

基于马尔可夫随机场的快速图象分割

刘伟强 陈 鸿 夏德深

(南京理工大学计算机系 603 教研室, 南京 210094)

摘 要 根据卫星遥感图象的特点, 讨论了基于马尔可夫随机场的图象分割方法, 建立了相应的基于马尔可夫随机场的图象分割模型, 以实现复杂遥感图象的快速分割, 并由此将图象分割问题转化成图象标记问题, 进而转化成求解图象的最大后验概率估计的问题. 虽然传统的模拟退火算法(SA)能达到后验概率的全局最大, 但是时间复杂度太高, 实际分割中经常采用次优算法. 文中还引进了一种基于博弈理论的确定性退火算法(GSA)和一种基于竞争理论的算法(CA), 取得了快速分割图象的效果. 试验证明, 这两种算法完全可应用于复杂遥感图象的快速分割.

关键词 马尔可夫随机场 图象分割 模拟退火 最大后验概率 博弈理论 竞争算法

中图法分类号: TP751.1 文献标识码: A 文章编号: 1006-896X(2001)03-0228-06

Markov Random Field Based Fast Segmentation

LIU Wei-qiang, CHEN Hong, XIA De-shen

(603 Laboratory, Computer Department, Nanjing University of Science and Technology, 210094)

Abstract In this paper, the segmentation based on Markov Random Field (MRF) is discussed to fulfill the fast segmentation of complex remote sensing image. Using this method, the cotton estimation model and the extraction of cotton areas from satellite image are realized and remote sensing cotton estimation system is constructed. According to the characteristics of the remote sensing image, the image segmentation model based on MRF is established. The problem of image segmentation can be converted to the problem of symbolizing, and finally converted to the solution of Maximum A Posterior (MAP), if the method of MRF is used. For obtaining the solution of MAP, the algorithm of simulated annealing (SA) can find the global optimum, but it requires a large amount of computation. So sub-optimal algorithms are often used. In the article, the decisive algorithm based on game theory and the algorithm based on competition theory are both introduced. Moreover the competition algorithm (CA) is improved largely. These two algorithms reduce the complexity from different way. The experiments indicated that they could be used in the segmentation of complex remote sensing image effectively. In the system constructed by the method, the cotton areas are extracted with high precision from satellite image.

Keywords Markov random field, Image segmentation, Simulated annealing, Maximum a posterior, Game theory, Competition algorithm

0 引 言

在现有科研成果的基础上, 应用遥感技术和地理信息系统技术, 如今在农作物单产信息模型、农作物种植面积的精确提取等关键技术方面已取得了突破, 已开发出实用的农作物估产技术方法并建成了

卫星遥感农作物估产系统. 本文就是研究如何从美国陆地卫星的 TM 图象中将棉花种植地块分割出来, 以便计算棉花种植地块的面积. 鉴于马尔可夫随机场在图象处理中的广泛应用以及其优秀处理效果^[1], 主要讨论基于马尔可夫随机场的快速图象分割方法. 根据马尔可夫随机场理论, 首先对要处理的 TM 图象进行分析, 并根据其特点建立起相应的基于

马尔可夫随机场的图象分割模型,然后根据马尔可夫随机场理论,采用模拟退火算法^[2]将图象分割问题归结为最大后验概率的求解问题,虽然模拟退火算法能收敛于全局最小,但是计算复杂度太高,不适合实际处理的需要,因此在该算法的基础上,对该算法进行了改进,即引入了基于博弈理论的决定性退火(GSA)算法和基于竞争理论的(CA)算法,实现了卫星遥感图象中棉花地块的分割,使减少算法复杂度和局部最优得到了兼顾,做到了复杂图象的快速分割。

1 马尔可夫随机场以及图象分割模型

众所周知,许多图象处理问题可以归结为图象标记问题,而且一个图象标记问题可以用一个点集和一个标记集来表示,如点集 S 是一个 m 个点的集合, $S = \{1, 2, \dots, m\}$, 这里 S 是一个离散集,其中的点可以表示图象象素或图象特性,而对于一幅 $n \times n$ 的二维图象, S 可以表示成: $S = \{(i, j) | 1 \leq i, j \leq n\}$, 可是在马尔可夫随机场中,点通常是无序的,各象素点间是通过所谓的邻域系进行相互联系;另外,由于一个标记是指发生在某个点上的一个事件,因此标记问题就是向对应点集 S 中的每个点,从标记集 L 中选择一个标记 f_i 指定给这个点,这里集合 $f = \{f_1, f_2, \dots, f_m\}$ 即称为点集 S 的一个标记。由于图象分割就是将给定的观察图象分割成彼此互斥的区域,因此若将图象的象素看作点,而将分割的每个区域当成一种标记,则图象分割问题就可表示为图象标记问题,但在图象标记问题中,不可避免地要加入上下文限制,这种限制即首先需根据图象的特征来判断标记的合理性。若从图象的局部来看,则可以发现如下一些很好的特性,例如,除了边缘点外,相邻点通常具有相近的灰度值;另外图象分割时,区域也是相连的。这说明,图象中的各个点不是相互独立的,相邻的点会相互影响,因而标注时可以将这种上下文限制作为先验知识,而这一类知识可以用马尔可夫随机场进行描述,且这种马尔可夫随机场是以其局部特性(马尔可夫性)为特征的。

由 Hammersley-Clifford 定理可知,如果要定义一个马尔可夫随机场,由于马尔可夫随机场与一个吉布斯随机场相对应,因此若定义了吉布斯随机场的能量函数^[3],那么这个马尔可夫随机场也就确定了。这样,根据贝叶斯决定规则,并采用最大后验概率^[4]

(Maximum A Posterior 简称 MAP)估计器,就可将图象分割问题转化为求解图象的最大后验概率估计问题。这种 MAP 估计器 $\hat{\omega}$ 可表述为

$$\hat{\omega} = \underset{\omega \in \Omega}{\operatorname{argmax}} P_{X|F}(\omega | f) \quad (1)$$

$$P_{X|F}(\omega | f) = \frac{P_{F|X}(f | \omega) P_X(\omega)}{P_F(f)} \quad (2)$$

其中, X 是对图象所做的标记; F 是图象的观测值,可理解为灰度矩阵; $P_X(\omega)$ 是标记 ω 的先验概率,是关于图象结构一般性知识的概率描述; $P_{F|X}(f | \omega)$ 是观察值 f 的概率密度函数(probability density function),也称为似然函数(likelihood function),它是从标记图象 X 得到观察图象 F 的概率描述; $P_F(f)$ 是观察值 f 的概率,因为观察数据 f 是给定的,所以 $P_F(f)$ 是一常量,从而有

$$P_{X|F}(\omega | f) \propto P_{F|X}(f | \omega) P_X(\omega) \quad (3)$$

根据前面的说明,图象标记问题就是求得标记场的最大后验概率(MAP)估计 $\hat{\omega}$,而该问题的关键即在于定义先验概率 $P(F)$ 和似然函数 $P(F | \omega)$ 。根据大数定理,假设概率 $P(f_s | \omega_s)$ 服从高斯分布,且类别 λ 用它的均值 μ_λ 和方差 σ_λ 来表示,则似然能量函数可以表示如下

$$U_f(\omega, F) = \sum_{s \in S} \left(\ln(\sqrt{2\pi}\sigma_{\omega_s}) + \frac{(f_s - \mu_{\omega_s})^2}{2\sigma_{\omega_s}^2} \right) \quad (4)$$

对于先验模型,若假设它符合马尔可夫随机场,则关键在于定义其势团势能。考虑到计算效率,如果势团种类太多,则计算复杂度将大大提高,一般在马尔可夫模型中多采用二阶邻域系(8邻域系)来进行势能计算;另外,根据要处理的卫星遥感图象的特征,由于目标对象没有确定的结构,各个方向都有可能,因此,可采用同构且各向同性的二阶邻域系(8邻域系)这样可充分考虑邻域的影响,其对应的势团若只考虑双点势团,即若 $C \neq \{s, r\}$, 而势团势能 $V_C = 0$, 则势能计算公式可以表示为

$$V_C(\omega_c) = V_{\{s, r\}}(\omega_s, \omega_r) = \begin{cases} -\beta & \omega_s = \omega_r \\ +\beta & \omega_s \neq \omega_r \end{cases} \quad (5)$$

其中, β 是模型参数,通常在 $(0.5, 1)$ 上取值,它控制区域的内同性(homogeneity),相应的先验能量函数为 $U_f(\omega) = \sum_{c \in C} V_C(\omega_c)$; 另外,在图象分割模型中,单点势团的作用完全可以用双点势团来反映。研究加入单点势团势能的原因,就是为了惩罚孤立点,从而使得其先验能量相对地比较大,这样单个点的后验能量函数值也比较大,由于所要求的是后验能量

函数的最小值,所以这种孤立点在求解最小值的过程中就会被抛弃,而且它会被标记成其他具有更小后验能量的标记.通过观察式(5)中的双点势团势能发现,孤立点与周围点的标记值都不相同,而且其所有双点势团均为正,这样使得其先验能量函数值也比较大,因而产生了上述所要得到的效果,因此,若在模型中只考虑双点势团的势能,则后验能量函数可以表示为

$$U(\omega, F) = U_1(\omega, F) + U_2(\omega) \quad (6)$$

2 基于博弈理论的模拟退火(GSA)算法

虽然马尔可夫随机场模型结合贝叶斯方法,可将图象分割问题归结为求解标记场的最大后验概率估计问题,但是,求解后验概率 $P(\omega|f)$ 属于所谓的组合优化(Combinatorial optimization)问题,直接求解困难很大.模拟退火^[5](Simulated Annealing,简称SA)算法是解决该问题的一种有效方法,它是模拟经过加热的物理系统在冷却过程中的粒子迁移行为,通过逐渐降温迭代,使能量达到全局最小.虽然SA算法能发现全局最优,但是它需要大量的计算时间,为了避免这个缺点,许多人提出了决定性的退火算法.本文引入了一种基于博弈理论(Game Theory)的退火算法(GSA),并在实验中取得了很好的效果.

博弈理论产生于30年代,这里应用的是该理论的一个特殊分支,称为不协作的 n 人博弈理论(Non-cooperative n -person game theory),即在一个 n 人博弈中,玩家有一个玩家的集合 $I = \{1, 2, \dots, n\}$,且每个玩家都有自己的一个博弈策略集合 T_i ,而博弈的过程就是每一个玩家从自己的博弈策略中选择一种策略 $t_i \in T_i$,这样,就可得到一种状态 $w = (t_1, t_2, \dots, t_n)$,此时每个玩家都有一个代价(payoff)函数 $H_i(w)$.这里 W 表示所有状态的集合,而博弈的判断目标就是使得总的代价最小,也就是达到博弈的Nash平衡点.所谓Nash平衡点,就是对于一个状态 $w^* = (t_1^*, t_2^*, \dots, t_n^*)$,如果没有任何一个玩家可以通过只改变自己的策略来减少代价,则这种状态就称为博弈的Nash平衡点,其用代价函数可以表示为

$$\forall i: H_i(w^*) = \min_{t_i \in T_i} H_i(w^* \parallel t_i) \quad (7)$$

其中, $H(w^*)$ 表示在状态 w^* 下总的代价, $w^* \parallel t_i$ 表示用 t_i 代替 w^* 中的 t_i^* 而得到的状态.一般对于

一个 n 人博弈来说,博弈的Nash平衡点总是存在的,但在一个不协作的 n 人博弈中,每个玩家总是独立地选择自己的策略,以最小化自己的代价,它不管其他玩家的情况.令 $w^{(k)} = (t_1^{(k)}, t_2^{(k)}, \dots, t_n^{(k)})$ 表示第 k 次时的状态; $H_i(w)$ 表示在状态 w 下,玩家 i 的代价; $\alpha \in (0, 1)$ 是一个实数常量,它表示接受新策略的概率.如果把像素看作玩家,而将像素的标记集看作玩家的策略,同时将代价函数看作能量函数,那么,博弈方法和图象标记即有很大的相似性,而且二者的一致性可以用下面的定理来说明:

定理1 若令 G 表示定义在 $(T_1, \dots, T_n; H_1, \dots, H_n)$ 上的博弈,其中 $T_i = \lambda_i$,而代价函数 H_i 为点 i 的局部后验能量,则能量函数的局部最小点的集合与博弈 G 的Nash平衡点的集合一致.

据上述定理可知,只要求得游戏的Nash平衡点,也就得到了后验能量的局部极小点,因此,为了达到Nash平衡点,即可以采用该理论的松弛算法.该算法的具体描述如下:

算法(GSA)

第1步:任选一初始状态 $w^0 = (\omega_{s_1}^0, \dots, \omega_{s_N}^0)$, ω_s 是点 s 的标记,令 $k = 0$;

第2步:对于当前状态 $w^k = (\omega_{s_1}^k, \dots, \omega_{s_N}^k)$ 的每个 $s (s \in S)$ 均选择一种标记 $\omega'_s \neq \omega_s^k$,使其满足

$$U_s(\omega'_s) = \min_{\lambda \in \Lambda - \{\omega_s^k\}} U_s(\lambda)$$

其中, Λ 表示总体样本集, $U_s(\lambda) = \ln(\sqrt{2\pi}\sigma_\lambda) + \frac{(f_s - \mu_\lambda)^2}{2\sigma_\lambda^2} + \sum_{c \in C_s} V_s(\omega_c)$ 表示点 s 标记为 λ 时的局部能量,也就是说,需在每个点选择具有最小局部能量的标记,这里 C_s 表示点 s 所在的势团集.

第3步:如果 $U_s(\omega'_s) \geq U_s(\omega_s^k)$,则 $\omega_s^{k+1} = \omega_s^k$;否则,以概率 α 接受 ω'_s ,即

$$\omega_s^{k+1} = \begin{cases} \omega'_s & U_s(\omega'_s) < U_s(\omega_s^k), \text{ 且 } \xi \leq \alpha \\ \omega_s^k & \text{ 否则} \end{cases}$$

其中, ξ 是 $(0, 1)$ 上的随机数.

令 $w^{k+1} = (\omega_{s_1}^{k+1}, \dots, \omega_{s_N}^{k+1})$.

第4步:若满足终止条件,例如: $\Delta U = |U(w^k) - U(w^{k+1})| < 0.001 U(w^k)$,则算法终止,其中, $U(w^k)$ 为系统在状态 w^k 时的能量,可用式(6)计算,否则, $k = k + 1$ 转第2步.

这里,值得注意的是,GSA方法中的随机不同于SA方法中的随机,因为在GSA方法中,候选标记是

以决定性的方法选出的,而仅仅候选标记的接受是随机的,可是在SA方法中,候选标记的选择和接受都是随机的.实际上,SA方法随机的主要目的是为了逃逸出局部最小,而GSA方法随机的主要目的是为了从振荡中逃逸出来,以加快收敛;另外,GSA方法的计算时间,从后面的实验来看,比SA方法大大减少,现已完全可以在实际中应用,且它对初始值的依赖明显减弱,但是,从算法的角度看,它寻找最优的能力较差,这是因为在退火过程中,如果降温太快,系统将无法在每个温度达到热平衡态,能量也就不能达到全局最小.通过GSA算法过程的分析可知,在每一温度下,GSA系统只经过一次大范围的搜索,然后就降温,因而根本无法达到热平衡态,这样,就很难达到全局最小,且若系统陷入局部最小值,将很难逃逸出去,这是因为它不允许能量增加的状态改变.针对上述这些优缺点,本文引进一种基于种群优化思想的竞争算法,并对其加以改进,使其提高收敛速度,以便能适用于实际应用情况.

3 竞争算法(CA)

在竞争算法(Competition Algorithm,简称CA)中,寻找最优的方法是基于以下的思想:给定固定数量的种群个体,由于这些个体的性能是由一个类似于遗传算法(简称GA)中的适应度函数的性能函数加以评价,因而可以用马尔可夫随机场模型的后验能量函数来对个体性能加以描述.若后验能量越小,则认为个体性能越优,这样,就可以使用该算法来达到求得最小后验能量的目的.在竞争算法中,个体进行启发式搜索是基于以下思想,即种群中性能占优的个体被认为距局部最优较接近,而性能较差的个体则被认为距局部最优较远.因此,性能占优的个体适合在自己附近的小范围内搜索,而性能较差个体则应该在较大的范围内搜索.其中一个可能的结果就是性能较差的个体在付出了更多的努力之后,赶上了本身也一直在不断进化的性能占优的个体,这样,较差的个体就变成了性能较优的个体,原来较好的个体则变成了较差的个体,也可以认为其又回到了初始状态.于是,这个激励就会一直进行下去,直至达到共同优化.

定义 $N(x, \alpha)$ 为 x 的邻域, x 为对图象矩阵所作的一个标记状态; α 是一邻域参数,且 α 越大, $N(x, \alpha)$ 中所包含的元素就越多,同时,要求邻域 N

(x, α) 是对称的, $x_1 \in N(x_2, \alpha)$,当且仅当 $x_2 \in N(x_1, \alpha)$.

竞争算法可描述如下:

第1步:初始化

(1)确定种群规模 P_s 及终止竞争准则;

(2)随机地在产生 P_s 个个体,作为初始个体,用 $\{x_p^{(0)}, p=1, 2, \dots, P_s\}$ 表示;

(3)计算各个体的性能 $\alpha(x_p^0) = U(x^0, p)$,并求参数

$$\alpha_p^{(0)} = D(\alpha(x_p^{(0)})) / \sum_{p=1}^{P_s} D(\alpha(x_p^{(0)})) \quad (8)$$

其中, $U(x_p^0)$ 可用式(6)求得; $D(\cdot)$ 是任意单调递减正函数,可根据需要确定;

(4)置 $k=0$.

第2步:竞争

(1)对于个体 $x_p^{(k)}, p=1, 2, \dots, P_s$,做在 $x_p^{(k)}$ 的邻域 $N(x_p^{(k)}, \alpha_p^{(k)})$ 中,随机产生一点 \bar{x} ,若满足 $\alpha(\bar{x}) > \alpha(x_p^{(k)})$,则接受,即令 $x_p^{(k+1)} = \bar{x}$,否则,令 $x_p^{(k+1)} = x_p^{(k)}$;

(2)对于竞争调整后的个体 $x_p^{(k+1)}$,用式(8)计算其邻域参数 α .

第3步:终止检验

若 $\{x_p^{(k)}, p=1, 2, \dots, P_s\}$ 中有一个个体满足在第1步中确定的终止准则,例如,假设在连续 n 次迭代中某个个体都没有进化,则当 n 大于某一门限时,即终止竞争,并输出最佳个体,否则,令 $k=k+1$ 转第2步.

在这里,值得讨论的是竞争算法中的随机技术.这种随机化技术是一种启发式搜索技术,它以某概率有条件地向性能退化的方向搜索,从而保证能够有效地逃逸出局部最小,以最终达到全局最优.例如SA算法中的随机便是基于这种理论;而竞争算法中,第2步(1)中的随机是盲目的,它是一种伪随机,具有确定性,故它并不能使竞争算法跳出局部最小,因为在竞争算法中,逃逸出局部最小是由竞争的机制保证的,即由于当某个个体陷于局部最小后,若它原来是性能较差的个体,则其会在较大的邻域范围内搜索,因此,比较容易逃逸出来;若它原来是性能占优的个体,那么它会在小范围内搜索,则不易跳出,但是,在其搜索的同时,性能较差的个体也在不断进化,并很容易超过它,这时,它就变成了性能较差的个体,从而使搜索的邻域变大,易于跳出局部最小继

续优化,正是通过种群个体间的这种不断竞争,使种群得到优化,这也是竞争算法的含义。

但是,原有的竞争算法的收敛速度很慢,分析其原因,是因为算法第2步(1)中随机地产生当前状态的候选解,而当整个种群进化到后期,随机产生的候选解一般都不如当前解,这是因为在后期,当前解一般都较为接近于局部最优,所以,如果仅仅依靠随机地产生候选解,那么要使某个体进化一次,则需要经过很多次迭代,这将大大加重运算复杂度,并且,由上面的讨论可以看出,这一步的随机是没有多大实效的,因此,用一种确定性的搜索来替代它,可以使算法能较迅速地选出较好的候选解。GSA算法中,下一状态是选出的比当前状态好的那一个状态。鉴于GSA算法的快速特性,故该算法中选择候选状态的方法被应用在这里。试验表明,这一方法取得了较

好的实际效果,它使得竞争算法的收敛速度有了大幅度的提高。

4 试验结果和图象

实验是采用美国陆地卫星 TM2,3,4 波段合成图象,图象大小为 256×256 pixel,灰度级为 256。试验采用了传统的 SA 算法、CA 算法和 GSA 算法 3 种方法对 3 幅图象进行分割,每幅图象分成 3 类,模型参数 $\beta = 0.6$,GSA 算法中的接受概率 $\alpha = 0.7$ 。图象中棉花地块、小麦地块和其他区域的分割时间及收敛能量如表 1 所示,而分割结果如图 1 所示。图象分割后,3 个不同地块中的棉花,小麦等 3 类地块的均值和方差如表 2 所示。

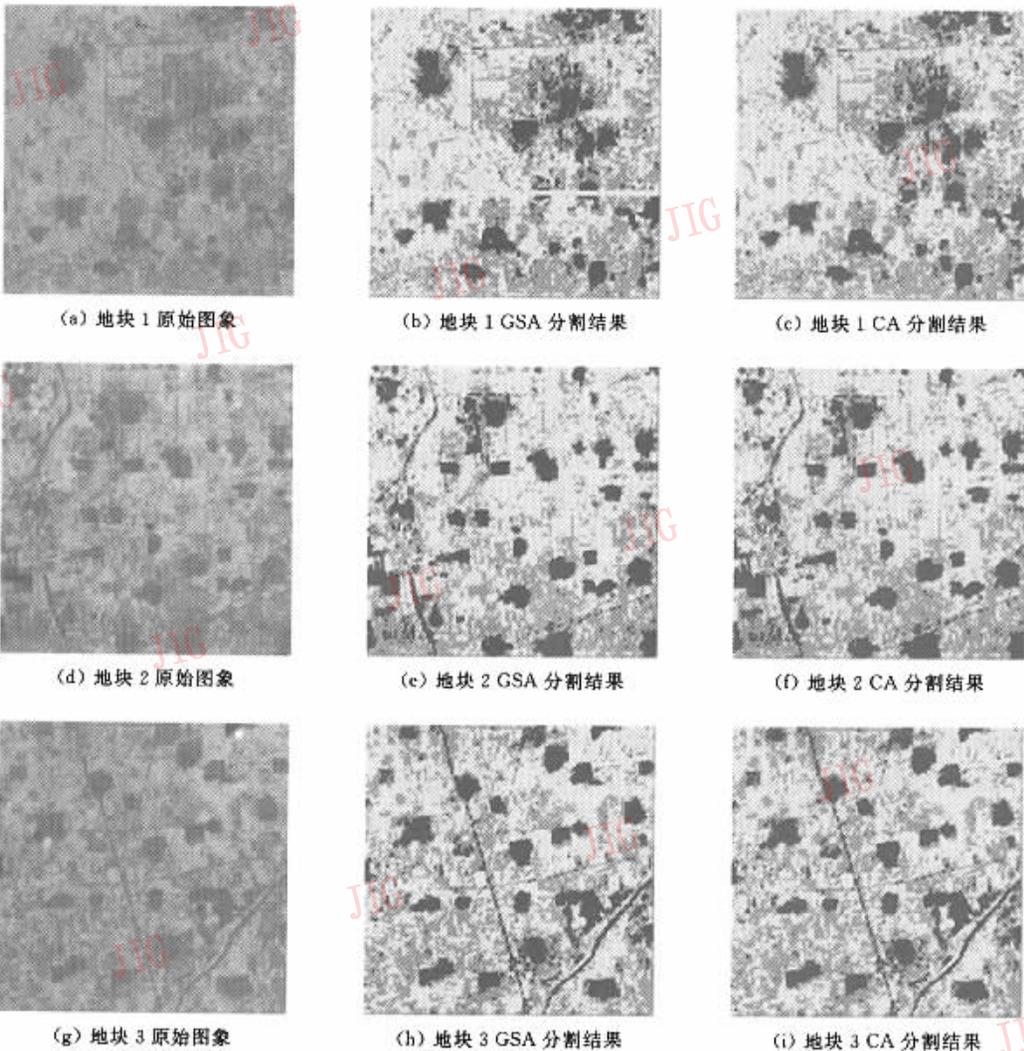


图 1 快速算法分割结果图象

表1 监督参数集

	均值	方差
棉花田	127.22	13.95
其他区域	61.33	4.88
小麦田	33.9	22.16

表2 图象分割时间及收敛能量

	计算时间(s)	收敛能量
SA 算法	101	1 717 301.47
GSA 算法	32	1 711 463.87
CA 算法	36	1 680 828.68

快速算法分割结果图象(图1)中颜色浅灰的是棉花地块,深灰的是村庄等地块,最黑的是小麦地块。从表2可以看出,GSA、CA算法与SA算法的收敛能量基本相同,而计算时间却比SA算法少了很多。需指出的是,这里的SA算法,由于各类地块的均值和方差的选取不一定十分准确,而且模拟退火的降温方法与理论要求有一定差距,使得SA算法显然没有收敛到较小的能量函数值。

5 结论

本文讨论和实现了基于马尔可夫随机场的遥感图象的快速分割,即根据卫星遥感图象的特点,建立了相应的基于马尔可夫随机场的图象分割模型,并将图象分割问题转化成图象标记问题,又进一步转化成求图象的最大后验概率估计的问题。本文还引进了一种基于博弈理论的决定性退火算法(GSA)和一种基于竞争理论的CA算法,并对CA和GSA算法进行了改进,以适用于实际的遥感图象的分割。通过大量的试验和获得的数据可知,经过改进了的GSA和CA,在保证算法具有良好效果的前提下,实现了多类地物的遥感图象的快速分割。另外,本文提出的算法也可以推广应用到其他复杂图象的快速分割。

参考文献

- 1 Geman S, Geman D. Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images. IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell, 1984, PAMI-6(9):721741.
- 2 Lakshmanan S, Derin H. Simultaneous parameter estimation and segmentation of Gibbs random fields using simulated annealing. IEEE Trans Pattern Anal. Machine Intell, 1989, PAMI-11(8):799813.
- 3 Derin H, Elliott H. Modeling and segmentation of noisy and textured images using Gibbs Random Fields. IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell, 1987, PAMI-9(1):3955.
- 4 Panjwani, Healey. Markov random field models for unsupervised segmentation of textured colors images. IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell, 1995, PAMI, 17(10):939954.
- 5 刘岩. 模拟退火算法的背景和单调升温的模拟退火算法. 计算机研究与发展, 1996, 33(1):410.

刘伟强 1978年生,1999年获南京理工大学计算机系学士学位,现为南京理工大学计算机系硕士研究生.研究方向为计算机视觉、模式识别、图象处理。

陈鸿 1975年生,1999年获南京理工大学计算机系硕士学位.研究方向为计算机视觉、模式识别、图象处理。

夏德深 1941年生,教授,博士生导师.主要研究方向为图象处理、卫星遥感、模式识别.已发表论文45篇,专著4本。