

图像分割中的马尔可夫随机场方法综述

李旭超 朱善安

(浙江大学电气工程学院, 杭州 310027)

摘要 马尔可夫随机场方法是图像分割中一个极为活跃的研究方向。本文介绍了基于马尔可夫随机场模型的一般理论与图像的关系, 给出它在图像分割中的通用框架: 包括空域和小波域图像模型的建立、最优准则的选取、标号数的确定、图像模型参数的估计和图像分割的实现, 评述了其在图像分割中的应用, 展望其发展的方向。

关键词 马尔可夫随机场 图像分割 贝叶斯准则 参数估计

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2007)05-0789-10

A Survey of the Markov Random Field Method for Image Segmentation

LI Xu-chao, ZHU Shan-an

(Electrical Engineering College, Zhejiang University, Hangzhou 310027)

Abstract Markov random field method is a very active research field in image segmentation. This paper introduces the relationship between a general theory based on Markov random field method and the images, and provides a general framework in image segmentation, including the construction of spatial and wavelet domain image models, the selection of the optimization criterion, calculation of the number of labeling, parameter estimation of image models and the realization of image segmentation. The applications of image segmentation are reviewed. And a few possible trends are discussed.

Keywords markov random field, image segmentation, bayesian principle, parameter estimation

1 引言

图像分割是由图像处理进到图像分析的关键环节, 在图像工程中占据重要的地位, 分割结果的优劣影响随后的图像分析、理解和景物恢复问题及求解的正确与否。图像分割已得到广泛应用, 例如保安监视、遥感和生物医学图像分析等。概括起来说, 在各种图像应用中, 对图像目标进行提取和测量等都离不开分割。但在缺乏足够先验信息的条件下对图像进行分割处理是一项比较困难的任务, 例如脑组织的微小变化, 遥感图像的地物信息, 监控系统的随机性等, 使得准确的图像分割变得更加困难。多年来人们高度重视这个问题, 为各种应用建立了大量

的图像模型^[1-3], 如利用像素和区域的组织关系建立起来的结构模型, 以及利用概率分布函数刻画图像的纹理特征而建立起来的统计图像模型, 并依赖图像模型完成分割任务。相应的产生各种各样的分割算法, 如基于边缘的分割, 基于区域的分割, 以及合并分割算法等。基于图像模型的分割不仅易于实现, 而且准确的图像模型可以提高分割质量, 所以对图像模型的研究, 不仅是各种应用的需要, 而且也是分割取得突破进展的关键问题。

图像分割本身是不适应的, 在分割中如何引入先验信息是解决这一问题的强有力工具。目前, 利用统计图像模型较为引人注目, 比较有影响的是马尔可夫模型^[4-6]。对于图像灰度变化率, 边缘的几何特征, 或者纹理基元的排列及图像表面的局部内

收稿日期: 2005-11-14; 改回日期: 2006-02-17

第一作者简介: 李旭超(1974 -), 男, 2006年获浙江大学电气工程学院博士学位, 现为井冈山学院信息科学与传媒学院教师。主要研究方向为小波理论和马尔可夫随机场在图像处理中的应用等。E-mail: k6495312@sohu.com

在特征等信息,用 MRF(markov random field)模型描述待分割图像的先验分布非常恰当,它是当前较为活跃的研究方向。马尔可夫随机场方法是建立在 MRF 模型和 Bayes 理论的基础上,MRF 模型提供了不确定性描述与先验知识联系的纽带,并利用观测图像,根据统计决策和估计理论中的最优准则确定分割问题的目标函数,求解满足这些条件或消费函数的最大可能分布,从而将分割问题转化为最优化问题。其具有以下几个鲜明的特点:①MRF 模型可以将像素的空间关系紧密地结合在一起,将像素间的相互作用加以传播,因而在图像分割中可以用低阶的 MRF 来描述像素间的作用关系;②MRF 模型既能反映图像的随机性,又能反映图像的潜在结构,这样可以有效地描述图像的性质;③MRF 模型即从物理模型出发,又与图像数据(灰度值或特征)拟合直接联系起来;④20 世纪 60 年代以来关于无穷粒子 MRF 方面的研究成果以及 Besag 等关于 Gibbs 分布与 MRF 等价性的研究^[7],使得分布与能量或消费函数建立了有效的联系,利用这种联系可以处理用 MRF 描述的图像问题;⑤求解用 MRF 描述的不确定性问题^[8],利用统计决策和估计理论,主要是 Bayes 理论,将图像的先验知识转化为先验分布模型来描述,采用最大后验估计来得到图像标号的分布(实质是完成图像的分割过程),具有完美的数学推导,推导出的参数具有明确的物理含义,而线性模型、时间序列模型中的参数一般只作为被拟合了的参数而出现,较少具有真实含义。解的正确性可以通过 Monte Carlo 方法生成的随机数加以验证;⑥ MRF 模型的局部特征可以采用大规模并行算法。

2 马尔可夫随机场与图像的关系^[9,10]

设 $S = \{(i, j) | 1 \leq i \leq N, 1 \leq j \leq M\}$ 表示 MN 位置的有限格点集, $X = \{x_s | s \in S\}$ 表示定义在 $\forall s \in S$ 处的随机场, x_s 表示在随机场 X 上,状态空间为 $A = \{1, 2, \dots, L\}$ 的隐状态随机变量(在图像中 X 称为标号场, A 为标号随机变量 x_s 的集合),即 $x_s \in A$ 。在图像中,格点集 S 表示像素的位置, X 表示像素值的集合或图像经小波变换后的小波系数集合, L 表示将图像分割为不同区域的数目。

设 $\delta = \{\delta(s) | s \in S\}$ 是定义在 S 上的通用的邻域系统的集合,其满足如下特性:① $\delta(s) \subset S$; ② $s \notin \delta(s)$; ③ $\forall s, r \in S, s \in \delta(r) \Leftrightarrow r \in \delta(s)$ 。位置

$r \in \delta(s)$ 称作 s 的邻点, $\delta(s)$ 称作 s 的邻点集。

在 S 中有不同的邻域结构,当子集 $c \subset S$ 中的每对不同位置总是相邻的,称 c 是一个基团 (clique), C 表示基团的集合。基团是包含若干位置的集合,在退化的情况下,每一个位置 s 就是一个基团,即一个基团只含有一个位置,在图像处理中,这种情况下认为像素间没有相互作用;另一种极端的情况是 S 的所有子集都是基团,表示为 $\{\delta(s) = S \setminus s\}$ 。在图像处理中,这种情况下认为所有的像素相互影响。基团的选取对图像的局域性质产生重要的影响,是构成马尔可夫先验模型的重要环节。在图像处理中,经常使用的邻域系统是各向同性的。将 s 当作晶格,这时邻域系统定义为: $\delta^{(n)}(s) = \{r | d(s, r) \leq n, r \neq s\}$, 式中 n 为邻域系统的阶次, $d(\cdot)$ 表示距离函数,经常使用欧氏距离、市区距离和棋盘距离等函数。对 $\forall n \geq 0$, 满足特性 $\delta^{(n)}(s) \subset \delta^{(n+1)}(s)$ 。很明显,边界的位置比区域的内部有较少的邻点。如图 1 为用欧氏距离表示的一阶(图 1(a))和二阶(图 1(b))邻域系统和相应的原子团。

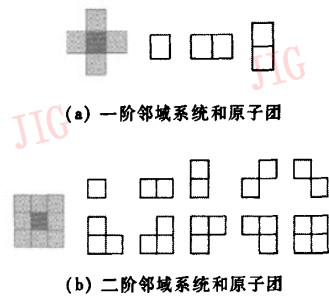


图 1 一阶与二阶邻域系统和原子团

Fig. 1 One and two order neighbor system and clique

设 $\Omega = \{\omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_{MN}) | \omega_i \in A, 1 \leq i \leq MN\}$ 是有可能组态 (configuration) 的集合,随机场 X 是关于通用邻域系统 δ 的 MRF,并满足如下的条件:① $p(X = \omega) \geq 0, \forall \omega \in \Omega$; ② $p(X_s = x_s | X_r = x_r, r \neq s, \forall r \in \delta(s)) = p(X_r = x_r | X_s = x_s, \forall r \in \delta(s))$, 式中 $p(\cdot)$ 与 $p(\cdot | \cdot)$ 分别代表概率和条件概率。在图像处理中, $p(\cdot)$ 表示标号场的先验概率, $p(\cdot | \cdot)$ 表示邻域系统标号的局部作用关系。邻域系统 δ 的 MRF 含义是:在任意晶格点 s 的其余格点位置上随机变量 x_s 取值已知的条件下,随机场在格点 s 处的取值概率只与格点 s 的 δ 相邻点有关。条件②中的条件概率常称为 MRF 的局部特性,任何过程满足条件①的概率都由条件②中的条件所唯一

确定。在实际应用中很难确定这两个条件的概率。20世纪80年代,Hammersley-Clifford给出了Gibbs分布与MRF的关系^[7],从而用Gibbs分布来求解MRF中的概率分布。

邻域系统 δ 的Gibbs分布是定义在 Ω 上的概率测度 p ,具有如下的表达式:

$$p(\omega) = [\exp(-U(\omega)/T)]/Z \quad (1)$$

式中, Z 是归一化常数或配分函数, T 是个温度常数, $U(\omega) = \sum_{c \in C} V_c(\omega)$ 称为能量函数,在图像处理中,对先验模型的研究往往转换为对能量函数的研究。 C 表示邻域系统 δ 所包含基团的集合, $V_c(\cdot)$ 是定义在基团 c 上的势函数(potential),它只依赖于 $\delta(s)$, $s \in c$ 的值。

Hammersley-Clifford定理给出了Gibbs分布与MRF等价的条件:一个随机场是关于邻域系统的MRF,当且仅当这个随机场是关于邻域系统的Gibbs分布。关于邻域系统 $\delta(s)$ 的MRF X 与Gibbs分布等价形式表示为

$$p(x_r | x_s, r \in \delta(s)) = \left[\exp\left(-\left(\sum_{c \in C} V_c(x_r | x_s)\right) / T\right) \right] / Z \quad (2)$$

式(2)解决了求MRF中概率分布的难题,使对MRF的研究转化为对势函数 $V_c(x)$ 的研究,使Gibbs分布与能量函数建立了等价关系,是研究邻域系统 $\delta(s)$ MRF的一个重要里程碑。

3 用马尔可夫随机场描述图像模型

图像分割是基于像素的特征属性和区域属性给每一个像素分配标号的过程。在MRF中,常用两个随机场来描述待分割的图像,一个是标号场,常称为隐随机场,用先验分布描述标号场的局部相关性。另一个是灰度场或特征场,常以标号场为条件,用分布函数描述观测数据或特征向量的分布。

3.1 标号场先验模型的建立

3.1.1 空域标号场先验模型的建立

由于标号场为隐随机场,它描述像素的局部相关属性,采用的模型应根据人们对图像的结构与特征的认识程度,具有相当大的灵活性。空域标号场的先验模型主要有非因果马尔可夫模型和因果马尔可夫模型。用非因果的马尔可夫模型来描述标号场的先验信息主要有Ising model, Potts model和Autologistic model等。这类模型结构简单,具有固

定的表达形式,马尔可夫参数根据被分割图像确定具体的数值。如陆明俊等应用Ising模型^[11]作为图像标号场的先验分布,而将马尔可夫参数取一具体数值应用于平稳图像可取得良好的分割效果。由于大多数图像的非平稳性,如光照不均匀,场景剧烈变化等,使得固定的马尔可夫参数应用受到了限制。Smits等^[12]研究雷达图像分割时表明,较大的马尔可夫参数容易形成较长的边缘,较小的马尔可夫参数容易形成微边缘,而固定的马尔可夫参数则使目标的轮廓模糊^[12],对分割出目标的准确判断产生不利影响,导致像素的局部属性和特征属性发生了混叠。Chan M等研究PET图像时通过Gibbs分布构造图像标号的先验模型,分别构造了区域内部和区域边界模型^[13],虽然这种模型在一定程度上解决了像素的局部属性和特征属性产生的混叠造成边界模糊的问题。能准确刻画图像的局部特征。但由于参数较多,很难调节区域内部的一致性和区域边界各向异性关系。张红梅等研究MRI图像分割时对此先验模型进行了改进^[14],为了克服较多参数难以调解的弊端,将图像区域各向异性和各向同性写成了一个统一的表达式。在各向同性的区域,马尔可夫模型的参数是固定的。在各向异性的区域,马尔可夫参数对先验模型的影响由构造的示性函数来调节。这比由Chan等提出的先验模型更具有明确的物理含义,且参数容易调节。应用于核磁共振图像取得目标分割清晰,边缘定位准确。Zhou Wen-tu等认为先验模型不应仅考虑像素的区域内部的各向同性和区域边界各向异性^[15],由于图像的噪声和被分割图像的复杂度对图像分割产生不利影响,还应考虑被分割图像的复杂度(如区域的数量,噪声等)。此先验模型考虑影响分割的因素更能反映图像本身的性质,应用于自然场景的图像分割效果较好。下面给出先验模型一般性的表达式。设一幅 $M \times N$ 图像的像点集为 $S_0 = \{v = (d_1, d_2)\}, 1 \leq d_1 \leq M, 1 \leq d_2 \leq N$ 。定义随机场 $\eta = \{\eta_v, v \in S\}$ 是 s 的邻域系统,其中 η_v 是 v 的邻点集,图像的区域 $K = \{1, 2, \dots, k\}, \eta \in K$ 。在图像分割中,大多数基于MRF模型使用MLL(multi level logistic)模型来表示标号的先验分布,并将成对的原子团作为二阶邻域系统MLL模型的基团,其余的基团设定为零。同时考虑被分割图像的复杂度,则成对的MLL模型和复杂度的势函数表示为

$$V_c(\eta) = \sum_{i \in S} \left[\sum_{l=1}^{\text{count}} \sum_{(i, j) \in \eta_{i,l}} \beta_i^{(l)} \delta(\eta_i, \eta_j) \right] + \lambda_0 K \quad (3)$$

式中, $\delta(\eta_i, \eta_j)$ 为采样函数, $\beta_i^{(l)}$ 为马尔可夫模型参数, 是用来描述点 v 的限制, 具有如下表达式:

$$\beta_i^{(l)} = A / (N(y_i, y_j) + B) \quad (4)$$

A, B 与 λ_0 都是常数, K 为标号的数量。当 $N(y_i, y_j) = 0$ 时, $\beta_i^{(l)}$ 为一常数, 变为文献[11]的情况, 仅注重区域的各向同性; 当 $\lambda_0 = 0$ 时, 变为文献[14]的情况。当 $N(y_i, y_j) \neq 0$ 且 $\lambda_0 \neq 0$ 时, 变为文献[15]的情况, 不仅注重了区域的一致性, 而且还注重了区域边界的各向异性, 同时考虑了被分割图像的复杂度。

上述先验模型仅是在尺度不变的情况下建立的非因果马尔可夫先验模型具有有限能力描述图像较大尺度的行为。例如, 如果被分割的区域至少有 50 个像素宽, 很难用邻近像素的相互作用将这些信息全部利用起来。虽然通过增加每个像素的邻域能利用更多的邻域信息, 但这明显增加相互作用参数的数量及分割算法的复杂度。先验模型造成这种局限性的根本原因是由于单尺度造成的。1994 年, Bouman 等人提出了具有因果特性的马尔可夫先验模型^[16]。根据人类的视觉特性, 将多尺度的思想引入到图像分割中, 他认为在较粗的尺度应注重区域的各向同性选用较大的马尔可夫模型参数。而在较细的尺度注重边界的各向异性, 用较小的马尔可夫参数, 尺度间形成一阶的马尔可夫链, 从粗尺度到精尺度形成因果关系, 因此粗尺度的马尔可夫参数对精尺度马尔可夫参数具有指导作用。利用金字塔结构分解图像, 形成尺度间的因果关系, 用一阶的马尔可夫链建立尺度间的标号场先验模型, 应用于合成图像的分割取得了比非因果马尔可夫先验模型更小的分割误差。但 Bouman 等在标号场先验模型的确上, 仅考虑相邻尺度间父节点和父节点的两个兄弟节点对子节点标号确定的影响, 这样容易在分割时产生分割的不连续性和块效应。Kam 等人对此先验模型进行了改进^[17], 即先验模型考虑了父节点和与父节点来自同一个节点的其余 3 个节点的标号共同对子节点的标号确定的影响, 应用航空图像的分割取得了较好的分割效果。Laferte 等人对图像的金字塔式分解结构的先验模型进行了简化^[18], 若父子节点具有相同的标号, 则标号场的先验概率取一常数; 否则, 先验概率取区域数的平均值。应用于合成图像和航空图像的分割取得了比非因果马尔可夫

先验模型更可靠边界定位和较小的分割误差。

3.1.2 小波域标号场先验模型的建立

根据小波变换的特点, 小波域马尔可夫先验模型主要有尺度内马尔可夫先验模型、尺度间马尔可夫先验模型和混合先验模型 3 种形式。小波域尺度内的马尔可夫先验模型可以使用空域非因果的马尔可夫先验模型的表达形式, 这类模型对图像的边缘敏感, 且容易形成局部一致性区域。小波域尺度间马尔可夫先验模型有利于形成较大一致性区域, Choi 等人研究文本图像、纹理图像和遥感图像时, 将小波多尺度的思想引入图像分割中^[19], 为了准确反映小波系数尺度间的依赖关系, 采用了父节点周围 36 个节点的标号对子节点标号确定的影响, 使马尔可夫参数具有可变性和因果性, 能形成有效的计算方法, 但边界定位的准确性较差, 如图 2(b) 所示。但文中并没有给出标号场的具体表达式, 同时认为父节点的标号相互独立, 各自对子节点的标号确定的影响, 这不符合马尔可夫的局部特性。Sun 等人结合空域 Bouman 等人的思想对小波域尺度间标号场先验模型进行了改进^[20], 将父节点和父节点的兄弟节点标号对子节点标号的共同作用写成了一个统一的表达式^[20], 这符合马尔可夫的局部特性。然而这种尺度间小波域马尔可夫先验模型对分割的边界定位不准确。Fan Guo-liang 等人对混合马尔可夫先验模型对纹理图像分割产生的影响进行了研究^[21], 结果表明混合先验模型对边界定位准确, 但对边缘定位不敏感和容易将区域误分的弱点, 分割效果并不理想, 于是提出了 JMCMS 分割算法, 结果表明此种算法提高分类的准确性特别是边界定位的准确性和边缘的敏感性, 如图 2(c) 所示。

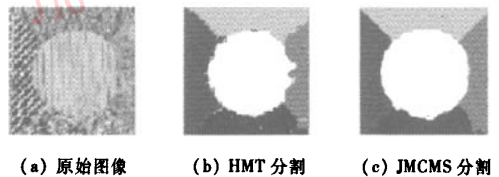


图 2 纹理图像和分割结果

Fig. 2 Texture image and segmentation results

3.2 特征场模型的建立

3.2.1 空域特征场模型的建立

对给定的图像, 用什么函数逼近像素的联合分布是一个值得研究的问题。选用的函数越逼近像素

的联合分布,越能反映图像的特征,从而有利于图像的分割。空域特征场模型目前主要有从数据拟合的角度建立模型、利用具体的概率密度函数建立模型和利用区域的局部统计特性建立模型3种形式。

从数据拟合角度建立的模型主要有高斯马尔可夫模型、同时自回归模型和自回归模型,同时自回归模型是自回归模型的特殊情况。文献[22]用高斯马尔可夫模型逼近像素的联合分布应用于Lena图像分割时取得了一定的效果,但模型参数的最大似然估计较复杂,同时窗口的大小选取对参数的估计产生重要影响,如果窗口过大或过小,估计出的参数是有偏估计,从而不能准确分割图像。文献[25]在研究自然纹理图像和航空图像的分割时采用了自回归模型,这种模型能有效地提取出图像的纹理特征且参数容易估计,图像边界定位准确。

人类的视觉系统对图像中的一阶统计特性(均值)和二阶统计特性(方差和协方差)很敏感,而对图像中的三阶或更高阶统计特征不敏感,因此可以利用具体的概率密度函数建立图像模型。大多数文献[23~26]都用高斯函数来描述图像的灰度属性或特征属性,而不考虑实际的图像与所用的高斯函数不相符,且认为像素间是不相关的。下面给出一个一般性的表达式。分割图像 y 的灰度场是定义在 S_0 上的一个随机场。利用像素级的MRF描述图像的灰度特征。假使像素的灰度在第 k 个区域服从均值为 μ_k ,方差为 σ_k^2 ($k=1,2,\dots,K$)的某一分布,那么整个图像可用如下有限分布混合模型来描述:

$$f(x) = \sum_{i=1}^K c_i \cdot \exp[-|\gamma_i(y - \mu_i)|^\alpha] \cdot [\alpha\gamma_i/2\Gamma(1/\alpha)] = \sum_{i=1}^K c_i p(y|\mu_i, \sigma_i^2) \quad (5)$$

式中, c_i, μ_i, σ_i^2 分别是第 k 个分量的权重,均值和方差有关的参量, $\Gamma(\cdot)$ 是Gamma函数, K 是区域的数目。 $\alpha > 0$ 是一常数,当 $\alpha > 1$ 时,得一有限均匀分布混合模型;当 $\alpha = 2$ 时,得一有限正态高斯混合模型^[27];当 $\alpha = 1$ 时,得一有限拉普拉斯混合模型。根据图像灰度直方图的分布形式,可以选用合适的混合模型来逼近期望图像的纹理。因此对于那些统计特性未知的图像,可以通过试验选择合适的 α 值。文献[28]在研究超声图像分割时,采用Weibull分布来逼近像素的联合概率分布,使Rayleigh分布和指数分布是其特殊情况。利用概率密度函数刻画图

像在整体上满足图像的特征,但局部可能严重地和图像的特征不相符。

文献[15]在研究图像的分割时,利用像素的局部统计特征建立模型,将自然灰度图像中的纹理分为均匀区域、无序(clutter)区域、纹理区域和渐变(shading)区域4种形式,整个图像由这4种区域组成,并对每一种区域用一种分布函数来表征,用模拟的图像和真实的图像进行实验,分割结果表明相对熵较小。而对彩色图像的分割,文中采用了L,U,V彩色空间,将图像的纹理分为3种形式,一种形式用3维高斯分布函数来描述,一种形式用两个3维高斯混合分布来刻画,另一种使用3种颜色的Bezier样条表面值作为3维高斯分布函数均值来刻画,应用于自然场景的彩色图像分割取得了较好的效果。

3.2.2 小波域特征场模型的建立

2001年,Choi等为了准确刻画图像的特征属性提出了HMT模型^[19]。将图像分解的每个小波系数分为两个状态,一个较大的状态对应图像的边缘,一个较小的状态对应图像结构特征的平滑区域。且认为每个状态都服从高斯分布,即每个小波系数用两个独立的高斯混合模型来刻画。每个子带可用有限高斯混合模型来逼近,且假定图像小波分解中的各子带间是相互独立的。但若引入过多的隐状态使得计算的复杂度增加,同时隐状态的物理含义无法解释。侯玉华等人利用秩统计量分析小波分解3个子带间的相关性,得出3个子带间存在一定的相关性,且随着尺度的加粗,其相关性逐渐增强,于是提出改进的HMT模型的文本图像的分割方法^[29],取得了比Hyeohko Choi等认为小波分解图像子带间相互独立的分割效果更好,但计算的复杂度增加。2001年,文献[30]对每个小波系数引入3个隐状态,其认为图像的小波系数服从一个方差较大的高斯分布,一个方差适中的高斯分布与一个方差较小的高斯分布混合而成,即小波系数服从3个状态的混合高斯分布。应用文本图像分割取得了比文献[19]的方法更好的分割效果。2003年,文献[31]在研究车辆跟踪时,对每个小波系数也引入了3个状态,一个状态对应背景,一个状态对应阴影,另一个状态对应目标,每个状态服从高斯分布,在车辆的实时检测中取得了较好的分割效果。2004年,Sun等人在研究纹理图像分割时,先用复小波变换对图像进行分解,再用有限Rayleigh混合分布逼近小波系数的分布^[20]。小波域特征场模型建立的主要困难是究竟

对每个小波系数引入几个隐状态,同时对引入的隐状态物理含义给出合理的解释。

4 基于适当最优准则实现图像的分割

在给定标号场的先验分布 $p(\eta)$ 和灰度场的条件分布 $p(y|\eta)$ 后,根据 Bayes 理论,在给定观测图像时,标号场的后验分布 $p(\eta|y)$:

$$p(\eta|y) \propto p(y|\eta)p(\eta) \quad (6)$$

下面给出几种经常使用的图像分割标准。

(1) 基于 MAP(maximum a posterior) 准则来进行图像分割

由于已知图像标号的先验分布和在给定标号的前提下图像灰度场(或特征场)的条件分布,则 MAP 估计就是最大后验概率的解,即

$$\hat{\eta} = \arg \max p(\eta|y) \propto \arg \max p(y|\eta)p(\eta) \quad (7)$$

MAP 估计实质上是使图像中的像素分类错误的概率最小,这是相当保守的做法,因为任何分割算法都很可能有误分类的。在实际应用中,MAP 估计有非理想的全局性,例如在高分辨率分析中,MRF 的系数随着尺度的增加而增加,这与人的直觉相违背,因为越粗糙的尺度 MRF 的局部相关系数应越小^[32]。另外,MAP 估计容易使图像的边缘模糊,抹杀掉细小的结构。这主要是由于标号场的先验分布将区域边缘的各向异性与区域内的一致性合并起来以后作为图像分割的正则条件不当所致,从而导致图像分割这个不适宜问题没有达到最优解。这种准则往往应用到对物体的纹理要求较高,对分割对象精度要求不太高的场合。

(2) 基于 MPM 估计准则^[26,33]来进行分割

$$\hat{\eta}_i = \arg \max p(\eta_i|y) \quad (8)$$

最大后验边缘估计作为 MAP 估计的一种替代,它是最小分类像素的期望值。已经表明 MPM 估计标准比 MAP 估计标准更适合图像分割,这是由于 MAP 估计分配给每一个不正确分割同样的代价,无论不正确分割像素的数目多么不同于真正的分割;而 MPM 估计是基于不正确分割的像素数分配给相应的代价。但是 MPM 估计需要类似模拟退火的复杂计算,当区分分割的质量时,MPM 没有考虑空间位置误差。

(3) 基于最小方差估计准则来进行分割

$$\hat{\eta} = E[\eta p(\eta|y)] \quad (9)$$

式(9)是一种基于观测图像的最小方差无偏估计,

这种估计是从空间投影的角度来确定的,使 $\hat{\eta}$ 与 η 的空间距离最小。这种方法是在总体平均意义下的分割误差最小。

(4) 基于 SMAP 估计准则^[16,34]来进行分割

$$\hat{\eta} = \arg \min E[C_{\text{smap}}(\eta^{(0)}, \eta) | Y = y] \quad (10)$$

SMAP 估计标准是随着观察图像的尺度增加逐渐分配给较大误差代价的,因为较大的尺度容易引起更多的像素误分类,具有从粗尺度到细尺度一系列优化分割步子,这符合人类的视觉原理。从估计的精度来说,它优于 MAP 标准;从算法的可行性来说,它形成了一套有效的计算方法,需要的计算量小,优于 MPM 的复杂计算。

5 标号数(区域数)的确定

基于 MRF 模型的分割技术可以是监督分割或非监督分割。在监督分割方法中,标号数已知,模型参数可以从训练样本中获得。而在非监督分割方法中,标号数未知,模型参数必须从观察图像中估计。在实际应用中,训练数据往往无法获得,因此非监督分割方法在实际应用中更广泛。在非监督分割问题中,一个主要的障碍是在没有任何先验知识的情况下,准确估计图像的标号数(纹理数或区域数),这个问题常称为聚类的有效性,目前这个问题没有根本解决。标号数的确定直接影响分割的结果,如果估计图像的区域数过少,在分割中不同的区域不能很好的分离;如果估计图像的区域数过多,那么具有一致属性的区域可能被分割成许多小的区域。在基于随机场模型的非监督分割方法中区域数的确定常用以下几种方法。

(1) AIC 标准^[35]

$$AIC(k_0) = \arg \min [-2\lg L(\hat{\theta}_{\text{ML}}) + 2k_0] \quad (11)$$

式中, $L(\hat{\theta}_{\text{ML}})$ 是参数 θ 的最大似然函数,在本文中是指灰度(或纹理特征)的似然函数, $\hat{\theta}_{\text{ML}}$ 是纹理特征似然函数参数的最大似然估计, k_0 是模型中自由参数的数目。AIC 标准试图把一个具体问题表述为由模型来逼近真实的数据结构,它表明图像中的不同区域数可以通过最小的 AIC 获得。但 AIC 存在大量的统计学争论^[36],一是式中缺少被拟合数据点的数目项,因为随着数据点的增加,拟合的模型和真实的模型之间偏差将变小。二是很多实践表明 AIC 趋向过拟合。

(2) MDL 标准^[37]

$$MDL(k) = -\lg L(\hat{\theta}_{ML}) + 0.5k \ln MN \quad (12)$$

式中符号的含义同标准①, MN 表示像素的总数目。不同于 AIC 的观点, MDL 将区域数(标号数)问题表述为模型以较高的概率分配给观测数据的信息编码问题,同时描述的模型不太复杂,模型阶次的选择使观测数据编码长度最小,不同于 AIC 的惩罚项,在 MDL 准则中第 2 项考虑了观察像素的数目。

③ MCBV 标准^[38,39]

$$MCBV(k) = -\lg L(\hat{\theta}_{ML}) + 0.5 \sum_{i=1}^k 2\pi \cdot \text{var}(\hat{\theta}_{ML}) \quad (13)$$

式中, $\text{var}(\hat{\theta}_{ML})$ 代表参数的方差。MCBV 标准是选择最小条件偏和方差模型,如果两个模型是等似的, MCBV 选择哪个有最小方差的被估模型的参数。从最大似然的角度来说,对于给定的图像,准确模型参数的最大似然估计精度趋向于 Cramer-Rao 下限。

(4) MGZ 标准^[40]

$$\hat{k} = \arg \min [k \mid 1 \leq k \leq k_{\max}, MGZ(k) \leq \lambda] \quad (14)$$

$$MGZ(k) = [MDL(k) - MDL(k_{\max})] / N$$

这种模型标号数的确定方法是建立在 MDL 准则的基础上的,通过参数 λ , 权衡过估和低估模型阶次的概率,对给定的 $\lambda > 0$, 过估图像的概率以 $e^{-\lambda N}$ 的速度迅速下降。

6 马尔可夫随机场图像模型参数估计

在基于 MRF 模型的图像分割算法中,参数估计器的估计性能对图像的最终分割产生很重要的影响。参数估计的好坏常用以下标准来衡量:参数估计的无偏性或渐近无偏性;参数估计的有效性;参数估计器的鲁棒性;参数估计的精度接近 Cramer-Rao 下限^[41], 所得到的参数估计解具有全局最优性,计算可行性等。在实际应用中,很难满足上述的所有条件,常满足其中的某个或某几个条件。

6.1 先验模型中参数的确定

对先验模型中的马尔可夫模型参数 β 的估计,目前没有形成统一的确定方法,常根据具体的模型来确定。有以下几种常用的方法:用仿真实验的方法确定, Chan 等人采用 Gibbs 采样技术,获得了较大的马尔可夫参数 β , 可以形成较大的轮廓,较小的马尔可夫参数 β 易形成微边缘^[13], 但这种方法很耗时,且得不到参数 β 的确切解,只能得到参数 β 的定性解。用统计估计理论来对参数进行估计,张红

梅等采用局部逼近的思想,将 β 构造是局部均值和方差的函数^[14], 而均值和方差可以用统计中经验的均值和方差来替代,仿真时取得了良好效果,计算简单。黄宁等人用二阶 MLL (multi level logistic) 邻域系统描述马尔可夫局部特性,采用最小二乘的方法估计参数 β ^[42]。Hwan 等人采用 Monte-Carlo 模拟的方法来确定 β ^[43], Zhang Jun 用均值场理论^[44] 逼近 β , 但两种方法需大量的计算时间。

6.2 特征场模型中参数的确定

对灰度场(或特征场)模型参数的估计,由于灰度场模型中的马尔可夫状态是潜在未知的数据,因此模型参数的估计往往需要确定马尔可夫的状态。在监督分割方法中,模型参数和状态的确定是分开进行的;而在非监督分割方法中,这两个过程同时进行。对不完全数据参数的估计,常使用 EM (expectation maximization) 算法^[45]。EM 算法是近年来发展很快且应用很广的一种算法,它不是直接对复杂的后验分布进行极大化或模拟,而是在观测数据的基础上添加一些“潜在数据”或“未知参数”,从而形成了所谓“完全数据”,这种“潜在变量”视为不能得到的状态随机变量。而在用马尔可夫随机场进行图像分割时,引入的标号场为“潜在数据”,因而 EM 算法是解决马尔可夫模型参数估计的强有力工具。这种算法由两步组成: E 步计算标号场的后验概率分布,即估计隐状态变量; M 步更新相应的模型参数,迭代交替进行。但是这种算法往往得到的参数估计值是局部最优解,甚至是鞍点,这主要是由于灰度场的似然函数是多峰造成的;这种算法对初始值敏感,鲁棒性很弱,为得到最优解,需要仔细选取参数的初始值;用 Cramer-Rao 下限衡量 EM 算法的参数估计精度,参数估计的误差较大,说明形成的参数估计是有偏估计。针对此算法的缺点,张红梅等人提出 DAEM 算法^[14], 在这种算法中,将直方图的分布作为隐状态随机变量,通过变分的方法,在 E 步的后验概率分布引入了一个类似模拟退火中的温度,使经典的 EM 算法是 DAEM 算法的一种特殊情况。DAEM 算法综合了 EM 算法收敛速度快和 SA (simulate annealing) 算法全局寻优的优点^[46], 使参数估计值具有全局最优解,对参数的初始值不敏感,具有鲁棒性。从信息论的角度来说, DAEM 算法估计的参数比经典的 EM 算法形成更大的似然值。文献[15]提出 GEM, MCEM 算法,这两种算法比较耗时,计算量较大。

7 图像分割的实现

图像分割的过程就是估计标号的过程,其本质就是如何处理区域的标号分量和区域的一致性属性这两个分量之间的关系,由 Bayes 定理可知,二者的相互作用可以通过两个概率分布的积来体现,因此所有的算法就是如何处理这两个分量的权重。如 Huawu Deng 等人提出加权形式来联系标号场与灰度场之间的关系^[47],将其应用到 SAR sea 图像分割、彩色图像分割和纹理图像分割等取得了比非因果马尔可夫先验模型更好的分割效果。权重的引入将分割结果分为 3 类;如果标号场占主导地位,即注重区域的局部属性,那么特征场的参数估计可能偏离特征数据,分割结果区域的一致性属性表现很差;如果特征场模型占主导地位,即注重区域的一致属性,那么分割结果中区域的边缘局部属性表现很差;如果二者同等对待,那么可能参数估计是局部最优解而不是全局最优解,同样造成分割结果的不准确。因此如何处理好这两个分量之间的关系,对分割结果产生决定性的影响。这体现了局部属性和特征属性之间存在的固有矛盾。根据 Gibbs 分布与 MRF 的等价性,可以将分割问题转化为优化问题,转化为求后验能量函数的最小值所对应的标号问题。由于能量函数通常是非凸的,因而要对这个组合优化问题进行处理。解组合优化问题通常有两个可行的办法,一种是用优化算法,在尽可能大的运行时间中,产生一个全局最优解;另一种是用近似的算法,在可接受的运行时间内产生近似解。前者由于内在的缺陷(对于相关问题有限的应用),因此常用近似算法对大规模组合优化问题获得近似解,常用确定松弛和随机松弛算法处理。确定松弛算法有 ICM (iterated conditional model) 方法^[48]、GNC (graduated nonconvexity) 方法^[49]、MFA (mean field annealing) 方法、MMD (modified metropolis dynamics) 方法、动态规划^[50]以及神经网络等。这些算法是局部优化算法,缺点是只能得到局部最优解,优点是执行速度快。随机松弛算法是一种全局优化算法,它需要大量的运行时间获得全局最优解,主要有 SA 算法,Markov Chain Monte Carlo (MCMC) 是最近发展起来的一种简单而有效的 Bayes 计算方法,以及 Gibbs 抽样法 (Gibbs sampler) 和 Metropolis Hastings 方法等。

8 马尔可夫随机场发展展望

(1) 图像模型的准确建立 在分割中,图像标号的先验分布有待进行深入研究,因为先验模型本质上是图像分割这个不适定问题的正则条件,这个正则条件不同于一般的严正则条件,而是通过分布的形式对图像分割施加软正则条件,因此先验模型的准确性对分割产生很重要的影响。目前分割中常用二阶 MLL 分布作为先验模型,具有一定的通用性,但有时缺乏合理性。在灰度场模型建立上,目前普遍使用的是高斯混合模型,其通用性较强,但在某些情况下缺乏有效性。

(2) 多尺度融合建模 随着小波理论的应用日益成熟,发展起来一种多尺度的建模方法,这种模型建立两棵树:一个是标号树;另一个是小波系数树。这种模型称为 MSRF 模型,相应的优化准则是 SMAP,在文本图像,纹理图像分割中表现良好的应用前景。

(3) 在参数估计上 应寻求参数的无偏估计,构造参数的充分统计量,使参数的估计精度接近 Cramer-Rao 下限。通常的估计技术要求大的独立样本,且假设样本是独立同分布的,然而在非监督分割中得到的是有限大小的图像,且像素间是相关的,因此有必要探讨基于非独立观察的参数估计方法。

9 结论

MRF 具有完备的数学理论,包容性很强,内涵很广,弹性相当大,可以充分地利用对建模对象了解的先验知识,有非常广阔的应用前景。它对图像分割采用通用的框架,人们对此框架进行了广泛的研究,取得良好的分割效果。框架的一些理论问题有待进一步深入研究,同时它对图像分割这个不适定问题的处理给计算机视觉带来活力。本文对它在图像分割中的应用作了初步介绍,探讨其发展前景。

参考文献 (References)

- 1 Lei T, Sewchand W. Statistical approach to X-ray CT imaging and its applications in image analysis-Part 2: A new stochastic model-based image segmentation technique for X-ray CT images [J]. IEEE Transactions on Medical Image, 1992, 11(1): 62 ~ 69.
- 2 Zhang J, Modestino J W. A model-fitting approach to cluster validity with application to stochastic model-based image segmentation [J].

- IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(10): 1009 ~ 1017.
- 3 Zheng R L, MacFall J R, Harrington D P. Parameter estimation and tissue segmentation from multispectral MR images [J]. IEEE Transactions on Medical Image, 1994, 13(3): 441 ~ 449.
- 4 Besag J. On the statistical analysis of dirty data [J]. Journal of the Royal Statistical Society, 1986, 48(3): 259 ~ 302.
- 5 Bouman C, Liu B. Multiple resolution segmentation of texture images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(2): 99 ~ 113.
- 6 Geman S, Geman D. Stochastic relaxation, Gibbs distributions and the Bayesian restoration of images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, 6(6): 721 ~ 741.
- 7 Besag J. Spatial interaction and the statistical analysis of lattice systems [J]. Journal of the Royal Statistical Society, 1974, 36(2): 192 ~ 236.
- 8 Chen Xilin, Gao Wen, Zhang Jing. Motion analysis with stochastic approach [A]. In: Proceedings of 3rd International Conference on Auto. Robotics and Computer Vision [C], Nangang, SINGAPORE, 1994, 3: 1709 ~ 1713.
- 9 Li S Z. Markov Random Field Modeling in Computer Vision [M]. Tokyo, Japan: Springer-Verlag, 1995.
- 10 Gerhard Winkler. Image Analysis, Random Fields and Dynamic Monte Carlo Methods [M]. Berlin Germany: Springer-Verlag, 1995.
- 11 Lu Ming-jun, Wang Run-sheng. Reliable image segmentation based on Markov random field model [J]. Acta Electronica Sinica, 1999, 27(2): 87 ~ 89. [陆明俊, 王润生. 基于MRF模型的可靠的图像分割 [J]. 电子学报, 1999, 27(2): 87 ~ 89.]
- 12 Smits P C, Dellepiane S G. Synthetic aperture radar image segmentation by a detail preserving Markov random field approach [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1997, 35(4): 844 ~ 857.
- 13 Chan M, Levitan E, Herman G T. Image-modeling Gibbs distributions for Bayesian restoration [J]. IEEE Transactions on Image Analysis and Interpretation, 1994, 21(4): 7 ~ 12.
- 14 Zhang Hong-mei, Yuan Ze-jian, Cai Zhong-min, et al. Segmentation of MRI using hierarchical markov random field [J]. Journal of Software, 2002, 13(9): 1779 ~ 1786. [张红梅, 袁泽剑, 蔡忠闽等. 基于层次MRF的MR图像分割 [J]. 软件学报, 2002, 13(9): 1779 ~ 1786.]
- 15 Zhou W T, Song C Z. Image segmentation by data-driven markov chain monte carlo [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 657 ~ 673.
- 16 Bouman C A, Shapiro M. A multiscale random field model for Bayesian image segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1994, 3(2): 162 ~ 177.
- 17 Kam A H, Fitzgerald W J. General unsupervised multiscale segmentation of images [A]. In: Proceedings of Conference Record of the Thirty-third Asilomar on Signals, Systems, and Computers [C], Pacific Grove, CA, USA, 1999, 1: 63 ~ 67.
- 18 Laferte J M, Perez P, Heitz F. Discrete Markov image modeling and inference on the quadtree [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(3): 390 ~ 404.
- 19 Choi H, Baraniuk R G. Multiscale image segmentation using wavelet-domain hidden markov models [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(9): 1309 ~ 1321.
- 20 Sun J, Gu D, Zhang S, et al. Hidden markov bayesian texture segmentation using complex wavelet transform [J]. IEE Proceedings Vision, Image and Signal Processing, 2004, 151(3): 215 ~ 223.
- 21 Fan Guo-liang, Xia Xiang-gen. A joint multicontext and multiscale approach to Bayesian image segmentation [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39(12): 2680 ~ 2688.
- 22 Srinivas C, Srinath M D. Compound Gauss Markov random field model for image segmentation and restoration [J]. Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1989, 3(23): 1586 ~ 1589.
- 23 Zhang Y, Brady M, Smith S. Segmentation of Brain MR images through a hidden Markov random field model and the expectation maximization algorithm [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2001, 20(1): 45 ~ 47.
- 24 Wang J P. Stochastic relaxation on partitions with connected components and its application to image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(6): 619 ~ 636.
- 25 Biernacki C, Celeux G, Govaert G. Assessing a mixture model for clustering with the integrated completed likelihood [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(7): 719 ~ 725.
- 26 Comer M L, Delp E J. The EM/MPM algorithm for segmentation of textured images: analysis and further experimental result [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(10): 1731 ~ 1744.
- 27 Sanjay-Gopal S, Hebert T J. Bayesian pixel classification using spatially variant finite mixtures and the generalized EM algorithm [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(7): 1014 ~ 1028.
- 28 Mignotte M, Collet C. Three class Markov segmentation of high resolution sonar images [J]. Computer Vision and Image Understanding, 1999, 76(3): 191 ~ 204.
- 29 Hou Yu-hua, Song Jin-ping, Zhou Fu-na, et al. A new document segmentation based on subbands by wavelet-domain hidden markov tree models [J]. Acta Electronica Sinica, 2002, 30(8): 1180 ~ 1183. [侯玉华, 宋锦萍, 周福娜等. 基于小波域隐马尔可夫模型的文本图像子带分割方法 [J]. 电子学报, 2002, 30(8): 1180 ~ 1183.]
- 30 Hou Yu-hua, Yang Xiao-yi, Song Jin-ping, et al. Multiscale document segmentation based on wavelet-domain multiscale hidden markov tree model [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2002, 24(12): 1879 ~ 1891. [侯玉华, 杨晓艺, 宋锦萍等. 基于小波域多状态隐马尔可夫树模型多尺度文本图像分割 [J]. 电子与信息学报, 2002, 24(12): 1879 ~ 1891.]
- 31 Jien Kato, Watanabe T, Joga S, et al. An hmm/mrf-based stochastic framework for robust vehicle tracking [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2004, 5(3): 142 ~ 154.
- 32 Dubes R, Jain A, Nadabar S, et al. MRF model-based algorithms for

- image segmentation [A]. In: Proceedings of the 10th International Conference on Pattern Recognition [C], Atlantic City, NJ, USA, 1990, 6: 808 ~ 814.
- 33 Comer M L, Delp E J. Parameter estimation and segmentation of noisy or textured images using the em algorithm and mpn estimation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1994, 2(2): 650 ~ 654.
- 34 Cheng H, Bouman C A. Multiscale Bayesian segmentation using a trainable context model[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(4): 511 ~ 525.
- 35 Akaike H. A new look at the statistical model identification[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1974, 19(6): 712 ~ 723.
- 36 David A, Forsyth, Jean Ponce. Computer Vision: A Modern Approach[M]. Englewood Cliffs, NJ, USA: Publishing as Prentice Hall, 2003: 302 ~ 319.
- 37 Rissanen J. Minimax entropy estimation of models for vector processes [J]. System Identification: Advances Case Studies, 1987, 10(3): 97 ~ 119.
- 38 Wang Yue, Adali Julay, Kung Sun-yuan, et al. Quantification and segmentation of brain tissues from MR images: a probabilistic neural network approach [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(8): 1168 ~ 1181.
- 39 Wang Yue, Adali, Xuan Jian-hua, et al. Magnetic resonance image analysis by information theoretic criteria and stochastic site models [J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2001, 5(2): 150 ~ 158.
- 40 Merhav N. The estimation of the model order in exponential families [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1989, 35(5): 1109 ~ 1114.
- 41 Casella George, Berger Roger L. Statistical Inference [M]. Beijing China: Thomson Learning Asia and China Machine Press, 2002.
- 42 Huang Ning, Zhu Min-hui, Zhang Shou-rong. A remotely sensed image classification algorithm based on Gaussian hidden markov random field model [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2003, 25(1): 50 ~ 53. [黄宁, 朱敏慧, 张守融. 一种采用高斯隐马尔可夫随机场模型的遥感图像分类算法[J]. 电子与信息学报, 2003, 25(1): 50 ~ 53.]
- 43 Choi Hwan S, Haynor David R, Kim Yongmin. Partial volume Tissue classification of multichannel magnetic resonance images-a mixel Model[J]. IEEE Transactions on Medical Image, 1991, 10(3): 395 ~ 407.
- 44 Zhang Jun. The mean field theory in EM procedures for blind markov random field image restoration [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1993, 2(1): 27 ~ 40.
- 45 Dempster A P, Lard N M, Rubin D B. Maximum likelihood from incomplete data via EM algorithm [J]. Journal Royal of Statistics Society, 1977, 39(1): 1 ~ 37.
- 46 Lakshmanan S, Derin H. Simultaneous parameter estimation segmentation of Gibbs random fields using simulated annealing[J]. IEEE Transactions on Pattern and Machine Intelligence, 1989, 11(8): 799 ~ 813.
- 47 Deng Hua-wu, David A C. Unsupervised image segmentation using a simple MRF model with a new implementation scheme [J]. The Journal of Pattern Recognition Society, 2004, 37(27): 2323 ~ 2335.
- 48 Fwu J, Djuric P. Unsupervised vector image segmentation by a tree structure-ICM algorithm [J]. IEEE Transactions on Medical Image, 1996, 15(6): 871 ~ 881.
- 49 Blake A. Comparison of the efficiency of deterministic and stochastic algorithms for visual reconstruction[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(1): 2 ~ 12.
- 50 Derin H, Elliott H. Modeling and segmentation of noisy and textured images using gibbs random fields[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine intelligence, 1996, 18(7): 707 ~ 721.