

基于小波概率神经网络的彩色纹理识别

肖淑苹¹, 杨建雄², 陈一栋³

(1 广州工商职业技术学院, 广东 广州 510850; 2 中国人民银行榆林中心支行, 陕西 榆林 719000;

3 武警杭州指挥学院, 浙江 杭州 310023)

摘 要: 提出了一种将颜色信息融入到纹理识别中的新方法——基于小波概率神经网络的彩色纹理识别. 首先将 RGB 彩色纹理图像转化为 HSV 彩色模型, 用小波变换(WT)进行树形结构小波分解提取彩色纹理的特征, 然后使用概率神经网络对测试样本进行分类识别. 实验结果证明, 该方法的识别效果比较好.

关键词: 纹理; 小波变换; 概率神经网络(PNN); 小波概率神经网络(WPNN); 纹理识别

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2010)06-0028-04

Color Texture Recognition Based on Wavelet Probabilistic Neural Network

XIAO Shu-ping¹, YANG Jian-xiong², CHEN Yi-dong³

(1 Guangzhou Technology & Business College, Guangzhou 510850, China;

2 People's Bank of China Yulin Centra Sub-branch, Yulin 719000, China;

3 Hangzhou Command College of CAPF, Hangzhou 310023, China)

Abstract: This paper puts forward to an algorithm for recognizing color textures based on wavelet probabilistic neural network. At first, The RGB color texture image is converted into HSV, extract features on the color texture image on the basis of tree-structured, then uses PNN to classify the different texture images. Experiment is conducted on different texture images. Compared to the literature^[1], the effect of our method for texture recognition is obvious excelled it.

Key words: texture; wavelet transform; probabilistic neural network (PNN); wavelet probabilistic neural network (WPNN); texture recognition

1 引言

在彩色纹理图像分析中^[1], 一类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; 另一类是分别从三个光谱波段上提取彩色纹理特征的思想, Caelli 等^[2]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, 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^[3]提出了众所周知的有

关多光谱的共生矩阵法, Panjwani 等^[4]提出了使用马尔可夫随机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.

文中提出了一种将颜色信息融入到纹理识别中的新方法——基于小波概率神经网络的彩色纹理识别. 首先将 RGB 彩色纹理图像转化为 HSV 彩色模型, 用小波变换(WT)进行树形结构小波分解提取彩色纹理的特征, 然后使用概率神经网络对测试样本进行分类识别. 对不同的自然纹理图像进行了实验, 并将结果与文献[1]的结果做了比较.

2 彩色图像

彩色图像常用 R, G, B 三分量的值来表示,但是 R, G, B 三分量之间常有很高的相关性,直接利用这些分量常常不能得到所需的效果. 为了降低彩色特征空间中各个特征分量之间的相关性,以及为了使所选的特征空间更方便于彩色图像识别方法的具体应用,实际上常需要将 RGB 图像变换到其他的彩色特征空间中去. 在本文中,采用了 HSV 彩色空间.

HSV(色度, 饱和度, 亮度)空间比较接近人对颜色视觉的感知,其中 V 表示颜色的明暗程度,主要受光源强弱影响, H 表示不同颜色,如黄、红、绿,而 S 表示颜色的深浅,如深红、浅红. 注意到 HSV 彩色空间有两个重要的事实作为基础,首先 V 分量与彩色信息无关,其次 H 和 S 分量与人感受彩色的方式紧密相连. HSV 空间比较直观并且符合人的视觉特性,这些特点使得 HSV 彩色空间非常适合基于小波概率神经网络的彩色纹理图像识别. 由 RGB 到 HSV 的转换公式为

$$\begin{cases} S = 1 - \frac{3}{R + G + B} [\min(R, G, B)] \\ H = \cos^{-1} \left\{ \frac{(R - G) + (R - B)}{2\sqrt{(R - G)^2 + (R - B)(G - B)}} \right\} \\ R \neq G \text{ 或 } R \neq B, \text{ 若 } B > G, H = (2\pi - H) \\ V = \frac{R + G + B}{3} \end{cases} \quad (1)$$

3 纹理图像的特征提取

采用的提取纹理特征值的方法是:首先对 Brodatz 数据库中大小为 512×512 的纹理图像进行二维树形小波分解,从每一幅图像中提取 64×64 的子图 64 幅(相邻之间无重叠),然后提取第三层分解后图像(共 64 幅)的均值和方差,作为原图像的纹理特征值. 这样,对每幅图像我们得到 128 个纹理特征值. 将计算得到的特征值按照分类样本顺序依次存入特征库中,以备以后的识别程序使用. 一种纹理图像的树形结构小波变换和分解路径如图 1 所示.

4 概率神经网络的基本原理

PNN 是由 D. E Specht 博士在 1989 年提出的. 它是由径向基函数网络发展起来的一种前馈型神经网络,并采用多变量 Parzen 窗估计不同类的概率密

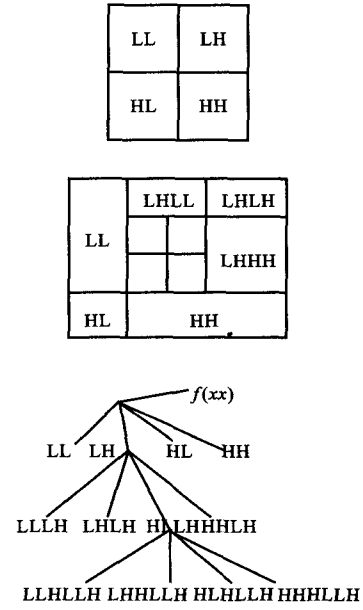


图 1 一种纹理图像树形结构小波变换和分解路径度函数的方法,具有训练时间短,结构固定,能产生贝叶斯后验概率输出的特点,因此具有强大的非线性识别能力,特别适合识别问题. PNN 的结构如图 2 所示,它由 4 层组成,输入层、模式层、求和层和输出层.

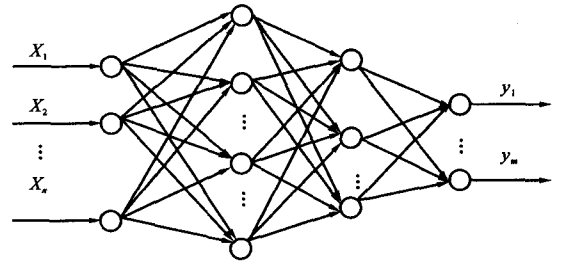


图 2 PNN 结构图

输入层接收来自训练样本的值,其神经元数目和样本矢量的维数相等,训练样本记为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$.

模式层首先计算训练样本 X 与权值向量 W 的距离,然后通过径向基非线性映射后获得输出向量 M ,径向基函数通过选择高斯函数,输出向量 M 表示输入的训练样本属于各类的概率,计算公式如下:

$$M_{ij}(X) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{n/2}} \exp\left(-\frac{\|X - W_{ij}\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

式中, σ 为平滑参数,其值决定了以样本点为中心的钟状曲线的宽度.

求和层计算向量 M 的加权和 S :

$$S_i(X) = \sum_{j=1}^{N_i} w_{ij} M_{ij}(X), i \in \{1, 2, \dots, n\} \quad (3)$$

式中, w_{ij} 表示混合权重, 且满足 $\sum_{j=1}^{N_i} w_{ij} = 1, i \in \{1, 2, \dots, n\}$ 且 $w_{ij} \in [0, 1]$ (4)

式中, n 表示总的模式数, N_i 表示 i 类模式层的神经元数目。

输出层根据 S 中的最大值响应获得网络的输出量 O :

$$O(X) = \arg \max_{1 \leq i \leq n} (S_i) \quad (5)$$

5 基于小波概率神经网络的彩色纹理识别

文中提出的彩色纹理识别方法由两部分组成:

(1)训练阶段;(2)测试阶段。

5.1 训练阶段

训练阶段的步骤如图 3 所示. 在训练阶段, 首先将一组已知训练样本转换为 HSV 彩色空间, 然后用 WT 进行树形小波分解, 这样就从小波分解子图像中提取出均值和方差, 并存储在特征库中。

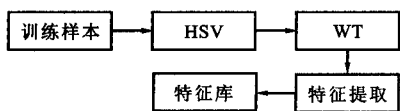


图 3 训练阶段

5.2 测试阶段

测试阶段的步骤如图 4 所示. 首先将一组测试样本转化为 HSV 彩色空间, 用 WT 进行分解, 从分解图像中提取出与训练阶段相似的一组特征, 然后用概率神经网络进行分类。

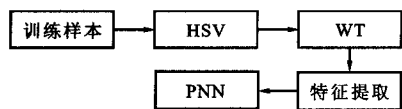


图 4 测试阶段

用 PNN 分类器来区分某一特征与其他特征。

$$D_i(y) = \frac{p(i)}{M_i} \sum_{j=1}^{M_i} \exp\left(-\frac{1}{\sigma^2} d^2(x_j^{(i)}, y)\right) \quad (6)$$

$$d^2(x_j^{(i)}, y) = \sum_{k=1}^n (y(k) - x(k)_j^{(i)})^2 =$$

$$\sum_{k=1}^n d(k)^2 \quad (7)$$

式中, M_i 表示样本数量, $p(i)$ 为先验概率, $d(k)$ 表示第 k 对样值之间的距离, σ 为平滑参数, $D_i(y)$ 为输出[5-6]。

6 彩色纹理识别实验及结果分析

6.1 实验评估方法

我们根据自然语言中一些描述纹理的概念词将自然纹理分为 9 大类: 鱼鳞、颗粒、斑纹、裂纹、条纹、绒毛、波纹、木纹和花纹, 不属于以上任何一类的统称为乱纹. 正确识别率是按照正确分类的样本数占训练样本数的百分比给出的。

选用的训练样本库中共有 360 幅(每类纹理 40 幅)图像, 测试样本库中共有 180 幅(每类 20 幅)图像. 提取第三层分解后图像(共 64 幅)的均值和方差, 作为原图像的特征值. 这样, 对每幅图像得到 128 个纹理特征值. 将计算得到的特征值按照分类样本顺序依次存入特征库中, 以备以后的识别程序使用。

6.2 实验结果分析

对鱼鳞、颗粒、斑纹、裂纹、条纹、绒毛、波纹、木纹、花纹 9 类自然纹理图像, 利用小波变换得到特征参数, 用 PNN 进行分类识别. 训练时, 神经元输出值是 1 的为训练样本集中相应类的样本, 输出值是 -1 的为训练集中其他类的样本(包括乱纹). 测试时, 测试样本为所有类的 280 幅纹理图像. 为了验证文中方法的有效性, 使用相同的实验样本同文献[1]中的贝叶斯分类进行了比较. 贝叶斯方法对每类纹理先计算训练样本特征矢量的平均值 m_c 和矢量方差 S_c . 实验识别结果如图 5 所示。

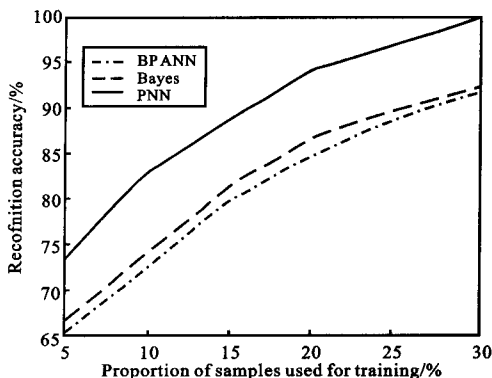


图 5 3 种纹理识别方法效果比较

$$m_c = \frac{1}{N_c} \sum_{j=1}^{N_c} F_{cj} \quad (8)$$

$$S_c = \frac{1}{N_c} \sum_{j=1}^{N_c} (F_{cj} - m_c)^2 \quad (9)$$

式中, F_{cj} 为第 c 类纹理第 j 个训练样本的特征矢量, N_c 为该类训练样本的个数. 然后, 根据计算结果计算待测样本特征矢量 F_i 与每个类别 c 的 Bayes 距

离 D_c :

$$D_c = \sum_{i=1}^l [2\ln S_c^i + (\frac{F_i^i - m_c^i}{S_c^i})^2] \quad (10)$$

式中, l 为纹理特征矢量的维数, 测试样本被归入距离最小的类别. 作为比较, 图 5 同时给出了文献[4]中所提出的神经网络方法的识别结果. PNN 训练速度快, 没有 BP 神经网络的误差反传过程, 训练时间略大于读取数据的时间; 收敛性好, 无论识别问题多么复杂, 只要训练样本足够多, 就可以保证获得贝叶斯的最优解; 网络结构设计灵活方便, 允许增加或减少训练样本而无需重新进行长时间的训练.

从实验结果可以看出, 文中提出的基于小波概率神经网络的纹理识别算法在正确识别率上比 BP 神经网络和贝叶斯分类算法有显著的提高.

7 结束语

文中提出了一种将颜色信息融合到纹理分析中的纹理识别算法——基于小波概率神经网络的彩色纹理识别. 实验结果表明了该方法的有效性.

参考文献:

- [1] Charalampidis D, Kasparis T. Wavelet - based rotational invariant roughness features for texture classification and segmentation[J]. IEEE Trans Image Processing, 2002, 11

(8): 825 - 837.

- [2] 张俊本, 李朝峰, 尹汪宏. 基于输入扩展改进的 BP 网络及其在遥感图像分类中的应用[J]. 微电子学与计算机, 2007, 24(12): 171 - 173.
- [3] 谭茹, 王相海, 辛玲. 一类几何纹理生成方法[J]. 微电子学与计算机, 2007, 24(6): 185 - 187.
- [4] Laine A, Fan J. Texture classification by wavelet packet signatures[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach, 1993, 15(11): 1186 - 1191.
- [5] Ramchandra Manthalkar, Biswas P K, Chatterji B N, et al. Rotation invariant color texture classification in perceptually uniform color spaces[C]// Proceedings of III Indian Conference On Computer Vision, Graphics and Image Processing. India, Ahmedabad, 2002.
- [6] Shuttleworth J K, Todman A G, Naguib N G, et al. Color texture analysis using cooccurrence matrices for classification of colon cancer images[C]// Proceedings of IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engg. Canada, 2002.

作者简介:

肖淑苹 女, (1982 -), 硕士, 教师. 研究方向为智能信息处理.

杨建雄 男, (1981 -), 硕士. 研究方向为人工智能.

陈一栋 男, (1982 -), 硕士. 研究方向为数据挖掘、人工智能.

(上接第 27 页)

- [4] 于海, 樊晓桢. 基于 FPGA 异步 FIFO 的研究与实现[J]. 微电子学与计算机, 2007, 24(3): 210 - 216.
- [5] 刘洪波, 龙娟. 异步 FIFO 状态判断的研究与设计[J]. 微电子学与计算机, 2007, 24(3): 81 - 84.
- [6] 沈钺. 可配置的并行数字信号处理器结构设计研究[D]. 北京: 清华大学, 2009.

作者简介:

杨平中 男, (1986 -), 硕士研究生. 研究方向为视频信号处理 SoC 设计.

孙义和 男, (1945 -), 教授, 博士生导师. 研究方向为 VLSI/SoC 测试方法学和可测性设计、多媒体 VLSI/SoC 设计技术、网络和数据安全 VLSI/SoC 结构.