

# 纹理相似性度量研究 及基于纹理特征的图象检索<sup>1)</sup>

杨波 徐光祐

(清华大学计算机系 北京 100084)

(E-mail: yangbo95@mails.tsinghua.edu.cn)

**摘要** 纹理相似性研究是纹理合成和基于内容检索研究中的一个重要组成部分. 在相似性判断中, 采用与人类视觉感知相对应的纹理特征, 将比使用其他无明确含义的纹理特征, 对系统的进一步改善有着更为重要的指导意义. 在 Tamura, Amadasun 和 Haralick 等人提出的纹理特征的基础上分析了与人类视觉特征有较为明确对应关系的 19 个纹理特征, 不同纹理之间的相似性由这 19 个纹理特征构成的归一化特征向量之间的加权欧氏距离决定. 对大量纹理图像的相似性进行了度量, 实验结果表明所选的纹理特征有较强的描述能力. 使用了主成分分析算法来压缩特征向量的维数, 结果表明, 6 维特征主分量已经可以给出较好的纹理相似性度量.

**关键词** 纹理相似性, 纹理合成, 主成分分析, 视觉感知, 内容检索

**中图分类号** TP391.41

## Similarity Measurement and Retrieval of Texture Images

YANG Bo XU Guang-You

(Computer Science Department, Tsinghua University, Beijing 100084)

(E-mail: yangbo95@mails.tsinghua.edu.cn)

**Abstract** The evaluation of texture similarity is very important in texture synthesis and content-based image retrieval systems. In these systems, texture features corresponding to human perceptions are more suitable than those features without specific correspondence to human perceptions. In this paper, 19 texture features corresponding to human perceptions are used to evaluate the similarity of textures. These 19 features and the corresponding estimation method are proposed based on work by Tamura, Amadasun and Haralick et al. The similarity between different textures is defined by the Euclid distance of their feature vectors. Principle component analysis PCA is used to reduce the number of features from 19 to 6 while keeping about 85% capability. Experiments show that the similarity criteria based on these features works well on large texture image bases.

**Key words** Texture similarity, textures synthesis, principle component analysis, vision perception, content-based image retrieval

1) 国家自然科学基金 (60273005) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of P.R. China (60273005)

收稿日期 2003-09-01 收修改稿日期 2004-3-12

Received September 1, 2003; in revised form March 12, 2004

## 1 引言

纹理相似性研究是纹理分析中的一个重要研究方向. 它可以被用在合成纹理的评价、纹理描述、纹理图象分类、分割以及基于纹理特征的图像检索中, 其中的主要问题包括特征选择、特征估计以及特征向量空间距离度量方法.

在纹理相似性评价或基于纹理特征的图象检索这类涉及到人机交互的应用中, 基于人类视觉模型, 寻找一组与人类视觉感知特性有明确对应关系的纹理特征是适宜的, 而从提高系统个性化、人性化以及交互能力的方面来说也是必要的. 纹理特征按照其与人类视觉感知特性的对应关系大致有以下几种: 稀疏度, 对比度, 方向性, 线状性, 规则性, 粗糙性, 周期性 (重复性), 随机性 (复杂性), 繁忙性, 以及纹理力度等. 此外, 还有一些不常用的或与人类视觉特性对应不明确特征, 如一致性 (uniformity), 同质性 (homogeneous) 等等.

常用的纹理特征估计方法有 4 大类: 包括基于空域灰度值的相互关系的方法, 基于变换域的特征估计方法, 基于 MRF (markov random field) 的特征估计方法和基于分形的纹理特征估计方法. 但是, 这里不关心具体的纹理特征估计方法, 只要能够估计前面提到的纹理特征就满足要求. 基于变换域的和 MRF 的纹理特征估计方法的计算复杂度较高, 而且基本上不能够明确对应于前面提到的视觉纹理特性. 因此, 在 Tamura, Amadasun 和 Haralick<sup>[1~3]</sup> 等人提出的纹理特征的基础上分析了与人类视觉感知特性有明确对应关系的一组 19 个纹理特征, 并基于此估计纹理之间的相似度.

在纹理特征估计之后, 另一个重要的问题是特征向量距离的度量. 算法使用特征向量的加权欧式距离作为其相似性度量结果, 并通过 PCA 压缩向量维数, 找出主要特征.

## 2 基于人类视觉感知的纹理特征估计

### 2.1 纹理特征估计方法

简要说明纹理相似性度量中使用的与人类视觉感知特性有明确对应关系的 19 个纹理特征的定义及其实验估计方法.

#### 2.1.1 基于共生矩阵的特征

R. M. Haralick 等<sup>[3]</sup> 基于图像的灰度共生矩阵 (co-occurrence matrix) 来计算一组数学统计量, 并将这些数学统计量作为纹理特征. 常用的一些基于共生矩阵的数学统计量中, 有些是与人类视觉感知特性有明确的对应关系, 如对纹理的一致性、对比度、相关性、熵 (复杂度) 等的计算.

在实际纹理特征估计时, 一般选取位置关系  $\phi = (dx, dy)$  为四个固定值, 即  $(d, 0)$ ,  $(d, d)$ ,  $(0, d)$ ,  $(-d, d)$ , 并分别求它们对应的灰度共生矩阵及其对应的 4 个数值特征. 之后对于不同的纹理特征分别求它们对于 4 个不同位置关系  $\phi$  的均值  $\bar{f}_1, \bar{f}_2, \bar{f}_3, \bar{f}_4$  和动态范围  $\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \sigma_4$ , 从而得到 8 个值. 这 8 个数值可以作为纹理相似度判别时使用的纹理特征. 实验中一般将  $d$  的取值定为 1.

#### 2.1.2 邻域灰度差别矩阵的纹理特征

邻域灰度差别矩阵 (NGTDM, neighbour gray tone difference matrix) 实际上是一个向量, 它的构造如下: 令  $f(k, l)$  为  $(k, l)$  象素位置处的灰度值, 则该象素位置处的邻域灰度



平均值 (除去中心点) 为

$$\bar{A}_i = \bar{A}(k, l) = \frac{1}{W-1} \left[ \sum_{m=-d}^d \sum_{n=-d}^d f(k+m, l+n) \right], (m, n) \neq (0, 0) \quad (1)$$

其中  $d$  为邻域的半径,  $W = (2d+1)^2$ . 那么邻域灰度差别矩阵的第  $i$  个元素为

$$s(i) = \begin{cases} \sum |i - \bar{A}_i|, & \text{for } i \in N_i \text{ if } N_i \neq 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

其中  $N_i$  是图像中所有灰度值为  $i$  的像素的数目 (除去宽度为  $d$  的边缘区域). M. Amadasun 等<sup>[2]</sup> 基于邻域灰度差别矩阵给出 5 个数学公式分别用来估测纹理的稀疏度、对比度、繁忙度、复杂度和纹理力度.

### 2.1.3 Tamura 等定义的一组纹理特征

Tamura 等<sup>[1]</sup> 选择了一组与人类视觉感知特性有明显对应关系的纹理特征来进行纹理相似性度量, 这些特征包括纹理的稀疏度、对比度、方向性、线状性、规则性和纹理的粗糙度.

## 2.2 纹理特征估计表达式之间的关系

以上提出的 19 个纹理特征均与人类视觉感知特性有较为明确的对应关系. 但是可以看到这些特征估计值有重复, 相互之间有内在联系也有区别. 分析各个纹理特征之间的关系将有助于对纹理特征估计表达式的理解和纹理特征权值的设定.

1) 纹理稀疏度. Tamura 等<sup>[1]</sup> 的算法主要是寻找纹理出现的尺度, 并且认为纹理出现的尺度就是灰度值发生最大变化时的尺度, 因此其估计结果受到预先设定的最大尺度的限制. 当纹理极为稀疏或极为复杂时, 估计可能不准确. 而 Amadasun<sup>[2]</sup> 则认为稀疏纹理的灰度值在较大区域内变化较小, 从而用较大区域灰度值变化量来表示纹理稀疏度. Amadasun 的方法得到是一个直接的全局估计结果, 所以在纹理极为稀疏或致密的情况下影响不大.

2) 纹理对比度. 纹理的对比度包含有 4 个因素: ①灰度级动态范围; ②直方图上黑白两部分两极化的程度; ③边缘的锐度; ④重复模式的周期. 基于灰度共生矩阵的纹理对比度是由直方图平滑处理后的图像计算出来的, 而这种平滑处理相当于将决定纹理对比度的①和②两个主要因素去掉了. Tamura 的估计方法估计了①和②两个因素. 而 Amadasun 等提出的纹理对比度特征则涵盖了对比度因素中的①, ③和④这三个因素.

3) 纹理的复杂度. Haralick 等和 Amadasun 等均估计了纹理的复杂度. 前者从信息论的观点出发, 将熵作为纹理复杂度的度量. 后者则从人的视觉感知的角度出发, 将纹理的复杂度与图象的 3 个因素联系起来: ①灰度差异绝对值, ②纹理基元的大小, ③纹理灰度值变化的快慢程度. 通过直观分析和心理学试验, Amadasun 等的估计结果的确与人类视觉感知特性有很好的一致性, 而 Haralick 等的算法由于受共生矩阵的限制, 只能说明某个固定位置关系  $\phi = (dx, dy)$  下的复杂度.

4) 纹理的规则性. 对于自然纹理, 由于难于找到重复纹理的排列规则的数学描述, 所以很难估测纹理的规则性. 而实际估计中把纹理一致性 (uniformity, homogeneity) 的估计结果看作是纹理的规则性, 而这又类似于纹理的自相关性 (correlation).

5) 纹理的方向性. 纹理的方向性指的是纹理中边缘方向的一致性, 而不区别是哪一



个特定方向. 当然, 进一步的分析可以推广到某一具体方向, 或两个以上呈固定夹角的边缘走向的情况.

### 3 纹理相似性度量

有了由 19 个特征构成的纹理特征向量, 如何确定任意两个纹理特征向量的距离是纹理研究中的另一个重要且根本的问题<sup>[4]</sup>. 对于纹理分析这一特定研究领域, 经常发现, 即使特征合适, 距离度量的选择也会在很大程度上影响系统的性能. 常用的方法有欧氏距离度量, Mahalanobis 度量, 以及其他的一些非线性的度量方法, 如 Manjunath B S 等的算法<sup>[5]</sup>. 实际上, 心理学试验表明, 人类视觉对纹理特征的后处理用这些简单的尺度来模拟总是不精确的. 虽然以往的试验均表明 Mahalanobis 度量是许多测度中一个较好的选择. 但 Mahalanobis 度量中的特征相关矩阵难于获得, 而且随着纹理样本的增加不易动态调整. 一般来说, Mahalanobis 度量性能较好是与归一化的或权值固定的欧氏距离度量相比较的. 而通过某种线性变换, 如 PCA 或非线性变换<sup>[5]</sup>, 欧氏空间的距离度量的与人类视觉感知的距离可以有很好的 consistency. 在纹理相似性判断和基于纹理的图象检索应用中, 通过人为设定权值或基于相关反馈 (relevance feedback) 的对权值自动调整<sup>[6]</sup>, 特别是在本算法选择的这 19 个与人类视觉感知特性有明确对应关系的纹理特征的基础上, 加权的欧氏空间度量是一个更好的选择. 在实际试验中, 通过经验预选每个特征的权值, 动态的调整则是基于相关反馈来进行, 并允许用户根据自己的意愿直接进行调整和修改. 由此可见, 在所选的有明确视觉感知特性对应关系的这 19 个纹理特征的基础上, 加权的欧氏空间度量能够更好地给出更加人性化和个性化的度量结果, 更适合于纹理相似性度量和基于纹理的图象检索等含有人机交互的应用.

### 4 基于主成分分析的特征向量压缩和主特征分析

主成分分析是将多个指标化为少数指标的一种统计方法. 主成分分析的目的是从一组零均值的随机变量中找出一个线性无关的组合, 使得只需要通过较少的变量就可以描述原始变量尽可能多的信息. 主成分分析的主要目标: 1) 向量维数压缩; 2) 寻找描述原始变量尽可能多的信息的线性组合; 3) 主特征分析, 也就是寻找最有用的特征.

对于纹理相似性研究, 如果有  $M$  个纹理, 每个纹理有  $N$  个特征 ( $N=19$ ), 这样总共就有  $M \times N$  个特征和  $M$  个  $N$  维特征向量. 由 2.2 节对纹理特征估计表达式之间关系的分析可知, 这  $N$  个特征之间有较大的相关性. 因此, 可以通过主成分分析, 在大致保持这  $N$  个特征的性能的基础上压缩特征维数<sup>[7]</sup>. 在基于内容的图像检索中, 纹理特征的维数的大小决定了图像库的构造的难易, 维数越小, 构造越容易. 这时主成分分析的结果就可以方便地应用于检索数据库的构造中.

当选定足够的主成分后, 具体每个主成分对应于原来的哪些特征是很重要的一个问题, 也就是所谓的主特征分析. 实际分析中, 已知  $B$  为主成分变换矩阵, 并假设截断误差为 85%, 那么每个主成分对应于  $B$  的一行  $B_i$ , 这一行中绝对值最大的  $l$  个元素满足  $\sum_{j=1}^l B_{ij} / \sum_{j=1}^N B_{ij} > 85\%$  时, 这前  $l$  个元素对应的纹理特征对这个主成分  $i$  有主要贡献. 对于不同的主成分分别找它们对应的原纹理特征, 则可以得到所有对主成分有主要贡献的原纹理特征, 而且这些纹理特征对主成分的贡献度也可以按它们对应于矩阵  $B$  中的相



应项  $B_{ij}$  的大小排序, 将主特征分析用在纹理分析中, 就可以从众多的纹理特征中选取出一组对于特定测试类作用最明显的几个特征来进行纹理分析, 从而进一步降低建库的复杂度.

## 5 实验设置方法及实验结果

### 5.1 纹理相似性度量实验设置

使用了 Brodatz 纹理, 基于混沌算法的合成纹理和 Uni-Bonn 纹理 (<http://www-dbv.cs.uni-bonn.de/image/browse>) 作为测试数据, 如图 1~3 所示. 实验分别测试了所选择的这 19 个纹理特征在纹理相似性判别中的性能、主成分分析结果的可用性, 以及纹理特征的选择对纹理相似性判别的影响.

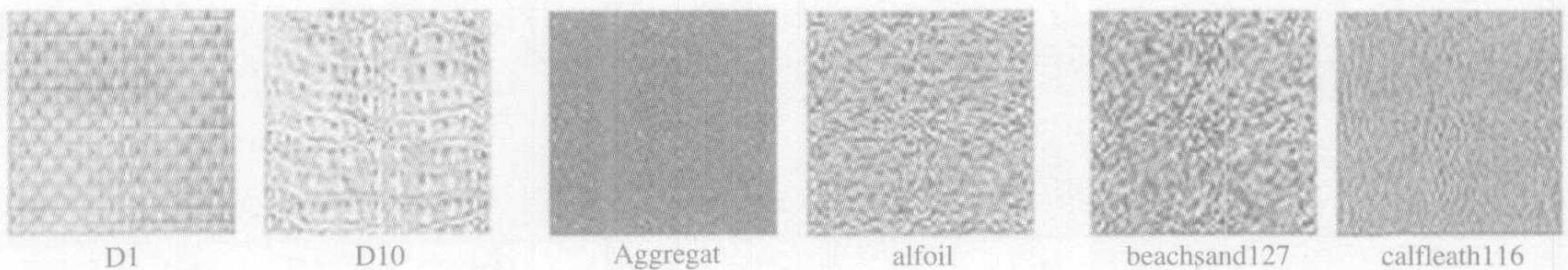


图 1 Brodatz 纹理

Fig. 1 Brodatz Textures

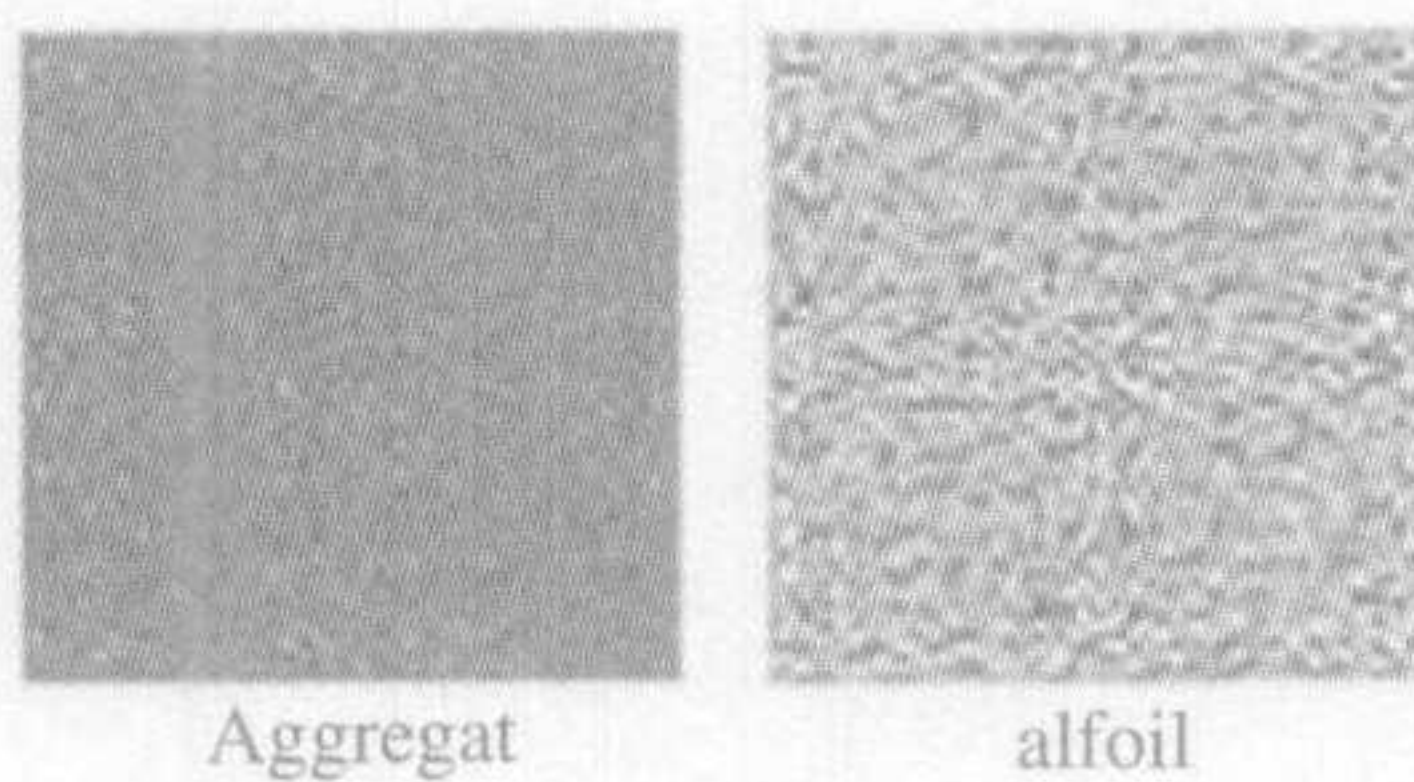


图 2 合成纹理

Fig. 2 Synthesis Textures

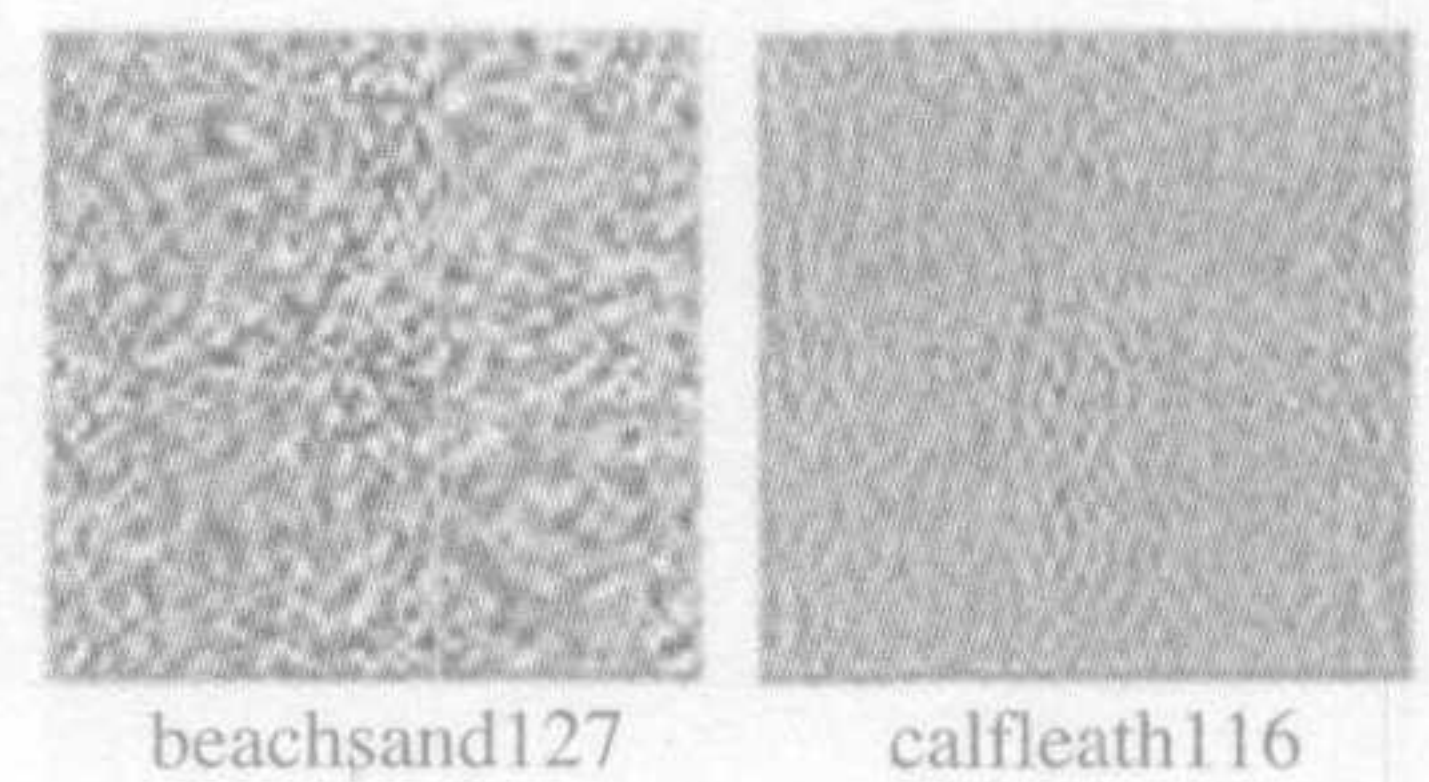


图 3 Uni-Bonn 纹理

Fig. 3 Uni-Bonn textures

以 Brodatz 纹理为例来说明试验设置. 试验方法类似于 Manjunath 等的标准评测算法<sup>[5]</sup>. 初始试验数据是 111 个不同的纹理类别. 首先将测试纹理库中的每一幅大小为  $512 \times 512$  的纹理图像分割为  $4 \times 4$  个大小相等且互不相交的 16 块子图像来构成检索库. 这样就生成了一个包含有 1776 个大小为  $128 \times 128$  的纹理图象的数据库. 对检索库中的每一个子图像, 分别寻找与之最相似的前 15, 50 和 100 幅图中包含有与其切割自同一个大图的子图像的个数  $n$ , 则每一个小图的唤出率 (recall ratio)  $r = n/15$ . 对每一个大图, 可以将其对应的 16 个小图的检索率的平均值  $\sum_{i=1}^{16} \sum_{j=1}^{16} r_{ij} / 16$  作为它的总唤出率. 最后定义测试集中所有图像的总平均唤出率为  $\frac{1}{M} \sum_{i=1}^{16} \sum_{j=1}^{16} r_{ij} / 16$ , 其中  $M$  为大图像个数,  $r_{ij}$  为第  $i$  幅图像的第  $j$  个切割子图对应的唤出率.

### 5.2 纹理相似性度量实验结果

图 4 分别为 3 个纹理测试集的总平均唤出率随最大检索匹配数取值而变化的曲线. 可以看到, 合成纹理和 Uni-Bonn 纹理对应的总平均唤出率比 Brodatz 纹理的要高. 这主要是因为前两个测试集中的纹理主要是均匀分布的随机性纹理, 各个子图之间有较大的相似性. 而 Brodatz 纹理中含有许多结构性纹理和非均匀分布的纹理,  $4 \times 4$  分割后的子纹理之间相似度相对较小.

图 5 为在 Brodatz 纹理测试集上得到的一个检索结果, 其中左上角的图像为检索样本, 其他为检索出来的与之最相似的前 19 个图像. 可以看到除了那些与样本分割自同一个大纹理的图象被检索出来之外, 其余几个检索结果在稀疏度、方向性、线状度、规则性等视觉感知特性方面与检索样本也明显相似.



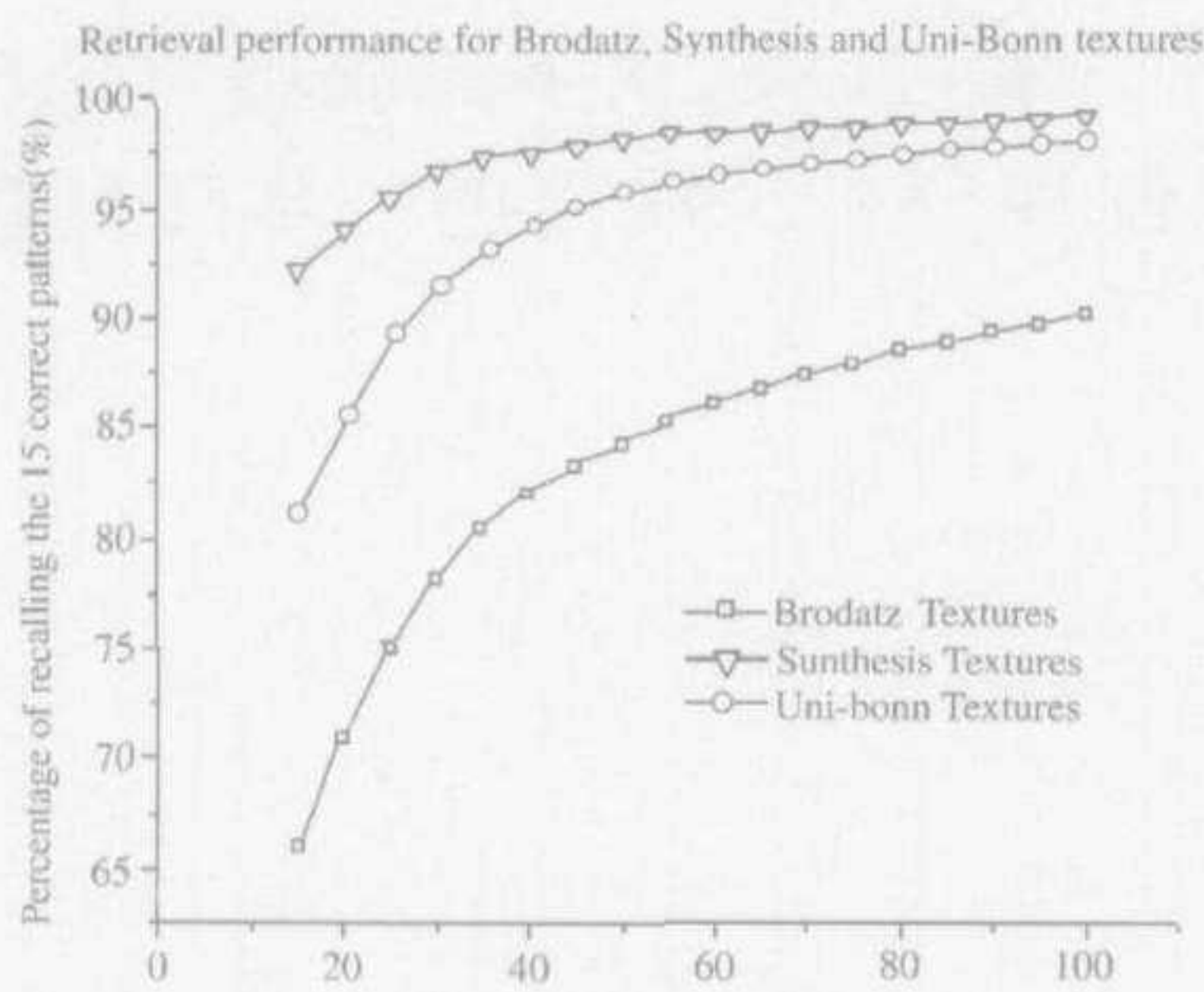


图 4 三种纹理图象测试集的检索性能实验结果

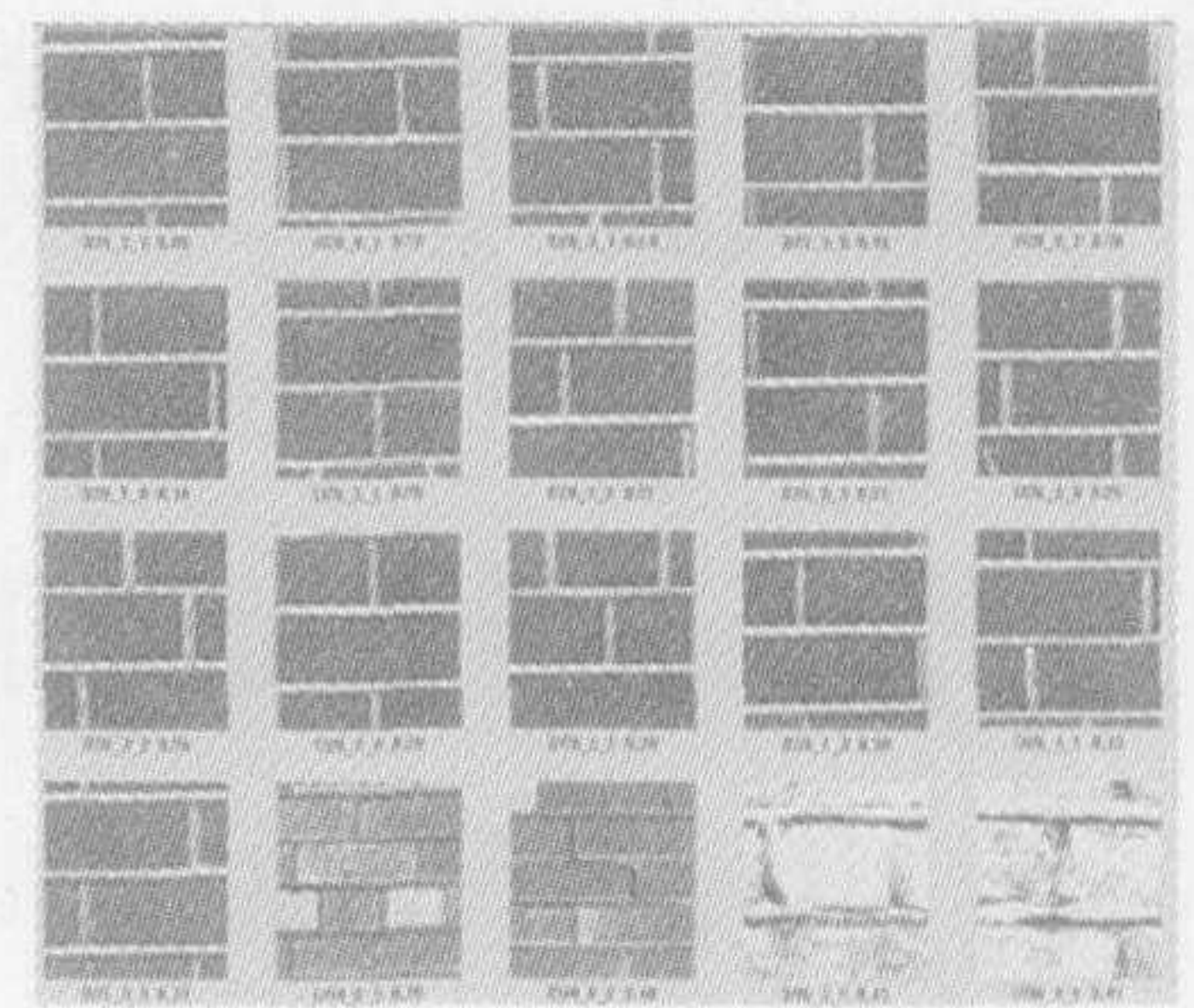


图 5 Brodatz 纹理测试集上使用所有 19 个纹理特征得到的一个检索结果

Fig. 4 Retrieval performance for Brodatz textures, Fig. 5 One example of retrieval using 19 selected synthesis textures and Uni-Bonn textures features on Brodatz textures

实验中分别使用全部的 19 个纹理特征作为特征向量, 以及使用 PCA 压缩后的 6 维特征向量来进行检索. 表 1 为 Brodatz 纹理检索唤出率的对比实验结果, 后 4 个待比较的试验结果详见参考文献 [5]. 对于使用所有 19 个纹理的情况, 在检索前 15 个相似纹理时的

表 1 对于 Brodatz 纹理检索性能对比  
Table 1 Comparison of retrieval performance for the 111 Brodatz texture

特征	使用所有 19 个特征			使用压缩后的 6 个主特征			Gabor	PWT	TWT	MRSAR	
最大匹配数	15	50	100	15	50	100	15	100	15	15	
总平均唤出率 (%)	66.47	84.14	90.06	61.72	80.67	87.82	74.37	≈92	68.70	69.41	73.18

平均正确呼出率为 66.47%, 如果检索前 100 个相似纹理时的正确呼出率则提高到 90.06%. 对于使用 PCA 压缩后的纹理特征, 虽然只使用 6 维特征向量, 但是唤出率并没有降低太多, 基本不超过 5%. 与其他的纹理相似度判别方法相比, 在检索率相差不大的基础上, 本文算法的相似度与人类视觉感知特性有明确对应关系, 更有利于后续的检索和其他交互处理.

进一步分析与 Manjunath<sup>[5,8]</sup> 的比较结果, 发现唤出率在这里并不是评价相似性判断性能的绝对标准. 因为首先 Brodatz 纹理中存在非均匀纹理如 D42, D43 和 D44, 不同区域的切割子图可能区别很大; 其次, Brodatz 纹理中有些纹理非常相似, 特别是它们的切割子纹理之间, 比如 D40 和 D41, D103 和 D104 以及 D43, D44 和 D45, 如图 6 所示. 因此即使唤出率数值较低, 也并不一定表明相似性评价标准就不好.

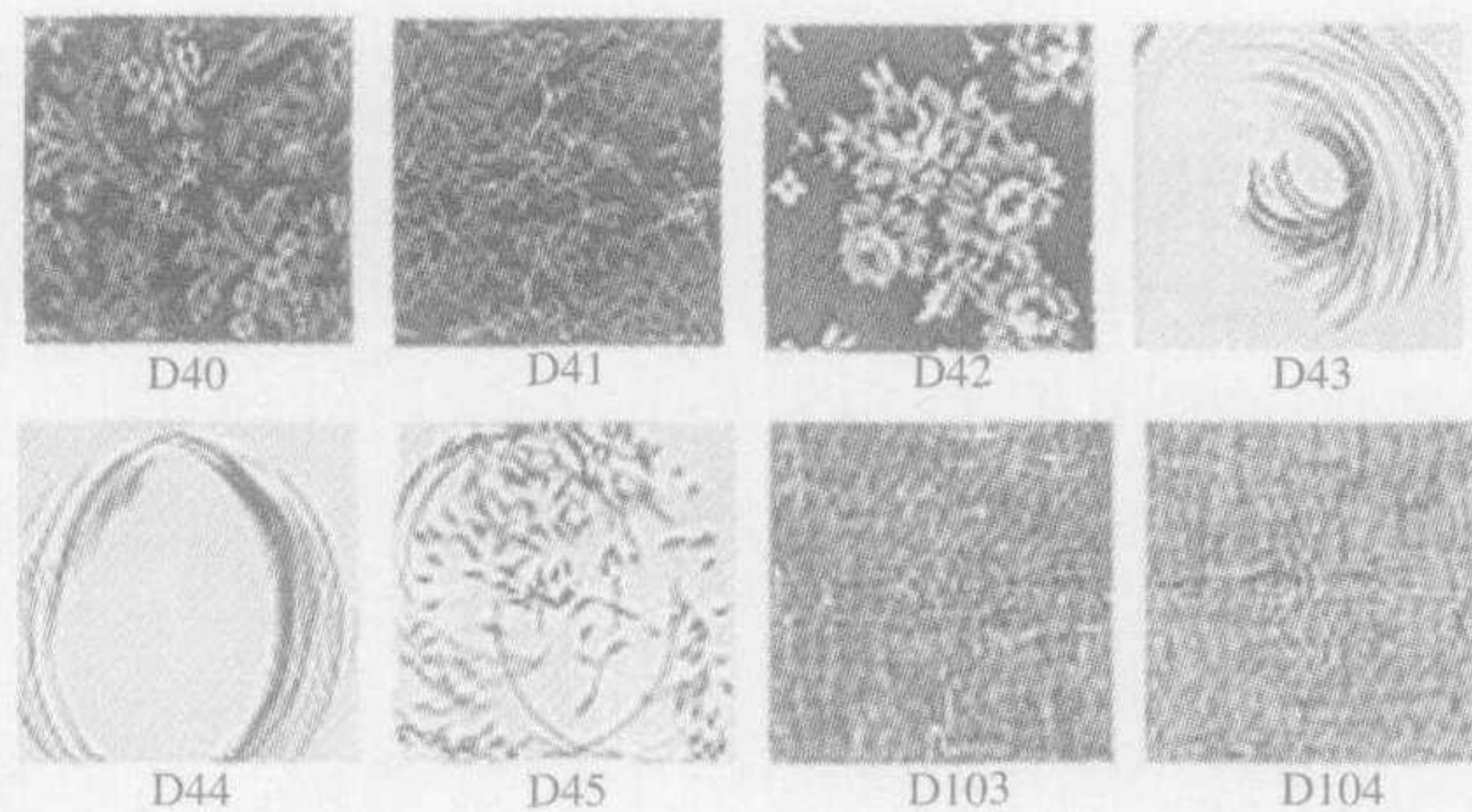


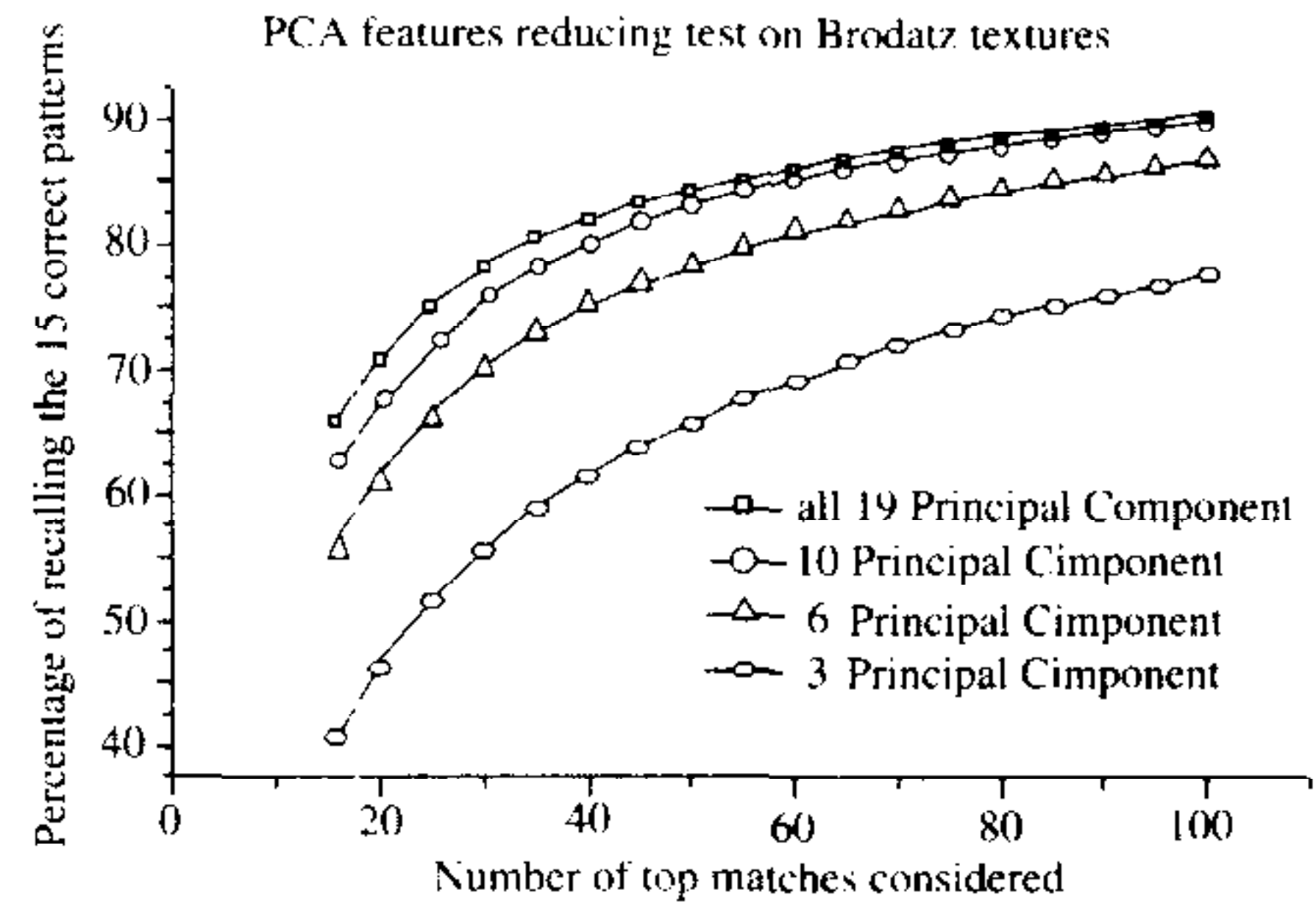
图 6 Brodatz 纹理中的几个非均匀纹理和相似纹理

Fig 6 Several inhomogeneous textures and similar textures in 111 Brodatz texture images

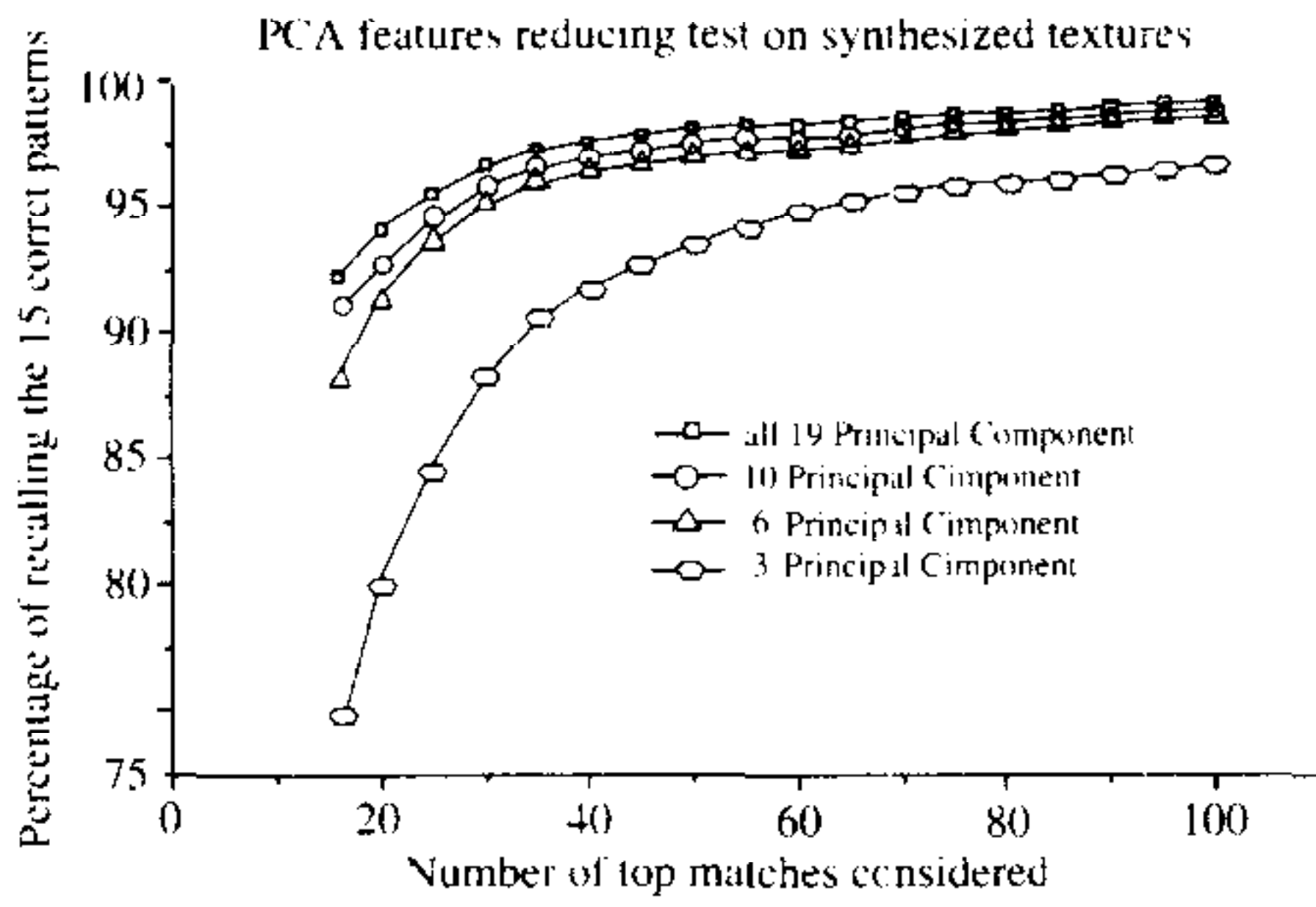


### 5.3 基于 PCA 的特征压缩和主特征分析的实验结果

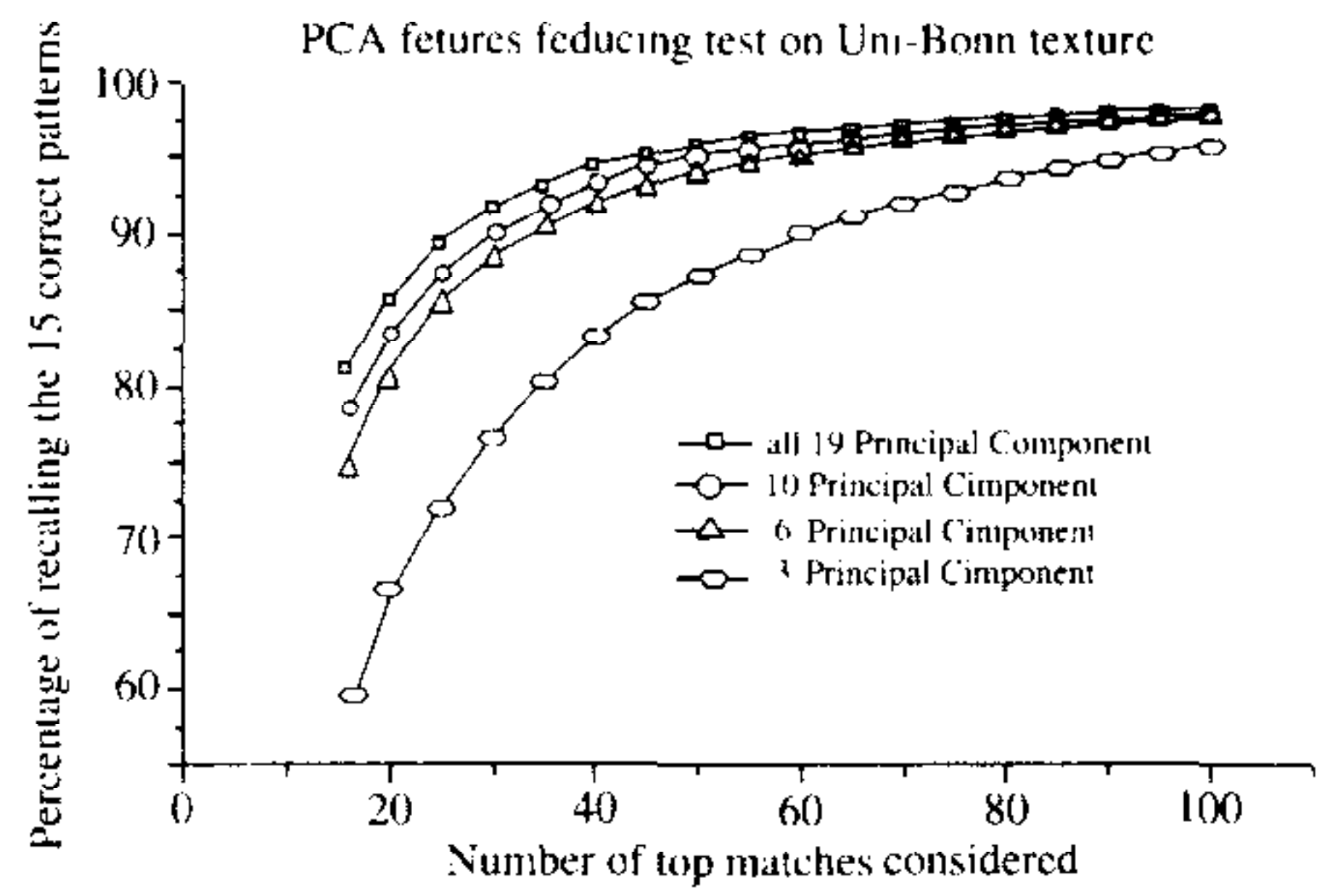
对三个纹理测试集进行了主成分分析的实验, 分别选取 3、6、10 个主成分作为特征值得到的检索总平均唤出率结果, 如图 7 所示. 可以看到, 经过主成分分析变换后的特征, 只需特征值最大的前 6 个特征, 就可以达到原有系统 85% 以上的精确度. 另一方面, 通过分析 PCA 变换矩阵的前 6 个主分量来进行主特征分析, 发现几乎所有 19 个特征都对压缩后的 6 个主成分起着不可忽



(a) 测试集为 Brodatz 纹理



(b) 测试集为合成纹理



(c) 测试集为 Uni-Bonn 纹理

图 7 基于 PCA 的特征压缩实验结果

Fig. 7 Experiment result of PCA based feature reduction

视的作用, 即使是其中某些特征作用较大一些, 也与那些贡献较少的特征处于一个数量级上. 这说明, 尽管通过主成分分析可以对特征空间进行压缩, 但是并不能先验地直接摒弃掉某些特征, 必须先估算出所有这 19 个纹理特征之后才可以对特征空间进行压缩. 因此, 可以说这 19 个纹理特征的提出是有一定意义的, 不可以随意废弃. 但是, 在基于内容的图像检索中, 纹理特征的维数的大小决定了图像库的构造的难易, 维数越小, 构造越容易. 主成分分析的结果由于可以在精度控制条件满足的前提下实现特征的压缩, 因此可以方便地应用于数据库的构造中. 而且, 由于主成分分析得到的新的特征对纹理的区别能力是不同的, 排位在前的主成分对相似性判断更重要. 这也有助于索引的建立和系统检索能力的提高.

### 5.4 随机和结构纹理分类实验结果

随机和结构纹理在一些纹理应用中不同的处理方式, 需要分别对待. 我们使用了一个基于这 19 个纹理特征的线性分类器来进行分类<sup>[9]</sup>. 线性分类器的原理就是在特征空间寻找一个最优的投影方向, 以使在此投影方向上进行分类而得到的分类超平面为最优的线性分类面. 对于已知的 590 个随机性纹理和 190 个结构性纹理进行监督分类, 实验结果给出的分类正确性为 75%. 这表明, 由这些纹理特征并不足以对纹理进行较好的分类, 且线性分类器的模式分类能力也较弱. 但由试验结果还是可以看出, 由 Tamura 等定义的纹理的稀疏度  $F_{crs}$  和对比度  $F_{con}$  以及纹理的粗糙度  $F_{rgh}$  对于结构和随机性纹理的分类起主导作用. 纹理的稀疏度越大或纹理的对比度越大或纹理的粗糙度越小, 则纹理就越倾向于被认为是结构的. 这与实际人类视觉的感知是有一定的对应关系的.



## 6 总结和后续的工作

在纹理相似性的研究中,选择了一组与人类视觉特性有一定对应关系的纹理特征来构成特征向量.纹理检索实验表明,这组混和特征很好地度量了纹理之间的相似性.本文使用主成分分析来减少纹理特征向量的维数.实验表明,通过主成分分析,可以将特征空间的维数降低到 6 维,同时保持纹理相似性判别能力不低于原有性能的 85%.这对基于内容的检索中图像库索引的构造有很大帮助.最后,实现了一个纹理检索原型系统,用它来测试这组混和特征在纹理相似性判别中的性能.实验表明,在初次检索时的性能与基于其他纹理特征的检索系统相差不大.此外,我们系统中采用的纹理特征有较明确的与人类视觉的对应关系,因此在检索中可以更好地适应不同的用户及其检索需求,在带相关反馈的二次检索上有更大的潜力.

在后续的研究中,我们将进一步改进随机性纹理与结构性纹理的分类算法.并且希望这个分类结果有助于纹理合成性能的提高.此外,还将进一步研究此算法对其他纹理检索系统的评测功能.

### References

- 1 Tamura H, Mori S, Yamawaki T. textural features corresponding to visual perception. *IEEE Trans. Syst., Man & Cybern.* 1978, 8(6): 460~473
- 2 Amadasun M, King R. textural features corresponding to textural properties. *IEEE Trans. Syst., Man & Cybern.* 1989, 19(5): 1264~1274
- 3 Haralick R, Shanmugam K, Dinstein I. textural features for image classification. *IEEE Trans. Syst., Man & Cybern.* 1973, 3(6): 610~623
- 4 Ma W, Zhang H. Content-based Image Indexing and Retrieval. *Handbook of Multimedia Computing.* Boca Raton: CRC Press, 1999. 227~254
- 5 Manjunath B S, Ma W. texture Features for Browsing and Retrieval of image Data. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, 18(8): 837~842
- 6 Huang J, Kumar S R, Metra M. combining supervised learning with color correlograms for content-based image retrieval. In: *Proceedings of the fifth ACM international Multimedia conference Seattle, Washington, USA: ACM Press, 1997. 325~334*
- 7 Castleman K R. *Digital Image Processing.* Prentice Hall, 1995.
- 8 Ma W, Manjunath B S. Texture features and learning similarity, In: *Proceeding of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.* San Francisco, CA, USA: IEEE computer Society Press, 1996. 425~430
- 9 Devijver P A, Kittler J. *Pattern Recognition: a statistical approach.* Prentice-Hall, 1982

**杨 波** 1995 获清华大学计算机系学士学位, 2004 获清华大学计算机科学与技术专业博士学位. 主要研究方向为计算机视觉, 图象和视频的分析与检索.

(**YANG Bo** Received the BS degree and Ph.D degree in Department of Computer Science and technology in Tsinghua University in 1995 and 2004 respectively. His research interests include computer vision, image & video analysis and retrieval.)

**徐光祐** 清华大学计算机系教授, 博士生导师. 1963 年毕业于清华大学自动控制系, 现为 IEEE 高级会员. 分别于 1982~1984、1993~1994 在美 Purdue 大学、Illinois 大学从事计算机视觉和人工智能领域研究. 研究兴趣为计算机视觉, 分布式多媒体和人机交互技术.

(**XU Guang-You** Received BS degree from Department of Automatic control, Tsinghua University in 1963. He is professor of Institute of Human-Computer Interaction & Media Integration in the department of computer science and technology, Tsinghua University. He is Chair of Multimedia Technology Committee, China Society of Image and Graphics, and senior member of IEEE. His research interests include human computer interaction, content based indexing and retrieval, and distributed multimedia system.)