

# 基于超顺磁聚类的复杂红外图像分割算法

刘松涛

(海军大连舰艇学院信息与通信工程系, 辽宁 大连 116018)

**摘要:**针对复杂红外图像分割问题,将非均匀 Potts 模型的热力学聚集运动看作是数据聚类,提出了基于超顺磁聚类的分割新算法。算法首先要指定控制系统的哈密顿函数,然后通过测量磁化率随温度变化的曲线来识别系统的不同相位,最后在超顺磁相位测量相邻自旋子的相关函数来将图像分割成子类。结合 SW 算法和 Metropolis 算法给出了一种新的产生马尔科夫过程的方法,该过程能够快速收敛于 Boltzmann 分布,从而降低超顺磁聚类方法的计算量。在复杂红外图像上的分割实验表明,新算法在收敛速度和分割效果方面都明显优于经典的 SW 算法。

**关键词:**超顺磁聚类;图像分割;Potts 模型;SW 算法;Metropolis 算法

**中图分类号:**TP391.4      **文献标识码:**A

## Segmentation algorithm for complicated infrared image based on superparamagnetic clustering

LIU Song-tao

(Dept. of Information & Communication Engineering, Dalian Naval Academy, Dalian 116018, China)

**Abstract:** Inspired by the thermodynamic aggregation motion of inhomogeneous Potts model as data clustering, a new segmentation method based on superparamagnetic clustering is proposed for segmenting complicated infrared image. First, the Hamiltonian function for controlling system action is determined. Then, the system's phase is recognized by measuring the curve of susceptibility vs temperature. Finally, the image is segmented into sub-clusters by measuring the spin-spin correlation function in the superparamagnetic phase. Combined the SW algorithm and Metropolis algorithm, a new method for generating Markov process is proposed, which can converged into Boltzmann distribution quickly, so reducing the computation time of superparamagnetic clustering. The experimental results for complicated infrared images show that the proposed method is obviously better than the SW algorithm in the aspect of convergence speed and segmentation effects.

**Key words:** superparamagnetic clustering; image segmentation; Potts model; SW algorithm; Metropolis algorithm

### 1 引言

超顺磁聚类方法是一种全新的思想,它将物理学的思想引入到信息领域,把非均匀 Potts 模型的热力学聚集运动看作是数据聚类,即在某个温度范围内,数据处于超顺磁相位,然后利用数据点之间的相关性来聚类。聚类过程中,对数据不作任何的假设。M. blatt 等<sup>[1-2]</sup>最早利用超顺磁聚类对 toy 问题和 landsat 数据进行了分类研究,结果非常理想,算法

对各种参数的依赖性不强,后来又将其应用到计算机视觉领域<sup>[3]</sup>。采用基于 Potts 模型的 Metropolis 方法进行图像分割是不太可行的,这是由于每次对一个自旋子的状态更新,导致耗时太长或者系统不收

**基金项目:**国家自然科学基金项目(No. 60572160);学院科研发展基金资助。

**作者简介:**刘松涛(1978-),男,工学博士,讲师,主要从事成像制导,图像融合,光电对抗等研究工作。E-mail:navylst@163.com

**收稿日期:**2009-06-16

敛<sup>[4]</sup>。Swendsen-Wang 等<sup>[5-6]</sup>改进了 Metropolis 方法,首先将相邻的自旋子聚类,然后状态更新聚类而非单个自旋子,从而加快了收敛速度。近年来,Opata 和 Ferber 又提出了基于聚类的能量更新算法,声称收敛速度比 SW 方法又提高了 10 倍<sup>[7-8]</sup>。为了得到更加灵活和鲁棒的分割算法,G. Celeux 等<sup>[9]</sup>在 Potts 模型中引入了外场,并采用 EM 算法进行参数估计,而 A. Barbu 等<sup>[10]</sup>提出用 SW 割来克服 SW 算法在 Potts 模型具有外场时的不足,不过这些算法同时也提高了算法的复杂度。

本文将超顺磁聚类方法应用到复杂红外图像分割中,并将 SW 方法和 Metropolis 方法相结合,提高了马尔科夫过程的收敛速度,同时保证了分割结果的稳定性。

## 2 Potts 模型

铁磁性 Potts 模型已经系统研究了很多年<sup>[11]</sup>。设磁系统是  $N$  个格点组成的点阵,每个格点  $i(i=1, 2, \dots, N)$  上有一个自旋子,自旋变量值  $s_i=1, 2, \dots, q$ 。以  $S$  来表示系统的自旋子配置,则一个具体的微观态是  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ ,体系总共有  $q^N$  种微观态。这种配置的能量由哈密尔顿函数给出:

$$H(S) = \sum_{i=1}^N \sum_{\langle i,j \rangle} -J_{i,j} \delta_{s_i, s_j} \quad (1)$$

其中,  $J_{i,j}$  是邻域自旋子之间的连接强度,对于于聚类的非均匀 Potts 模型来说,  $J_{i,j}$  是不同的。  $\langle i, j \rangle$

代表邻域,  $N$  是总的自旋子数,  $\delta_{s_i, s_j} = \begin{cases} 1, & s_i = s_j \\ 0, & s_i \neq s_j \end{cases}$ 。

对于非均匀 Potts 模型来说,其内部会形成一些由自旋子构成的自组织区域,同一个区域内的近邻自旋子间具有非常强的作用力,而属于不同区域的自旋子间的作用力则很弱。低温时,体系处于铁磁相,高温时则处于顺磁相。随着温度的升高,在由铁磁相到顺磁相的转变过程中,会出现一个中间相,叫做超顺磁相。此时所有自组织区域内部表现为铁磁性,即其内部的所有自旋子具有相同的自旋方向,而不同的区域间则表现为无序的顺磁性。

## 3 确定超顺磁相位

超顺磁相位与磁化率  $\chi$  密切相关。在体系由铁磁相到超顺磁相的转变过程中,会观察到一个非常显著的磁化率  $\chi$  的峰值。超顺磁相时,一个自组织区域内的所有自旋的态是整体变化的。随着温度的继续升高,体系转变为顺磁相。这时,所有的区域内部也都呈现出无序的顺磁性,同时,磁化率  $\chi$  突然变得非常小。所以,磁化率突然出现峰值和磁化率突然变小的温度区间也就是体系处于超顺磁相的温度

区间。

磁化率  $\chi$ , 即磁化强度  $m$  的方差,反映了系统的相位变化。  $\langle A \rangle$  表示  $A$  的平均值。

$$\chi = \frac{N}{T} (\langle m^2 \rangle - \langle m \rangle^2) \quad (2)$$

$$m(s) = \frac{qN_{\max}(s) - N}{(q-1)N} \quad (3)$$

其中,  $N_{\max}(s) = \max \{N_1(s), N_2(s), \dots, N_q(s)\}$ ;  $N_\mu(s)$  表示自旋值为  $\mu$  的自旋个数。系统的序参量是平均磁化强度  $\langle m \rangle$ 。

固定温度  $T$  时,某个物理量  $A$  的热力学均值为:

$$\langle A \rangle = \frac{\sum_S A(s_i) f(H(s_i))}{Z} \quad (4)$$

其中,  $f(H(s)) \propto \exp(-H(s)/k_b T)$  是体系平衡时的分布函数,  $k_b$  为 Boltzmann 常数,取 1;  $Z = \sum_S f(H(s_i))$ ;  $S$  是所有状态空间,非常巨大,故直接计算物理量均值是不可能的。通常以蒙特卡洛 (Monte Carlo) 法计算处于平衡态的各种热力学量的平均值。如果我们以正则系综平衡时的状态分布  $P(s) = Z^{-1} f(H(s))$  选取  $n$  个状态,则:

$$\langle A \rangle \approx \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n A(s_i) \quad (5)$$

要想使系统最后趋于满足重要性抽样分布  $P(s)$ , 必须有一个过程使系统驰豫到此状态。可以证明,只要马尔科夫过程的翻转概率  $w(s, s')$  满足如下细致平衡条件就可以达到平衡分布为  $P(s)$  的目的:

$$P(s)w(s, s') = P(s')w(s', s) \quad (6)$$

有许多方法来产生这样一个马尔科夫过程,从而得出磁化率随温度的变化关系,确定超顺磁相位的温度区间。本文结合经典的 Metropolis 方法和 SW 方法给出了新的方法,提高了收敛速度。

### 3.1 Metropolis 方法

从初状态开始,按一定概率决定每个格点的自旋是否变化,设  $\Delta E = E_2 - E_1$  表示变化前后自旋相互作用能的增量,则变化概率  $w$  满足:

$$w = \begin{cases} 1, & \Delta E < 0 \\ \exp^{-\Delta E/k_b T}, & \Delta E \geq 0 \end{cases} \quad (7)$$

当  $\Delta E \geq 0$  时,产生一个介于  $(0, 1)$  之间均匀分布的随机数  $\eta$ ,若  $w > \eta$ ,则接受自旋的变化;反之,不接受。建立了单个自旋子的翻转概率,一旦所有自旋子都给过一次翻转的机会,就完成了—次扫描,也叫— Monte Carlo 步。

具体模拟过程如下:

- (1) 给出矩阵的规格  $N \times N$  及温度  $T$  的起始值;
- (2) 随机产生一个自旋点阵排列作为系统的起始状态, 计算系统的能量  $E_1$ ;
- (3) 逐一选择格点, 随机分配一个新的自旋值, 计算其自旋变化后的能量  $E_2$ , 根据变化概率  $w$  决定是否接受新的自旋值;
- (4) 重复步骤(3) 足够多次 ( $N$  次), 使系统达到平衡态;
- (5) 在平衡态, 抽取  $M$  个样本, 求格点平均磁化强度和磁化率:

$$\langle A \rangle \approx \frac{1}{M} \sum_{i=N+1}^{N+M} A(x_i) \quad (8)$$

- (6) 将温度加上一个小的增加量, 重复步骤(2) ~ (5), 就得到磁化率随温度变化的关系曲线。

### 3.2 SW 方法

SW 方法将 Metropolis 方法中的第(2)和(3)步更改如下:

- (1) 随机产生一个自旋点阵排列作为系统的起始状态;
- (2) 将两个相邻的自旋以概率  $p_{i,j}$  连接在一起形成聚类。具体是产生一个随机数  $\eta, 0 < \eta < 1$ , 如果  $p_{i,j} > \eta$ , 连接两个自旋, 否则, 不连接。

$$p_{i,j} = 1 - \exp\left(-\frac{J_{i,j} \delta_{s_i, s_j}}{T}\right) \quad (9)$$

- (3) 逐一选择每一个聚类, 随机分配一个新的自旋值。注意, 同一聚类拥有相同的自旋值。

### 3.3 新方法

SW 方法在聚类更新时, 更新后的自旋值是随机的。为了进一步提高收敛速度, 本文考虑结合 Metropolis 方法, 更新后的自旋值要不能使聚类的能量增加, 这样收敛速度自然就提高了。

对某一聚类配置  $S_k^c, c$  是某一聚类,  $k$  是聚类的自旋取值, 则对该聚类进行 Metropolis 方法更新时, 为满足细致平衡条件, 须对哈密顿函数作如下修改:

$$H(S_k^c) = \sum_{i \in c} \sum_{\langle i, j \rangle} -J_{i,j} \delta_{s_i, s_j} \quad (10)$$

其中,  $J_{i,j} < 0$ 。

## 4 聚类分割算法

算法分成三个阶段。首先要指定控制系统的哈密顿函数, 然后通过测量磁化率随温度变化的曲线, 来识别体系的不同相位, 最后在超顺磁相位测量相邻自旋子的相关函数, 这种相关函数用来将图像分割成子类。具体算法步骤如下:

- (1) 建立铁磁体相变的 Potts 模型。目标就是确定哈密顿函数, 对需要分割的图像进行物理

模拟。

- (a) 对应于图像大小, 给出一个矩阵, 其中每一个格点对应一个自旋子, 分配自旋变量值  $s_i = 1, 2, \dots, q$ ;

- (b) 确定每一个自旋子的邻域;

- (c) 计算邻域之间的连接强度  $J_{i,j}$ 。  $J_{i,j}$  应该能够体现图像之间的相似性, 即, 相似图像区域对应比较大的  $J_{i,j}$ , 不相似图像区域对应比较小的  $J_{i,j}$ , 据此, 定义如下:

$$J_{i,j} = 1 - \frac{|g_i - g_j|}{\theta} \quad (11)$$

其中,  $g_i$  和  $g_j$  是图像的像素值;  $\theta$  是图像的平均区分度。

$$\theta = \frac{1}{N} \frac{1}{\Delta} \sum_{i=1}^N \sum_{\langle i, j \rangle} |g_i - g_j| \quad (12)$$

其中,  $\Delta$  是邻域像素个数;  $N$  是图像总的像素数。计算时采用周期性边界条件。

- (2) 确定超顺磁相位。

- (a) 估计磁化率随温度变化的关系曲线;

- (b) 利用磁化率确定超顺磁相位的温度范围, 并得到与超顺磁相位对应的聚类温度。

令  $T_{\max}$  表示磁化率最大时对应的温度,  $T_{\text{vanish}}$  表示经过最大温度后磁化率突然变小时对应的温度, 则聚类温度  $T_{\text{clus}}$  只要满足  $T_{\max} \leq T_{\text{clus}} \leq T_{\text{vanish}}$  即可。

- (3) 在聚类温度, 当系统达到平衡时。

- (a) 测量自旋相关函数:

$$G_{ij} = \frac{(q-1)C_{ij} + 1}{q} \quad (13)$$

其中,  $C_{ij} = \langle c_{ij} \rangle$  表示在聚类里两个相邻自旋子是否属于一类的概率。

$$c_{ij} = \begin{cases} 1, & v_i \text{ 和 } v_j \text{ 属于一类} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

- (b) 数据聚类

根据一个阈值参数 threshold 确定两个相邻自旋子是否属于一类。如果  $G_{ij} > \text{threshold}$ , 认为  $v_i$  和  $v_j$  属于一类。聚类结果受 threshold 的影响不大, 只要满足  $1/q < \text{threshold} < 1 - 2/q$  即可, 这也是超顺磁聚类将相似度问题由传统的欧氏距离转化为自旋相关函数的突出优点。

- (c) 应用 Hoshen-Kopelman 算法识别每一个聚类, 得到分割结果<sup>[12]</sup>。

## 5 实验结果

实验图像为复杂的舰船和飞机目标红外图像, 分别如图 1 和图 2 所示。图 1 的复杂性体现在舰船受烟幕干扰和目标轮廓不明显, 图 2 的复杂性体现

在飞机受到大片云团干扰。选择经典的 SW 算法进行性能比较分析。进行实验分析的笔记本电脑配置是 AMD Turion(tm)64 × 2 1.61 GHz, 512 M 内存。软件开发环境为 Matlab 7.0。



图 1 舰船目标红外图像  
Fig.1 ship target infrared image

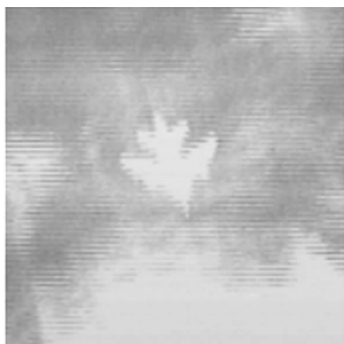


图 2 飞机目标红外图像  
Fig.2 plane target infrared image

图 1 的实验结果如下:采用 SW 算法时的参数如表 1 所示,磁化率与温度之间的关系没能很好地体现铁磁、超顺磁到顺磁的相位变化,而且耗时 9133.3 s,如图 3 所示。在聚类温度  $T = 0.12$  时进行分割,效果比较满意,如图 4 所示。采用新算法时的参数也如表 1 所示,新算法确定超顺磁相位时仅需 80 次迭代就进入了稳定状态,而且很好地体现了铁磁、超顺磁到顺磁的相位变化(如图 5 所示),分割耗时仅 35.141 s,而且效果理想,分割出了舰船上层建筑的左上角,如图 6 所示。

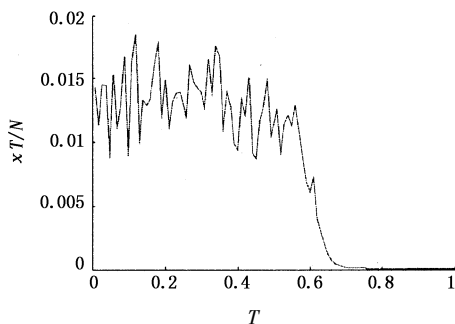


图 3 磁化率与温度关系(SW 算法,图 1)  
Fig.3  $\chi T/N$  vs temperature(SW algorithm, Fig. 1)



图 4 SW 算法分割结果(图 1)  
Fig.4 segmentation result of SW algorithm(Fig. 1)

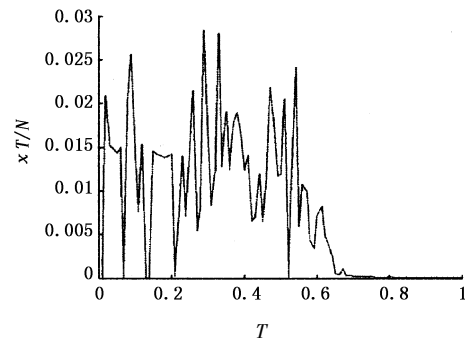


图 5 磁化率与温度关系(新算法,图 1)  
Fig.5  $\chi T/N$  vs temperature(proposed algorithm, Fig. 1)



图 6 新算法分割结果(图 1)  
Fig.6 segmentation result of proposed algorithm(Fig. 1)

表 1 舰船目标图像分割时 Monte Carlo 算法仿真参数  
Tab.1 parameter values for the Monte Carlo algorithm while segmenting ship target image

参数	SW 算法取值	新算法取值
$M$ (采样次数)	300	20
$N$ (丢弃次数)	200	80
$q$ (Potts 状态数)	10	10
$T_b$ (起始温度)	0.01	0.01
$\Delta T$ (温度变化量)	0.01	0.01
$Z$ (温度变化数)	100	100
$\langle i, j \rangle$ 邻域	8 邻域	8 邻域
$\Delta$ 邻域	4 邻域	4 邻域
确定超顺磁相耗时/s	9133.3	3392.3
聚类温度	0.12	0.29
分割耗时/s	117.94	35.141

新算法对图 2 的实验结果也非常理想,无论磁化率与温度之间的关系(如图 7 所示)还是最终分割结果(可有效分割出飞机翅膀上的斑点,如图 8 所示),都和理论吻合的比较好。新算法对图 1 和图 2 的运行参数基本一致,除了对图 2 时的聚类温度  $T=0.38$ ,确定超顺磁相耗时 3264.6 s 和分割耗时 33.984 s。总之,从实验结果可以明显看出,新算法在收敛速度和分割效果方面都明显优于经典的 SW 算法。

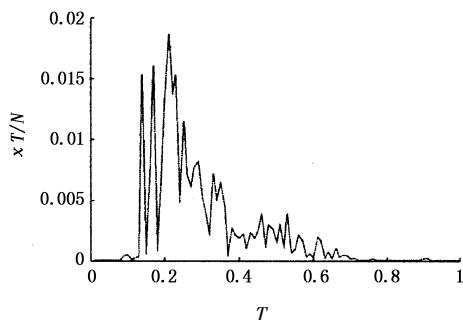


图 7 磁化率与温度关系(新算法,图 2)

Fig. 7  $\chi T/N$  vs temperature (proposed algorithm, Fig. 2)



图 8 新算法分割结果(图 2)

Fig. 8 segmentation result of proposed algorithm (Fig. 2)

## 6 结束语

超顺磁聚类方法以一个非均匀铁磁体的物理性质为基础,将聚类问题阐述为一个非均匀 Potts 模型的平衡性质的测量问题,通过解决 Potts 模型的物理学问题就可以较好地解决聚类问题。本文结合 SW 方法和 Metropolis 方法给出了一种新的产生马尔科夫过程的方法,该过程能够快速收敛于 Boltzmann 分布,从而降低超顺磁聚类方法的计算量。在具体的聚类过程中利用温度来控制体系的行为,磁化率  $\chi$  用来区分不同的相,相关函数  $G_{ij}$  用来决定数据点的聚类。在复杂红外图像上的分割实验表明,超顺磁

聚类方法分割效果理想,结果稳定。但是收敛速度还有待进一步提高,所以下一步工作是寻找更快的收敛方法使系统进入稳定态,以及在分割结果上对每一聚类选择一定的特征进行识别。

## 参考文献:

- [1] M Blatt, S Wiseman, E Domany. Superparamagnetic clustering of data [J]. Physical review letters, 1996, 76 (18): 3251 - 3254.
- [2] M Blatt, S Wiseman, E Domany. Data clustering using a model granular magnet [J]. Neural computation, 1997, (9): 1805 - 1842.
- [3] E Domany, M Blatt, Y Gdalyuahu, et al. Superparamagnetic clustering of data: application to computer vision [J]. Computer Physics Communications, 1999, (121): 5 - 12.
- [4] N Metropolis, A W Rosenbluth, M N Rosenbluth, et al. Equation of state calculations by fast computing machines [J]. J. Chem. Phys., 1953, (21): 1087 - 1092.
- [5] R H Swendsen, J S Wang. Nonuniversal critical dynamics in Monte Carlo simulations [J]. Physical Review Letters, 1987, 58(2): 86 - 88.
- [6] J S Wang, R H Swendsen. Cluster Monte Carlo algorithms [J]. Physica A, 1990, (167): 565 - 578.
- [7] R Opara, F Worgotter. A fast and robust cluster update algorithm for image segmentation in spin-lattice models without annealing-visual lattices revisited [J]. Neural Computation, 1998, 10(6): 1547 - 1566.
- [8] Ferber C V, F Worgotter. Cluster update algorithm and recognition [J]. Physical Review E, 2000, 62 (2): 1461 - 1464.
- [9] Celeux G, F Forbes, N Peyrard. EM-based image segmentation using Potts models with external field [R]. France INRIA, 2002: 1 - 24.
- [10] A Barbu, S C Zhu. Generalizing Swendsen-Wang to sampling arbitrary posterior probabilities [J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(8): 1239 - 1253.
- [11] Wu F Y. The potts model [J]. Review of modern physics, 1982, 54(1): 235 - 268.
- [12] J Hoshen, R Kopelman. Percolation and cluster distribution. I. Cluster multiple labeling technique and critical concentration algorithm [J]. Physical Review B, 1976, 14(8): 3438 - 3445.