

基于 Q 位移二分树复数小波变换算法的图像特征提取^{*})

宋 凯 张俸侨 祁 艳 张焕君

(沈阳理工大学信息科学与工程学院 沈阳 110168)

摘 要 为了提高图像特征的识别率,研究并设计了基于 Q 位移二分树复数小波变换算法的图像特征识别系统。论述了 Q 位移二分树复数小波变换算法的基本原理及滤波器的工作原理。在设计中保留了复数小波的优点,满足完全重构条件,同时具有良好的对称性。实验样本采用农作物黄瓜霜霉病叶部病斑图像,在 Visual C++ 软件平台上对样本进行了训练和学习的仿真实验,仿真结果验证了系统的有效性。

关键词 Q 位移二分树复数小波变换,图像特征,黄瓜霜霉病

Extraction of Image Characteristic Based on Arithmetic of Q-shift Dual Tree Complex Wavelet Transformation

SONG Kai ZHANG Feng-qiao QI Yan ZHANG Huan-jun

(Info. Science and Engineering College, Shenyang Ligong University, Shenyang 110168, China)

Abstract In order to improve the recognition rate of image characteristic, an image characteristic recognition system based on Q-shift dual tree complex wavelet transformation algorithm is studied and designed. The advantages of complex wavelet are reserved in this design. It satisfies the entire reconstruction conditions and has favourable symmetry. The image of downy mildew of cucumber is used as experiment sample. The training and learning simulation experiments are done on Visual C++ software platform. The result of simulation experiment illustrates the efficiency of the proposed system.

Keywords Q-shift dual tree complex wavelet transformation (DT CWT), Image characteristic, Downy mildew of cucumber

1 引言

基于统计方法的模式识别系统由四部分组成:数据获取,预处理,特征提取和选择,分类器设计(训练阶段)/分类决策(识别阶段)。如果输入的是图像信息,则此系统是基于统计的图像识别系统。

为了有效地实现分类识别,如何对原始数据进行变换才能得到最能反映分类本质的特征是至关重要的。一般把原始数据构成的空间称为测量空间,特征数据构成的空间称为特征空间。通过变换,将高维的测量数据转换为低维的特征数据,从而实现分类器的设计。一般来说,特征提取和选择是模式识别系统中关键的一步。特征提取和选择的好坏直接决定了模式识别系统的性能。能对高维数据进行降维,是因为数据的原始表示常常包含大量冗余:有些变量的变化比测量引入的噪声还要小,因此可以看作是无关系的。有些变量和其他的变量有很强的相关性(例如是其他变量的线性组合或是其它函数依赖关系),可以找到一组新的不相关的变量。在许多情形下可以在一定程度上剔除这些冗余信息,获得更加经济的表示方式。

2 图像特征提取

特征提取是模式识别的重要组成部分。特征提取的有效性关系到学习算法的选择与学习效率,甚至关系到分类是否可行,从一定意义上讲,它关系到一个模式识别系统是否有

效^[1]。为了提高识别率和节省资源,且不受目标获取条件和环境的影响,应提取并选择目标对象本原的重要特征。

在图像中存在着一些特殊的信息,这些信息使该图像有别于其它图像。这些特殊信息就是图像的特征。按区域划分,特征有点特征、局部特征、整体特征;而根据特征的表示可分为幅度特征、直方图特征、变换系数特征、点线特征、边缘特征等。特征信息可以用图像、文字或数字表示,要求特征信息的信息量丰富而所占存储单元尽可能少。

2.1 特征提取概述

特征提取的基本过程根据实际需要,定义一个函数映射,把数据从原始输入空间投影到一个新的特征空间,从而提取出感兴趣的信息。

从数学上讲,特征提取相当于把一个物理模式变成一个随机向量,如果抽取和选择了 m 个特征,则此物理模式可用一个 m 维特征向量描述,表示为 m 维欧氏空间中的一个点。 m 维特征向量表示为:

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_m)^T$$

在图像识别中,常被选的特征有:

(1) 图像幅度特征:图像像素灰度值,RGB, HIS 和频谱值等表示的幅值特征是图像的最基本特征。

(2) 直观性特征:图像的边沿、轮廓、纹理和区域等。这些都属于图像灰度的直观特征。它们的物理意义明确,提取比较容易,可以针对具体问题设计相应的提取算法。

(3) 图像统计特征:主要有直方图特征、统计性特征(如

^{*})基金项目:863 计划项目(2003AA41250),辽宁省教委 A 类基金(20243303)。宋 凯 博士,教授,主要研究方向为计算机视觉、图像处理与分析等。

均值、方差、能量、熵等)、描述像素相关性的统计特征(如自相关系数、协方差等)。

(4) 图像几何特征:主要有面积、周长、分散度、伸长度、曲线的斜率和曲率、凸凹性、拓扑特性等。

(5) 图像变换系数特征:如傅里叶变换系数、Wavelet 变换系数、Complex Wavelet 变换系数、Gabor 变换、K-L 变换等。

在图像特征提取的过程中,将图像的滤波系数及其变换作为特征,滤波方法有 Wavelet、Dual Tree Complex Wavelet 等算法,并配合图像的统计特征。算法充分利用了两类特征的特点。

3 二分树复数小波变换(DT CWT) 算法

3.1 DT CWT 的提出

离散小波变换在压缩领域充分表现出它的优越性,但在其它信号分析和重构中由于具有以下缺陷而阻碍着它的应用^[2,3]:

(1) 不具有位移不变性。这就是说当输入信号存在一个小的位移时,将会导致在不同尺度上小波系数能量分布大的改变。

(2) 方向选择性差。其原因主要是小波滤波器是可分离且是实的。

连续小波变换虽然具有平移不变性,但它的冗余度多。为了解决实数小波滤波器由于其可分离且是实的性质带来的

位移变化性质,通常做法是采用非下采样的小波变换,然而这样做给后续处理带来冗余计算。而复数小波在给变换带来一定的冗余的同时可以克服上面的问题,但由于超过一层分解的复数小波变换的输入是复数形式,要构造它的完全重构的逆滤波器非常困难。为了解决这一问题,1999 年,Kingsbury 提出了 DT CWT^[4],DT CWT 是一对滤波器组(Hilbert 对)同时作用在输入信号上。由于能提供 6 个方向的信息,并在第一层具有平移不变性,第二层以后具有近似平移不变性,使其在图像处理等应用领域中取得了很好的效果。

DT CWT 既满足完全重构条件,又保留了复数小波的其他优点。其性质如下:(1)近似的平移不变性;(2)对图像信号具有良好的方向选择性;(3)完全重构特性;(4)有限的冗余度,对 m 维的信号存在 $2^m : 1$ 的冗余;(5)较小的计算量,是原来 DWT 的 2^m 倍(m 维)。

3.2 DT CWT 原理

Kingsbury 提出在同一数据上,用两个独立的小波变换平行作用来完成复数小波变换^[2-6],即由公式(1)计算:

$$\Psi(t) = \Psi_h(t) + i\Psi_g(t) \quad (1)$$

其中, $\Psi_h(t)$, $\Psi_g(t)$ 均是实值小波。DT CWT 要求信号采样点的个数为 2 的幂,它通过在二分树中对常规小波变换的每层采样率加倍,使它具有近似的平移不变特性。常用的实现采样率加倍的方法是分别在二分树中交替采用奇或偶长滤波器,如图 1 所示。

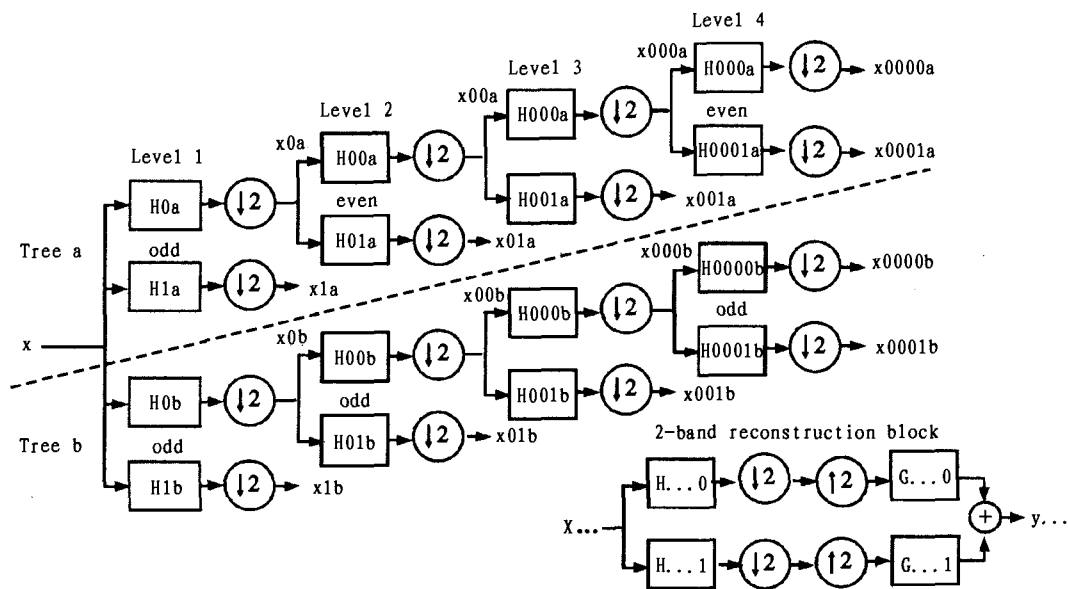


图 1 一维二分树复数小波变换

一维 DT CWT 可通过一对滤波器组同时作用在输入数据上实现。它包含两个平行的小波树,如图 1 所示。上部树 A 的叠加滤波器组表示复数小波变换的实部;下部树 B 的叠加滤波器组表示复数小波变换的虚部。复数小波变换的优点源于复数小波函数 $\Psi(t)$ 的频谱单边性(当 $\omega \leq 0$, $\Psi(\omega) < 0$)。为了具有以上这种性质,小波变换 $\Psi_g(t)$ 必须是 $\Psi_h(t)$ 的 Hilbert 变换^[7]。若 $H_0(\omega)$, $G_0(\omega)$ 都是低通滤波器,且满足:

$$G_0(\omega) = H_0(\omega)e^{-j0.5\omega}, |\omega| < \pi \quad (2)$$

则和这些滤波器相对应的小波是一个 Hilbert 变换对,由此可

见,DT CWT 的关键是低通滤波器的设计。与 1D DT CWT 变换相似,2D DT CWT 即分别对图像的行和列做 1D DT CWT。

3.3 DT CWT 滤波器

DT CWT 滤波器是使用两个实的 DWT 通过在分解树的每一层都使采样率加倍从而获得近似平移不变性^[8],一个使采样率加倍的方法是在分解第一层的滤波器 $H0a$ 和 $H1a$ 后去掉下采样,这就相当于两个平行的需要下采样的树 a 和树 b(如图 1)。滤波器 $H0b$ 和 $H1b$ 的延时相对于 $H0a$ 和 $H1a$ 的延时有一个采样点的偏移,这样就可以保证树 b 的第一层

下采样点是树 a 的下采样点的相对点。在高于第一层的分解层中,由于其更低的采样率,树 b 的采样点不再处在树 a 采样点的中间位置,因此在这些层内不具有平移不变性。为了保证在这些层内也具有平移不变性,对于给定的层和所有它前面的分解层总的延时差必须等于一个采样间隔。于是在某树高于第一层的分解层的滤波器必须比另一树有半个采样点的延时。目前有两种滤波器:Odd/even filter 和 Q-shift filter。

对于前者存在以下问题:

- (1)子采样结构并不是很对称;
- (2)两棵树的冲击响应稍有不同;
- (3)由于它们是线性相位,因此滤波器设置必须是非正交的,而不是正交的。

后两个问题可以通过设置相对较长的滤波器来克服,但带来的是计算量的惩罚。为了克服上述 3 个问题,Kingsbury 等人提出具有 Q 位移的 Q-shift filter^[4]。这种滤波器具有更好的对称性。其在第一层分解后采用偶长滤波器,且它们均来自同一个正交原型设置,但它们不再是严格的线性相位,而是具有一组近似 $1/4$ 采样的延时。滤波器系数不再是对称的,使正交滤波器设计成完美重构滤波器成为可能。

设计 Q-shift 滤波器的关键是依赖于找到一个好的偶长并具有 $1/4$ 采样延迟的低通滤波器,并且其满足带通滤波器的标准正交完美重构条件。为了得到一个近 $1/4$ 采样延迟的 $2n$ 长低通滤波器 $H_L(z)$,最简单的方法是:设计一个具有希望带宽的一半和希望延迟两倍的线性相位、 $4n$ 长低通 FIR 滤波器,然后选择交替的滤波器系数得到 H_L 。因此,如果 $H_{L2}(z) = H_L(z^2) + z^{-1}H_L(z^{-2})$,当 $H_L(z)$ 包含从 z^{-n-1} 到 z^{-n} 的系数,那么 H_{L2} 自动是具有 $1/2$ 采样延迟的线性相位。只

要 $H_{L2}(z)$ 在 $1/4$ 采样频率上几乎为 0,那么通过子采样引起的偏移将被忽略,且 $H_L(z)$ 将有一个近 $1/4$ 采样延迟。得到 $H_L(z)$ 后,通过公式(3-6)计算得到两棵树的高低同滤波器系数。

$$H_{a0}(z) = z^{-1}H_L(z^{-1}) \quad (3)$$

$$H_{a1}(z) = H_L(-z) \quad (4)$$

$$H_{b0}(z) = H_L(z) \quad (5)$$

$$H_{b1}(z) = z^{-1}H_L(-z^{-1}) \quad (6)$$

4 基于 Q-shift DT CWT 算法的图像统计特征提取系统的设计

应用 Q-shift DT CWT 滤波器进行特征提取存在一个计算量大的问题。一个原因是由于 Q-shift 滤波器的实现上需要耗费时间的卷积计算。算法的实现是:针对 DT CWT 变换的第一阶段设计了奇数长 7/9tap 滤波器^[9,10]和 13/19tap 滤波器;第二阶段设计偶长 14tap 滤波器;边界延拓方式为对称延拓。具体根据文献[11]给出的低通滤波器系数,配出函数低通滤波器的函数表达式,然后根据不同滤波器采样周期设计的函数表达式计算出相应的滤波器系数。

4.1 Q-shift DT CWT 滤波器进行特征提取的工作原理

用 Q-shift DT CWT 滤波器进行特征提取的过程包括两组能够涵盖各个空域特征的不同频率和方向的滤波器组,如图 2 所示的两通道滤波器组。它把一幅图像分解成一系列滤波图像,从这些图像中提取特征。这些特征经过特征的后期处理之后生成这一幅图像的特征向量,从而进行识别^[12]。图 2 显示了此过程的框架结构。

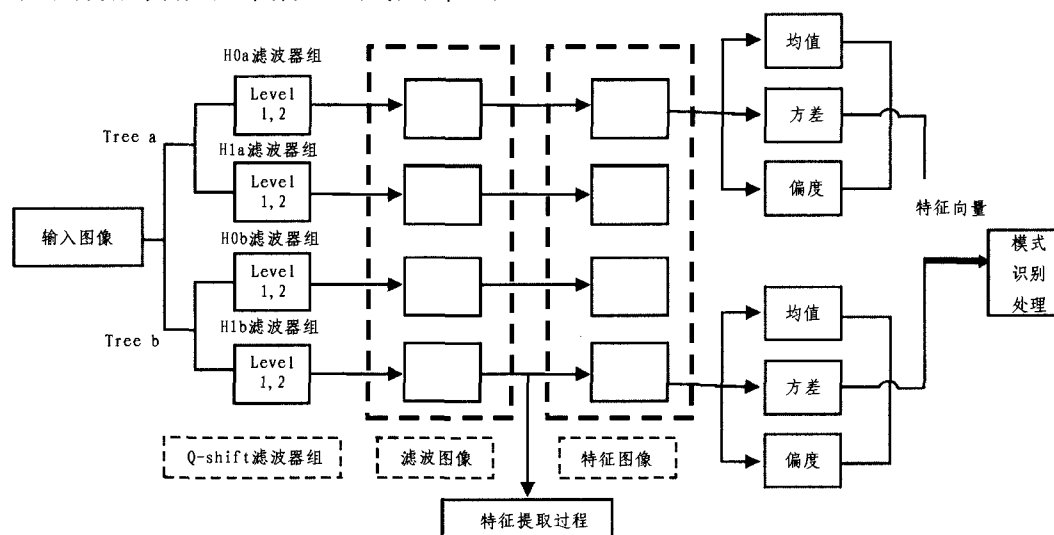


图 2 Q-shift DT CWT 滤波器特征提取的工作过程

4.2 处理前期:训练图像归一化为灰度图像

特征提取前先对分割定位后的图像进行归一化,大小为 64×64 的灰度图像。

4.3 处理中期:Q-shift DT CWT 滤波处理

特征抽取的中期处理是指对训练图像进行 Q-shift DT CWT 特征提取,并调整 Q-shift 滤波器的参数设置,使之提取的特征具有良好的类别表征能力。本课题中特征提取选用的是:第一层分解为 19/13tap 滤波器组,第二层以上采用 14tap 滤波器组,边界延拓方式采用对称延拓,分解层树为 5 层。

4.4 处理后期:提取 Q-shift DT CWT 滤波结果的特征

特征抽取的后期处理是指对得到的特征进一步处理,然后再应用于识别过程。例如使用均值、方差和偏度的 Q-shift DT CWT 统计性特征等。这类方法考虑了图像的统计特性,因此具有一定的鲁棒性,同时有效降低了图像特征的维数。但与 Q-shift DT CWT 系数特征相比,反映事物特征的能力降低。因此如何在二者之间平衡,要看具体的应用而定。

4.4.1 统计特征提取设计

对数字图像 $I(x, y)$,如果它分段连续,且只在 XY 平面

上有有限个点不为零,则可证明它的各阶矩存在。区域的矩是用所有属于区域内的点计算出来的,因而不受噪声等的影响。 $I(x,y)$ 的 $p+q$ 阶矩定义为:

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q I(x,y) \tag{7}$$

可以证明, m_{pq} 唯一地被 $I(x,y)$ 所确定,反之, m_{pq} 也唯一地确定了 $I(x,y)$ 。

$I(x,y)$ 的 $p+q$ 阶中心矩定义为:

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x-\bar{x})^p (y-\bar{y})^q I(x,y) \tag{8}$$

其中 $\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}, \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$,也就是式(7),(8)中定义的重心坐标。

下面利用输出图像的平均值 Mean、标准偏差 Std 和偏斜 Skewness 来表示子窗口特征,每个通道输出图像的 Mean、Std 和 Skewness 分别为:

$$Mean = \frac{\sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} I(x,y)}{M \cdot N} \tag{9}$$

$$Std = \sqrt{\frac{\sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} [I(x,y) - Mean]^2}{M \cdot N}} \tag{10}$$

$$Skewness = \frac{E(x-Mean)^3}{Std^3} \tag{11}$$

其中, $E(t)$ 表示 t 的数学期望, M,N 分别表示每个子窗口的大小,这里 $M=N=32$ 像素。

在实验中,采集农作物黄瓜叶部图像,要求识别黄瓜霜霉病造成的叶部病斑特征。对算法应用中的病斑和背景样本,每个滤波窗口有三个矩特征,平均值 Mean、标准偏差 Std 和偏斜 skewness。所以,每一幅图像可以得到 102 维的特征向量。所生成的特征向量用于特征选择处理以及分类器设计。

4.4.2 系数特征提取设计

处理的思路是:对图像进行 6 层 DT CWT 分解,去掉最高层的噪音信息,保留 2 到 6 层的分解系数,然后对系数归一化并形成 2052 维特征向量。小波系数归一化后能够在相同位置存在相同特征但是特征的强弱不同的图像具有相同的分布规律,而不是从绝对值的大小来判断是否为病斑。在优先考虑识别率的前提下,选择了系数特征提取方案。

5 试验结果

在实验中,以农作物黄瓜叶部图像为对象,利用所设计的系统识别黄瓜霜霉病造成的黄瓜叶部病斑特征。实验中共收集无霜霉病和有霜霉病样本图像共 210 份,其中正常无病叶片 55 份、早期霜霉病 52 份、中期霜霉病 54 份、晚期霜霉病 49

表 1 霜霉病样本分布表

霜霉病类别	训练样本数 (110 例)	测试样本数 (100)	样本总数 (210)
正常叶片	35	20	55
早期霜霉病	27	27	52
中期霜霉病	25	27	54
晚期霜霉病	23	26	49

表 2 识别系统学习结果对比表

学习次数	训练样本正确 识别数(率)	测试样本正确 识别数(率)	总体样本正确 识别数(率)
657	106(96.36%)	85(85.00%)	190(90.48%)
512	104(94.55%)	84(84.00%)	188(89.52%)
465	101(91.82%)	82(82.00%)	183(87.14%)
413	99(90.00%)	81(81.00%)	180(85.71%)

份。在正常无病叶片中取 35 份、早期霜霉病中取 27 份、中期霜霉病中抽取 25 份、晚期霜霉病中抽取 23 份作为训练的样本集,其余部分用作测试样本集,样本使用情况见表 1。

分析以上的结果,可以看出 Q-shift DT CWT 算法对样本的依赖性很大,对未加入误差的测试样本的预测能力很强,但是对未知的(加入误差)测试样本的预测却存在着不小的误差。在训练和学习过程中,应该增大样本的个数,并且增加样本的代表能力,这样可以提高系统的预测精度和泛化水平。实验证明,基于 Q-shift DT CWT 算法的图像特征识别系统在农作物叶部病害识别系统中有较大的实用价值。

参考文献

[1] 成礼智,等. 小波的理论与应用. 北京:科学出版社,2004:110-143

[2] Kingsbury N. DUAL TREE COMPLEXWAVELETS[M]. University of Cambridge, Cambridge CB2 1PZ, UK, September 2004: 3-14, Nick Kingsbury. Image Processing with Complex Wavelets[M]. University of Cambridge, Cambridge CB2 1PZ, UK,1997:2-6

[3] Kingsbury N. A dual-tree complex wavelet transform with improved orthogonality and symmetry properties[J]. IEEE Image Processing, 2000,2:375-378

[4] Rivaz D, Peter. Complex Wavelet Based Image Aanlysis and Synthesis. PhD thesis. University of Cambridge,2000:53-65

[5] 周瑾,左敦稳,黎向锋,等. 基于双数复数小波变换的切割图像阈值去噪[J]. 中国图像图形学报,2004,9(9):1070-1075

[6] Selesnick I W. Hilbert transform pairs of wavelet bases[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2001,8(6):170-173

[7] Kingsbury N. Complex Wavelets for Shift Invariant Analysis and Filtering of Signals[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis,2001,10:234-253

[8] Spiliotopoulos V, Zervas N D, Anagnostopoulos Y, et al. QUANTIZATION EFFECT ON VLSI IMPLEMENTATIONS FOR THE 7/9 DWT FILTERS. University of Patras, Dept. of ECE VLSI Design Lab,1997

[9] Swldens W. The lifting scheme: A construction of second generation wavelets[J] SIAM J. Math. Anal. ,1997,29(2):511-546

[10] 刘炜,孙丰荣,梅良模. 基于信号多尺度边缘表示的 CT 医学图像增强[J]. 中国图象图形学报,2005,10(2):207-213

[11] Mallat S G, Zhong S. Characterization of signals from multi-scale edges[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992,14(7):710-732