

光学成像灰度级玻耳兹曼熵谱分析与图像分割

曹建农¹ 方勇²

摘要

讨论玻耳兹曼关系式的状态数、熵及其常数与光学成像灰度级划分的谱关系. 将热力学原理应用于光学成像过程的微观分析, 提出实际图像、理想图像及其玻耳兹曼熵谱概念. 认为实际图像灰度级处于平衡态, 理想图像则是非平衡态的灰度级分布所构成. 从平衡态到非平衡态转化是 1 个非自发过程, 需要外部施加作用, 利用平衡态和非平衡态之间的熵差分布实现图像分割. 实验与分析表明图像分割的实质是在外力作用下实现从实际图像对理想图像的逼近.

关键词

灰度谱; 光学成像; 玻耳兹曼熵谱; 图像分割; 可分解马尔柯夫网

中图分类号 TP751; P231.5

文献标志码 A

收稿日期 2009-06-03

资助项目 国家 863 计划(2007AA701510); 博士后科学基金(20080431336); 陕西省自然科学基金(2007D23)

作者简介

曹建农, 男, 博士, 教授, 主要从事遥感、图像分析和地理信息系统的教学和科研工作. caojiannong@126.com

0 引言

Introduction

光学成像与应用是遥感技术的重要内容. 不同波段光学图像是由 1 组连续灰度强度级对地物反射、辐射、散射等综合强度的记录分布所构成. 一般应用不同波段独立灰度强度图像或 3 波段合成彩色图像分析地物^[1-2], 高光谱图像则需要高维光谱的灰度强度的空间分析加光谱分析识别地物^[3-4]. 由于地物表面具有连续不同方向变化、不同粗糙度以及由于大气和环境光等因素影响, 图像中经常发生同谱异物和同物异谱情况, 使理想光学图像不可能在实际光成像过程中得到. 本文分析灰度强度图像的连续灰度级及其玻耳兹曼熵谱与地物成像过程关系与分割方法.

1 光学成像过程的热力学分析

Thermodynamic analysis of the optical imaging process

实际地物与光辐射发生作用时, 地物目标形状、表面方向及其粗糙度, 目标、环境以及相互影响等, 使实际成像与实际地物目标很难构成灰度与目标的简单、无重叠对应关系.

定义 1: 实际场景, 现实世界的真实物质实体及其结构关系的构成形式与表象.

定义 2: 理想图像, 假设图像中具有连续灰度一致性的像素或像素集合与实际场景目标(不同位置的同类目标为不同目标)构成一一对应关系的表象.

定义 3: 实际图像, 图像中具有灰度一致性的像素或像素集合与实际场景目标构成多对一、一对多或多对多的关系.

假设摄影开始前, 每个目标都对应于 1 组连续灰度级, 不同目标对应不同灰度级区间, 各区间灰度服从正态分布, 不同位置的同类目标对应相同的灰度级区间, 不同目标之间的灰度区间不重叠, 即理想图像与实际场景一一对应. 这时理想图像系统熵最小、处于最大有序状态、具有最大自由能量. 显然理想图像不存在, 它只是实际场景的表象、理想影射.

摄影开始后, 由于环境光、光的传播介质以及摄影设备等随机因素导致每个目标中的灰度并不按照其应有的对应关系构成理想图像. 可以想象有 1 只无形的手在随机改变不同像素的灰度级(由成像

1 长安大学 资源学院, 西安, 710054

2 西安测绘研究所, 西安, 710054

条件所导致),这相当于不同目标的像素灰度级在相互转换,造成同谱异物或同物异谱,这一过程类似于热力学气体分子相互渗透,当系统达到热平衡时其熵最大,孤立系统中的气体分子呈均匀分布。

当摄影过程结束时,实际图像就达到了孤立系统的平衡态,各个灰度级像素在图像系统中呈现均匀分布,这时图像系统的熵最大、处于最大无序状态、具有最小自由能量。应该指出图像系统中“像素均匀分布”不同于理想气体分子的均匀分布,因为热力学理想气体分子之间并无性质差别,所以其均匀分布是无差别的平均分布^[5]。图像系统中像素均匀分布是以每1个目标的最可能像素灰度值为期望的均匀分布,所以各个目标之间是有差别的均匀分布(表现为图像目标具有丰富层次),换句话说,图像系统的每1个目标都是由 l 个灰度级随机影射构成,每1个目标都有1个服从正态分布的灰度期望值,实际图像是由多个具有不同期望值的目标叠加构成,因此,图像具有场景描述的能力。如图1表示圆形与方形人工理想点目标灰度分布,实际图像是由多个这种近似目标叠加构成。

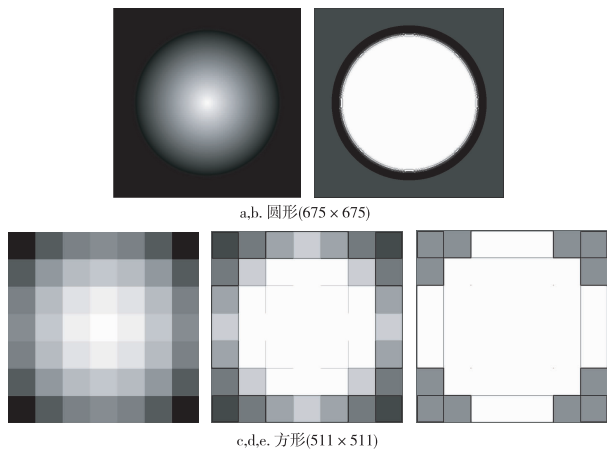


图1 几何测试图像及其分割效果

Fig. 1 Geometric image tested and its segmentation effect

设实际场景包含 m 个目标 $O_m (m = 1, 2, \dots, k)$,摄影系统设置的灰度级数为 $n (n = 1, 2, \dots, l)$,其中 $n \geq m$,设与实际场景相对应的理想图像为 M_0 (包含 n 个灰度级),实际图像为 M (包含 n 个灰度级),分割图像 M_{seg} 包含 $g (g = 1, 2, \dots, t)$ 个设定灰度级,则图像分割的实质是从 m 到 n 的一对多、多对一或多对多的错误对应关系中求解出 m 到 g 的一对一或多对一的正确关系,其中 M_{seg} 的灰度级数远远小于 M , M_{seg} 是对 M 的归类概括和近似求解。

虽然理想图像 M_0 与实际图像 M 具有相同的灰度级,但是从上面的分析可以看出 M_0 中的不同目标灰度级没有重叠,所以其灰度值期望值不相关;而 M 中的不同目标灰度级多有重叠,甚至还包含噪声,其灰度期望值必然相关,有时相关性非常强,造成了图像分割的困难。理想图像 M_0 的熵谱刻画了实际图像 M 中每1个目标边界的灰度谱关系,是 M 的1个数学极限关系,通过对 M 的空间熵谱统计实现对 M_0 的逼近,从而获得 M 的1个近似解 M_{seg} 。

1.1 玻耳兹曼熵公式解析与理想图像熵分布

图像中玻耳兹曼熵公式

$$S_l = k_l \cdot \ln w_l, \quad (1)$$

其中 S_l 表示第 l 个灰度级的熵。求解 S_l 关键在于求解状态数 w_l ,求解 w_l 的绝对值很难(有时甚至不可能),但是求解状态数的相对大小比较容易^[5]。显然,如果图像的灰度级划分越多,图像的状态数就会越大,反之亦然。为此可以定义 $w_l = l_{max}/\Delta l$ 为图像灰度级的相对状态数,式中 l_{max} 是图像的最大灰度值; Δl 是图像灰度的不同划分单元,其中 $l \in [0, l_{max}]$ 。事实上,图像中的灰度级本来就是相对数值,所以下文直接使用“状态数”、“熵”而略去“相对”2字。

玻耳兹曼关系式提出之初,只证明了 S 与 $\ln w$ 的正比关系,在物理系统中玻耳兹曼常数 k 是摩尔气体常数 R 与阿伏加德罗常数 N_A 之比: $k = R/N_A$,相当于“1个分子”的气体常数。在图像系统中类似于玻耳兹曼常数的原始形式,定义图像灰度的不同划分单元 Δl 与图像最大灰度值 l_{max} 之比: $k_l = \Delta l/l_{max}$,相当于图像中“1个灰度级”的比例常数。显然 k_l 可以度量灰度级间的熵变化率,加强灰度差异性。

图像中 Δl 越小,相应状态数越大,熵越大,可以将灰度级按照从小到大顺序所对应的状态数及熵排列起来,构成灰度状态谱和熵谱。图2是将10个灰度级,按灰度级数减少(即灰度级增加)排列构成的熵分布。若按一般实际图像256个灰度级计算,其灰度级与熵分布图,如图3,称其为图像灰度级的标准熵分布。显然灰度标准熵分布是理想图像的熵值最小状态,其像素能量最大、活性最大、状态最不稳定。

图2,3表明理想图像的灰度熵谱3个特征:1)目标灰度级的熵谱在其极大值附近近似正态分布,这是连续灰度级的玻耳兹曼熵谱特征,是识别目标灰度断裂的重要依据;2)熵对灰度在极大熵左侧的灰度级区间变

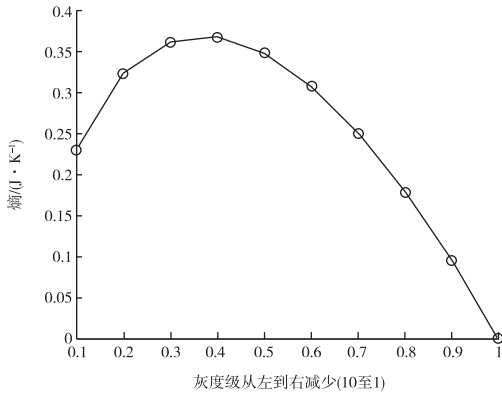


图2 10 灰度级的熵分布

Fig. 2 Distribution of entropy with 10 gray levels scalars

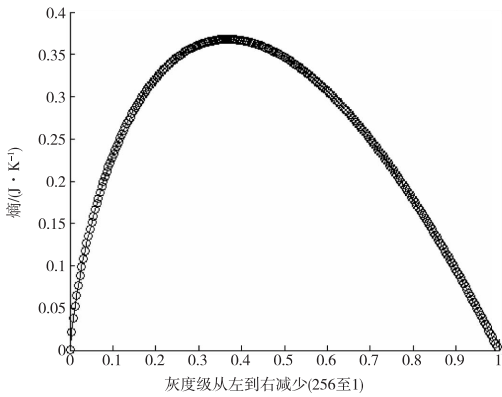


图3 256 灰度级的熵分布

Fig. 3 Distribution of entropy with 256 gray levels scalars

化率较快,这符合视觉对暗背景上的较亮目标更敏感;3)目标灰度级的熵值较大像素是灰度级比较居中的像素,即它们的信息量较大.式(1)建立了理想图像的像素灰度级与其各自最小熵的关系.

1.2 光学成像是理想图像的退化过程

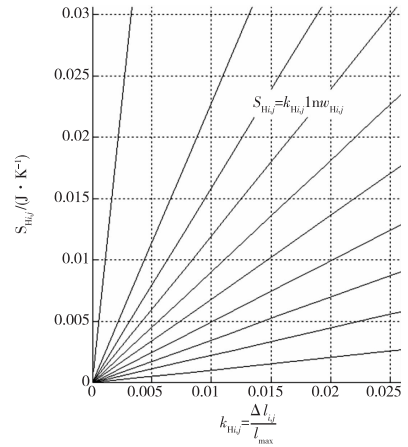
光学成像过程,可以看作理想图像的退化过程.理想目标灰度级会产生断裂、增减或重叠,断裂问题较复杂,因为断裂导致纹理,其成因复杂,解决连续灰度的增减或重叠问题可以改善断裂纹理的计算.从理想图像 M_0 获得实际图像 M 的过程是有序到无序的自发熵增加过程,此时系统达到熵值最大的平衡状态、系统最无序,其像素能量最低、活性最小、状态最稳定.

在平衡态时 M 图像系统不再有灰度变化,各灰度级状态数不再发生变化,各灰度级的像素数一般不相同,所以不同灰度级的状态数一般不相同.依照

1.1 节图像熵的定义为

$$S_{H_{i,j}} = k_{H_{i,j}} \cdot \ln w_{H_{i,j}}. \quad (2)$$

其中: i, j 是像素编号, $i, j \in M$; $S_{H_{i,j}}$ 是每 1 个像素在平衡态时的最大熵; $k_{H_{i,j}}$ 是玻耳兹曼常数; $w_{H_{i,j}}$ 是状态数. 对不同灰度级, $w_{H_{i,j}}$ 取值不同,但在平衡态时每一个 $w_{H_{i,j}}$ 保持不变,所以 $S_{H_{i,j}}$ 是 $k_{H_{i,j}}$ 的线性函数,其数学意义是 1 个灰度级对应的图像熵分布与不同灰度级的关系. 对不同灰度级可以获得 1 束不同斜率的直线,每个直线斜率 $\ln w_{H_{i,j}}$ 对应 1 个灰度级的状态数 $w_{H_{i,j}}$,如图 4. 必须建立图像系统总熵与灰度级的关系,才能建立系统总体与局部的联系.

图4 图像系统各灰度级最大熵与灰度级关系
Fig. 4 Relation between various gray levels and their maximum entropy in image system

不同灰度级的状态数分别为 $w_{H_{i,j}}$,则系统总状态数

$$w_{\text{sum}} = \prod_{i=1, j=1}^n w_{H_{i,j}}, \text{ 每个像素的系统总熵为}$$

$$S_{\text{sum}_{i,j}} = k_{H_{i,j}} \sum_{i=1, j=1}^n \ln w_{H_{i,j}} =$$

$$k_{H_{i,j}} \ln \left(\prod_{i=1, j=1}^n w_{H_{i,j}} \right) = k_{H_{i,j}} \ln w_{\text{sum}},$$

因此 $S_{\text{sum}_{i,j}}$ 与 $k_{H_{i,j}}$ 为线性关系

$$S_{\text{sum}_{i,j}} = k_{H_{i,j}} \ln w_{\text{sum}}. \quad (3)$$

其中系统总状态数 w_{sum} 与图像有关,计算 w_{sum} 比较繁琐.为简化计算,用系统平均总熵 $\bar{S}_{\text{sum}_{i,j}}$ 替代系统总熵 $S_{\text{sum}_{i,j}}$,同样可以建立系统总体与局部的联系.实验与分析认为:假设图 4 中存在 1 条斜率为 $\ln \bar{w}_{\text{sum}} = 1$ 的直线,其位置近似于所有直线的平均位置,其斜率对应的状态数是系统近似平均状态数,即 $\bar{w}_{\text{sum}} = e$,相当于各灰度级平均状态数,则系统平均总熵分布为

$$\bar{S}_{\text{sum}_{i,j}} = k_{H_{i,j}} \ln e = k_{H_{i,j}} \quad (4)$$

由式(4)可见 $S_{\text{sum}_{i,j}}$ 与 $k_{H_{i,j}}$ 之间保持均匀变化率,也是自然对数的重要性质^[6].由此获得实际图像平衡状

态时不同灰度级的系统平均总熵 $\bar{S}_{\text{sum}_{i,j}}$ 与玻耳兹曼常数 $k_{H_{i,j}}$ 之间的简单分布关系,如图 5. 式(4)间接建立了像素灰度级与系统平均总熵分布的关系.

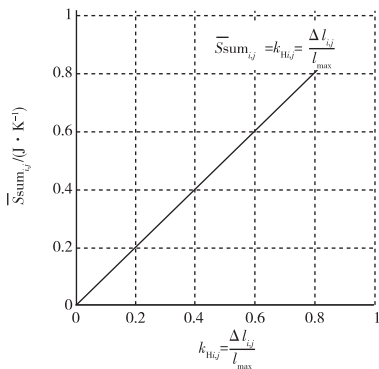


图 5 图像系统平均总熵与灰度级关系

Fig. 5 Relation between various gray levels and their average total entropy

2 基于熵差分布的图像分割

Image segmentation based on distribution of entropy difference

2.1 基本思想

图像分割是从像素无序性最大状态中恢复像素有序性状态,因此必须计算从无序到有序的系统自由能变量. 图像是 1 个具有空间结构的系统,因此,自由能变量具有空间分布性,2.2 节分析能量空间分布与熵差空间分布等价性. 像素空间关系有序性具有统计特征,这个特征以像素能量空间分布结构为基础,能量大则像素活性强、结构变化复杂,反之亦然,因此计算结构统计变化可以实现像素识别.

2.2 分割图像是实际图像对理想图像的逼近

实际图像 M 和理想图像 M_0 是图像系统的 2 个极端状态, M_0 不存在,分割图像 M_{seg} 是 M 对 M_0 的逼近. 1.2 节分析可知, M 系统平均总熵分布 $\bar{S}_{\text{sum}_{i,j}}$ 与玻耳兹曼常数 $k_{H_{i,j}}$ 之间关系为式(4). 1.1 节可知, $k_{H_{i,j}}$ 与灰度分级相关:

$$k_{H_{i,j}} = k_{l_{i,j}} = \frac{\Delta l_{i,j}}{l_{\max}},$$

所以

$$\bar{S}_{\text{sum}_{i,j}} = \frac{\Delta l_{i,j}}{l_{\max}}.$$

至此,分别得到 M 的 $\bar{S}_{\text{sum}_{i,j}}$ 和 M_0 的 $S_{l_{i,j}}$, 图像系统熵差分布为

$$\Delta S_{i,j} = \bar{S}_{\text{sum}_{i,j}} - S_{l_{i,j}} = \frac{\Delta l_{i,j}}{l_{\max}} - k_{l_{i,j}} \cdot \ln w_{l_{i,j}} = \frac{\Delta l_{i,j}}{l_{\max}} - \frac{\Delta l_{i,j}}{l_{\max}} \cdot \ln \left(\frac{l_{\max}}{\Delta l_{i,j}} \right). \quad (5)$$

式中 $\Delta l_{i,j}$ 是灰度级的不同划分单元,显然它等同于相应灰度值,如图 6 所示.

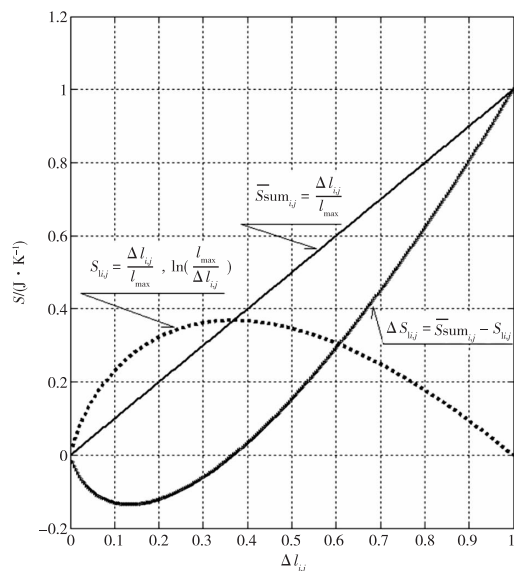


图 6 熵差分布

Fig. 6 Relation between various gray values and the distribution of their entropy difference

由热力学可知,系统的自由能 $F = U - ST$, U 是内能,它是系统中各粒子相互作用能量总和; T 是热力学温度,反映了系统中粒子热运动猛烈的程度, S 为熵,用来度量系统中混乱的程度.

系统自由能变量 $\Delta F_{i,j} = \Delta U_{i,j} - \Delta S_{i,j}T$, 就图像而言,像素之间无相互作用条件,则 $\Delta U_{i,j} = 0$, 所以 $\Delta F_{i,j} = -\Delta S_{i,j}T$, 温度恒定(降温退火处理方法,本文暂不涉及),因此,熵差分布等价于能量分布,显然,像素熵差越大其能量越大,反之亦然.

2.3 图像分割算法

利用可分解马尔柯夫网结构统计(Decomposable Markov Network Structural Statistic, DMNSS)方法进行图像分割. M 和 M_0 所对应的熵分布之差构成熵差分布,由此构造合成系统 DMN (Decomposable Markov Network)^[7-13] 的优化结构, M_{seg} 是 DMN 结构统计输出的结果^[7,8]. DMN 网络无隐含单元,自由能变量 $\Delta F_{i,j}$ 空间是凹形,梯度下降可以发现全局最小,无需随机松弛、模拟退火(SA)等时间代价较大算法来逃逸局部最小^[14]. DMN 网络构造过程和工作机制如下:

1) 用 $S_{i,j} = k_{i,j} \cdot \ln w_{i,j}$ 对网络进行初始化. 使 M 能量聚积增大、熵值减小的初始化状态, 在逼近 M_0 时达到熵值最小、灰度最有序的非平衡态, 获得一个没有相互连接的近似标准熵分布空间 (DMN 为空图).

2) 激励整个网络以获得自由能 $\Delta F_{i,j} = -\Delta S_{i,j} T$ 变量空间. 假设 M_0 能量释放减小、熵值增大的激发状态, 在获得 M 时达到熵值最大、灰度最无序的平衡态, 其网络平均总熵分布为 $\bar{S}_{\text{sum},j}$, 则系统熵差分布为 $\Delta S_{i,j} = \bar{S}_{\text{sum},j} - S_{i,j}$, 网络自由能变量空间为 $\Delta F_{i,j} = -\Delta S_{i,j} T$.

将自由能变量空间划分成若干能级区间 $P_g = [f(\Delta F_{i,j})]$, f 是 $\Delta F_{i,j}$ 的划分方式, g 是能级数. 每个能级动态生成结构因数 θ_g , 能级区间数与分割图像的灰度分级数相对应.

3) 网络搜索. 在规定网络搜索半径中, 中心节点取值为网络平均总熵 $\bar{S}_{\text{sum},j}$, 搜索半径内其它节点取值为网络近邻初始化熵 $S_{i,q,p}$, 则中心节点的自由能变量为

$$\eta_{i,j-q,p} = \Delta F_{i,j-q,p} = \Delta S_{i,j-q,p} T = (\bar{S}_{\text{sum},j} - S_{i,q,p}) T, \quad (6)$$

DMN 节点间的动态结构权为

$$w_{i,j-q,p} = \theta_g. \quad (7)$$

其中 $q, p \in M$ 为非中心节点. 与文献 [10, 12] 不同, 本文不直接从能量表达式中进行网络最优化结构搜索, 而是将其转化为对搜索范围内, 动态结构权实现的概率作为网络结构的输出判断准则. 具体方法如下:

a 网络连接标记. 在搜索范围 $r_{i,j-q,p}$ 内, 若 $\eta_{i,j-q,p} \in P_g$, 则与节点 (i, j) 相关的所有节点 (p, q) 作相应标记 (DMN 标记图). 共有 g 种标记方式.

b 动态结构权 $w_{i,j-q,p}$ 生成. 在搜索范围 $r_{i,j-q,p}$ 内, 被标记的相应节点占所有节点的百分比为动态结构权 $w_{i,j-q,p}$, 若 $w_{i,j-q,p} \geq \alpha$, 则输出相应灰度值, 式中 α 为动态结构权阈值.

c 动态结构权阈值 α 确定. 一般取值为 $\alpha = 1/g$, 即占优势概率, 本文分割图像取灰度分级数 $g = 6$ 或 3 , 在搜索范围 $r_{i,j-q,p}$ 内, 每 1 种灰度出现的机会均等, 则占优势概率为 $\alpha \geq 1/g = 0.167$ 或 0.333 . 但是, 若在 $\alpha \in (0, 1]$ 中连续取值, 可以得到不同分割效果, 如果阈值取值越大, 即要求局部实现概率越大, 分割图像的细节越多、越琐碎; 反之, 如果阈值取值越小, 即要求局部实现概率越小, 分割图像的细节越少、越概括. 文中实验图像未加说明处, 均

取 $\alpha = 0.3$.

3 实验分析与结论

Experimental analysis and conclusion

3.1 实验分析

为验证算法, 图 7 使用几何测试图像、静物图像、人像. 图像尺寸为 512×512 .

图 1 对方格状、圆形图像测试算法结果表明: 玻耳兹曼熵谱可以很好地识别出相似像素, 结果更符合视觉对目标的理解. 其中图 1d 对图 1e 的分割是在不同灰度分级时, 系统对目标的判别; 对图 1a 而言, 人的视觉亮目标与背景反差比较明显, 图 1c 对图 1a 的分割得出了正确结果. 实验验证了 1.1 节 3 个灰度熵谱特征是实际存在的.



图 7 人物、静物图像的分割效果

Fig. 7 Effect of segmentation for face and bust of human image, and still life image tested

图 7 是对人物及静物的分割效果, 结果表明: 玻耳兹曼熵谱用于实际图像效果良好. 其中图 7d、7f 对图 7b 的分割, 细节完整、轮廓分明; 图 7c、7e 对图 7a 的分割结果, 目标结构完整, 关系层次分明.

3.2 结论

玻耳兹曼关系式是熵的最原始概念与形式, 它将系统宏观特征与微观特征完美结合, 然而少有文献基于此研究图像问题. 计算图像连续灰度级熵谱, 建立图像宏观与微观联系的数值模型, 通过 DMNSS 图像

统计模型实现图像分割应用,实验表明效果良好.马尔柯夫随机场(MRF)利用贝叶斯公式获得最大后验概率同样建立了图像宏观与微观联系,但它的退火过程比较费时,限制了其应用.本文对单波段(或多波段合成)强度图像的灰度玻耳兹曼熵谱研究仅解决了基础问题,下一步工作是对多光谱,特别是高光谱研究光谱维的玻耳兹曼熵谱问题,扩充数值模型维数,并利用玻耳兹曼熵谱及其变化形式解决其它图像问题.

参考文献

References

[1] 吴迪,朱登胜,何勇,等.基于地面多光谱成像技术的茄子灰霉病无损检测研究[J].光谱学与光谱分析,2008,28(7):1496-1500
WU Di, ZHU Dengsheng, HE Yong, et al. Nondestructive detection of grey mold of eggplant based on ground multi-spectral imaging sensor[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2008, 28(7): 1496-1500

[2] 唐先武,丁海曙.近景测量系统全景彩色图像光谱法色度校正[J].光谱学与光谱分析,2005,25(1):1745-1748
TANG Xianwu, DING Haishu. Spectral colorimetric correction of full view color images in a real scene measurement system[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2005, 25(1): 1745-1748

[3] 张立燕,谌德荣,陶鹏.端元提取技术在高光谱图像压缩中的应用[J].光谱学与光谱分析,2008,28(7):1445-1448
ZHANG Liyan, CHEN Derong, TAO Peng. Endmember extraction used for hyperspectral imagery loss compression[J]. Spectroscopy And Spectral Analysis, 2008, 28(7): 1445-1448

[4] 杜培军,陈云浩,方涛,等.基于光谱特征的高光谱遥感影像检索[J].光谱学与光谱分析,2005,25(8):1171-1175
DU Peijun, CHEN Yunhao, FANG Tao, et al. Spectral feature based hyperspectral RS image retrieval [J]. Spectroscopy and

Spectral Analysis, 2005, 25(8): 1171-1175

[5] 冯端,冯少彤.熵的世界[M].北京:科学出版社,2005:50-76
FEN Duan, FEN Shaotong. World of Entropy [M]. Beijing: Science Press, 2005: 50-76

[6] 刘琳.数e漫谈[J].河北理科教学研究,2005(4):70-72
LIU Lin. Rambling on the number E [J]. Hebei Science Teaching Study, 2005(4): 70-72

[7] 曹建农.基于可分解马尔柯夫网的图像分割方法研究[D].武汉:武汉大学遥感信息工程学院,2005:33-111
CAO Jiannong. Study on approach of image segmentation based on decomposable Markov networks [D]. Wuhan: Wuhan University, 2005: 33-111

[8] 曹建农,李德仁,关泽群.基于可分解马尔柯夫网的极端椒盐噪声图像滤波[J].武汉大学学报,2005,30(7):583-587
CAO Jiannong, LI Deren, GUAN Zequn. Filter of image with polarizer salt and pepper noise based on DMN [J]. Science of Wuhan University, 2005, 30(7): 583-587

[9] Chengxin Yan, Nong Sang, Tianxu Zhang. Local entropy-based transition region extraction and thresholding [J]. Pattern Recognition Letters, 2003(24): 2935-2941

[10] Chow C K, Liu C N. Approximating discrete probability distributions with dependence trees [J]. IEEE Trans. On Information Theory, 1968(14): 462-467

[11] Michael G, Thomason, Erik Granum. Dynamic programming inference of Markov networks from finite sets of sample strings [J]. IEEE Trans on PAMI, 1986, 8(4): 491-501

[12] Xiang Y, Wong S K M, Cercone N. A microscopic study of minimum entropy search in learning decomposable Markov networks [M]. Machine Learning; Copy 1997 Kluwer Academic Publishers. Manufactured The Netherlands; 2665-2692

[13] 曹建农,李德仁,关泽群.基于可分解马尔柯夫网的视频图像检测方法研究[J].光学学报,2005,25(3):312-318
CAO Jiannong, LI Deren, GUAN Zequn. Study on approach of detection for video image based on decomposable Markov network [J]. Acta Optica Sinica, 2005, 25(3): 312-318

[14] Geoffrey E H, Terrence J S. Optimal perceptual inference [J]. IEEE, 1983: 448-453

Optical imaging gray levels Boltzmann entropy pedigree analysis and image segmentation

CAO Jiannong¹ FANG Yong²

1 College of Earth Science and Resources, Chang'an University, Xi'an 710054

2 Xi'an Research Institute of Surveying and Mapping, Xi'an 710054

Abstract This paper debates upon pedigree correlation of the microstate number, entropy and constant in Boltzmann equation with the corresponding optical imaging gray levels, applies principle of thermodynamics to microcosmic analysis of optical imaging process, brings forward some concepts of Boltzmann entropy pedigree, reality and ideality images, etc., and believes that reality image gray levels are in equilibrium state, but ideality image is constituted of non-equilibrium gray levels. The transform from equilibrium to non-equilibrium states is a non-spontaneous process, needing to be given an exterior action. So it makes use of entropy difference distribution between the equilibrium and non-equilibrium states to realize the image segmentation. The experiments and analysis show that the essentials of image segmentation are approach to ideality image from reality image by means of the exterior action.

Key words gray levels; optical imaging; Boltzmann entropy pedigree; image segmentation; decomposable Markov network