维普资讯 http://www.cqvip.com

基于 Boost 改进的嵌入式隐马尔可夫模型的实时表情识别*)

周晓旭　黄向生　徐　斌　王阳生

(中科院自动化所-三星综合技术院人机交互联合实验室　北京 100080)

摘　要　在人机交互过程中,理解人类的情绪是计算机和人进行交流必备的技能之一。最能表达人类情绪的就是面部表情。设计任何现实情景中的人机界面,面部表情识别是必不可少的。在本文中,我们提出了交互式计算环境中的一种新的实时面部表情识别框架。文章对这个领域的研究主要有两大贡献:第一,提出了一种新的网络结构和基于 AdaBoost[2] 的嵌入式 HMM[1] 的参数学习算法。第二,将这种优化的嵌入式 HMM 用于实时面部表情识别。本文中,嵌入式 HMM 把二维离散余弦变形后的系数作为观测向量,这和以前利用像素深度来构建观测向量的嵌入式 HMM 方法不同。因为算法同时修正了嵌入式 HMM 的网络结构和参数,大大提高了分类的精确度。该系统减少了训练和识别系统的复杂程度,提供了更加灵活的框架,且能应用于实时人机交互应用软件中。实验结果显示该方法是一种高效的面部表情识别方法。

关键词　实时,人机交互,表情识别,嵌入式隐马尔可夫模型,人脸对齐

Real-time Facial Expression Recognition Based on Boosted Embedded Hidden Markov Model

ZHOU Xiao-Xu　HUANG Xiang-Sheng　XU Bin　WANG Yang-Sheng

(CASIA-SAIT HCI Joint Lab. Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

Abstract　Understanding human emotions is one of the necessary skills for the computer to interact intelligently with human users. The most expressive way humans display emotions is through facial expressions. Facial expression recognition is necessary for designing any realistic human-machine interfaces. In this paper, we propose a novel framework to real-time facial expression recognition in the interactive computer environment. There are two main contributions of this work. First, we propose a novel network structure and parameters learning algorithm for embedded HMM[1] based on AdaBoost[2]. Second, we apply this optimized embedded HMM to real-time facial expression recognition. In this paper, the embedded HMM uses two-dimensional Discrete Cosine Transform (2D-DCT) coefficients as the observation vectors opposite to previous HMM approaches which use pixel intnsities to form the observation vectors. The classification accuracy is improved because our algorithm modifies both the network structure and parameters of embedded HMM. Our proposed system reduces the complexity of the training and recognition system. It can offer a more flexible framework and can be used in real-time human-machine interactive applications. Experimental results demonstrate that the proposed approach is an effective method to recognize facial expression.

Keywords　Real-time, Human-machine interactive, Facial expression recognition, Embedded HMM, Boosting, Face alignment

1　引言

人类的表情在人类交流过程中扮演着很重要的角色。关于面部表情识别的研究能帮助人们建立更加智能化和交互性良好的系统。Ekman 在人类面部表情方面进行了广泛的研究[3,4],并且发现了支持"普遍性面部表情(universality in facial expressions)"的证据。这类"普遍性面部表情"包括快乐、愤怒、恐惧、惊异和痛苦。最近的一些关于面部表情分析的研究都采用了这些"基本表情"或者它们之中的一部分[5,6]。自动表情识别分析(Automatic Facial Expression Analysis)系统通常采用的方法包括三个步骤[7]:脸相摄取、抽取和表征面部特征和面部表情识别。大部分面部表情识别系统的差异在于抽取的特征以及区别不同表情所使用的分类器。Cohen 等人[5]将贝叶斯网络分类器用于视频中表情的分类,并达到了很好的效果。Sebe 等人[8]试验并比较了机器学习有关文献中提到的能够用于表情分类的很多种分类器。

最明显的正面脸相特征包括头发、前额、眼睛、鼻子和嘴。这些特征以从上到下的自然序列出现,即使图像在图像平面上有些旋转,或者从图像平面旋转到垂直于图像所在的另一个平面。所以,我们可以指定每一个部分为一个状态而建立一个一维隐马尔可夫模型(HMM)。Samaria 后来将这种一维模型扩展成一个伪二维 HMM 结构。

本文中,我们提出了一种新的框架,用于 计算机交互环境下的面部表情识别。本文的两方面主要贡献在于:第一,我们设计了一种新颖的网络结构和基于 AdaBoost[2] 的嵌入式 HMM[1] 参数学习算法;第二,我们将这种优化的嵌入式 HMM 用于实时面部表情识别。文中,嵌入式 HMM 采用了二维离散余弦变换 (2D-DCT) 的系数作为观察向量,这与通常采用像素灰度值来构造观察变量的 HMM 方法不同。因为我们的算法不仅优化了网络结构还优化了结构参数,所以分类准确度得到提高。我们设计的系统降低了识别系统和训练过程的复杂度。它提供了更灵活的框架,并能应用于实时

*)本文得到国家自然科学基金重点项目资助(60473047)。周晓旭　博士生,主要研究方向为人脸表情的识别研究。黄向生　博士生,主要研究方向为计算机视觉。徐　斌　工程师,主要从事模式识别方面的研究。王阳生　研究员,博导,主要研究方向为计算机视觉。

维普资讯 http://www.cqvip.com

人机交互环境。试验结果表明，该方法对于实时表情识别是一种有效的方法。

文章第2节简要描述Boosting算法、嵌入式HMM和用于嵌入式HMM的boost结构学习算法。该系统的人脸检测和对齐方法将在第3节进行介绍。而第4节阐述了嵌入式HMM的表情训练方法。第5节展示了面部表情识别的实验结果。第6节是结论部分。

2 使用Boosting算法优化嵌入式HMM的结构

2.1 Boosting算法

Boosting算法是近几年分类算法的发展中最重要的成果之一。Schapire在PAC学习框架中开发了第一个简单的Boosting算法。Boosting在很多的计算机学习理论文献中都有所提及[2,10~12]，并越来越受到关注。本文将主要描述最常用的AdaBoost算法[13]版本中的离散AdaBoost。通常AdaBoost是用来解决Boosting过程中的以下三个基本问题：(1)在一个大的特征集中学习有效的特征；(2)针对每一个被选定的特征构建一个弱分类器；(3)将众多弱分类器融合成为一个较强的分类器。Schapire指出弱的学习者能够通过在过滤后的数据流中进行两个额外的分类器的训练来提高其分类能力。Boosting是一种将很多"弱"分类器的性能合成，之后产生一个强有力的分类器的方法。

AdaBoost算法根据加权后的样本训练分类器 $f_m(x)$。加权的方法为对分类错误的样本分配更高的权重。照此方法对一系列加权后的样本进行训练，最终的分类器定义为前面每个阶段分类器的线性组合。离散AdaBoost学习算法的描述如下：

0. Input
   (1)Training examples $(x_1, y_1),\cdots,(x_N, y_N)$,
   Where $N = a + b$; of which a examples have $y_i=+1$ and b examples have $y_i=-1$;
   (2)The number M of weak classifiers to be combined;
1. Initialization
   $\omega_i^0=\frac{1}{2a}$ for those examples with $y_i=+1$ or
   $\omega_i^0=\frac{1}{2b}$ for those examples with $y_i=-1$.
2. Forward inclusion
   For $m=1,\cdots,M$:
   (1)Choose optimal f_m to minimize weighted error;
   (2)Choose $\alpha_m=\log\frac{1-\epsilon_m}{\epsilon_m}$;
   (3)Update $\omega_i^{(m)}\leftarrow\omega_i^{(m)}$, $\exp[-y_i f_m(x_i)]$and normalize to $\sum_i\omega_i^{(m)}=1$;
3. Output
   $F(x)=sign[\sum_{m=1}^{M}\alpha_m f_m(x)]$.

2.2 嵌入式HMM

一维HMM是一个具有有限个数未知状态的马尔可夫链[14]。马尔可夫模型的每一个状态都具有与相应观测值有关的概率分布。一般来讲，马尔可夫状态并不是直接可以观测到的。当HMM在状态 i 的时候，观测值根据一个给定的条件概率密度函数来决定(通常是混合高斯分布)。状态转移概率矩阵、初始状态概率分布以及与每个状态的观测值对应的概率密度函数对于HMM的统计特征来讲是最重要的。在嵌入式HMM中，每个一维HMM中的状态将作为一个新的HMM[1]。也就是说，HMM包含一个超级状态集合，并伴随有一个嵌入状态集合。超级状态用于沿着一个方向建模二维数据，而嵌入状态则沿另外一个方向建模数据，如图1所示。这个模型和真正的二维HMM是不同的，因为不同的超级状态之间不允许互相转化。嵌入式HMM的元素包括：

- N_0：超级状态的个数；
- S_0：超级状态的集合，$S_0=\{S_{0,i}\}1\leqslant i\leqslant N_0$；
- Π_0：初始的超级状态分布，$\Pi_0=\{\pi_{0,i}\}$，其中 $\pi_{0,i}$ 是在0时刻处于超级状态 i 的概率；
- A_0：超级状态转移概率矩阵，$A_0=\{a_{0,ij}\}$，其中 $a_{0,ij}$ 是从超级状态 i 转移到超级状态 j 的概率；
- $N_1^{(k)}$：第 k 个超级状态中嵌入状态的个数；
- $S_1^{(k)}$：嵌入状态的集合，$S_1^{(k)}=\{S_{1,i^{(k)}}\}$；
- Π_1：初始的嵌入状态的分布，$\Pi_1=\{\pi_{1,i^{(k)}}\}$，其中 $\pi_{1,i^{(k)}}$ 是在0时刻处于超级状态 k 并且出于状态 i 的概率；
- $A_1^{(k)}$：嵌入状态的转移概率矩阵，$A_1^{(k)}=\{a_{1,jk}(k)\}$为从状态 k 转移到状态 j 的概率；
- $B^{(k)}$：$B^{(k)}=\{b_i^{(k)}(O_{t_0,t_1})\}$ 是在第 t_0 行第 t_1 列的观察向量的状态概率矩阵。典型的概率密度函数是一个有限的混合表达式：

$$b_i^{(k)}(O_{t_0,t_1})=\sum_{m=1}^{M}c_{im}^{(k)}N(O_{t_0,t_1},\mu_{im}^{(k)},U_{im}^{(k)}) \quad (1)$$

其中 $1\leqslant i\leqslant N_1^{(k)}$，$c_{im}^{(k)}$ 是第 k 个超级状态中第 i 个状态里面的第 m 个混合式的系数。$N(O_{t_0,t_1},\mu_{im}^{(k)},U_{im}^{(k)})$ 是Gaussian PDF，其均值向量为 $\mu_{im}^{(k)}$，协方差矩阵为 $U_{im}^{(k)}$。

令 $\Lambda^{(k)}=\{\Pi_1^{(k)},A_1^{(k)},B^{(k)}\}$ 为第 k 个超级状态的参数集合。嵌入式HMM可以被定义为：

$$\lambda=(\Pi_0, A_0, \Lambda) \quad (2)$$

其中 $\Lambda=\{\Lambda(1),\Lambda(2),\cdots,\Lambda(N_0)\}$。

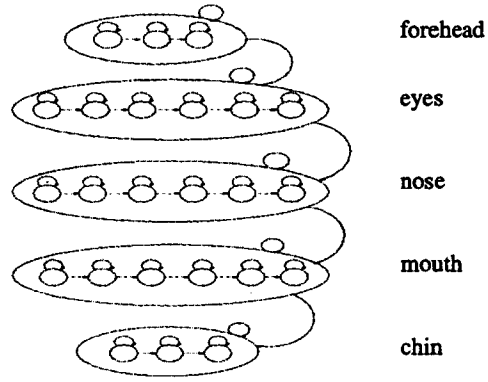

图1 表情识别的嵌入式HMM结构

面部特征模型的状态结构和嵌入式HMM的非零转移概率如图1所示。这个模型适于表述面部图像，因为它采用了一种重要的面部特性：面部正面保有和"超级状态"相同的从顶部到底部的特征，且在每个"超级状态"中从左到右的结构也是相同的。

相对其他结构，嵌入式HMM具有以下优点：

- 从训练和识别角度来讲，计算复杂程度都被大大降低；
- 能够获取更好的初始模型参数估计值；
- 数据的二维结构能够在不采用其他复杂构架的情况下自然地保留，因此不会增加模型的复杂性。

2.3 嵌入式HMM结构的学习

图1所示网络结构是根据需解决的问题和传感器的知识人为指定的。人为的设计可能会带来一些偏差，并且如果面对的是更加复杂的网络结构，这个工作会变得很困难。取而代之的一种方法就是从数据中自动学习网络的结构[15]。结构学习算法能通过搜索网络结构空间来找到能最好得到数据支持的结构。我们现在描述一下用于嵌入式HMM结构学习的新颖的Boosting算法。图2所示即为该算法的流程图。

维普资讯 http://www.cqvip.com

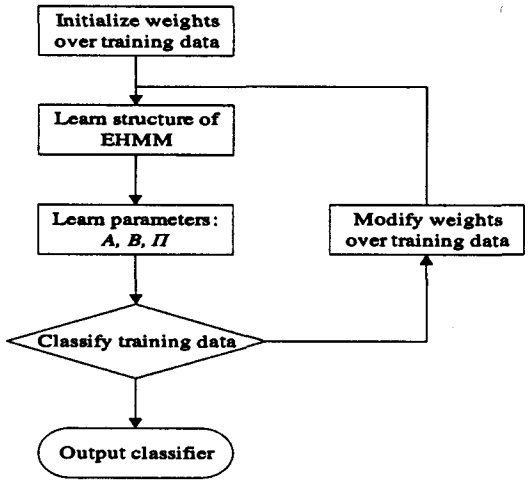

图 2　嵌入式 HMM 结构学习算法的流程图

结果将得到一个新的分类器。随后它将会用于对训练数据进行分类，同时修改数据的权重以便进行下一次迭代。该结构训练的伪代码如下：

Training:
Given:
$D=\{(s_1,y_1),\cdots,(s_T,y_T)\}$, with $s_t\in\{-1,+1\}$, $y_t\in Y_T$ a sequence of T data records;
Initialize $P_D^1(t)=\frac{1}{T}$, $t=1,\cdots,T$;
For $i=1\cdots N$,
　$B_t^i=LearnStructure(D,P_D^{t-1})$
　$\theta^i=LearnParameters(D,P_D^{t-1},B_t^i)$;
　$\{\alpha^i,P_D^t\}=ReWeight(D,P_D^{t-1},B_t^i,\theta^i)$;
End;
Testing:
Given test data y_T, evaluate N classifiers:
$\hat{s}_t^i=\text{argmax}_j P(s_t=j|y_T,B_t^i,\theta^i)$, $i=1,\cdots,N$;
The combined classifier output is:
$\hat{s}_t=sign(\sum_i\alpha^i\hat{s}_t^i)$; (*weighted average*)
$\hat{s}_t=\hat{s}_t^k$, $k=\text{argmax}_i P(y_t|\hat{s}_t^i,B_t^i,\theta^i)$; (*max−select*)
Function $B_t=LearnStructure(D,P_D)$
　Local var L^*, initially $L^*=0$;
　Repeat
　　$I=$ sampled node order for the static network;
　　$\{B_c,L\}=K_2(D,P_D,I)$;
　　Accept or reject B_c given L, L^*, proposal dist;
　Until accept;
　$L^*=L$;
Return $\{B_c,B_d\}$;
Function $\theta=LearnParameters(D,P_D,B_t)$
　$B_\phi=Histogram(D,P_D,B_c)$;
　$\{A,\pi\}=Histogram(D,P_D,B_d)$;
Return $\{B_\phi,A,\pi\}$;
Function
$\{\alpha^k,P_D^t\}=ReWeight(D,P_D^{t-1},B_t,\theta)$
$\hat{s}_t=\text{argmax}_j p(s_t=j|Y_T,B_t,\theta)$, for $t=1\cdots T$;
　$\varepsilon^k=\sum_t P_{(t\sim P_D^{t-1})}(\hat{s}_t\neq s_t)$;
　$\alpha^k=\frac{1}{2}\log(\frac{1-\varepsilon^k}{\varepsilon^k})$;

$$P_D^t(t)=\begin{cases}\dfrac{P_D^{t-1}(t)\exp\alpha^k}{Z^k} & \text{if } \hat{s}_t\neq s_t,\\ \dfrac{P_D^{t-1}(t)\exp-\alpha^k}{Z^k} & \text{if } \hat{s}_t=s_t,\end{cases}\quad \text{for } t=1\cdots T;$$

Return $\{\alpha^k,P_D^t\}$;

3　人脸检测和对齐

3.1　基于 Haar 特征的人脸检测

最近，学者们提出了很多从灰度图像或彩色图像上面检测人脸的技术。一般来说，这些技术可以分成四类：基于知识的方法、特征不变方法、模板匹配方法和基于外形的方法[16]。实验结果表明基于外形的方法相对来讲更为有效。Viola 等人提出了将一组弱分类器组合成为强分类器的方法，用于快速物体的检测[17]。他们运用了离散 AdaBoost 方法[18]，从大量且过完备的特征集中抽取单个特征来选择单一的弱分类器，从而构建较强的阶段性分类器。在每个阶段，一部分背景会被成功排除，而几乎所有的目标对象都会被接受。层叠结构同一个“由粗至精”的策略[19]相结合以形成一个用于多视角人脸检测的检测算法。本文应用了 Haar 特征作为特征空间。GentleBoosta[20]用于选择单一分类器。Haar 特征的构建和 GentleBoost 在文[20]中详细介绍。

3.2　多表情人脸对齐

形状和纹理(脸部轮廓包含的图像像素)都为表征脸部提供重要的线索。精确地抽取脸部图像特征，能够给各方面的应用带来好处，对于高精度面部表情识别也至关重要。人脸对齐的任务就是准确地定位面部特征，例如眼睛、鼻子、嘴巴和轮廓。Active Shape Model (ASM)[21] 和 Active Appearance Model (AAM)[22] 是最广泛应用于形状和外貌建模以及抽取的两个模型。标准的 ASM 包含两个统计模型：(1)全局形状模型，取之于目标轮廓线的标记。(2)局部外观模型，取之于垂直物体周线各个标记的投影。ASM 采用局部模型找到备选形状，而用全局模型筛选找到全局形状。实验结果表明当需要进行实时多表情人脸对齐的时候，很难训练一个很好的 ASM 模型。本文中对于每种表情分别训练了不同的模型。根据五种基本表情，我们对每种表情分别收集了 200 个样本，并用它们训练了 5 个 ASM 模型。在搜索过程中，五种模型实例被放在图像的中间，进行从粗到精的搜索。从第 3 阶段开始搜索(x 和 y 用了原图像 1/8 的分辨率)。当一种阶段搜索完毕之后，根据它们的收敛比率，其中的一个模型会被选出。接着，这个选出的模型会被用于下一步搜索，最终收敛的结果将与目标图像非常匹配。

4　训练面部表情模型

观察序列由一个 $P\times L$ 窗口从左到右，从下向上，对图像进行扫描产生，如图 3 所示。其中有两种类型的重叠。在相邻视窗之间的重叠部分是垂直方向的 U 行，而水平方向的是 V 列。观察向量由每个图像块的二维 DCT 变换系数组成。本实验中，$P=10$，$L=8$，每个图像块都有六个二维 DCT 变换系数被用于观察向量。

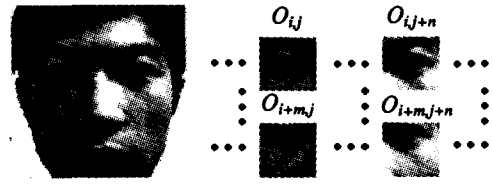

图 3　脸部图像参数化和块的抽取

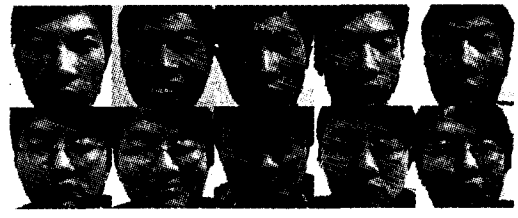

图 4　五种基本表情

如图 4 中所示，本文采用了五种基本表情用于训练和识别：普通，笑，愤怒，睡眠，惊讶。每种表情都用一个嵌入式

维普资讯 http://www.cqvip.com

HMM 表示。同一个表情的不同样本集用来训练相应的表情模型。表情模型的训练包括：

• 根据超级状态的个数、嵌入式状态的个数以及图 1 中所示的从上到下、从左到右的嵌入式 HMM 结构的原型，估计出最初的模型参数。

• 在下一次迭代过程中，统一分割被一个二重嵌入式 Viterbi 分割算法[23]替代。图 5 显示了该二重嵌入式 Viterbi 分割算法。Viterbi 分割算法被应用于图像中的每一行，并计算出概率 $P(O_{t_0,1}\cdots O_{t_0,T_1}, q_{1,1}^{(i_1,j_1)}\cdots q_{1,T_1}^{(i_1,j_1)}|\lambda^{(k)})$，$1\leqslant k\leqslant N_0$，其中 $q_{1,t_1}^{(i_1,j_1)}$，$1\leqslant t_1\leqslant T_1$ 代表分配给 O_{t_0,t_1} 观察值中超级状态的状态。在给定的超级状态模型中，一行中各个状态和观察值的概率由 Viterbi 分割得到，它也表示超级状态的概率。超级状态概率 A_0 和初始超级状态概率 Π_0，用于从上到下处理图像的 Viterbi 分割，并确定：

$P(O_{1,1}\cdots O_{1,T_1},\cdots O_{T_0,1},\cdots O_{T_0,T_1}, q_{0,T_0}|\lambda)$ 或简记 $P(O,Q|\lambda)$ · q_{0,t_0}，$1\leqslant t_0\leqslant T_0$ 为对应于 t_0 行的超级状态。

• 模型参数采用 K-均值算法进行估计，所以模型的参数根据下面条件得到：

$$a_{1,ij}^{(k)}=\frac{number\ of\ transition\ s\ from\ S_{1,i}^{(k)}\ to\ S_{1,j}^{(k)}}{number\ of\ transition\ s\ from\ S_{1,i}^{(k)}}$$

$\mu_i^{(k)}$ = 向量 i 在超级状态 k 下的样本均值

$U_i^{(k)}$ = 超级状态 k 中的状态 i 样本方差矩阵：

$$a_{0,ij}=\frac{number\ of\ transition\ s\ from\ S_{0,i}\ to\ S_{0,j}}{number\ of\ transitoin\ s\ from\ S_{0,i}}$$

• 当 Viterbi 分割的可能性在连续的几次迭代中小于一个域值，迭代停止，HMM 被初始化。

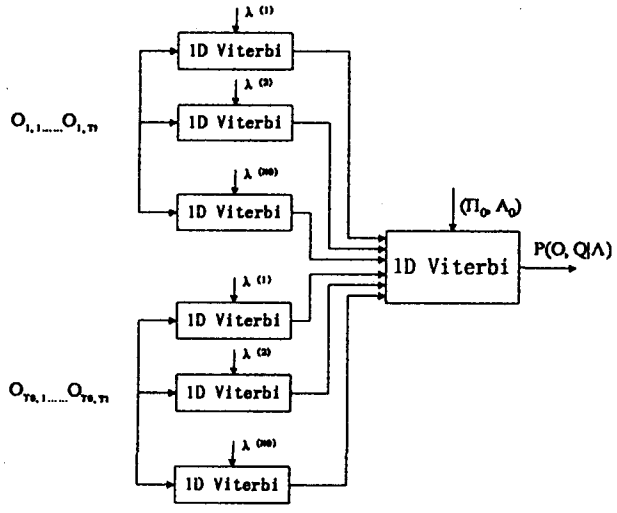

图 5 二重嵌入式 Viterbi 算法

5 检测与结果

对各种面部表情训练完毕之后，嵌入式 HMM 表情识别模型给出的观察序列的概率将被计算。可能性最大的模型将被选出，并用来识别未知的表情。

我们用了 20 个个体的 1000 幅图像进行训练，每个个体 50 幅图像。所有的图像都用一个低成本的网络摄像头获取，采用 320×240 像素分辨率，256 灰度图。每个个体的每种表情有 10 个样本图像。

该实时人脸表情识别系统的效果如图 6 所示。识别过程中，有 10 个个体被用于实时识别。其中 5 个来自于训练集合，而另外 5 个是新的个体。结果分别列于表 1 和表 2 中。

表 1 对训练集合中个体的识别结果

Expression	Correct	Wrong
Normal	18	2
Laugh	19	1
Anger	17	3
Sleep	20	0
Surprise	19	1

表 2 对新个体的识别结果

Expression	Correct	Wrong
Normal	17	3
Laugh	17	3
Anger	14	6
Sleep	20	0
Surprise	18	2

图 6 网络摄像头快照

表 1 中，系统对训练集合中的个体样本进行分类达到了 93%正确率。而对表 2 中新的个体样本的正确分类率达到 86%。此系统运行在 P4 处理器，1.3GHz 和 128M 内存的条件下，用了 50～80 毫秒对人脸进行检测并对表情进行识别。

结论 本文提出了一种新颖的实时人脸表情识别方法。其贡献主要有两点：第一，我们基于 Adaboot 算法设计了一种新型的嵌入式 HMM 的网络结构和参数学习算法；第二，我们将这种优化的嵌入式 HMM 结构应用于实时的表情识别。因为本文的算法同时优化了网络结构和参数，所以分类精确度得以提高。我们的算法充分利用了二维 Discrete Cosine Transform (2D-DCT)系数，减少了观察向量的个数，并且降低了训练和识别系统的复杂程度。它提供了更灵活的框架，可以应用于实时人机交互软件。试验结果表明，该方法对于面部表情识别是一种有效的方法，但还需要更多的训练数据去完善 ASM 模型和表情识别模型。

参 考 文 献

1 Nefian A V, Hayes M H. III. Face Recognition using an embedded HMM. In: IEEE Intl. Conf. Audio Video Biometric based Person Authentication, March 1999. 19～24

(下转第 190 页)

维普资讯 http://www.cqvip.com

线段的像素值曲线图；其显示经过前述预处理，图 2(b)中无论是与背景区域相邻的对象边界还是处于粘连对象之间的边界(分别对应于图 2(c)中两侧和中间高耸的峰)，边界处的灰度值都比它们的周邻区域的灰度值高。

对图 2(b)使用本文的方法得到的候选边界点集如图 4(g)所示；其中穹顶参数 h 和二值化穹顶的阈值 t 都为 8。可以看出候选边界点集中含有属于物体内部的点。再在候选边界点集中选取得到的边界点如图 4(h)所示，即为分割边界。从图 4(h)可以看出，本文方法得到的分割边界连续性好，对象的边界较为完整，假边界少。由于所得边界不含有对象内部的非边界点，因此本文方法受噪声和物体内部灰度变化的影响小。本文方法达到了良好的分割效果。

结论与展望 本文提出了一种基于形态学重建的粘连物体分割方法。该方法先对原图像预处理使边界区域的灰度值较大，然后利用灰度形态学重建提取穹顶，并根据穹顶所具有的特性利用特定的阈值对穹顶二值化得到候选边界点。得到的候选边界点不仅是图像中的极值点，而且满足一定的条件，即它所在的"峰"具有较大的"峰高"。一般的极值点只是前述点在穹顶参数和二值化穹顶的阈值都为 1 时的特例。方法再利用二值形态学重建获得候选边界点集中的边界点，从而得到分割边界。实验结果表明，本方法所得分割边界连续性好、假边界少，达到了良好的分割效果。

由于本文方法沿各个方向选取候选边界点，因此最终所得边界线带有少量毛刺。这可以使用数学形态学中的剪枝算法[9]作进一步的处理。

参 考 文 献

1 章毓晋，编著. 图像分割. 北京：科学出版社，2000
2 Pal N R, Pal S K. A Review on Image Segmentation Techniques. Pattern Recognition, 1993, 26(9): 1277～1294
3 苑玮琦，王建军，张石，等. 球形物料图像的分割方法研究. 信号处理，1998，14(1)：66～70
4 Vincent L, Soille P. Watershed in Digital Spaces: An Efficient Algorithm Based Immersion Simulations. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(6): 583～598
5 Serra J, Vincent L. An Overview of Morphological Filtering. IEEE Trans. Circuits, Systems and Signal Processing, 1992, 11(1): 47～108
6 苑玮琦，王建军，张宏勋. 基于局部灰度极值法的水泥生料球图像边缘检测. 模式识别与人工智能，1997，10(4)：376～381
7 Vincent L. Morphological Grayscale Reconstruction in Iage Analysis: Applications and Efficient Algorithms. IEEE Trans. on Image Processing, 1993, 2(2): 176～201
8 Wang Yike, Dou Wanchun, Zhang Xiwen, Cai Shijie. Edge Selection On Gradients Based On Dome Extraction. In: Proc. 7th ICSP, Intl. Conf. on Signal Processing, Beijing, 2004
9 崔屹，编著. 图象处理与分析——数学形态学方法及应用. 北京：科学出版社，2000
10 The MathWorks, Inc (2003). Matlab Help Window, Matlab 6.5
11 Otsu N. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, 1979, 9(1): 62～66
12 Canny J. A Computational Approach to Edge Detection. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6): 679～698

(上接第 178 页)

2 Freund Y, Schapire R E. A decision theoretic generalization of on-line 'learning and an application to boosting. Journal of Computer and System Science, 1997, 55(1): 119～139
3 Ekman P. Strong evidence for universals in facial expressions: A reply to Russell's mistaken critique. Psychological Bulletin, 1994, 115(2): 268～287
4 Ekman P, Friesen W V. Facial Action Coding System: Investigator's Guide. Consulting Psychologists Press, 1978
5 Cohen I, Sebe N, Gozman F G, Cirelo M C, Huang T S. Learning Bayesian network classifiers for facial expression recognition both labeled and unlabeled data. Computer Vision and Pattern Recognition. In: Proc. 2003 IEEE Computer Society Conf. on, Volume: 1, June 2003. I-595～ I-601
6 Pantic M, Rothkrantz L J M. Automatic analysis of facial expressions: The state of the art. PAMI, 2000, 22(12): 1424～1445
7 Tian Ying-li. Evaluation of Face Resolution for Expression Analysis. In: The First IEEE Workshop on Face Processing in Video, Washington, D. C., USA, 2004
8 Sebe N, Lew M S, Cohen I, et al. Authentic facial expression analysis. Automatic Face and Gesture Recognitio. In: Proc. Sixth IEEE Intl. Conf. on, May 2004. 517 ～ 522
9 Samaria F, Young S. HMM based architecture for face identification. Image and Computer Vision, 1994, 12: 537～543
10 Schapire R. A brief introduction to boosting. In: Proc. of the Sixteenth Intl. Joint Conf. on Artificial Intelligence, 1999
11 Schapire R, Freund Y, Bartlett P, Lee W. Boosting the margin: a new explanation for the effectiveness of voting methods. In: Proc. 14th Intl. Conf. on Machine Learning, Morgan Kaufmann, 1977. 322～330
12 Schapire R E, Singer Y. Improved boosting algorithms using confidence-rated predictions. In: Proc. of the Eleventh Annual Conf. on Computational Learning Theory, 1998. 80～91
13 Friedman J, Hastie T, Tibshirani R. Additive logistic regression: a statistical view of boosting: [Technical report]. Department of Statistics, Sequoia Hall, Stanford University, July 1998
14 Rabiner L, Huang B. Fundamentals of Speech Recognition. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1993
15 Friedman N, Murphy K, Russell S. Learning the structure of dynamic probabilistic networks. In: Proc. Conf. on Uncertainty in AI(UAI), Madison, WI, 1998
16 Yang M-H, Kriegman D J. Detecting Faces in Images: A Survey. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(1): 34～58
17 Viola P, Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. IEEE CVPR, 2001. 511～518
18 Freud Y, schapire R. A short introduction to Boosting. J. of Japanese Society for AI, 1999, 14 (5): 71～78
19 Zhang Z, Zhang L, Li S, et al. Real-time Multi-view Face Detection. IEEE The 5th Intl. Conf. on automatic face and gesture recognition. Washington, DC, USA, 2002
20 Lienhart R, Maydt J. An extended set of Haar-like features fro rapid object detection. IEEE ICIP, 2002. 900～903
21 Cootes T F, Taylor C J, Cooper D H, Graham J. Active Shape Models: Their Training and Application. CVGIP: Image Understanding, 1995, 61: 38～59
22 Cootes T F, Edwards G J, Taylor C J. Active Appearance Models. ECCV98, 1998, 2: 484～498
23 Kuo S, Agazzi O. Keyword spotting in poorly printed documents using pseudo 2-D Hidden Markov Models. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994, 16: 842～848
24 Rabiner L. A tutorial on Hidden Markov Models and selected applications in speech recognition. In: Proc. of IEEE, Feb. 1989, 77: 257～286