

基于模糊分类的 MRF 图像恢复方法

耿连英, 贺兴时, 贺飞跃

(西安工程大学理学院, 西安 710048)

摘 要: 运用马尔科夫随机场(MRF)进行图像处理时, 对图像平滑区域与边缘区域所采用的处理方法不加区别, 会导致大量冗余程序且运行时间过长。针对该问题, 提出基于模糊分类的 MRF 图像恢复方法, 根据图像子块内服从不同分布的像素统计特征, 对图像子块进行模糊分类, 在分类基础上应用 MRF 进行图像恢复。对退化的二值图像进行恢复实验, 结果表明, 与 MRF 方法相比, 基于模糊分类的 MRF 方法能减少程序运行时间, 改善去噪效果。

关键词: 马尔科夫随机场; 图像恢复; 模糊分类; 最大后验估计; 先验概率

MRF Image Restoration Method Based on Fuzzy Classification

GENG Lian-ying, HE Xing-shi, HE Fei-yue

(School of Science, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

【Abstract】 The processing of smooth region and edge region is identity using Markov Random Fields(MRF), which leads to a lot of redundancy program and too long operation time. Aiming at this problem, this paper presents MRF image restoration method based on fuzzy classification. Image subblock can be fuzzy classified according to its statistical characteristics obeying different distribution, the image can be restored by MRF. The blurred binary image is restored by this method and the experimental results show that comparing with the MRF method, the method based on fuzzy classification can reduce operation time and improve denoising effect.

【Key words】 Markov Random Fields(MRF); image restoration; fuzzy classification; maximum a posteriori estimation; prior probability

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.10.068

1 概述

图像恢复是数字图像处理的一个重要分支, 其主要方法有逆滤波法、Wiener 滤波法、奇异值分解法、小波分析法、偏微分方程法等^[1]。图像恢复是众多求反问题中的一个比较简单的例子, 然而引起图像退化的原因未知且退化过程不能用函数表达, 使得以上方法都面临较多的约束和计算求解复杂等问题。

自文献[2]将吉布斯分布和模拟退火算法引入图像降噪复原以来, 马尔科夫随机场(Markov Random Fields, MRF)的研究得到深入的发展。目前, 人们已经研究了 MRF 在图像信号复原、分割、纹理分析、边缘检测等领域中的应用。由于数据本身的不精确性, 硬分类会武断地将其分到一个离散集, 以此来消除不精确性; 另外, 图像的多个组分的统计独立性, 需要多元混合模型来模拟。因此, 模糊分类在图像分割上也得到了广泛应用^[3-4]。基于模糊集理论的模糊分割, 可以允许一个像素同时属于多个集合。很多学者利用概率模型来表示不确定观察数的隐状态, 模糊分类的概念被引入图像领域^[5-6]。

本文从统计学的角度考虑图像恢复问题, 提出模糊分类与 MRF 相结合的方法进行图像恢复, 可以得到较好的恢复结果, 并且程序运行时间大大缩减。

2 模糊分类

事物或对象的分类问题是处理和解决各类更复杂问题的一个基本问题。一般对象可以是人、物、事件, 也可以是各类文献或文本等。对象之间的区别往往在于它们特征上的差别。所谓分类就是采用某种方法把一些特征上类似的对象归并在一起, 把一个对象的集合分为若干个子集, 每个子集的

元素具有类似的特征。这是对精确分类的一种描述, 但是实际经验表明, 很多实际分类问题往往不能精确地确定某个对象属于某类, 而只能给出某个对象属于某类的可能性有多大, 这就引出了模糊分类的概念^[4, 7-8]。

本文采用图像像素的各灰度的统计特性作为模糊分类的特征, 结合马尔科夫随机场进行图像恢复。在模糊分类引入马尔科夫随机场图像恢复后, 便可以将图像分为平滑区域和边缘区域分别进行处理, 从而可以重点处理包含图像大量特征的边缘区域。至于此处的模糊概念就相当于滤波去噪方法中的软阈值一般, 会减少硬分类带来的边缘信息缺失的缺点。

假设 噪声图像与原图像的各灰度值像素个数之比相等。

将图像分成 $m \times m$ 像素的图像子块, 对每个子块的像素做统计分析。由假设可知噪声图像和原图像的各像素比例是一样的, 因此选择把某灰度值的像素在子图像所占比例以及整个图片各像素比例做为分类的依据。以二值图像为例简单说明, 设:

$$Q(h, v) = \begin{cases} 0 & N(h, v) > 0.9 \\ f & 0.9 \leq N(h, v) < 0.1 \\ 1 & N(h, v) \leq 0.1 \end{cases}$$

其中, 向量 $Q(h, v) = \{0, 1, f\}$ 是图片的子矩阵; 0, 1 代表该子块像素灰度值确定为 0, 1; f 表示该子块像素值, 需要根据模糊分类确定它的具体数值; $N(h, v) = h_0 / (h_0 + h_1)$, h_0, h_1 分别代表子图像灰度值为 0, 1 的像素的统计个数。

基金项目: 陕西省教育厅自然科学专项基金资助项目(2010JK563)

作者简介: 耿连英(1984—), 女, 硕士研究生, 主研方向: 图像处理, 智能计算; 贺兴时, 教授; 贺飞跃, 博士研究生

收稿日期: 2010-10-26 **E-mail:** shell326@163.com

下面是子图像 $Q(h, v) = f$ 进行模糊分类的过程, 设向量

$f = \{c_1/\mu_1, c_2/\mu_2, \dots, c_n/\mu_n\}$, f 具有特征 c_i 的可能度 μ_i :

$$\mu_1 = \max\{(N(h, v) - 0.6)/0.4, 0\}$$

$$\mu_2 = \max\{(0.4 - N(h, v))/0.4, 0\}$$

$$\mu_3 = 1 - \mu_1 - \mu_2$$

其中, μ_i 是 $[0, 1]$ 间的实数。图像特征 $c_i = \{0, 1, m\}$, 其中, 0, 1 代表该子图像确定的灰度值; m 表示该子图像属于图像的的边缘区域, 像素值要根据马尔科夫随机场确定。因此, f 的值可由 c_i 的隶属度 μ_i 来确定, μ_i 为 $f \in c_i$ 的概率。

由以上的举例说明可以看出, 此方法简单易操作。不仅可以减少图像平滑区域处理的计算量, 而且还可以强调图像的边缘, 从而得到更好的处理结果。

3 马尔可夫随机场图像恢复方法

图像与统计动力系统之间有一个相似之处, 像素灰度水平与边缘的位置和方向可以看成是网格状物理系统中的原子或分子的状态。物理系统中能量函数的任务决定了它的 Gibbs 分布, 而正是由于 Gibbs 分布, 能量函数等同于 MRF (对于一个退化机制, 它的后验分布就是一个具有类似于图像结构的 Markov 随机场)。与 MRF 相比, 能量函数能更方便更自然地描述图像的性质, 同时, 后验分布给出了退化图像的最大后验估计。这种在 Bayesian 估计的框架下利用最大后验估计的方法是图像恢复中最经典也是最常用的一种方法^[9]。

3.1 最大后验估计

一般观测到的图像 y 是受到一些因素干扰的, 如系统原因、环境因素、随机噪声等都会使图像产生失真。要想直接从 y 恢复出原图像 x 的真实情况是不可能的, 只能根据 y 给出 x 的一个估计, 最大后验估计是其中的一种方法。最大后验估计是指求解下式的最大化问题^[10]:

$$\hat{x} = \underset{x}{\operatorname{Argmax}} P(X=x|Y=y)$$

其中, \hat{x} 为估计结果。基于 Bayes 公式, 由于 y 与最大化的计算无关, 且注意到关联概率:

$$P(Y=y, X=x) = P(Y=y|X=x)P(X=x)$$

则式(1)等价于:

$$\hat{x} = \underset{x}{\operatorname{Argmax}} \ln P(Y=y, X=x) = \underset{x}{\operatorname{Argmax}} (\ln P(Y=y|X=x) + \ln P(X=x))$$

这样对最大后验估计的计算就变为对上式的计算。在用最大后验估计方法进行图像恢复时, 涉及到如下一些问题:

(1) 条件概率 $P(Y=y|X=x)$ 计算。在已知 x 时, 假设观测到的数据 y 主要是由于噪声的影响, 这时假设它为服从 $N(\mu, \sigma^2)$ 分布的高斯噪声, 这种假设具有较普遍的意义, 也能满足实际中的很多情况, 即

$$P(Y=y|X=x) = \left(\frac{1}{2\pi\sigma^2}\right)^{N_1N_2} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_s (y_s - \mu(x_s))^2\right\}$$

(2) 先验概率 $P(X=x)$ 的计算。

(3) 最大后验估计的求解。

3.2 先验概率的计算

在数学上 MRF 能很好地表达了图像集聚的概率模型, MRF 的统计参数能表现出近邻相似像素集合的大小和方向, 因此, 可以用马尔可夫随机场来合理地描述图像的随机特性。在把图像信号当作 MRF 来看待以后, 一般仅使用较小阶的邻域系统如 N_1 或 N_2 等, 从 Gibbs 分布式可以推出:

$$\ln P(X=x) = C_2 - \sum_{c \in C} V_c(x)$$

其中, $C_2 = -\ln Z$ 为常数。这样先验概率 P 的计算可通过 Gibbs 分布的势函数来计算。通过选择不同的势函数, 能产生不同的 MRF, 应用到不同的图像处理中去。这里势函数的计算涉及 2 个问题: (1) 集簇形式的选择; (2) 与集簇相应的参数的估计。这 2 个问题解决的好坏直接影响处理的结果。对一阶邻域及对应的集簇, 势函数的一般形式为:

$$U(f) = \sum_{i \in S} V_1(f_i) + \sum_{i \in S, j \in N^i} V_2(f_i, f_j) + \dots$$

通常情况下只涉及到二阶的, 因为随着阶数的增多计算量会呈指数增加。

5 种像素集团如图 1 所示, 它们分别是二阶邻域与一阶邻域的结构类型, 其参数分别为 $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \alpha_1$ 。

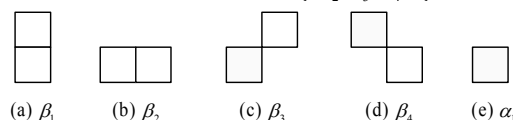


图 1 5 种像素集团

以此为例, 本文分析模型参数估计的问题^[5]:

$$\theta = [\alpha_1, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4]^T$$

假设:

$$U_i(f_i, f_{N_i}, \theta) = \sum_{c \in C} V_c(f)$$

像素 i 处的势函数是包含 i 的所有集团势的总和, 并且定义以下的指示函数:

$$\chi(f_1, f_2, \dots, f_k) = \begin{cases} 0 & \text{if } f_1 = f_2 = \dots = f_k \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

对于像素的指示函数表示为:

$$\chi_I(f_i) = \begin{cases} 0 & \text{if } f_i = I \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

因此式(2)也可以如下表达:

$$U_i(f_i, f_{N_i}, \theta) = \theta^T N_i(f_i, f_{N_i}) = \sum_{k=1}^K \theta_k n_k$$

4 实验结果

本文将采用模糊分类的 MRF 去噪方法应用于退化的二值图像, 并与 MRF 方法的去噪结果做了对比。本文中的退化图像是原图像中加入椒盐噪声 ($\sigma = 0.4$) 得到。不同方法对退化图像的去噪结果如图 2 所示。

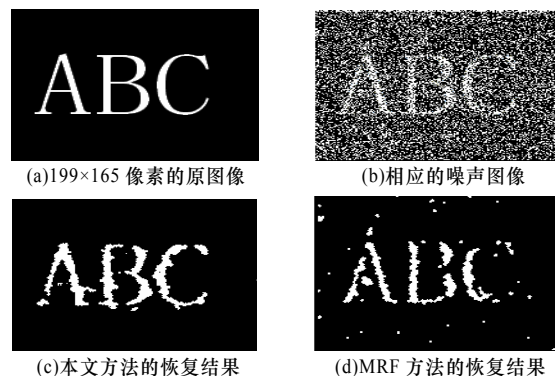


图 2 不同方法对退化图像的去噪结果

在应用本文方法时, 为保证有足够的统计数据, 又不至于截取到其他类的数据, 将该图像分成 10×10 像素的图像子块。表 1 比较了不同方法的去噪结果与原图像的均值误差和程序运行时间。

(下转第 221 页)