

文章编号: 1007-4619 (2004)05-0414-05

基于信息量失真测度的 VQ 及在高光谱图像无损压缩中的应用

张晓玲, 张培强, 沈兰荪

(北京工业大学 信号与信息处理研究室, 北京 100022)

摘 要: 随着成像光谱技术的迅速发展, 如何高效无失真的压缩海量高光谱数据引起人们越来越多的关注。由于相似的地表区域具有相似的光谱曲线, 矢量量化是对高光谱图像进行压缩的理想算法。提出一种基于信息量失真测度的矢量量化编码方法, 并用于高光谱图像无损压缩。与常用的矢量量化失真测度——欧几里德平方误差测度相比, 该算法在不增加运算复杂度的情况下, 矢量量化后的误差图像的熵值能够降低 0.05bpp 左右。

关键词: 矢量量化; 失真测度; 无损压缩; 高光谱图像

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A

1 引 言

成像光谱技术(imaging spectroscopy)是 20 世纪 80 年代初发展起来的新型遥感技术, 将成像与光谱技术结合起来, 能够在连续光谱段上对同一地物同时成像, 在探测物体空间特征的同时, 又将每个空间像元色散形成几十到几百个波段, 带宽为 10nm 左右的连续光谱覆盖带。而多光谱遥感器(multispectral sensor)的谱带宽约 100nm, 所以成像光谱仪称为高光谱遥感器(hyperspectral sensor)。

成像光谱数据具有波段多(几十甚至数百个波段), 空间分辨率高(10m 左右)和光谱分辨率高(10nm 左右)等特点, 遥感数据量的急剧增长, 给高光谱图像的存储和传输带来很大的负担。如果没有高效的压缩方法, 成像光谱仪的普及将受到很大的限制。另一方面, 分析遥感图像时, 从中提取的信息越多, 对目标的认识就越深刻、越全面。采用无损压缩就会丢失掉对进一步处理非常有用的信息; 采用无损压缩技术可以在降低图像数据量的同时, 保证不损失任何信息。

目前, 对高光谱图像的压缩有基于预测的方法^[1,2], 基于变换的方法^[3], 基于矢量量化的方

法^[4,5]等, 实际应用中, 往往是多种方法结合使用^[6,7]。

高光谱图像是不同波长的地物图像, 任意一个空间采样点的光谱可以用一个像素矢量来表示, 每个矢量元素对应一个特定波长。相似的地表具有相似的光谱曲线, 因此矢量量化是高光谱图像压缩的理想方法^[4,5]。本文利用矢量量化方法实现高光谱图像的无损压缩, 并提出一种基于信息量失真测度的矢量量化编码方法, 实验结果表明, 与常用的失真测度——平方误差测度相比, 采用本文提出的基于信息量失真测度的矢量量化编码方法, 所得到的误差图像熵值降低约 0.05bpp (bits per pixel, 表示每个像素所用的比特数)左右。

2 高光谱图像特点及矢量量化

2.1 高光谱图像特征分析

高光谱图像具有以下特点:

- (1) 空间相关性低于普通图像^[8]。
- (2) 谱间相关性往往高于空间相关性^[8]。
- (3) 高光谱图像包含很多波段, 每个波段都是由传感器在某特定波长所接收到的强度返回值。由

收稿日期: 2002-12-02; 修订日期: 2003-06-28

基金项目: 北京市自然科学基金, 北京市教委科技发展计划重点项目(项目编号: KZ2001005004) All rights reserved. <http://www.cnki.net>

作者简介: 张晓玲(1971—), 女, 1993年毕业于华中理工大学, 现为北京工业大学信号与信息处理研究室博士生, 从事图像/视频编码码研究工作, 已发表论文 6 篇。Email: zhangxiaoling@emails.bjpu.edu.cn; xlzhang99@163.com。

于地表反射和大气吸收都是依赖于波长的,每个像素在光谱域形成的亮度矢量具有相似的形状^[4]。图1是一幅128波段的实用型模块化成像光谱仪OMIS-I(operational modular imaging spectrometer)^[9]高光谱图像在每个波段的平均光谱曲线。

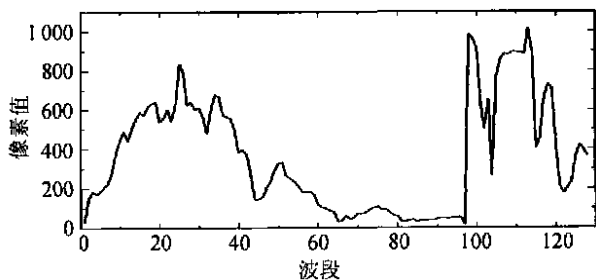


图1 OMIS-I 图像的平均光谱曲线

Fig.1 The mean spectral response of an OMIS-I hyperspectral image

(4) 每个像素矢量的精确形状则依赖于该像素表示的地面类型^[4]。相似的地表区域具有相似的光谱曲线,人们正是利用遥感数据和光谱曲线之间的关系来识别地物类型,确定物质性质,这意味着高光谱图像可以被认为是一组亮度矢量。

2.2 矢量量化

矢量量化^[10]的理论基础是香农的率-失真理论。1959年,香农定义了率-失真函数 $R(D)$,并证明只要 $R(D)$ 不超过信道容量,就能保证接收端的失真不超过给定阈值 D 。

矢量量化过程为从 k 维欧几里德空间 R^k 到一个有限子集 C 的一个映射,即 $Q: R^k \rightarrow C$,其中 $C = \{y_0, y_1, \dots, y_{N-1} \mid y_i \in R^k\}$ 称为码书, N 为码书长度,该映射满足: $Q(x \mid x \in R^k) = y_i$,其中 $x = \{x_0, x_1, \dots, x_{k-1}\}$, $y_i = \{y_{i0}, y_{i1}, \dots, y_{i(k-1)}\}$ 并满足

$$d(x, y_i) = \min_{0 \leq j \leq N-1} d(x, y_j) \quad (1)$$

其中, $d(x, y_i)$ 为矢量 x 与码字 y_i 之间的失真测度。矢量量化编码器在码书中搜索出与输入矢量间失真最小的码字,传输时仅传输该码字索引。矢量量化解码器根据接收到的索引在码书中查找该码字,并将它作为输入矢量的重构矢量。

3 基于信息量失真测度的无损矢量量化编码方法

码书生成(训练)和码矢匹配(编码)。矢量量化的编码过程实质是输入矢量和码字的匹配过程。模式匹配的一个关键就是矢量间差异的度量。失真测度 $d(x, y)$ 表示输入矢量 x 被重构矢量 y 量化而产生的非负失真。常用的失真测度为欧几里德平方误差测度:

$$d(x, y) = \sum_{i=0}^{k-1} (x_i - y_i)^2 \quad (2)$$

其中, k 为矢量维数。如果将矢量量化方法用于无损压缩,需要将编码后的码字索引,以及量化引入的误差图像一起进行熵编码并送入信道。而码书索引的数据量是一定的,即原始图像字节数/矢量维数。要提高编码效率,我们希望降低误差图像的平均信息量——熵。根据香农的信息论,一个随机事件 x_i 的自信息量为:

$$I(x_i) = -\log(p_i) \quad (3)$$

其中, p_i 为 x_i 的概率。一个序列长度为 L 的无记忆信源的总信息量为:

$$I_{\text{sum}} = \sum_{i=0}^{L-1} I(x_i) = -\sum_{i=0}^{L-1} \log(p_i) \quad (4)$$

而误差图像的概率分布一般呈零均值的高斯分布,即

$$f(x_i) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x_i^2}{2\sigma^2}} \quad (5)$$

其中, σ 为均方差, x_i 为误差像素值, $f(x_i)$ 为 x_i 的概率。令 $p_i = f(x_i)$,将式(5)代入式(4),得到误差图像的总信息量为

$$I_{\text{sum}} = \sum_{i=0}^{L-1} \log(\sigma \sqrt{2\pi}) + \sum_{i=0}^{L-1} \frac{x_i^2}{2\sigma^2} \quad (6)$$

因此,若 σ 不变, $I_{\text{sum}} - C \propto \sum x_i^2$, C 为常数。

式(6)表明,如果误差图像的统计分布符合高斯分布,平方误差失真测度能够准确的反映误差图像的信息量。实际上,误差图像并不一定完全符合高斯分布。实验中,我们在码书训练结束后,将每个误差的概率统计 p_i 记录下来,形成概率统计表 P ;然后,再根据式(3)和 P ,计算每个误差的自信息量 $I(x_i)$,形成误差信息量表Info-List。在编码时,我们将矢量量化失真测度直接定义为量化误差的总信息量,利用式(4)和Info-List,计算输入矢量与码书中每个码字的误差信息量 I_{sum} ,而不考虑误差图像的概率分布。

矢量量化的编码过程最终归结为在给码书 C 中搜索与输入矢量 x 最佳匹配的码字 y_i ,使得 y_i 与 x 之间的误差信息量是所有码字中最小的,如式

基于矢量量化的数据压缩有两个关键步骤^[5]:

(1)。因此,我们定义信息量失真测度为:

$$d(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sum_{i=0}^{k-1} I(x_i) = - \sum_{i=0}^{k-1} \log p_i \quad (7)$$

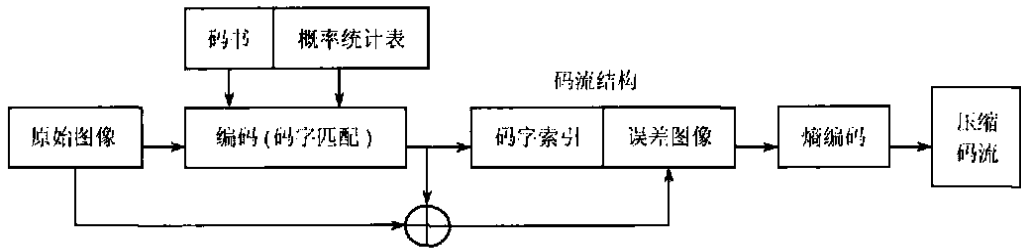


图 2 基于信息量失真测度的矢量量化无损压缩

Fig. 2 The lossless compression diagram using VQ based on information distortion measure

从图 2 可以看出,基于信息量失真测度的矢量量化方法在训练时,不仅得到码书,还需统计得到一个误差图像的概率表,这样,编码时就可以根据码书以及已有的概率表(用于计算失真测度)进行矢量匹配。需要说明的是,基于 MSE 的方法和本文提出方法的解码器是相同的(只需要码书)。

从计算复杂度分析,基于两种失真测度的编码方法是相当的。设矢量维数为 k ,在每次码字匹配过程中,基于两种测度(式(2)和式(7))的失真均需要进行 $2k-1$ 次加减法运算,其中,输入矢量和重构矢量(码字)比较需要 k 次减法运算, k 个分量的失真相加需要 $k-1$ 次加法运算。需要一提的是,式(2)中各个分量误差的平方已在编码前计算好,因此式(2)和(7)均没有乘法运算。

4 实验结果

实验图像为 OMIS-I 图像^[9],具有 128 波段,光谱分辨率为 10nm,覆盖了从可见光到热红外(400—12500nm)的光谱范围。图像尺寸为 512×512 ,像素深度为 12bit,图 3 为 OMIS-I 的第 100 波段图像。为简化计算,图像的像素深度量化为 8bit。

矢量量化分为 4 步:矢量选取,训练集选取,码书生成,量化。(1)矢量为空间采样点在光谱域形成的亮度集;(2)矢量长度分别选取 16, 32, 64;(3)选取高光谱图像中的 10 行作为码书训练集,码书大小分别选取 128, 256, 512, 1024, 2048, 4096;(4)码书训练采用 LBG 方法。量化编码分别采用欧几里德平方误差失真测度(式(2))和本文提出的信息量失真测度(式(7))。

其中, \mathbf{x}, \mathbf{y} 为 k 维矢量, p_i 为分量 x_i 和 y_i 差值($x_i - y_i$)的概率,基于矢量量化的无损压缩编码过程如图 2 所示,反之为解码过程。

用两种失真测度方法所得到的量化误差图像的熵值比较结果见表 1—3(矢量维数分别为 16, 32, 64)。其中, H_D 为误差图像的熵,该熵值提供了矢量量化器的性能估计,描述了压缩完成后的误差熵。 H_A 为输入矢量索引的熵。 H_C 为压缩后的平均熵,即 H_D 与 H_A 之和。 H_{Dinfo} 和 H_{Dse} 分别为采用信息量失真测度和平方误差失真测度编码所得到的误差图像熵。 H_{Cinfo} 和 H_{Cse} 分别为采用两种失真测度编码所得到的平均压缩熵值。



图 3 OMIS-I 第 100 波段的图像

Fig. 3 OMIT-I image at band 100

为了比较基于两种失真测度方法的编码复杂度,表 4 给出了当矢量维数为 64 时,分别采用两种方法时的编码时间,其中, t_{se} 为采用平方误差失真测度的编码时间, t_{info} 为采用信息量失真测度的编码时间。二者所使用的解码器相同,因此不对解码时间进行比较。实验平台是: DELL PC 机(主频 2.4GHz,主存 256M)。

表1 矢量维数=16
Table 1 Vector dimension=16

熵		码书大小	128	256	512	1024	2048	4096
H_D	H_{Dse}		3.40	3.22	3.08	2.90	2.80	2.69
	H_{Dinfo}		3.36	3.17	3.03	2.84	2.73	2.62
H_A			0.44	0.50	0.56	0.63	0.69	0.75
H_C	H_{Cse}		3.84	3.72	3.64	3.53	3.49	3.44
	H_{Cinfo}		3.80	3.67	3.59	3.47	3.42	3.37

表2 矢量维数=32
Table 2 Vector dimension = 32

熵		码书大小	128	256	512	1024	2048	4096
H_D	H_{Dse}		3.55	3.32	3.19	3.12	3.04	2.98
	H_{Dinfo}		3.50	3.27	3.13	3.05	2.97	2.91
H_A			0.22	0.25	0.28	0.31	0.34	0.38
H_C	H_{Cse}		3.77	3.57	3.47	3.43	3.38	3.36
	H_{Cinfo}		3.72	3.52	3.41	3.36	3.31	3.29

表3 矢量维数=64
Table 3 Vector dimension = 64

熵		码书大小	128	256	512	1024	2048	4096
H_D	H_{Dse}		3.50	3.40	3.31	3.26	3.22	3.20
	H_{Dinfo}		3.48	3.37	3.28	3.22	3.18	3.16
H_A			0.11	0.13	0.14	0.16	0.17	0.19
H_C	H_{Cse}		3.61	3.53	3.45	3.40	3.39	3.39
	H_{Cinfo}		3.59	3.40	3.42	3.38	3.35	3.35

表4 两种方法的编码时间比较
Table 4 Encoding time comparison of the two algorithms

熵		码书大小	128	256	512	1024	2048	4096
编码时间								
	t_{se}/s		41	74	143	281	555	1105
	t_{info}/s		43	79	149	290	573	1152

5 结论与讨论

实验结果表明,随着码书尺寸和矢量维数的增加,矢量量化后的误差图像的熵值减小,运算复杂度也相应的增加。利用本文提出的信息量失真测度方法进行矢量量化编码,能够搜索到更匹配的码字,从

而降低误差图像的信息量,在几乎不增加运算复杂度的情况下,使误差图像的平均比特率降低约0.05bpp。

从实验结果的表1-3中,我们还可以看出,当矢量维数为64时,两种失真测度的结果较为接近,原因是欧几里德平方误差测度是误差为高斯分布条件下的信息量失真测度的特殊情况,当矢量维数增

加到 64 时, 误差更加接近高斯分布。

在码书设计时, 如果能找到更好的失真测度, 设计出全局最优的码书, 使量化失真的信息量最小, 降低误差图像的熵, 则有可能进一步提高无损压缩比。

参 考 文 献 (References)

- [1] Aiazzi B, Alba P, Alparone L, *et al*. Lossless Compression of Multi/Hyper-Spectral Imagery Based on a 3-D Fuzzy Prediction [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, **37**(5): 2287—2294.
- [2] Zhang X L, Wu L F, Shen L S. Remote Sensing Image Compression Based on Perceptron [J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2001, **23**(7): 712—715. [张晓玲, 毋立芳, 沈兰荪. 基于感知器的遥感图像无损压缩编码[J]. 电子与信息学报, 2001, **23**(7): 712—715.]
- [3] Baizert P, Pickering M R, Ryan M J. Compression of Hyperspectral Data by Spatial/Spectral Discrete Cosine Transform [A]. *Geoscience and Remote Sensing Symposium*[C]. 2001, **4**: 1859—1861.
- [4] Ryan M J, Arnold J F. The Lossless Compression of AVIRIS Images by Vector Quantization [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1997, **35**(3): 546—550.
- [5] Qian S E, Hollinger A B, Williams D, *et al*. Vector Quantization Using Spectral Index-Based Multiple Subcodebooks for Hyperspectral Data Compression [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2000, **38**(3): 1183—1190.
- [6] Pickering M R, Ryan M J. Efficient Spatial-Spectral Compression of Hyperspectral Data [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, **39**(7): 1536—1539.
- [7] Pickering M R, Ryan M J. Compression of Hyperspectral Data Using Vector Quantisation and the Discrete Cosine Transform [A]. 2000 International Conference on Image Processing [C]. 2000, **2**: 195—198.
- [8] Liu H S, Peng F H, Huang L Q. Feature Analysis of Hyperspectral Images [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2001, **9**(4): 392—395. [刘恒殊, 彭风华, 黄廉卿. 超光谱遥感图像特征分析[J]. 光学精密工程, 2001, **9**(4): 392—395.]
- [9] Liu Y N, Xue Y Q, Wang J Y, *et al*. Operational Modular Imaging Spectrometer [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2002, **21**(1): 9—13. [刘银年, 薛永祺, 王建宇等. 实用型模块化成像光谱仪[J]. 红外与毫米学报, 2002, **21**(1): 9—13.]
- [10] Shen L S, Zhuo L, Tian D, *et al*. Video Coding and Low Rate Transmission [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2001. [沈兰荪, 卓力, 田栋等. 视频编码与低速率传输[M]. 北京: 电子工业出版社, 2001.]

A VQ Based on Information Distortion Measure and Its Application to Lossless Compression of Hyperspectral Image

ZHANG Xiao-ling, ZHANG Pei-qiang, SHEN Lan-sun

(Signal & Information Processing Lab., Beijing University of Technology, Beijing 100022, China)

Abstract: The volume of image data generated by airborne and spaceborne remote sensing mission have been increased dramatically. The efficient lossless compression is urgent. A hyperspectral image comprises a number of bands, each of which represents the intensity of return from an imaged scene received by a sensor at a particular wavelength. Since the reflectance of the earth's surface and atmospheric absorption are wavelength dependent, the brightness vector formed in the spectral domain for each pixel will have a similar form. The relationship between type of ground and spectral response means that a hyperspectral image can be considered as a group of brightness vectors. Therefore VQ (vector quantization) an the ideal candidate for compression. If VQ is used to compress image losslessly, both the codevector index and the quantization error image should be sent to channel. The amount of codevector index is invariable, consequently, it is important to reduce the error image's average information amount, i.e. entropy, if we want to improve the coding efficiency. In this paper, a new VQ lossless compression method based on an information distortion measure is proposed. Using this new measure to match codevector, i.e. quantize vector, the coding efficiency can be improved without increasing complexity. Experimental results show that the entropy of the error image using VQ based on information distortion measure is about 0.05bpp (bits per pixel) lower than that on Euclidean square error measure.

Key words: vector quantization; distortion measure; lossless compression; hyperspectral image