

# 强噪声背景下在遥感云图中提取地球圆盘的快速算法

郭 强 陈桂林

(中国科学院上海技术物理研究所, 上海, 200083)

**摘要** 提出一种新的图像边缘提取的快速算法——通过建立马尔可夫预测模型对目标边缘位置进行前向预测, 并根据边缘特性, 采用最小均方误差分类器进行同步校正. 与传统的边缘提取算法相比, 该算法具有很强的噪声抑制和实时处理能力. 实践表明, 该算法对于任何非突变闭合区域均有良好的边缘跟踪特性, 已成功应用于航天遥感图像的实时采集和处理系统中.

**关键词** 马尔可夫预测模型, 强噪声, 实时处理, 最小均方误差, 直方图.

## A FAST ALGORITHM OF EARTH-EDGE DETECTION FOR SPACE REMOTE SENSING IMAGES UNDER STRONG NOISES

GUO Qiang CHEN Gui-Lin

(Shanghai Institute of Technical Physics, China Academic of Science, Shanghai 200083, China)

**Abstract** A new fast algorithm of the edge detection for the images—the Markov prediction model is presented, which predicts the positions of the edge-points. Based on the merits of the target's edge, the LMS classifier is used to correct the predicted outputs at the same time. Comparing with the traditional method, the algorithm has a stronger ability of restraining noise and real-time processing. The experimental results show that the algorithm has a better detection to any zone of non-mutation and closed. It has been applied to the real-time acquisition and processing system for the space remote sensing successfully.

**Key words** Markov prediction model, strong noise, real-time processing, LMS, histogram.

### 引言

气象与人类的生产和生活息息相关, 而气象预报及其相关研究的可靠性在相当程度上取决于所获取的遥感云图的质量. 由于客观方面的原因, 目前在轨运行的风云二号某星其下行数据通道误码率较高 (达到  $10^{-3}$ ), 导致地面接收到的云图受到很强的噪声污染, 影响了后续对云图的定量化研究. 考虑到系统处理的实时性要求, 并力争将噪声污染降低到最小, 首先需要解决是在强噪声背景下如何实时、准确地提取地球圆盘边缘的问题, 然后在此基础上分别对圆盘区域内和区域外加以处理.

显然, 上述问题的核心是一个目标边缘检测问题. 就目标边缘检测而言, 大体可分为两大类: 一类是所谓的并行边界技术, 它包括局部微分算子、边界

闭合以及哈夫变换算法等, 该类算法的优点是运算量较小, 基本能满足实时处理的要求, 但前面两者抗噪声能力较差, 后者则需被检测目标边缘完全解析, 这些均在一定程度上限制了该类方法的应用; 另一类是所谓的串行边界技术, 它主要包括图搜索和动态规划等, 该类算法的优点是抗噪声能力较强, 但前者需逐步计算通路代价函数  $C(\cdot)$ , 而后者虽然加入了启发性知识加快了搜索速度, 但仍需花大量时间用于计算代价函数, 同时, 由于系统需要在卫星扫描成像过程中实时地提取圆盘边缘, 因此该类算法无法满足系统处理的实时性要求<sup>[2]</sup>.

基于以上的分析, 作者提出了马尔可夫 (Markov) 前向预测模型, 对地球圆盘起点及终点位置进行前向预测, 并根据边缘特性, 采用最小均方误差分类器进行同步校正. 该方法的明显优势在于它在有效

抑制噪声的同时,经过预测-校正-再预测的过程实现对地球圆盘边缘的快速捕获.实践表明,该算法对于任何非突变闭合区域均有良好的边缘跟踪特性.

### 1 模型与算法

#### 1.1 马尔可夫链及其一般性

对于任意的整数  $s_1 < s_2 < \dots < s_l < m < m+k$ , 离散随机序列  $X_n$ , 在  $m+k$  时的状态  $X_{m+k}$  只与最近时刻  $m$  的状态  $X_m$  有关, 而与以前  $s_1, s_2, \dots, s_l$  时刻的状态无关, 这样的随机序列成为马尔可夫链, 简称马氏链.

设马尔可夫链在时刻  $m+k$  的状态  $X_{m+k}$  的某一取值为  $a_j$ ,  $m$  时刻的状态  $X_m$  的某一取值为  $a_i$ , 在  $s_i$  时刻的状态  $X_{s_i}$  的取值为  $a_{s_i}$ , 根据马尔可夫链的定义有

$$\begin{aligned} P\{X_{m+k} = a_j | X_{s_1} = a_{s_1}, \dots, X_{s_l} = a_{s_l}, X_m = a_i\} \\ = P\{X_{m+k} = a_j | X_m = a_i\} = P_{ij}(m, m+k) \\ = P(m, m+k). \end{aligned} \quad (1)$$

式(1)中,  $P(m, m+k)$  称为  $k$  步转移概率. 如果上述  $k$  步转移概率与  $m$  无关, 仅与  $k$  有关, 则称为齐次马尔可夫链.

可以证明, 对于齐次马尔可夫链而言, 其  $k$  步转移概率可由一步转移概率完全确定如下:

$$P(k) = P^k. \quad (2)$$

式(2)中  $P(k)$  及  $P$  分别为  $k$  步转移称概率和一步转移概率的矩阵表达形式.

#### 1.2 马尔可夫前向预测模型<sup>[1,3-5]</sup>

在建立该马尔可夫前向预测模型之前, 我们对所要提取的目标边缘作如下假设: 各通道(包括红外、水汽和可见光通道)的地球圆盘是非突变和闭合的. 显然, 就目前的认知水平而言, 这样的假设是可以接受的. 需要指出的是, 这里的非突变可以表示如下:

$$\|B_{i+1} - B_i\| \leq \delta \quad \forall i \in [0, N-1] \text{ 成立}, \quad (3)$$

$$\text{且 } \|E_{i+1} - E_i\| \leq \delta \quad \forall i \in [0, N-1] \text{ 成立}. \quad (4)$$

式(3)(4)中,  $N$  为相对于地球区域的扫描行数,  $B_i$

和  $E_i$  分别为第  $i$  行所对应的起点和终点位置,

$\|\cdot\|$  为定义在 Hibert 空间内的范数,  $\delta$  为突变域值. 由于在卫星全帧扫描过程中, 扫到地球圆盘区域的南北扫描行数和东西扫描列数均约为 2100 个像素点, 当将地球近似作为圆球时, 则有

$$\delta_{\max} = B_1 - B_0 |_{i=0} = E_1 - E_0 |_{i=0} \approx 45.8, \quad \text{不妨取 } \delta_{\max} = 50. \quad (5)$$

考虑到上述的假设条件, 该马尔可夫前向预测模型表述如下:

$$\begin{cases} B_{i+1} = \alpha \cdot B_i + \beta \\ E_{i+1} = \alpha \cdot E_i + \beta \end{cases} \quad (6)$$

式(6)中,  $\alpha$  称为预测系数, 一般可取在 0.95 ~ 1.05 之间,  $\beta$  称为预测偏移量, 结合式(5), 将  $\beta$  设定为定义在区间  $[-\delta_{\max}/2, \delta_{\max}/2]$  上的随机变量, 不失一般性, 假定其满足标准正态分布, 记为  $\beta \sim N(0, 1)$ ,  $B_{i+1}$  和  $E_{i+1}$  分别为第  $i+1$  行的边缘预测值.

从式(6)中不难看出, 这里充分利用了遥感云图图像的行间相关性和地球圆盘边缘的非突变性, 采用齐次马尔可夫模型进行前向一步预测, 这为系统的实时处理提供了方便.

#### 1.3 实时边缘提取算法实现

实时边缘提取算法的实现大致分为如下 3 个步骤:

步骤 1: 目标云图的二值化. 这里进行图像二值化的目的是为了便于后续的边缘提取, 而二值化域值的选取将直接影响边缘的判决结果. 图 1 给出了红外(水汽)云图直方图和可见光云图直方图的示意图, 从图中可以看出, 红外(水汽)云图直方图分布与可见光云图直方图分布略有不同, 这主要是因为前者通道数据取反的原因.

图 1 的 (a)、(b) 两图中均标有域值点  $T$ , 该域值点的选取主要是基于“一个宏观物理可实现的对象其能量分布是连续的”这样一个物理事实, 且该域值点是距离动态范围高端(或低端)最近的一个零点.

步骤 2: 已知第  $i$  行边缘坐标, 利用式(6)给出

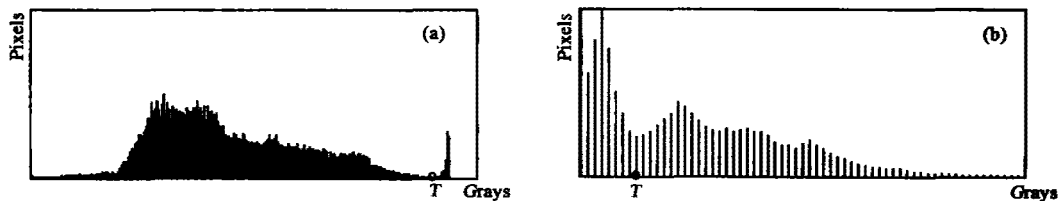


图 1 各通道云图直方图对比 (a) 红外(水汽)云图直方图 (b) 可见光云图直方图  
Fig. 1 Each channel images contrast histogram (a) IR(WV) image histogram (b) VI image histogram

的预测模型预测第  $i+1$  行边缘坐标. 采用该马尔可夫前向预测模型, 在已知的第  $i$  行边缘坐标的情况下, 利用式(6)可以很容易地给出第  $i+1$  行边缘坐标预测值. 需要指出的是, 从本质上来说, 式(6)是一组递推公式, 它必须要有一个初始值或边界条件, 其确定方法如下:

对于任意给定的行数  $i, \forall j \in [p_{ik}, q_{ik}]$ , 有  $D[i, j] = C$  成立, 我们定义  $L_{ik} = q_{ik} - p_{ik}, (k = 0, 1, \dots)$ . 当且仅当  $L_{ik} = \max |L_{ik}| > L_{min}$  成立, 则  $B_i = p_{ik}$ , 且  $E_i = q_{ik}$ . 显然, 当  $i = i_{min}$  时, 此时对应的  $B_i$  和  $E_i$  即为所需的初始值, 其中,  $D[i, j]$  为二值化后图像中第  $i$  行第  $j$  列所对应点的灰度值,  $C$  为一常数, 对于红外(或水汽)通道取 0, 而可见光通道则取 255,  $L_{min}$  为设定的最小长度值, 一般取 10 ~ 20 个像素点. 此外, 从实际应用出发, 对于式(6)中  $\alpha$  可直接取  $\alpha = 1$ .

步骤 3: 根据地球圆盘边缘特性, 采用最小均方误差分类器对第  $i+1$  行边缘坐标的预测值进行同步校正. 对第  $i+1$  行边缘坐标的预测值的同步校正可按如下 2 个步骤来完成: (1) 采用步骤 2 中求初始值的方法, 求出第  $i+1$  行中最长弦所对应的边缘

点坐标, 记作  $B'_{i+1}$  和  $E'_{i+1}$ ; (2) 采用最小均方误差(或称为最小距离)分类器对第  $i+1$  行边缘坐标的预测值进行同步校正, 算法如下:

$$B_{i+1} = \begin{cases} B'_{i+1} & \| B'_{i+1} - B_{i+1} \| \leq NoiseT \\ p_{(i+1)k} & \varepsilon_{min} = \| p_{(i+1)k} - B'_{i+1} \|_{k=k} \end{cases}, \quad (k = 0, 1, \dots) \quad (7)$$

$$E_{i+1} = \begin{cases} E'_{i+1} & \| E'_{i+1} - E_{i+1} \| \leq NoiseT \\ q_{(i+1)k} & \varepsilon_{min} = \| q_{(i+1)k} - E'_{i+1} \|_{k=k} \end{cases}, \quad (k = 0, 1, \dots) \quad (8)$$

式(7)、(8)中,  $NoiseT$  为系统的噪声容限, 一般可取 10 ~ 20 个像素点,  $p_{(i+1)k}$  和  $q_{(i+1)k}$  的含义与步骤 2 中相同. 通过式(7)和(8)获得的  $B_{i+1}$  和  $E_{i+1}$  值可直接用于下一步边缘位置预测, 从而实现逐步递推过程.

## 2 实验结果

图 2 给出了用上述马尔可夫前向预测模型对 2001 年 8 月 24 日 9:00 接收的风云二号某星展宽云图实时处理结果(共有 6 个通道, 包括红外通道、水汽通道和 4 个可见光通道, 每个通道图像大小均为  $2500 \times 2294$ , 对于可见通道图中只给出了可见 4 通

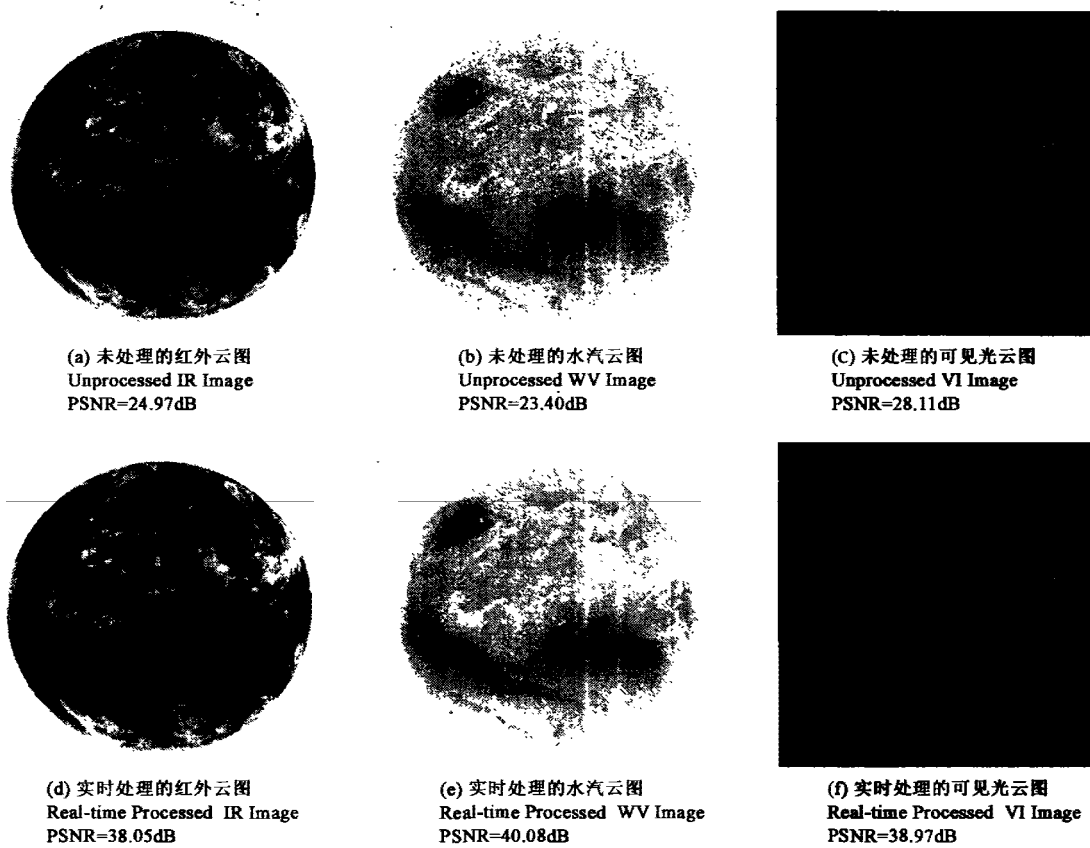


图 2 三通道数据实时处理对比图  
Fig. 2 Real-time processed contrast diagram of three channels Images

道的处理结果)。

在处理方法实现上,首先利用本文所提出的快速算法实时提取出 6 个通道的地球圆盘边缘,然后对圆盘外区域进行相应的填充(红外和水汽通道填 255,可见光通道填 0),对圆盘区域内部分,由于受到系统实时处理要求的限制,这里仅对其中包含的散粒噪声进行处理。为了说明处理效果,这里采用文献[6]中所提出的信噪分离技术获得了对原始未受到干扰图像的最佳估计,并将实时处理的云图与未处理的原始图像进行了对比,给出了各图的峰值信噪比(PSNR),如图 2 所示。显然,处理后的图像在目视效果和客观性能指标上均较原图有了很大提高。

在处理速度方面,硬件平台采用 Pentium 4/1.3 G 微机,数据采集接口采用 PCI 总线全 32 位传送,操作系统采用 Windows98,在卫星每 600ms 扫描一行的情况下,整个地面云图采集和处理系统完成了对原始码流(6 通道数据)的实时采集、解码、存储、显示以及图像处理功能。经测试,在图像数据下传过程中,用上述快速算法提取每通道每扫描行地球圆盘边缘约需 10ms,完全满足系统实时处理要求。

### 3 算法性能分析

下面将从 2 个大方面对上述基于马尔可夫前向预测模型的快速边缘提取算法的性能进行分析。

#### 3.1 图像二值化域值的选取对算法性能的影响

从上述的系统建模和算法实现中不难看出,对于目标(地球圆盘)的边缘预测、校正的实现均依赖于原始云图二值化的结果,而这直接受二值化域值选取的影响。下面将着重分析影响该域值选取的两个因素。

#### 3.1.1 动态直方图分析对域值选取的影响

考虑到系统处理的实时性要求,在实现过程中,我们采用动态分析直方图的方法来确定瞬时二值化域值,图 3 给出了红外通道和可见光通道的瞬时域值分布图。

图 3 中, $x$  为采集行数, $y$  为瞬时二值化域值,不难看出,当采集行数  $< 1200$  时,瞬时域值输出与期望值存在一定差异,这将在一定程度上影响最终的处理结果。较好的解决方法是在采集完成以后对实时处理的结果进行相应的修正,从而优化系统的处理性能。

#### 3.1.2 噪声的存在对域值选取的影响

另一个影响二值化域值选取的因素是原始云图中噪声的存在。图 4 给出了有噪声和无噪声 2 种情况下红外通道的直方图分布示意图。图 4(a)中,由于噪声的存在,使得域值  $T_1$  的取值与(b)中无噪声理想状态下的  $T_2$  存在一定的差异,实验表明,该差异将会影响对红外通道中存在的杂散光的消除。

#### 3.2 算法稳定性对算法性能的影响

在这里,算法的稳定性主要是指算法的一致收敛法。式(6)中预测偏移量  $\beta$  的存在使得该预测模型在均方误差最小的条件下达到最优;另一方面,由于采用了最小距离分类器使得该算法的一致收敛性得到保证。容易证明,该算法的边缘跟踪精度  $\xi$  满足:

$$\xi = \max \{ \|B_i - B_{i0}\|, \|E_i - E_{i0}\| \} \leq \max(\delta, \text{Noise}T). \quad (9)$$

$$\forall i \in [0, N-1]$$

式(9)中, $B_{i0}$ 和 $E_{i0}$ 分别为第 $i$ 行实际的起点和终点坐标, $\delta$ 含义同式(3)和式(4), $\text{Noise}T$ 含义同式(7)和式(8)。

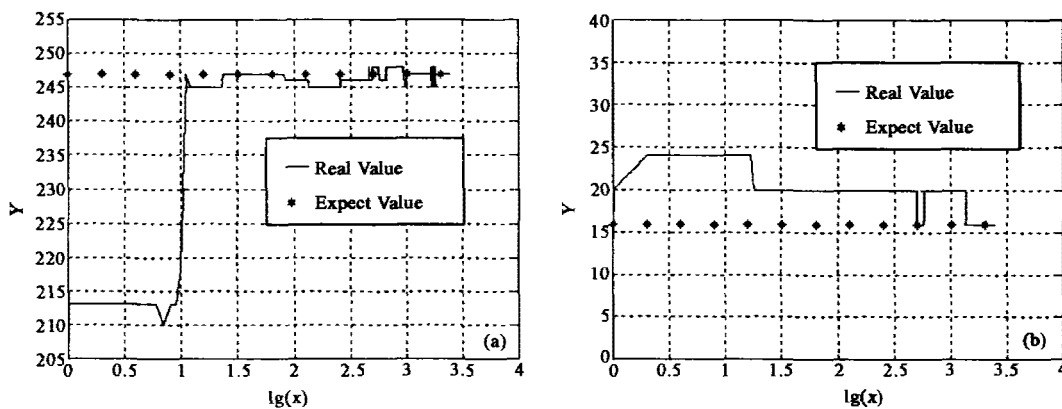


图 3 实时处理时云图二值化域值瞬时分布图(a)红外云图二值化域值变化图(b)可见光云图二值化域值变化图  
Fig.3 Real-time processed images two-value instant distribution diagram (a)Channel two-value threshold diagram (b)VI channel two-value threshold diagram

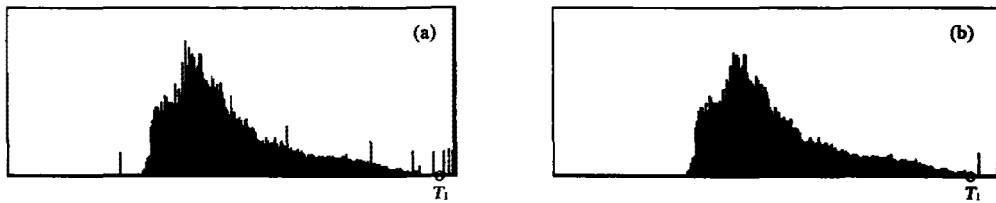


图4 不同噪声情况下红外通道直方图分布示意图(a)含有噪声的红外通道直方图(b)不含有器材怕的红外通道直方图  
Fig. 4 IR channel histograms under different noise (a) noised IR channel gray diagram (b) clean IR channel gray diagram

#### 4 结论

实验表明,基于马尔可夫前向预测模型的边缘实时提取算法能够在强噪声背景下有效地提取出地球圆盘边缘,为后续进一步的图像处理工作提供了方便.同时,该算法对于非突变和闭合区域的边缘跟踪同样可以收到良好的效果.该算法已经成功应用于航天遥感图像的实时采集和处理系统中.

#### REFERENCES

- [1] ZHANG Xian-Da. *Modern Signal Process*. Beijing: Tsinghua University Press(张贤达.现代信号处理.北京:清华大学出版社), 1995: 5
- [2] ZHANG Yu-Jin. *Image Process and Analysis*. Beijing: Tsinghua University Press(章毓晋.图象处理和分析.北京:清华大学出版社), 1999: 3
- [3] Descombes X, Sigelle M. Estimating gaussian Markov random field parameters in a nonstationary framework; application to remote sensing imaging. *IEEE Trans. Image Processing*, 1999, 8(4): 490—503
- [4] Lin J H, Ansari N, Li J. Nonlinear filtering by threshold decomposition. *IEEE Trans. Image Processing*, 1999, 8(7): 925—933
- [5] Sigelle M, Ronfard R. Relaxation of previously classified images by a Markov field technique and its relationship with statistical physics. In: *Proc. 7<sup>th</sup> SCIA'91*, Denmark: Aalborg, 1991: 387—394
- [6] GUO Qiang. Study on the real-time evaluation for the qualities of images of the synchronous meteorologic satellites. Shanghai: Shanghai Institute of Technological Physics, C. A. S. Ph. D. Dissertation(郭强.静止气象卫星图像质量实时评价技术研究.上海:中国科学院上海技术物理研究所博士学位论文), 2003