

# 白化散度差矩阵的独立元分析应用于表情识别<sup>\*</sup>

李春芝, 陈晓华

(湖州师范学院 信息与工程学院, 浙江 湖州 313000)

**摘 要:** 提出基于白化散度差矩阵的独立元分析算法, 增加不同类表情之间的类间距离, 减弱人脸个体差异性信息对表情识别的干扰, 避免传统的二维主元分析方法(2DPCA)以总体散布矩阵作为产生矩阵, 有效地简化了白化实现过程, 提高了白化性能, 削弱了光照、姿态等噪声对表情识别的影响。该算法首先采用散度差矩阵求白化矩阵, 由快速固定点算法(FASTICA)求解样本独立元, 最终由最近邻准则实现表情识别。实验结果表明, 提出的算法要优于传统的 2DPCA 及 ICA 算法, 为表情识别提供了一条有效途径。

**关键词:** 散度差矩阵; 白化散度差矩阵; 独立元分析; 最近邻准则; 表情识别

**中图分类号:** TP391      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1001-3695(2011)11-4361-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2011.11.097

## Independent component analysis based on whiten scatter difference matrix for expression recognition

LI Chun-zhi, CHEN Xiao-hua

(School of Information & Engineering, Huzhou Teachers College, Huzhou Zhejiang 313000, China)

**Abstract:** As the traditional ICA does not consider the importance of the independent components for classification and recognition. This paper proposed a method, which obtained scatter difference matrix by calculation of expression face matrix and neutral face matrix, abolished the total scatter matrix as a generation matrix which had been employed by 2DPCA. As a result, increased difference of between-class scatter, and weakened the noisy from the variety of face. Firstly this method whitened scatter difference matrix. Secondly, calculated independent components by FASTICA. Finally, used a nearest neighbor rule for expression recognition. Experiment result shows that correct recognition rate by the method is higher than that by 2DPCA and traditional ICA, and is valid for expression recognition.

**Key words:** scatter difference matrix; whiten scatter difference matrix; independent component analysis (ICA); nearest neighbor rule; expression recognition

人脸表情识别是计算机视觉研究的重要组成部分<sup>[1]</sup>。近年来, 研究者们提出了运动光流算法以提高在光照条件、头部姿态等环境参数变化的情况下, 人脸表情识别的鲁棒性<sup>[2]</sup>。然而, 由于每个人的外观特征、表情表现方式等的差异, 传统表情识别算法提取的表情特征中, 通常还包含了测试人的个体信息, 这给表情识别带来很大的困难<sup>[1]</sup>。

人脸面部表情是由于肌肉牵引将正常的人脸变形成有表情的人脸, 因此表情识别还包括每个人的外观特征、表情表现方式等的差异<sup>[1]</sup>。由于人脸的表情信息更多地包含在人脸运动的高阶信息中, 独立元分析方法是一种基于信号高阶统计特性的分析方法, 这表明 ICA 算法能够用于表情识别<sup>[3]</sup>。ICA 方法是人脸识别中较为常用的算法<sup>[4]</sup>。传统的 ICA 算法由于没有考虑到提取的独立元对于识别和分类问题的重要性, 且采用把信号源转换到列向量空间进行白化<sup>[5]</sup>, 往往导致高维计算。同时由于传统的白化方法不能够彻底地去相关, 致使光照、姿态等噪声信息无法去除, 这也影响了 ICA 算法的识别性能<sup>[6]</sup>。徐正光等人<sup>[7]</sup>将 ICA 算法用于表情特征提取, 采用主元分析

方法(PCA)求解白化矩阵, 而 PCA 算法以总体散布矩阵作为产生矩阵, 其提取的特征包含较多的人脸个体差异性信息, 给表情识别带来干扰, 导致表情识别率下降。基于此, 本文提出白化散度差矩阵的独立元分析算法。

### 1 散度差矩阵的白化

由于 ICA 算法起源于盲源信号分离, 是在假设信号彼此不相关的前提下分离效果最好。本文用 ICA 算法进行表情识别的特征提取, 首先必须对样本矩阵进行去相关, 即求白化矩阵。在模式识别领域, 主元分析算法是一种常见的白化处理方式<sup>[4]</sup>。PCA 算法以总体散布矩阵作为产生矩阵, 从而提取了人脸个体差异性信息给表情识别带来干扰, 且无法去除头部旋转、面部遮挡、背景及光照等噪声影响, 同时 PCA 算法常常导致高维的复杂计算。基于此, 本文提出了基于散度差矩阵的白化模型。

具体步骤(图 1)如下: 首先求解训练样本矩阵与无表情图像矩阵(正常的人脸图像矩阵)的散度差, 得到散度差矩阵; 然

**收稿日期:** 2011-03-27; **修回日期:** 2011-04-30      **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(60872057); 浙江省自然科学基金资助项目(R1090244, Y1080212, Y1100095); 浙江省科技计划资助项目(2010C33G2200008); 湖州市自然科学基金资助项目(2010YZ04); 湖州科技攻关计划资助项目(2010GG22)

**作者简介:** 李春芝(1982-), 女, 江苏淮安人, 讲师, 硕士, 主要研究方向为生物特征信息处理与识别(lichunzhi82@hutc.zj.cn); 陈晓华(1977-), 男, 江西九江人, 讲师, 硕士, 主要研究方向为模式识别及机器视觉等。

后求解散度差矩阵的协方差矩阵;根据 2DPCA 算法,获得主元向量;接着根据矩阵白化公式代入主元向量进行散度差矩阵的白化。下面详细探讨散度差矩阵的白化模型。

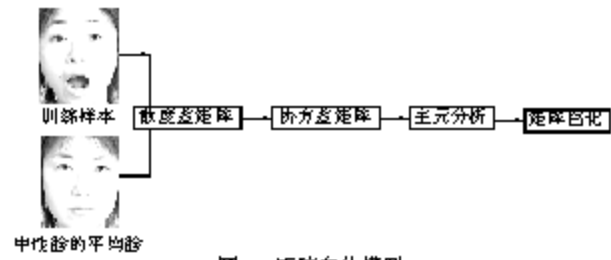


图 1 矩阵白化模型

a) 训练样本为  $p_i \in R^{m \times n} (i = 1, 2, \dots, M)$ , 其中训练样本中包括  $N$  幅无表情图像, 用  $q_j \in R^{m \times n} (j = 1, 2, \dots, N)$  表示,  $\bar{q}$  表示所有训练样本中无表情图像的平均图像, 即

$$\bar{q} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N q_j \tag{1}$$

b) 用  $B_i \in R^{m \times n} (i = 1, 2, \dots, M)$  表示训练样本矩阵与无表情图像矩阵的散度差, 则

$$B_i = p_i - \bar{q} \quad i = 1, 2, \dots, M \tag{2}$$

c) 利用 2DPCA 对散度差矩阵去二阶统计相关、降维, 求得散度差矩阵的白化矩阵。协方差矩阵  $G$  定义为

$$G = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (B_i)^T (B_i) \tag{3}$$

其中:  $G \in R^{n \times n}$ 。协方差矩阵的特征值与特征向量的求解为

$$U^T G U = \Lambda \tag{4}$$

其中:  $\Lambda \in R^{n \times n}$  表示特征值组成的对角阵,  $U$  为特征值对应的特征向量组成的正交阵。设协方差矩阵  $G$  的特征值表示为  $\lambda_i (i = 1, 2, \dots, n)$ , 且  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$ , 对应的特征向量表示为

$$u_i (i = 1, 2, \dots, n), \text{ 则 } \Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & 0 \\ & & \ddots & \\ 0 & & & \lambda_n \end{bmatrix}, U = [u_1, u_2, \dots, u_n]$$

选择前  $d$  个较大特征值对应的特征向量  $u_i (i = 1, 2, \dots, d)$  来构造特征子空间, 其中  $d \leq n$ 。此时,  $\Lambda_d =$

$$\begin{bmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & 0 \\ & & \ddots & \\ 0 & & & \lambda_d \end{bmatrix}, U_d = [u_1, u_2, \dots, u_d]$$

d) 白化矩阵  $E$  的计算为

$$E = \Lambda_d^{-\frac{1}{2}} U_d^T \tag{5}$$

其中:  $E \in R^{d \times n}$ ,  $\Lambda \in R^{d \times d}$ ,  $U_d \in R^{n \times d}$ 。接着, 求散度差矩阵  $B_i \in R^{m \times n} (i = 1, 2, \dots, M)$  的白化。现通过白化矩阵  $E \in R^{d \times n}$  与散度差矩阵  $B_i \in R^{m \times n}$  转置相乘求得, 即

$$Z_i = E (B_i)^T \quad i = 1, 2, \dots, M \tag{6}$$

其中:  $Z_i \in R^{d \times m}$ , 从而获得了白化后的散度差矩阵。

2 独立元分析

表情识别中, 许多重要信息包含在高阶统计信息中。ICA 算法是一种基于高阶统计信息量的去相关多元数据处理方法<sup>[4]</sup>。ICA 算法的基本思想是用一组基函数来表示一系列随机变量, 同时假设各成分之间是统计独立的或尽可能独立<sup>[4]</sup>。

其基本模型为

$$r(t) = A s(t) \tag{7}$$

其中:  $r(t)$ 、 $s(t)$  分别表示观测信号和源信号,  $A$  为混合矩阵。当混合矩阵  $A$  列满秩、源信号  $s(t)$  的各分量之间两两独立, 并且服从高斯分布的分量不多于一个时, 盲分离问题可解。即可通过分离矩阵  $W$  从观测信号中分离出源信号, 即

$$\hat{f}(t) = W r(t) \tag{8}$$

其中:  $\hat{f}(t)$  是对源信号  $s(t)$  的一个估计, 其各个分量尽可能相互独立, 且逼近  $s(t)$ 。此时:

$$A = W^{-1} \tag{9}$$

因此, ICA 算法就是根据输入图像求出混合矩阵  $A$  或者分离矩阵  $W$ 。为了降低维数使迭代递归  $W$  时收敛速度快, 针对白化后的训练样本  $Z_i \in R^{d \times m} (i = 1, 2, \dots, M)$ , 本文引用 Haväriinen 等人给出的快速固定点算法来求  $W$ <sup>[8]</sup>, 此时  $W \in R^{md \times md}$ 。本文仅选取  $d$  个独立基子空间, 即  $W \in R^{md \times d}$ 。因此, ICA 独立基子空间  $S$  的计算为

$$S = W E \tag{10}$$

其中,  $E \in R^{d \times n}$ ,  $S \in R^{md \times n}$ 。此时, 训练样本  $p_i \in R^{m \times n} (i = 1, 2, \dots, M)$  在独立基子空间上的投影为

$$Y = B_i S^T \tag{11}$$

其中,  $Y \in R^{m \times md}$ 。

对任意测试样本  $p_{\text{test}}$ , 将其投影到独立基子空间上, 即

$$Y_{\text{test}} = [p_{\text{test}} - \bar{q}] S^T \tag{12}$$

此时, 测试样本在独立基子空间上的投影特征  $Y_{\text{test}} = [y_{1, \text{test}} \ y_{2, \text{test}} \ \dots \ y_{md, \text{test}}]$  与训练样本的投影特征  $Y = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_{md}]$  进行比较, 即

$$D = \sum_{k=1}^{md} \sum_{j=1}^m \|y_{kj, \text{test}} - y_{kj}\|_2 \tag{13}$$

最后依据最近邻准则即可完成表情识别。

3 实验结果与分析

3.1 实验对象

本文采用 CED-WYU(1.0) 及日本 ART 女性表情数据库 JAFFE 两个数据库进行实验。CED-WYU(1.0) 数据库由 770 幅图像组成, 其中包括 10 个人提供的七种基本表情(愤怒、厌恶、恐惧、高兴、无表情、悲伤和惊讶), 每人每种表情提供 11 幅图像。JAFFE 是以七种基本表情(愤怒、厌恶、恐惧、高兴、无表情、悲伤和惊讶)为基础的数据库, 包括 10 位日本女性, 每种表情有大约 3、4 幅图像, 总共 213 幅图像。为验证本文提出算法性能, 本文在 Intel® Pentium® CPU 2 GHz, MATLAB 6.5 的环境进行了特定人与非特定人表情识别实验。

3.2 特定人表情识别实验与结果分析

首先在 JAFFE 表情数据库上进行实验。从 JAFFE 数据库中选择实验对象 H 的七种表情图像, 其中每种表情 3 幅图像, 共 21 幅图像。取每种表情前一幅图像作为训练样本, 其余作为测试样本, 此时训练样本与测试样本分别为 7 幅、14 幅图像。首先, 利用双线性内插法把原始图像缩小成  $30 \times 24$ ; 然后利用式(2)求得散度差矩阵, 接着由 2DPCA 算法求得协方差矩阵  $G \in R^{24 \times 24}$ , 从而计算出其特征值与特征向量。按式(5)求白化矩阵, 本文  $d$  大小选取 12, 即取前 12 个较大特征值对应的特征向量进行白化。此时, 白化矩阵  $E \in R^{12 \times 24}$ , 根据式

(6),可获得训练样本的白化矩阵。再利用 ICA 算法求得独立基子空间  $S$ ,最后利用最近邻法则完成表情识别。在 JAFFE 表情数据库上,再选择每种表情两幅图像作为训练样本,其余的作为测试样本;接着再利用 JAFFE 数据库另一个人的七种表情(实验对象 J)重复刚才的实验。为了证明本文提出的算法有效性,在 CED-WYU(1.0)表情数据库上进行同样的实验,选取某一个人的七种表情图像,其中每种表情 11 幅图像,共 77 幅图像。分别选取每种表情的 1、2 幅图像作为训练样本,其余的留做测试样本,与 2DPCA 算法、传统的 ICA 及采用 2DPCA 进行矩阵白化的 ICA 算法(下文称本文改进的 ICA 算法,并且把本文提出的白化散度差矩阵的独立元分析算法称为本文算法)进行比较,表情识别结果如表 1 所示。这里,正确识别率定义为正确识别的样本数除以参加测试的样本数。

表 1 特定人的表情识别结果

| 训练样本数量 | 算法                      | JAFFE(H) 正确识别率/% | JAFFE(J)正 确识别率/% | CED-WYU(1.0) 正确识别率/% |
|--------|-------------------------|------------------|------------------|----------------------|
| 1      | 2DPCA                   | 76.19            | 80.95            | 87.02                |
|        | PCA-ICA                 | 42.86            | 66.67            | 16.88                |
|        | 2DPCA-ICA               | 80.95            | 90.48            | 90.48                |
|        | presented in this paper | 85.71            | 95.24            | 97.4                 |
|        | 2DPCA                   | 85.71            | 90.48            | 96.11                |
|        | PCA-ICA                 | 95.24            | 95.24            | 28.57                |
| 2      | 2DPCA-ICA               | 100              | 100              | 97.4                 |
|        | presented in this paper | 100              | 100              | 98.7                 |

从表 1 可知,在 JAFFE 表情数据库上的实验,本文算法正确识别率均高于 2DPCA 及传统的 ICA 算法,且本文算法及改进 ICA 算法正确识别率可达 100%。在 CED-WYU(1.0)表情数据库上,本文算法正确识别率亦均比 2DPCA、传统 ICA 及改进 ICA 算法高。

3.3 非特定人表情识别实验与结果分析

a)在 CED-WYU(1.0)表情数据库上进行实验。从 CED-WYU(1.0)数据库中选择 154 幅图像,共七种基本表情,分别由两人每人提供 11 幅同种表情图像,每种表情共 22 幅图像。当每种表情样本按以下顺序排列,即前 11 幅为一个人的表情图像,后 11 幅为另一个人表情图像,选取每种表情前 4 幅图像作为训练样本,其余作为测试样本。此时训练样本与测试样本分别为 28 幅、126 幅图像。首先,利用双线性内插法把原始图像缩小成  $30 \times 24$  大小;然后利用式(2)求得散度差矩阵,接着由 2DPCA 算法求得协方差矩阵  $G \in R^{24 \times 24}$ ,从而计算出其特征值与特征向量。按式(5)求白化矩阵,本文  $d$  大小选取 12,即取前 12 个较大特征值对应的特征向量求白化矩阵。此时,白化矩阵  $E \in R^{12 \times 24}$ ,根据式(6),可获得散度差矩阵的白化矩阵。再利用 ICA 算法求得独立基子空间  $S$ ,最后,利用最近邻法则完成非特定人表情识别。在 CED-WYU(1.0)表情数据库上,再依次选择每种表情前 5~12 幅图像作为训练样本,其余的作为测试样本,并与 2DPCA 及传统 ICA 算法进行比较,结果如图 2 所示。

从图 2 可知,基于 CED-WYU(1.0)表情数据库,随着训练样本数增加,本文算法在训练样本数取不少于 12 幅时正确识别率可达 100%,而其他算法随着训练样本数增加正确识别率为 99.35%,始终没有能够达到 100%。在样本数小于 12 幅时,本文提出的算法正确识别率比 2DPCA、传统的 ICA 及改进的 ICA 算法高。其中训练样本数取 4 幅时,本文算法正确识别

率比传统 ICA 算法高出 30 多个百分点。

为了测试  $d$  的取值对识别性能的影响,本文在 CED-WYU(1.0)表情数据库上,选择每种表情前 8 幅图像作为训练样本,其余的作为测试样本,采用 2DPCA 算法及本文提出算法验证  $d=1,2,\cdots,16$  时的识别性能,实验结果如图 3 所示。从图 3 可见,随着  $d$  取值的变化,识别率也在变化,在  $d \geq 13$  时,本文算法性能趋于稳定;而  $d \leq 10$  时,2DPCA 算法识别率很低且不随  $d$  的取值变换而变化。

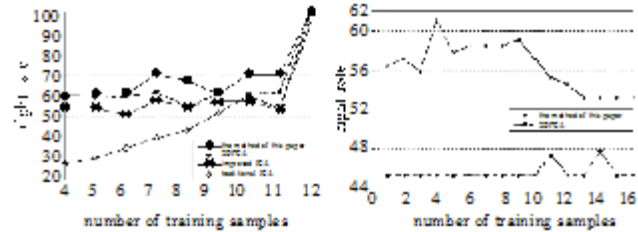


图 2 基于 CED-WYU(1.0)表情数据库非特定人识别结果

图 3 基于 CED-WYU(1.0)表情数据库随着  $d$  取值变化识别结果

b)分别在 CED-WYU(1.0)表情数据库、JAFFE 表情数据库上选择 70 幅图像进行实验,包括七种基本表情图像,其中每种表情由 10 幅图像组成(分别由 10 个不同的人提供)。选择每种表情前 3、5、7、9 幅图像作为训练样本,其余作为测试样本,并与 2DPCA、传统 ICA 算法进行比较,实验结果如表 2 所示。

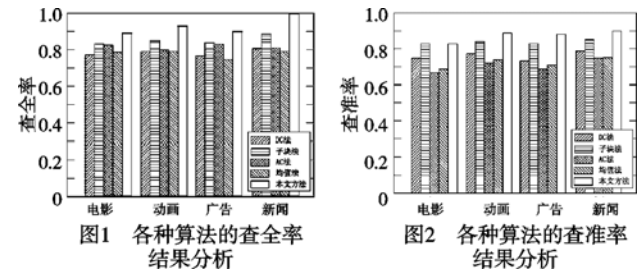
表 2 基于不同数据库非特定人的识别结果

| 训练样本数量 | 算法                      | JAFFE 正确识别率/% | CED-WYU(1.0) 正确识别率/% |
|--------|-------------------------|---------------|----------------------|
| 3      | 2DPCA                   | 41.43         | 50                   |
|        | PCA-ICA                 | 35.71         | 38.57                |
|        | 2DPCA-ICA               | 42.86         | 64.29                |
|        | presented in this paper | 50            | 70                   |
|        | 2DPCA                   | 60            | 62.86                |
| 5      | PCA-ICA                 | 58.57         | 58.57                |
|        | 2DPCA-ICA               | 62.86         | 81.43                |
|        | presented in this paper | 65.71         | 81.43                |
|        | 2DPCA                   | 75.71         | 80                   |
| 7      | PCA-ICA                 | 75.71         | 72.86                |
|        | 2DPCA-ICA               | 77.14         | 100                  |
|        | presented in this paper | 84.19         | 100                  |
|        | 2DPCA                   | 90            | 94.29                |
| 9      | PCA-ICA                 | 90            | 92.86                |
|        | 2DPCA-ICA               | 90            | 100                  |
|        | presented in this paper | 94.29         | 100                  |

在表 2 中,分别列出了基于 CED-WYU(1.0)表情数据库、JAFFE 数据库正确识别率。从表 2 可以看出,在 CED-WYU(1.0)表情数据库上,随着训练样本数的增加,本文算法均要高于 2DPCA、传统 ICA 及改进的 ICA 算法。当取每种表情 7 幅样本作为训练样本,其余样本为测试样本时,本文算法正确识别率及改进 ICA 算法正确识别率均为 100%,分别比 2DPCA 及传统 ICA 算法高出 20 和 27.14 个百分点。在 JAFFE 数据库上,本文算法正确识别率亦均高于 2DPCA、传统 ICA 及改进的 ICA 算法。

针对非特定人的表情识别实验表明,本文算法获得了较好的识别结果。主要是因为该算法有效地减弱了头部旋转、面部遮挡、背景、光照等噪声,同时克服了每个人外观特征、表情表现方式等的差异性给表情识别带来的困难。而 2DPCA 算法是人脸识别领域的经典算法,能够提取人脸的全局特征,即特征脸包含了人脸个体差异的信息。人脸个体差异信息给表情识别带来干扰,导致表情识别率的降低。传统的 ICA 算法必须把样本转换到列向量空间进行白化,常常导致(下转第 4367 页)

率、查准率与文献[1]采用的 I 帧 DC 系数法(DC 法)、文献[2]采用的 DC 系数划分子块法(子块法)、文献[4]采用的 I 帧 AC 系数法(AC 法)和文献[5]采用的 DC 系数均值方差法(均值法)进行对比,如图 1、2 所示。



由图 1、2 可知,I 帧 DC 系数法和 I 帧 AC 系数法提取的关键帧查全率及查准率相对较低,尤其是 I 帧 AC 系数法查准率比较低,由此说明单独使用离散余弦变换后提取的 DC 系数和 AC 系数作为特征提取关键帧的方法所得到的关键帧准确度不高。相对于前两种单独使用离散余弦变换后的一个特征所得的方法,将 DC 系数划分子块方法的查全率、查准率相对较高,但是划分子块的阈值却是难以确定的。在实验的过程中,DC 系数均值和方差的方法虽然节省了时间,但是所提取的关键帧准确性不及本文方法。综上可知,本文提出的压缩域下基于两次曲线曲率检测的关键帧提取算法克服了特征选取比较单一的缺点,使提取的关键帧查全率要高于传统的算法。由于本文采用两次扫描曲线筛选关键帧,因此提取的关键帧查准率相对较高。

4 结束语

本文提出了一种新的压缩域下提取视频关键帧的方法。该方法在只利用 DC 系数提取压缩视频关键帧的基础上添加

(上接第 4363 页)陷入高维计算,在把样本转换到列向量空间的同时丢失了对表情识别有用的信息,而利用 2DPCA 算法求样本的白化矩阵虽然能够简化白化过程,但是却没有充分利用不同种类表情之间的类间方差。综上,白化散度差矩阵的独立元分析是一种有效的表情识别算法。

4 结束语

本文根据人脸面部表情是由于肌肉牵引将正常的人脸变形为有表情的人脸,提出求训练样本矩阵和无表情图像矩阵的散度差矩阵,从而扩大类间间距,为更有效地提取表情特征作铺垫;用 2DPCA 算法对散度差矩阵去相关、降维、求训练样本白化,减弱头部旋转、面部遮挡、背景、光照等噪声;由快速固定点算法求得独立元,选取若干独立元空间作为投影空间,充分利用表情识别对面部不同部位信息依赖程度不同的特点,将人脸图像的个体信息与表情信息进行有效分离,摒弃人脸个体差异性、表情表现方式等差异性信息,提取表情识别中需要利用的各种表情之间的差异信息。在特定人和非特定人表情识别实验中,本文提出的算法相对于传统算法均提高了表情识别的正确率,本文算法在特定数据库上表情识别率可达 100%。提高复杂环境背景下的表情识别性能有待进一步研究。

了压缩视频固有的 AC 系数的特征,能够比较准确地提取出可以反映视频主要内容的关键帧,并且弥补了单一利用 DC 系数特征信息对视频内容描述不完整的缺陷。其次,采用二次检测曲线的方法实现关键帧的自动提取,避免了人为确定关键帧数量。另外,该方法无须对视频进行全部解压缩处理,计算量小,可节省时间资源和计算机内存资源。

参考文献:

[1] 杨胜,钟玉琢. 一种从 MPEG 压缩视频流中提取关键帧的方法[J]. 中国图象图形学报, 2001, 6(3): 254-258.

[2] 陶丹,陈后金. 一种压缩域中基于镜头的关键帧提取改进算法[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(9): 3539-3541.

[3] 朱映映,周润汝. 一种从压缩视频流中提取关键帧的方法[J]. 计算机工程与应用, 2003, 39(18): 13-14.

[4] ZHONG Dai-di, DEFEE I. DCT histogram optimization for image database retrieval [J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26(14): 2272-2281.

[5] AEINI F, MAHMOUDI F. New approach for retrieve images by using DCT blocks [C]// Proc of International Conference on Advanced Computer Theory and Engineering. [S. l.]: IEEE, 2010:73-77.

[6] SHI Fang-xia, GUO Xiao-jun. Key frame execution based on K-means results to adjacent DC images similarity[C]//Proc of the 2nd International Conference on Signal Processing Systems. [S. l.]: IEEE, 2010: 611-613.

[7] GUO Xiao-jun, SHI Fang-xia. Quick extracting key frames from compressed video[C]//Proc of the 2nd International Conference on Computer Engineering and Technology. [S. l.]: IEEE, 2010: 163-165.

[8] 何利,刘群. 基于多特征融合和小波去噪的镜头渐变检测方法[J]. 重庆邮电大学学报:自然科学版, 2009,21(5): 690-694.

[9] WA I S, MAN L. A new key frame representation for video segment retrieval [J]. IEEE Trans of Circuits and Systems for Video Technology, 2005,15(9): 1148-1155.

参考文献:

[1] CHEN H Y, HUANG C L, FU C M. Hybrid-boost learning for multi-pose face detection and facial expression recognition [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(3): 1173-1185.

[2] 朱明早,罗大庸,王一军. 基于图像重建的表情识别算法[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(1): 98-102.

[3] SUN Ning, WANG Hai-xian, JI Zhen-hai, et al. An efficient algorithm for kernel two-dimensional principal component analysis [J]. Neural Computing & Applications, 2008, 17(1): 59-64.

[4] CHEN Fan, KOTANI K. Facial expression recognition by supervised independent component analysis using MAP estimation [J]. IEICE Trans on Information and Systems, 2008, E91-D(2): 341-350.

[5] ZHOU Shu-ren, LIANG Xi-ming, ZHU Can. A method of expression feature extraction using optimized ICA [C]//Proc of the 26th Chinese Control Conference. 2007:563-566.

[6] 吕冀,汪渤,高洪民,等. 图像局部特征识别中的多目标分离[J]. 光子学报, 2008, 37(8): 1708-1712.

[7] 徐正光,闫恒川,张利欣. 基于表情识别的独立成分分析的方法研究[J]. 计算机工程, 2006, 32(24): 183-185.

[8] HAVÁRINEN A, OJA E. Independent component analysis: algorithm and applications [J]. Neural Networks, 2000, 13(4): 411-430.