

文章编号: 1007-4619 (2001) 03-0205-09

基于分类 K-L 变换的多波段遥感图像近无损压缩方法

倪 林

(中国科学技术大学 电子工程与信息科学系, 安徽 合肥 230026)

摘 要: 去除空间和谱间相关性是多波段遥感图像压缩中的重要环节, 为了得到更好的去相关效果, 将矢量量化方法引入多波段遥感图像压缩中, 以去除对应同一地物的波段矢量间的相关性。再通过分类 K-L 变换去除量化误差图像的谱间相关性, 对 K-L 变换后的特征图像采用预测树的方法进一步去除谱间结构相关性和空间相关性。实验结果表明, 该方法可以取得很好的压缩效果。

关键词: 矢量量化; 分类 K-L 变换; 预测树

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A

1 引 言

随着遥感技术的飞速发展, 新型航天遥感器及未来地球资源探测平台以及用于军事领域的各种传感器所获取的数据量将越来越大, 用于空间监视与对地和气象观测的多种星载和机载成像传感器, 例如, 小型宽覆盖普查 CCD 相机(可见光全色和单色)、大视场高分辨率 CCD 详查相机(可见光全色和单色)、轻型红外相机和望远镜、多谱和超谱 CCD 相机、微波(无源)遥感设备、合成孔径雷达(SAR)、干涉合成孔径雷达(INSAR), 都要获取大量的图像数据, 不但给星上数据存储和传输带来过重的负担, 也使地面的数据存储和传输难以应付, 因此, 在遥感技术的实际应用中, 必须考虑对遥感图像数据进行压缩, 遥感图像的压缩已成为遥感技术应用研究中的一个重要课题。

遥感图像压缩方法在近十年中得到广泛的研究, 在当今遥感技术飞速发展的迫切要求下, 国内外正不断探索更新更有效的遥感图像压缩方法。总结目前公开发表的遥感图像压缩方法, 大致可分为 3 类——无损压缩、有损压缩和近无损压缩, 无损压缩可保留遥感图像中的全部信息, 但压缩比普遍不高, 一般在 2:1 左右^[1-4], 有损压缩可以取得高的压缩比, 一般在 40:1 左右^[1], 但有可能使遥感图像中的

重要信息丢失, 近无损压缩方法是对上述两种方法的一种折衷, 在提高压缩比的同时, 又使得丢失的信息最少, 近无损压缩比一般在 5:1 左右^[5,6], 对于某些实际应用, 目前存在的近无损压缩方法的指标(压缩比、最大误差和峰值信噪比)仍有待于进一步提高。本文对一类特殊类型的遥感图像——多波段遥感图像的近无损压缩方法进行研究, 即要求在尽量取得高压缩比的同时, 使得多波段遥感图像的编码误差最小。

在多波段图像的压缩方法中, 要考虑去除两类相关性——谱间相关性和空间相关性, 谱间相关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^[7], 谱间相关性又可进一步分为两类, 在统计意义上存在的图像像素数值上的相关性称为统计相关性, 而由于各个波段图像对应同一视场, 图像内容具有相同的几何结构称为结构相关性, 因此, 在多波段图像的压缩中, 为了得到好的谱间去相关效果, 就既要考虑去除谱间统计相关性, 又要考虑去除谱间结构相关性。空间相关性主要是由于同一地物具有相同的反射特性。在多波段图像的近无损压缩方法中, 经常采用 K-L 变换去除谱间相关性, 而用分块 DCT 去除空间相关性^[5,6,8]。直接对原始图像采用 K-L 变换, 虽然去除了谱间统计相关性, 但却改变了原始图像的灰度分布, 使原来明显存在的空间相关性(由成像过程形成)

收稿日期: 2000-05-29; 修订日期: 2000-08-15

基金项目: 中国科学技术大学青年基金资助项目 Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

作者简介: 倪林(1967—), 男, 副教授, 1996 年获清华大学模式识别与智能控制专业博士学位, 同年任教于中国科学技术大学至今, 目前感兴趣的研究领域为图像压缩、模式识别、数据融合等。发表论文十余篇。

变得复杂化,给去除这种相关性增加了难度,本文在 K-L 变换之前就采用矢量量化方法,去除对应于同一地物像素的空间相关性,再用分类 K-L 变换去除谱间的统计相关性,然后采用预测树方法进一步去除特征图像的谱间结构相关性和空间相关性,最后对预测残差图像量化后采用 Huffman 编码。

2 矢量量化

在矢量量化中,首先分解图像数据以产生一组矢量,一般来说,图像数据可以是图像灰度值本身或者是原始数据的某种变换。如 $s = [s_1, s_2, \dots, s_N]^T$ 表示对应于图像数据块的一个 N 维矢量,它可以用 N 维空间中的一点来表示。在 N 维空间中的训练样本矢量所占据的局部空间被量化成 L 个区域 R_i , $i=1, 2, \dots, L$, 称作 Voronoi 区域,图 1 为 $N=2$ 时的 Voronoi 区域。所有落在区域 R_i 内的矢量用一个矢量 $r_i = [r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{iN}]^T$ 表示,该矢量称作码矢量 (codevector), 集合 $C = \{r_1, r_2, \dots, r_L\}$ 称作为码书 (codebook), N 维空间划分成 L 个 Voronoi 区域,使得均方误差最小化,这种划分就是码书设计问题。

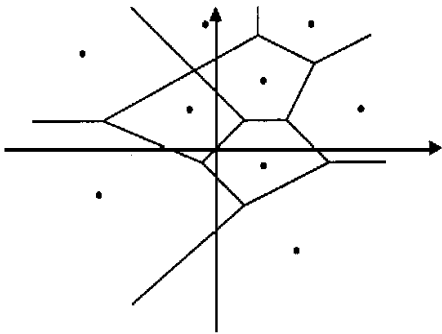


图 1 二维空间划分成 Voronoi 区域

Fig. 1 Dividing the two-dimensional space into the voronoi area

在给定码书的情况下,一个矢量量化器可描述为

$$s = VQ(s) = r_i, \quad s \in R_i \quad (1)$$

编码器从码书中搜索到最接近的码矢量,接着为传输或存储而对这一重构矢量的序号进行熵编码。解码器在查找表中利用序号寻找各自的重构矢量。图 2 描述了编解码器的方框图。

矢量量化方法的核心可以说是码书的设计,码书越能适应编码图像的类型,则 VQ 的性能就越好。码书设计问题可描述如下,给定训练数据集 s 以及码书长度 L , 选择 R_i 和 r_i , $i=1, \dots, L$, 使得数据表示中的整体失真度最小。通常失真度的测量取为

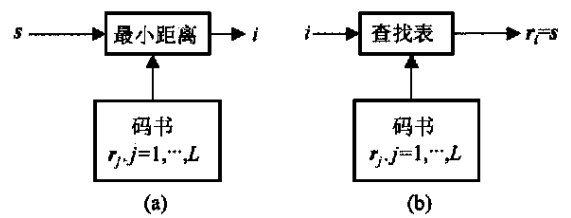


图 2 VQ 方框图

(a) 编码器; (b) 解码器

Fig. 2 The VQ diagram

$$d(s, r) = \|s - r\|^2 \quad (2)$$

其中, $\|\cdot\|^2$ 表示 L^2 范数。码书设计中的经典算法称作 LBG 算法^[9], 它是 K 均值算法的多维扩展, 也是标量 Lloyd-Max 量化法向矢量环境的扩展, 它由以下几步组成:

- (1) 初始化, 设 $j=0$, 选初始码书 $C^{(j)} = r_1, r_2, \dots, r_L$ 。
- (2) 用 $C^{(j)}$ 和一个最小距离分类器来决定区域 R_i , $i=1, 2, \dots, L$ 。
- (3) 如果 $\frac{D^{(j-1)} - D^{(j)}}{D^{(j)}} < \epsilon$, 则结束。其中 $D^{(j)}$ 是采用 $C^{(j)}$ 时的“数据表示中的整体失真度”, ϵ 为给定的阈值。

(4) 增加 j , 通过计算每个 R_i ($i=1, 2, \dots, L$) 的形心 (centroid) 来改变 $C^{(j)}$ 。

对多波段遥感图像采用矢量量化, 要充分考虑多波段遥感图像的特点。多波段遥感图像可被看作三维数据 ($M \times N \times B$), 其中 $M \times N$ 是图像的空间尺寸, B 表示波段数, 其中的每个数据 (像素) 可表示为 $p(i, j, b)$, ($i=1, 2, \dots, M$, $j=1, 2, \dots, N$, $b=1, 2, \dots, B$), 它是对应地物在 b 波段的反射值。向量 $p(i, j) = [p(i, j, 1), p(i, j, 2), \dots, p(i, j, B)]$ 称为波段向量, 它是同一地物在不同波段的反射值, 反映了对应地物的光谱反射特性。在矢量量化中, 我们将量化矢量选为 $p(i, j)$ ($i=1, 2, \dots, M$, $j=1, 2, \dots, N$), 将码书 $C = \{r_1, r_2, \dots, r_L\}$ 中的矢量称作中心波段向量, 它代表每一类的类中心, 当 L 足够大时, 图 1 中的每个 Voronoi 区域将对应同一地物。可见, 码书的生成过程就可以看作一种遥感图像的分类过程, 由这一分类过程得到一幅分类图, 分类图中的每个像素值可以看作作为一个码书索引, 矢量量化就是根据码书索引用对应的中心波段向量代替该类中的其它波段向量。而矢量量化误差就是将每类中的波段向量减去该类的中心波段向量, 图 3(a) 为某类矢量在二维空间的概率分布, 图 3(b) 为矢量量化误差的概率分布, 可见矢量量化的结果就是将矢量

分布向矢量空间中的原点移动。

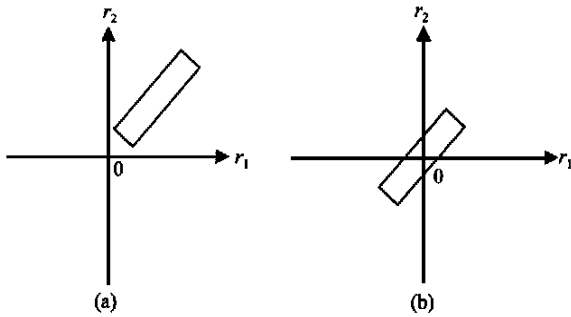


图3 矢量量化改变矢量的概率分布

Fig. 3 The VQ changes the vectors distributions

由矢量量化的过程可以看出，矢量量化并未改变矢量中各分量间的相关性，图3(a)中分量 r_1 和 r_2 具有较强的相关性，图3(b)中这种相关性在量化后仍然保留，这说明矢量量化去除的主要是空间相关性，而在每一类中的谱间相关性仍然存在，这就意味着在每一类中应用K-L变换同样会取得好的谱间去相关效果，可见，在K-L变换前采用矢量量化，一方面可以去除空间相关性，另一方面，又不影响谱间K-L变换性能的发挥。

对图4的MAIS图像和SPOT图像的6个波段数据的实验表明，矢量量化误差的熵值随着码书尺寸 L 变大而不断减小，如图5。熵值的减小显然有利于提高压缩比，但码书尺寸变大意味着分类数的增加，这就需要增加对码书索引编码的比特数，也即是增加对分类图(图6)编码的比特数，例如，在采用等长码表示分类图的情况下，码书尺寸每增加一倍，每幅图像用于分类图的开销平均约增加0.167 bit/pixel，如果这种开销大于量化误差图像熵值的减小值，分类数(也即码书尺寸)的增加就不能取得期望的效果，因此，要考虑上述两方面的因素，在编码过程中，需要根据实际情况确定一个适当的码书尺寸。对于具体的分类数目或码书尺寸的确定，我们在后面实

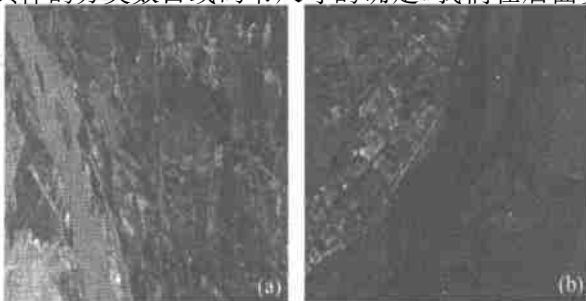


图4 实验用图像数据

Fig. 4 The image data used in the experiment

验部分作出进一步探讨。

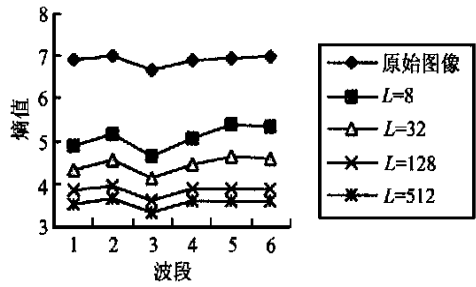


图5 码书尺寸和矢量量化误差的熵值之间的关系

Fig. 5 The relationship between the codebook size and the entropy of the VQ errors



图6 图4的8类分类图

Fig. 6 The classification map for fig. 4 with 8 classes

3 分类K-L变换

如前所述，矢量量化去除的是空间相关性，它并未改变每类矢量的谱间相关性，即矢量量化误差图像仍然存在着图3所示的谱间相关性，我们采用分类K-L变换去除这种谱间相关。

K-L变换是一种最佳正交变换，它根据变换对象的统计特性，构造最佳坐标系，并通过变换将矢量投影到该最佳坐标系中，从而改变矢量在原坐标系中的分布，去除矢量的各个分量间的相关性。K-L变换是一种可逆变换，因而，可用于遥感图像的压缩中。对于一组 B 维矢量 $p_i (i=1, 2, \dots, N)$ ，可用以下方法构造其K-L变换：

(1) 计算协方差矩阵

$$COV(i, j) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (p_{ki} - m_i) \times (p_{kj} - m_j)$$

$$i, j = 1, 2, \dots, B \quad (3)$$

其中 p_{ki} 是向量 p_k 的第 i 个分量， m_i 是均值向量 m 的第 i 个分量。

(2) 计算矩阵 COV 的特征向量 $e_i, i=1, 2, \dots, B$ ，得到变换矩阵 $C = (e_1, e_2, \dots, e_B)^T$ 。

(3) 向量 p_i 的K-L变换为 $q_i = Cp_i$ 。

(4) 由于 $C^{-1} = C^T$, 则相应的逆变换为 $p_i = C^T q_i$ 。

K-L 变换具有下面的性质

$$C \cdot COV \cdot C^T = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_N \end{bmatrix} \quad (4)$$

当 K-L 变换用于有损压缩时, 常将对应于最小的 $N - m$ 个特征值的特征向量置为 0, 由其余的向量构成逆变换矩阵, 由此产生的均方误差为 $\lambda_{m+1} + \lambda_{m+2} + \dots + \lambda_N$ 。

K-L 变换的去相关效果如图 7, 可见, 当矢量的分布在某个方向上(非坐标方向)具有显著大或显著小的方差时, 采用 K-L 变换的去相关效果最好, 方差显著大或方差显著小的方向一般被确定为最佳坐标系的某个坐标方向。在最佳坐标系中, 各个坐标方向上的矢量分布方差将改变原来均匀分布的状况, 而变得差别较大。在某些应用中, 往往舍弃方差极小的坐标方向, 将问题降低维空间中, 从而减小问题的复杂度; 而当矢量空间中, 各个方向上的方差分布较均匀, 即基本上呈超球体分布时, K-L 变换的效果就不明显。在我们的编码方法中, 由于经过矢量量化以后, 每类的量化误差矢量分布, 均向矢量空间的原点移动, 当各类量化误差矢量分布叠加后, 有可能使得总的量化误差在各个方向上的分布较为均匀, 甚至呈超球体分布, 此时, 采用 K-L 变换就难以取得很好的去相关效果。而由图 3 可见, 在每一类中, 矢量量化并未改变矢量空间中矢量分布区域的形状, 即没有改变矢量中各分量间的相关性, 因而在每一类的量化误差中采用 K-L 变换会取得较好的去相关效果, 我们把这种 K-L 变换叫做分类 K-L 变换。

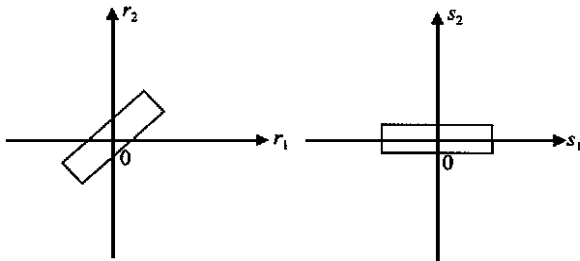


图 7 K-L 变换的去相关效果

Fig. 7 The decorrelation effect of the K-L transform

分类 K-L 变换将每一类的量化误差矢量作为变换对象, 由每类误差矢量得到一个变换矩阵 C_i , $i = 1, 2, \dots, L$, 以去除每类矢量各分量间的相关性。可

见, 分类 K-L 变换所要构造的 K-L 变换的个数应等于分类数, 也即等于矢量量化的码书尺寸。

为了检验分类 K-L 变换的去相关效果, 我们采用图 4(b)所示的一组实验数据, 它取自 1991 年 6 月 24 日里斯本泰吉河流域的 SPOT 遥感图像, 尺寸为 256×256 , 共 6 个波段, 像素灰度级为 256 (8 bits)。图 8 为分类 K-L 变换的去相关效果, 其中分类数为 8 类, 可见, K-L 变换前, 矢量量化误差数据的方差在各个波段分布较为均匀, 变换后, 数据能量向少数波段集中, 而分类 K-L 变换的能量集中性能明显好于未采用分类(以后称为全局)的 K-L 变换。

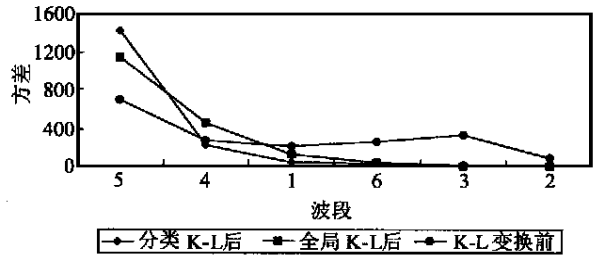


图 8 分类 K-L 变换的去相关效果

Fig. 8 The decorrelation effect of the classified K-L transform

值得一提的是采用分类 K-L 变换, 需要存储和类别数相等的变换矩阵, 设变换矩阵的每个系数用 4 Byte 存储, 则分 8 类时共需 1152 Byte, 对于 6 波段的数据来说, 相当于增加 0.023 bpp, 若再增加分类数时, 就要综合考虑矢量量化的去相关效果和分类 K-L 变换带来的增益、存储变换矩阵和分类图的开销以及运算量等因素, 实验表明, 随着分类数的增加, 虽然矢量量化的去相关效果变好, 但存储分类图的开销增加, 同时 K-L 变换的性能下降, 并且运算量也相应增加, 综合上述因素, 我们一般选用 8 类。

4 预测树去除结构相关

在多波段遥感图像的近无损压缩中, 对 K-L 变换后的特征图像(eigenimage)常采用 DCT 去除空间相关性^[5,6], 再对变换系数量化、编码。通过对分类 K-L 变换后的特征图像的分析表明, 各波段的特征图像仍然具有相同的结构, 如图 9, 图中数据为对特征图像的 8 bit 量化, 可见, 特征图像间仍存在明显的谱间结构相关性, 用传统的 DCT 方法显然不能去除这种相关性, 为此, 我们采用预测树的方法, 在去除特征图像的空间相关的同时又可去除谱间结构相关。预测树的方法由 N.D. Menon 和 K. Sayood 提出^[1], 该方法将待编码图像的每个像素看作一个结

点, 相邻结点的连线为一条边, 相邻结点的数值之差为该边的权值, 由此得到一个加权图, 在该加权图上构造一个最小生成树即为预测树。预测树给出了一个非因果的预测模型, 由该模型得到的预测误差的均方值最小。选取什么样的预测树取决于具体图像的内容, 对于图 9 所示的 6 幅特征图像, 由于具有相同的几何结构, 显然可以采用类似的预测树, 实验也证明了 6 幅图像的预测树大致相同, 我们通过对 6 幅特征图像采用相同的预测树, 用以去除特征图像的谱间结构相关性。

个结点, 相应的有 $2n(n-1)$ 条边, 可以推出记录一个预测树最多不超过 2 bits/pixel 。对于单幅遥感图像来说, 应用预测树方法时, 由预测树预测所带来的增益可能被记录预测树的开销所抵消。而对于多波段遥感图像来说, 记录预测树的开销低于 0.33 bit/pixel (6 波段), 由预测树带来的增益可能大于该数值, 此时采用预测树就可能取得较好的效果。

图 10 为一种预测树, 预测树的构造有 Prim 和 Kruskal 两种方法^[10], 对于 $n \times n$ 的图像, Prim 算法的时间复杂度为 $O(n^4)$, Kruskal 算法的时间复杂度为 $O(n^2 \log n)$ (4 邻域), 为简单起见, 我们采用 Kruskal 算法。

设图像的尺寸为 $n \times n$, 即上述加权图中有 n^2

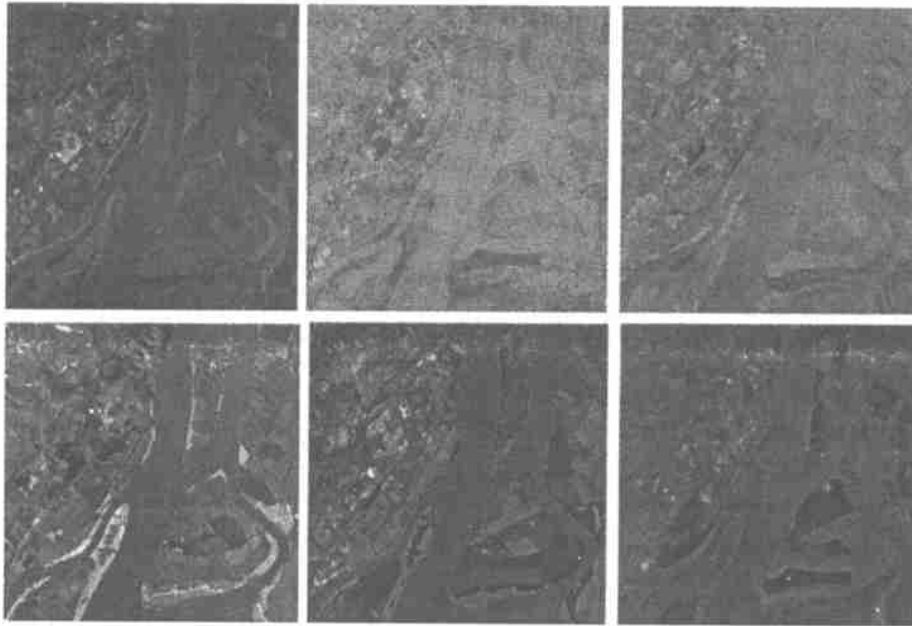


图 9 分类 K-L 变换的特征图像

Fig. 9 The eigenimages of the classified K-L transform

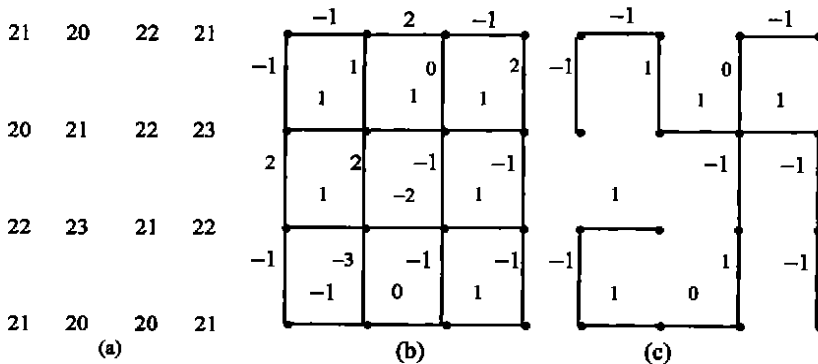


图 10 4 邻域预测树

(a) 4x4 图像数据; (b) 加权图; (c) 生成树

Fig. 10 The 4 neighborhood prediction tree

5 实验结果

实验采用的编、解码算法如图 11, 可见, 编码对象主要分为 5 个部分, 即码书、分类图、分类 K-L 变换矩阵、预测误差和预测树, 实验中, 直接记录码书中的矢量的分类 K-L 变换矩阵。由于分类图存在较

强的空间相关性, 进行空间预测后再采用 Huffman 编码。预测树和量化后的预测误差都采用 Huffman 编码。实验在 PII-266 微机上进行, 采用图 4(b) 所示的 6 波段 SPOT 图像, 采用压缩比、最大误差 (*Max-error*) 和峰值信噪比 (*PSNR*)³ 项指标来考察编码性能, 其中峰值信噪比定义为

$$PSNR = 10\log(255^2 / rms^2) \text{dB} \quad (5)$$

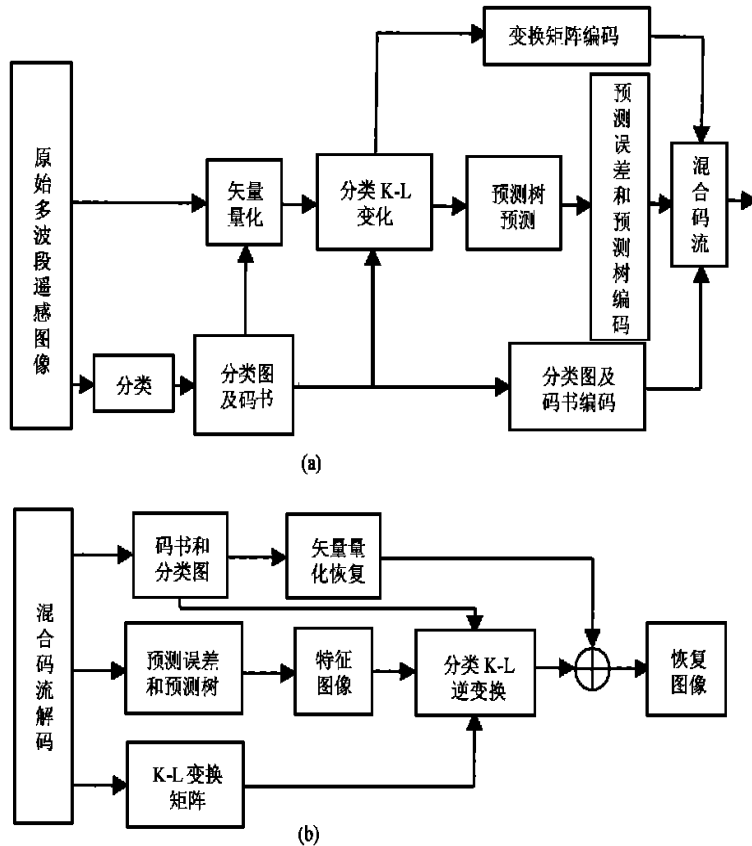


图 11 实验采用的编、解码算法

(a) 编码; (b) 解码

Fig. 11 The coding and decoding schemes of the experiment

rms 为均方差, 定义为

$$rms = \frac{1}{B} \sum_{k=1}^B \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [p(i, j, k) - \hat{p}(i, j, k)]^2} \quad (6)$$

5.1 分类数对编码性能的影响

如前所述, 矢量量化的码书生成过程就是遥感图像的分类过程, 分类数的大小对编码性能会产生很大影响。当分类数较小, 即进行粗分类时, 矢量量化的空间去相关效果较差, 但可节省分类图的编码比特以及节省码书和变换矩阵的存储数据, 还可减少编解码时间; 当分类数增大, 即进行细分类时, 分类的精度提高, 矢量量化的空间去相关效果显著变好, 但分类图的编码比特数以及码书和变换矩阵的

数据也会相应增加, 同时, K-L 变换的效果变差, 编解码时间显著增加。可见, 分类数的选择, 即分类精度的确定, 要从提高整个编解码性能的角度出发, 综合考虑上述因素。在实践中, 为了取得选择分类数的一般经验, 我们进行了下面的实验。

实验数据取自美国丹佛地区的一景 TM (6 波段) 图像数据, 图像尺寸为 256 × 256, 256 灰度级 (8 bit), 如图 12(a)。通过量化环节将图像压缩比控制在 7:1, 对应不同分类数的编码性能的比较如图 13 和表 1, 表 1 中的数据表示产生相应误差的像素数占总像素数的百分比。由实验结果可见, 分类数的增加, 只能带来很小的信噪比的提高, 当分类数过大时, 反而会导致信噪比的下降; 编码时间随着分类数的增加而明显增加, 这主要消耗在矢量量化时的码书训练

上,当然,还包括 K-L 变换的时间,解码时间一般在 2 s 左右,随分类数的增加量也不超过 2 s,可见分类数对解码时间的影响不大;随着分类数的增加,出现大

误差的概率减小,同时最大误差也会相应减小,但分类数过大时,误差减小的效果不明显。考虑编码方法的综合性能,由实验得到可行的分类数为 8,16 或 32。

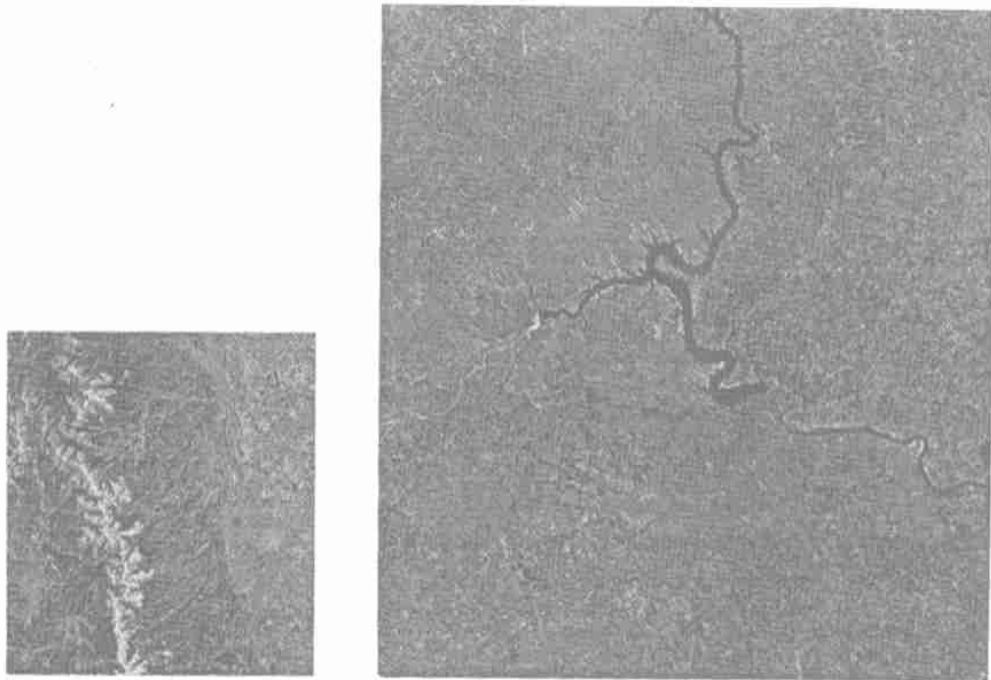


图 12 实验图像数据

Fig. 12 Experimental image data

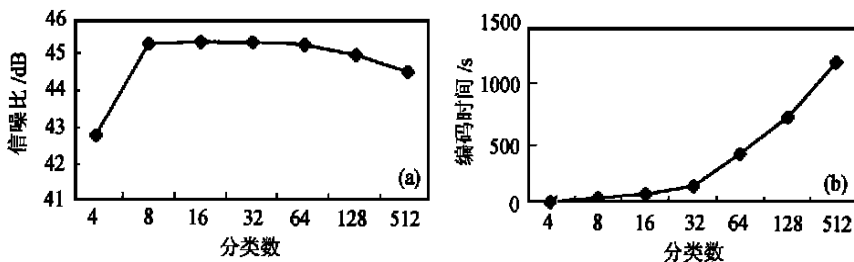


图 13 分类数对编码性能的影响

Fig. 13 The coding performance affected by the number of classes

表 1 分类数对编码误差分布的影响

Table 1 The distribution of the coding errors affected by the number of classes

分类数	4	8	16	32	64	128	512
$err < 1$	80.12%	83.23%	84.11%	85.56%	85.64%	85.7%	85.84%
$1 \leq err < 3$	12.3%	13.45%	13.57%	12.60%	12.68%	12.66%	12.72%
$3 \leq err < 5$	2.18%	2.20%	1.53%	1.21%	1.20%	1.22%	1.12%
$err \geq 5$	1.67%	1.12%	0.79%	0.63%	0.48%	0.41%	0.32%
最大误差	15	10	12	12	11	12	11

5.2 和其它编码方法的比较

为了说明采用分类 K-LT 和采用预测树方法的效果,我们分别在编码算法的相应环节,将它们和全

局 K-LT 以及 DCT 方法进行对比,实验采用图 4(b) 的 6 波段 SPOT 图像,分类数选为 8,通过量化环节控制压缩比为 7:1,实验结果如表 2 和表 3,可见,分类 K-LT 和预测树能取得明显的压缩效果。

表 2 矢量量化、分类 K-LT 和预测树方法中各数据分量在压缩数据中所占比例

Table 2 The percentage of the data components for the VQ, the classified K-LT and the prediction tree in the whole compressed data

	码书	分类图	变换矩阵	预测树	预测误差
字节数	192	17367	1152	15729	21733
百分比/%	0.34	30.92	2.05	28	38.69

表 3 压缩比相同(7:1)时 3 种方法的比较

Table 3 The comprison of the three coding methods with the same compression ratio (7:1)

编码方法	$err < 1$	$1 \leq err < 3$	$3 \leq err < 5$	$err \geq 5$	Maxerror	rms	PSNR
矢量量化、全局 K-LT 和 DCT	80.02%	16.80%	2.21%	0.96%	10	0.97	48.40
矢量量化、全局 K-LT 和预测树	87.13%	10.66%	1.98%	0.23%	6	0.56	53.17
矢量量化、分类 K-LT 和预测树	90.40%	9.41%	0.02%	0	4	0.23	60.90

注: err 表示灰度误差值

5.3 对大尺寸图像的压缩效果

上述实验表明, 我们的编码方法对尺寸较小(256×256)的图像能取得很好的压缩效果, 为了检验本方法对大尺寸图像的有效性, 我们选用美国皮

埃尔(Pierre)地区多谱图像的 6 个波段作为实验数据, 图像尺寸为 1024×1024, 256 灰度级(8 bit), 如图 12(b), 实验中选取分类数为 8, 压缩比控制为 7:1, 实验结果如表 4。可见, 本文方法对大尺寸的图像仍能取得令人满意的结果。

表 4 对于大尺寸图像, 压缩比相同(7:1)时 3 种方法的比较

Table 4 Comprison of the three coding methods with the same compression ratio (7:1) for the larger image

编码方法	$err < 1$	$1 \leq err < 3$	$3 \leq err < 5$	$err \geq 5$	Maxerror	rms	PSNR
矢量量化、全局 K-LT 和 DCT	70.30%	22.52%	5.32%	1.85%	13	1.37	45.37
矢量量化、全局 K-LT 和预测树	75.43%	20.66%	4.69%	1.02%	10	0.78	50.28
矢量量化、分类 K-LT 和预测树	81.29%	16.52%	1.48%	0.54%	8	0.37	56.76

注: err 表示灰度误差值

6 结 论

通过分类算法实现矢量量化, 去除空间相关; 对矢量量化误差图像采用分类 K-L 变换去除谱间相关; 再对特征图像用预测树方法去除剩余的谱间结构相关和空间相关。实验表明, 矢量量化能很好地去除空间相关性, 随着码书尺寸的增加, 量化误差的熵值显著减小; 理论分析和实验都表明分类 K-L 变换比全局 K-L 变换具有更好的去相关或能量集中效果; 对应用预测树和 DCT 的效果也进行了比较, 由于预测树可以去除特征图像的谱间结构相关性, 因而能取得更好的效果; 在实际的编码中, 对分类数的选择也进行了实验研究。通过结合矢量量化、分类 K-L 变换和预测树的方法, 构成一个完整的编、解码算法, 该算法适用于不同尺寸的图像; 实验取得了令人满意的结果, 显示了本文的压缩算法在多波段遥感图像压缩中的实用价值。

参 考 文 献 (References)

- [1] Memon N D, Sayood K, Naghira S S. Lossless compression of multi-spectral image data [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, 1994, **32**(2): 282-289.
- [2] Wang J F, Zhang K, Tang S. Spectral and spatial decorrelation of Landsat-TM data for lossless compression [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, 1995, **33**(5): 1277-1285.
- [3] Roger R E, Arnold F. Reversible Image Compression Bounded by Noise [J]. *IEEE Trans. Geo. Remote Sensing*, 1994, **32**(1): 19-24.
- [4] Arnavut Z, Narumalani S. Application of Permutation to Lossless Compression of Multispectral Thematic Mapper Image [J]. *Optical Engineering*, 1996, **35**(12).
- [5] Saghi J A, Tescher A G. Near-lossless Bandwidth Compression for Radiometric Data [J]. *Optical Engineering*, 1991, **30**(7): 934-939.
- [6] Saghi J A, Tescher A G, Reagan J T. Practical Transform Coding of Multispectral Imagery [J]. *IEEE Signal Processing Mag.*, 1995, **12**(1): 32-43.
- [7] Rao A K, Bhargava S. Multispectral Data Compression Using Bidi-

- rectional Interband Prediction [J]. *IEEE Trans. on Remote Sensing*, 1996, **34**(2): 228–240.
- [8] Hong G, Hall G, Errell J. Discrete Cosine Transform Data Compression Application Applied to Satellite Sensor Image [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1995, **16**(5): 835–850.
- [9] Linde Y, Buzo A, Gray R M. An Algorithm for Vector Quantizer Design [J]. *IEEE Trans. Commun.*, 1980, **28**(1): 84–95.
- [10] Yan Weimin, Wu Weimin. *Data Structure*. Beijing: The Publication of The Tsinghua Univ., 1997. [严蔚敏, 吴伟民. 数据结构. 北京: 清华大学出版社, 1997.]

Near-Lossless Compression of Multispectral Remote Sensing Image Based on Classified K-L Transform

NI Lin

(*Department of Electronic Engineering and Information Sciences, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China*)

Abstract: The spatial and spectral decorrelation are important steps in the compression of multispectral remote sensing image. To obtain better decorrelation effect, in this paper, the vector quantization is employed into the compression of multispectral remote sensing image in order to decorrelate the spectral vectors corresponding to the same objects. Then the classified K-L transform is used to reduce the spectral correlation of quantization error image. Finally, the prediction tree is adopted to reduce the spectral correlation of structure and the spatial correlation of the eigenimages. The experimental results show that satisfactory compression effect, has been achieved using the methods introduced in this paper.

Key words: vector quantization; classified K-L transform; prediction tree