

基于小波多通道特征级融合的彩色纹理图像分析*

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 在不完全树型小波分解基础上将纹理和颜色特征进行融合,提出了适合彩色纹理图像分析的新的特征,它比单纯的灰度纹理特征或颜色特征具有更强的分类能力.同时还利用20类真实彩色自然纹理图像对塔式小波分解、不完全树型小波分解和小波包分解进行了多特征融合的分类比较,实验结果表明:不完全树型小波分解的特征级融合表现出良好的分类性能和抗噪能力.

关键词 纹理;颜色;特征级融合;不完全树型小波分解

中图分类号 TN911.73 **文献标识码** A

$n = 0 \sim 2^{-l} - 1, k \in Z$ 为

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

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

式中 $W_0(x)$ 为尺度函数, $W_l(x)$ 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.

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,本文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

$$\begin{pmatrix} Y \\ I \\ Q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.596 & -0.274 & -0.322 \\ 0.211 & -0.523 & 0.312 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} \quad (2)$$

式中 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,对某一通道是否进一步分解采用如下准则:首先定义该通道的能量

$$e = \frac{1}{MN} \sum_{y=1}^M \sum_{x=1}^N |d(x,y) - \overline{d(x,y)}| \quad (3)$$

式中 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,本文用 Y

0 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,其中时频分析方法是更为有效的一种^[1-4],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.

在现实彩色自然景物图像中,纹理信息是重要的低层特征,但还存在另一重要信息—颜色^[5,6].如果在彩色纹理分析中忽略了颜色信息而仅仅考虑灰度纹理信息,分类结果往往不尽人意,因此,在小波多尺度时频分析基础上,将纹理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.

基于上述思想,本文提出了一种基于不完全树型小波分解特征级融合的彩色纹理图像分类方法.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特征提取及融合,并对其分类性能和抗噪能力进行了分析比较.

1 基于 ICTSWD 的彩色纹理图像特征级融合

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的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,小波包基函数列 $\{W_{l,n,k}\}$ (其中 $l = -\infty \sim 0$,

* 国家重点实验室基金资助项目(51431020204DZ01)
Tel:029-88202359 Email:liming@xidian.edu.cn
收稿日期:2004-02-01

的能量分布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, $e_{p,Y}$ ($p=1\sim 4$) 为 Y 的第 p 个子带通道能量, 当满足 $e_{p,Y} \geq Ce_{\max,Y}$ ($p=1\sim 4$), 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.

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, 令叶

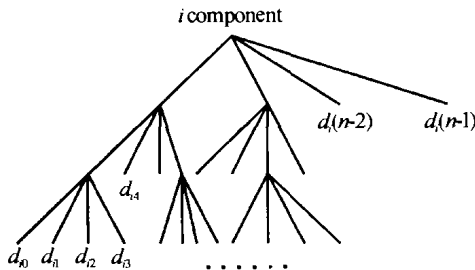


图 1 不完全树型小波分解结构

Fig. 1 Quadtree representation of ICTSWD

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 $d_{im}(x,y)$, $m=0,1,2,\dots,(n-1)$. 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 $d_{im}(x,y)$ $m=1,2,\dots,(n-1)$ 进行特征提取, 其能量为

$$\mu_{im}^2 = \sum_{x,y} (d_{im}(x,y) - \overline{d_{im}(x,y)})^2 \quad (i=1,2,3; m=1,2,\dots,(n-1)) \quad (4)$$

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

以上仅仅是 3 个分量各自的能量特征, 下面我们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

$$\gamma_{ijm}(x,y) = \frac{(d_{im}(x,y) - \overline{d_{im}(x,y)})}{\mu_{im}} - \frac{(d_{jm}(x,y) - \overline{d_{jm}(x,y)})}{\mu_{jm}} \quad (m=1,2,\dots,(n-1)) \quad (5)$$

其能量为

$$\nu_{ijm}^2 = \sum_{x,y} \gamma_{ijm}^2(x,y) = 2 - 2 \sum_{x,y} [(d_{im}(x,y) - \overline{d_{im}(x,y)}) (d_{jm}(x,y) - \overline{d_{jm}(x,y)})] / [\mu_{im}\mu_{jm}] \quad (m=1,2,\dots,(n-1)) \quad (6)$$

由式(6)可看出 $\{\nu_{ijm}^2\}_{m=1,2,\dots,(n-1)}$ 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的空间相关信息特征.

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 $\nu_{ijm}^2 |_{i,j=1,2,3; i < j}$ 6 个特征值, 当叶节点数为 $(n-1)$ 时, 总特征维数则为 $6(n-1)$, 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.

设 N 维特征向量 $F = (f_{ij1}, f_{ij2}, \dots, f_{ijN})$, 其高斯归一化表示为

$$f_{gij s} = (f_{ij s} - \overline{f_{ij s}}) / \sigma_{ij s} \quad (7)$$

式中 $\overline{f_{ij s}} = \frac{1}{N} \sum_{s=1}^N f_{ij s}$; $\sigma_{ij s} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{s=1}^N (f_{ij s} - \overline{f_{ij s}})^2}$ $f_{ij s}$ 表示特征向量中第 s 个特征; i,j 表示通道分量, 当 $i=j$ 时, 表示同一通道分量, 当 $i \neq j$; $i < j$ 时, 表示不同通道分量组合; $f_{gij s}$ 为 $f_{ij s}$ 的归一化值.

归一化后的特征级融合表示为

$$\left\{ \left\{ \mu_{gim}^2 \right\}_{m=1,2,\dots,(n-1)} \right\}_{i=1} \quad \left\{ \left\{ \mu_{gim}^2 \right\}_{m=1,2,\dots,(n-1)} \right\}_{i=2,3} \quad \left\{ \nu_{gijm}^2 \right\}_{m=1,2,\dots,(n-1)}^{i,j=1,2,3; i < j} \quad (8)$$

它全面地反映了不同尺度下的纹理信息、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的不完全性, 因而可以提高对彩色纹理图像的分类性能.

2 分类实验与性能分析

实验中, 在 MIT 研究室提供的 Vistex 彩色自然图像数据库上选取了 20 种彩色纹理, 如图 2, 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.

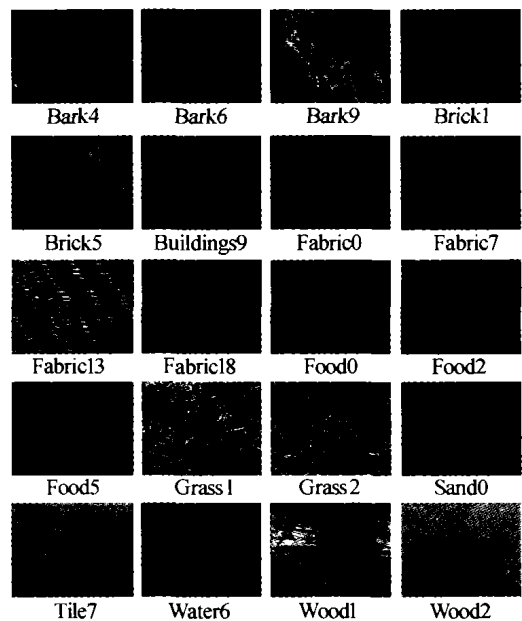


图 2 20 类彩色纹理

Fig. 2 A set of 20 natural colored texture images

2.1 分类

由于实验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), 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 x 与训练集中的特征向量 y 的欧氏距离 $d(x,y)$ 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,采用每出一个法,即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 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.

由于按上述特征提取方法所得到的特征矢量维数很大,采用了KL变换(Karhunen-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,并按式(8)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 ICTSWD 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 对此未知样本进行分类,重复以上过程可得到某一相同维数 s 下对 1280 个样本的分类,其中维数 s 可从小到大改变($s \leq 28$).

2.2 实验与性能分析

2.2.1 ICTSWD 基础上的特征级融合

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. 为了验证特征级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(1)灰度纹理能量(即 YIQ 能量,维数($n-1$)): $\{\mu_{gim}^2\}_{m=1,2,\dots,(n-1)}^{i=1}$; (2)纹理及颜色能量(即 YIQ 能量,维数 $3(n-1)$): $\{\mu_{gim}^2\}_{m=1,2,\dots,(n-1)}^{i=1,2,3}$; (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 $6(n-1)$): $\{\mu_{gim}^2\}_{m=1,2,\dots,(n-1)}^{i=1}$, $\{\mu_{gim}^2\}_{m=1,2,\dots,(n-1)}^{i=2,3}$, $\{\nu_{gim}^2\}_{m=1,2,\dots,(n-1)}^{i,j=1,2,3;i < j}$, 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,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 2.1 所述进行分类,分类性能比较见图 3 所示.从图 3 中发现,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 组特征集中分类性能最差,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,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.下面给出基于 ICTSWD 的每类彩色纹理在 3 组不同特征集下,特征维数为 15 时的分类性能,见表 1.从表 1 的绝大部分彩色纹理可看出:第 3 组特征集的分类性能总是优于第 2 组特征集,而第 2 组特征集的分类性能总是优于第 1 组特征集,由此得到与上同样的结论.

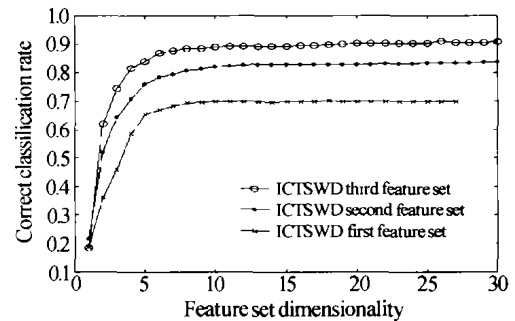


图 3 三组特征集的分类性能比较

Fig. 3 Comparison of classification performance of 3 feature sets

表 1 每类彩色纹理在特征维数为 15 时的分类性能

特征名称	第 3 组	第 2 组	第 1 组	特征名称	第 3 组	第 2 组	第 1 组
Bark4	0.9375	0.8125	0.8125	Brick1	1.000	0.6250	0.3250
Bark6	0.5375	0.4375	0.3250	Brick5	0.9375	0.8750	0.6875
Bark9	1.000	0.9375	0.6875	Building9	1.000	1.000	0.8150
Food0	0.6850	0.8750	0.8750	Fabric0	1.000	0.9375	0.8250
Food2	0.6875	0.5125	0.3750	Fabric7	0.9650	1.000	0.8275
Food5	1.000	0.9375	0.6875	Fabric13	1.000	0.9563	0.9375
Sand0	0.9650	0.9375	0.8750	Fabric18	1.000	1.000	0.8250
Tile7	1.000	0.8750	0.7500	Grass1	0.6875	0.5625	0.4375
Wood1	0.6975	0.5725	0.4575	Grass2	0.9375	0.8750	0.7500
Wood2	0.9563	0.9375	0.9375	Water6	1.000	0.9563	0.8875

2.2.2 三种分解基础上的分类性能比较

为了对基于 PWD、ICTSWD 和 WPD 三种分解下的分类性能进行比较,取 PWD 和 WPD 的分解层次均为 3,这样其第 1 组特征集维数分别对应为 9 维和 63 维,第 2 组特征集分别对应为 27 维和 189 维,第 3 组特征集分别对应为 54 维和 378 维.三种分解基础上的分类性能如图 4,从图 4 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,ICTSWD 和 WPD 的 3 组特征集的分类性能均高于

PWD 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 ICTSWD 和 WPD 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 ICTSWD 和 WPD,二者的分类性能在第 3 组特征集中,WPD 的分类性能略高于 ICTSWD,而在第 1,2 组特征集中 ICTSWD 的分类性能却又略高于 WPD,这表明 ICTSWD 的分类性能基本接近于 WPD 的分类性能,但同时我们也注意到 WPD 的特征维数却呈指数增长,而 ICTSWD 针对感兴趣的频率通道采用能量准则有选择地进行分解,其特征维数大大降低,所以基于 ICTSWD 的特征融合更适合彩色纹理图像的分类。

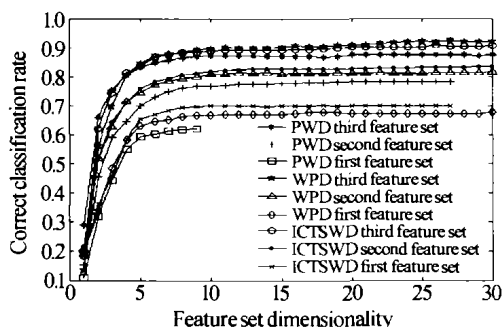


图 4 PWD、ICTSWD 和 WPD 三种分解基础上的分类性能比较

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

2.2.3 三种分解基础上的抗噪能力比较

为了比较不同信噪比下 PWD、ICTSWD 和 WPD 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 ICTSWD 在不同信噪比下的分类性能比较,从图 5 我们可看出当信噪比(SNR)超过 15 dB 时,分类性能几乎不受影响,而当信噪比不断下降时,分类性能也就逐渐出现变低的趋势。图 6 为 PWD、ICTSWD 和 WPD 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 6 中我们看到 ICTSWD 和 PWD 的抗噪能力明显高于 WPD,

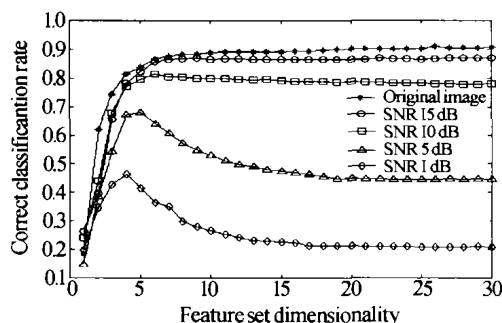


图 5 不同信噪比下 ICTSWD 的分类性能比较
Fig. 5 Comparison of classification performance of ICTSWD with noisy data

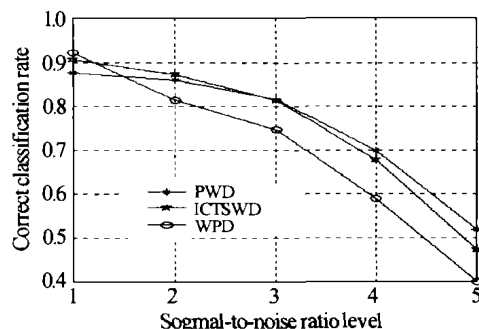


图 6 不同信噪比下 PWD、ICTSWD 和 WPD 的分类性能比较
Fig. 6 Comparison of classification performance using PWD, ICTSWD and WPD with noisy data

而 ICTSWD 的抗噪能力基本接近或略低于 PWD,从而得出基于 ICTSWD 特征级融合的彩色纹理图像分类具有较好的抗噪能力。

3 结论

本文提出了一种基于不完全树型小波分解特征级融合的彩色纹理图像分类方法,它首先将彩色纹理图像转换到 YIQ 空间,然后分别对纹理和颜色分量进行不完全树型小波分解,提取相应的纹理特征、颜色特征及纹理与颜色的空间相关特征,并进行特征级融合,实验证明,经过融合后的特征比单纯的纹理特征或颜色特征具有更强的分类能力,同时,在融合特征基础上,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特征级融合分类能更全面、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

- 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
- Laine A, Fan J. Texture classification by wavelet packet signatures. *IEEE Trans on Patt Anal Mach Intell*, 1993, 15(11): 1186 ~ 1190
- Unser M. Texture classification and segmentation using wavelet frames. *IEEE Trans on Im Process*, 1995, 4(11): 1549 ~ 1560
- Pichler O, Teuner A, Hosticka B J. A comparison of texture feature extraction using adaptive gabor filtering, pyramidal and tree structured wavelet transforms. *Patt Rec*, 1996, 29(5): 733 ~ 742
- Wu Yan, Li Ming, Yang Wanhai. A new algorithm for the fusion of multi-spectral and high-resolution panchromatic images. *Acta Photonica Sinica*, 2002, 31(11): 1399 ~ 1404
- 吴艳, 杨万海, 李明. 多光谱与高分辨率图像融合算法研究. *光子学报*, 2003, 32(2): 174 ~ 178
Wu Y, Yang W H, Li M. *Acta Photonica Sinica*, 2003, 32(2): 174 ~ 178

Colored Texture Analysis of Feature-level Fusion Based on Multichannel Wavelet Decomposition

Li Ming¹, Wu Yan^{1,2}, Wu Shunjun¹

1 *National Key Lab. of Radar Signal Processing, Xidian Univ., Xi'an 710071*

2 *School of Electronics Engineering, Xidian Univ, Xi'an 710071*

Received date: 2004-02-01

Abstract A new algorithm is developed to represent colored texture by effectively merging both the texture and color information based on Incomplete Tree-Structured Wavelet Decomposition, which has even better classification performance than single texture or color feature. Experiments are conducted on a set of 20 natural colored texture images in which the classification of feature-level fusion can be performed on the basis of Pyramid Wavelet Decomposition (PWD), In-Complete Tree-Structured Wavelet Decomposition (ICTSWD) and wavelet packet decomposition (WPD). It is demonstrated that colored texture feature based on ICTSWD has better classification performance and anti-noise ability than other features based on PWD and WPD.

Keywords Texture; Color ; Feature-level fusion ; Incomplete tree-structured wavelet decomposition



Li Ming was born in 1965. Now he is an associate professor in the National Key Lab. for Radar Signal Processing, Xidian University, where he is pursuing his Ph. D. degree in signal processing. He has received many awards of ministry of China. He has published more than ten papers in China and abroad. His research interests include data fusion, image processing, radar signal processing, real-time signal processing, wavelet theory and DSP application.