第 24 卷 第 12 期
2004 年 12 月

光 学 学 报
ACTA OPTICA SINICA

Vol. 24, No. 12
December, 2004

文章编号：0253-2239(2004)12-1617-6

彩色纹理分析中的多特征数据融合方法*

李 明[1] 吴 艳[1,2] 吴顺君[1]

(1 西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室，西安 710071
2 西安电子科技大学电子工程学院，西安 710071)

摘要： 在小波分解基础上将纹理特征、颜色特征及纹理与颜色的空间相关特征进行融合，提出了一种新颖的彩色纹理特征提取方法，同时结合 20 类真实彩色自然纹理，针对塔式小波分解(PWD)，不完全树型小波分解(ICTSWD)和小波包分解(WPD)进行了多特征融合和分类比较，实验结果表明：塔式小波分解基础上的多特征融合，其正确分类率为 85.78%；小波包分解基础上的多特征融合，其正确分类率为 91.03%，但其特征维数呈指数增长；而不完全树型小波分解有选择地进行通道分解，其维数大大下降，多特征融合后的正确分类率达到 90.63%，同时也表现出良好的抗噪能力。

关键词： 信息光学；彩色纹理；多特征融合；小波分解；分类

中图分类号：TP391 文献标识码：A

Multiple Feature Data Fusion Method in Color Texture Analysis

Li Ming[1] Wu Yan[1,2] Wu Shunjun[1]

(1 *National Key Laboratory of Radar Signal Processing*, *Xidian University*, *Xi'an* 710071
2 *School of Electronics Engineering*, *Xidian University*, *Xi'an* 710071)

(Received 6 November 2003; revised 27 April 2004)

Abstract: A new algorithm is presented to extract colored texture by effectively merging the texture feature, color feature and spatial correlation of color texture based on wavelet decomposition. Experiments are conducted on a set of 20 natural colored texture images in which multiple feature fusion and classification can be performed on the basis of the pyramid wavelet decomposition (PWD), incomplete tree-structured wavelet decomposition (ICTSWD) and wavelet packet decomposition (WPD). It is demonstrated that correct class rate of multiple feature fusion based on PWD is 85.78% and correct class rate based on WPD is 91.03% with the dimensionality increased exponentially, but the dimensionality of feature fusion based on ICTSWD descended greatly because of selective decomposition in sub-band, and correct class rate is 90.63% after fusion, simultaneously, multiple feature fusion based on ICTSWD has better anti-noise ability than fusion using WPD.

Key words: information optics; colored texture ; multiple feature fusion ; wavelet decomposition; classification

1 引 言

近年来，彩色纹理图像分析是一个颇具挑战性的课题，它在计算机视觉、遥感、生物医学等领域有着非常广泛的应用前景。然而目前人们多数是针对灰度级纹理图像进行分析研究，并提出了不少方法，其中基于小波时频分析方法是最为有效的一种[1~6]，这种方法根据人类的视觉机理，采用多尺度方式进行分析，从而获得较为理想的纹理特征。但在现实彩色自然景物图像中，纹理信息是重要的低层特征，还存在另一重要信息——颜色，因此，在小波多尺度时频分析的基础上，将纹理特征和颜色特征进行特征级融合是提高彩色纹理图像分类的有效途径。

* 国家部委预研基金(51431020204DZ0101)资助课题。
E-mail: liming@xidian.edu.cn
收稿日期：2003-11-06；收到修改稿日期：2004-04-27

在彩色纹理图像分析中，一类就是先进行彩色空间转换，将色度与亮度分开，再在色度与亮度分量上分别提取颜色与纹理特征，进而将它们进行综合考虑[7]；另一类就是分别从三个光谱波段上提取彩色纹理特征的思想，Caelli 等[8]提出了使用三个多尺度无向滤波器分别从三个光谱波段上提取彩色纹理特征，与以上方法相类似，Tan 等[9]提出了使用离散余弦变换分别从三个光谱通道上提取彩色纹理特征，这两种方法都没有考虑不同光谱波段之间的空间相关信息。以后出现的一些方法试图想要弥补这一缺陷，如 Hanta-Kasari 等[10]提出了众所周知的有关多光谱的共生矩阵法，Panjwani 等[11]提出了使用马尔可夫随机场模型提取彩色纹理特征，但这些方法计算复杂，对纹理结构规则要求高，对于分析自然纹理图像很难取得满意的效果。近年来，Mirmehdi[12]提出了在 Luv（Luminance 是亮度，uv 为非线性色差描述量）彩色空间建立多距离、多尺度的塔式纹理描述，并且充分考虑了颜色空间存在的相互影响以及它们所处的空间分布，将图像的颜色信息和纹理信息的空间相关有机结合起来。与以上思想相类似，Deng[13]提出了首先对图像进行颜色量化形成颜色分区图，然后再在颜色空间进行纹理特征提取，尽管存在以上研究，但总的彩色纹理分析的研究仍然很少。

本文在基于小波时频分析的纹理特征提取上，研究了 *YIQ*（*Y* 表示亮度，*I*、*Q* 为线性色差描述量）彩色空间，并考虑了颜色空间各分量以及各分量之间的空间相关信息，提出了一种基于不完全树型小波分解多特征数据融合的彩色纹理特征提取方法。该方法首先将图像由 *RGB*（红、绿、蓝）空间转换为 *YIQ* 空间，然后在 *YIQ* 空间将图像进行不完全树型小波分解，并从分解后的子图上提取相应的纹理、颜色特征及纹理和颜色的空间相关特征进行多特征数据的加权融合，最后有效实现对彩色纹理图像的分类。文中分别在塔式小波分解（PWD）、不完全树型小波分解（ICTSWD）和小波包分解（WPD）的基础上对彩色纹理图像进行了多特征提取及加权融合，并对其分类性能和抗噪能力进行了分析比较。

2 基于不完全树型小波分解的彩色纹理图像多特征融合

使用塔式小波分解进行纹理特征提取有一个缺点：它仅利用了纹理图像低频子带的信息，而纹理图像具有准周期性，纹理的大部分信息都集中在中频部分，因此，使用在每个分解级对所有频率通道均进行分解的小波包来提取特征能较为全面地分析纹理图像，一维小波包基函数序列 $\{W_{l,n,k}\}$（其中 $l=-\infty\sim 0, n=0\sim 2^{-l}-1, k\in Z$）为

$$W_{l-1,2n}(x)=\sqrt{2}\sum_k h(k)W_{l,n}(x-2^{-l}k), \quad (1)$$

$$W_{l-1,2n+1}(x)=\sqrt{2}\sum_k g(k)W_{l,n}(x-2^{-l}k), \quad (2)$$

其中 $W_0(x)$ 为尺度函数，$W_1(x)$ 为母小波，$h(k)$ 为低通滤波器系数，$g(k)$ 为满足完全重构条件的高通滤波器系数，l 为尺度因子，k 为平移因子，n 为振荡系数。对于固定的 l 和 k，$W_{l,n,k}$ 分析的是信号在时间位置 $2^{-l}k$ 附近，小波尺度 2^l 下的振荡情况，它克服了小波时间分辨率高时频率分辨率低的缺陷，是一种比多分辨更加精细的分解方法，具有更好的时频特性。

二维小波包基函数可表示为两个一维小波包基函数沿着水平和垂直方向进行的张量积。但小波包分解也会产生一个缺点：随着分解级数增加，频率通道数呈指数增长，使特征空间维数很大，为后续的特征分类带来困难，因此采用了不完全树型小波分解进行特征提取，以克服以上两种分解所带来的缺点。

在彩色纹理图像分析中，彩色图像表示为 *RGB* 空间，为提取有用的颜色特征，往往通过线性变换将 *RGB* 空间转换成 *YIQ* 空间，转换矩阵为

$$\begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.596 & -0.274 & -0.322 \\ 0.211 & -0.523 & 0.312 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}, \quad (3)$$

其中 Y 表示图像的亮度，I 和 Q 包含着颜色信息。经过 *YIQ* 变换使亮度和颜色信息分开，并且产生的 3 个分量在统计特性上几乎不相关，克服了 R,G,B 3 分量具有较强相关性的缺点。

当图像转换到 *YIQ* 空间后，每个分量都经过不完全树型小波分解，对某一通道［即子图 $d(x,y)$］是否进一步分解采用能量测度

$$e=\frac{1}{MN}\sum_{y=1}^{N}\sum_{x=1}^{M}\left|d(x,y)-\overline{d(x,y)}\right|, \quad (4)$$

其中 M,N 分别为子带图像的宽和高，$\overline{d(x,y)}$ 表示对 $d(x,y)$ 取均值。

由于分量 Y 对应于由彩色纹理图像转换的灰度级图像的亮度信息，因此，我们用 Y 的能量作为确定不完全树型小波分解结构的尺度。令 $e_{\max,Y}$ 为 Y 的某一通道的 4 个子带通道中能量最大者，C 为预定的常量，$e_{p,Y}(p=1,2,3,4)$ 为 Y 的第 p 个子带信道能量，当满足 $e_{p,Y}\geqslant C\cdot e_{\max,Y}(p=1,2,3,4)$，则认为该

通道含有重要信息，应被进一步分解，否则就停止分解。由于不完全树型小波分解以自适应方式对彩色纹理图像进行多尺度分解，它与小波包分解相比其特征空间维数大大降低，这对彩色图像尤为重要，同时又克服了塔式小波分解仅仅利用彩色纹理图像低频子带信息的缺点。

第 i 个分量（$i=1,2,3$ 分别对应 Y,I,Q 三分量）进行不完全树型小波分解后的结构图如图 1 所示，令叶节点总数为 n，且从左向右顺序排列，则每个叶节点对应的小波系数子图为 $d_{im}(x,y)$，$m=0,1,2,3,\cdots,(n-1)$。由于 $d_{i0}(x,y)$ 仅是低频段不断递归分解的结果，对分类无太大帮助，故可忽略。因此只对小波系数子图 $d_{im}(x,y)$，$m=1,2,\cdots,(n-1)$ 进行特征提取，其能量为

$$\mu_{im}^2=\sum_{x,y}[d_{im}(x,y)-\overline{d_{im}(x,y)}]^2,\quad i=1,2,3;\ m=1,2,\cdots,(n-1) \tag{5}$$

因此 $\{\mu_{1m}^2\}_{m=1,2,\cdots,(n-1)}$ 对应于纹理图像的灰度能量特征，$\{\mu_{2m}^2\}_{m=1,2,\cdots,(n-1)}$ 和 $\{\mu_{3m}^2\}_{m=1,2,\cdots,(n-1)}$ 对应于纹理图像的颜色能量特征。

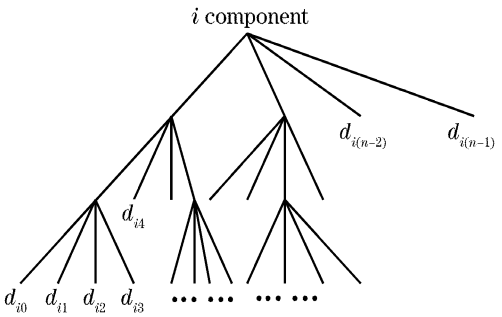

Fig. 1　Quadtree representation of ICTSWD

以上仅仅是 3 个分量各自的能量特征，下面再来研究一下不同分量间的子图在空间信息上的差异，首先将不同分量 i,j 的子图 $d_{im}(x,y)$ 和 $d_{jm}(x,y)$ 进行归一化，以消除冗余信息，再定义子图差异

$$\gamma_{ijm}(x,y)=\frac{d_{im}(x,y)-\overline{d_{im}(x,y)}}{\mu_{im}}-\frac{d_{jm}(x,y)-\overline{d_{jm}(x,y)}}{\mu_{jm}},\quad m=1,2,\cdots,(n-1) \tag{6}$$

其能量为

$$\nu_{ijm}^2=\sum_{x,y}\gamma_{ijm}^2(x,y),\quad m=1,2,\cdots,(n-1) \tag{7}$$

将(6)式代入(7)式得

$$\nu_{ijm}^2=\sum_{x,y}[d_{im}(x,y)-\overline{d_{im}(x,y)}]^2\Big/\mu_{im}^2+\sum_{x,y}[d_{jm}(x,y)-\overline{d_{jm}(x,y)}]^2\Big/\mu_{jm}^2-2\sum_{x,y}\frac{[d_{im}(x,y)-\overline{d_{im}(x,y)}][d_{jm}(x,y)-\overline{d_{jm}(x,y)}]}{\mu_{im}\mu_{jm}}, \tag{8}$$

由于对(8)式的前两项消去冗余信息，故各子图差异的能量可写为

$$\nu_{ijm}^2=2-2\sum_{x,y}\frac{[d_{im}(x,y)-\overline{d_{im}(x,y)}][d_{jm}(x,y)-\overline{d_{jm}(x,y)}]}{\mu_{im}\mu_{jm}},\quad m=1,2,\cdots,(n-1) \tag{9}$$

由(9)式可看出，$\{\nu_{ijm}^2\}_{m=1,2,\cdots,(n-1)}^{i,j=1,2,3;i<j}$ 实际反映了不同分量间在相同叶节点序号对应的子图上的相关性，它描述了纹理与颜色在空间位置上的相关信息特征。

在第 m 个叶节点对应的子带信道上，我们提取了 $|\mu_{im}^2|_{i=,1,2,3}$ 和 $\nu_{ijm}^2|_{i,j=1,2,3;j<j}$ 6 个特征值，当叶节点数为 $(n-1)$ 时，融合后的特征维数则为 $6(n-1)$，由于以上各个特征向量反映的是颜色，纹理特征及颜色和纹理的相关特征，它们的物理意义各有不同，因此，需分别将 6 个 $(n-1)$ 维特征向量进行高斯归一化，以保证各个特征向量在欧氏距离计算中地位相同，归一化后的多特征加权融合表示为

$$\{\omega_g\{\mu_{gim}^2\}_{m=1,2,\cdots,(n-1)}^{i=1},\omega_c\{\mu_{gim}^2\}_{m=1,2,\cdots,(n-1)}^{i=2,3},\omega_{gc}\{\nu_{gijm}^2\}_{m=1,2,\cdots,(n-1)}^{i,j=1,2,3;i<j}\}, \tag{10}$$

其中 $\omega_g,\omega_c,\omega_{gc}$ 为权值且 $\omega_g+\omega_c+\omega_{gc}=1$，它全面地反映了不同尺度下的纹理、颜色信息和纹理与颜色的空间相关信息，消除了融合前仅有灰度纹理特征或颜色特征的不完全性，大大提高了彩色纹理图像的分类性能。

3　分类实验与性能分析

我们在 MIT 研究室提供的 Vistex 彩色自然图像数据库[14]上选取了 20 种彩色纹理，如图 2 所示，它们的大小均为 512×512，*RGB* 空间，从每一幅图

像中提取 64×64 的子图 64 幅(相邻子图之间无重叠),则对于 20 类彩色纹理,将产生 1280 幅子图样本,对每幅子图进行基于不完全树型小波分解的特征提取及融合,从而可对 20 类彩色纹理的 1280 个数据样本进行分类实验。

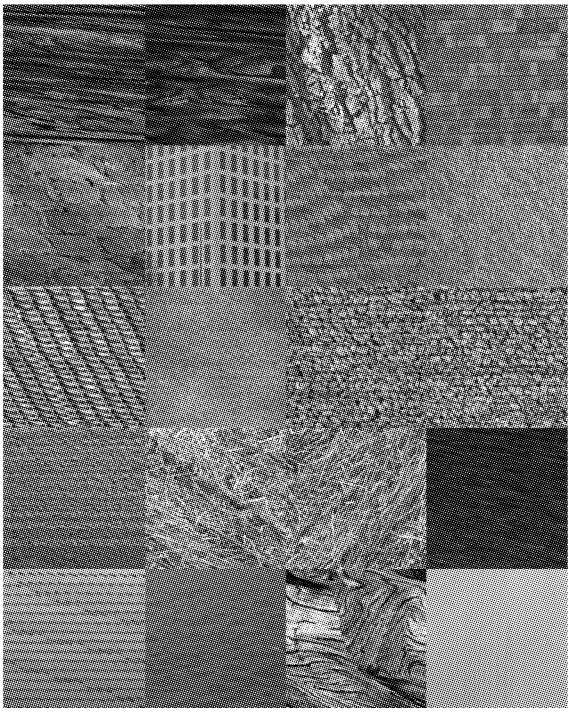

Fig. 2 A set of 20 natural colored texture images (from left to right and top to bottom): Bark4, Bark6, Bark9, Brick1, Brick5, Buildings9, Fabric0, Fabric7, Fabric13, Fabric18, Food0, Food2, Food5, Grass1, Grass2, Sand0, Tile7, Water6, Wood1, Wood2

3.1 分类

由于我们的工作强调的是特征提取及融合,故分类器选用了 k 均值最近邻域法(Knn),已有的理论和实际应用证明 Knn 分类器在较多数据样本下是一种很有效的分类算法,其原理为:若已知纹理的类别数,经过训练得到每种类别所对应的特征向量,当要把一未知样本(彩色纹理)x 进行分类时,首先选出 x 的 k 个最近邻,x 的 k 个最近邻是由 x 提取的特征向量 $\boldsymbol{x}$ 与训练集中的特征向量 $\boldsymbol{y}$ 的欧氏距离 $d(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y})$决定的,然后在 x 的 k 个邻域中,将 x 归属为来自某一类样本数目最多的那一类。

为了得到足够多的训练样本和测试样本,我们使用了从中取一法(Leave-one-out)方法,该方法首先从所有样本中每次取出一个样本作为测试集,剩余的样本作为训练集,并通过 Knn 法对此测试样本进行分类,然后将此样本放回到训练集中,同时再从训练集中顺序地取出另一个样本作为测试集,重复以上过程,直到所有数据样本中的每一样本均有一次被作为测试集。

由于彩色纹理图像表现为三维立体空间,其特征提取产生的维数很大,为此采用了以最小均方误差为准则的 KL 变换(Karhuhen-Loeve-Transform)进行维数压缩,它能在压缩维数的同时,有效地保留类别的鉴别信息,突出类别间的可分性。

具体分类步骤为训练阶段:对于一类彩色纹理可抽取 64 幅子图样本,对它们分别进行不完全树型小波分解,确定每幅子图样本的树结构及其叶节点数,并按(10)式计算归一化后的融合特征,最后对所有 20 种彩色纹理重复以上过程。值得注意的是,通过不完全树型小波分解得到的彩色纹理的特征维数是不同的,对 1280 个数据样本,树结构的叶节点数 n 为 28,25,22,18,13 五种情况。分类阶段:对一个未知样本进行不完全树型小波分解,确定其树结构及叶节点数,并计算归一化后的融合特征,然后将未知样本和训练集中的样本分别从五种不同的特征维数压缩到某一相同维数 s 下,采用 Knn 法对此未知样本进行分类,以上过程使用了 Leave-one-out 方法,进而得到某一相同维数 s 下对 1280 个样本的正确分类,其中维数 s 可从小到大改变。

3.2 实验与性能分析

3.2.1 不完全树型小波分解基础上的多特征融合

在分类实验中,不完全树型小波分解采用的小波为 Coif4,预定常量 C 为 0.1。为了验证多特征融合对彩色纹理分类带来的良好效果,我们构造了以下 3 组特征集:

(1)灰度纹理能量[即 Y 能量,维数$(n-1)$]:

$$\{\mu_{gim}^2\}_{m=1,2,\cdots,(n-1)}^{i=1};$$

(2)纹理及颜色能量[即 YIQ 能量,维数 $3(n-1)$]:

$$\{\omega_g\{\mu_{gim}^2\}_{m=1,2,\cdots,(n-1)}^{i=1},\omega_c\{\mu_{gim}^2\}_{m=1,2,\cdots,(n-1)}^{i=2,3}\},$$

其中 $\omega_g=\omega_c=0.5$;

(3)纹理,颜色能量及它们的空间相关[即 YIQ 能量及空间相关,维数 $6(n-1)$]:

$$\{\omega_g\{\mu_{gim}^2\}_{m=1,2,\cdots,(n-1)}^{i=1},\omega_c\{\mu_{gim}^2\}_{m=1,2,\cdots,(n-1)}^{i=2,3},$$
$$\omega_{gc}\{\nu_{gijm}^2\}_{m=1,2,\cdots,(n-1)}^{i,j=1,2,3;i<j}\},$$

其中 $\omega_g=0.5$,$\omega_c=0.3$,$\omega_{gc}=0.2$,并分别以这 3 组特征集对彩色纹理进行分类实验,在此,对于第 1 组特征集,为使各样本特征维数相等,我们取叶节点数的最大值 $n=28$ 来构造特征矢量,当维数变化时得到其分类性能;而对于第 2,3 组特征集,则仍然保持每个样本原有树结构的叶节点数,构造融合特征,并

按 3.1 所述进行分类，其分类性能比较如图 3 所示。从图 3 中我们发现，第 1 组特征集实际上是从由彩色纹理图像转换的灰度级纹理图像中提取的，它完全丢弃了颜色信息，从而使其在 3 组特征中分类性能最差，而对于第 2 组特征集由于它在第 1 组特征集的基础上融入了 I、Q 两分量的颜色信息，从而使它的分类性能得到了很大程度的提高，在以上 2 组特征集的基础上，我们又融入了纹理与颜色在空间位置上的相关信息，构成了第 3 组特征集，它使得彩色纹理图像的特征更为全面、完善，其分类性能在 3 组特征集中达到最优。下面我们给出了对纹理，颜色及纹理与颜色的空间相关三种不同特征赋予的权值及相应权值分配下的分类性能，见表 1。

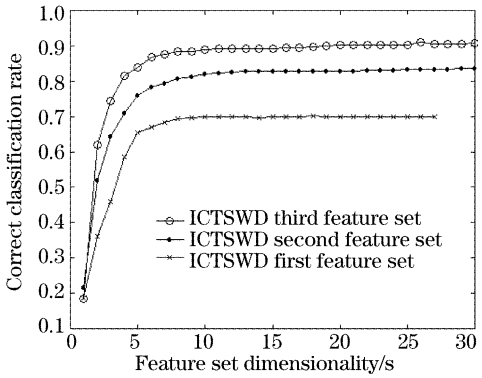

Fig. 3　Comparison of classification performance of 3 feature sets

Table 1　The assigned weight and corresponding classification performance of various features based on ICTSWD

	ω_g	ω_c	ω_{gc}	CCR(20 dim)
Gray texture feature (First feature set)	1	0	0	0.7011
Color feature	0	1	0	0.6731
Fusion of 2 features (Second feature set)	0.5	0.5	0	0.8281
Fusion of 3 features Case 1	1/3	1/3	1/3	0.8938
Fusion of 3 features Case 2	0.4	0.3	0.3	0.9000
Fusion of 3 features Case 3 (Third feature set)	0.5	0.3	0.2	0.9063
Fusion of 3 features Case 4	0.5	0.2	0.3	0.8969
Fusion of 3 features Case 5	0.6	0.2	0.2	0.9015

从表 1 中同样可看出，单凭纹理或颜色一种特征进行分类，得到的正确分类率都是较低的，当对纹理和颜色 2 种特征各加 0.5 权值进行融合时，分类性能就得到了明显的提高，而在最后的实验中，针对以上 3 种不同特征设置了 5 种特征权值分配情况，我们发现不论哪种权值分配形式，多特征信息融合后的正确分类率(CCR)都大大提高，由此得到，通过多特征信息融合，可以有效地提高彩色纹理图像的分类性能。

3.2.2　三种分解基础上的分类性能比较

为了对基于塔式小波分解、不完全树型小波分解和小波包分解三种分解下的分类性能进行比较，我们取塔式小波分解和小波包分解的分解层次均为 3，这样对以上 3 种分解，其第 1 组特征集维数分别对应为 9 维、$(n-1)$维和 63 维，第 2 组特征集分别对应为 27 维、$3(n-1)$维和 189 维，第 3 组特征集分别对应为 54 维、$6(n-1)$维和 378 维。以上 n 为不完全树型分解的叶节点数，在三种分解基础上的分类性能如图 4 所示，从图 4 我们发现，在每一种分解下，都是第 1 组特征集分类性能最差，而第 3 组特征集分类性能最优，同时我们也注意到，不完全树型小波分解和小波包分解的 3 组特征集的分类性能均高于塔式小波分解的 3 组特征集的分类性能，这说明纹理的大部分信息集中在中频上，基于不完全树型小波分解和小波包分解的特征提取更为全面地反映了纹理信息、颜色信息及纹理与颜色的空间相关信息。而对于不完全树型小波分解和小波包分解，二者的分类性能在第 3 组特征集中，小波包分解的分类性能略高于不完全树型小波分解，而在第 1、2 组特征集中不完全树型小波分解的分类性能却又略高于小波包分解，这表明不完全树型小波分解的分类性能基本接近于小波包分解的分类性能，但这时我们也注意到小波包分解的特征维数却呈指数增长，而不完全树型小波分解针对感兴趣的频率通道以自

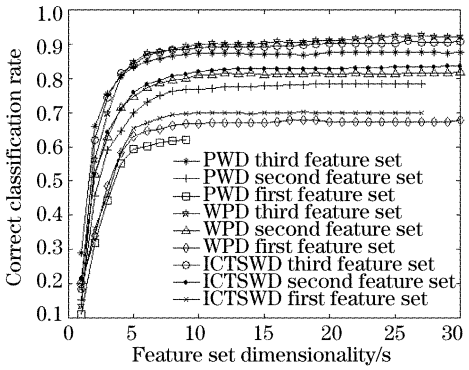

Fig. 4　Comparison of classification performance using PWD, ICTSWD and WPD

适应方式进行分解，其特征维数大大降低，所以基于不完全树型小波分解的多特征融合更适合彩色纹理图像的特征提取。

3.2.3 三种分解基础上的抗噪能力比较

为了比较不同信噪比下塔式小波分解、不完全树型小波分解和小波包分解三种分解对分类性能带来的影响，我们对每类彩色纹理图像加入零均值高斯白噪声，信噪比等级设为15 dB、10 dB、5 dB和1 dB，分类时均采用了第3组特征集进行特征提取，图5给出了塔式小波分解、不完全树型小波分解和小波包分解在不同信噪比下的分类性能比较，其中横坐标刻度表示为 1：原图 2：15 dB 3：10 dB 4：5 dB 5：1 dB，从图5中我们看到不完全树型小波分解和塔式小波分解的抗噪能力明显高于小波包分解，而不完全树型小波分解的抗噪能力基本接近或略低于塔式小波分解，从而得出基于不完全树型小波分解多特征融合的彩色纹理图像分类具有较好的抗噪能力。

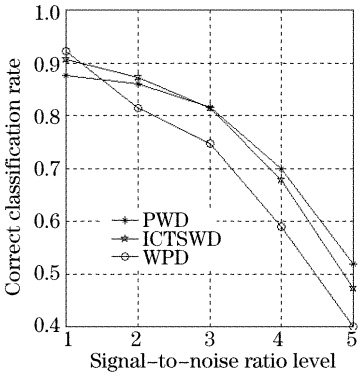

Fig. 5 Comparison of classification performance using PWD, ICTSWD and WPD with noisy data

结论 实验证明，经过融合后的特征比单纯的纹理特征及颜色特征更符合人类视觉要求，同时，在融合特征基础上，我们还针对3种不同的分解，对彩色纹理图像进行了分类性能及抗噪能力比较，最终得出不完全树型小波分解基础上的多特征融合能更全面、更准确地刻画出彩色纹理特征，同时又表现出良好的分类性能和抗噪能力。

参 考 文 献

1 Chang T, Kuo C C J. Texture analysis and classification with tree-structured wavelet transform. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1993, **2**(4): 429～441

2 Laine A, Fan J. Texture classification by wavelet packet signatures. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993, **15**(11): 1186～1190

3 Unser M. Texture classification and segmentation using wavelet frames. *IEEE Trans. on Image. Processing*, 1995, **4**(11): 1549～1560

4 Pichler O, Teuner A, Hosticka B J. A comparison of texture feature extraction using adaptive Gabor filtering, pyramidal and tree structured wavelet transforms. *Pattern Recognition*, 1996, **29**(5): 733～742

5 Liu Hong, Mo Yulong. Modified texture segmentation algorithm based on multiresolution model. *Acta Optica Sinica* (光学学报), 2000, **20**(6): 781～786 (in Chinese)

6 Wu Yan, Yang Wanhai, Li Ming. Image fusion based on wavelet decomposition and evolutionary strategy. *Acta Optica Sinica* (光学学报), 2003, **23**(6): 671～676 (in Chinese)

7 Zhang Yingping, Ding Jianping. Color image correlation recognition with in coherent light. *Acta Optica Sinica* (光学学报), 2000, **20**(7): 925～930 (in Chinese)

8 Caelli T, Reye D. On the classification of image regions by color texture and shape. *Pattern Recognition*, 1993, **26**(4): 461～470

9 Tan S C, Kittler J. On colour texture representation and classification. in *Proc. of the 2nd Int. Conf. on Image Processing*, 1992. 390～395

10 Hauta-Kasari M, Parkkinen J, Jaaskelainen T *et al*.. Generalized co-occurrence matrix for multispectral texture analysis. in *Proc. of the 13th Int. Conf. on pattern Recognition*, 1996. 785～789

11 Panjwani D K, Healey G. Markov random field models for unsupervised segmentation of textured color images. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, **17**(10): 939～954

12 Mirmehdi M, Petrou M. Segmentation of color textures. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, **22**(2): 142～159

13 Deng Y. Unsupervised segmentation of color texture regions in images and video. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, **23**(8): 800～810

14 VisTex. Color image database. http: // www. white. media. mit. edu/vismod/imagery/Vision Texture, 1995. MIT Media Lab