Vol. 22 No. 2 Feb 2012

基于混合特征提取的人脸情感识别研究

陈开云^{1,2},高 珏²,孙柏林^{1,3},许华虎^{1,3} (1.上海大学 计算机工程与科学学院,上海 200072; 2.上海大学 计算中心,上海 200444;

3. 上海上大海润信息系统有限公司,上海 200444)

摘 要:为了提高特征提取环节对表情识别率的影响,文中采用活动外观模型(AAM)提取整体形变信息,对眉毛及眼睛区域采用 Gabor 小波变换提取纹理信息,对嘴巴区域采用模板匹配法获取嘴部纹理信息,然后对提取的各个特征采用离散的隐马尔科夫模型得出6种表情概率,在识别阶段根据每个特征对6种表情的贡献权值分别进行特征加权融合,最后选择最大概率的表情作为表情识别结果。通过对10位女性6种表情图像进行训练实验,该方法有着良好的识别率。

关键词:特征提取:表情识别:隐马尔科夫模型

中图分类号:TP31

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2012)02-0096-04

Studies on Facial Expression Recognition Based on Hybrid Features Extraction

CHEN Kai-yun^{1,2}, GAO Jue², SUN Bai-lin^{1,3}, XU Hua-hu^{1,3}

- (1. School of Computer Engineering and Science, Shanghai University, Shanghai 200072, China;
 - 2. Computing Center, Shanghai University, Shanghai 200444, China;
 - 3. Shanghai Shangda Hairun Information System Co. Ltd, Shanghai 200444, China)

Abstract: In order to improve the impact of the feature extraction on the rate of the face recognition, overall deformation features are extracted by AAM, texture features of the eyebrows and eyes areas are extracted by Gabor wavelet transformation, and template matching is used to extract the texture features of the mouth area. And then discrete HMM is adopted to get the expression probability of each feature. In the stage of recognition, the results are fused by the contribution to the six kinds of expressions of each feature with its weight obtained by contribution analysis algorithm, and then choose the maximal probability as the final result. Through the training and experiment on 10 women of their 6 kinds of expression, the method has good recognition rate.

Key words: feature extraction; facial recognition; hidden Markov model

0 引 言

人脸情感识别是计算机视觉中一个重要的课题,有着十分广泛的应用前景,例如:情感机器人、电脑游戏、心里学研究等[1]。1971 年美国心理学家 Ekman 和 Friesen 定义了六种基本情感:即生气、厌恶、恐惧、悲伤、高兴和惊讶,并说明了这六种表情与无表情时相比,人脸特征具有各自独特的肌肉运动规律[2],而表情分类的方法也有很多,现在主要的有以下一些:基于专家规则的方法、神经网络、支持向量机、隐马尔可夫模型等。

文中综合考虑各种特征提取方法及识别方法的优

收稿日期:2011-07-22;修回日期:2011-10-27

基金项目:国家科技部 863 计划项目(2007 AA041604)

作者简介:陈开云(1987-),男,硕士,主研方向为计算机图形学、人机交互;许华虎,博士,教授,主研方向为人机交互、图像处理。

缺点,提出了一种混合特征提取的表情识别方法。

1 基于混合特征提取的人脸情感识别系统 结构

基于混合特征提取的人脸情感识别系统流程图如图 1 所示。

在图像预处理阶段,采用基于肤色和人脸几何特征的人眼定位方法^[3,4],然后根据人眼定位确定人脸其他区域;特征提取阶段用主动表现模型 AAM 提取人脸几何形变特征,用 Gabor 小波变换提取眼睛及眉毛部位的纹理变化信息,对嘴巴部位采用模板匹配法提取特征;再对整体形变特征和局部特征采用离散的隐马尔科夫模型得出6种表情概率,最后在识别阶段根据每个特征对表情的贡献权值进行特征加权融合,并选择融合后最大概率的表情作为识别结果。

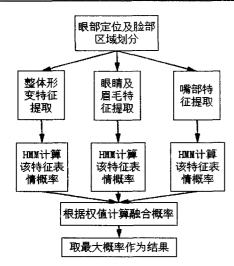


图1 系统流程图

2 人脸部区域确定

双眼在人脸中所占位置比较固定,双眼间的距离 刻画了人脸的大小,是人脸识别中尺度归一化的重要 依据,因此文中采用先定位双眼^[5],再根据双眼定位眉 毛、嘴、鼻子等部位的方法。

双眼定位文中采取基于肤色和人脸几何特征的定位方法。算法有如下几个步骤:

(1)肤色提取:进行肤色提取前,先对亮度区域进行划分,不同的亮点区域采用不同的公式进行检测肤色点,这样可以减少肤色点误判问题,肤色提取结果如图2所示。





图2 肤色提取(Jaffe 中的脸谱)

(2)基于人脸几何特征的人眼检测:肤色提取的人脸区域有器官的色块图,利用这些色块图和人脸面部几何规则可以检测出人眼,规则如下:

①候选区上面的 1/2 区域内,搜索孤立黑色块,并求出各个黑色块中心点坐标,和,。

$$\begin{cases} \bar{x} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} B(i,1) \\ \bar{y} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} B(i,2) \end{cases}$$

②双眼中心距离应在某个范围内(根据 Jaffee 表情库中图像计算为:50~80 个像素距离)。

③双眼中心点的连线与X轴正向夹角应在一定范围内 $(-\pi/18 \sim \pi/18)$ 。

3 脸部特征提取

3.1 整体几何形变特征提取

主动表现模型(AAM)^[6]是一种广泛用于脸部特征提取的方法,AAM 同时包含了目标物体的形状信息和内部纹理信息,这使得 AAM 能有效地提取人脸表情的形变信息。

文中采用脸部的 57 个特征点构建脸部模型,如图 3 所示。



图 3 脸部模型

AAM 算法通过合成图像和模型参数得到表现模型 $^{[7]}$,再调整模型参数使得模型表现与实际图像的差别最小。差向量表示为: $\delta I = I_{L} - I_{m}$,其中 I_{L} 是图像的纹理向量, I_{m} 是合成所得模型的纹理向量。

算法的关键是要得到形状平均向量和纹理平均向量。训练得到模型的所有参数后,AAM 迭代搜索算法过程如下所示:

当前模型参数估计值为 c_0 ,依据图像中形状向量得到的变形后的纹理向量为 g_s ,AAM 算法^[8]的一步迭代过程如下所示:

- (1)计算纹理差向量: $\delta g_0 = g_s g_m$
- (2)计算当前误差: $E_0 = |\delta g_0|^2$
- (3)设置步长控制参数: k = 1.0
- (4) 计算新的模型参数: $c_1 = c_0 k\delta c$
- (5)用新的参数计算纹理差向量: δg_1
- (6)判断新得到的纹理误差是否满足 $|\delta g_1|^2 < E_0$, 如果满足,那么新的模型参数是个好的估计值;否则,改变步长 k 进行再次搜索。

3.2 眼睛和眉毛区域特征提取

在图像预处理后,对所选择的眼睛和眉毛区域作 Gabor 小波变换^[9],这里选择网格大小为 5 * 5,对每个 网格进行 Gabor 变换,然后将所得到的特征矢量的模 作为提取的表情特征参数。

文中用 Jaffe 表情库中的 10 位女性的 6 种表情类型的图像进行特征提取,共获取 60 幅图像,对每一幅图像的眼部区域进行 Gabor 小波变换提取特征矢量,然后计算它们两两之间的欧氏距离,接着分别对两种表情之间的欧氏距离做取均值运算,并将均值作为聚

类性分析的测试结果,如表1所示。可以看出,不同的 人再同种表情特征间的欧式距离相对较小,有较好的 聚集性;而在不同表情特征间的欧式距离比较大,有较 好的区分度。

寿 1	6种基本表	唐特征的亚	均欧式距离
AX. 1	UTTALALA		ル) 以 エ) ルニ (4)

	高兴	悲伤	惊讶	愤怒	厌恶	恐惧
高兴	12.7	41.1	40.3	42.5	41.3	51.4
悲伤		13.4	40.1	38	36.7	48.7
惊讶			14.6	42.7	36.6	57.2
愤怒				16.8	66.8	73
厌恶					14.7	48.2
恐惧						9.28

每种表情有 10 幅图像,每幅图像眼部区域有 6 * 20 个特征参数,共有 1200 个特征参数,在后面进行的 眼睛和眉毛区域的模型训练中采用这些特征参数,最后分别输出属于 6 种表情状态的概率。

3.3 嘴巴区域特征提取

通过对 Jaffe 表情库里的表情图像进行总结,归纳出了如图 4 所示的几种嘴型^[10](分别为:中性、微笑、开口笑、悲伤和惊讶)。

根据嘴型图可以发现嘴部几个重要部分的颜色差异:嘴唇、牙齿及口腔的颜色分别为灰、白、黑。嘴部的灰度图在表情变化时会产生较大形状和颜色变化,针对此特点,设计了一种基于模板匹配的嘴部特征提取方法。

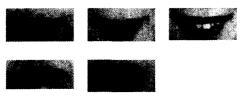


图 4 几种典型嘴型

具体方法分为以下几个步骤:

- (1)嘴部匹配范围的定位;
- (2) 选取匹配模板:
- (3)枚举匹配位置;
- (4) 匹配;
- (5)取最大相似度。

文中选取具有代表性的日本 JAFFE 女性表情图像库作为模板库,最终的模板库概括了 4 种基本嘴部状态:中性、露齿上翘、嘴巴张大、下弯,每种状态 10 个灰度模板。

匹配过程为^[11]:人脸图像在预处理阶段分割出了眼睛、鼻子、嘴等几个区域,嘴部特征提取时,取鼻子以下的图像片段进行匹配操作的原始图像。假设待识别图像大小为 $P \times Q$,模板大小为 $P \times Q$,则一共 $(P-p+1) \times (Q-q+1)$ 个可以摆放的位置。然后进行逐个位置的匹配。

$$T'(x',y') = T(x',y') - \frac{1}{p*q} * \sum_{x',y} T(x'',y'')$$

$$I'(x+x',y+y') = I(x+x',y+y') - \frac{1}{p*q} * \sum_{x',y} I(x+x'',y+y'')$$

$$R(x,y) = \sum_{x',y} \frac{T'(x',y') * I'(x+x',y+y')}{\sqrt{\sum_{x'} T'(x',y')^2 * \sum_{x'} I'(x+x',y+y')^2}}$$

其中,I为原图像矩阵,T为模板矩阵,R为最终结果矩阵,大小为(P-p+1)×(Q-q+1)。所有的求和操作均在模板和原图的重叠区域内运算,即x',y',x'',y''的取值范围为 $x'=0,\cdots,p-1;y'=0,\cdots,q-1;x''=0,\cdots,p-1;y''=0,\cdots,q-1$ 。最终,取矩阵 R中最大值作为最大相似度,从所有模板中取出相似度最高的模板,并将其对应的嘴型作为特征提取的结果。

4 人脸表情识别

在表情识别阶段,对前面所提取的整体形变特征和各个局部特征^[12]分别用隐马尔科夫模型进行 6 种表情概率的计算,然后用贡献分析法^[8]确定各个特征对每种表情的贡献权重,最后融合几种特征并选取最大表情概率作为识别结果。

文中提取了3个特征:整体形变特征、眉毛和眼睛 特征、嘴巴特征。它们对每种表情的贡献权值定义为:

$$\omega_{j} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \frac{\operatorname{cov}(\stackrel{\wedge}{\theta}(y_{i}), \varphi_{j}(\stackrel{\wedge}{x_{ij}}))}{\operatorname{var}\theta(y_{i})}$$

$$j = 1, 2, 3; \; \sharp + , \; \theta(y_{i}) = \sum_{i} \varphi_{j}(x_{ij}) + \varepsilon$$

$$\operatorname{var}\theta(y) = E \left[\theta(y) - E(\theta(y)) \right]^{2}$$

这里采用 10 个模板 (n=10) 来训练。计算得到每个特征区域对各种表情的贡献权值如表 2 所示。

表 2 特征对各种表情贡献权值

	高兴	悲伤	害怕	厌恶	惊讶	生气
W1	0.24	0.21	0.29	0.23	0.24	0.18
W2	0.43	0.35	0.44	0.37	0.33	0.38
W3	0.33	0.44	0.27	0.40	0.43	0.44

对每个表情特征区域分别进行表情概率计算,假设每个表情区域计算得到的各种表情概率为 $p_{ij}(1 \le i \le 3, 1 \le j \le 6)$,对于6种表情分别计算融合概率 $p_j = \sum \omega_{ij} p_{ij} (1 \le j \le 6)$,最后结果取 $\max(p_1, p_2, p_3, p_4, p_5, p_6)$ 作为表情识别结果。

文中用日本的 Jaffe 表情库作为实验数据。对 10 位女性的 6 种表情进行训练,每位女性一种表情 3 幅图像,总计 180 个图像序列。实验结果分别为:高兴识别率 84.00%;悲伤识别率 80.00%;惊讶识别率 89.00%;愤怒识别率 81.00%;恐惧识别率 79.00%;厌恶识别率 81.00%。

5 结束语

文中提出一种基于混合特征提取的人脸表情识别方法,对人脸图像提取3种不同的特征,并采用贡献分析法确定不同特征对各种表情的贡献权值。在分类识别时,分别采用离散的隐马尔科夫模型对每个特征进行表情识别,最后对三种特征计算得到的表情概率进行加权计算,得到识别结果。该方法对6种表情有着不错的识别率。

参考文献:

- [1] Campadelli P, Lanzarotti R, Savazzi C. A feature-based face recognition system [C]//Proceedings of International Conference on Image Analysis and Processing. Mantova, Italy: [s. n.],2003:68-73.
- [2] Alekaic P S, Katsaggelos A K. Automatic facial expression recognition using facial animation parameters and multistream HMMs[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2006, 1(1):3-11.
- [3] 卢春雨,张长水,闻 芳,等. 基于区域特征的快速人脸检测算法[J]. 清华大学学报(自然科学版),1999,39(1): 101-105.
- [4] Akakin H C, Sankur B. DCT Based Facial Feature Extraction [C]//Proceedings of the 14th Nation Signal Processing and Applications Conference. Antalya, Turkey: [s. n.], 2006: 1-

4.

- [5] 王力维. 表情识别中预处理与人脸特征提取算法的研究 [D]. 南京: 东南大学, 2006.
- [6] Buci U, Kotropoulos C, Pitas I. ICA and Gabor representation for facial expression recognition [C] //ICIP:2003 International Conference on Image Processing. Washington, DC: IEEE Press, 2003:855-858.
- [7] 叶吉祥,胡秀丽. 基于 Gabor 小波与分形维的人脸感情特征提取[J]. 计算机工程,2008,34(4):226-230.
- [8] 王 磊, 邹北骥, 彭小宁, 等. 一种改进的提取人脸面部特征点的 AAM 拟合算法[J]. 电子学报, 2006, 34(8):1424-1427
- [9] Loh May-Ping, Wong Ya-Ping, Wong Chee-Onn. Facial expression recognition for e-learning systems using Gabor wavelet & neural network [C]//Proceedings of the Sixth International Conference on Advanced Learning Technologies. The Netherlands; IEEE Computer Society, 2006;523-525.
- [10] Abbound B, Davoine F, Dang M. Facial expression recognition and synthesis based on an appearance model [J]. Signal Processing: Image Communication, 2004, 19(8):723-740.
- [11] 詹永照, 曹 鹏. 语音情感特征提取和识别的研究与实现 [J]. 江苏大学学报,2005,26(1):72-75.
- [12] 王 晔,吴小俊,王士同,等. 基于改进主动形状模型的人 脸表情识别[J]. 计算机工程与应用,2009,45(6):197-200.

(上接第95页)

布式算法传输的信息量要小的多。并且由于其客户响应时间在三者中最短,因此该算法总体上要比分布式算法和集中式算法整体效率要高。

4 结束语

文中先是说明了动态负载平衡算法要解决的三个主要问题,并且选择其中之一即收集节点间的负载信息进行研究。在对比分析常用的算法即分布式算法和集中式算法之后,提出一种改进的半集中式半分布式算法。并且根据客户响应时间和节点间交互的信息量两个方面对改进后的算法进行性能分析,得出其优越性。通过分析可以得出这种算法具有良好的稳定性、可靠性。

参考文献:

- [1] Efe k. Heuristic models of task assignment scheduling in distributed systems [J]. IEEE Computer, 1982, 15(6):50-56.
- [2] Chen Huaping, Li Jing, Chen Guoliang. Task scheduling in parallel distributed computing [J]. Computer Science, 1997, 24(2):23-27.
- [3] Diekmann R. Efficient schemes for nearest neighbor load balancing[J]. Parallel Comput, 1999, 25(7):789-812.

- [4] Yu K. Load Balancing Algorithm Using Production [C]//Aizu International Symposium on Parallel Algorithms/Architecture Synthesis. [s. l.]; [s. n.], 1997; 159-165.
- [5] Legrand A. Mapping and load-balancing iterative computations[J]. Parallel and Distributed Systems, 2004,6(3):546-558.
- [6] Barker K. A load balancing framework for adaptive and asynchronous applications [J]. Parallel and Distributed Systems, 2004,2(1):183-192.
- [7] Devine K D, Boman E G, Heaphy R T, et al. New challenges in dynamic load balancing [J]. Applied Numerical Mathematics, 2005, 52(2-3);133-152.
- [8] Tanenbaum A S. Distributed Systems Principles and Paradigms [M]. 北京:清华大学出版社,2008.
- [9] 中国电子学会,电子计算机学会.英汉计算机辞典[M].北京:人民邮电出版社,1984.
- [10] 林 昊. 分布式 java 应用基础与实践[M]. 北京:电子工业 出版社,2010;228-236.
- [11] Xu C, Lau F C M. Iterative dynamic load balancing in multi-computers [J]. Journal of the Operational Research Society, 1994,45(7):786-796.
- [12] Cybenko G. Dynamic load balancing for distributed memory multiprocessors [J]. J Par Distr Comp, 1989, 7(2):279-301.