怕	15	3	2

从表 8 数据可知: 本研究提出的算法大部分情感内容都能被正确识别, 识别精确度大于 80%。与文献[10]和文献[11]相比, 对应的精确度至少高出 10%。与文献[13]相比, 害怕类的情感识别精确度

高出接近 10%, 高兴类和担心类的精确度相对要低一些, 但是差别不是很大。至于其他方法, 文献[12]仅考虑连续剧的基本情感分类, 而文献[25]用于识别喜剧电影和恐怖电影, 能否用于其他类型电影还未考证, 故缺乏可比性。综上所述, 本研究提出的算法是有效的。

表 8 与现有方法的对比

Table 8 Comparison with the existing methods

情感类型	精确度/%				识全率/%
	文献[11]方法	文献[10]方法	文献[13]方法	本研究方法	本研究方法
高兴	57.5	74.58	93.1	89.80	74.58
悲伤	75	71.05	86.2	84.38	71.05
害怕	76.9	83.33	78.4	88.24	83.33

3 结论

模糊理论是一个解决具有模糊属性的实际问题的强有力工具。本研究将模糊隶属函数和最大隶属度模糊化原则等相关理论引入电影情感内容分析, 提出一个电影情感分类算法。正是这种新颖的尝试, 一个蕴含情感信息的特征向量产生了, 它可以有效地刻画人类情感反应的模糊属性。实验结果证实了所提出的算法的有效性, 也确实能提高电影情感分类的精确度。从理论上, 进一步完善视频情感内容领域的知识框架; 在应用方面也具有一定的市场前景。如: 发展具有情感的助老助残智能机器人^[26], 它能对老年人和残疾人的表情做出反应, 实现有情感的交流, 这将进一步提高各类残疾人和老年人的服务质量问题。

尽管情感分类精确度和识全率有一定的提高, 但是离实际应用要求还有一定的距离。将来的主要工作集中在以下 3 个方面展开。首先, 改进已选择的视觉特征提取模型; 其次, 融合音频特征信息; 第三, 选择更好的分类算法和建立有代表性的测试数据集。

参考文献:

- [1] HANJALIC A. Video and image retrieval beyond the cognitive level: the needs and possibilities[C]//Proceedings of SPIE on Storage and Retrieval for Media Databases, San Jose, CA, USA: SPEI Press, 2001: 130-140.
- [2] CHAN C H, JONES G J F. Affect based indexing and retrieval of Films [C]//Proceedings of the 13th annual ACM international Conference on Multimedia. USA: ACM Press, 2005: 427-430.

- [3] HANJALIC A. Adaptive extraction of highlights from a sport video based on excitement modeling [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2005, 7(6):1114-1122.
- [4] ZHAO Z C, CAI A N. Extraction of semantic key-frames based on visual attention and affective models[C]//Proceedings of International Conference on Computational Intelligence and Security. Los Alamitos, USA: IEEE Press, 2007, 9:371-375.
- [5] CUI Y, JIN J S, ZHANG Z L, et al. Music video affective understanding using feature importance analysis [C]//Proceedings of the ACM International Conference on Image and Video Retrieval. New York, USA: IEEE Press, 2010:213-319.
- [6] ONG KOKMENG, WATARU KAMEYUMA. Classification of video shots based on human affect[J]. Information and Media Technologies, 2009, 4(4):903-912.
- [7] ZHANG Z L, TIAN Q, JIANG S Q, et al. Affective MTV analysis based on arousal and valence features [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Los Alamitos, USA: IEEE Press, 2008: 1369-1372.
- [8] HANJALIC A, XU L Q. Affective video content representation and modeling[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2005, 7(1): 143-154.
- [9] SUN K, YU J Q, HU X. An improved valence-arousal emotion space for affective content representation and recognition[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia and Expo. New York, USA: IEEE Press, 2009:566-569.
- [10] KANG H B. Affective content detection using HMMs [C]//Proceedings of 11th ACM International Conference on Multimedia. Berkeley, CA, USA: ACM Press, 2003: 259-262.
- [11] KANG H B. Emotional event detection using relevance feedback[C]//Proceedings of International Conference on Image Processing. Barcelona, New York, USA: IEEE Press, 2003, 1: 14-17.
- [12] XU M, CHIA L T, YI H L, et al. Affective content detection in sitcom using subtitle and audio[C]//Proceedings of 12th International Conference on Multimedia Modeling. New York, USA: IEEE Press, 2006: 129-134.
- [13] SUN K, YU J Q. Video affective content representation and recognition using video affective tree and hidden Markov models [C]//Proceedings of the Second International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction. Berlin: Springer Press, 2007: 594-605.
- [14] VALDEZ P, MEHBRABIAN A. Effects of color on emotions[J]. Journal of Experimental Psychology: General, 1994, 123(4):394-409.
- [15] ZETTL H. 图像、声音、运动:实用媒体学[M]. 赵淼译. 北京:北京广播电影学院出版社, 2003.
- [16] ADAMS B, DORAI C, VENKATESH S. Toward automatic extraction of expressive elements from motion pictures: tempo [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia and Expo. New York, USA: IEEE Press, 2000:641-644.
- [17] WANG H L, CHEONG L F. Affective understanding in film[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2006, 16(6): 689-704.
- [18] 林福宗. 多媒体技术基础[M]. 北京:清华大学出版社, 2008.
- [19] 姜海犁. 现代色彩构成[M]. 重庆:西南师范大学出版社, 2000.
- [20] 于少伟. 基于区间数的模糊隶属函数构建[J]. 山东大学学报:工学版, 2010, 40(6):32-36.
YU Shaowei. Construction of a fuzzy membership function based on interval number[J]. Journal of Shandong University: Engineering Science, 2010, 40(6):32-36.
- [21] 亚里士多德. 工具论[M]. 余纪元,译. 北京:中国人民大学出版社, 2003.
- [22] LEFEVRE S, VINCENT N. Efficient and robust shot change detection[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2007(2): 23-34.
- [23] SUNDARAM H, CHANG S F. Computable scene and structures in films[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2002, 4(4): 482-491.
- [24] WANG F, MAN L C, WANG B P, et al. Fuzzy-based algorithm for color recognition of license plates[J]. Pattern Recognition Letters, 2008, 29: 1007-1020.
- [25] XU M, CHIA L T, JIN J. Affective content analysis in comedy and horror videos by audio emotional event detection[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia and Expo. New York, USA: IEEE Press, 2005: 621-625.
- [26] 周风余,田国会,郭丹,等. 助老助残服务机器人机载计算机软件系统设计及实现[J]. 山东大学学报:工学版, 2011, 41(1):32-39.
ZHOU Fengyu, TIAN Guohui, GUO Dan, et al. Design and implement of the onboard computer software system of service robots for helping the aged and disabled[J]. Journal of Shandong University: Engineering Science, 2011, 41(1):32-39.