

基于改进联合模型的人脸表情识别

赵浩, 吴小俊

(江南大学信息工程学院, 无锡 214122)

摘要: 在联合主动表观模型和主动形状模型的基础上, 充分挖掘标定定点之间的联系, 提出一种局部纹理模型构建方法。通过改进匹配算法提高特征点的定位精度和匹配速度。将该算法提取到的人脸表情特征输入最近邻分类器, 分类结果表明其识别率较高。

关键词: 主动表观模型; 联合模型; 最近邻分类器; 识别率

Facial Expression Recognition Based on Improved United Model

ZHAO Hao, WU Xiao-jun

(School of Information Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122)

【Abstract】 On the basis of the idea of unifying Active Appearance Model(AAM) and Active Shape Model(ASM), this paper mines the relation of peg points fully and proposes a method to construct local vein model. It modifies the matching algorithm to improve location precision and matching speed of feature point. Facial expression feature obtained by this algorithm is input to the nearest neighbor classifier. Classification results indicate the high recognition rate of the algorithm.

【Key words】 Active Appearance Model(AAM); united model; nearest neighbor classifier; recognition rate

1 概述

心理学研究表明, 在人与人的交流过程中, 面部表情提供的信息多于语言提供的信息^[1]。人脸表情识别是多学科发展的综合产物, 涉及心理学、机器视觉、分类科学和数据挖掘等学科。表情识别是人机交互的重要基础, 具有广泛应用价值。文献[2]首次对人脸表情进行研究, 分析了高兴、悲伤、惊奇、恐惧、厌恶、愤怒 6 种表情。每种表情可以通过眼眉、眼睛、嘴、下巴等器官的不同表现得到体现。通过进一步研究得到面部动作编码系统(Facial Action Coding System, FACS)^[2]。文献[2]根据人脸的解剖学特点, 将其划分成约 46 个相互独立但有联系的运动单元, 并分析此类运动单元的运动特征及其控制的主要区域和与之相关的表情。

现有表情识别的研究方法主要分为 3 类, 即本征脸法、局部特征法、模型法。较典型的本征脸法有文献[3]的静态图像本征脸表情分类、基于特征脸的主分量分析法(Principal Component Analysis, PCA)、Fisher 线性判别法(Fisher Linear Discriminant, FLD)、独立分量分析法(Independent Component Analysis, ICA)等。局部特征法将人脸的各个器官分别看作不同的特征元素, 仅考虑对表情识别有重大影响的单元, 如眉毛、眼睛和嘴。较典型的局部特征法包括: 通过对比特征点的相对位置和形状对人脸表情进行识别^[4], 采用 Gabor 小波法和神经网络法^[5-8]进行识别。模型法是以人脸面部肌肉结构和物理特征为基础发展而来的, 该方法通过形变的各种状态区分不同表情, 如隐马尔可夫模型法(Hidden Markov Model, HMM)、光流法(Optical Flow, OF)、脸部运动编码分析模型法。

在表情识别过程中, 主要特征提取是关键, 对后继表情分类具有重要意义^[9]。近年来, 基于统计学的可变形模型在变形物体定位研究方面取得了成功。文献[10]提出的主动形状模型(Active Shape Model, ASM)和文献[11-12]提出的主动表观模型(Active Appearance Model, AAM)是目前目标物体定

位研究中较新的方法。

本文将表情分为 7 类, 即生气、厌恶、恐惧、高兴、中性、悲伤、惊讶, 与 6 种表情分类相比, 7 种表情分类更精确, 使不同表情之间的差异更显著。本文分别采用反向组合的 AAM 模型算法^[12]、联合模型算法、本文的改进模型算法对表情图像进行特征提取, 再用最近邻分类器对 7 种表情进行识别, 应用最近邻分类器计算出测试表情图像样本与训练表情图像样本在投影空间的相对距离。相对距离的长短代表测试表情与表情样本之间的相似程度, 距离越大说明表情差别越大, 距离越小说明表情差别越小, 取最小距离作为表情识别的分类结果。本文对 3 种算法得到的识别率进行了对比分析。

2 表情特征的提取

本文运用联合模型算法对图像进行特征提取, 联合模型算法由形状模型和表观模型 2 部分组成。

2.1 形状模型

在 ASM 和 AAM 中, 形状是指去除平移、缩放和旋转变换作用效果后, 目标物体保留下来的最本质的几何信息, 即形状对欧式变换具有不变性^[13]。联合模型通过手工标记特征点对图像进行训练。假设图像中有 v 个标定定点, 可以用这 v 个标定定点坐标组成的向量来表示人脸形状, 即

$$s = (x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_v, y_v)^T \quad (1)$$

s 中含有平移、缩放和旋转变换作用的效果, 为了消除

基金项目 2006 年教育部新世纪优秀人才计划基金资助项目(NCEG-06-0487); 国家自然科学基金资助项目(60472060, 60572034); 江苏省自然科学基金资助项目(BK2006081)

作者简介: 赵浩(1983 -), 男, 硕士研究生, 主研方向: 人脸表情识别, 模式识别; 吴小俊, 教授、博士、博士生导师

收稿日期: 2009-10-26 **E-mail:** happyzhaohao@126.com

这些变换效果以便对其进行全局变换，AAM 采用 Procrustes 分析方法^[14]使所有形状向量对齐到统一的坐标框架中。由于对齐后的形状向量分布在一个高维空间中，因此 AAM 中的形状模型采用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)方法对形状向量进行降维，任意形状样本可以用下式进行估计：

$$s = s_0 + \sum_{i=1}^n p_i s_i \quad (2)$$

其中， s_0 是平均形状或称为基形状； n 为形状模型经主成分分析后所得特征值的个数； s_i 是对应于 n 个最大特征值的特征向量； p_i 是形状参数。由于总是可以对一组向量进行正交化，因此假定 s_i 之间总是正交的。

2.2 表观模型

ASM 和 AAM 分别利用不同的表观模型建模：ASM 方法使用局部纹理模型，AAM 方法使用全局纹理模型。2 种纹理模型的建立过程如下：

(1)局部纹理模型

局部纹理模型中的每个标定点是——对应的，通过平均纹理和协方差矩阵 2 个参数来具体刻画该点的灰度分布情况。假设提取第 i 幅训练图像的第 j 个标定点的局部纹理信息，以该点为中心沿法线方向，上下各提取 n 个点的灰度作为该点的灰度信息，记为

$$I_{ij} = [I_{ij,1}, I_{ij,2}, \dots, I_{ij,2n+1}] \quad (3)$$

为了获得平移和缩放不变性，需要求出灰度信息的梯度值，即

$$g_{ij} = [I_{ij,2} - I_{ij,1}, I_{ij,3} - I_{ij,2}, \dots, I_{ij,2n+1} - I_{ij,2n}] \quad (4)$$

对梯度信息采用主成分分析的方法进行降维，任意形状的梯度信息可以用下式进行估计：

$$\bar{g}^j = \bar{g}_0 + \sum_{i=0}^l \beta_i \bar{g}_i^j \quad (5)$$

其中， \bar{g}_0^j 为平均梯度； \bar{g}_i^j 是对应于 l 个最大特征值的特征向量； β_i 是梯度参数。

(2)全局纹理模型

文献[11-12]构建全局纹理模型时，先要对每个样本图像进行扭曲，使样本中的人脸形状与平均形状 s_0 进行匹配。该过程可以消除由于形状差别导致的纹理变化，称为形状规范化过程。然后对形状规范化后的样本图像中平均形状 s_0 覆盖的区域的纹理值进行采样，形成外貌图像 $A(x)$ (x 表示外貌图像中任意像素点的坐标)。即在 AAM 中，外貌图像 $A(x)$ 本质上是一幅定义在平均形状 s_0 上的图像，该图像由平均形状 s_0 内的所有像素点 x 组成。为了消除全局光照变化的影响，需要对 $A(x)$ 进行规范化^[11]。对规范化后的外貌图像应用 PCA 进行处理后，任意外貌图像 $A(x)$ 可用下式进行估计：

$$A(\bar{x}) = A_0(\bar{x}) + \sum_{i=1}^m \alpha_i A_i(\bar{x}), \forall x \in s_0 \quad (6)$$

其中， $A_0(\bar{x})$ 为平均纹理； $A_i(\bar{x})$ 是对应于 m 个最大特征值的特征向量； α_i 是全局纹理参数。假定 $A_i(\bar{x})$ 之间总是正交的。

3 联合模型算法概述

在联合模型中建立一个包含 AAM 和 ASM 的目标函数^[15]。通过改变模型参数使全局纹理误差和局部纹理误差最小化。目标函数中含有 3 个误差项，即整体表观误差 (E_{asm})项、局部表观误差 (E_{asm})项和正则误差 (E_{reg})项。

联合模型算法的主要过程如下：

(1)预先计算全局纹理模型、局部纹理模型、正则误差项的最速下降法的 Hessian 矩阵：

1)假设平均纹理为 $A_0(\bar{x})$ ，平均灰度梯度为 \bar{g}_0 ，分别计算出相应的梯度向量，即 ∇A_0 和 ∇g_0 。

2)计算平均图像 s_0 下的 $\partial W / \partial p$ 和 $\partial N / \partial q$ ，其中， W 代表映射函数； N 为全局形状变化函数； p 为形状参数； q 为姿态参数。

3)由式(7)~式(10)计算平均纹理和平均灰度梯度的最速下降的向量，即

$$SD_{asm}(x)_4 = \nabla A_0 \frac{\partial N}{\partial q} - \sum_{i=1}^m [\sum_{x \in s_0} A_i(\bar{x}) \cdot \nabla A_0 \frac{\partial N}{\partial q}] A_i(\bar{x}) \quad (7)$$

$$SD_{asm}(x)_j = \nabla A_0 \frac{\partial W}{\partial p} - \sum_{i=1}^m [\sum_{x \in s_0} A_i(\bar{x}) \cdot \nabla A_0 \frac{\partial W}{\partial p}] A_i(\bar{x}) \quad (8)$$

$$SD_{asm}(x)_j = \nabla g_0 \frac{\partial W}{\partial p} - \sum_{j=1}^n [\sum_{x \in s_0} g_j(\bar{x}) \cdot \nabla g_0 \frac{\partial W}{\partial p}] g_j(\bar{x}) \quad (9)$$

$$SD_{asm}(x)_4 = \nabla g_0 \frac{\partial N}{\partial q} - \sum_{i=1}^n [\sum_{x \in s_0} g_i(\bar{x}) \cdot \nabla g_0 \frac{\partial N}{\partial q}] g_i(\bar{x}) \quad (10)$$

其中， j 为形状模型中特征值的个数。

4)由 $H = \sum_{x \in s_0} SD_j(x) SD_k(x)$ 分别计算出全局纹理模型和局部纹理模型的 Hessian 矩阵，其中， $j, k=1, 2, \dots, n+4$ (n 为形状模型特征值个数)。

(2)进行迭代：

1)假设输入图像为 I ，根据纹理映射的形变参数 $W(x; p)$ 和 $N(x; q)$ ，得到映射后的图像 $I(W(x; p, q))$ 和梯度灰度 $N(x; q) \leftarrow N(x; q) \circ N(x; \Delta q)^{-1}$ 。

2)计算整体表观误差项 E_{asm} 、局部表观误差项 E_{asm} 和正则误差项 E_{reg} 。

3)计算 $\sum_{x \in s_0} SD_{asm}(x)_j (I(W(x; p, q)) - A_0(\bar{x}))$ 和 $\sum_{x \in s_0} SD_{asm}(x)_j (g(W(x; p, q)) - g_0)$ ，其中， $j=1, 2, \dots, n+4$ (n 为形状模型特征值个数)。

4)由 Hessian 矩阵计算形状变化参数 Δp 和姿态变化参数 Δq 。

5)用步骤 4)得到的形变参数更新纹理映射的形变参数：

$$W(x; p) \leftarrow W(x; p) \circ W(x; \Delta p)^{-1} \quad (11)$$

$$N(x; q) \leftarrow N(x; q) \circ N(x; \Delta q)^{-1} \quad (12)$$

重复以上过程，直到迭代结果没有显著变化为止。

4 联合模型算法的改进

传统的 ASM 方法通过提取相邻 2 个特征点垂线方向上的点来训练模型，如图 1 所示。其目标是在特征点附近提取灰度信息差异尽可能显著的点来进行训练，但该方法不能充分提取某些特殊点(如眉尖、眼角、嘴角)的灰度向量。本文对 ASM 模型进行仔细分析，提出一种新的局部纹理模型建立方法。如图 2 所示，假设给定标定点 P_c ，其邻域内相邻 2 个标定点分别为 P_l 和 P_r ，以 P_c 为中心沿 P_c 经 P_l 或 P_r 到连线的垂线方向 F ，上下各提取 k 个点的灰度作为该点的灰度信息，并对其进行差分处理、归一化处理、计算平均纹理与协方差矩阵，最终得到 P_c 点的局部纹理模型。改进后的模型具有以下优点：(1)充分利用目标点邻域内其他标定点的信息以及标定点之间的联系，使各标定点相互控制，若某点发生严重偏差，其相邻 2 个标定点可将其拉回最佳位置；(2)充分利用了面部特征区域的纹理信息。如图 1 所示，在眉尖、眼角、嘴角等特殊位置使用传统方法时，点 P_c 灰度信息

未利用显著特征的纹理信息。而改进方法则充分利用了显著特征内部的纹理信息来构造标定点处的灰度向量。

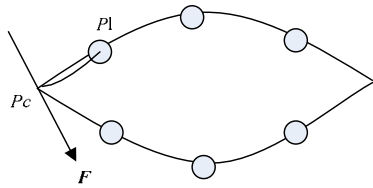


图1 传统方法中法线方向上的灰度信息

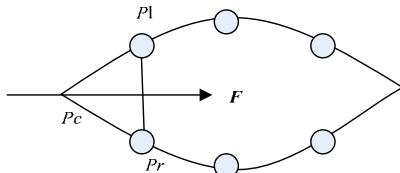


图2 改进方法中垂线方向上的灰度信息

改进后的模型可以更好地获得特征点附近的纹理信息，使局部纹理模型中标记点附近提取到的灰度信息的差值更显著，使匹配过程中每次迭代后的形变更明显，从而提高了匹配速度。改进后的模型更充分地利用了标定点之间的关系，使匹配过程中每次迭代的结果更逼近输入图像，提高了匹配精度。

图3给出了特征提取结果，其中包括人脸表情中眉毛、眼睛、鼻子、嘴巴的主要信息，为后继表情识别提供了重要依据。

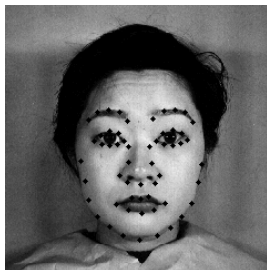


图3 特征提取结果

5 实验结果分析

本文在 JAFFE 人脸表情静态图像库进行人脸特征提取，选取 110 幅图像作为训练图像，61 幅图像作为测试图像，每人有 7 种不同的表情，每种表情均为 8 位的灰度图像。

实验分别对改进前和改进后的联合模型分 2 种情况进行表情识别测试：(1)训练数据包含测试数据；(2)训练数据不包含测试数据。

在实验过程中，分别用反向组合 AAM 算法、联合模型算法、改进后的联合模型算法对测试表情图像进行特征提取，反向组合 AAM 模型算法仅提取表情图像纹理信息，联合模型算法和改进后的联合模型算法分别提取表情图像的纹理信息和形状信息。纹理信息数值较大，为了均衡 2 种信息以提高识别率，后 2 种方法在实验过程中需要设定纹理信息和形状信息各自所占的比例，以达到最优的识别效果，可以用下式表示：

$$\text{模型信息} = \text{形状信息} + w \cdot \text{纹理信息} \quad (13)$$

通过多次重复实验，分别得出 3 种算法取最优 w 值时的识别率。实验数据如表 1~表 3 所示。

表 1 改进后联合模型算法的识别率

w	识别率
0.2	0.934 4
0.3	0.934 4
0.4	0.934 4
0.5	0.934 4
0.6	0.934 4
0.7	0.950 8
0.8	0.950 8
0.9	0.950 8
1.0	0.950 8
1.1	0.934 4

表 2 联合模型算法的识别率

w	识别率
0.2	0.822 6
0.3	0.822 6
0.4	0.871 0
0.5	0.871 0
0.6	0.871 0
0.7	0.871 0
0.8	0.871 0
0.9	0.822 6
1.0	0.822 6
1.1	0.822 6

表 3 反向组合 AAM 算法的识别率

w	识别率
0.2	0.822 6
0.3	0.822 6
0.4	0.871 0
0.5	0.871 0
0.6	0.871 0
0.7	0.871 0
0.8	0.871 0
0.9	0.871 0
1.0	0.822 6
1.1	0.822 6

从表 1~表 3 可以看出，在改进后的联合模型算法中，当 w 的值在 0.7~1.1 之间时，所得识别率最高为 0.950 8。在联合模型算法中，当 w 的值在 0.4~0.8 之间时，所得识别率最高为 0.871 0。在反向组合 AAM 模型算法中，当 w 的值在 0.4~0.9 之间时，所得识别率最高为 0.871 0。

3 种特征提取方法应用最近邻分类器后，所得识别率如表 4~表 6 所示。

表 4 反向组合 AAM 模型算法的实验结果

测试方法	识别率
训练数据包含测试数据	1
训练数据不包含测试数据	0.871 0

表 5 联合模型算法的实验结果

测试方法	识别率
训练数据包含测试数据	1
训练数据不包含测试数据	0.871 0



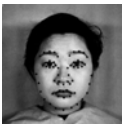
表 6 改进后联合模型算法的实验结果

测试方法	识别率
训练数据包含测试数据	1
训练数据不包含测试数据	0.951 6

从表 4~表 6 可以看出，改进后的联合模型的表情识别率高于其他 2 种方法，其主要原因是改进后的联合模型可以更精确地定位人脸表情部位，为脸识别提供更详细的信息。

从迭代次数和匹配精度上来看，如表 7 所示，在反向组合的 AAM 算法中，当模型迭代到 15 次时就已经达到了该方法下的最优效果，但一些面部表情部位并没有迭代到理想位置，所以，特征提取效果不理想。在联合模型算法中，模型仅迭代了 16 次，且效果不理想。改进后的联合模型算法迭代次数为 30 次，充分的迭代使所有标记点都达到了相对精确的位置。

表 7 3 种算法的迭代次数和迭代结果

	反向组合的 AAM 算法	联合模型算法	改进后的联合算法
迭代次数	15	16	30
迭代结果			

从表 7 可以看出,改进后的模型在迭代精度上有了很大提高。由于改进后的模型充分利用了标定点之间的关系,更精确地描述了局部纹理模型的误差,因此匹配过程中每次迭代后的形变较显著,可以更好地获得特征点附近的纹理信息,使匹配过程中每次迭代的结果更逼近输入图像,提高了特征提取精度,使提取出来的人脸表情更确切地体现个体性质。

6 结束语

本文分别运用 3 种不同的特征提取算法进行表情识别,运用改进后的联合算法对表情图像进行特征提取,得到的识别率高于联合模型和反向组合 AAM 算法。

参考文献

- [1] 徐正光, 闫恒川, 张利欣. 基于表情识别的独立成分分析方法的研究[J]. 计算机工程, 2006, 32(24): 183-185.
- [2] Ekman P, Friesen W V. Manual for the Facial Action Coding System[M]. Palo Alto, CA, USA: Consulting Psychologists Press, 1978.
- [3] Padgety C, Cotyrell G. Identifying Emotion in Static Face Images[C]//Proc. of the 2nd Joint Symposium on Neural Computation. San Diego, USA: University of California, 1995.
- [4] Lanitis A, Taylor C, Cootes T. A Unified Approach to Coding and Interpreting Face Images[C]//Proc. of the 5th International Conference on Computer Vision. [S. l.]: IEEE Press, 1995: 368-373.
- [5] Wong Jiajun, Cho S Y. Facial Emotion Recognition by Adaptive

Processing of Tree Structures[C]//Proc. of ACM Symposium on Applied Computing. [S. l.]: ACM Press, 2006: 23-30.

- [6] Cho S Y, Wong Jiajun. Probabilistic Based Recursive Model for Face Recognition[M]. [S. l.]: Springer-Verlag, 2005: 1245-1254.
- [7] Krueger V, Sommer G. Gabor Wavelet Networks for Object Representation[J]. Journal of the Optical Society of America, 2002, 19(6): 1112-1119.
- [8] Liu Chengjun, Wechsler H. Independent Component Analysis of Gabor Features for Face Recognition[J]. IEEE Trans. on Neural Networks, 2003, 14(4): 919-928.
- [9] 杨静宇, 金 忠, 郭跃飞. 人脸图像有效鉴别特征提取与识别[J]. 南京理工大学学报, 2000, 24(3): 193-198.
- [10] Cootes T F, Taylor C J. Locating Faces Using Statistical Feature Detectors[C]//Proceedings of the 2nd International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Killington, Vermont, USA: IEEE Computer Society, 1996.
- [11] Cootes T, Edwards G, Taylor C. Comparing Active Shape Models with Active Appearance Models[C]//Proc. of the British Machine Vision Conference. Nottingham, UK: [s. n.], 1999.
- [12] Cootes T, Edwards G, Taylor C. Active Appearance Models[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(6): 681-685.
- [13] Lanz V B, Vetter T. A Morphable Model for the Synthesis of 3D Faces[C]//Proceedings of SIGGRAPH'99. New York, USA: ACM Press, 1999: 187-194.
- [14] Dryden I L, Mardia K V. Statistical Shape Analysis[M]. [S. l.]: John Wiley & Sons, 1998.
- [15] Sung J, Kanade T, Kim D. A Unified Gradient-based Approach for Combining ASM into AAM[J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 75(2): 279-309.

编辑 陈 晖

(上接第 203 页)

参考文献

- [1] 徐建伟, 黄辉先, 彭 维, 等. 多目标进化算法的分布度评价方法[J]. 计算机工程, 2008, 34(20): 208-212.
- [2] 陈济舟, 王 钧, 李 军, 等. 卫星任务规划算法综合评价技术研究[J]. 计算机工程, 2009, 35(20): 59-65.
- [3] 郑玲利, 吕文阁. 基于竞选算法的机床主轴结构优化设计[J]. 机械设计与制造, 2006, (8): 35-37.

- [4] 侯梦华, 吕文阁, 梁 亮. 基于竞选算法的模板匹配算法[J]. 机电工程技术, 2008, 37(4): 75-76.
- [5] Jong K A D. An Analysis of the Behavior of a Class of Genetic Adaptive Systems[D]. Ann Arbor, MI, USA: University of Michigan, 1975.
- [6] 周 明, 孙树栋. 遗传算法原理及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1999.

编辑 金胡考

(上接第 205 页)

从图 2 可以看出,本文方法在较宽的频段范围(100 MHz~200 MHz)内精确地实现了全方位来波估计。从图 3 可以看出,在低信噪比情况下,本文方法的估计精度高于 MUSIC 算法。

5 结束语

采用启发式遗传算法实现对基于高斯核函数的 LS-SVM 模型参数的优化。利用优化后的参数建立方位估计模型,对来波方位进行估计。与 MUSIC 算法相比,其估计精度提高了 1 倍以上。

参考文献

- [1] Guo Wenqiang, Qiu Tianshuang, Tang Hong, et al. Performance of

RBF Neural Networks for Array Processing in Impulsive Noise Environment[J]. Digital Signal Processing, 2008, 18(2): 168-178.

- [2] Vigneshwaran S, Sundararajan N, Saratchandran P. Direction of Arrival(DOA) Estimation Under Array Sensor Failures Using a Minimal Resource Allocation Neural Network[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2007, 55(2): 334-343.
- [3] 彭 兵, 周建中, 安学利, 等. 支持向量的信息冗余和 SVM 改进方法[J]. 计算机工程, 2008, 34(4): 48-50.
- [4] 岑 涌, 钟 萍, 罗林开. 基于 GA-SVM 的企业财务困境预测[J]. 计算机工程, 2008, 34(7): 223-225.

编辑 陈 晖