

基于 HMM 的多尺度 Wedgelet 图像压缩算法

杨 威, 李俊山, 胡双演, 吴陟轩

(第二炮兵工程学院 403 室, 西安 710025)

摘 要: 针对小波变换在压缩图像边缘上的不足, 提出了率失真意义下的多尺度 Wedgelet 分析的改进方法, 在进行多尺度 Wedgelet 分解时, 将几何一致性考虑到优化准则中, 建立了隐 Markov 模型, 并利用 Hausdorff 距离来衡量图像 Wedgelet 分解的有效性, 使图像近似边缘具有更自然的几何特性。实验结果表明了该算法的有效性。

关键词: 图像压缩; 多尺度 Wedgelet; 隐马尔柯夫模型

Image Compression Algorithm Using Multiscal Wedgelet Based on HMM

YANG Wei, LI Jun-shan, HU Shuang-yan, WU Zhi-xuan

(403 Department of the Second Artillery Engineering College, Xi'an 710025)

【Abstract】 Aiming at shortcomings of wavelet transform on compressed image edges, this paper proposes an improved multiscale Wedgelet algorithm based on rate-distortion. Geometry coherence is applied to optimization guideline in process of multiscal Wedgelet decomposition. This paper establishes hidden Markov model, utilizes Hausdorff distance to measure efficiency of image Wedgelet decomposition, natural geometrical property of approximative image edge is obtained. Experimental results show the algorithm is effective.

【Key words】 image compression; multiscal Wedgelet; Hidden Markov Model(HMM)

具有奇异性的图像边缘作为图像的不连续性所在, 包含着重要的视觉信息, 高效的图像压缩算法应该采取有效的方法来表示图像边缘。小波编码和 JPEG 利用了小波在表示一维分段平滑函数时的良好非线性。然而, 由于二维小波由一维小波的张量积产生, 其对图像中大量存在的高阶奇异点(即图像边缘)无法有效地进行建模表示, 因此仅具有水平、垂直、对角等有限方向的二维小波不能充分利用图像本身的几何正则性, 在表示图像的边缘轮廓方面存在着明显的缺陷, 在重建图像的边缘时会产生明显的振铃伪迹。为充分利用图像自身的几何信息, 已经提出了包括 curvelets, wedgelets, beamlets, contourlets 和自适应边缘几何方案等在内的多尺度几何分析^[1](Multiscal Geometric Analysis, MGA)方法, 其目的是为了检测、表示、处理某些高维空间数据。这些空间的特点是: 某些数据的重要特征集中体现于其低维子集中(如曲线、面等)。对于二维图像来说, 其主要特征可以由边缘所刻画。Donoho 提出的 Wedgelet 理论^[2-3]是一种有效的图像边缘表示法, 通过采用多尺度 Wedgelet 对图像边缘进行分段线性近似。本文将几何一致性加入到优化准则中, 根据其建立隐 Markov 模型, 利用 Hausdorff 距离来衡量图像 Wedgelet 分解的有效性, 从而使得到的图像近似边缘具有更自然的几何特性。

1 Wedgelet 理论

Wedgelet 是定义在正方形 S 上的分段常函数, 沿贯穿 S 的线段 l 中断, 在 l 两侧分别为常值。每个 Wedgelet 可以简明地表示某一部图像区域中的直边缘。如图 1 所示, 仅用 4 个参数即可表示块上的 Wedgelet ($S; v_1, v_2, m_a, m_b$): l 与 S 边界的两交点 (v_1, v_2) 用于表示 l 的方位, l 两侧的函数值 m_a, m_b 表示各自区域的灰度值。在整个 S 上为常数的函数是一种 l 不穿过 S 的特殊

Wedgelet, 称为退化的 Wedgelet, 用一个参数 m 表示函数值即可。

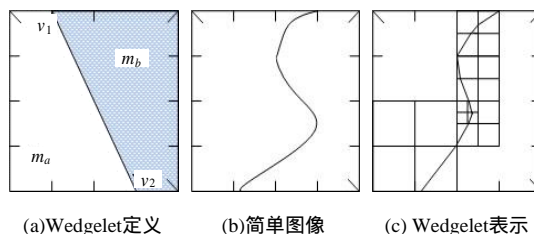


图 1 Wedgelet 示意图

多尺度 Wedgelet 分析可以分为多尺度 Wedgelet 分解(MWD)和多尺度 Wedgelet 表示(MWD)。MWD 将图像划分成各尺度图像块, 并将每个图像块投影成各个允许方位的 Wedgelet。MWR 利用 MWD 的结果, 选择图像的最佳划分, 并为每个划分块选出最优的 Wedgelet 表示, 从而分段近似图像: (1)对原图像进行最深尺度为 J 的 MWD; (2)根据二叉树结构由下自上地进行最优修剪, 得到图像地最优 MWR; (3)依据二叉树分解结构编码图像的 MWR 系数, 从而编码图像的边缘轮廓。

令 I 表示原图像, $S_{j,k}$ 表示图像上尺度为 j , 位置为 k 的正方形块, $0 \leq j \leq J$ 。对于任一划分计算 $S_{j,k}$ 的投影, $S_{j,k}$ 被线段 l

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60572080, 60772151)

作者简介: 杨 威(1981 -), 男, 博士研究生, 主研方向: 图像处理, 目标识别; 李俊山, 教授、博士生导师; 胡双演, 博士研究生; 吴陟轩, 硕士研究生

收稿日期: 2007-02-13 **E-mail:** yangwei403@yahoo.com.cn

划分成区域 R_a 和 R_b ，函数值 m_a 和 m_b 分别为相应图像区域灰度值的均值，即

$$m_a = \text{Average}(I(S_{j,k}) | R_a) \quad (1)$$

$$m_b = \text{Average}(I(S_{j,k}) | R_b) \quad (2)$$

从而得到了 $w(S_{j,k}; v_1, v_2, m_a, m_b)$ 。在 V 中的各个方位上计算 $S_{j,k}$ 的投影，将得到的所有Wedgelet组合到一起，即得到图像块 $I(S_{j,k})$ 的Wedgelet分解集 $W(I(S_{j,k}))$ 。图像 I 的最深尺度为 J 的MWD $w^J(I)$ 是所有尺度图像块Wedgelet分解集的集合，即

$$W^J(I) = \{W(I(S_{j,k})): j = 0, 1, \dots, J\} \quad (3)$$

$w^J(I)$ 提供了图像 I 的多种描述方法，MWR 时根据 $w^J(I)$ 选出的图像 I 的最优近似。MWR 划分块的尺寸越小，图像近似的逼近度越高，但需要编码的 Wedgelet 的个数也越多。文献[4]利用 CART 算法来寻求图像的最优 MWR，均衡考虑图像压缩的逼近度和复杂度。给定权重 λ ，即可以利用 $w^J(I)$ 的四叉树结构由下至上地进行最优修剪，选择图像的最优 MWR 变成求解一个率失真意义下的最优化问题。

$$\min_w D(W) + \lambda |W| \quad (4)$$

其中， $D(W)$ 表示原图像 I 与 MWR w 之间的均方误差； $|W|$ 表示四叉树中叶子节点的个数。目的是找到一个既能精确近似原图像，又有较高编码效率的图像最优 MWR。基于 $w^J(I)$ 的四叉树结构由下至上地进行最优修剪，选择图像的最优 MWR。从以下 3 种形式中为每一节点选出一种最优的表示形式：(1)均匀块，即退化的 Wedgelet 块；(2)Wedgelet 块；(3)块 S 的 4 个子块 $\{S_1, S_2, S_3, S_4\}$ 划分的代价值为 4 个子块最优表示的代价值之和。

2 基于 HMM 的图像 Wedgelet 压缩

将粗尺度Wedgelet表示向下分解为细尺度的4个子块时，仅根据上述逼近性和稀疏性会产生图像边缘表示的不连续性^[5]，如图 2(b)所示，因此，本文将几何一致性加入代价准则中，使图像多尺度Wedgelet分解结果满足更自然的几何一致性，保证边缘的连续性，如图 2(c)所示。

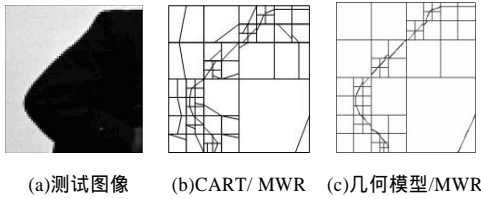


图 2 Wedgelet 表示基于几何模型的多尺度

本文考虑分解尺度递增时各 MWR 方位之间的关系，抽象出一种几何模型来进行轮廓边缘的平滑。该模型充分利用 Wedgelet 分解时不同划分块的方位相关性。为获取这些相关性，图像的分解层次增加时(图像的逼近度增加而稀疏度减少)，本文采用基于 HMM 的几何模型来描述 MWR 中方位信息的变化。

隐马尔柯夫模型^[6]是由两种机理构成的随机过程：

(1)内在的有限状态马尔柯夫链；

(2)一系列随机函数所组成的集合。

其中，每一个函数都与一个状态相联系，马尔柯夫链按照转移概率改变状态。因为观察者只能看到与每一状态相关联的随机函数的输出值，而不能观察到马尔柯夫链的状态，所以称之为隐马尔柯夫模型。模型概率机制如下：假定在任何离散的时间单元下，系统处于有限状态集中的一种状态。在一

次观测中，每个状态都有固定的概率分布(特征向量)。该概率分布通常用高斯分布模型来描述。状态之间以一个固定的概率进行转换，该概率值依系统在前一个时间单元内所处的状态而定(马尔柯夫链一步转移概率)。模型的功能取决于抽象出的状态的数量，并且这些状态自身是不可见的。因此，在设计中，选取状态的数量作为参数。

图像的 Wedgelet 划分块之间的内部关系可用利用四叉树结构的隐 Markov 模型来描述，各节点状态表示相关划分块最优表示的方位。同时，利用状态转移矩阵来评判 Wedgelet 的细分过程。如图 3(1)中的父状态向图 3(2)中子状态转移时，概率较高，反之向图 3(3)中子状态转移时概率则相应要低。

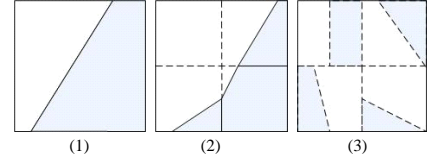


图 3 几何一致性状态转移

最有效的模型需使 4 个子块的方位与父块方位无关。可以用 $M \times M$ 的转移矩阵来描述该模型，其中元素 $A_{p,q}$ 为给定父块 S_p 的方位 $l_p \in D_{S_p}$ ，子块 S_c 的方位 $l_c \in D_{S_c}$ 的条件概率： $A_{p,q} = P(l_c = q | l_p = p)$ ，该条件概率按子块 S_c 中确定方位的 l_p 和 l_c 之间的Hausdorff距离来描述。Hausdorff距离是一种定义于两个点集上的最大最小距离。

各点有限的两个点集为：(1) $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ ，表示 l_c 上各点。(2) $B = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$ ，表示 l_p 上各点。

A 和 B 之间的 Hausdorff 距离为

$$h(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A)) \quad (5)$$

其中， $h(A, B)$ 和 $h(B, A)$ 被称为集合 A 和 B 之间的有向距离，其定义为

$$h(A, B) = \max_{a \in A} (\min_{b \in B} \|a - b\|) \quad (6)$$

$$h(B, A) = \max_{b \in B} (\min_{a \in A} \|a - b\|) \quad (7)$$

建立模型之后，可以利用其对图像重新进行 MWR 选择。问题转化为求解

$$\min_w D(W) + \lambda [-\log_2 P(W) + |W|] \quad (8)$$

其中， $D(W)$ 与 $|W|$ 的表示均与式(4)相同；而 $P(W)$ 则为几何模型下的 w 的概率。笔者采用 Viterbi 算法来解决该问题。算法描述如下：

Step1 从某一尺度节点 $j=k$ 开始，计算进入每一状态的所有 2^k 条部分路径度量；对每一状态挑选并存储具有最大路径度量的部分路径及其路径度量值，并称此路径为幸存路径。

Step2 将 j 加 1，对此节点进入每一状态的所有分支计算分支路径度量，并与前一节点的部分路径度量相加，得到在 $j+1$ 节点进入每一状态的路径度量，然后同 Step1 所述，存储幸存路径，刷新路径度量值。

Step3 重复以上过程，直到尺度节点 $j = k + D_T$ 。 D_T 为选定回溯深度，根据所选定的回溯路径选择方法，进行部分路径回溯，取出该段最大似然估值序列 R 并输出。

3 实验结果及分析

运用本文提出图像压缩算法对 256×256 的 Cameraman 和 lena 图像进行实验，对图像进行 MWR 时，利用上述算法编解码图像边缘轮廓。

图 4 显示了码率为 0.25bpp 的实验结果，其中，图 4(a)

为原图像；图 4(b)为基于标准的 EZW 压缩算法下的图像；图 4(c)为利用 CART 的 wedgelet 压缩算法进行压缩后的图像，即没有利用方位信息加入几何一致性的图像；图 4(d)为本文提出的基于 HMM 的 wedgelet 压缩算法下的图像。



图 4 实验结果

从图 4 中可以清晰地看出，本文压缩算法在图像重建后边缘上的伪振铃现象明显减少。从表 1、表 2 中可以得出本文算法优于 EZW 以及基于 CART 的图像压缩算法。

表 1 Cameraman 图像压缩算法性能比较

码率/(bpp)	EZW 算法 PSNR /dB	CART 算法 PSNR /dB	本文算法 PSNR /dB
0.15	29.20	29.85	30.48
0.20	30.55	31.43	32.18
0.25	31.76	32.98	33.61

表 2 Lena 图像压缩算法性能比较

码率/(bpp)	EZW 算法 PSNR	CART 算法 PSNR	本文算法 PSNR
----------	-------------	--------------	-----------

(上接第 174 页)

对于基于统计的隐写分析算法，对载体图像改变的多少影响着被检测概率的大小，因此，运用矩阵编码等方法提高嵌入效率，即在一定嵌入量的前提下减小对载体图像改变的比特数是非常必要的。但是，这要付出最大嵌入容量减小的代价。文献[12]提出了一种基于 LSB 匹配改进的信息伪装算法，可以在不损失最大嵌入容量的前提下提高嵌入效率。这也是信息伪装和隐写分析技术互相促进的一个表现。

总之，一个信息伪装系统要走向实际应用的话，首先要考虑安全性问题，目前已经有学者致力于从理论上建立信息伪装系统的安全模型^[13-14]。现今很多广泛应用的信息伪装算法，如 LSB 替换的方法，在理论上有着较大的安全漏洞。由以上分析可知，使用 LSB 匹配的隐写方法安全性要好于 LSB 替换隐写算法。

参考文献

[1] Callon R, Doolan P, Feldman N, et al. A Framework for Multiprotocol Label Switching[EB/OL]. (1999-07-15). <http://www.ietf.org/html.charters/mppls-charter.html>.

[2] Johnson N F, Jajodia S. Steganalysis of Images Created Using Current Steganography Software[M]. [S. l.]: Springer-Verlag, 1998.

[3] Westfeld A. Attacks on Steganographic Systems[C]//Proc. of the 3rd Int' l Workshop in Information Hiding. Dresden, Germany: [s. n.], 1999.

[4] Jessica F, Miroslav G, Rui D. Detecting LSB Steganography in Color and Gray-scale Images[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2001,

	/dB	/dB	/dB
0.15	30.38	30.48	30.76
0.20	31.57	31.75	31.87
0.25	32.44	32.61	33.02

4 结束语

基于 HMM 的多尺度 Wedgelet 压缩算法考虑到了图像自身的几何正则性，从而使图像近似边缘具有更自然的几何特性。实验结果表明，该算法能获得较好的压缩性能，并且在重建图像中可以看出图像具有较好的边缘轮廓和纹理特征。下一步的工作将着重于提高压缩算法的执行效率。

参考文献

[1] Shukla R, Dragotti P L. Rate-distortion Optimized Tree-structured Compression Algorithms for Piecewise Polynomial Images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(3): 343-359.

[2] Donoho D. Wedgelets: Nearly-minimax Estimation of Edges[J]. Annals of Stat., 1999, 27(3): 859-897.

[3] Donoho D L. Beamlets and Multiscale Image Analysis[EB/OL]. (2001-02-01). <http://citeseer.ist.psu.edu/597955.html>.

[4] Wakin M B, Romberg J K, Choi H. Image Compression Using an Efficient Edge Cartoon + Texture Model[C]//Proc. of IEEE Data Compression Conference. Snowbird, USA: IEEE Press, 2002.

[5] Romberg J K. Multiscale Wedgelet Image Analysis: Fast Decompositions and Modeling[C]//Proc. of 2002 International Conference on Image Processing. Thessaloniki, Greece: [s. n.], 2002.

[6] Fan G, Xia X G. Texture Analysis and Synthesis Using Wavelet - domain Hidden Markov Models[C]//Proc. of the 5th IEEE-EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing. Baltimore, Maryland: [s. n.], 2001-06.

[7] 张涛, 平西建. 基于差分直方图实现 LSB 信息伪装的可靠检测[J]. 软件学报, 2004, 15(1): 151-158.

[8] Andrew D K. Steganalysis of LSB Matching in Grayscale Images. IEEE Signal Processing Letters, 2005, 12(6): 441-444.

[9] Holotyak T, Fridrich J, Soukal D. Stochastic Approach to Secret Message Length Estimation in $\pm K$ Embedding Steganography[C]//Proc. of the International Society for Optical Engineering. San Diego, California: [s. n.], 2005: 673-684.

[10] Avcibasi, Memon N, Sankur B. Steganalysis Using Image Quality Metrics[J]. IEEE Transactions on image Processing, 2003, 12(2): 221-222.

[11] Farid L S. Steganalysis using Color Wavelet Statistics and One-Class Support Vector Machines[C]//Proceedings of Symposium on Electronic Imaging. San Jose, CA: [s. n.], 2004.

[12] Menezes A, Oorschot P, Vanstone S. Handbook of Applied Cryptography[M]. [S. l.]: CRC Press, 1996.

[13] 张涛, 平西建. 针对一类信息伪装算法的隐藏消息检测[J]. 通信学报, 2002, 23(5): 123-129.

[14] Mielikainen J. LSB Matching Revisited[J]. Signal Processing Letters, 2006, 13(5): 285-287.

[15] Katzenbeisser S, Petitcolas F A P. Defining Security in Steganographic Systems[C]//Proceedings of the SPIE Photonics West, Electronic Imaging. San Jose, CA: [s. n.], 2002.

[16] Punt V S. Capacity-security Analysis of Data Hiding Technology[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(4): 22-28.

