

一种新的图像边缘检测方法

张悦庭 尹忠科* 王建英

(西南交通大学信息科学与技术学院 成都 610031)

摘要: 针对基于空间域或小波变换域图像边缘检测算法提取的边缘只是具有有限方向的问题, 该文提出使用具有抛物线型尺度和足够方向消失矩的 Contourlet 变换来更有效地表示自然图像中的奇异曲线。Contourlet 子带比小波子带具有更强的方向性, 在其子带上检测系数模极大值, 运算复杂度更低。实验结果表明, 与基于小波模极大值的图像边缘检测方法相比, 该文算法有较低的计算复杂度, 所提取的边缘更加逼近图像真实边缘。

关键词: 图像处理; 边缘检测; Contourlet; 模极大值

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)06-1295-05

A New Image Edge Detection Scheme

Zhang Yue-ting Yin Zhong-ke Wang Jian-ying

(School of Information Science & Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: To solve the problem of capturing only limited directional information in image edge detection method based on space domain or wavelet transform domain, the Contourlet transform with parabolic scaling and sufficient directional vanishing moments is used to represent discontinuous curves in nature images more efficiently. The algorithm detecting modulus maxima in Contourlet subbands has lower computation complexity, because Contourlet subbands obtain much more directions than wavelet subbands. Experimental results demonstrate that the proposed scheme is superior to the scheme based on wavelet modulus maxima by approximating better the edges of images.

Key words: Image processing; Edge detection; Contourlet; Modulus maxima

1 引言

图像边缘检测是图像处理中的一个重要内容和步骤, 是图像分割、目标识别等众多图像处理的必要基础, 因此, 研究图像边缘检测算法具有极其重要的意义。对一维的分段光滑信号处理, 小波变换是一种最佳的方法^[1], 然而小波变换在用于处理图像时并不是最佳的。因为由一维小波张成的二维可分离小波, 其基函数是各向同性的, 只能检测点奇异性, 不能有效检测线奇异, 且只具有有限的方向。基于小波变换的图像边缘检测方法提取的边缘只具有有限的方向。自然图像边缘具有高度几何正则性, 图像信号奇异性一般是沿着光滑曲线分布, 且自然图像边缘的方向可能是任意的, 因而小波边缘提取方法提取的边缘不能最佳地逼近图像边缘。

图像表示应该具有以下特性^[2]: 多分辨率、局域化、临界采样、方向性和各向异性。在这些必要的要求中, 小波成功地达到了前3个要求, 而对于后两个要求则差强人意。而 Contourlet 变换满足以上所有要求, 能最佳地表征自然图像

边缘的几何正则性和方向性。从理论上讲, Contourlet 变换更适合于进行图像边缘检测, 能够获得最佳效果。本文在 Contourlet 变换子带上检测模极大值, 获得了逼近性能更优、计算复杂度更低的图像边缘检测新算法。

2 Contourlet 变换

在 Contourlet 变换中, 首先由拉普拉斯塔式多尺度分解 (Laplacian Pyramid, LP)^[3]捕捉点奇异, 然后由方向滤波器组 (Directional Filter Bank, DFB) 将分布在同方向上的奇异点合成一个系数, 用长条形的基结构来逼近原图像。Contourlet 滤波器组是一种多尺度、多方向的双迭代滤波器结构。

2.1 方向滤波器组

DFB由两个构造块组成。第1块是带有扇形滤波器二通道Quincunx滤波器组, 将二维频谱切分为两个方向(基本水平和基本垂直)^[4](如图1)。DFB的第2个构造块是剪切操作。实际上剪切操作相当于重排图像样本, 这种重采样使得整个环节等效于一个频率响应为平行四边形的滤波器和一个抽取器。这个平行四边形与前面所有级的总频谱仅有一半重合, 因此总的效果相当于将频率进一步二分^[5]。通过在图1中二通道滤波器组加上剪切操作和解剪切操作, 在保持完全重构的同时, 获得不同方向的频率切分。

2006-11-07 收到, 2007-04-27 改回

国家自然科学基金(60602043), 教育部留学回国人员科研启动基金(教外司[2004]517号), 四川省重点科技计划项目(03GG006-005-2, 04GG021-020-5)和四川省应用基础研究项目(03JY029-048-2, 04JY02 9-059-2)资助课题

*通讯作者

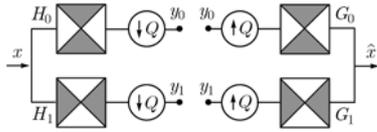


图1 带有扇形滤波器的 Quincunx 滤波器组

图1中的扇形滤波器是由一维低通滤波器扩展而来的。其一般方法是：设 $H^{(1)}(z)$ 是所设计得的一维半带滤波器，其频率特性如图2(a)所示。首先按可分离方法将其扩展为二维半带滤波器 $H^{(2)}(z_1, z_2) = H^{(1)}(z_1)H^{(1)}(z_2)$ ，其频率支撑如图2(b)所示。然后通过 Quincunx 重采样将其旋转 45° 得到钻石形频率支撑特性如图2(c)所示。或者在双正交零相位的一维低通滤波器上运用 McClellan 变换，亦可得到二维钻石形滤波器。最后，将二维钻石形滤波器的频率特性水平(或垂直)平移 π 即可得基本水平(或基本垂直)的扇形滤波器频率支撑特性如图2(d)所示。

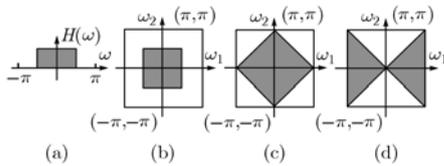


图2 由一维半带滤波器扩展来的二维扇形滤波器

为简化数学计算，把一维滤波器 $H^{(1)}(z)$ 作奇偶分解(两相分解)，即 $H^{(1)}(z) = H_E^{(1)}(z^2) + z^{-1}H_O^{(1)}(z^2)$ ，于是得到相应的二维扇形滤波器 $H^{(2)}(z)$ 的多相位表示为

$$H^{(2)}(z_1, z_2) = H_E^{(1)}(-z_1 z_2) H_E^{(1)}(-z_1 z_2^{-1}) \pm z_1^{-1} H_O^{(1)}(-z_1 z_2) H_O^{(1)}(-z_1 z_2^{-1}) \quad (1)$$

图1中的 H_0, G_0 的频率特性符合式(1)取“+”号的情形， H_1, G_1 的频率特性符合式(1)取“-”号的情形。

2.2 离散 Contourlet 变换

将 LP 产生的带通子带作为 DFB 输入以捕捉方向信息，这种操作可以在各尺度带通低频子带上迭代，从而构成一种多尺度、多方向的双迭代滤波器的结构(如图3所示)，称作 Contourlet 滤波器组^[6]。

图3中 $M = 2 \cdot E$ (E 为 2 阶单位方阵)是一个二维下采样矩阵。这种 Contourlet 滤波器组的 LP 和 DFB 之间是不

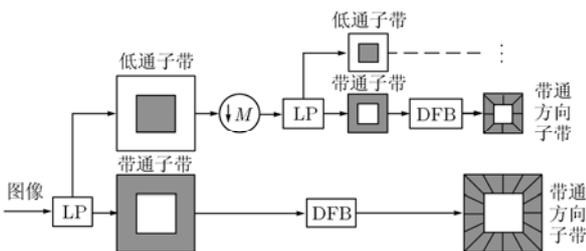


图3 Contourlet 滤波器组

可分离的，但是 LP 和 DFB 是分开执行的。所以在不同尺度上可以有不同 DFB 分解级，这样就提供了一种灵活的图像多分辨、多尺度、多方向、局域化展开。而小波各尺度上只有 3 个方向子带，则只能表示 3 个方向，且分解不具有灵活性，不能选择最优分解方案以获得图像边缘的最佳逼近。可以看出，通过改变各尺度上 DFB 分解级，在各尺度上可以得到一系列具有不同频率支撑区域拉伸率的 Contourlet 基函数。DFB 分解的这种灵活性使 Contourlet 函数具有抛物线型支撑区间成为可能，从而使 Contourlet 变换能有效地逼近不同曲率的平滑边缘。

3 基于 Contourlet 模极大值的图像边缘检测算法

3.1 抛物线型尺度和方向消失矩

二维图像变换要获得良好的非线性逼近性能 (NonLinear Approximation, NLA)，关键是选择支撑区域尺度满足抛物线型比例关系 ($width \propto length^2$) 的基函数。Contourlet 变换选择的 Contourlet 基函数的支撑区域也应该是抛物线型的。选择具有抛物线型尺度的基函数的目的是沿着曲线运用具有长条形支撑的基结构，来有效地逼近光滑的边缘曲线。为了逼近二阶连续可微奇异曲线，支撑区域宽 width、长 length 的 Contourlet 基函数必须满足： $w \approx \rho l^2 / 8$ (ρ 是曲线的曲率)。Contourlet 框架中，在 LP 的 2^{-j} 尺度上运用 l_j 级 DFB，Contourlet 基函数支撑区域满足： $width = c2^j$ ， $length = c2^{l_j+j-2}$ (其中 c 是常数，为最细的尺度)。因此，为使 Contourlet 基函数支撑区域满足抛物线型关系，必须在相邻更细尺度上 DFB 分解的方向数加倍。

具有消失矩的小波只有少数在奇异点附近的小波基函数能够“感觉”到这些点的奇异性，并产生重要系数。逼近的目标是碎片光滑图像中的平滑边缘，这类图像边缘的关键特征是在位置和方向上的局域化。期望的结果是，仅有少数支撑区域与边缘相交且方向与边缘的局部方向对准的 Contourlet 函数能够“捕获”到边缘的奇异性并产生重要系数。Contourlet 基函数如果在某方向上具有消失矩，称作满足方向消失矩 (Directional Vanishing Moment, DVM) 条件。

由 LP 和 DFB 迭代而成的带通方向滤波器组可以近似表示为

$$w_k^{(l)}[m] = \sum_{i=0}^3 \sum_{n \in \mathbb{Z}^2} d_k^{(l)}[2n + k_i] f_i[m - 2n] \quad (2)$$

其中 $d_k^{(l)}$ 是等效方向滤波器， f_i 是 LP 带通滤波器， $m, n \in \mathbb{Z}^2$ 都是图像样本的坐标向量， k_i 是在各维上以 2 为采样间隔进行下采样的陪集表示，有 $k_0 = (0,0)^T$ ， $k_1 = (1,0)^T$ ， $k_2 = (0,1)^T$ ， $k_3 = (1,1)^T$ 。假设 $w_k^{(l)}[m]$ 的离散傅里叶变换 $W_k^{(l)}(e^{j\omega_1}, e^{j\omega_2})$ 在直线 $u_1\omega_1 + u_2\omega_2 = 0$ 上有 L 阶零点，那么该 Contourlet 滤波器组构成的一个 Contourlet 基函数沿着方向 $u = (u_1, u_2)^T$ 有 L 阶 DVM。当 u_1, u_2 为整数时，对于 FIR

滤波器 $w_k^{(l)}[m]$ ，假设其 z 变换 $W_k^{(l)}(z_1, z_2)$ 可以被分解成如下形式，则满足DVM条件

$$W_k^{(l)}(z_1, z_2) = (1 - z_1^{n_1} z_2^{n_2})^L R(z_1, z_2) \quad (3)$$

其中 $R(z_1, z_2)$ 为不恒等于0的任意 z 变换多项式。

3.2 检测模极大值点的算法

假设Contourlet滤波器组LP分解级为 J ，那么在 2^{-j} 尺度上， l 级DFB分解获得的第 k 个方向子带系数矩阵 $C_{j,k}^{(l)}$ ($0 \leq j \leq J, 0 \leq k \leq 2^l$) 包含 $\text{Arg } C_{j,k}^{(l)}$ 方向的边缘信息，也就是说原图像中 $\text{Arg } C_{j,k}^{(l)}$ 方向的边缘在该子带系数矩阵中形成重要系数，亦即形成其系数局部模极大值。在 $C_{j,k}^{(l)}$ 子带上检测出的局部模极大值点一般落在 $\text{Arg } C_{j,k}^{(l)}$ 方向的边缘上。由于Contourlet函数具有抛物线型支撑和DVM， $C_{j,k}^{(l)}$ 子带系数矩阵中局部模极大值点保持较好的连续性，则不需要像小波模极大值检测方法那样为使模极大值点连成沿着边缘的模极大值曲线而进行的连接操作。

Contourlet变换的滤波器组是不可分离的，因而不像小波通过模的相位角来确定边缘曲线梯度的方向，各方向子带的系数矩阵已经包含足够的方向信息。设方向子带 $C_{j,k}^{(l)}$ 上某点 $C_{j,k}^{(l)}(\mathbf{n})$ 的模值为 $\text{Mod}[C_{j,k}^{(l)}(\mathbf{n})]$ ，方向子带 $C_{j,k}^{(l)}$ 能够检测出来的边缘的方向为 $\text{Arg } C_{j,k}^{(l)}$ 。对于特定的方向子带 $C_{j,k}^{(l)}$ ，其 $\text{Arg}[C_{j,k}^{(l)}(\mathbf{n})]$ 是唯一确定的 $\text{Arg } C_{j,k}^{(l)}$ ，这与小波模极大值检测方法截然不同。结果是，较小波模极大值边缘检测方法，Contourlet模极大值边缘检测方法大大地简化了。

在某尺度上，以DFB分解级 $l=3$ ，分解方向数为 $2^3 = 8$ 为例(其它分解级的情况类似)来说明怎样判定某方向子带系数矩阵的某点 $C_{j,k}^{(l)}(\mathbf{n})$ 是否为模极大值点。由方向子带与原图像的空间域相关性可知，与图像矩阵的结构类似，对方向子带系数矩阵中每一个点的8邻域的边界点，它们将一个平面分成8个扇区，如图4所示8个扇区依次由 $-22.5^\circ, 22.5^\circ, 67.5^\circ, 112.5^\circ, 157.5^\circ, -157.5^\circ, -112.5^\circ, -67.5^\circ$ 两两组成，依次标记为0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7。

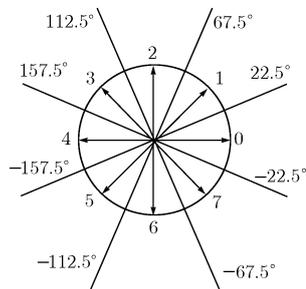


图4 方向子带中等效离散梯度方向示例

子带中每个点 $C_{j,k}^{(l)}(\mathbf{n})$ 处有8个方向可作为 $\text{Arg } C_{j,k}^{(l)}$ 方向的边缘在该点的等效梯度方向，由于子带方向的对称性，只需要考虑0, 1, 2, 3 这4个扇区中的等效梯度方向。在方向 k 子带系数矩阵 $C_{j,k}^{(l)}$ 中能够检测出的方向 $\text{Arg } C_{j,k}^{(l)}$ 必定落在

如图4中4个区间(依次以0, 1, 2, 3 标记)之一。
 $\forall (n_1, n_2) = \mathbf{n} \in \mathbf{Z}^2$ 且 $C_{j,k}^{(l)}(\mathbf{n}) \in C_{j,k}^{(l)}$ ，将模值 $\text{Mod}[C_{j,k}^{(l)}(\mathbf{n})]$ 与 $\text{Arg } C_{j,k}^{(l)}$ 对应等效梯度方向 $\text{Arg grad } C_{j,k}^{(l)}$ (即与 $\text{Arg } C_{j,k}^{(l)}$ 垂直的方向)上相邻两个元素的模值进行比较大小，即可判定该点模值是否局部极大值。即

$$\text{Mod}[C_{j,k}^{(l)}(n_1, n_2)] \begin{cases} 0, & \text{Mod}[C_{j,k}^{(l)}(n_1, n_2)] < \\ & \text{Mod}[C_{j,k}^{(l)}(n_1 - r(n_1), n_2 - r(n_2))] \\ 0, & \text{Mod}[C_{j,k}^{(l)}(n_1, n_2)] < \\ & \text{Mod}[C_{j,k}^{(l)}(n_1 - r(n_1), n_2 - r(n_2))] \\ \text{Mod}[C_{j,k}^{(l)}(n_1, n_2)], & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

其中 $r(n_1), r(n_2)$ 分别表示从 $C_{j,k}^{(l)}(n_1, n_2)$ 开始在 $\text{Arg grad } C_{j,k}^{(l)}$ 方向的比较模值点的水平、垂直方向的坐标偏移量。例如对于一个代表图4中1, 5方向(以较粗线示出)的子带，其中的任意系数与3, 7方向(亦以较粗线示出)上的相邻系数比较可判定该系数是否为系数模极大值。

3.3 边缘检测算法描述

由3.1节的分析知，在各相邻的LP分解级之间，即在各相邻的较细尺度上，同时DFB分解的方向数加倍，Contourlet基函数具有抛物线型尺度，因而能获得接近理想的NLA性能。Contourlet函数在较小波多得多的(理论上是无穷的)方向上都有DVM，因而仅有少数支撑区域与边缘相交且方向与边缘的局部方向对准的Contourlet基函数能够捕获到边缘的奇异性，形成系数的局部模极大值。对图像运用具有抛物线型尺度和DVM的Contourlet变换得到方向子带，选取适当的阈值，然后在各方向子带上运用3.2节所述的Contourlet模极大值检测方法，即可在各尺度上提取出对应着边缘的系数局部模极大值。用这些系数局部模极大值重构得到初步的边缘图像，再经过细化等后处理即得所需要的单像素宽的边缘图像。

具体算法描述如下：

(1)采用如上所述的Contourlet滤波器组对原图像进行Contourlet变换得到各尺度上的Contourlet方向子带 $C_{j,k}^{(l)}$ ($0 \leq l \leq J, 0 \leq j \leq J, 0 \leq k \leq 2^l$) 和低频子带 C_0 。其中 2^{-j} 表示LP各尺度， l 表示为DFB分解级， k 表示DFB分解方向的序号。

(2)令低频子带 $C_0 = 0$ ，保持 $C_{j,k}^{(l)}$ 不变。

(3)对各尺度上的各方向子带 $C_{j,k}^{(l)}$ 进行阈值处理。如对各方向子带系数均采用同一阈值，则在去除非边缘部分的同时也会将弱小边缘除掉，从而影响检测效果。为使算法更加有效，本文采用自适应的窗口硬阈值： $C_{j,k}^{(l)}[\mathbf{n}] = 0$, if $|C_{j,k}^{(l)}[\mathbf{m}]| < T_j^k$, for all $\mathbf{m} \in [\mathbf{n} - \text{win}(\mathbf{n}), \mathbf{n} + \text{win}(\mathbf{n})]$ ，其中 $\text{win}(\mathbf{n})$ 是窗口大小，是由变换的滤波器长度决定的。

(4)在各尺度下各方向子带上检测Contourlet变换系数

模极大值点,并将非极大值点的Contourlet变换系数模置0,得到各尺度下各方向子带的Contourlet变换系数模极大值矩阵 $M_{j,k}^{(l)}$ ($0 \leq l \leq J, 0 \leq j \leq J, 0 \leq k \leq 2^l$)。

(5)对由 $M_{j,k}^{(l)}$ 与 C_0 组合而成的新的系数矩阵进行Contourlet逆变换,得到初步的边缘图像,再经过细化等后处理即得所需要的单像素宽的边缘图像。

4 实验结果

针对本文算法,进行实验分析。实验采用标准测试图像Lenna($512 \times 512 \times 8\text{bit}$)和Barbara($512 \times 512 \times 8\text{bit}$),计算机CPU为Pentium 4,主频为2.66GHz。Windows XP环境下,运用Matlab语言编程实现,

运用Sobel算子,基于小波模极大值算法和基于Contourlet模极大值算法作边缘检测结果分别如图5,图6所示。实验中,在Contourlet变换的LP级上,采用“9-7”双正交滤波器。这是因为它是线性相位、接近正交的,取得了最好的效果。在Contourlet变换的DFB级上,使用了“23-45”^[7]双正交Quincunx滤波器。除了是线性相位,接近正交的之外,这种扇形滤波器还有接近理想的频率响应,因而可以近似满足DVM条件。采用5级LP分解($J=5$),DFB分解方向数在更细的尺度上加倍,在最细的尺度上,分解级为 $l=5$,构成的Contourlet基函数符合抛物线型尺度,具有良好的NLA性能。小波亦进行5级分解。

基于小波模极大值算法和基于Contourlet模极大值算法作边缘检测,其核心算法部分的时间复杂度对比结果如表1所示。



图5 对Lenna图像作边缘检测结果对比

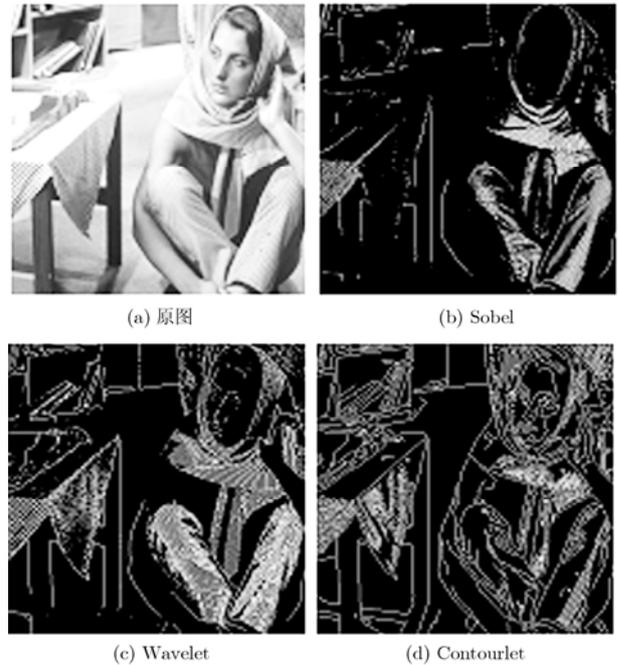


图6 对Barbara图像作边缘检测结果对比

表1 基于小波和Contourlet边缘检测算法的时间复杂度(s)

	Wavelet	Contourlet
Lenna	2.0473	1.3286
Barbara	1.9370	1.4062

从实验结果可以看出,运用经典的Sobel算子进行边缘检测,所得的边缘图像丢失了较多的边缘信息,而且边缘的平滑性较差。小波算子能检测到的边缘信息也是有限的,所得边缘的平滑性较差,而且保留有较多的非线性噪声,这不是我们所期望得到的。特别是对于除有限的方向(例如水平、垂直、和对角方向等)之外的方向边缘,Sobel算子和基于小波的方法检测性能明显较差。较小波和其它经典的边缘检测算法,Contourlet模极大值边缘检测法对平滑边缘获得了更有效的逼近。具体地,本文算法能够检测出其他算法所不能检测出的弱小边缘,检测出的边缘具有较好的连续性、平滑性,且在输出图像中,因检测过程中的各种处理而产生的噪声大大地降低了。

5 结束语

离散Contourlet变换是一种能获得具有平滑边缘自然图像稀疏展开的离散变换,方向性和各向异性是其两个关键的特点。由于Contourlet基函数的尺度是抛物线型的,则具有各向异性,能检测出图像中的线奇异;由于Contourlet基函数具有高阶方向消失矩,则只有少量与方向边缘对准的基函数才能形成显著系数。这样,基于Contourlet模极大值的图像边缘检测算法不须经过复杂的连接模极大值点操作,而这

种操作在小波方法中是必须的,可见本文算法较基于小波模极大值图像边缘检测算法的计算复杂度大大地降低了。又因Contourlet滤波器组能产生灵活的多尺度、多方向分解,通过调节各尺度上DFB分解级,能够最佳逼近自然图像中的平滑边缘,则在捕捉多方向的平滑边缘方面较小波有了很大的改善,故检测边缘的性能大大地提高了。正如从实验结果所看到的那样,由于Contourlet函数具有抛物线型尺度和足够的方向消失矩,对于自然图像中的二阶连续可微的平滑边缘,Contourlet变换获得了最佳逼近,在图像边缘提取上具有显著优势。

参 考 文 献

- [1] Mallat S. A Wavelet Tour of Signal Processing[M]. 2nd ed, New York: Academic Press, 1999, Chapter 1.
- [2] Do M N and Vetterli M. The contourlet transform: An efficient directional multiresolution image representation[J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [3] Burt P J and Adelson E H. The Laplacian pyramid as a compact image code[J]. *IEEE Trans. on Commun.*, 1983, 31(4): 357-360.
- [4] Vetterli M. Multidimensional subband coding: Some theory and algorithms[J]. *Signal Proc.*, 1984, 6(2): 97-112.
- [5] Do M N. Directional multiresolution image representations[D]. Lausanne, Switzerland: Department of Communication Systems, Swiss Federal Institute of Technology, 2001.
- [6] Vetterli M. Wavelets, approximation and compression[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2001, 18(5): 59-73.
- [7] Phong See-May, Kim C W, Vaidyanathan P P, and Ansari R. A new class of two-channel biorthogonal filter banks and wavelet bases[J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1995, 43(3): 649-665.

张悦庭: 男, 1975年生, 硕士生, 研究方向为图像处理与传输。

尹忠科: 男, 1969年生, 博士, 教授, 研究方向为图像处理与传输。

王建英: 女, 1972年生, 博士, 副教授, 研究方向为图像处理与传输。