

基于局部纹理 ASM 模型的人脸表情识别

彭程¹, 刘帅师¹, 万川¹, 田彦涛^{1,2}

(1. 吉林大学 通信工程学院, 吉林 长春 130025; 2. 吉林大学 工程仿生教育部重点实验室, 吉林 长春 130025)

摘要:针对主动形状模型(ASM)迭代过程容易陷入局部最优解的不足,提出了一种基于局部纹理模型的改进 ASM 算法,即 EWASM. 在局部纹理模型构建中,以每个特征点的中垂线方向搜索其邻域信息以确定最佳匹配位置,对衡量匹配程度的马氏距离加以推广,进而得到改进的扩展加权局部纹理模型,它由中心局部纹理模型、前局部纹理模型和后局部纹理模型共 3 个子模型加权组成,并对加权参数进行实验优化,使各个特征点之间的联系更加紧密,模型的鲁棒性更好. 通过表情识别实验对提出的 EWASM 算法和传统 ASM 算法进行对比,选用 RBF 神经网络分类器进行表情分类,实验结果表明 EWASM 算法收敛速度更快,识别率也得以提高,并解决了局部最小问题,能更有效地表征表情.

关键词:人脸表情识别;主动形状模型;局部纹理模型;RBF 神经网络分类器

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **文章编号:**1673-4785(2011)03-0231-08

An active shape model for facial expression recognition based on a local texture model

PENG Cheng¹, LIU Shuaishi¹, WAN Chuan¹, TIAN Yantao^{1,2}

(1. School of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130025, China; 2. Key Laboratory of Bionic Engineering (Jilin University), Ministry of Education, Changchun 130025, China)

Abstract: An improved active shape model(ASM) called EWASM (expanded weighted ASM) based on a local texture model was proposed because EWASM overcomes the disadvantage that the active shape model is easy to involve in local optimal solution in the iterative process. In the local texture model, searching adjacent information of each landmark along its perpendicular bisector made the match position best. It improved and promoted Mahalanobis distance which measured the matching degree. Then the local texture model was extended to include the center local texture model, forward local texture model, and backward local texture model. After that, the weighted parameters were optimized experimentally. Thus each landmark is more closely related and the local texture model is more robust. Finally facial expression recognition experiments were conducted comparing EWASM with classical ASM, and a RBF neural network was used as a classification in the expression recognition. Experiments show that the EWASM algorithm solved the local minimum problem and achieved a better convergence rate and recognition effect.

Keywords: facial expression recognition; active shape model; local texture model; RBF neural network classifier

人脸表情不仅在人与人的交流中发挥着重要的作用,而且是实现人机交互,使计算机能够更准确地理解人的表情和意图的一个重要研究内容. 一个完整的人脸表情识别系统由人脸检测、特征提取和表情分类 3 个部分组成. 其中特征提取在整个表情识别过程

中是一个关键环节. 目前最受关注的特征提取方法是 Cootes 等人于 1995 年提出的主动形状模型(active shape model, ASM)方法^[1-2],其模型允许一定程度上形状的变化,可以更好地定位物体的内外轮廓,又不会脱离目标对象的本质特征;但该模型对初始形状的定位非常敏感,本质上是一个求局部最优的过程,有时不能发现全局最优解,存在着一定的局限性,因此吸引了国内外广大学者对其进行研究.

1998 年, Cootes 等人进一步提出了主动表观模

收稿日期:2010-11-26.

基金项目:吉林省科技发展计划重点资助项目(20071152);吉林大学“985 工程”工程仿生科技创新平台项目资助;吉林大学研究生创新基金资助项目(20101027).

通信作者:田彦涛. Email: tianyt@jlu.edu.cn.

型(active appearance model, AAM)^[2-3]. AAM 建立了关于人脸的形状与纹理的组合模型,因此定位更精确,但运算速度与 ASM 相比较慢. M. Rogers 和 J. Graham^[4]用一种具有鲁棒性的最小二乘技术来最小化全局统计模型和未知形状之间的差值,这一改进使得全局统计模型表示的形状不容易受特征点中的噪声和野值的影响,但计算工作量较大. Van Ginenken 等人^[5]提出一种改进局部纹理模型方法,用“局部无序图像”^[6]计算得到的局部纹理特征代替传统 ASM 的法线模型,用 K 近邻分类器对特征点进行匹配,但在特征属性较多时 K 近邻分类器的分类精度大大降低. Faruque 等人^[7]运用 ASM 方法检测嘴唇的轮廓,使用 5 条曲线代表嘴唇的轮廓,进而降低了参数个数,将彩色信息加入 ASM,获得了较好的匹配效果. G. Hamarneh 等人^[8]将 ASM 的特征扩展到时间空间的形状,并且设计出一种新的算法,使得时间空间形状模型能更好地与图像序列中的目标轮廓匹配. 李皓等人^[9]提出了多模板 ASM 定位算法,先利用全局模板定位总体,再利用局部模板定位局部,从而改善 ASM 纹理平滑区域特征点定位不精确的问题. Chen 等人^[10]把局部变量引入到 ASM 中,进行图像变形检测和形状修正,从而有效避免了图像的变形,提高了匹配准确性.

以上这些改进方法只保留传统 ASM 的基本思想,具体操作过程与传统 ASM 方法差别较大,在改进 ASM 的同时也增加了复杂性. 而本文针对 ASM 易陷入局部最优的缺点,提出了局部纹理模型的改进算法(expanded weighted ASM, EWASM),以每个特征点的中垂线方向搜索其邻域信息以确定最佳匹配位置,根据每个特征点的邻域信息,对衡量匹配程度的马氏距离准则函数加权扩展,由 3 个子模型共同描述局部纹理模型的特性,更准确定位目标图像,通过特征点间的制约解决局部最小问题,并且通过实验比较和分析,验证了改进算法的有效性.

1 EWASM 算法

1.1 主动形状模型

主动形状模型是基于统计学习模型的特征点提取方法^[11-12],其首先提取面部形状的特征点集合,形成训练集,通过统计分析构造样本的全局形状模型. 然后利用局部纹理模型在目标图像中搜索特征点的最佳匹配位置,同时根据匹配结果调整全局模型的相关参数,从而使模型与目标图像的实际轮廓逐步逼近,最终准确定位目标.

考虑全局形状模型:

$$X = \bar{X} + Pb.$$

式中: X 是一个形状; \bar{X} 表示平均形状; P 是主成分特征向量构成的变换矩阵; b 为权值向量,使用主成分分析法控制前 t 个特征值的系数,不同的 b 对应不同的形状,并且对 b 加以限定: $-3\sqrt{\lambda_i} < b_i < 3\sqrt{\lambda_i}, i=1,2,\dots,t$,其中 $\lambda_k (\lambda_k \geq \lambda_{k+1}, \lambda_k \neq 0, k=1, 2, \dots, 2n)$ 是协方差矩阵的特征值.

给定局部纹理模型为:

$$\bar{G}_{ij} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N G_{ij},$$

$$S_{G_{ij}} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (G_{ij} - \bar{G}_{ij})(G_{ij} - \bar{G}_{ij})^T.$$

式中: G_{ij} 是对第 i 幅训练图像的第 j 个标定点的灰度信息归一化后的纹理向量,即

$$G_{ij} = \frac{1}{\sum_{j=1}^{2k+1} |d_{g_{ij}}|} d_{g_{ij}},$$

$$d_{g_{ij}} = [g_{ij,2} - g_{ij,1}, \dots, g_{ij,2k+1} - g_{ij,2k}],$$

其中第 i 个特征点的灰度信息是以该特征点为中心沿法线方向上下各取 k 个点的灰度来表示,即 $g_{ij} = [g_{ij,1}, g_{ij,2}, \dots, g_{ij,2k+1}]$; \bar{G}_{ij} 是平均纹理; $S_{G_{ij}}$ 是协方差矩阵.

在目标图像搜索确定标定点的最佳匹配位置时,希望准确定位每个特征点,因此需搜索特征点附近的邻域信息,最直接的方法就是分析邻域的灰度信息,以确定最佳匹配位置. 匹配程度用式(1)的马氏距离^[13]来描述.

$$d(G'_{ij}) = (G'_{ij} - \bar{G}_{ij})^T (S_{G_{ij}})^{-1} (G'_{ij} - \bar{G}_{ij}). \quad (1)$$

式中: G'_{ij} 是由目标搜索图像在 j 点附近采样得到的归一化纹理向量; $d(G'_{ij})$ 最小值对应的点即是最佳候选点.

1.2 EWASM 算法

虽然 ASM 方法的有效性已被广泛证实,但是传统的 ASM 仍存在诸多不足. 1) ASM 的鲁棒性不够理想,迭代过程的收敛性非常依赖于初始形状的定位,初始位置的改变往往影响迭代次数,甚至导致无法达到收敛; 2) ASM 本质上是一个求局部最优的过程,有时不能发现全局最优解,容易陷入局部最小.

针对这些问题,本文提出了 EWASM 算法. 如图 1(a), EWASM 算法中,以点 P_0 为中心到其相邻特征点(P_1, P_r)连线的垂线 F 方向上下各取相同像素,得到特征点 P_0 的灰度信息,点 P_1 与点 P_r 的灰度信息求取同点 P_0 . 对以上 3 个特征点分别建立局部纹理模型^[9],并命名为中心局部纹理模型、前局

部纹理模型和后局部纹理模型,这3个子模型的构建过程一致,差别只在于采样点的位置不同.根据初始定点的位置,前局部纹理模型的特征点在中心局部纹理模型的特征点的前面,同理,后局部纹理模型的特征点在中心局部纹理模型的后面.采用相同的方法对训练集中每幅图像的特征点进行上述处理,最终可以得到针对某个特征点 P_c 相对应的3个平均向量和3个协方差矩阵,分别记为 $\bar{l}_p^m, \bar{l}_p^b, \bar{l}_p^a$ 和 $\Sigma_p^m, \Sigma_p^b, \Sigma_p^a$.

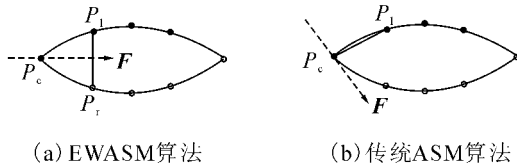


图1 EWASM算法与传统ASM算法中灰度信息求取对比

Fig.1 Gray information comparison between EWASM and classical ASM

把3个子模型的局部纹理模型根据式(1)的匹配准则进行加权求和,进而匹配准则函数可扩展为

$$d(I_q^m, I_q^b, I_q^a) = a(I_q^m - \bar{l}_p^m)^T (\Sigma_p^m)^{-1} (I_q^m - \bar{l}_p^m) + b(I_q^b - \bar{l}_p^b)^T (\Sigma_p^b)^{-1} (I_q^b - \bar{l}_p^b) + c(I_q^a - \bar{l}_p^a)^T (\Sigma_p^a)^{-1} (I_q^a - \bar{l}_p^a). \quad (2)$$

式中: I_q^m, I_q^b, I_q^a 是目标搜索图像对应特征点 P_c 的归一化后的中心局部纹理向量、前局部纹理向量和后局部纹理向量,同样求取 $d(I_q^m, I_q^b, I_q^a)$ 的最小值就是点 P_c 的最佳匹配位置; a, b, c 是对应的加权参数,分别为3个局部纹理子模型的权重,需满足 $a + b + c = 1$ 和 $a, b, c \geq 0$.文献[13]构建的加权模型,其参数人为设定,没有依据.而本文可以通过实验优化调整,从而确定加权参数的满意值,因此更为精确.

比较式(1)和式(2)可知,EWASM算法的匹配准则是传统ASM算法的匹配准则的扩展,即式(1)是式(2)的一个特例,并且式(2)包含了3个子模型的纹理信息,特征信息更广.

由此可见,EWASM算法的优点如下.

1)充分利用了面部特征区域的纹理信息来构造纹理向量,提供了更可靠的依据来确定目标图像.而传统ASM方法如图1(b),特征点 P_c 的灰度信息是以点 P_c 的法线 F 方向上下各取相同像素获得,与相邻特征点 P_l, P_r 的相关信息无关,因此传统方法没有充分利用纹理信息.

2)匹配准则得到了扩展,局部纹理模型通过3个子模型的加权求和,使各个特征点的联系更为紧密,互相控制和制约,若一个特征点发生严重偏离,

其相邻的特征点可以把它拉回至最佳位置,这样也解决了模型容易陷入局部最优的问题.

3)充分利用给定点邻域内其他特征点的信息以及各特征点之间的联系,保证定点的准确性,鲁棒性更好.

2 实验结果与分析

实验使用国际标准的专门用于表情识别研究的数据库 JAFFE (Japanese female facial expression). EWASM 与传统 ASM 特征点定位实验中,训练样本 140 幅,测试样本 70 幅.由于在表情识别中,鼻子和面部轮廓对表情的影响不大,因此实验中只标定眉毛、眼睛和嘴巴共 40 个特征点,相对其他 ASM 研究算法,EWASM 方法定点较少、减少了计算量、提高了收敛速度.

表情分类实验中选出“生气”、“厌恶”、“恐惧”、“高兴”、“中性”、“悲伤”、“惊讶”7种手动定点的 140 幅表情图像样本作为训练样本,其中各种表情的样本数目均为 20 幅.测试样本为自动定点的 65 幅表情图像,各种表情的样本数目依次为:10 幅、10 幅、8 幅、9 幅、10 幅、8 幅、10 幅.

由于脸部特征向量与脸部表情之间的关系是一种非线性映射关系,而利用线性分类器不能准确地分类表情;因此选取了在理论上可以逼近任何非线性函数的神经网络分类器,其具有收敛速度快、所需参数少、局部最佳逼近等优点.其中选取 RBF 神经网络分类器进行表情分类,高斯函数作为基函数,输入层的节点数为 80,与输入特征向量的维数相等,输出层的节点数选定为 7,即类别数.

2.1 加权参数选择实验

EWASM 算法的加权参数 a, b, c 作为 3 个子模型的权值决定每个子模型,所占的比重,即每个特征点的分量.由于中心局部纹理模型作为特征点的主要模型,在 3 个子模型中所占比重应最大,而前局部纹理模型和后局部纹理模型比重几乎相等;因此 a, b, c 可选为 0.4、0.3、0.3, 0.5、0.25、0.25, 0.6、0.2、0.2, 0.7、0.15、0.15, 0.8、0.1、0.1 和 0.9、0.05、0.05.但当 a, b, c 为 0.4、0.3、0.3 时,前局部纹理模型和后局部纹理模型所占比重过大,中心局部纹理模型的核心作用无法体现出来,因此舍去这组权值,当 a, b, c 为 0.7、0.15、0.15, 0.8、0.1、0.1 和 0.9、0.05、0.05 时,前局部纹理模型和后局部纹理模型所占比重过小,在模型构建中作用微弱,因此也舍去这 3 组权值,实验初步设定 a, b, c 为 0.5、

0.25、0.25及0.6、0.2、0.2较为合理。

图2为EWASM特征点定位实验的加权参数比较。其中(a)、(b)是同一幅图像并且初始状态相同,(c)、(d)是同一幅图像并且初始状态相同。图2(a)、(c)是加权参数为0.5、0.25、0.25迭代7次的结果,(b)、(d)是加权参数为0.6、0.2、0.2迭代7次的结果。可见加权参数 a 、 b 、 c 设定为0.6、0.2、0.2的搜索效果相对较好一些。

在EWASM算法表情识别实验中,径向基宽度系数 r 可调节高斯函数的响应范围,依次设为0.1~0.9。表1的加权参数 a 、 b 、 c 为0.6、0.2、0.2,当 $r=0.3$ 和0.4时,达到最高识别率为80.91%,此时设定径向基宽度系数为0.3或0.4取得最佳值。表2的加权参数 a 、 b 、 c 为0.5、0.25、0.25,当 $r=0.5$ 时,达到最高识别率为77.69%,故此时设定径向基宽度系数为0.5。

通过EWASM特征点定位实验和表情分类实验可见,加权参数 a 、 b 、 c 的满意值选定为0.6、0.2、0.2时,

特征点定位更准确,表情识别率最高;因此本文通过实验优化调整,从而确定加权参数 a 、 b 、 c 的满意值为0.6、0.2、0.2。

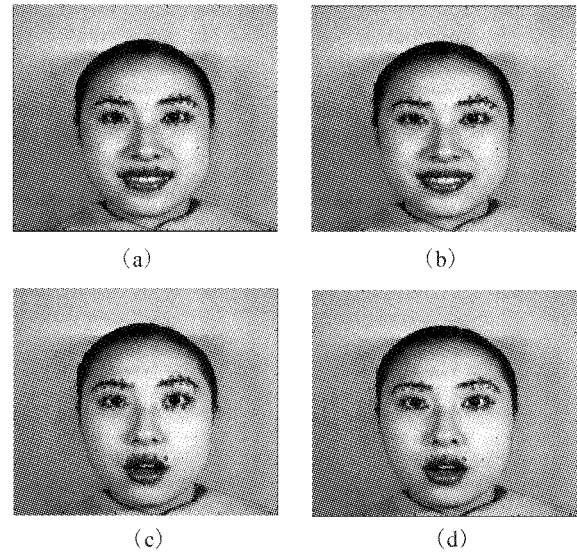


图2 EWASM实验中加权参数 a 、 b 、 c 的结果对比

Fig. 2 Comparison of weighted parameters a , b , c in EWASM experiment

表1 基于EWASM与RBF表情识别结果($a=0.6$ 、 $b=0.2$ 、 $c=0.2$)

Table 1 Expression recognition results based on the EWASM algorithm and RBF ($a=0.6$, $b=0.2$, $c=0.2$)

表情类别	样本数目	正确识别数目						正确识别率/%					
		$r=0.1$	$r=0.3$	$r=0.5$	$r=0.6$	$r=0.8$	$r=0.9$	$r=0.1$	$r=0.3$	$r=0.5$	$r=0.6$	$r=0.8$	$r=0.9$
		$r=0.2$	$r=0.4$		$r=0.7$			$r=0.2$	$r=0.4$		$r=0.7$		
生气	10	5	8	7	7	6	6	50.00	80.00	70.00	70.00	60.00	60.00
厌恶	10	8	8	8	9	9	9	80.00	80.00	80.00	90.00	90.00	90.00
恐惧	8	6	5	4	4	5	4	75.00	62.50	50.00	50.00	62.50	50.00
高兴	9	6	8	8	6	6	7	66.67	88.89	88.89	66.67	66.67	77.78
中性	10	8	9	9	9	8	8	80.00	90.00	90.00	90.00	80.00	80.00
悲伤	8	6	6	6	6	6	5	75.00	75.00	75.00	75.00	75.00	62.50
惊讶	10	9	9	9	8	8	7	90.00	90.00	90.00	80.00	80.00	70.00
平均识别率/%	—	—	—	—	—	—	—	73.81	80.91	77.69	74.52	73.45	70.04

表2 基于EWASM与RBF表情识别结果($a=0.5$ 、 $b=0.25$ 、 $c=0.25$)

Table 2 Expression recognition results based on EWASM algorithm and RBF ($a=0.5$, $b=0.25$, $c=0.25$)

表情类别	样本数目	正确识别数目						正确识别率/%					
		$r=0.1$	$r=0.3$	$r=0.4$	$r=0.5$	$r=0.6$	$r=0.9$	$r=0.1$	$r=0.3$	$r=0.4$	$r=0.5$	$r=0.6$	$r=0.9$
		$r=0.2$		$r=0.7$		$r=0.8$		$r=0.2$		$r=0.7$		$r=0.8$	
生气	10	5	6	6	7	5	5	50.00	60.00	60.00	70.00	50.00	50.00
厌恶	10	8	9	8	8	9	9	80.00	90.00	80.00	80.00	90.00	90.00
恐惧	8	6	4	5	4	5	4	75.00	50.00	62.50	50.00	62.50	50.00
高兴	9	5	6	7	8	6	7	55.55	66.67	77.78	88.89	66.67	77.78
中性	10	8	9	9	9	8	8	80.00	90.00	90.00	90.00	80.00	80.00
悲伤	8	6	6	6	6	6	5	75.00	75.00	75.00	75.00	75.00	62.50
惊讶	10	9	8	8	9	8	8	90.00	80.00	80.00	90.00	80.00	80.00
平均识别率/%	—	—	—	—	—	—	—	72.22	73.10	75.04	77.69	72.02	70.04

2.2 EWASM 算法实验

图3和图4分别是初始化相同情况下传统ASM与EWASM算法的搜索过程对比,传统ASM算法最终迭代15次得到搜索结果,而本文提出的EWASM算法只需要迭代7次,比传统ASM迭代次数少,并且定位效果更精确,传统ASM算法在左眼眉尖与嘴巴处定位发生了错误,而EWASM算法通过特征点之间互相作用,可以将偏差较大的点拉回至更准确的位置.因此实验结果表明提出的EWASM算法提高了搜索的精度,加快了收敛速度.同样图5中,在初始条件相同的情况下,EWASM算法最终搜索效果明显优于传统ASM的搜索效果,传统ASM算法在嘴巴处定位发生了错误,并且EWASM需要的迭代次数更少,由此也验证了EWASM算法的有效性.

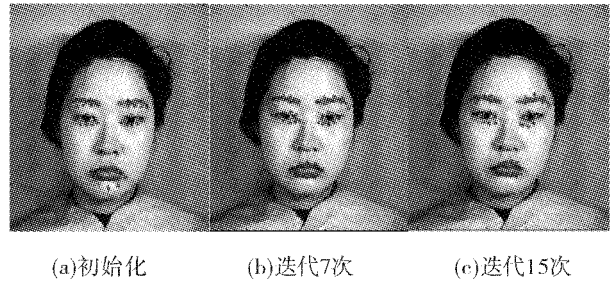


图3 传统ASM算法的搜索过程
Fig.3 Classical ASM algorithm search performance

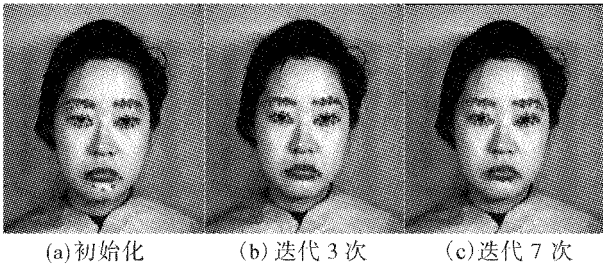


图4 EWASM算法的搜索过程
Fig.4 EWASM algorithm search performance

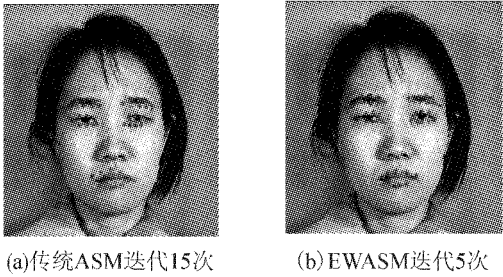


图5 传统ASM与EWASM算法对比
Fig.5 Comparison of search performance between classical ASM and EWASM

2.3 基于RBF神经网络分类器表情识别实验

2.3.1 表情识别实验比较

将EWASM算法与传统ASM算法的表情识别结果进行比较,如表1与表3,其中训练样本和测试样本同前文表情识别实验一致,表中径向基宽度系数 r 依次为0.1~0.9.

表3 基于传统ASM与RBF表情识别结果($a=0.6$ 、 $b=0.2$ 、 $c=0.2$)
Table 3 Expression recognition results based on classical ASM and RBF($a=0.6$, $b=0.2$, $c=0.2$)

表情类别	样本数目	正确识别数目						正确识别率/%					
		$r=0.1$	$r=0.3$	$r=0.4$	$r=0.6$	$r=0.7$	$r=0.8$	$r=0.1$	$r=0.3$	$r=0.4$	$r=0.6$	$r=0.7$	$r=0.8$
		$r=0.2$		$r=0.5$		$r=0.9$		$r=0.2$		$r=0.5$		$r=0.9$	
生气	10	7	6	6	7	5	5	70.00	60.00	60.00	70.00	50.00	50.00
厌恶	10	7	9	8	8	7	7	70.00	90.00	80.00	80.00	70.00	70.00
恐惧	8	4	4	4	4	4	4	50.00	50.00	50.50	50.00	50.00	50.00
高兴	9	5	6	7	5	5	5	55.56	66.67	77.78	55.56	55.56	55.56
中性	10	7	8	8	8	8	7	70.00	80.00	80.00	80.00	80.00	70.00
悲伤	8	4	4	5	4	4	4	50.00	50.00	62.50	50.00	50.00	50.00
惊讶	10	7	8	8	7	7	8	70.00	80.00	80.00	70.00	70.00	80.00
平均识别率/%	—	—	—	—	—	—	—	62.22	68.10	70.04	65.08	60.79	60.79

从表3中可以看出,当 $r=0.4$ 和0.5时,传统ASM的表情识别率最高为70.04%.由前文所示的表1可见,改变不同的基函数宽度系数 r 得到EWASM平均表情识别率的最高值为80.91%,明显优于传统ASM算法,再次验证了EWASM算法的有

效性.

2.3.2 改变样本图像下表情识别实验比较

在2.3.1节的表情识别实验中,测试样本的10个人与训练样本中的10个人是相同的,为了进一步说明EWASM算法的可行性,本文改变训练样本和

测试样本,再次采用 RBF 神经网络分类器进行表情识别实验,其中训练样本选取 JAFF 数据库中 6 位女性的表情图像共 126 幅,测试样本在另外 4 位女性的表情图像样本中选取,共 70 幅,其中各种表情的样本数目均为 10 幅. EWASM 算法与传统 ASM 算法的表情识别结果如表 4 与表 5 所示,径向基宽度系数 r 依次为 0.1~0.9,其中 EWASM 算法中加权

参数 a 、 b 、 c 为 0.6、0.2、0.2. 表 4 中当 $r=0.5$ 和 0.6 时,EWASM 算法的表情识别率最高为 75.71%,表 5 中当 $r=0.4$ 和 0.5 时传统 ASM 的表情识别率最高为 65.71%,由此表明本文提出的 EWASM 算法具有可行性和有效性,但由于本次实验训练样本中的人与测试样本中的人不同,故表情识别率没有 2.3.1 中表情实验的识别率高.

表 4 不同样本下基于 EWASM 与 RBF 表情识别结果($a=0.6$ 、 $b=0.2$ 、 $c=0.2$)

Table 4 Expression recognition results based on EWASM and RBF with different samples($a=0.6$ 、 $b=0.2$ 、 $c=0.2$)

表情 类别	样本 数目	正确识别数目						正确识别率/%					
		$r=0.1$			$r=0.5$		$r=0.8$	$r=0.1$			$r=0.5$		$r=0.8$
		$r=0.2$	$r=0.3$	$r=0.4$	$r=0.6$	$r=0.7$	$r=0.9$	$r=0.2$	$r=0.3$	$r=0.4$	$r=0.6$	$r=0.7$	$r=0.9$
生气	10	6	6	7	7	6	6	60.00	60.00	70.00	70.00	60.00	60.00
厌恶	10	8	8	8	8	8	7	80.00	80.00	80.00	80.00	80.00	70.00
恐惧	10	7	7	7	7	6	6	70.00	70.00	70.00	70.00	60.00	60.00
高兴	10	6	7	7	7	7	7	60.00	70.00	70.00	70.00	70.00	70.00
中性	10	8	8	8	8	8	7	80.00	80.00	80.00	80.00	80.00	70.00
悲伤	10	5	6	6	7	6	6	50.00	60.00	60.00	70.00	60.00	60.00
惊讶	10	8	8	8	9	8	8	80.00	80.00	80.00	90.00	80.00	80.00
平均识别率/%		—	—	—	—	—	—	68.57	71.43	72.86	75.71	70.00	67.14

表 5 不同样本下基于传统 ASM 与 RBF 表情识别结果($a=0.6$ 、 $b=0.2$ 、 $c=0.2$)

Table 5 Expression recognition results based on classical ASM and RBF with different samples($a=0.6$ 、 $b=0.2$ 、 $c=0.2$)

表情 类别	样本 数目	正确识别数目						正确识别率/%					
		$r=0.1$	$r=0.2$	$r=0.4$	$r=0.6$	$r=0.7$	$r=0.9$	$r=0.1$	$r=0.2$	$r=0.4$	$r=0.6$	$r=0.7$	$r=0.9$
			$r=0.3$	$r=0.5$		$r=0.8$			$r=0.3$	$r=0.5$		$r=0.8$	
生气	10	5	5	6	6	6	5	50.00	50.00	60.00	60.00	60.00	50.00
厌恶	10	7	7	7	7	6	6	70.00	70.00	70.00	70.00	60.00	60.00
恐惧	10	6	6	6	6	6	6	60.00	60.00	60.00	60.00	60.00	60.00
高兴	10	6	6	6	6	6	6	60.00	60.00	60.00	60.00	60.00	60.00
中性	10	7	8	8	8	7	7	70.00	80.00	80.00	80.00	70.00	70.00
悲伤	10	5	5	6	5	6	5	50.00	50.00	60.00	50.00	60.00	50.00
惊讶	10	6	7	7	7	7	6	60.00	70.00	70.00	70.00	70.00	60.00
平均识别率/%		—	—	—	—	—	—	60.00	62.86	65.71	64.29	62.86	58.57

2.4 基于 EWASM 与 RBF 的表情识别结果分析

基于 EWASM 算法与 RBF 神经网络分类器的表情识别实验结果表明,最高识别率能达到 80.91%,识别效果受到以下 2 个方面的影响.

1) 本文表情识别实验是自动搜索表情特征点

作为神经网络的输入,特征点为 40 个,相对其他 ASM 的方法,特征定点较少、计算量更小、搜索速度更快,但特征点定位的准确性可能降低,因此 RBF 识别率会受到影响.

2) 表情图像中因一些表情变化比较轻微,还有

一些图像表情是复合表情,因此难以识别准确.例如图6中,(a)和(b)分别是“生气”表情和“悲伤”表情,但由于表情变化过于轻微被误认为“中性”表情;(c)是“厌恶”中夹杂“恐惧”,所以也被误判;(d)是“恐惧”的表情中带着“惊讶”,故被误判.

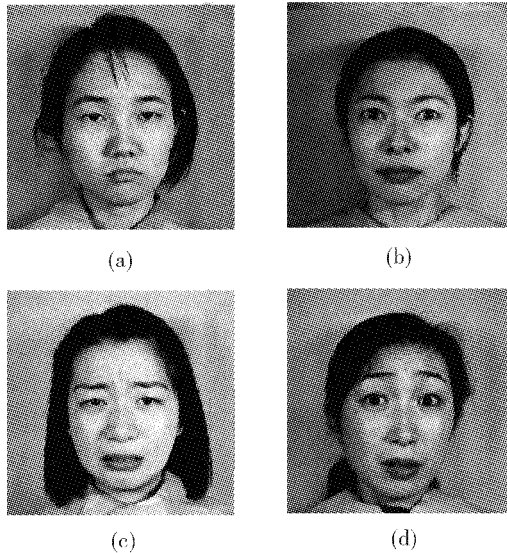


图6 识别失败的表情举例

Fig.6 Examples of unsuccessful expression recognition

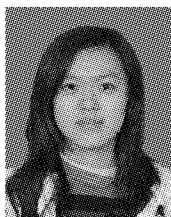
3 结束语

本文在传统ASM算法基本思想的基础上,针对其迭代过程容易陷入局部最优解的不足,提出了一种改进局部纹理模型的EWASM算法,EWASM算法对衡量模型匹配程度的马氏距离进行了推广,从而得到了扩展加权局部纹理模型,并对其相应的加权参数进行实验优化,使各个特征点互相制约,有效地解决了局部最小问题.实验表明提出的EWASM算法具有可行性和有效性,算法的迭代次数减少,进而缩短了定位的时间,提高了表情识别率.由于传统的ASM只能描述一些线性的形状变化,而非线性的形状变化往往在实际问题中更加普遍,因此目标形状的非线性是有待解决的问题,这是实现自动人脸表情识别从实验室平台转化到实际应用的关键.

参考文献:

- [1] COOTES T F, TAYLOR C J. Active shape models—their training and application[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1995, 61(1): 38-59.
- [2] COOTES T F, TAYLOR C J, EDWARDS G J. Active appearance models[C]//*European Conference on Computer Vision*. Berlin, Germany, 1998: 484-498.
- [3] MATTHEWS I, BAKER S. Active appearance models revisited[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 135-164.
- [4] ROGERS M, GRAHAM J. Robust active shape model search[J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2002, 2353: 517-530.
- [5] Van GINNEKEN B, FRANGI A F, STAAL J J, et al. Active shape model segmentation with optimal features[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2002, 21(8): 924-933.
- [6] KOENDERINK J J, Van DOORN A J. The structure of locally orderless images[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1999, 31(2/3): 159-168.
- [7] FARUQUE T A, MAJUMDAR A, RAJPUT N, et al. Large vocabulary audio-vision speech recognition using active shape models[C]//*International Conference on Pattern Recognition*. Barcelona, Spain, 2000: 3-8.
- [8] HAMARNEH G, GUSTAVSSON T. Deformable spatial-temporal shape models: extending ASM to 2D + time[C]//*British Machine Vision Conference*. Manchester, UK, 2001: 13-22.
- [9] 李皓, 谢琛, 唐朝京. 改进的多模版ASM人脸面部特征定位算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2010, 22(10): 1762-1768.
- LI Hao, XIE Chen, TANG Chaojing. An improved algorithm for facial feature location by multi-template ASM[J]. *Journal of Computer-aided Design & Computer Graphics*, 2010, 22(10): 1762-1768.
- [10] CHEN S Y, ZHANG J, GUAN Q, et al. Detection and amendment of shape distortions based on moment invariants for active shape models[J]. *IET Image Processing*, 2011, 5(3): 273-285.
- [11] 冀贞海, 孙宁, 邹采荣, 等. 基于加权主动形状建模的人脸特征定位方法[J]. *电子与信息学报*, 2007, 29(4): 800-803.
- JI Zhenhai, SUN Ning, ZOU Cairong, et al. Face alignment based on weighted active shape models[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2007, 29(4): 800-803.
- [12] 孙正兴, 姚伟. 从视频中恢复三维人脸实时方法[J]. *智能系统学报*, 2009, 4(5): 427-432.
- SUN Zhengxing, YAO Wei. A real-time method for recovering 3D faces from monocular video[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2009, 4(5): 427-432.
- [13] COOTES T F, HILL A, TAYLOR C J, et al. The use of active shape models for locating structures in medical images[J]. *Image and Vision Computing*, 1994, 12(6): 355-366.

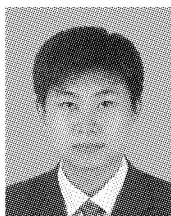
作者简介:



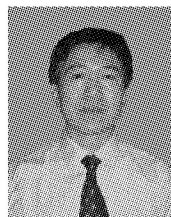
彭程,女,1987年生,硕士研究生,主要研究方向为模式识别、计算机视觉。



刘帅师,女,1981年生,博士研究生,主要研究方向为模式识别、计算机视觉。



万川,男,1985年生,博士研究生,主要研究方向为模式识别、计算机视觉。



田彦涛,男,1958年生,教授、博士生导师、博士。吉林大学自动化研究所所长,中国自动化学会理事,中国自动化学会机器人专业委员会常务委员,吉林省自动化学会理事长,吉林省通信学

会副理事长,吉林省电机工程学会常务理事,中科院沈阳自动化研究所先进制造技术实验室学术委员会委员,中国自动化学会《机器人》学报编委,《吉林大学学报(信息科学版)》副主编。主要研究方向为复杂系统建模、优化与控制、机器视觉与模式识别等。近5年,完成国家"863"计划项目1项、国家自然科学基金项目1项、吉林省科技发展计划项目3项、国家"863"智能机器人网点实验室基金项目1项;目前负责承担国家"863"计划项目和国家自然科学基金项目等国家级科研项目3项、吉林省科技发展计划重点项目3项。发表学术论文70余篇。

2011模糊工程与智能交通国际学术会议

2011 International Joint Conference on Fuzzy Engineering and Intelligent Transportation(FEIT 2011)

2011 International Joint Conference on Fuzzy Engineering and Intelligent Transportation(FEIT 2011)) will be held in Xi'an,China from 10-11,December,2011,which will provides a unified communication platform for researchers in a wide area of topics from pure and applied mathematics,computer science,engineering,transportation and other related fields. The theme of the plenary session is"fuzzy engineering and intelligent transportation"featuring invited speakers who will further explore this topic that is so significant in these fields. Concurrent sessions and a poster session will cover a wide range of topics and issues,including both contributed papers and special sessions developed on specific themes. Topics will range from the theories to the practice methods and technology; it also focuses on applications,while also presenting fundamental work. The contents include regular papers,short communications,and reviews. The objective of FEIT 2011 will bring together researchers working on fuzzy engineering and intelligent transportation, and bring together researchers and practitioners in order to foster the collaboration on research and application and present and discuss open research problems and novel applications.

Important Dates

Paper submission: ; August 15,2011

Acceptance: September 15,2011.

Camera-ready: September 30,2011.

Early registration: ; October 20,2011

Conference: ; December 10-11,2011

E-mail: feitchonf@ 126.com,feitchonf@ gmail.com

Webstie: <http://www.feit-conf.org/index.html>