

采用自适应波段分组的高光谱图像压缩算法

白 璘 何明一 戴玉超

(西北工业大学电子信息学院 陕西省信息获取与处理重点实验室 西安 710129)

摘 要 针对高光谱成像中海量数据对存储与传输造成的困难,提出一种结合自适应波段分组与码率预分配的高光谱图像压缩算法。算法采用基于吸引力传播聚类的方法进行自适应波段分组预处理,通过波段分组与预测参考帧的选取来提高压缩算法的编码性能。对不同分组内的高光谱图像采用分段预测算法去除谱间冗余,同时根据预测残差信息量的大小对空间压缩算法进行自适应码率分配。实验结果表明,在保证图像质量与较低计算复杂度的前提下,其重建图像的峰值信噪比对比算法有所提高。

关键词 高光谱图像压缩,波段分组,吸引力传播聚类,谱间预测

中图分类号 TN911,TP79 文献标识码 A

Hyperspectral Images Compression Algorithm Using Adaptive Band Regrouping

BAI Lin HE Ming-yi DAI Yu-chao

(Shaanxi Key Laboratory of Information Acquisition and Processing, School of Electronics and Information,
Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China)

Abstract Aiming at handling the difficulty of storage and transmission caused by the large volume of data, a hyperspectral image compression algorithm was proposed, which combines adaptive band regrouping and bit rate pre-allocation. The bands regrouping preprocessing based on affinity propagation clustering and reference frame selection were utilized to exploit spectrum correlation sufficiently. The interband prediction was applied to de-correlate the spectrum redundancy in different groups while bit ratio pre-allocation was utilized for intraband compression according to the information of prediction residual. Experimental results show that the proposed approach achieves a good performance in quality and complexity, the average peak signal to noise ratio (PSNR) is higher than the state of the art algorithms.

Keywords Hyperspectral image compression, Band regrouping, Affinity propagation clustering, Interband prediction

1 引言

高光谱遥感成像技术(Hyperspectral Remote Sensing, HRS)是20世纪80年代初发展起来的一种新型遥感成像技术。与一般的多光谱(multi-spectral)或全色(panchromatic)图像相比,高光谱图像包含了更为丰富的地物信息,可进行目标检测、分类与识别,它广泛应用于农业生产、环境监测、军事侦察等领域。通过成像光谱仪获得的高光谱图像可以看作是一种三维立体图像,即在普通二维图像的基础上增加了一维光谱信息,波段数可以达到几十甚至几百个。其庞大的数据量不仅给数据的存储与传输带来了挑战,同时给高光谱图像的有效处理带来了困难,因此有必要研究高光谱成像海量数据的压缩问题。针对这一问题,国内外研究人员相继提出了许多高光谱图像压缩算法,并取得了一些不错的效果。这些算法主要包括预测编码算法、基于变换的算法以及矢量量化算法等^[1,3]。

与自然图像相比,高光谱图像空间相关性较差,只靠谱内压缩很难获得较高的压缩比。由于各谱段图像的成像对象是

同一地物,虽然各图像在灰度值上会有很大差异,但其结构是非常相似的。如果利用这种谱间冗余压缩高光谱图像,就有可能获得较大的压缩比。此外,高光谱图像中不同类型的波段区域,如可见光、远红外、近红外等波段成像差异较为明显。如果按照波段类型对高光谱图像波段进行分组,则可有效利用同一类型波段图像间的统计相关性,有效减少计算量,提高压缩比。

本文提出的算法,首先根据高光谱图像谱间相关性的不同,利用吸引力传播聚类算法进行自适应波段分组,然后对不同分组内的高光谱图像采用分段预测算法去除谱间冗余,同时根据预测残差信息量的大小对空间压缩算法进行自适应码率分配。在AVIRIS 224波段遥感图像上进行实验的结果证明了算法的有效性。

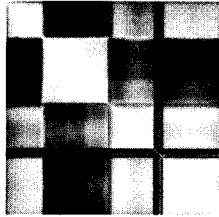
2 自适应波段分组算法

由于高光谱数据中各谱段是同时对某一地物在不同波段上成像所得,谱段间同一像素位置上的强度值非常近似,具有很强的谱间相关性。不同物质的光谱曲线各不相同,然而光

到稿日期:2010-07-01 返修日期:2010-11-12 本文受国家自然科学基金重点项目(60736007)资助。

白 璘(1981-),男,博士生,主要研究方向为信号处理、高光谱图像处理、数据压缩,E-mail:bai1981@sina.com.cn;何明一(1958-),男,教授,主要研究方向为智能信号处理、遥感图像处理;戴玉超(1982-),男,博士生,主要研究方向为图像处理、模式识别。

谱响应会受到大气传输等因素的影响,导致地物光谱有跳跃性,进而影响了光谱随波长增加的连续性,使得某些谱段间的强度值差别很大,甚至是相邻谱段也可能存在突变尖峰,很难对谱间信息进行能量聚集。图1是AVIRIS高光谱图像的相关系数矩阵(亮度越高表示相关性越强)。从图中可以发现,高光谱图像相邻波段间相关性较高,间隔较远的波段之间相关性很弱,在对角线上,相关系数矩阵出现明显的分块效应。面对图像谱段间的不规律问题,有必要将图像序列进行分组,将相关强度高的谱段放到一起,才能更有效地去除高光谱图像的谱间相关性。



(Jasper Ridge 白色代表1,黑色代表0)

图1 AVIRIS高光谱图像相关系数矩阵

2.1 吸引力传播聚类算法简介

传统的波段分组一般采用k-means聚类,其基本思想是依据波段相关性,从大量数据对象中随机选取 k 个对象作为初始聚类中心,根据最小距离准则对数据对象进行分类。对于不同的初始聚类中心,该算法容易产生不同的结果,就是说聚类结果带有很大的随机性;此外,该算法的聚类结果不能根据高光谱图像本身的变化自动改变 k 值,用户需指定聚类数目、初始质心和阈值大小,其本质上不是根据聚类元素的分布进行自适应聚类,且聚类精度和效率依赖于初始质心的选取等预设参数,这不仅增加了选取 k 值的难度,也影响了聚类结果的准确性。

B. J. Frey和D. Dueck于2007年在“Science”上提出的吸引力传播聚类(Affinity propagation clustering, AP)算法是一种新的无监督聚类算法,其基本思想就是通过消息传递,实现数据点的自动聚类^[4,5]。AP算法以 $N \times N$ 阶相似度矩阵 S 为基础,并在算法初始时将所有的数据点都视为潜在聚类中心(或称代表,exemplar),通过一个迭代循环不断进行证据的搜集和传递,以产生 m 个高质量的代表和对应的聚类,同时聚类的能量函数也得到了最小化。将各数据点分配给最近的类代表所属的类,则找到的 m 个聚类结果即是聚类结果。

具体来说,假设在数据的特征空间中存在一些比较紧密的聚类,且聚类的能量函数为各数据点与其聚类中心的相似度之和, $E(C) = -\sum_i S(i, C_i)$,其中 C_i 为点 i 的聚类中心。将负的两点间距离设为吸引力或归属感,则点 k 对较近的点 i 吸引力较大,同样点 i 认同点 k 作为其聚类中心的归属感也较大。处于聚类中心处的数据点 k 对其他数据点的吸引力之和较大,成为聚类中心的可能性也越大;反之,处于聚类边缘处的数据点对其他数据点的吸引力之和较小,因此成为聚类中心的可能性也越小。AP算法为选出合适的聚类中心而不断从数据中搜集有关证据;令 $r(i, k)$ 为点 k 对点 i 的吸引力(responsibility),用来描述数据点 k 适合作为数据点 i 的类代表的程度; $a(i, k)$ 为点 i 对点 k 的归属感(availability),用来描述点 i 选择数据点 k 作为其类代表的适合程度。 $r(i, k) + a(i, k)$ 越大,则点 k 作为最终聚类中心的可能性就越大。AP

算法较k-means算法速度快,准确性高,无需预先指定分类数,适合海量数据的高光谱图像聚类问题^[6]。

2.2 分组算法实现

本文提出的波段分组算法正是基于上述AP算法,以高光谱图像作为聚类对象,以谱间相关性作为聚类的输入数据相似度,通过AP聚类可将 M 个波段分成 k 组,从而完成自适应波段分组。其具体算法如下:

1)计算相似度矩阵 $s(i, k)$:

$$s(i, k) = T[x_i, x_k], \text{其中 } T[\cdot] \text{ 为谱间相关系数}$$

2)初始化:

$$\text{对所有的 } i, k, r(i, k) = 0, a(i, k) = 0$$

3)确定加权偏好参数 $p_k, (k=1, \dots, N)$: $p_k = \text{median}_{i \neq j, i, j=1, \dots, N} s(i, j)$ 或 $p_k = \min_{i \neq j, i, j=1, \dots, N} s(i, j)$

4)计算吸引度信息与更新:

$$r(i, k) \leftarrow s(i, k) - \max_{k' \neq k} \{a(i, k') + s(i, k')\}$$

$$r(i, k) \leftarrow \lambda * r(i, k)_{\text{old}} + (1 - \lambda) * r(i, k)_{\text{new}}$$

5)归属度信息计算与更新:

$$a(i, k) \leftarrow \min\{0, r(i, k) + \sum_{i' \notin (i, k)} \max\{0, r(i', k)\}\}$$

$$a(i, k) \leftarrow \lambda * a(i, k)_{\text{old}} + (1 - \lambda) * a(i, k)_{\text{new}}$$

6)样本决策:

$$c_i \leftarrow \text{argmax}_k (r(i, k) + a(i, k))$$

式中, N 为数据集中数据点的个数。

3 基于谱间预测与码流预分配的高光谱图像压缩算法

本文算法的主要思路是对预处理后的谱段分组别进行处理,将组内谱图像序列里的预测参考帧与组内其他图像做残差,然后对残差图像进行压缩;解码时,用该参考帧来恢复其余谱段的图像。为适合星载通信和深空探测的需要,对预测参考帧和残差图像采用空间数据系统咨询委员会(Consultative Committee for Space Data Systems, CCSDS)推荐的遥感图像压缩标准,并对每波段残差图像的压缩进行了码率预分配。算法整体流程框图如图2所示。

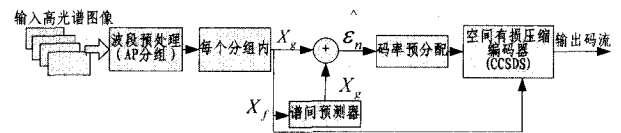


图2 算法整体流程框图

3.1 基于分段预测的谱间压缩算法

考虑到星载通信和深空探测对算法实时性的要求,分段预测算法应采用低复杂度设计。对经过波段分组预处理后的每一个分组内的波段,设 X_f 为预测波段图像, X_g 为被预测波段图像。采用一阶线性优化预测器:

$$X_g(i, j) = a \cdot X_f(i, j) + b \quad (1)$$

式中, $X_f(i, j)$ 表示预测波段图像第 i 行 j 列的像素灰度值, a, b 为预测系数。设图像大小为 $M \times N$,整幅图像的预测误差均方值为:

$$\epsilon^2 = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} [X_g(i, j) - a \cdot X_f(i, j) - b]^2 \quad (2)$$

欲使预测均方误差最小,则须满足如下条件:

$$\begin{cases} \frac{\partial \epsilon^2}{\partial a} = 0 \\ \frac{\partial \epsilon^2}{\partial b} = 0 \end{cases} \quad (3)$$

最终求解出 a, b 的值:

$$\begin{cases} a = \frac{R(X_f, X_g) - u(X_f)u(X_g)}{R(X_f, X_f) - u^2(X_f)} \\ b = u(X_g) - \frac{R(X_f, X_g) - u(X_f)u(X_g)}{R(X_f, X_f) - u^2(X_f)} u(X_f) \end{cases} \quad (4)$$

式中,

$$R(X_f, X_g) = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} X_f(i, j) X_g(i, j)$$

$$u(f) = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} X_f(i, j)$$

预测误差送入空间压缩编码器进行量化编码,形成最终输出码流。需要说明的是,在分组预测开始前,须指定组内的一个谱段为该组的预测参考帧。传统思路是在组内任意指定一帧图像为参考帧,本文则是对组内所有谱段求线性平均,得到平均谱,选组内与该平均谱最接近的波段作为预测参考帧,这样能进一步提高谱间相关性,提高压缩比,抑制误差传播。

3.2 码率预分配

经过分段谱间预测后的残差图像去除了谱间冗余,但是还具有较强的空间冗余。空间数据系统咨询委员会于2005年11月提出的CCSDS122.0-B-1压缩算法,是一种基于小波变换的图像专用压缩算法^[7,8]。该算法以其优良的图像压缩效率以及针对空间数据的高可靠策略,在遥感数据压缩领域具有广阔的应用前景。为适应对地观测系统和深空探测的需要,本文采用CCSDS有损压缩算法作为空间压缩算法。对于本算法,如何为分组内每一波段的预测残差在进行CCSDS压缩时预先分配编码所需码长,是非常重要的。若分配不合理,则会导致信息量大的波段得不到高质量的重建效果或者导致误差传递效应增大。因此,若根据波段图像本身信息量和波段与其他波段相关性的大小来进行压缩码率预分配,则可使重建图像在相同压缩比的情况下取得更高的质量^[9]。

对于一幅数字图像 f 而言,令 M 为图像的长度, N 为图像的宽度, u_f 表示该图像的灰度的平均值,其标准差定义为 σ

$$(f) = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [f(i, j) - u_f]^2}$$

相邻两波段的预测残差图像的标准差 $\sigma(\epsilon_i)$ 反映了预测残差图像 ϵ_i 的信息量,同时反映了相邻两个波段间相关性的大小,故本文采用 $\sigma(\epsilon_i)$ 作为分组内各波段码率预分配的权重。设每个分组内高光图像波段数为 B , 设 X_f 为预测波段图像, X_i 为第 i 个被预测波段图像,给定的总编码长度为 R_T ,其码率预分配算法如下:

- 1) 令预测波段 X_f 的码长为 R_f ;
- 2) 利用式(4),计算预测系数 a_i, b_i 以及预测残差图像 ϵ_i , 计算 $\sigma(\epsilon_i)$;
- 3) $i=i+1$, 若 $i < B-1$, 返回步骤2), 否则继续步骤4);
- 4) 码率预分配权重为

$$\omega_i = \frac{\sigma(\epsilon_i)}{\sum_{k=1}^{B-1} \sigma(\epsilon_k)}$$

中 $R_T = R_f + R_g$ 。

3.3 基于CCSDS算法的空间有损压缩

尽管JPEG2000和SPIHT算法性能优越,应用广泛,但两者在空间探测方面都有自己的局限性。基于最佳率失真的JPEG2000算法复杂度较高,硬件实现复杂,具有反馈操作,不利于并行。SPIHT算法需要采用链表结构,需要很大的存储量,不适合硬件的高速实现。CCSDS图像压缩算法是一种基于小波变换的图像压缩算法,由离散小波变换(Discrete

Wavelet Transform, DWT)和位平面编码(Bit Plane Encoder, BPE)两部分构成。其中小波变换实现解相关,位平面编码则用来对变换后的数据进行熵编码。该算法既可以实现无损压缩,又可以实现有损压缩,其实现框图如图3所示。CCSDS算法在低比特率下压缩性能与JPEG2000、SPIHT算法相当,但算法复杂度相对较低,易于硬件实现,且针对压缩数据破坏具有良好的鲁棒性,适宜星载图像压缩。故本文空间压缩采用CCSDS算法。

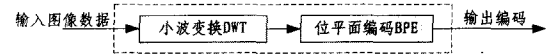


图3 CCSDS编码实现框图

对于本算法,为分组内每一波段的预测残差在进行CCSDS压缩时预先分配编码所需码长是非常重要的,可使得重建图像在相同压缩比的情况下取得更高的质量。码率预分配方案如3.2节所述。在传输过程中,预测系数 a_i, b_i 和码率分配权重 $\omega_i (i=1, 2, \dots, B-1)$ 都必须传输给解码端。但由于其所占用的字节数非常小,对压缩比的影响甚微。

4 实验结果

实验选取的高光谱遥感图像源于JPL实验室研制的AVIRIS 224波段高光图像仪于1997年所获得的经辐射数据校正所得的Jasper Ridge图像(<http://aviris.jpl.nasa.gov/html/aviris.freedata.html>)。该传感器波长范围是450~2500nm,光谱分辨率为10nm。每组图像原始大小为512×614×224,每个像素16位。为便于计算,选取512×512×224的16位图像进行实验。图4为实验用高光图像示例。由图4可见,其纹理复杂,细节丰富,谱间变换较大,具备高光图像的典型特征。



图4 实验用高光图像示例(依次为第20,30,40波段图像)

采用基于AP算法的高光谱图像自适应波段分组算法在HP XW9300工作站(AMD opteron™ 2.39GHz、16G内存)、Matlab7.1条件下运行仅需3.77s,而用k-means算法则需1114.33s,其实验结果如表1所列。

表1 自适应波段分组算法实验结果

分组	分组1	分组2	分组3	分组4	分组5	分组6
Jasper Ridge	Band 1~38	Band 39~107	Band 108~113	Band 114~154	Band 155~166	Band 167~224

对于重建后的图像采用峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)作为压缩效果的客观评价指标。PSNR = 10lg($\frac{MAX^2}{MSE}$),其中MAX表示图像可能出现的最大亮度;MSE表示均方误差。设原始图像各点灰度值为 $x_{i,j}$,重建图像各点灰度值为 $\hat{x}_{i,j}, i=1, 2, \dots, M, j=1, 2, \dots, N$ 。定义平均PSNR为 $\overline{PSNR}, \overline{PSNR} = \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B PSNR(i)$ 。其中,PSNR(i)表示第 i 个波段的PSNR值, B 表示总波段数。分组所选预测波段及其在不同比特率下的PSNR如表2所列,表3给出了与不同压缩算法对比实验性能。

表2 不同比特率下压缩算法重建性能

	分组1	分组2	分组3	分组4	分组5	分组6
预测参考帧	22 波段	78 波段	111 波段	146 波段	163 波段	179 波段
0.1bpp	23.02dB	21.59dB	40.43dB	35.19dB	50.30dB	36.85dB
0.25bpp	38.78dB	25.14dB	55.87dB	43.76dB	43.68dB	41.81dB
0.5bpp	33.73dB	28.38dB	50.12dB	41.88dB	49.48dB	49.41dB
1.0bpp	36.11dB	34.39dB	59.25dB	45.27dB	57.05dB	51.08dB
1.5bpp	41.29dB	36.44dB	61.48dB	49.81dB	59.30dB	54.52dB

表3 重建图像性能比较(PSNR)

	0.1bpppb	0.25bpppb	0.5bpppb	1bpppb	1.5bpppb
本文算法	34.56dB	39.84dB	42.17dB	47.19dB	50.47dB
3D-SPIHT	32.96dB	37.45dB	41.78dB	45.12dB	48.31dB
算法 ^[9]	33.85dB	38.37dB	41.26dB	46.56dB	49.27dB

结束语 实验表明,本文提出的结合自适应波段分组与码率预分配的高光谱图像压缩算法依据高光谱图像谱间相关性的不同,利用吸引力传播聚类算法进行自适应波段分组,继而对不同分组内的高光谱图像采用分段预测算法去除谱间冗余,同时根据预测残差信息量的大小对空间压缩算法进行自适应码率分配。在可接受的计算复杂度下,算法保证了高光谱图像的重建质量。在不同比特率下的测试结果表明其压缩质量优于对比算法,具有一定的应用前景。

(上接第254页)

由图6可知,各正确率曲线的最高点都在0处,最低点都在25处,且曲线随噪声比例的增加呈递减趋势。噪声是上述现象的主要原因,当噪声比例为0%时,所有样本均正常,有足够的点供SVM训练从而得到正确的分类面;当噪声比例逐渐增加时,正常样本减少,样本能提供的正确分类信息减少,而干扰信息随噪声比例的增加而增多,从而使分类效果逐渐下降,故正确率曲线都在25%处得到最低值。由此可知,噪声的存在将导致SVM分类效果下降。

观察图6发现,从C-SVM, HFSVM, AFSVM到ACHFSVM曲线的降速逐渐变缓,且ACHFSVM的曲线高于其它3条。由于C-SVM未对噪声点进行处理,其训练不仅受到正常样本减少的影响,而且无法排除噪声点的干扰信息,故其受噪声影响最大,曲线下降速度最快;其它3条曲线的结果主要受各自隶属度函数设计好坏的影响,ACHFSVM的隶属度函数准确反应了样本的不确定性,从而有效地排除了噪声点的干扰,提高了分类效果,故曲线降速最缓。可见,紧密类超带隶属度函数能有效减弱噪声对分类效果的影响。

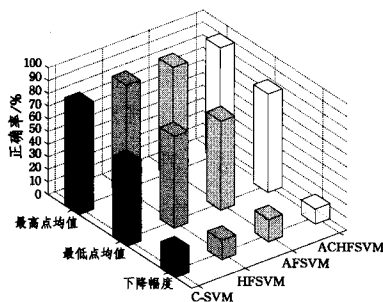


图7 柱状分析图

下面对正确率曲线进行进一步量化分析,分别计算各曲

参考文献

- [1] Pearlman W A. A new fast and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees [J]. IEEE Trans on Circuits system Video Technonlogy, 1996, 5(9): 243-250
- [2] Dragotti P L, Poggi G, Ragozini A R P. Compression of Multi-spectral Mages by Three-dimensional SPIHT Algorithm [J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 2000, 38(1): 416-428
- [3] 吴铮,何明一. 基于小波变换和分段 DPCM 混合编码的多光谱遥感图像压缩算法[J]. 电子与信息学报, 2003, 25(6): 747-250
- [4] Frey F, Dueck D. Mixture modeling by affinity propagation [J]. Neural Information Processing Systems, 2005, 18: 379-386
- [5] Frey B J, Dueck D. Clustering by passing messages between data points [J]. Science, 2007: 972-976
- [6] He Ming-yi, Bai Lin, Dai Yu-chao, et al. Hyperspectral Image Lossless Compression Algorithm Based on Adaptive Band Regrouping [C] // Proc. SPIE Volume 7455 Satellite Data Compression, Communication and Processing V. San Diego (USA), 2009
- [7] CCSDS. Lossless Data Compression [S]. CCSDS 121. 0-B-1 Blue Book, 1997
- [8] CCSDS. Image Data Compression [S]. CCSDS 122. 0-B-1 Blue Book, 2005
- [9] 孙蕾, 罗建书, 谷德峰. 基于谱间预测和码流预分配的高光谱图像压缩算法 [J]. 光学精密工程, 2008, 16(4)

线的最高点均值(0处均值)、最低点均值(25处均值)和下降幅度(最高点均值与最低点均值之差),并绘制柱状分析图,如图7所示。

易知,ACHFSVM的分类正确率在0%和25%处的均值都是最高的,而正确率下降幅度最小。可见,紧密类超带隶属度函数不仅给噪声点赋予较小的 S_i ,还给正常点赋予了较大的 S_i ,加大了正常样本和噪声的相对区分度,使ACHFSVM得到了较好的分类效果。

结束语 针对传统隶属度函数设计中存在的问题,本文提出了一种紧密类超带模糊支持向量机,其在特征空间中引入最小类超带描述样本集的紧密度信息,并在其带宽的基础上构造S型隶属度函数,减小了函数对样本几何分布的依赖,有效提高了正常样本和噪声的相对区分度。基于UCI数据的仿真表明,该方法明显改善了FSVM的抗噪性和泛化性。

参考文献

- [1] Cortes C, Vapnik V. Support Vector Networks [J]. Machine Learning, 1995, 20: 273-297
- [2] Lin C F, Wan Sh D. Fuzzy support vector machines [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(2): 464-471
- [3] 杜喆,刘三阳,齐小刚. 一种新隶属度函数的模糊支持向量机 [J]. 系统仿真学报, 2009, 21(7): 1901-1903
- [4] 张翔,肖小玲,徐光祐. 基于样本之间紧密度的模糊支持向量机方法 [J]. 软件学报, 2006, 17(5): 951-958
- [5] 唐浩,廖与禾,孙峰. 具有模糊隶属度的模糊支持向量机算法 [J]. 西安交通大学学报, 2009, 43(7): 40-43
- [6] 边肇祺,张学工. 模式识别 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2000: 135-136
- [7] UC Irvine Machine Learning Repository [OL]. http://www.ics.uci.edu/~mllearn/ML_Repository.html