

矢量维数分割量化的超光谱图像压缩方法

陈善学, 韩 勇, 于佳佳, 李方伟

(重庆邮电大学移动通信技术重庆市重点实验室, 重庆 400065)

摘 要: 提出了一种矢量维数分割量化的超光谱图像压缩算法, 通过维数分割将矢量分为几个部分, 然后利用哈达玛变换的性质, 在哈达玛域内单独设计每个部分的码书。设计过程中采用最优矢量量化器设计原则, 并结合分步判断排除不等式算法与 LBG(Linde Bazo Gray) 聚类算法快速生成矢量量化过程的最终码书, 使各个部分的码书性能达到最优, 改善整体码书的性能。实验表明, 这种算法在码书尺寸相同的情况下, 图像的恢复质量以及复杂度都优于其他几种算法。

关键词: 图像压缩; 矢量量化; 维数分割; 超光谱图像

中图分类号: TP 751

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2013.09.31

Compression algorithm of hyperspectral image based on vector dimension segmentation quantization

CHEN Shan-xue, HAN Yong, YU Jia-jia, LI Fang-wei

(Chongqing Key Lab of Mobile Communications Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: A hyperspectral image compression algorithm with dimension segmentation quantization on each vector is introduced. The algorithm adopts dimension segmentation to divide vector into several parts and designs each part of the codebook based on the nature of Hadamard transformation. Optimal vector quantizer design principle is used in the designing process. Combined with a step-by-step exclude inequality algorithm and LBG (Linda Bazo Gray) clustering algorithm, the final codebook can be quickly generated. The whole codebook performance can be improved by designing each part of the codebook to achieve optimal performance in Hadamard domain. Experimental results show that the algorithm is superior to other algorithms in image recovery quality and complexity at the same codebook size.

Keywords: image compression; vector quantization; dimension segmentation; hyperspectral image

0 引 言

随着超光谱图像在地球资源管理、环境检测、军事侦测等领域的广泛应用, 如何快速传输和存储数据量巨大的超光谱数据成了一个亟待解决的问题, 超光谱图像的压缩显得尤为重要。现有的超光谱图像压缩技术主要基于: 预测编码技术、变换技术以及矢量量化技术。目前, 基于预测编码的技术主要有文献[1]提出的基于自适应预测长度的集群差分脉冲编码无损压缩方法, 以及文献[2-3]提出的超光谱图像分步预测和搜索最优多谱带预测的无损压缩方法; 基于变换的技术主要有文献[4-6]提出的塔克分解分别结合离散余弦变换、小波变换和离散小波变换的超光谱

图像压缩方法, 文献[7]提出的三维可逆整数交叠变换的超光谱图像压缩; 基于矢量量化的方法主要有文献[8]提出的基于自适应矢量量化算法的超光谱图像压缩以及文献[9-10]提出的针对降低计算复杂度的超光谱图像快速编码方法。

超光谱图像采用无损压缩的方法, 对图像存储和传输效果改善不明显, 而采用有损压缩方法, 会降低图像数据的使用价值, 因此, 研究者把目光投注于近似无损的压缩方法上。矢量量化技术^[11-12]作为图像压缩的一种有效手段, 可以达到近似无损的压缩效果, 具有压缩比大, 编解码简单, 失真较小的优点, 使其成为超光谱图像压缩一个活跃的研究领域。文献[13]提出了一种基于最近邻域划分的快速编

收稿日期: 2012-10-25; 修回日期: 2013-04-06; 网络优先出版日期: 2013-07-04。

网络优先出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/11.2422.TN.20130704.1335.004.html>

基金项目: 国家自然科学基金(61071116, 61102062, 61271260); 重庆市自然科学基金项目(CSTC, 2010BB2407, cstcjjA40002); 重庆市教委科学研究项目(KJ110503)资助课题

码方法;文献[14]提出了一种通过矢量增维方式的超光谱信号压缩方法;同时针对矢量化也提出了许多的改进算法,文献[15-16]提出了基于子矢量的快速收索算法;文献[17]提出了一种基于矢量哈达玛(Hadamard)域的快速矢量化算法。传统的矢量化方法采用全搜索的算法,量化过程计算量巨大,并且最终码书性能严重依赖于初始码书的设计,给矢量化应用带来很大困难。文献[14]提出的算法,虽然提高了图像的恢复质量,但是通过增维的方式设计码书提高了量化过程的计算复杂度和存储复杂度。

综上所述,本文提出了一种基于矢量维数分割量化的超光谱图像压缩方法。算法首先对输入图像数据进行变换操作,将在同一个空间位置的不同波段的超光谱信号结合在一起,作为一个矢量加以考虑和处理,然后对变换后的数据矢量的维数(列数)进行分割处理,利用 Hadamard 变换的性质,单独对分割后的每一部分矢量进行 Hadamard 变换,在 Hadamard 域进行码书初始化并结合 LBG(Linde Buzo Gray)算法^[18]与分步判断不等式算法快速编码生成各部分的最终码书。实验证明,在码书尺寸相同的情况下,本算法与其他几种算法相比,改善了初始码书的性能,提高了图像的恢复质量,降低了量化过程的复杂度(计算复杂度和空间复杂度)。

1 哈达玛变换

矢量进行 Hadamard 变换就是对矢量矩阵右乘以一个只含有 $\{1, -1\}$ 的大小为 $2^n \times 2^n$ 的方阵。由于对数据进行 Hadamard 变换不需要乘法运算,只需简单的加减法,因此具有计算简单且各行向量和列向量之间满足正交的特点。Hadamard 变换具有如下的性质:

性质 1 $X_1 = s_x$, 式中, X_1 是输入矢量 x 经过 Hadamard 变换后的第一维分量; s_x 为空域中输入矢量 x 的和值,即 Hadamard 域中矢量 X 的第一维分量是空域矢量 x 的和值;

性质 2 $L_x^2 = kI_x^2 = k \sum_{i=1}^k x_i^2$, 式中, L_x 表示输入矢量 Hadamard 域中范数的开平方,即 Hadamard 域中矢量 X 的范数是空域中矢量 x 范数的 k 倍;

性质 3 $D(X, Y_j) = kd(x, y_j)$, 式中, Y_j 为码字 y_j 经过 Hadamard 变换后的数据; $d(x, y_j)$ 是空域中矢量 x 和码字 y_j 的欧式距离; $D(X, Y_j)$ 是 Hadamard 变换域中矢量 X 和码字 Y_j 的欧式距离,即矢量 Hadamard 变换前后的欧式距离成倍数关系。

2 超光谱图像特性分析

超光谱图像将图像维与光谱维信息融合为一体,因此其信号数据量巨大,如果没有有效的压缩方法,将会限制超光谱信号的应用;另外,超光谱数据获取代价昂贵,又具有长期的保存价值。因此,无损或近似无损的压缩方法对于

超光谱图像的应用起着至关重要的作用。完全不损伤遥测数据的无损压缩方法,压缩比一般在 2 倍左右,处理后对数据的传输和存储效果改善不明显,无法适应存储或传输的需要。为此,采用近似无损的压缩方法,就成为一种折中方案。

遥感图像的压缩要考虑去除两类相关性——谱间相关性和空间相关性^[11]。谱间相关性部分是由于传感器的频谱交叠,部分是由于地物的反射频谱覆盖了较大的频谱范围。空间相关性主要是由于同一地物具有相同的反射特性。

矢量化作为一种可以对超光谱图像达到近似无损压缩效果的技术,其核心内容是码书设计和码字快速搜索,所谓码书设计就是寻找最优码书,使计算的失真达到最小,以保证恢复图像重构的效果;所谓码字快速搜索就是如何快捷迅速地找到与输入矢量失真最小的码字。基于超光谱数据的特点以及处理后保真度的需求,超光谱信号的矢量化码书基本上不能使用通用码书,对每一个超光谱数据块,形成一个专用码书,并且将码书和编码索引一起打包传输至接收端,接收端以此恢复数据。

3 本文算法

由于矢量化复杂度随矢量维数呈指数形式增加,本文提出的基于维数分割矢量化超光谱图像压缩算法,将在同一个空间位置的不同波段的超光谱信号结合在一起,当作一个矢量加以考虑和处理,便可以充分利用超光谱图像相邻谱带间存在的较强相关性,按照 2^n 将图像的维数分割为尽可能少的几个部分,如果其中某个部分不满足 2^n ,可以通过补零操作补齐,然后对每个部分进行 Hadamard 变换,将每个部分变换后矢量进行排序分组,单独构造每个部分 Hadamard 域的初始码书,这样初始码书的性能会得到改善。利用 Hadamard 域矢量的性质,通过快速搜索算法和 LBG 聚类算法快速生成每一部分的最终码书。最后,分别打包各个部分的最终码书以及矢量索引进行存储和传输。本文算法的流程图如图 1 所示。

算法具体步骤如下:

步骤 1 读取超光谱图像,根据图像尺寸和波段数构建三维矩阵,并将其转化为二维矩阵 B ;

步骤 2 按照 2^n 将二维矩阵 B 的列矢量(原始三维图像的维数)分成最接近原维数的 L 个部分,如果其中存在某部分维数不满足 2^n ,对其进行补零矩阵的扩维操作,这个过程中 L 的取值和补零矩阵的维数都应达到最小;下文以第一部分为例进行叙述;

步骤 3 对分割后矩阵的第一部分,进行 Hadamard 变换,将变换后的矩阵按照行矢量的首元素值进行升序排列,记录排序索引,使用分类平均法生成第一部分的初始码书;

步骤 4 设定第一部分码书的训练矢量的胞腔索引矩

阵 I , 将其初始码书中训练矢量归属到相应的胞腔中并设置迭代次数;



图 1 本文算法流程图

步骤 5 结合 LBG 算法和分步不等式排除算法快速设计第一部分码书;

①初始化当前训练矢量的胞腔(空胞腔)以及存放此胞腔训练矢量的个数(初始为零);

②计算当前训练矢量 V 和与其所对应的初始码字 W_i 的欧式距离, 并将其作为当前的最小失真 D_{\min} ;

③以当前最小失真对应的码字为中心, 对于码字 W_j , 如果满足判断不等式 $D_1 = (V_1 - W_{j1}) \geq D_{\min}$ (V_1 是空域中 v 的 Hadamard 变换 V 的第一维分量; W_{j1} 是 Hadamard 域中码字 W_j 的第一维分量), 则排除码字 W_j , 当 $V_1 \geq W_{j1}$ 时, 排除码字 $W_i (i = j, j + 1, \dots, N)$, 转入⑥; 当 $V_1 \leq W_{j1}$ 时, 排除码字 $W_i (i = j, j + 1, \dots, N)$, 转入⑥(其中, j 为当前搜索码字的标号, N 表示码书的尺寸), 否则转入④继续计算;

④如果 $D_2 = D_1 + \left(\sqrt{\sum_{i=2}^M v_i^2} - \sqrt{\sum_{i=2}^M w_{ji}^2} \right)^2 \geq D_{\min}$ (M 是子矢量的维数) 成立, 则排除码字 W_j , 转入⑥; 否则转入⑤继续计算;

⑤计算部分和 $D_q(V, W_j) = \sum_{i=1}^q (v_i - w_{ji})^2 (1 \leq q \leq M, M$ 为矢量的维数), 如果 q 的取值从 1 逐渐增加到 M 的过程中满足 $D_q(V, W_j) \geq D_{\min}$, 则排除码字 W_j 转入⑥, 否则继续累加部分失真, 直至 $q = M$, 如果 $D_q \leq D_{\min}$, 更新 D_{\min} , 令

$D_{\min} = D_q$, 同时更新训练矢量当前的编码索引值;

⑥返回③, 与剩余码字进行匹配, 将该训练矢量归属于其最匹配码字所对应的胞腔, 并记录划分到该胞腔内矢量的个数;

⑦对剩余的训练矢量继续训练, 直至本轮迭代结束, 根据质心条件, 计算每个胞腔的质心, 更新各个胞腔的码字, 形成新的码书;

⑧根据迭代次数, 反复进行如上操作, 生成第一部分最终的码书, 并记录各个矢量对应最终码书中码字索引;

步骤 6 对步骤 2 中 L 部分的矩阵矢量, 分别进行如第一部分的的操作, 生成最终码书;

步骤 7 分别打包各个部分生成的最终码书以及索引, 进行存储或传输。

4 实验内容

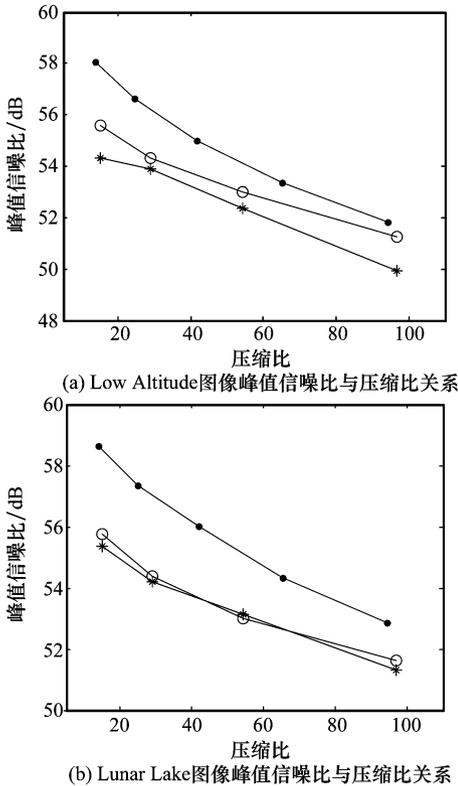
实验中, 使用美国喷气推进实验室提供的免费超谱源数据作为实验数据, 这些源数据被绝大多数研究者使用, 研究结果具有可比性。运行环境为在奔腾双核主频 2.7 GHz, 2 GB 内存, Windows XP、Matlab 环境下实现。训练矢量是从大小为 $512 \times 614 \times 224$ 超谱图像源, 截取其中一部分大小为 $256 \times 256 \times 224$ 图像块作为矢量量化的输入信源, 然后经过变维生成 2 维矩阵, 大小为 $65\ 536 \times 224$, 按照 2^n 将图像的维数分为 32、64 和 128 3 个部分, 即 3 个部分的大小分别为 $65\ 536 \times 32$ 、 $65\ 536 \times 64$ 和 $65\ 536 \times 128$ 。然后对每个部分的输入矩阵矢量分别进行矢量量化。采用图像的客观测度: 峰值信噪比 $PSNR = 10 \times \lg(Peak\ signal^2 / MSE)$, 其中, $Peak\ signal$ 是 3 部分图像数据中像素点的灰度值的最大值; MSE 表示每个像素值的均方误差, $MSE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m MSE_i$, MSE_i 表示第 i 部分中每个像素值的均方误差, m 表示维数分割的部分数。表 1 给出了在不同码书尺寸下, 运用 LBG 算法、文献[14]算法和本算法在 Low Altitude 和 Lunar Lake 作为实验数据源时的峰值信噪比。

表 1 3 种算法的峰值信噪比比较 dB

码书尺寸	峰值信噪比					
	Low Altitude			Lunar Lake		
	LBG	文献[14]	本算法	LBG	文献[14]	本算法
256	44.99	50.09	51.82	49.99	50.36	52.86
512	49.92	51.27	53.39	51.29	51.61	54.34
1 024	52.35	52.98	55.02	53.14	53.02	56.01
2 048	53.89	54.32	56.62	54.22	54.39	57.35
4 096	54.33	55.61	58.09	55.34	55.77	58.63

图 2 给出了在 Low Altitude 和 Lunar Lake 图像作为实验室数据时, 运用 LBG 算法、文献[14]算法和本算法进行仿真后, 3 种算法的压缩倍数与图像恢复质量之间

的关系。通过图 2(a)和图 2(b)图形走势,显然可以看出在压缩比相同时,本文算法在图像恢复的质量上要优于另外两种算法;在图像恢复质量相同时,本算法的压缩倍数更高。



—*—: LBG算法; —○—: 文献[14]算法; —■—: 本文算法。

图 2 峰值信噪比与压缩比关系分析

表 2 给出了在不同码书尺寸下,运用 LBG 算法、文献[14]算法和本算法在 Low Altitude 和 Lunar Lake 作为实验室数据源时的计算复杂度(包括比较次数、乘法、加法、开平方)。其中,计算复杂度是指平均每次迭代每个矢量的所需要的比较、乘法、加法和开平方次数;本算法的复杂度 = $\sum_{j=1}^m Num_{ji} / (n \times ite)$ ($i=1,2,3,4$),其中, Num_{ji} 依次表示第 j 部分总的比较次数、乘法次数、加法次数和开平方次数; m 表示维数分割的部分数; n 表示矢量的个数; ite 表示迭代次数。

表 3 给出本文算法与文献[14]算法在不同码书尺寸下,使用 Low Altitude 和 Lunar Lake 作为实验室数据源时,矢量量化过程运行所需时间的对比。矢量量化过程运行所需的时间主要反映在整个设计过程算法的计算复杂度和空间复杂度,其中,计算复杂度如表 2 所示;空间复杂度是指矢量量化器所需要的存储容量,空间复杂度为 $k \times N$,其中, k 是矢量的维数; N 是码书的尺寸。由于文献[14]算法通过每个矢量后补 32 维零矩阵操作,增加了空间复杂度,故本文算法的空间复杂度在不同码书尺寸下,均优于文献[14]算法。由于 LBG 算法是全搜索算法,这里没必要与其比较运行时间。

表 2 3 种算法的计算复杂度比较

		不同码书尺寸下的计算复杂度					
		码书尺寸	256	512	1 024	2 048	4 096
Low Altitude	比较 次数	LBG	255	511	1 023	2 047	4 095
		文献[14]	1 005.2	1 439.7	2 109.9	2 945.5	4 008.2
		本算法	743.1	1 352.7	2 034.1	3 097.5	4 634.6
	乘法 次数	LBG	57 345	114 469	229 379	459 758	917 546
		文献[14]	711.7	889.9	1 157.2	1 470.1	1 851.7
		本算法	565.3	720.0	941.9	1 276.3	1 736.9
	加法 次数	LBG	114 656	229 088	457 952	915 680	1 831 014
		文献[14]	1 859.0	2 226.5	2 780.4	3 435.2	4 238.9
		本算法	1 497.9	1 825.2	2 305.0	3 033.3	4 056.6
	开平方 次数	LBG	0	0	0	0	0
		文献[14]	0.10	0.11	0.12	0.13	0.15
		本算法	0.28	0.30	0.32	0.37	0.46
Lunar Lake	比较 次数	LBG	255	511	1 023	2 047	4 095
		文献[14]	1 022.1	1 486.3	2 204.0	3 036.3	4 206.4
		本算法	885.6	1 432.2	2 288.7	3 595.4	5 688.4
	乘法 次数	LBG	57 345	114 689	229 379	458 758	917 546
		文献[14]	804.3	983.2	1 311.7	1 688.2	2 090.5
		本算法	592.9	807.3	1 143.5	1 639.6	2 224.9
	加法 次数	LBG	114 656	229 088	457 952	915 680	1 831 014
		文献[14]	2 014.7	2 369.5	3 020.9	3 763.0	4 683.1
		本算法	1 547.7	1 993.9	2 693.7	3 732.7	5 180.5
	开平方 次数	LBG	0	0	0	0	0
		文献[14]	0.10	0.11	0.12	0.13	0.15
		本算法	0.28	0.30	0.32	0.37	0.46

表 3 两种算法运行时间

码书尺寸	运行时间			
	Low Altitude		Lunar Lake	
	文献[14]	本文算法	文献[14]	本文算法
256	139.150 7	76.914 5	146.701 1	116.605 8
512	154.656 8	93.936 5	161.230 9	127.592 4
102 4	168.642 0	127.324 9	195.002 1	153.317 5
204 8	187.103 6	155.878 8	212.129 7	184.388 1
409 6	233.240 8	189.389 9	269.438 2	237.496 3

5 结 论

本文提出的基于矢量维数分割量化的超光谱图像压缩算法,在图像恢复质量和复杂度上都明显优于其他几种算法(LBG 算法、文献[14]算法),尤其是在码书尺寸为 4 096 时,使用 Low Altitude 和 Lunar Lake 图像本文算法的压缩比降低 8.6%,但图像的峰值信噪比相对 LBG 算法分别提高了 2.86 dB 和 3.29 dB,相对于文献[14]算法分别提高了 2.48 dB 和 3.76 dB;而在矢量量化时间上相对于文献[14]分别减少了 18.80% 和 11.85%。此时 Low Altitude 图像部分数据的量化编码的 $MSE=566$,Lunar Lake 图像部分数据的量化编码的 $MSE=225$,每一个像元的平均量化误差都在 23 以下,如此小的量化误差,使得此时的矢量量化压缩属于近似无损压缩。本文提出的算法,是针对一个具体的超谱数据块,设计专有码书,这种处理,对于不同背景

的超谱数据,可以确保压缩质量。总的来说,基于矢量维数分割量化的超光谱图像压缩算法在达到压缩目的的情况下,可以提高图像的恢复质量,同时降低算法的运行时间。

参考文献:

- [1] Mielikainen J, Huang B. Lossless compression of hyperspectral images using clustered linear prediction with adaptive prediction length[J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, 9(6): 1118 - 1121.
- [2] Cheng C L, Yin T H. An efficient lossless compression scheme for hyperspectral images using two-stage prediction[J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 7(3): 558 - 562.
- [3] Chen H, Rong Z, Tian X P. Lossless compression of hyperspectral images based on searching optimal multibands for prediction[J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 6(2): 339 - 343.
- [4] Karami A, Yazdi M, Mercier G. Hyperspectral image compression based on tucker decomposition and discrete cosine transform[C]// *Proc. of the Image Processing Theory Tools and Applications*, 2010: 122 - 125.
- [5] Karami A, Yazdi M, Mercier G. Hyperspectral image compression based on tucker decomposition and wavelet transform[C]// *Proc. of the Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing*, 2011:1-4.
- [6] Karami A, Yazdi M, Mercier G. Compression of hyperspectral images using discrete wavelet transform and tucker decomposition[J]. *IEEE Journal on Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2012, 5(2): 444 - 450.
- [7] Wang L, Jiao L, Bai J, et al. Hyperspectral image compression based on 3D reversible integer lapped transform[J]. *Electronics Letters*, 2010, 46(24): 1601 - 1602.
- [8] Wen J, Ma C W, Shui P L. An adaptive VQ algorithm used in interferential multi-spectral image[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2011, 31(4): 1033 - 1037. (温佳, 马彩文, 水鹏朗. 改进自适应 LBG 矢量量化算法在干涉高光谱图像压缩中的应用[J]. *光谱学与光谱分析*, 2011, 31(4): 1033 - 1037.)
- [9] Qian S E. Hyperspectral data compression using a fast vector quantization algorithm[J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, 42(8): 1791 - 1798.
- [10] Chen Y S, Zhang Y H, Zhou Z X. Fast vector quantization algorithm for hyperspectral image compression[C]// *Proc. of the Data Compression Conference*, 2011:450.
- [11] Chen S X, Li F W. *Research on VQ technology and its application in image-signal processing*[M]. Beijing: Science Press, 2009. (陈善学, 李方伟. 矢量量化技术及其在图像信号处理中的应用研究[M]. 北京: 科学出版社, 2009.)
- [12] Sun S H, Lu Z M. *The application of vector-quantization technology*[M]. Beijing: Science Press, 2002. (孙圣和, 陆哲明. 矢量量化技术及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2002.)
- [13] Qian S E. Fast vector quantization algorithms based on nearest partition set search[J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2006, 15(8): 2422 - 2430.
- [14] Chen S X, Wu L B, Wang J G, et al. A fast method for coding hyperspectral signal[P]. Chinese Patent: 201110272304X, 2011 - 11 - 28. (陈善学, 吴立彬, 王佳果, 等. 一种超谱信号的快速压缩编码方法[P]. 中国专利: 201110272304X, 2011 - 11 - 28.)
- [15] Chen S X, Li F W, Zhu W L. Fast encoding algorithm for vector quantization based on subvector L₂-norm[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2008, 19(3): 611 - 617.
- [16] Chen S X, Li F W. Fast encoding method for vector quantisation of images using subvector characteristics and Hadamard transform[J]. *IET Image Processing*, 2011, 5(1): 18 - 24.
- [17] Chen S X, Li F W. Initial codebook method of vector quantisation in Hadamard domain[J]. *Electronic Letter*, 2010, 46(9): 630 - 631.
- [18] Linde Y, Buzo A, Gray R. An algorithm for vector quantizer design[J]. *IEEE Trans. on Communication*, 1980, 28(1): 84 - 95.

作者简介:

陈善学(1966 -), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为图像处理、数据压缩等。

E-mail: chee420@163.com

韩勇(1987 -), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理与多媒体通信。

E-mail: yonghan911@163.com

于佳佳(1988 -), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理与检索。

E-mail: yujiajiayf411@163.com

李方伟(1960 -), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为移动通信、信息安全技术等。

E-mail: lifw@cqupt.edu.cn