

图像复杂度描述方法研究

高振宇^{1), 2)} 杨晓梅¹⁾ 龚剑明¹⁾ 金 海¹⁾

¹⁾ (中国科学院地理科学与资源研究所资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101)

²⁾ (天津市地籍管理中心, 天津 300050)

摘 要 为了更好地对图像的复杂程度进行描述, 先从组成论的角度对传统复杂度的描述方法进行了讨论, 并将其引入用于描述图像的复杂度, 试图找到一种适合于图像的复杂度描述方法。该文首先讨论了组成论中复杂度的计算方法, 并分析了其局限和不足; 然后在此基础上, 针对图像的特殊性提出从灰度级的出现情况、灰度的空间分布情况、目标对象的出现情况等 3 个方面, 借助信息熵、纹理、边缘等相关因子来描述图像的复杂程度; 最后, 针对不同复杂程度的遥感图像进行了实验。实验结果表明, 该描述方法可以反映出图像的整体复杂程度, 并可用于不同图像复杂度的定性和定量比较。

关键词 组成论 复杂度 图像复杂度 目标自动提取

中图法分类号: TP751.1 TP391.41 **文献标志码**: A **文章编号**: 1006-8961(2010)01-0129-07

Research on Image Complexity Description Methods

GAO Zhen-yu^{1), 2)}, YANG Xiao-mei¹⁾, GONG Jian-ming¹⁾, JIN Hai¹⁾

¹⁾ (State key Laboratory of Resources and Environment Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Science, Beijing 100101)

²⁾ (Tianjin Cadastral Management Center, Tianjin 300050)

Abstract In order to describe image complexity in a better way, this paper discussed the description principle of traditional complexity from the perspective of composition theory, and introduced it to the domain of image complexity. Firstly, the authors discussed traditional calculation method of complexity and analyzed its limitation, which is based on a sequence of tests. Secondly, the authors proposed a novel approach to image complexity description, which adopts gray level, gray spatial distribution, and object quantity, including information entropy, texture, edge, and other relevant factors. Finally, the complexity of several different remote sensing images was tested. Results show that this description way can be used to reflect the overall image complexity, achieving the purpose of quantitative and quantitative comparisons between different images.

Keywords the constitution theory, complexity, image complexity, automatic target recognition

0 引 言

复杂 (complexity) 是一个广为人们知晓却又难

以定量描述的一个客观存在的事物或事件的内在特征。复杂度 (即复杂程度) 是对复杂性的一种程度描述。对事物的复杂度有定性的了解, 不仅有利于对事物有一个整体概观, 而且便于进一步把握相关

基金项目: 国家重点基础研究发展计划 (973) 项目 (2006CB701305); 国家高技术研究发展计划 (863) 项目 (2009AA12Z148); 资源与环境信息系统国家重点实验室自主创新团队资助项目 (088RA400SA)

收稿日期: 2008-04-10; **改回日期**: 2009-03-10

第一作者简介: 高振宇 (1983—), 男。2008 年于武汉大学获摄影测量与遥感专业硕士学位。主要研究方向为遥感图像处理与应用。

E-mail: gaozy@lreis.ac.cn

通讯作者: 龚剑明。E-mail: gongjm@lreis.ac.cn

处理与分析。而对事物的复杂度进行定量分析,则有助于更加准确地把握执行相应工作所存在的内在的困难程度,以便指导工作进行合理的设计与实施。图像复杂度是对图像内在的复杂程度的描述,它能反映是否可完成或完成某些操作(如边缘检测、图像增强、图像压缩、目标自动提取等)的内在的困难程度。定性定量地描述图像的复杂程度,这不仅有利于更好指导和把握图像处理与分析工作,而且对图像工程各领域具有极其重要的意义。

1 复杂度定义

尽管一直以来有很多争论,但到目前为止还没有一个精确的复杂度定义。社会科学领域中相当多的“复杂度”指的是混乱、反复、杂多等意思,而科学研究领域中常将复杂度与混沌、分形和非线性关联起来。复杂度在很多时候常被认为是一个与随机性和模糊性相关联的概念,复杂度大,其对应的随机性和模糊性也大,而且一般存在很大的不确定性,但是复杂性并不等同于随机性和模糊性的概念^[1]。随机现象是系统内涵确定而外延不确定的表象,可以运用概率论与统计学进行分析。模糊现象是系统内涵不确定而外延确定的表象,可以运用模糊数学的方法来减少外延的不确定性^[2]。随机现象与模糊现象的共同特点是不确定性,随机现象中的不确定性是指事件的结果不确定,而模糊现象中的不确定性是指事物本身的定义不确定。由于不确定性与复杂性并不属于同一概念,所以复杂度也不等同于随机性和模糊性。

由于复杂度概念在不同的学科领域,其不仅研究的对象和采用的分析方法存在很大差异,而且对复杂度概念的定义也不相同,所以到目前为止对复杂度还没有一个严格定义。但是数学家、物理学家、计算机科学家大体上都一致认为,一个对象或者一个系统的复杂程度是执行相应工作所存在的内在的困难程度,然而,这个困难程度的界定也不免受一些主观性因素的影响。经分析和研究,现给出如下定义:一个事物或事件的复杂度是该事物或事件客观存在的一个内在特性(复杂)的主观反映,是对其进行相关处理、分析所存在的困难程度的度量。由于复杂度具有整体性和动态性等特点,因而不但使得叠加原理失去效用,而且常受先验知识的影响。

2 复杂度描述

复杂度即复杂程度的概念,尽管理解起来很容易,然而定量地进行描述却十分困难,因此如何定性定量地描述复杂度是一个值得研究和探讨的问题。关于复杂度的描述已经有很多学者做了研究,其中多数都是基于信息论的。但是从组成论角度来看,复杂程度是高于信息熵理论的,因此直接从组成论的角度对复杂度进行描述也许会更加合适。

为了研究复杂度,首先介绍一下广义集合的概念。在一定范围内确定的可以区别的事物,若当作一个整体来看待,就叫做集合,其中各事物叫做集合的元素。集合元素具有确定性、互异性、无序性 3 个特点,从中可以看出集合元素与各类中个体的个数无关。广义集合不仅要明确一个集合内的两两相异的元素(标志)有哪些,还要明确每种元素(个体)有多少个。这样广义集合既可以对本系统内的不同性质的个体进行区分,又可以对相同性质的个体的数量进行度量。一个系统(广义集合)的复杂度反映的是该集合内部元素的种类及各类中包含的元素个数多少等特征,其所体现的是集合内部状态的丰富程度和差异程度。

广义集合的内部状态的复杂度的计算公式为^[3]

$$C = - \sum_{i=1}^k n_i \cdot \log(n_i/N) \quad (1)$$

其中, C 表示复杂度, k 表示广义集合内不同标志值的个数, n_i 表示标志值 i 占有的个体数量, N 表示个体总量。

一个广义集合内的各个个体的特征差别越大, C 值就越大。反之,各个个体的特征差异越小, C 值就越小,当特征完全相同时,则 C 值为零。这说明 C 值可以综合描述广义集合内各个标志值的差异程度或称内部状态的丰富程度。考虑到复杂度与信息量的对应关系,可以把对数计算中,以 2 为底求得的复杂度单位定为比特(bit)。如果计算中以 $e(2.71828\dots)$ 为底,或者以 10 为底,则求得的复杂度的单位分别是奈特(Nat)和哈特莱(Hartly)。利用对数换底的公式,不难从一种单位换成另外一种。

复杂度公式的性质^[3]如下:

1) 复杂度没有负值

由式 (1) 不难得出, 只有当广义集合中各个个体的特征完全相同时, 即 $k = 1, n = N$ 时, 可得出其复杂度为零, 这意味着最简单的事物的复杂度为零, 由于没有比个体完全相同更简单的广义集合存在, 所以复杂度没有负值。

2) 复杂度的最大值

如果广义集合内的各个个体的标志值都不同, 则表明每种标志值仅有一个个体, 所以式 (1) 中的 $n = 1$, 而此时不相同的标志值的个数也就等于广义集合的个体总数, 即 $k = N$, 把这些代入式 (1), 即可整理得到: $C = N \cdot \log N$ 。它说明 N 个个体的标志值完全不同时的复杂度值就是该广义集合所可能取的复杂度中的最大值。

3) 复杂度与标志的具体值无关

由于复杂度公式中并没有涉及标志值 (元素种类), 它仅与标志值所对应的个体个数有关, 所以复杂度的值与标志值本身没有关系, 每个标志值也仅代表一个类别, 即复杂度仅与广义集合内有多少种不同的标志值以及每种标志值有多少个体有关。复杂度度量的是差别程度, 而与绝对值的大小无关。

4) 整体复杂度大于等于各部分之和

该性质可通过下面例子说明。对于个体数量分别为 n_1, n_2 的两个广义集合 A, B, 每个广义集合内的各个个体的标志值彼此不同, 于是其复杂度分别为 $n_1 \cdot \log n_1$ 和 $n_2 \cdot \log n_2$ 。如果两个广义集合可以进行和运算, 那么有

(1) 当 $n_1 + n_2$ 个个体的标志值彼此完全不同时, 根据前面的计算公式, 其复杂度应当是 $(n_1 + n_2) \cdot \log (n_1 + n_2)$ 。由于 $n_1, n_2 \geq 1$, 它显然比两个广义集合的复杂度的和值 $n_1 \cdot \log n_1 + n_2 \cdot \log n_2$ 要大很多, 这时总体复杂度远大于部分和。

(2) 当 $n_1 = n_2$ 时, 而且广义集合 A 与 B 标志值也完全相同时, 则合并后的广义集合内的标志值的数量没有增加, 还是 n_1 个, 但是由于合并后增加了个体的个数, 使它从 n_1 个变成了 $n_1 + n_2 = 2n_1$ 个, 因此合并后的复杂度就是 $2n_1 \cdot \log n_1$, 即在两个广义集合完全相同的情况下, 合并后的广义集合的复杂度是原来的复杂度之和, 这时其总体复杂度等于部分复杂度之和。

以上两种情况是两个极端的情况, 它说明两个个体数量分别为 n_1, n_2 的广义集合, 在合并以后, 其复杂度的值不会减少。于是可得到以下结论: 总体

的复杂度大于等于部分的复杂度之和, 即

$$C_{A,B} \dots C_A + C_B + \dots \quad (2)$$

5) 复杂度最大化原理

随机性的客观事物 (广义集合) 都会自动地使自己的内部状态的复杂程度在限制条件下达到最大值, 这就是复杂度最大化原理。一次随机抽样中, 复杂程度最高的事件是最容易出现的, 也即最容易出现的事件其复杂程度最大。最复杂原理是指复杂度最大的广义集合最容易出现。由于复杂度与信息论中定义的信息熵是成正比例的物理量, 因此最复杂原理用信息论的语言讲就是信息熵的自动的最大化, 复杂度最大化原理也即对应信息论的最大熵原理。

3 图像复杂度

针对目标自动提取 (automatic target recognition, ATR) 来说, 图像复杂度是指在一幅给定图像中发现或提取一个真实目标的内在的困难程度^[1]。它既与想要提取的目标类型有关, 还与所采用的提取方法有关。图像复杂度描述可以从整体角度、区域角度、目标角度来分别描述, 它们分别对应于整幅图像复杂度、区域复杂度以及对象的复杂度 3 个尺度, 本文主要研究图像复杂度的整体描述, 以便对图像数据有一个整体把握, 用来指导后续图像的分割分类以及进行目标提取的尺度参数和方法的选择, 当然也可以作为区域复杂度和对象复杂度的描述参考。

针对图像来说, 上述复杂度的计算与图像的灰度统计直方图直接有关。由于灰度直方图反映了图像中各灰度级出现的频率, 因此从中可得到复杂度计算公式中的 n_i 以及 n_i/N , 进而可以求得对应图像的复杂度值。

但是灰度直方图只能从整体的角度反映出图像中灰度出现的频率情况, 其往往不能确切地反映出图像中各灰度的空间分布情况。有时两幅类型不同的图像会有相同或相似的灰度直方图, 可是它们的复杂度值却不一定相同。举一个简单的例子: 图 1(a) ~ 图 1(d) 4 个简单图像具有相同的大小, 并具有相同的灰度直方图 (其中黑白像素各占一半), 然而从图 1 可以很明显看出, 各图像的复杂程度是不同的, 其复杂程度应该是从图 1(a) ~ 图 1(d) 依次递增的。

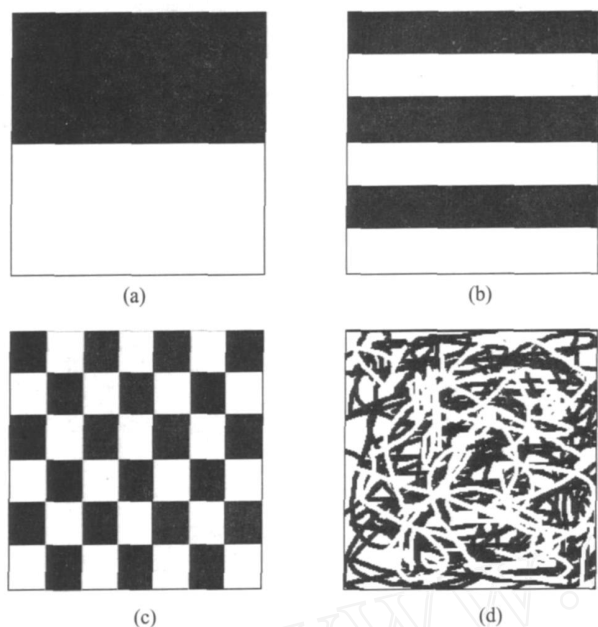


图 1 具有相同直方图的简单图像

Fig 1 Simple images with the same histogram

此外,具有不同灰度直方图的图像也可能具有相同的复杂度计算值,例如,图像与其求反(反色)图像,一般具有不同的灰度直方图,然而它们却有着相同的复杂度值。具体例子如图 2 所示。

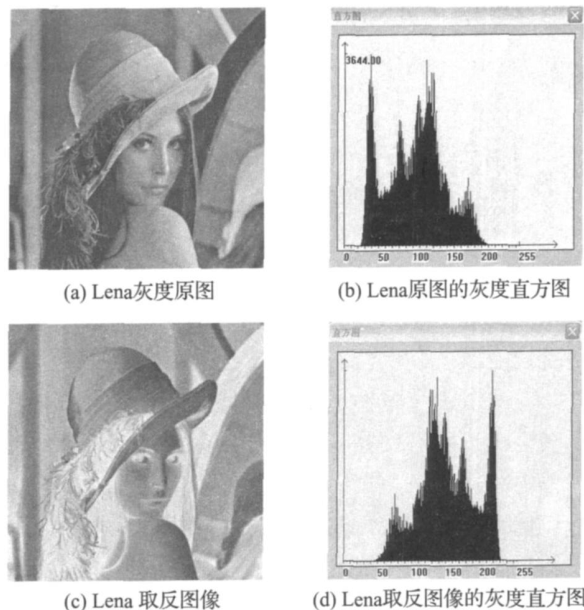


图 2 图像与其直方图

Fig 2 Images and their histograms

由此可见,上述复杂度描述公式用在图像上还有

一些弊端,由于针对图像的复杂度描述还不同于通常的复杂度描述,仅考虑类别及个数的广义集合是不够的,因此需要考虑引入其他描述特征,将广义集合由 2 维扩充到多维,以便能对图像的复杂程度进行更为贴切的描述。针对图像数据本身的特征,不仅要考虑灰度级出现情况和各灰度级像素的个数情况,而且还必须要考虑灰度的空间分布情况。

4 图像复杂度描述

关于图像的复杂度,国内外学者对其也早有研究,这些研究也因研究的目的不同而各有所侧重。针对目标自动提取来说,其目的主要是为了能快速地发现对象。文献 [1] 对此进行了详细的论述,即从整体角度对图像的复杂度进行了描述,并从灰度级和边缘两个方面对其进行了总结,但是从上述讨论中可以发现,仅依靠这两方面的描述还是不够的。

针对图像数据本身的特点,从综合考虑灰度级出现情况、各灰度级像素的个数以及像素分布等多方面因素的思路出发,提出从灰度级的出现情况、灰度的空间分布情况和目标对象的出现情况 3 方面对图像的复杂度加以描述。

4.1 灰度级的出现情况描述

灰度级可以反映图像灰度级的个数以及每个灰度级像素的出现情况,具体对应于前面所提到的广义集合内部状态的复杂度,可由信息熵来描述^[4]。

信息熵 H 的计算公式为

$$H = - \sum_{i=1}^k n_i / N \cdot \log(n_i / N) = C / N \quad (3)$$

从广义集合引出的 N 个个体的复杂度和从信息论中引入的一次抽样时得到的信息熵是成正比例关系的两个物理量,其比例系数是个体总数 N (式中, C 为式 (1) 中的复杂度)。对应图像的信息熵, N 为灰度级的个数, n_i 为每个灰度级出现的个数。

4.2 灰度的空间分布情况描述

灰度的空间分布是针对图像所特有的, 2 维的图像不免会涉及到空间位置关系。由于灰度分布规律可以反映图像中各灰度级像素的空间分布情况,因此可以用于描述图像中灰度斑块的大小和多少及其空间分布状态。从另外一个角度来说,灰度的空间分布状况也可以用于描述图像的相关性和对称性等,具体可以反映灰度分布是集中还是分散,灰度一致性怎样,是否存在重复性,对称性^[4]怎么样等。

灰度一致性^[1] U 公式为

$$U = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (f(i, j) - \bar{f(i, j)})^2 \quad (4)$$

其中, m, n 分别为图像的行数和列数, $f(i, j)$ 是像素 (i, j) 处的灰度值, $\bar{f(i, j)}$ 是以 (i, j) 为中心的 3×3 邻域像素的灰度均值。灰度一致性可以反映图像的均一程度, 如果其值较小, 则对应简单的图像, 反之对应复杂的图像。

由于纹理是灰度分布的一种度量方式, 因此灰度的空间分布状况可用纹理来描述, 图像的纹理计算方法有很多种, 其中基于灰度共生矩阵提取纹理特征的方法是一个经典的统计分析方法, 是目前公认的一种图像纹理分析方法^[5]。文中主要从灰度共生矩阵着手来统计分析图像的特征, 借以描述图像的灰度的空间分布情况和反应图像的整体复杂度。灰度共生矩阵是一种有效的描述图像纹理的方法, 若图像的灰度级为 N , 则灰度共生矩阵 P 为 N 阶矩阵, 该矩阵的第 i 行、第 j 列各元素值等于一个灰度为 i , 另一个灰度为 j 的两个相距 (x, y) 的像素出现的次数, 记为 $p_{(x, y)}(i, j)$ 。生成了灰度共生矩阵后, 即可提取对应图像的以下纹理特征:

1) 能量

$$J = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (p(i, j))^2 \quad (5)$$

能量是一种表示灰度分布一致性的统计量, 是图像灰度分布均匀性的度量。当灰度共生矩阵中元素 $p(i, j)$ 分布较集中于主对角线附近时, 则说明图像的灰度分布比较均匀, 从图像整体看, 纹理较粗, J 值相应较小; 反之, J 值较大。

2) 反差

$$G = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (i - j)^2 p(i, j) \quad (6)$$

反差是描述纹理反差即纹理粗细的统计量, 它可以反映图像纹理的清晰程度。对于粗纹理, $p(i, j)$ 的大数值集中于主对角线附近, 此时 $(i - j)$ 较小, 相应的 G 值也较小; 而对于细纹理, 则 G 值较大。

3) 熵

$$S = - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N p(i, j) \log(p(i, j)) \quad (7)$$

熵可以用于度量图像纹理的随机性。当灰度共生矩阵中的 $p(i, j)$ 数值均相等时, S 值最大; 反之, 若 $p(i, j)$ 的数值之间差别很大, 则 S 值较小。所以

能被用来度量图像的纹理特征。

4) 逆差

$$Q = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \frac{1}{1 + (i - j)^2} p(i, j) \quad (8)$$

逆差可以反映图像纹理的同质性, 即可以度量图像纹理局部变化的多少。 Q 值大, 则说明图像纹理的不同区域间变化少, 局部非常均匀, 反之亦然。

5) 相关度

$$COV = \left[\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N ij \cdot p(i, j) - \mu_x \mu_y \right] / \sigma_x \sigma_y \quad (9)$$

其中, $\mu_x, \mu_y, \sigma_x, \sigma_y$ 分别是 p_x 和 p_y 的均值和标准差, $p_x = \sum_{j=1}^N p(i, j), p_y = \sum_{i=1}^N p(i, j)$ 分别是共生矩阵每列与每行元素之和。

相关度可以用于衡量灰度共生矩阵的元素在行(列)方向的相似程度, 因此相关度值大小反映了图像中局部灰度的相关性。当行(列)相似程度高时, 则 COV 值较大, 相应图像复杂度较小, 反之复杂度较大。

5.3 目标对象的出现情况描述

目标对象的出现情况主要反映图幅中目标个数的多少, 目标个数的多少可以直接反映图像的复杂程度, 如果目标个数较多, 则该图像一般比较复杂, 反之亦然。

图像中对象的出现情况, 可以用边缘比率^[6]来描述, 因为边缘是目标的显著特征。

$$\text{边缘比率 } R = P_{\text{edge}} / (M \times N) \quad (10)$$

其中, M 和 N 分别为图像的行数和列数, P_{edge} 为图像中边缘像素的个数。图像中目标的边缘表现为图像灰度显著变化的地方, 可以由差分算法来求得, 一般通过边缘检测算子即可求出图像中边缘像素的个数。图像中对应目标边缘的多少可以直接用来反映图像中目标物的多少及其复杂程度, 因此可以用来描述图像的复杂程度。但是此方法易受到噪声和边缘检测算法提取边缘准确程度的影响。

5 实验结果

实验选用的图像为 by 不同类型遥感传感器获取的遥感单波段影像, 共 50 幅, 大小均为 256×256 pixels, 分辨率包括 1m, 2.5m, 10m, 30m 等, 覆盖区域范围内分别包括城区、旱田、水田、湖泊、山地等地

物类型,此外更多的是混杂在一起的复杂图像。

考虑到上面叙述的复杂度描述因子之间会存在一定的相关和冗余,如果采用过多的因子,则会带来更大的计算量,而且也不利于对复杂度进行准确的描述,因此经分析考虑后,选择信息熵、边缘比率、反差、相关度、能量 5 个描述因子,描述时,首先分别对每幅图像的这 5 个指标进行计算,并进行加权求和,其中信息熵、边缘比率与反差因子的权值为 1,相关度与能量因子的权值为 - 1,因为前 3 个因子与复杂度是正相关的,而后两个是负相关的;然后对计算得到的 50 组数据,分别以 5 个描述因子建立起复杂度描述矢量,同时以其各因子的加权和来得出对应图像的复杂度,并进行降序排列,部分试验结果如图 3 所示,其各复杂度描述因子及整体复杂度值排序如

表 1 所示。

表 1 实验图像复杂度统计简表

Tab 1 Statistical table of the test image complexity						
图 3	信息熵	边缘比率	反差	相关度	能量	复杂度
(a)	5.394	0.138	3.014	0.061	0.018	8.467
(b)	4.997	0.148	2.733	0.054	0.019	7.805
(c)	5.127	0.076	2.422	0.074	0.031	7.520
(d)	4.652	0.111	1.669	0.048	0.031	6.363
(e)	3.957	0.171	0.481	0.379	0.112	4.118
(f)	3.934	0.109	0.761	0.450	0.083	4.271
(g)	2.219	0.122	0.592	0.184	0.049	2.700
(h)	2.074	0.111	0.460	0.315	0.129	2.201
(i)	3.022	0.088	0.264	0.902	0.374	1.882
(j)	1.788	0.085	0.435	0.464	0.118	1.726
(k)	2.442	0.103	0.213	0.628	0.318	1.722
(l)	2.116	0.034	0.386	0.529	0.31	1.696

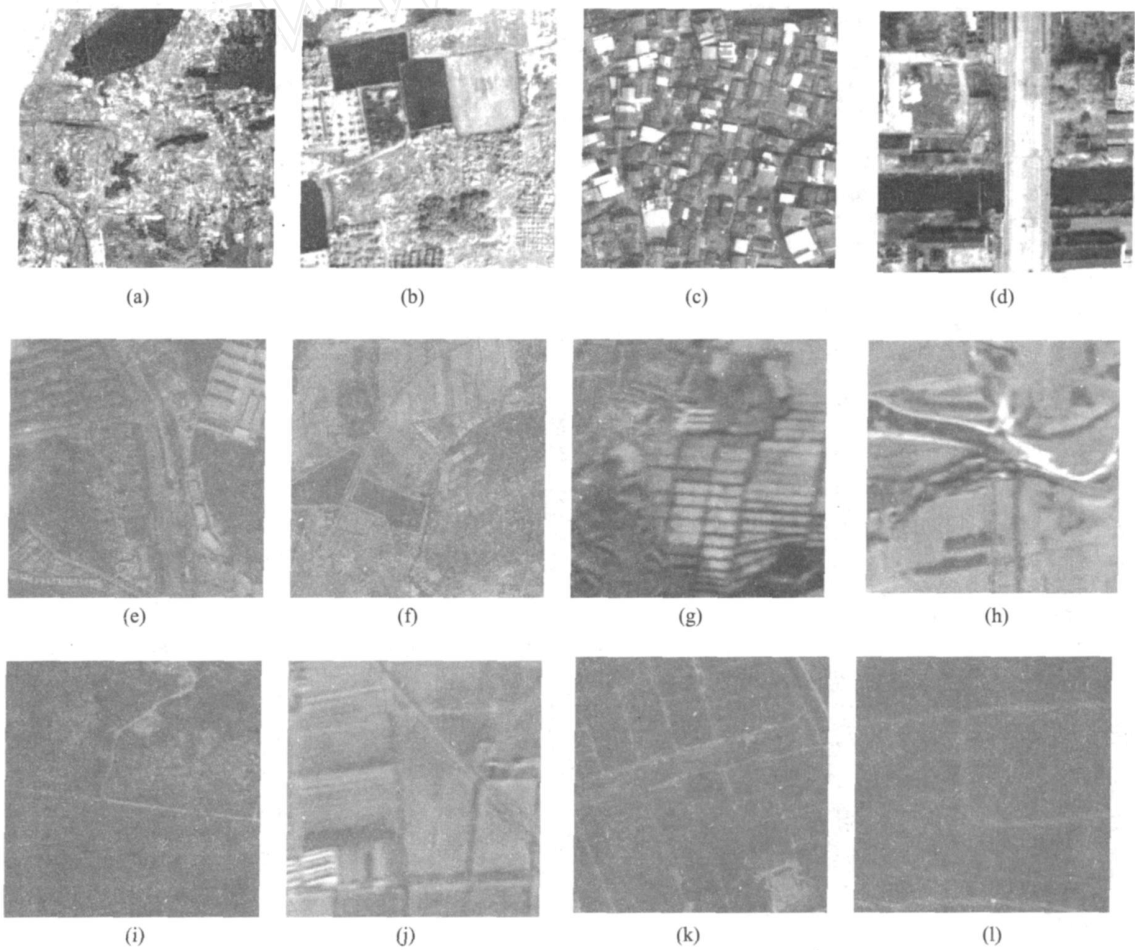


图 3 图像 (部分)按复杂度排序 (由图 3(a)~图 3(l)复杂度依次递减)

Fig 3 Part images arrange by complexity (from Fig 3(a)~Fig 3(l) decreased by the complexity)

从图 3 实验结果可见,实验图像复杂度的排序结果与目视结果一致,能够客观真实地反映出图像的复杂程度。从表 1 可以看出,图 3(a)~图 3(1)复杂度值依次下降,5 项指标均近似呈单调变化。由此可以判定,本文提出的描述因子与相应计算得到的复杂度可以反映出图像的复杂程度,可以用来对图像的复杂度进行定性描述和定量分析。由于各指标的计算受到噪声以及预处理的影响,才使得各指标并不完全呈单调变化,这也正是之所以要选取多个指标来降低随机性和要综合描述复杂度的原因。本次实验中考考虑到计算量及实际要求等原因,均使用单波段数据通过计算其复杂度描述因子来求取图像复杂度。针对遥感多光谱图像数据来讲,由于不同波段之间存在较大的相关性,因此复杂度描述因子可以选择仅对一个波段进行计算,或根据不同波段的相关性进行加权平均来得到。

6 结 论

本文对张学文学者从组成论角度提出的复杂度计算公式,用于图像复杂性描述的诸多局限进行了分析和讨论,并着重分析了图像不同于其他事物的特殊性,最后从灰度级的出现情况、灰度的空间分布情况、目标对象的出现情况 3 个方面提出了针对图像复杂度描述适用的描述因子和复杂度计算方法,并且针对不同类型的遥感图像复杂度描述进行了试验,试验证明,以本文提出的描述因子进行加权求得

的图像复杂度可以根据图像复杂度对图像进行定性分析,亦可对不同图像进行复杂度的定量比较。由此可见,本文提出的图像复杂度描述方法是有效和可行的,该描述方法可供其他后续图像处理参考和使用。

参考文献 (References)

- [1] Peters II Richard Alan, Strickland Robin N. Image complexity metrics for automatic target recognizers [C]//Proceedings of Automatic Target Recognition System and Technology Conference, Naval Surface Warfare Center Silver Spring, MD, USA, 1990: 1-17.
- [2] Song Xue-feng. Survey and prospect on the science of complexity [J]. Complex Systems and Complexity Science, 2005, 2(1): 10-17 [宋学锋. 复杂性科学研究现状与展望 [J]. 复杂系统与复杂性科学, 2005, 2(1): 10-17.]
- [3] Zhang Xue-wen. The Constitution Theory [M]. Hefei: University of Science and Technology of China Press, 2003. [张学文. 组成论 [M]. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 2003.]
- [4] Cardaci M, Di Gesu V, Petrou M, et al. On the valuation of images Complexity: A fuzzy approach [J]. Fuzzy Logic and Applications, 2006, 3849: 305-311.
- [5] Feng Jian-hui, Yang Yu-jing. Study of texture images extraction based on gray level co-occurrence Matrix [J]. Beijing Surveying and Mapping (in Chinese), 2007, (3): 19-22 [冯建辉, 杨玉静. 基于灰度共生矩阵提取纹理特征图像的研究 [J]. 北京测绘, 2007, (3): 19-22.]
- [6] Mario I, Chacon M, Ama D, et al. Image complexity measure: A human criterion free approach [C]//Proceedings of IEEE Annual Meeting of the North American Fuzzy Information Processing Society. Detroit, MI, USA, 2005: 241-246.