

文章编号:1001-9014(2004)06-0446-05

## 基于仿射不变的分段可变形模型的图像分割

冉鑫, 戚飞虎, 方勇

(上海交通大学 计算机科学与工程系, 上海 200030)

**摘要:**提出了一种用于图像分割的分段可变形模型,并在模型的能量函数中引入了仿射不变量信息.将模型轮廓进行层次化的分段变形能够保持标记点移动的相关性,改进的内外部能量函数定义减少了计算量.试验表明与传统方法相比,本模型运算速度快,抗噪声和避免陷入局部极小值的能力较强,对医学图像的分割有较好的效果.

**关键词:**可变形模型;仿射不变量;图像分割;特征向量

**中图分类号:**TP391 **文献标识码:**A

## IMAGE SEGMENTING USING SEGMENTAL DEFORMABLE MODEL BASED ON AFFINE INVARIANTS

RAN Xin, QI Fei-Hu, FANG Yong

(Department of Computer Science and Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China)

**Abstract:** A segmental deformable model for image segmentation was presented and affine invariants were introduced into the model's energy function. The contour of the model is deformed hierarchically, which keeps the relationship of control points along the contour. Reformative definitions of internal and external energy can reduce computational complexity. In comparison with the classical deformable model, the experimental results demonstrate that the proposed model, which is more effective and more robust to local minima and noise, can achieve better performance for medical image segmentation.

**Key words:** deformable model; affine invariants; image segmentation; attribute vector

### 引言

可变形模型源于上个世纪 80 年代后期 Terzopoulos 等人<sup>[1]</sup>的文章中,但可变形模型的流行主要应该归功于 Kass 等人<sup>[2]</sup>的工作.目前可变形模型方法已经逐渐发展成为图像分割最为活跃和成功的研究领域之一,在许多文献中提到的主动轮廓、Snakes、可变形轮廓或可变形表面都属于可变形模型.可变形模型的基本思想是建立模型的能量函数,在模型内部控制力和外部图像力相互作用下使曲线或曲面运动变形并使能量函数达到最小化,从而收敛到图像中的对象边缘或感兴趣的图像特征.但是,传统的可变形模型也有其缺点和不足,如对参数变化敏感、搜索范围小、收敛依赖于模型的初始位置等,为了解决这些问题,许多改进方法也不断涌现出来<sup>[3,7]</sup>.

在图像分割的实际应用中,目前的可变形模型

方法普遍都有收敛速度慢,容易陷入局部极小值的问题.例如,在对人脑 MRI 图像的脑组织提取中,由于成像过程中的误差和噪声以及脑组织本身的复杂性,增加了变形迭代过程的计算量,并容易造成基于图像边缘梯度场进行能量函数极小化的方法收敛到错误的边界. Horace 等人<sup>[4]</sup>提出了仿射不变的基于形状的主动轮廓模型,利用仿射变换解决主动轮廓与先验模型之间的对应问题. Zhong Xue 等人<sup>[5]</sup>对此进行了改进,在贝叶斯框架下估计对象形状的先验分布,用仿射不变的能量函数描述主动轮廓的变形. Dinggang Shen 等人<sup>[6]</sup>提出了自适应焦点可变形模型,使用局部整体变形来代替单个标记点的变形,增强了模型避免陷入能量函数局部极小化的能力.

本文提出了一种仿射不变的分段可变形模型,并且给出了其能量公式.使用仿射变换的目的是使模型的局部以同一种变换方式变形,提高模型对噪声和伪边缘的鲁棒性.分段的层次化变形有效的利

收稿日期:2003-10-20,修回日期:2004-06-09

基金项目:国家自然科学基金项目资助(60271033)

作者简介:冉鑫(1976年-),男,山东泗水县人,博士生,主要研究方向为医学图像处理、模式识别等.

Received date: 2003-10-20, revised date: 2004-06-09

用了图像的全局和局部信息,同时减少了运算量和迭代收敛时间.对象轮廓模型的分段并不是固定不变的,在迭代的初始阶段选择较少的段,每个段由一个驱动点驱动变形,在搜索区域中选择使能量最小化的位置,该段中的标记点以仿射变换的形式与驱动点一起移动.在迭代过程中不断将各段细化,使更多的标记点成为驱动点,参与到变形中.最终,每个标记点都成为驱动点,整个轮廓模型移动到对象的边界处.分段细化的过程也是模型能量函数不断最小化的过程.针对分段变形对轮廓曲线光滑性的影响,对能量函数中的平滑项进行调整,从而保证曲线在变形期间的平滑性.

## 1 分段可变形模型的仿射不变特征

定义分段可变形模型为一组沿轮廓  $C$  排列的标记点  $V_i$ ,每个标记点在图像平面中的坐标为  $(x_i, y_i)$ ,即  $\{V_i = (x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, N\}$ .轮廓  $C$  按规则手动或自动分为  $R$  段,第  $r$  段的中心标记点  $V_r$  作为该段的驱动点,  $V_{r-1}$  和  $V_{r+1}$  分别是第  $r$  段的两个端点.设在可变形模型内外力的作用下  $V_r$  移动到点  $V_r'$ ,将其看作二维平面的仿射变换,则有:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & b_1 \\ a_{21} & a_{22} & b_2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad \text{或} \quad \mathbf{X}' = \mathbf{A}\mathbf{X} \quad (1)$$

不共面的  $V_{r-1}$ 、 $V_r$ 、 $V_{r+1}$  三点可以确定一个唯一的仿射变换  $\mathbf{A}$ ,而该段所包含的其它标记点也将通过此仿射变换移动到新的位置.由  $V_r$  与相邻的标记点组成若干个三角形,即  $\Delta V_{r-1}V_rV_{r+1}$ ,  $\Delta V_{r-2}V_rV_{r+2}$ ,  $\dots$ ,  $\Delta V_{r-s}V_rV_{r+s}$ ,如图 1 所示,根据仿射变换理论,平面上任意图形的面积,在平面进行仿射变换时都是线性变化的,即  $AREA_{\Delta ABC} = \alpha AREA_{\Delta A'B'C'}$ ,其中  $\alpha$  为变积系数.因此,对三角形面积进行适当的归一化,将使其成为仿射不变量.本文使用公式(2)的方法计算基于三角形面积的仿射不变量:

$$f_i' = \frac{AREA_{\Delta V_{r-i}V_rV_{r+i}}}{\sum_{i=1}^s AREA_{\Delta V_{r-i}V_rV_{r+i}}} \quad (2)$$

其中  $f_i'$  表示第  $r$  段的驱动点  $V_r$  和与其间隔为  $i$  的两标记点所构成的仿射不变量.当  $i=1$  时  $f_i'$  描述了  $V_r$  点的局部几何信息,随着  $i$  的增加,  $f_i'$  逐渐转为描述更加全局性的信息.将第  $r$  段的  $s$  个仿射不变量组成第  $i$  段的特征向量  $F^i = [f_1' f_2' \dots f_s']^T$ ,这样就能在不同的层次上描述该段轮廓曲线的形状信息.

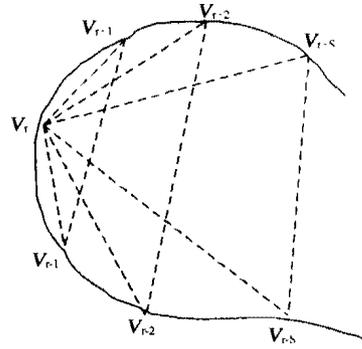


图1 第  $r$  段轮廓曲线的仿射不变特性  
Fig.1 Affine invariants of the  $r$ th segment

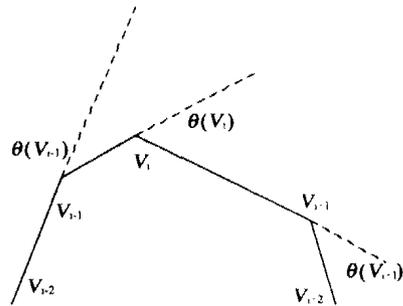


图2 控制点外角示意图  
Fig.2 Illustration of external angle at  $V_r$

## 2 能量函数定义及其算法描述

与传统可变形模型类似,分段可变形模型的能量函数也由几个能量函数项的加权和组成:

$$E_{\text{model}} = \omega_1 E_{\text{smooth}} + \omega_2 E_{\text{contour}} + \omega_3 E_{\text{data}} \quad (3)$$

其中,  $E_{\text{smooth}}$  为平滑项,保持轮廓的连续性和平滑性,  $E_{\text{contour}}$  为轮廓曲线能量,  $E_{\text{data}}$  为由图像边缘所决定的外部能量,  $\omega_1$ 、 $\omega_2$ 、 $\omega_3$  分别为各能量项的归一化参数.对模型的内外部能量项加权的目的是平衡各个能量项对模型变形的影响.本文采用了一种简单的方法,即将轮廓中各控制点计算出的能量值除以其中的最大值.一旦给定可变形模型的初始形状和位置,就可以计算出其初始的能量,变形收敛的过程即各能量项相互作用逐步极小化的过程.下面我们详细说明各能量项的定义,并给出算法实现的流程.

### 2.1 平滑能量函数

传统主动轮廓模型有 2 种基本的内力,分别控制曲线的连续性和平滑性,其能量通过计算轮廓曲线的一阶和二阶导数得到.但是,传统的内部能量项对能量的极小化都有消极的影响.例如,在没有外力的情况下,传统的主动轮廓在一阶导数项的作用下将收缩到一点,在二阶导数项的作用下将展开为一

条直线. 本文使用改进的平滑能量函数, 使函数在保持轮廓曲线连续性和平滑性的同时, 保持轮廓曲线的基本几何形状.

连续性的控制能量项定义为

$$E_{\text{continuc}} = \sum_{i=1}^N (d - \|V_i - V_{i-1}\|)^2. \quad (4)$$

这里  $d$  为模型轮廓曲线中各个标记点之间的平均距离. 在没有外力的作用下, 此能量项极小化的结果将使各个控制点之间在轮廓曲线上保持相等的距离, 即使在外力较弱的区域 (图像中对象边缘模糊或断裂) 也能够保持轮廓曲线的连续性而不会向曲线内部收缩或向外部泄漏.

在目前大多数可变形模型中, 轮廓曲线的平滑性约束都通过计算标记点处的曲率来实现, 本文采用 Doug P. Perrin 等人<sup>[7]</sup>的改进方法, 将平滑性的控制能量定义为

$$E_{\text{curvature}} = \sum_{i=1}^N \left\| \theta(V_i) - \frac{\theta(V_{i-1}) + \theta(V_i) + \theta(V_{i+1}))}{3} \right\|^2. \quad (5)$$

其中,  $\theta(V_i)$  为标记点  $V_i$  的外角, 即边  $V_{i-1}V_i$  的延长线与边  $V_iV_{i+1}$  的夹角, 如图 2 所示, 其符号定义为: 如果标记点  $V_i$  的外角由边  $V_{i-1}V_i$  的延长线顺时针旋转到边  $V_iV_{i+1}$  而形成, 则为正值, 反之则为负值. 在没有外力作用下, 平滑性的控制能量极小化的结果使轮廓曲线曲率的变化率为一常数, 在极端情况下使轮廓曲线逼近于圆, 此时曲率的变化率为 0.

这样, 分段可变形模型的内部平滑能量函数为

$$E_{\text{smooth}} = \omega_{11} \sum_{i=1}^N (d - \|V_i - V_{i-1}\|)^2 + \omega_{12} \sum_{i=1}^N \left\| \theta(V_i) - \frac{\theta(V_{i-1}) + \theta(V_i) + \theta(V_{i+1}))}{3} \right\|^2. \quad (6)$$

其中,  $\omega_{11}$ 、 $\omega_{12}$  分别为连续性控制能量和平滑性控制能量的归一化参数, 其定义方法与前述能量项加权参数相同.

## 2.2 轮廓曲线能量函数

由上述 2.1 节可知, 分段可变形模型中第  $r$  段的特征向量  $F^r$  具有仿射不变特性, 如果将轮廓曲线的变形看作两个轮廓曲线之间的仿射变换, 则  $F^r$  在模型变形前后不会发生变化. 本文将轮廓曲线的能量函数定义为

$$E_{\text{contour}} = \sum_{r=1}^K S^r \|F^r\|^2. \quad (7)$$

其中,  $S^r$  为轮廓曲线中第  $r$  段所包含的标记点个数,

即模型中每段的能量由其驱动点的特征向量所决定. 如果在模型变形期间只有轮廓曲线的能量函数和外部能量函数起作用, 则在仿射变换下能量的极小化即外部能量的极小化, 轮廓曲线由外部力吸引到对象边缘处.

## 2.3 外部能量函数

外部力的作用是推动模型的变形, 将轮廓曲线定位到图像的特征上. 许多文献用梯度幅度计算模型的外部能量函数, 但是对于图像中对象边缘比较模糊的情况, 仅考虑幅度是不够的, 还要考虑梯度的方向, 当梯度的方向与轮廓曲线上标记点的法线方向一致时, 外部能量才能够迅速的极小化. 分段可变形模型的外部能量函数定义如下:

$$E_{\text{data}} = \sum_{i=1}^N (1 - |\nabla I(V_i)| \cdot |n(V_i)| \cdot h(V_i)). \quad (8)$$

其中,  $|\nabla I(V_i)|$  为标记点  $V_i$  处的归一化图像梯度幅度,  $h(V_i)$  为图像梯度方向,  $n(V_i)$  为标记点  $V_i$  的法线方向, 并指向轮廓曲线的内部,  $n(V_i)$  按下式计算:

$$n(V_i) = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \cdot \left( \frac{V_i - V_{i-1}}{\|V_i - V_{i-1}\|} + \frac{V_{i+1} - V_i}{\|V_{i+1} - V_i\|} \right) / \left\| \frac{V_i - V_{i-1}}{\|V_i - V_{i-1}\|} + \frac{V_{i+1} - V_i}{\|V_{i+1} - V_i\|} \right\|. \quad (9)$$

当标记点  $V_i$  处梯度幅度的值很大并且梯度方向和标记点  $V_i$  的法线方向相一致时, 分段可变形模型的外部能量的值将很小.

## 2.4 分段可变形模型的算法

分段可变形模型的变形过程是一种由全局到局部, 由粗到细的模型能量函数最小化的过程. 将轮廓曲线分段处理的目的是使轮廓上标记点位置的移动具有相关性, 从而避免模型陷入局部极小值. 在迭代初始阶段, 将轮廓曲线分为较少的段, 这样由较少的驱动点来驱动模型的变形, 此时驱动点的搜索范围比较大, 模型变形的的主要目的是迅速使轮廓曲线接近对象的边缘区域. 随着模型内外力的相互作用, 轮廓曲线分为更多的段, 使更多的驱动点参与到轮廓的变形中, 此时驱动点的搜索范围逐渐变小, 模型变形的的主要目的是使轮廓曲线精确的定位到对象的边缘处. 当所有的标记点都参与到变形中的时候, 模型不需要进行仿射变换, 变形进入最后阶段, 这时的主要目的是微调轮廓曲线, 使其与对象边缘的细节相吻合. 当模型以  $2^n$  的速度进行分段处理时, 经过  $\log_2 N$  次迭代, 模型的能量函数收敛到极小值.

但是, 由于两直线间的夹角并不是仿射不变的, 所以本文所定义的模型内部平滑能量函数不是仿射不变

的.因此,每个迭代过程将分为 2 个阶段:仿射变换阶段和模型轮廓平滑阶段.在仿射变换阶段,内部平滑函数权值为 0,只由图像产生的外部力对模型变形起作用,第  $r$  段的标记点按照驱动点  $V$  与两个端点所定义的仿射变换  $A$  移动;在平滑阶段,由平滑函数与外部能量函数共同作用,以保持轮廓曲线的连续性和平滑性,在前期迭代过程中主要的任务是寻找到对象轮廓的大体位置,因此模型能量不需要达到极小值,可以设定一个平滑迭代次数上限或两次平滑迭代之间的能量差阈值  $E_1$ ,在平滑迭代次数完成或能量差小于阈值  $E_1$  时结束平滑阶段而转入下一次模型的迭代中,这样可以大大减少计算时间几乎对最后模型的收敛没有影响.同样,在整个模型的而  $\log_2 N$  次迭代中也可以自适应的调整平滑函数项的权值.算法流程如下:

1) 初始化分段可变形模型,选择驱动点  $V_i$ ,计算其特征向量和内部轮廓曲线能量,计算图像中标记点所在位置的外部能量,计算模型的初始能量.

2) 仿射变换阶段:对每段轮廓曲线在搜索区域

内搜索驱动点  $V_i$  的最佳位置,使模型能量函数极小化,计算仿射变换  $A'$ ,并利用仿射变换将本段其它标记点移动到新的位置.

平滑阶段:如果本次迭代能量小于模型初始能量的  $1/2$ ,不进行平滑,否则进行平滑迭代过程.

3) 如果当前可进一步划分的段数等于标记点数目,转 4,否则细分段数为当前段数的 2 倍,转 2.

4) 进入微调阶段,将内部曲线能量项权值置 0,对能量函数进行极小化,在达到迭代次数或能量差小于预定的能量差阈值  $E_1$  时算法结束.

### 3 试验结果及讨论

本文通过对人脑 MRI 图像中脑室的分割来检验分段可变形模型的性能,并且与传统可变形模型进行比较.使用的图像为人脑 MRI 切片序列中的一幅图像,大小为  $256 \times 256$ ,灰度为 256 级,算法使用 Matlab 编程在 PIII866 电脑上实现.分段可变形模型的初始轮廓和位置由人工手动决定,如图 3(a)所示,图 3(b)所示的

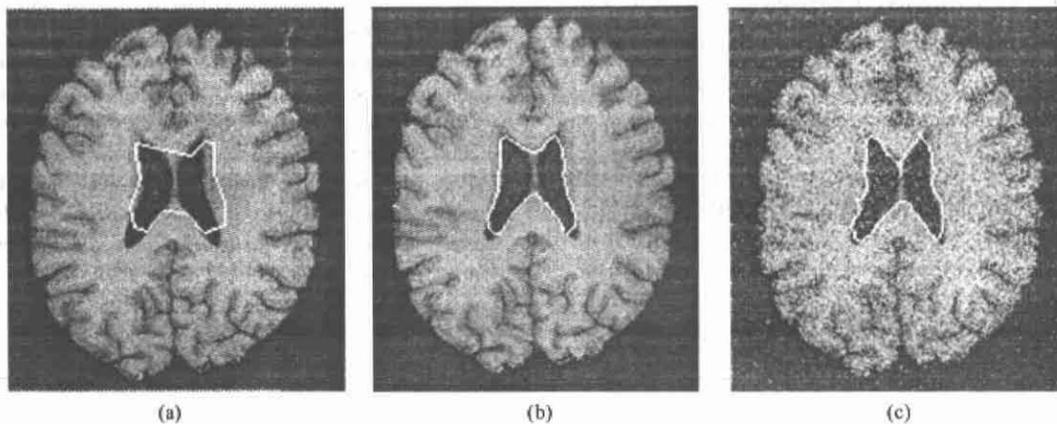


图 3 分段可变形模型对 MRI 图像中脑室的分割 (a)模型初始化 (b)模型收敛结果 (c)加入噪声后的收敛结果  
Fig. 3 Experiments for ventricles segmentation in MRI image by using segmental deformable model (a)initialization (b)convergence result (c)convergence result for noise-added image

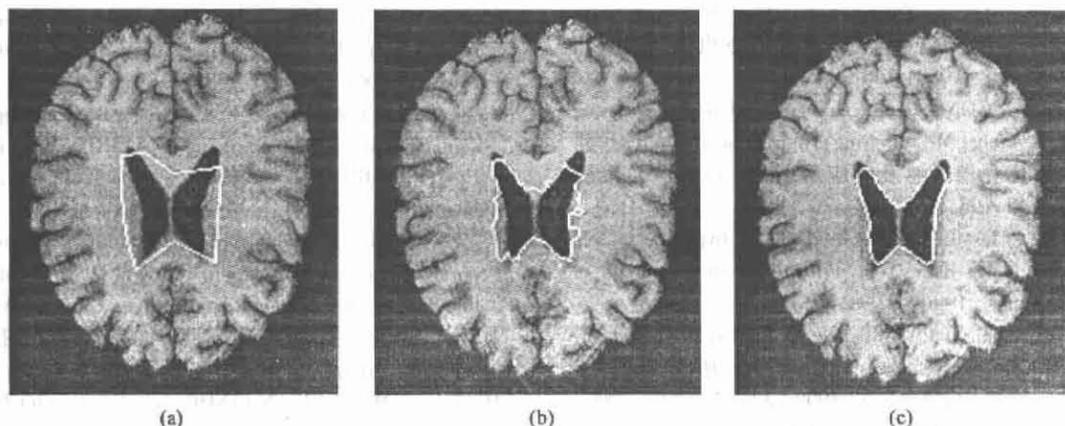


图 4 分段可变形模型与 Snakes 模型的对比 (a)模型初始化 (b)Snakes 模型收敛结果 (c)本文模型收敛结果  
Fig. 4 Comparative results of our model and snakes model (a)initialization (b)result of snakes model (c)result of our model

是迭代 20 次后获得的最终收敛结果. 由试验可以看到, 模型最终轮廓曲线与脑室边缘基本吻合. 图 3(c) 所示为加入均值为 0, 方差为 0.005 的高斯白噪声的脑室分割结果, 使用与上述相同的初始轮廓曲线和迭代次数. 试验表明虽然噪声模糊了脑室的边缘信息, 弱化了边缘梯度场, 分段可变形模型仍然较好的完成了图像分割的任务. 图 4(b) 和图 4(c) 所示的分别是对同一图像进行分割的 Snakes 模型<sup>[2]</sup> (迭代 60 次) 和本文提出的模型 (迭代 20 次) 的最终收敛结果. 在相同初始轮廓位置的情况下, 由于脑室边缘附近存在伪边缘, Snakes 模型错误收敛到局部极小值, 而分段可变形模型在复杂背景下进行图像分割的能力和避免陷入局部极小值的能力要强于 Snakes 模型. 在收敛时间方面, Snakes 模型用时约 9s, 而本文提出的模型仅为 6s, 在运算速度上也优于前者.

但是, 从试验结果来看, 模型轮廓曲线进入脑室凹形边缘的能力不太理想, 比较显著的如图 3(b) 中脑室两个上端部分. 这主要是因为模型的外部力场在分割对象的凹边缘处互相抵消, 从而不能将轮廓曲线吸引至精确的边缘. 通过改进模型的外部能量函数或使用新的外部力定义方法, 可以促进模型进入到对象的凹边缘, 这也是未来所要进行改进的部分. 另外, 在分割对象有足够样本的情况下, 也可以结合统计信息对模型的变形进行约束, 增强模型在收敛过程中的稳定性.

#### 4 结语

本文提出了一种仿射不变的分段可变形模型, 通

过使同一段的标记点以仿射变换的形式移动较好的避免了在进行图像分割时容易陷入局部极小值的情况, 使用改进的模型内外部平滑函数在保持模型连续性和平滑性的同时也更加有利于精确的定位对象的边界, 由全局到局部的层次化变形和模型内部平滑能量函数的调整减少了运算时间. 试验表明该算法速度快, 对低信噪比情况下的图像分割有较好的效果.

#### REFERENCES

- [1] Terzopoulos D, Fleischer K. Deformable models[J]. *The Visual Computer*, 1988, 14(4): 306—331.
- [2] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models[J]. *Int. Journal of Computer Vision*, 1987, 1: 321—331.
- [3] Chenyang Xu, Jerry L Prince. Snakes, Shape, and Gradient VectorFlow[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, 7(3): 359—369.
- [4] Horace H S Ip, Dinggang Shen. An affine-invariant active contour model (AI-snake) for model-based segmentation[J]. *Image and Vision Computing*, 1998, 16(2): 135—146.
- [5] Xue Z, Li S Z, E K Teoh. Ai-eigensnake: An affine-invariant deformable contour model for object matching[J]. *Image and Vision Computing*, 2002, 20(2): 77—84.
- [6] Shen Dinggang, Davatzikos C. An adaptive-focus deformable model using statistical and geometric information[J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(8): 906—913.
- [7] Perrin D, Smith C. Rethinking classical internal forces for active contour models[C]. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Hawaii, USA*; 2001, 2: 615—620.

(上接第 445 页)

#### REFERENCES

- [1] CHEN Shu-Peng, TONG Qing-Xi, GUO Hua-Dong. *Mechanism of Remote Sensing Information* [M]. Beijing: Science Press (陈述彭, 童庆禧, 郭华东. 遥感信息机理研究. 北京: 科学出版社), 1988: 166—172.
- [2] PU Rui-Liang, GONG Peng. *Hyperspectral Remote Sensing and Its Applications* [M]. Beijing: High Education Press (浦瑞良, 宫鹏. 高光谱遥感及其应用. 北京: 高等教育出版社), 2000: 47—98.
- [3] Xiuping Jia. Classification techniques for hyperspectral remote sensing image data [D]. PhD thesis of University of New South Wales, 1996: 17—24.
- [4] Ifarraguerrri, Chang C I. Multispectral and hyperspectral image analysis with convex cones analysis[J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37(2): 756—770.
- [5] Jimenez, Landgrebe. Hyperspectral data analysis and supervised feature reduction via projection pursuit [J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37(6): 2653—2667.
- [6] Ifarraguerrri, Chang C I. Multispectral and hyperspectral image analysis with projection pursuit[J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2000, 38(6): 2529—2538.
- [7] Chiang S S, Chang C I, Ginsberg I W. Unsupervised sub-pixel target detection for hyperspectral images using projection pursuit [J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39(7): 1380—1391.
- [8] Boardman J W, Kruse F A, Green R O. Mapping target signatures via partial unmixing of AVIRIS data; in Summaries, Fifth JPL Airborne Earth Science Workshop, JPL Publication[C]. 95-1, 1: 23—26.
- [9] ZHANG Bing. Hyperspectral data mining supported by temporal and spatial information [D]. Ph. D. Dissertation. Institute of Remote Sensing Applications Chinese Academy of Sciences (张兵. 时空信息辅助下的高光谱数据挖掘. 中科院遥感应用研究所博士论文), 2002: 54—56.
- [10] Winter Michael E. N-FINDR: an algorithm for fast autonomous spectral end-member determination in hyperspectral data [J]. *Proc of SPIE, Imaging Spectrometry V*, 1999, 3753: 266—277.