

# 基于 ISODATA 聚类的词汇树图像检索算法

张 婷 戴 芳 郭文艳

(西安理工大学理学院 西安 710054)

**摘 要** 词汇树图像检索是一种基于视觉关键词结构的高效的图像检索算法。该算法在特征提取和聚类过程中分别采用 SIFT 算法和 K-means 算法。然而, K-means 算法对初值比较依赖, 当聚类个数未知时, 聚类易出现强分现象, 且 SIFT 算法易造成数据溢出和增加检索时间。对此, 给出了两种新的特征提取方法, 分别称为 SIFT\_CRONE 特征和 Color\_HU 特征, 同时引入了 ISODATA 算法对特征进行聚类。SIFT\_CRONE 特征提取方法基于 SIFT 算法确定图像的关键点, 采用 CRONE 算子计算关键点周围像素的梯度, 对关键点进行向量描述, 其优点是既保持了 SIFT 特征的优点又减少了检索时间。Color\_HU 特征是利用 SIFT 确定关键点和有效区域, 对关键点的邻域提取该感兴趣区域的颜色直方图和 HU 矩特征, 降低特征维数, 缩短检索时间。在使用 ISODATA 算法时, 设计了一种自适应参数确定算法。实验结果表明, ISODATA 算法克服了 K-means 对初值的依赖, 当聚类个数未知时有较好的聚类效果; 两种新特征有各自的特点, 均可以缩短图像的检索时间, 提高检索效率。

**关键词** 词汇树, 图像检索, K-means, ISODATA, CRONE 算子, SIFT 特征

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A

## Image Retrieval of Vocabulary Tree Method Based on ISODATA

ZHANG Ting DAI Fang GUO Wen-yan

(School of Science, Xi'an University of Technology, Xi'an 710054, China)

**Abstract** Vocabulary tree image retrieval is a kind of efficient image retrieval algorithm based on the structure of visual words. It employs SIFT algorithm and K-means algorithm in the process of feature extraction and cluster respectively. K-means algorithm, however, is heavily dependent on the initial value. The cluster result of K-means is easy to appear forced cluster when the class number is unknown. And SIFT algorithm is easy to cause data overflow and increase the retrieval time. Two novel feature extraction methods, called SIFT\_CRONE and Color\_HU respectively, were proposed and ISODATA algorithm was introduced in this paper. The SIFT\_CRONE feature extraction method determines the key points of the image using SIFT algorithm, calculates the pixel gradient around the key points using CRONE operator and describes the key points by vector. Its advantages are that it keeps the advantages of SIFT features and reduces the time costs of retrieval. In Color\_HU feature extraction method, we determined the key points and the effective area by SIFT, and calculated color histogram and HU moment of the effective area to reduce the feature dimension and the retrieval time costs. Meanwhile, we presented an adaptive parameter estimation algorithm for ISODATA. The experimental results show that the ISODATA algorithm can avoid the dependence on initial value of K-means, and can obtain ideal results when the cluster number is unknown. Two proposed feature extraction methods have their own advantages, and both can shorten the time of image retrieval and improve the retrieval efficiency.

**Keywords** Vocabulary tree, Image retrieval, K-means, ISODATA, CRONE, SIFT

## 1 引言

随着网络多媒体技术的高速发展, 产生了大量的图像。快速、准确地从众多的图像中查找出自己需要的图像已成为热门的研究领域之一。基于内容的图像检索就是在这一背景下产生的。基于内容的图像检索一般是基于图像的低级视觉特征检索, 这种基于视觉表层特征的图像检索越来越不能够满足人们对图像检索的自适应和扩展性, 而且当信息量巨大

时就会导致检索效率降低。因此学者们在基于内容的图像检索基础上引入了数据结构。词汇树的概念是由 David Nister 于 2006 年首次提出, 并由 John J. Lee 等提出改进<sup>[1]</sup>。词汇树图像检索的主要步骤分为提取特征、聚类形成词汇树、图像量化为向量以及相似性比较 4 部分。

词汇树图像检索算法中提取的图像特征多为 SIFT 特征<sup>[2]</sup>。SIFT 特征对图像的旋转、尺度缩放、亮度变化具有不变性, 对视角变化、仿射变换、噪声也保持一定的稳定性<sup>[3]</sup>。

本文受国家重大研究计划培育项目(91120014), 陕西省教育厅科研计划项目(12JK0534)资助。

张 婷(1989—), 女, 硕士, 主要研究方向为计算数学、计算智能与信息处理, E-mail: 0202150365@163.com; 戴 芳(1966—), 女, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向为图像处理、概率与统计; 郭文艳(1973—), 女, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为随机集理论与目标跟踪。

但 SIFT 算法检索时间较长且其维数比较大,易造成数据溢出。根据这些不足,文献[4]选择 PCA-SIFT 局部特征提取算法将图像数据库中的每幅图像用其局部特征来描述,降低了图像特征维数,缩短了检索时间。文献[5]使用颜色特征和纹理特征的综合特征,此类特征维数为 36 维,降低了图像特征的维数,缩短了检索时间,并与其它的基于内容的图像检索效果相比具有较高的查准率。本文从提高检索率和缩短查询时间入手提出了两种特征提取方法,分别称为 SIFT\_CRONE 特征和 Color\_HU 特征,SIFT\_CRONE 特征提取方法基于 SIFT 算法确定图像的关键点,采用 CRONE 算子计算关键点周围像素的梯度,对关键点进行向量描述,其优点是既保持了 SIFT 特征的优点又减少了检索时间。Color\_HU 特征是利用 SIFT 确定关键点和有效区域,对关键点的邻域提取该感兴趣区域的颜色直方图和 HU 矩特征,以降低特征维数,缩短检索时间。

词汇树检索算法在聚类阶段使用的是 K-means 算法<sup>[1]</sup>。该算法简单快速,但对初值比较敏感,初值不同,其聚类结果有很大的不同,且由于 K 值是人为给出的,容易把一组内非常相近的向量强行分成 2 个或更多部分。本文针对词汇树图像检索中的聚类算法进行改进,提出了能够自行聚类的 ISODATA 算法,并在使用 ISODATA 算法时,设计了一种自适应参数确定算法来改进 K\_means 聚类的不足。

## 2 SIFT\_CRONE 特征和 Color\_HU 特征

### 2.1 SIFT\_CRONE 特征

CRONE 算子是一种分数阶微分算子,利用像素点在上、下、左、右邻点的灰度差,在边缘处达到极值来检测边缘。其基本思想是先求邻域平均来平滑噪声,然后求梯度<sup>[6]</sup>。CRONE 算子检测边缘比较细腻,算法简单高速,可以通过 CRONE 算子对像素点进行检测并利用检测值快速地计算出该像素点的梯度。本文用 CRONE 算子代替 SIFT 算法中的梯度计算方法形成了 SIFT\_CRONE 特征提取方法。CRONE 算子表达式<sup>[7]</sup>:

$$D^{\alpha} f(x) = \frac{1}{h^{\alpha}} \sum_{k=0}^{\infty} a_k [f(x-kh) - f(x+kh)] \quad (1)$$

其中

$$a_k = (-1)^k \frac{\alpha(\alpha-1)\cdots(\alpha-k+1)}{k!} \\ = (-1)^k \frac{\Gamma(\alpha+1)}{\Gamma(k+1)\Gamma(\alpha-k+1)} \quad (2)$$

CRONE 模板:

$$X = [+a_m \cdots +a_1 \ 0 \ -a_1 \cdots -a_m] \quad (3)$$

其中,  $a_m = (-1)^m \frac{\Gamma(\alpha+1)}{\Gamma(m+1)\Gamma(\alpha-m+1)}$

$h$  表示步长<sup>[7]</sup>,模板长度为  $2m+1$ ,本文中对 CRONE 的应用是利用 CRONE 的模板对图像进行卷积,产生新的向量,将该向量作为新的特征向量应用到词汇树检索中。

SIFT\_CRONE 特征提取步骤为:

(1)利用 SIFT 算法确定图像的极值点。这部分和 SIFT 特征是一样的方法,通过 SIFT 特征提取算法,我们了解到影响图像极值点数量的有 Gaussian 金字塔的层数  $s$  和对比度  $D$ ,在实际操作中,由于训练图像的大小尺寸是不一样的,图像的分辨率也不相同,因此提取的极值点数量有很大的差别。为了

降低图像极值点数量之间的差别,需要控制极值点的个数,虽然这样使得所有的图像极值点降低,但是它们之间的极值点差距大大减小。为了控制实验中每一幅图像的极值点的数量,本文中对 SIFT 特征提取中高斯金字塔的层数和对比度分别设定为  $s=3$  和  $D \geq 1.02$ 。

(2)极值点的向量描述。这步是利用 CRONE 算子分别在水平方向和垂直方向对关键点周围的  $16 \times 16$  的窗口内的像素点进行水平和垂直检测,并利用式(4)和式(5)计算像素点的梯度幅值和梯度方向。对图像先进行水平检测得到  $X$ ,再进行垂直检测得到  $Y$ ,那么

梯度幅值为

$$G \approx |X| + |Y| \quad (4)$$

梯度方向为

$$\theta(X, Y) = \tan \frac{Y}{X} \quad (5)$$

在此处做一个规定:  $X=0, Y>0$  时,则规定梯度角度为 90 度;  $X=0, Y<0$  时,梯度角度为 270 度。  $Y=0, X>0$  时,则规定梯度角度为 0 度;  $Y=0, X<0$  时,梯度角度为 180 度。

(3)在以关键点为中心的邻域  $16 \times 16$  窗口内采样,并用直方图统计邻域像素的梯度方向。梯度直方图的范围是  $0 \sim 360$  度,每 45 度为一柱,总共 8 个柱。直方图的峰值则代表了该关键点处邻域梯度的主方向,即作为该关键点的方向。每  $4 \times 4$  邻域内像素计算梯度方向直方图得到一个种子点,每一个关键点由 16 个种子点进行描述得到  $16 \times 8 = 128$  维向量。使用 SIFT\_CRONE 计算出的梯度不进行梯度的加权。

### 2.2 Color\_HU 特征

本文中提出的 Color\_HU 矩特征是一种综合特征,是由图像颜色特征中的颜色直方图和图像的几何特征即几何不变矩 HU 矩组合而成的。这种综合特征的优势在于可以达到颜色特征和形状特征优势互补的效果。在图像的颜色特征上结合其几何特征,既保留了颜色特征的全局特征和其计算简单、高速,又有形状特征对图像的形状描述,具有较强的实际应用价值。特征提取步骤如下:

(1)SIFT 算法确定图像的极值点。

(2)确定有效区域。基于 SIFT 的 Color\_HU 特征是建立在 SIFT 算法确定图像极值点的基础上,因此确定极值点是和 SIFT 算法的前面相同的,当检测出图像的极值点,利用文献[8]中的方法确定有效区域。令  $X$  表示已提取出的极值点横坐标集合,  $Y$  表示已提取出的极值点纵坐标集合,令

$$A = \max(X) - \min(X) \quad B = \max(Y) - \min(Y)$$

$$C = \frac{\max(X) + \min(X)}{2} \quad D = \frac{\max(Y) + \min(Y)}{2}$$

确定点  $A, B, C, D$  的值,且以  $l = \min(A, B)$  为边长,以  $(C, D)$  为正方形形心的正方形为有效区域,有效区域内的极值点作为感兴趣点。

(3)提取感兴趣区域的特征。

以感兴趣点为中心选取它的  $11 \times 11$  的像素块作为一个感兴趣区域,并提取该区域的颜色直方图特征和 HU 矩特征,本文颜色直方图采用 HSV 3 个空间的非均匀量化<sup>[5]</sup>,  $H$  量化为 7 份,  $S, V$  分别量化为 2 等分。颜色直方图共 32 维向量 ( $T=4H+2S+V+8$ ), HU 矩 7 维,则每一个感兴趣点有  $1 \times (32+7) = 1 \times 39$  维的特征向量。

(4)对(3)提取的颜色和 HU 矩综合特征进行归一化处理。

### 3 基于 ISODATA 聚类的词汇树图像检索算法

ISODATA 算法为迭代自组织数据分析算法 (Iterative Self-Organizing Data Analysis Techniques Algorithm, ISODATA)<sup>[9]</sup>。ISODATA 算法是目前应用比较广泛的非监督分类算法,通过引入参数进行人机交互,在聚类过程中不断进行类的分裂与合并,每一次迭代过程中,样本重新调整类别后通过计算类内与类间的有关参数,并且和初始设定的门限相比较,确定这两类是否合并还是分类,不断地“自组织”直到各个参数符合设定要求,并使得各模式到它所属类别类心的距离平方和最小,通过不断地“自组织”使得聚类结果更符合实际情况。

#### 3.1 ISODATA 与 K-means 算法的比较

ISODATA 与 K-means 算法有两点不同之处:(1) ISODATA 每次调整完样本后,重新计算一次样本的均值;(2) 自发地进行类的合并与分裂,合理地调整参数得到更为恰当的聚类。

通过研究并结合文献[10],本文就 ISODATA 与 K-means 两种动态聚类算法对 Iris 数据集从初始中心的选取、数据输入顺序的敏感性、噪声数据的敏感性,以及两种算法对初始聚类中心选取的影响和对 K 的依赖进行比较,结果见表 1。

表 1 ISODATA 算法与 K-means 算法的比较

	对初始聚类中心选取的影响	对类数 K 的依赖
K-means	较大	当 K 已知时简单高速
ISODATA	一般	当 K 未知时可以在迭代过程中合理调节参数

由表 1 可以看出 ISODATA 算法比 K-means 在对初值的选取和 K 未知时聚类效果方面有一定的优势。在具体的实验过程中体现为:当实验的数据较少时,比如当图像库中的图像只有 5 幅时,提取的特征过少,K-means 聚类类数为 11 时误差非常大,但是 ISODATA 会自动聚类为 8 类,降低了误差。但是 ISODATA 的预设参数较多,不容易确定,本文针对 ISODATA 过多的参数设置这一缺点做出了一些改动,解决了 ISODATA 聚类过程中的参数设置问题,使得算法能够自适应。

#### 3.2 ISODATA 算法参数的确定

ISODATA 算法 7 个初始参数分别为:预期的类数  $c$ ; 初始聚类中心个数  $N_c$  (可以不等于  $c$ ); 每一类中允许的最少模式数目  $\theta_n$  (若少于此,类数就不能单独成为一类); 类内各分量分布距离标准差上限  $\theta_i$  (大于此值类就分裂); 两类中心间最小距离下线  $\theta_b$  (若小于此值,这两类应合并); 在每次迭代中可以合并的类数的最多对数  $L$  以及允许的最多迭代次数  $I$ 。

在构造词汇树时,首先需要定义树的层数  $l$  和树的分支因子  $B$  (每一层聚类的数目),所以在用 ISODATA 聚类之前需要预先估计一个预期聚类数目  $c$ ,然后使得它和初始聚类个数  $N_c$  与每一类中允许的最小模式数目  $\theta_n$  相等,即  $c = N_c = \theta_n$ ,本文中  $c = N_c = \theta_n = 20$ 。而每次迭代可以合并的类数  $L$  与迭代次数  $I$  对聚类的结果影响不大,可以自行根据实际设定,本文中  $L = 10, I = 4$ 。经过实验分析发现,影响 ISODATA 算法较为重要的参数为类内各分量  $\theta_i$  和两类中心间最小距离下限  $\theta_b$ ,因为这两个参数控制着聚类过程中的分裂和合并,但 ISODATA 不是自适应的,对此本文提出在 ISODATA

聚类前先使用一次 K-means 聚类算法,即对特征数据先用 K-means 聚类为 2 类,计算出两类的聚类中心  $c_1, c_2$  和类间所有点与该中心距离之和  $s_1, s_2$ , 让 ISODATA 算法中  $\theta_i, \theta_b$  根据数据自适应,不用人为给出。具体算法步骤如下:

① K-means 聚类令  $k=2$ , 算出两类的聚类中心  $c_1, c_2$ , 两类聚类中心先作差  $c_1 - c_2$ , 再求其差的范数  $\|c_1 - c_2\|$ , 得到参数  $\theta_b = \|c_1 - c_2\|$ ;

② 计算 K-means 聚类中类间所有点与该中心的距离之和  $s_1, s_2$ , 那么  $\theta_i = (s_1 + s_2) / N$  ( $N$  表示聚类数据的个数总数)。

### 4 实验结果与分析

本文实验环境为 CPU 3.09GHz, 1.98GB 内存, 操作系统为 Windows XP 2002。实验中采用的图像库来自 Corel、Caltech101、Google, 共 1000 幅图像, 包含飞机、汽车、摩托车、公交车、恐龙、非洲居民、花、罗马斗兽场、花豹、大象 10 个主题, 每一个主题 100 幅图像, 每类主题随机抽取其中的 10% 的图像作为测试图像, 每次查询返回最为相似的前 20 幅图像, 并计算每一类主题的测试图像的平均查准率。表 2 为 10 类主题在不同的词汇树图像检索算法下的查准率。表 3 为不同的词汇树图像检索算法在各个检索阶段所用的时间。图 1(a)~(f) 为查询图像汽车在不同的词汇树图像检索算法下的检索结果示例。

本文中 will 提取特征为 SIFT\_CRONE 特征且使用 K-means 聚类形成的词汇树图像检索算法简称为 SIFT\_CRONE\_K, 使用 ISODATA 聚类形成的词汇树图像检索算法简称为 SIFT\_CRONE\_ISO; 将提取图像 SIFT 特征, 使用 K-means 聚类形成词汇树的图像检索算法简称为 SIFT\_K, 使用 ISODATA 聚类形成的词汇树图像检索算法简称为 SIFT\_ISO; 将提取图像 Color\_HU 特征, 使用 K-means 聚类形成词汇树的图像检索算法简称为 CH\_K, 使用 ISODATA 聚类形成的词汇树图像检索算法简称为 CH\_ISO。

图 1 为检索示例, 表 2 为数据位各类方法的查准率。比较表 2 中的数据可得, ① 在相同的特征提取下 (同为 SIFT 特征或同为 SIFT\_CRONE、CH 特征), 采用 ISODATA 聚类比 K-means 聚类形成的词汇树图像检索效果好。② 比较相同的聚类算法 (ISODATA 聚类或 K-means 聚类) 形成的词汇树图像检索发现, 采用 Color\_HU 特征的整体检索准确率较高, 其次为 SIFT 特征, 最后为 SIFT\_CRONE 特征。③ 相同聚类形成的词汇树图像检索对个体图像的查准率也不尽相同, 在 SIFT 特征与 SIFT\_CRONE 特征下对恐龙这一主题的查准率较高, 这是由于该主题图像的背景简单。但是 Color\_HU 特征对恐龙的检索结果较差, 因为该特征对图像的颜色有一定的依赖性, 图像库中的恐龙这一主题的图像颜色与大象、非洲居民的颜色相近, 容易误检。④ SIFT\_CRONE 特征检索的查准率比较稳定, 每一主题之间差距不大。

表 3 为几种方法在查询时间上的实验数据, 由表 3 中检索算法各个阶段的时间结果可得: ① 以 3 种特征提取每幅图像特征的平均用时, 其中 Color\_HU 特征提取时间最短, 其次为 SIFT\_CRONE, 最后为 SIFT 特征。② 特征量化阶段 K-means 聚类对 Color\_HU 特征聚类时间最短, ISODATA 对 SIFT\_CRONE 特征聚类时间最短。③ 几种方法的查询时间相差不大。

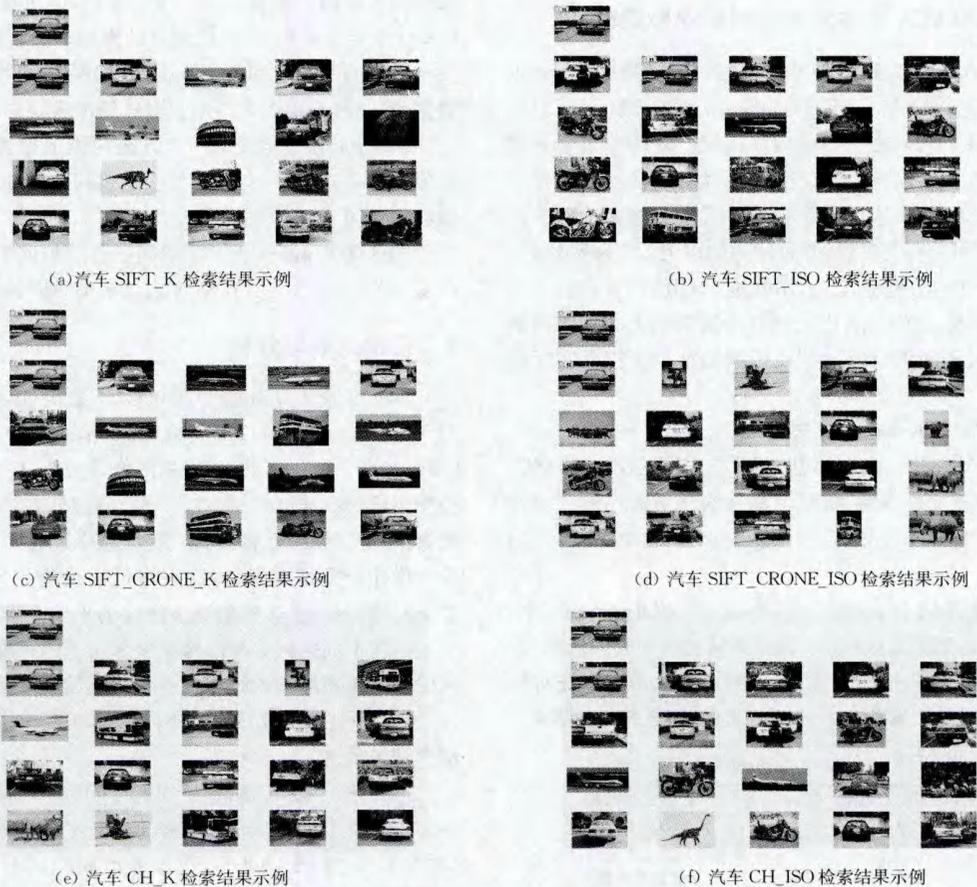


图1 汽车检索结果示例

表2 6种词汇树图像检索算法查准率比较

查 准 率 算 法	SIFT_K	SIFT_ISO	SIFT_CRONE_K	SIFT_CRONE_ISO	CH_K	CH_ISO
非洲居民	74.50%	77.50%	66.50%	64%	84.50%	86.50%
汽车	73%	72%	59.50%	54.50%	80.50%	82.50%
花	80.50%	81%	60.50%	61.50%	81%	82.50%
花豹	77%	69.50%	63.50%	64%	64.50%	72.50%
公交车	43%	42%	50.50%	59.50%	70%	70%
摩托车	47.50%	52%	47.50%	55.50%	68%	68.50%
罗马斗兽场	55.50%	60%	40%	51.50%	63.50%	67.50%
恐龙	84%	86.50%	85%	87.50%	47%	58.50%
飞机	72.50%	73%	60.50%	71.50%	52.50%	58%
大象	54.50%	53.50%	45.50%	50.50%	45.50%	40.50%

表3 3种特征在K-means和ISODATA聚类形成的词汇树图像检索算法时间

特征	提取特征时间(s/幅)	聚类方法	量化时间(s)
SIFT	1.022	K-means	530.125
		ISODATA	502.875
SIFT_CRONE	0.907	K-means	524.750
		ISODATA	474.453
Color_HU	0.718	K-means	348.750
		ISODATA	425.297

综上所述,(1)ISODATA聚类的词汇树检索结果优于使用K-means聚类算法的词汇树图像检索算法。(2)采用SIFT\_CRONE特征词汇树图像检索算法在时间上优于采用SIFT特征词汇树图像检索模型。(3)采用Color\_HU特征词汇树图像检索在检索的效率和准确率上都优于采用SIFT\_

CRONE特征和采用SIFT特征词汇树检索。

**结束语** 本文提出的特征提取方法SIFT\_CRONE提高了基于词汇树图像检索的时间,Color\_HU提高了基于词汇树图像检索的时间和查全率,引入的ISODATA算法改进了K-means聚类的不足,同时提高了词汇树图像检索的效率。实验表明,本文的方法是行之有效的,具有一定的实用价值。本文的后续工作将在提高SIFT\_CRONE特征下词汇树图像检索的效率和改进Color\_HU特征对颜色的依赖两个方面开展。

### 参 考 文 献

- [1] Nister D. Scalable Recognition with a Vocabulary Tree. Proc. of the Intl Conf[C]// on Computer Vision and Pattern Recognition. 2006,2:2161-2168

[2] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International journal of Computer Vision, 2004, 60 (2):91-110

[3] Qi Jin, Zhao Jian, Xie Yu, et al. Large-Scale Image Retrieval Method Based on Vocabulary Tree[C]//12th Annual Meeting of China Association for Science and Technology on Information and Communication Technology and Smart Grid. Scientific Research Publishing, 2010:219-223

[4] 齐锦. 基于仿射传播聚类算法的词汇树生成研究[D]. 西安: 西北大学, 2011

[5] 陈晓宁. 基于词汇树的图像检索中对视觉关键词的提取和研究

[D]. 西安: 西北大学, 2011

[6] 汪成亮, 兰利彬. 采用分数阶微分边缘检测的图像插值[J]. 北京理工大学学报, 2011, 31(9):1085-1089

[7] Mathieu B, Melchior P, Oustaloup A, et al. Fractional differentiation for edge detection [J]. Signal Processing, 2003, 83 (11): 2421-2432

[8] 张舒娟, 王庆民. 基于多特征的图像检索研究[J]. 计算机与现代化, 2010, 173(1):124-127

[9] 孙即祥. 现代模式识别[M]. 北京: 高等教育出版社, 2008

[10] 陈平生. K-means 和 ISODATA 聚类算法的比较研究[J]. 江西理工大学学报, 2012, 33(1):78-82

(上接第 118 页)

对应点的平均距离来度量配准的效果。由于配准样本与初始样本之间存在的信息量和信息结构上的差异, 直接度量两个样本之间的差距是不可行的。因此我们首先通过手工标记的方式得到配准样本与初始样本上的关键特征点, 以及这些点之间的对应关系, 并根据这些对应点之间的平均距离来度量样本配准效果。实验采用的关键特征点主要包括鼻尖、眼角、嘴角等位置的点, 本章共采用 20 个特征点进行误差计算。表 1 即为采用该方法得到的度量结果, 从表中可以看出本文提出的方法与网格重采样方法相比在配准精度方面有一定的提高, 但是结果并不显著。这是因为我们只计算了标定点处的误差, 如果标记更多的特征点, 本节方法的优越性会得到进一步的体现。

表 1 样本配准结果比较

人脸样本	新算法的匹配误差	传统算法的配准误差
I	0.236	0.252
II	0.306	0.301

为了进一步验证算法的有效性, 本章还对 FRGC-3D 人脸数据库中的样本进行了配准处理, 但是这个数据库的样本都存在严重的信息缺失, 因此不能采用网格重采样方法对样本进行配准, 应直接采用曲面变形的的方法对该数据库中的样本进行配准实验。

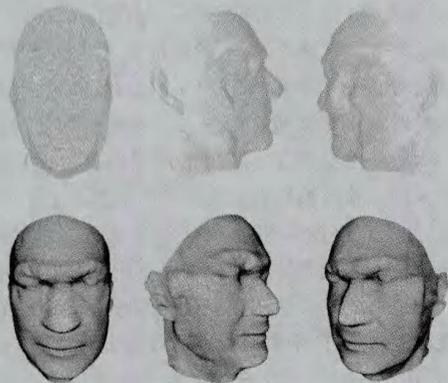


图 5 FRGC-3D 样本配准结果

FRGC-3D 数据库中的样本是由深度信息组成的 2.5 维

样本。如图 5 所示, 图中第一行是 FRGC-3D 中的原型样本, 第二行是使用本章提出的样本配准方法得到的配准样本。从图 5 可以看出, 配准后的模板人脸与目标人脸相比不但保持了样本的特征信息, 而且将样本中的缺失信息补充完整。以上实验表明, 使用本章提出的组合模型匹配的样本配准方法达到了比较好的配准效果。

**结束语** 通过运用曲面变形技术和最近点匹配方法, 本文提出了一种三维人脸配准的方法。该方法将不同格式、不同尺度的三维人脸配准为统一的数据形式。每个样本具有相同的点数、面数和点的连接关系。并且每个样本所包含的面部信息是相同的。但是从整体效果看, 配准后的三维人脸样本在细节信息方面有所丢失, 这是因为曲面的变形信息是全局变形算子计算而来, 因此在今后的应用中, 可以考虑尝试一些局部变形算子来改进配准效果。

## 参考文献

[1] Goh R, Liu L, Liu X, et al. The CMU face in action (FIA) database[C]//Proceedings of Analysis and Modeling of Faces and Gestures. Beijing: Springer-Verlag, 2005:255-263

[2] Beumier C. 3D-RMA 3D database[OL]. [http://www.sic.rma.ac.be/beumier/DB/3d\\_rma.html#1](http://www.sic.rma.ac.be/beumier/DB/3d_rma.html#1), 2008

[3] Moreno A B, Sanchez A. Gavab DB: A 3D Face Database[C]//Proceedings of the 2nd COST275 Workshop on Biometrics on the Internet. Vigo: Lecture Notes, 2004

[4] Hu Yu-xiao, Zhang Zhen-qiu, Xu Xun, et al. Building Large Scale 3D Face Database for Face Analysis[C]//Proceedings of Multimedia Content Analysis and Mining. Weihai: Lecture Notes, 2007:343-350

[5] Bookstein F L. Principal Warps: Thin-Plate Splines and the Decomposition of Deformations [J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11:567-585

[6] 胡永利, 尹宝才, 程世铨, 等. 创建中国人三维人脸库关键技术研究[J]. 计算机研究与发展, 2005, 42(4):622-628

[7] Bentley J L. Multidimensional binary search trees used for associative searching[J]. Communications of the ACM, 1975, 18(9): 509-517