

基于弹性图匹配的实时视频流人脸识别^{*})

薛理立 艾海舟

(清华大学计算机科学与技术系 智能技术与系统国家重点实验室 北京100084)

Real-Time Face Recognition Based on Elastic Graph Matching in Videos

XUE Li-Li AI Hai-Zhou

(Dept. of Computer Science and Technology, Tsinghua University State Key Laboratory of Intelligent

Technology and Systems, Beijing 100084, China)

E-mail: xue1100@mails. tsinghua. edu. cn

Abstract This paper deals with the problem of face recognition from video streams based on Elastic Graph Matching (EGM) method. First, instead of manually selecting the feature points as in previous methods, they are automatically selected through feature selection and feature ordering algorithm and correspondingly weighted. Comparing the auto selected feature points with those manually selected from experiences, traditional empirical understanding for feature point selection is corrected. Second, in order to enhance the robustness of the system, the common behavior of the system under uneven illumination, occlusion or remarkable local distortion situation is discussed, based on which a novel graph similarity function that deals with the three situations uniformly is defined, in which failure points give no contribution to similarity score so that effectively enlarges the between class distance and results in enhanced robustness of face recognition. Finally we replace EGM with AdaBoost and Simple DAM in face location and feature alignment stage together with reduced feature points resulted from feature selection based on the characteristics of video streams to speed up the system significantly. The experiment on a video database of 50 persons shows its feasibility.

Keywords Face recognition, Elastic graph matching, Gabor wavelets, Feature selection, Feature ordering

1 引言

人脸识别作为模式识别的一个分支,近年来再次成为研究的热点,各种方法层出不穷^[1]。其中弹性图匹配算法较好地利用了局部灰度特征信息和形状拓扑结构特征信息,具有较高的鲁棒性而广受关注^[2~7]。为了增强系统的鲁棒性,提高速度我们在传统的弹性图匹配的基础上进行了改进,提出了一个增强的弹性图匹配算法。

本文研究的第一个问题是特征点的选择,目前的系统大都是凭经验选择特征点。特征点的选择是很重要的,选择得好可以提高识别率并将提高系统的速度。其次是特征点的权重,不同的特征点有不同的识别能力,因此应该赋予不同的权重。在特征点的筛选与排序中将讨论如何自动选取特征点,并给特征点赋予不同的权重。其中将比较自动选取的特征点与通常凭经验手工选取的特征点的异同,纠正以往对特征点选取的经验认识。

本文研究的第二个问题是如何处理常见的导致人脸识别失败的情况。包括在光照不太均匀,有遮挡,有比较大的局部变形的情况下的处理。发现在这三种情况下具有共同的特征,在此基础上提出了一种新的图像相似函数的定义,将这三种情况统一处理,将失败的特征点排除在相似度测量之外,从而有效地扩大了类间距离,提高了人脸识别的鲁棒性。使得人脸识别可以在光照不太均匀,有遮挡和有比较大的局部变形和

不同的人脸姿态下也可以使用。

本文研究的第三个问题是如何使系统达到实时的速度。基于弹性图匹配的人脸识别的算法的一个主要的问题是系统开销太大,实际采用弹性图匹配并不要求在人脸定位、人脸特征点抽取和人脸识别阶段都采用弹性图匹配算法。为了提高系统的速度我们采用 AdaBoost 的算法^[11]进行快速人脸定位,用 Simple DAM 算法^[10]抽取特征点并用于人脸特征配准。从而有效地提高了人脸识别的速度。

2 基于弹性图匹配算法的人脸识别系统的原理

2.1 弹性图匹配人脸识别系统组成框架

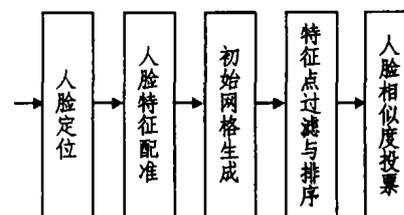


图1 人脸识别的基本框架

本文所采用的基于弹性图匹配算法的视频流人脸识别的基本框架如图1所示。对视频流中的每一帧采用 AdaBoost 算法^[11]进行人脸定位;然后用 Simple DAM 算法^[10]抽取特征点对人脸进行配准,获得双眼和嘴的位置;在双眼和嘴的位置基础上定出 10×10 的原始网格;根据特征筛选和排序的结果对

^{*})本研究受到“863”高技术发展计划(863-805-512-980511)资助。薛理立 硕士研究生,主要研究方向:计算机视觉,人脸识别。艾海舟 副教授,研究方向为计算机视觉、模式识别。

10×10的原始网格进行筛选,筛选出来的特征点赋予相应的权重;采用新的相似性函数计算视频流中的人脸和库中人脸

模型的相似度并进行投票.将所有帧的相似度投票相加,投票最多的即为识别的结果。



图2 人脸定位、特征点抽取与网格生成

2.2 人脸定位

人脸定位阶段我们采用基于 AdaBoost 统计学习方法的层叠分类器检测人脸^[10,11],如图3所示.针对人脸识别中的具体情况,我们选择图像中检测到的最大人脸作为待识别的人脸。



图3 人脸定位

2.3 特征点抽取

为了布置 EGM 中的特征点,我们需要抽取3个特征点,即两个眼睛中心和一个嘴巴中心,这里的眼睛中心并非指瞳孔中心,而是指眼睛区域的中心,这是考虑到很难鲁棒地抽取到瞳孔中心.我们参考 DAM(Direct Appearance Model)方法^[9],提出了一种 Simple DAM 算法定位这些特征点。

在 DAM 方法中,提到形状和纹理之间,存在简单的线性关系:

$$s=R * t+\epsilon$$

其中 t 是经过一定校正的人脸纹理在其主分量空间的投影, s 是形状在其主分量空间的投影.在我们的方法中,考虑最简单的情况,只需要3对对应点,就可以将非正面端正的人脸,校正到正面端正的姿态.根据 DAM 的方法,我们假设,人脸检测输出所框定的人脸纹理向量,与这张脸上的三个特征点“双眼和嘴巴中心”组成的向量之间存在上式的线性关系.经过训练,我们可以找到这个线性关系的映射矩阵.Simple DAM 算法描述如下:

1. 初始化当前纹理为检测结果框定的人脸纹理: $t \leftarrow t_0$;
2. 根据当前纹理,得到三个特征点的位置: $s=R * t+\epsilon$.

如果三个特征点的位置和平均位置很接近,则结束;

3. 根据三个特征点的位置,在整个图片(或者在包含脸部和周围的一个图像区域)上施加仿射变换,将倾斜人脸校正;根据这三个特征点的位置重新切出一个人脸区域得到新的人脸纹理,令当前纹理为校正后的人脸纹理;转到2.

由于这种方法在本质上考虑了特征点与纹理的统计关系,具有很高的鲁棒性,避免了以往的方法只根据一幅图像单

独处理易受噪声影响的不稳定问题。

2.4 特征抽取

2.4.1 Gabor 滤波器 在弹性图匹配算法中,人脸上的特征点采用 Gabor 滤波器进行特征抽取.Gabor 核函数为:

$$J(x)=\frac{k^2}{\sigma^2}\exp(-\frac{k^2x^2}{2\sigma^2})[\exp(ik_jx)-\exp(-\frac{\sigma^2}{2})] \quad (1)$$

Gabor 滤波器为:

$$J_j(\vec{x})=\int I(\vec{x}')\phi_j(\vec{x}-\vec{x}')d^2\vec{x}' \quad (2)$$

其中波矢量为:

$$\vec{k}_j=\begin{pmatrix} k_{jx} \\ k_{jy} \end{pmatrix}=\begin{pmatrix} k_v \cos\phi_\mu \\ k_v \sin\phi_\mu \end{pmatrix} \quad \text{其中 } k_v=2^{-\frac{\nu+2}{2}}\pi, \phi_\mu=\mu \frac{\pi}{8} \quad (3)$$

其中频率系数 $\nu=0, \dots, 4$;方向系数 $\mu=0, \dots, 7$,这样形成40个相关系数来描述灰度图像中 x 点附近邻域的特征。

Gabor 小波有以下几个特征:式(1)中括号的第二项去除直流分量使得 Gabor 特征对光强变化具有鲁棒性;对比度的变化则由于小波进行了规范化而具有鲁棒性; $\exp(-\frac{k^2x^2}{2\sigma^2})$ 是 Gauss 函数,这实际上是通过加窗限制了振荡函数的范围,使其只在局部有效,这样使得 Gabor 滤波可以容忍图像有一定的扭曲情况。

2.4.2 相似函数 对特征点的 Gabor 特征 J:

$$J=\{J_j\} \quad \text{其中 } J_j=\alpha_j \exp(\phi_j), j=0, \dots, 39 \quad (4)$$

考虑如何度量特征间的相似性。

目前采用的相似函数有两种,一种是不考虑角度,只考虑幅值,比较两个特征的内积,称为角度无关的相似函数,定义如下

$$S_u(J, J')=\frac{\sum_j \alpha_j \alpha'_j}{\sqrt{\sum_j \alpha_j^2 \sum_j \alpha'_j^2}} \quad (5)$$

另一种是角度相关的相似函数,定义如下

$$S_\phi(J, J')=\frac{\sum_j \alpha_j \alpha'_j \cos(\phi_j - \phi'_j - \vec{d} \cdot \vec{k}_j)}{\sqrt{\sum_j \alpha_j^2 \sum_j \alpha'_j^2}} \quad (6)$$

其中

$$\vec{d}(J, J')=\begin{pmatrix} d_x \\ d_y \end{pmatrix}=\frac{1}{\Gamma_{xx}\Gamma_{yy}-\Gamma_{xy}\Gamma_{yx}}\begin{pmatrix} \Gamma_{yy} & -\Gamma_{yx} \\ -\Gamma_{xy} & \Gamma_{xx} \end{pmatrix}\begin{pmatrix} \Phi_x \\ \Phi_y \end{pmatrix} \quad (7)$$

其中, $\Phi_x=\sum_j \alpha_j \alpha'_j (\phi_j - \phi'_j) k_{jx}$, $\Phi_y=\sum_j \alpha_j \alpha'_j k_{jx} k_{jy}$

在我们的系统中角度相关的相似函数有更好的性能。

3 人脸表征

在弹性图匹配方法中有三种常见的人脸表征方法.第一

种是先定位若干人脸特征点,然后抽取这些特征点的 Gabor 特征,这些特征点以及特征点之间的边共同表征一张人脸,其中边是用来进行拓扑约束的。第二种是 Wiskott^[6]提出首先将库中同一人的每个特征点的特征组成一个类似堆栈的结构称为束(bunch),从而将弹性图匹配发展为弹性束图匹配(Elasti Bunch Graph Matching (EBGM))的方法,这种方法的意义在于节省系统开销。第三种是由于发现在人脸识别中不需要特别精确的定位,甚至在无拓扑约束的情况下也能获得有拓扑约束的识别效果,还可以加快速度^[5,7],从而提出了只定位少量特征点,比如只定位两眼和嘴中心,在此基础上生成一张网格,抽取网格点的 Gabor 特征表征人脸。文[7]中的实验结果表明第三种方法的效果比用 EBGM 的方法来得好。因此,本文采用文[7]中方法,人脸表征如下:

采用 10×10 的网格作为原始网格,首先将网格的第3行第4列定为左眼所在的位置,第3行第7列定为右眼所在的位置,嘴的位置定在第7行,然后在此基础上均匀分布其它网格点。

但是可以看出这 10×10 的网格点并不是都分布在脸上的。有一小部分分布在非人脸区域,有一部分分布在人脸轮廓上,随着人脸的转动会超出人脸区域,还有一部分点处于人脸区域中心。把这些点都作为特征点是不合适的,至少非人脸区域的点应该排除在外,其次每个特征点的权重应该是不同的,比如分布在人脸轮廓上的点在不同姿态时有可能超出人脸区域,它们如果和人脸区域中心的点有相同的权重也是不合理的。因此要对特征点进行筛选,考察它们的权重。下节我们将对 10×10 个特征点进行筛选与排序。

4 特征筛选与特征排序

究竟人脸的哪些特征点能够有效地用于人脸识别,哪些点在识别中的贡献比较大?

普遍的一种看法是人脸内部的特征点比人脸轮廓上的好,认为纹理复杂部位的类间距较大,比如眼睛、鼻子和嘴,而额头和面颊的人脸轮廓上的点不适合用来做识别。到底如何,我们通过实验来分析。

大体的思路是检测每个特征点的类间距,用它来度量特征点的识别能力。首先我们将 10×10 的原始特征网格点作为候选特征点,对视频流的每一帧采集这100个候选特征点的 Gabor 特征,对库中的每个人脸模型计算相似度,获得最高相似度的人脸模型将获得一票,计算在视频流中每个特征点在正确的人脸模型上有多少投票,并对票数进行排序。

在我们的人脸库中进行特征排序与特征筛选。结果如表1所示。

这个结果同时包含了两个方面。一是特征筛选,一是特征排序。

就特征筛选而言,首先很多特征点在人脸转动的过程中大部分时间处在人脸的范围之外,这是一定要剔除的,其次即使是在人脸范围内的点也不是都能用来表征人脸的,将它们都计入相似度只会对 Gabor 特征数据带来干扰,缩小内间距,乃至颠倒识别结果。因此必须进行特征筛选,将不适用的特征剔除,这将有效地扩大类间距,加强系统的人脸识别能力,提高系统的鲁棒性。

特征筛选的另一个好处是显而易见的:可以提高系统的速度。用筛选出来的若干个点进行识别,在提高识别能力的同时也提高了系统的识别速度。而弹性图匹配算法的主要问题之一就是速度太慢。

从表1可以看到特征筛选的结果跟经验的结果是一致的:人脸外侧的点的投票都很少,人脸轮廓上的点投票也比较少。

就特征排序(feature ordering)而言,实验的结果跟经验的结果有一致之处,也有不同的地方。

在人脸内部的特征点比人脸轮廓上的识别性能好这一点上,实验结果与经验一致。可以看到人脸内部点得到的投票数比人脸轮廓上的高。

在眼睛和嘴处由于纹理复杂,在经验上应该最能体现人脸之间的区别,但实验结果与经验不一致,可以看出结果最好的竟然是眼睛上侧包括眉毛的部分,其次是鼻子和嘴,而经验上认为效果最好的眼睛部分排名靠后。在实验中发现两种典型的眼睛失败的例子,一个是眼球转动导致眼睛失败,另一个是头的俯仰引起眼睛变细也会导致失败。更不用说如果眼睛有一定程度的眨动等情况了。也就是说同一个人在同一条件下睁开的眼睛和闭合的眼睛两者的 Gabor 相似度很小,眼球位置不同时眼睛的 Gabor 相似度也很小。这也是解释为什么眼睛的上侧包括眉毛的部分的结果最好且鲁棒性也好的原因。

表1 原始特征网格的特征点投票与筛选出的特征点

7	4	15	28	20	19	17	7	3	4
7	1	6	23	16	19	18	13	8	2
4	2	11	9	0	11	16	19	10	2
19	8	3	8	14	6	12	3	8	3
2	2	2	11	18	34	14	4	0	3
4	1	1	34	16	7	13	11	3	4
2	0	14	22	22	11	26	21	6	10
14	1	2	12	16	10	34	16	11	11
7	12	9	7	14	25	29	11	13	10
7	13	13	4	17	21	25	9	4	8

从表1的原始特征网格的特征点投票可以看到:(1)人脸内部的投票比人脸轮廓上的投票数多,有更好的分类性能,这是和人们的经验一致的。(2)有复杂纹理的特征并不意味着有更好的分类性能。比如眼睛附近的特征点投票比较少。

在该实验中要注意的一点是特征排序和筛选,采用的视频流对人脸姿态没有严格的要求,在光照方面只要没有明显的不均衡就可以,因为 Gabor 特征对一定程度的照明变化是有适应性的。

特征筛选与排序的结果表明人脸内部的特征点比人脸轮廓上的特征点的类间距大,识别的效果好。纹理丰富的特征如眼睛的特征由于眼球转动,眼睑开闭导致局部变形过大而排名靠后。而纹理比较丰富同时很少有局部变形的眼睛上侧包括眉毛部分的结果最好。

5 相似度测量

特征筛选与排序的结果提高了在光照比较均匀,无遮挡,人脸局部变形不太大的情况下人脸识别对姿态的鲁棒性,并且提高了速度。这是一种比较理想的情况,那么在光照不太均匀如光照过强,有阴影的情况下,在有遮挡的情况下,或者有比较大的局部变形,如眼睛闭合,嘴巴张大等比较常见的情况下将如何处理?以下我们对这样的情况进行讨论。

首先来考察在这三种情况下特征相似度的表现特征,然后根据这种特征重新定义相似性函数,将这三种情况影响下的特征点排除在相似度测量之外,从而提高人脸识别的鲁棒

性。

人脸的特征点与库中正确人脸模型上的对应的特征点相似度很小,我们称之为特征失效或者特征失败。这三种情况共同的表现是:在特定区域中的特征点与库中的任何人脸模型上的对应的特征点都不相似。

这就决定了该区域相似度的特性。在实验中可以观察到在这些区域内相似度是随机的,跟没有失效的特征点相比落差很大,相似度不一定在哪个人脸模型上取得最大值,而且这些特征失效区域的位置是无法预知的。这样一个视频流在任何人脸模型上特征取得最大值的次数都不太多,而且人脸库容量越大,每个人脸模型上获得最大值的次数越少。这是由于特征点与库中的任何人脸模型上的对应的特征点都不相似,理论上在每个人脸模型上等概率取得最大值。

这三种情况下引起的特征失效能否用特征筛选的办法来筛除?不可以。因为事先无法预知哪些区域会失效。比如在阴阳脸的情况下我们总不能排除半边脸的特征。我们的解决方案是改进相似函数动态筛选特征以改进人脸识别的鲁棒性。

事实上在相似函数上有很大的提高余地。首先相似函数中每个特征点的地位是平等的,这可以通过增加权重来改变。其次从人脸识别的情况看,识别失败的例子几乎总是由于在光照不太均匀,有遮挡,有比较大的局部变形这三种情况下特征失效,而很少有在光照均匀,无遮挡,无比较大的局部变形的情况下识别失败的例子,因此提高人脸的识别率的焦点在于如何动态地将失效的特征点排除在相似度的测量之外。

在文[6]中相似性函数定义为

$$S_B(G^I, B) = \frac{1}{N} \sum_n \max(S_\phi(J_n^I, J_n^B)) - \frac{\lambda}{E} \sum_c \frac{(\Delta x_c^I - \Delta x_c^B)^2}{(\Delta x_c^B)^2} \quad (8)$$

式(8)中的第一项测量特征点之间的相似性,第二项体现了拓扑约束的惩罚,λ调节拓扑结构的权重。

人们发现在弹性图匹配的人脸识别中其实不需要精确定位,甚至在无拓扑约束的情况下也能获得良好的识别性能,将拓扑约束从相似函数的定义中去掉,文[7]将相似性函数定义为:

$$S(G^M, G^I) = \frac{1}{N_M} \max_{d_1, d_2} \sum_{m_1, m_2} \max_{p_1, p_2} S_\phi(J_{m_1, m_2}^M, J_{p_1, p_2}^I) \quad (9)$$

其中每个特征点的相似度是等权重相加的,因此在特征点失败的情况下,该失效的特征点也对相似度有贡献从而大大影响了人脸识别的结果。如果能将失效的特征点排除在相似性度量之外就好了。

根据失效特征点应该对最后的相似性函数没有贡献这个要求,充分利用视频流的特点:失效的特征点在任何人脸模型上取得最大值的次数都不多,换句话说就是投票数都不多,这在理论和我们的实验中都得到了证实。因此如果用投票代替相似值进行人脸识别的话,有望提高鲁棒性。

我们改用投票方式重新定义相似性函数如下:

对图像 G 和人脸模型图像 G^m, 特征点 n=1, ..., N 图像特征点的相似度投票

$$R_n(V, G^m) = \begin{cases} 1, & \max_n (S_\phi(J_n^V, J_n^m)) = S_\phi(J_n^V, J_n^m) \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (10)$$

给定阈值 τ 对视频流 V, 帧数 i=1, ..., I, 视频流特征点的相似度投票:

$$R_n(V, G^m) = \begin{cases} \frac{1}{I} \sum_i R_n(G, G^m), & \frac{1}{I} \sum_i R_n(G, G^m) > \tau \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (11)$$

视频流的相似度投票:

$$S(V, G^m) = \sum_n R_n(V, G^m) \quad (12)$$

从以上定义可以看出相似函数中没有采用通常的将特征点的相似度等权重相加的度量方式而是采用投票的方式。这样就可以充分利用失效的特征点在任何人脸模型上投票数不多这个特征选取阈值 τ 将失效的特征点排除在相似性度量之外。

如果人脸库中的人脸数足够多,那么理论上失效的特征点在每个人脸上的投票数将会很少,将对最后的结果没有影响,但是由于投票有一定的涨落,而且失败的特征点往往是一片区域都识别失败,因此我们在视频流特征点的相似度投票 R_n(V, G^m) 中定义了一个阈值 τ, 取定阈值 τ 使得特征失败的点的投票都在阈值 τ 之下, 由于只有投票数大于 τ 的特征点才对最后的相似度有贡献, 而特征失败的点都处在阈值 τ 之下也就对特征相似度没有贡献。这样不是通过预先静态选取特定的几个特征点计算相似度而是在识别过程中动态筛选特征点, 将特征失败的点排除在外, 从而将问题转化为光照比较均匀, 无遮挡, 无比较大的局部变形的人脸识别问题。

6 实验

在特征筛选与排序部分, 使用的训练集为15个人, 每人两段视频流, 每段50帧, 集中均为单人脸, 光照基本均匀, 无遮挡, 局部变形不大, 有一定程度的姿态变化和旋转。将结果中排名前若干位的特征点(本系统从100个点中选取32点)筛选出来, 特征点权重设为该特征点投票数对全部票数的比率。

测试集为50人, 每人两段视频流。测试集中人脸可以有不均匀的光照, 遮挡和局部变形和复杂的背景。视频流的帧数均为50, 大小均为384×288。系统中每个人用从人脸库的视频流中手工选取的一张准正面人脸图片作为人脸模型。

首先不使用新的相似度函数, 分别以图片和视频为单位, 比较通常的 EGM、经过特征筛选后的 EGM、经过特征筛选和加权后的 EGM 的性能, 在训练集上检验特征筛选与排序后系统性能的提高, 实验结果见表2和表3, 表明了特征筛选与排序后识别率有明显提高。

表2 以图片为单位比较特征筛选与排序前后的人脸识别率

实验(5000帧图片)	识别率(%)
通常的 EGM 方式	64
特征筛选后的 EGM	80
特征筛选和加权后的 EGM	84

表3 以视频流为单位比较特征筛选与排序前后的人脸识别率

实验(100段视频流)	识别率(%)
通常的 EGM 方式	76
特征筛选后的 EGM	82
特征筛选和加权后的 EGM	86

如表2、3所示, 采用特征筛选和特征排序后系统的识别率有了明显的提高, 系统的速度加快了, 由于我们筛选出了32个特征点, 速度提高了近70%。

其次我们比较采用新的相似度函数前后视频流中人脸识别率的变化,实验结果见表4,表明了新相似度函数优于旧相似度函数。

表4 以视频流为单位在特征筛选和加权后比较新旧相似度函数的人脸识别率

实验(100段视频流)	识别率(%)
旧相似度函数的EGM	86
新相似度函数的EGM	93

就系统速度而言在我们采用 AdaBoost 算法进行快速人脸定位,用 Simple DAM 算法进行人脸特征定位后,我们的系统达到了每帧0.5s,而传统的EGM算法^[7]至少要每帧30s。

结论 在这篇论文里我们研究了如何改进弹性图匹配算法,以便将它应用到视频流中的人脸识别,实验结果显示:通过特征点筛选和排序可以有效地扩大类间距,提高系统速度;各特征点的实际识别能力与经验认识是不一样的;重新定义后的特征相似函数可以动态地将失败的特征点排除在相似度计算之外,从而提高了系统的鲁棒性;不是在人脸定位、特征定位和人脸识别的全过程都采用弹性图匹配,而是在各个阶段采用不同的算法从而使系统能够实时识别人脸。

参考文献

- Chellapa R, Wilson C L, Sirhey S. Human and machine recognition of faces: A survey. Proc. IEEE, 1995, 83: 705~740
- Kotropoulos C, Tefas A, Pitas I. Frontal Face Authentication Using Morphological Elastic Graph Matching. IEEE trans. On Image Processing, 2000, 9(4)
- Lades M, et al. Distortion invariant object recognition in the dynamic link architecture. IEEE Trans. On Computers, 1993, 42(3): 300~311
- Mel B W. SEEMORE: Combining color, shape, and texture histogramming in a neurally-inspired approach to visual object recognition. Neural Computation, 1997, 9(4): 777~804
- Viola P A. Complex feature recognition: A Bayesian approach for learning to recognize objects. A. I. Memo 1591, Artificial Intelligence Laboratory of the MIT., 1996
- Wiskott L. Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching. Internal Report 96-08 Institut fur Neuroinformatik, Ruhr-Universitat Bochum, FRG, 1996
- Wiskott L. The Role of Topographical Constraints in Face Recognition. Pattern Recognition Letters, 1999, 20(1): 89~96
- Cootes T, Edwards G J, Taylor C J. Active Appearance Models. In: H. Burkhardt, B. Neumann, eds. 5th European Conf. on Computer Vision, volume 2, Springer, 1998. 484~498
- Li S Z, Cheng Y S, Zhang H, Cheng Q. Multi-View Face Alignment Using Direct Appearance Models. FGR2002
- 肖习攀. 人脸检测与检索. [清华大学硕士论文]. 2002
- Viola P, Jones M. Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features. in CVPR2001

(上接第64页)

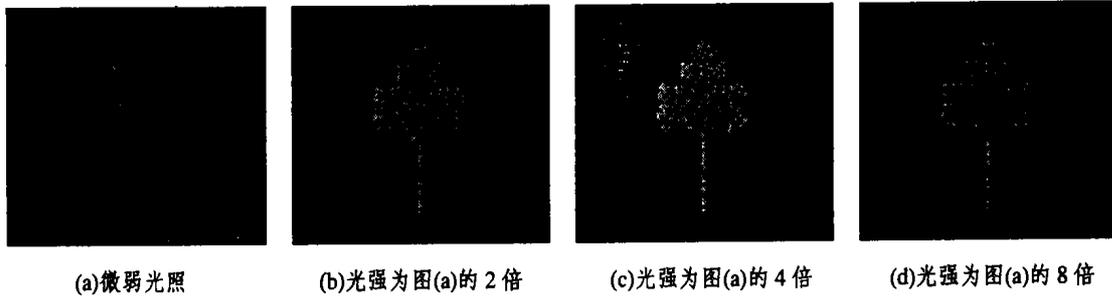


图7 采用着色与光照技术,利用确定性算法构造的球状分形树

D IFS 吸引子在描述自然界的真实特征和细节纹理方面具有特殊的作用。本文的进一步工作可完善着色、光照、阴影、雾化等技术,来增强3-D IFS 真实感;或利用3-D IFS 来模拟更复杂的自然景观;另外还可利用非线性迭代函数(Nonlinear Iterated Function System, NIFS)来模拟自然景观。

(3)上述分析还可以看出,由压缩映射族组成的IFS,只要很少的一些数据就可以产生极其复杂的集——分形吸引子。这意味着表象上巨大的数据量在某种映射下只要少量数据就可以表达出来,因此可把复杂的图像数据用一组能产生该IFS吸引子的压缩映射来代替,只要记忆存储这组压缩映射的参数。所以如何寻找可以对给定的实物图像提供较好表现的IFS,成为问题的关键。如果这些想法能实现,那么对复杂信息资料的压缩,对各种奇特自然景观的有效储存和传输就有极其重大的意义。

参考文献

- Mandelbrot B B. The fractal geometry of nature. San Fransisco: Freeman W H, 1982
- 王兴元. 广义 M-J 集的分形机理. 大连: 大连理工大学出版社, 2002
- Barnsley M F. Fractals everywhere. Boston: Academic Press Professional, 1993
- Barnsley M F, Demko S G. Iterated function systems and the global construction of fractals. The Proceedings of the Royal Society, London Ser., 1985, A399: 243~275
- Hutchinson J. Fractals and self-similarity. Univ. J. Math., 1981, 30: 713~747
- Peitgen H O, Richter P H. The beauty of fractals [M]. Berlin: Springer-Verlag, 1986. 25~36
- Peitgen H O, Saupe D. The science of fractal images [M]. Berlin: Springer-Verlag, 1988. 137~218
- 王兴元, 朱伟勇. IFS 吸引子的计算机模拟. 计算物理, 2000, 17(3): 407~413
- Elton J, Yan Z. Approximation of measures by Markov processes and homogeneous affine iterated function systems. Constr. Approx., 1989, 5: 69~87
- Vrscay E R, Roehrig C J. Iterated function systems and the inverse problem of fractal construction using moments. In: Computers and Mathematics. New York: Springer-Verlag, 1989. 250~259
- Vrscay E R, Weil D. "Missing moment" and perturbative methods for polynomial iterated function systems. Physica D, 1991, 50: 478~492
- Wang Xingyuan, Liu Xiangdong, Zhu Weiyong, et al. Analysis of c-plane fractal images from $z \leftarrow z^c + c$ for $\alpha < 0$. Fractals, 2000, 8(3): 307~314
- Wang Xingyuan. Fractal structures of the non-boundary region of the generalized Mandelbrot set. Progress in Natural Science, 2001, 11(9): 693~700
- David F R. 计算机图形学的算法基础. 石教英, 彭群生译. 北京: 机械工业出版社, 2002