

泛概念层次构建方法及其在遥感 图像分类中的应用

许 凯¹ 秦 昆² 刘修国¹ 李登朝¹

(1 中国地质大学(武汉)信息工程学院,武汉市鲁磨路 388 号,430074)

(2 武汉大学遥感信息工程学院,武汉市珞喻路 129 号,430079)

摘 要:针对传统泛概念树在进行正态云综合时出现雾化现象以及使用极大判定法进行遥感图像分类时缺乏类别信息的问题,提出了一种泛概念层次构建的改进算法,并基于改进的泛概念层次构建算法进行遥感图像分类。对 TM 遥感影像进行分类实验,并与常用的最大似然、最小距离、马式距离等方法进行遥感图像分类的对比试验,验证了本方法的有效性。

关键词:云模型;泛概念层次;雾化;遥感图像分类

中图分类号:TP751; P208

遥感影像的自动化信息提取一直是遥感研究者努力的方向^[1],其中层次问题和不确定性是遥感影像分类中的两个关键问题,是当前遥感图像分类方法的研究热点^[2,3]。云模型是李德毅等提出的定性、定量不确定性转换模型^[4],它能有效处理概念表达和分析过程中存在的不确定性问题^[5]。秦昆等提出了一种基于云模型的图像分割方法,将图像分割理解成底层概念抽取、概念跃升和概念判别的过程,利用泛概念层次结构表达和分析影像分割、分类过程中的层次结构和不确定性^[6-7]。巫兆聪等提出了一种顾及几何特征的云模型遥感影像分割方法,以云模型实现图斑对象的表达,再使用云综合运算实现不同粒度空间下的区域合并达到多尺度遥感影像分割的目的^[8]。

传统的云模型图像信息提取算法将泛概念树跃升至顶层的云模型个数为 1,这种构建方式忽略了正态云模型表达概念时会出现雾化现象^[9]。将两个概念进行合并时,若综合后概念的样本不满足正态分布,且偏离正态分布的程度较大,此时使用正态云模型表达综合后的概念会出现较大的误差,因此,不能用正态云模型表达合并后的概念。并且,泛概念层次中的云模型由遥感图像数据直接生成,缺乏类别信息,使用极大判定法对像

素进行划分时无法获得像素所属的地物类型。

针对上述问题,本文提出了一种基于泛概念层次的遥感图像分类方法,通过计算正态云模型的格贴近度设置泛概念层次跃升的终止条件,避免正态云综合的结果出现雾化现象,使得泛概念层次中的正态云模型能准确地表达图像中的概念。在对样本进行判别时,使用极大判定法获得泛概念最高层中的一个激发云模型,使用逆向云算法依据训练样本生成具有类别信息的判别云模型,通过计算激发云模型和判别云模型之间的格贴近度实现分类,使得分类结果具有类别信息。最后将本文提出的分类方法对 TM 遥感影像进行分类实验,并与常用的最大似然、最小距离、马式距离等方法进行对比分类试验,实验结果表明,本文提出的方法具有较高的分类精度。

1 泛概念层次的构建

蒋嵘等^[10]介绍了一种泛概念层次的构建方法,将云变换后的正态云模型通过正态云综合算法两两合并,跃升至顶层的正态云模型个数为 1。这种泛概念层次的构建方法忽视了云综合过程中出现的雾化现象,若综合后概念的样本不满足正

收稿日期:2013-03-12。

项目来源:中国博士后科学基金资助项目(20110491230);中国地质大学教育部地理信息系统软件及其应用工程研究中心开放研究基金资助项目(20111105)。

态分布,且偏离正态分布的程度较大,使用正态云模型表达综合后的概念会出现较大的误差,正态云模型会出现雾化现象。因此,在进行遥感影像概念层次表达过程中若使用这种传统的构建泛概念层次构建方法,会使得影像的分类结果产生较大误差。

正态云模型出现雾化现象的主要原因在于:当被综合的两个正态云模型之间的重叠部分较少时,说明两个正态云模型所表达概念之间的模糊程度小,将两个概念进行合并后概念中样本不满足正态分布,且偏离正态分布的程度较大,已不能使用正态云模型来表达合并后的概念。

2 泛概念层次构建的改进算法

2.1 正态云模型的格贴进度

本文使用格贴进度来度量云模型之间的相似程度。设论域为 U , 正态云模型 $C_A(Ex_A, En_A, He_A)$, 其云滴为 $A = \{(x_1, u_A(x_1)), (x_2, u_A(x_2)), \dots, (x_n, u_A(x_n))\}$, 其中 $n=1, 2, \dots, N$; 正态云模型 $C_B(Ex_B, En_B, He_B)$, 其云滴为 $B = \{(x_1, u_B(x_1)), (x_2, u_B(x_2)), \dots, (x_m, u_B(x_m))\}$, 其中 $m=1, 2, \dots, M$, M 和 N 分别为两个正态云模型的云滴个数。

正态云模型的内积为:

$$C_A \oplus C_B = \bigvee_{x \in U} (u_A(x) \wedge u_B(x)) \quad (1)$$

正态云模型的外积为:

$$C_A \otimes C_B = \bigwedge_{x \in U} (u_A(x) \vee u_B(x)) \quad (2)$$

则有正态云模型的格贴进度为:

$$N_L(C_A, C_B) = (C_A \oplus C_B) \wedge (1 - C_A \otimes C_B) \quad (3)$$

2.2 泛概念层次构建的改进算法

传统的泛概念层次构建方法实现了将底层正态云模型跃升为高层正态云模型的过程,这种构建方式使得顶层正态云模型的个数为 1。若同一层中两个正态云模型的距离较远,格贴进度较小,综合后的正态云模型容易出现雾化现象。本文使用格贴进度作为条件来判别综合后的云模型是否出现雾化现象。选择格贴进度阈值 T , 当两个正态云模型之间的格贴进度小于 T 时,认为综合后的正态云模型容易出现雾化现象,因此,在构建泛概念层次时被综合的两个正态云模型之间的格贴进度必须大于 T 。

若云变换后得到正态云模型的集合 $C_i(Ex_i, En_i, He_i), i=1, 2, \dots, n$, n 为云变换后得到的云

模型个数,则泛概念层次构建过程如下。

1) 将 n 个正态云模型作为底层叶子节点,构成泛概念树的最底层 $layer_1$, 并将其作为当前操作层次;

2) 在当前操作层次中计算正态云模型之间的距离和格贴进度,找到格贴进度大于 T 且距离最近的两个正态云模型 C_i 和 C_j ;

3) 使用正态云综合算法将 C_i 和 C_j 综合成一个新的正态云模型 C_k ;

4) 删除被综合的正态云模型 C_i 和 C_j , 并添加综合后新的正态云模型 C_k , 将当前操作层次跃升至更高一层;

5) 循环步骤 2)~步骤 4), 直至当前操作层中已无正态云模型之间的格贴进度大于 T , 泛概念层次构建结束。

从上述构建过程看到,泛概念树不一定会跃升到顶层正态云模型个数为 1。使得泛概念层次构建停止的条件是当前层中所有正态云模型之间的贴进度都小于预先给定的阈值 T , 这说明当前层中的正态云模型表达的概念之间模糊程度较小,再继续合并会使得正态云模型表达概念出现严重的偏差,因此不宜再继续合并。

2.3 利用具有类别信息的云模型进行遥感影像分类

泛概念层次表达了概念的层次性和不确定性,但由于泛概念层次的构建是从数据中自动生成的,缺乏类别信息,无法了解泛概念层次中正态云模型表达的类别,以泛概念层中的正态云模型进行遥感图像分类无法获得样本所属的类别。因此,本文提出了一种利用具有类别信息的判别云模型进行分类的方法,在对样本进行判别时,使用极大判定法获得泛概念最高层中的一个激发云模型,使用逆向云算法依据训练样本生成具有类别信息的判别云模型,通过计算激发云模型和判别云模型之间的格贴进度实现分类。由于训练样本具有类别信息,因此使用这种判别方式可以清楚的知道样本最终被划分的类别。其判别过程如下。

1) 在泛概念层次的最高层上使用极大判定法则获得样本 x 的一个激发云模型。样本 x 对泛概念最高层中的正态云模型进行激发,通过极大判定法则得到激发云模型为 C_i , 如图 1 所示。

2) 选择训练样本,通过逆向云算法生成具有类别信息的云模型。以遥感影像为例,分别选择长江、湖泊、林地、草地、建筑、裸地等 6 个地物类型,通过逆向云算法生成具有类别信息的判别云模型,如图 2 所示。

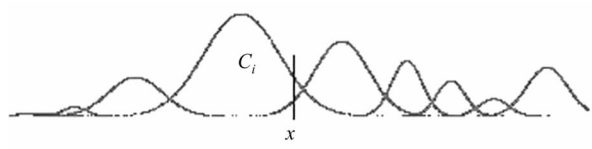


图1 极大判定法

Fig. 1 Principle of Maximum Discrimination

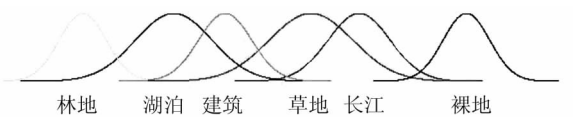


图2 判别云模型

Fig. 2 Discriminating Cloud Model

3) 计算激发云模型 C_i 与判别云模型 C_j 的格贴近度。

4) 计算激发云模型 C_i 与所有判别云模型 C_j 的格贴近度, 获得样本 x 隶属于 6 个类别的隶属度 u_{ij} ($j=1, 2, \dots, 6$), 将隶属度最大的判别云模型所代表的类别作为 x 最终的分类类别。这样就得到了样本 x 的最终判别类别, 实现了分类。

3 遥感影像分类实验及分析

为了验证本文提出的算法, 选择武汉市 2005-09 的 TM 遥感影像作为分类实验对象, 影像由 7 个光谱波段组成, 分辨率为 30m, 其中第 6 波段分辨率为 60m, 本文选择 TM 1、2、3、4、5、7 波段作为影像的光谱特征, 影像大小为 900 像素 \times 900 像素, 使用云变换算法将影像 6 个波段的直方图进行分解, 云变换结果如图 3(a) 所示。构建影像 6 个波段的泛概念层次, 6 个波段构建泛概念层次的顶层如图 3(b) 所示。依据目视判读和土地利用类型图将遥感影像分为长江、湖泊、林地、草地、居民地和裸地 6 种地物类, 并在影像上选择以上 6 类的训练样本, 使用逆向云算法在 6 个波段中生成这 6 种地物类型的正态云模型, 生成判别云模型如图 3(c) 所示。

使用泛概念层次和判别云模型对遥感影像进行分类。具体过程如下。

若影像中像素 $x(x_1, x_2, \dots, x_6)$, 其中 x_i 表示像素在第 i 波段的光谱值, 则像素 x 的判别过程如下。

- 1) 在影像的第 i 波段上构建泛概念层次。
- 2) 在第 i 波段上对泛概念层次的顶层使用极大判定法获得一个激发云模型 C_i 。
- 3) 计算激发云模型 C_i 与第 i 波段的判别云模型 C_j 的格贴近度, 作为像素 x 在第 i 波段对于

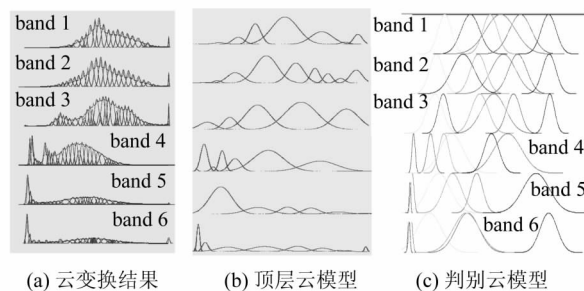


图3 云变换结果

Fig. 3 Results of Cloud Transformation

类别 j 的隶属度 u_{ij} 。

4) 对影像的 6 个波段重复步骤 1) ~ 步骤 3), 则得到 x 的隶属矩阵 W 。

5) 在第 i 波段中, 计算类别 j 和其他类别之间距离的最小值, 如式 (4), 并将其归一化后作为第 i 波段中类别 j 的分类权值 a_{ij} , 如式 (5) 所示。

$$\text{dis}(i, j) = \min_{\forall k=1, 2, \dots, m, k \neq j} d(C_j, C_k) \quad (4)$$

$$a_{ij} = \frac{\text{dis}(i, j)}{\sum_{j=1}^m \text{dis}(i, j)} \quad (5)$$

式中, $d(C_j, C_k)$ 为判别云模型中表达类别 j 和类别 k 的两个云模型之间的格贴近度。对影像 6 个波段分别计算权向量得到权值矩阵 A 。权值矩阵表达了第 i 波段中类别 j 的可分性, 若类别 j 到其他类别距离大, 说明该类与其他类被混淆较小, 隶属度 u_{ij} 更准确, 权值 a_{ij} 就大; 若类别 j 到其他类别距离小, 说明该类与其他类被混淆较大, 隶属度 u_{ij} 更不准确, 权值 a_{ij} 就小。

6) x 的判别函数为:

$$d(x) = \arg\max_{j=1, 2, \dots, m} \sum_{i=1}^n a_{ij} * u_{ij} \quad (6)$$

通过上述过程实现了像素的判别过程, 将影像中的所有像素进行判别实现影像的分类。分类结果如图 4(b) 所示, 将本文提出的方法和最大似然分类法、马式距离分类法、最小距离分类法这几种常用的分类方法进行对比, 分类结果如图 4(c) ~ 4(e) 所示。

本文方法的分类精度及 Kappa 系数和上述传统方法的分类精度进行对比, 结果如表 1 所示。

表1 分类精度及 Kappa 系数

Tab. 1 Classification Accuracy and Kappa Parementer

| | 最大似然 | 最小距离 | 马氏距离 | 本文方法 |
|----------|-------|-------|-------|-------|
| 分类精度 | 88.76 | 88.75 | 78.63 | 89.19 |
| Kappa 系数 | 0.85 | 0.85 | 0.73 | 0.86 |

依据图 4 及表 1 可以看出, 本文提出的分类方法分类精度高于最大似然、最小距离和马式距

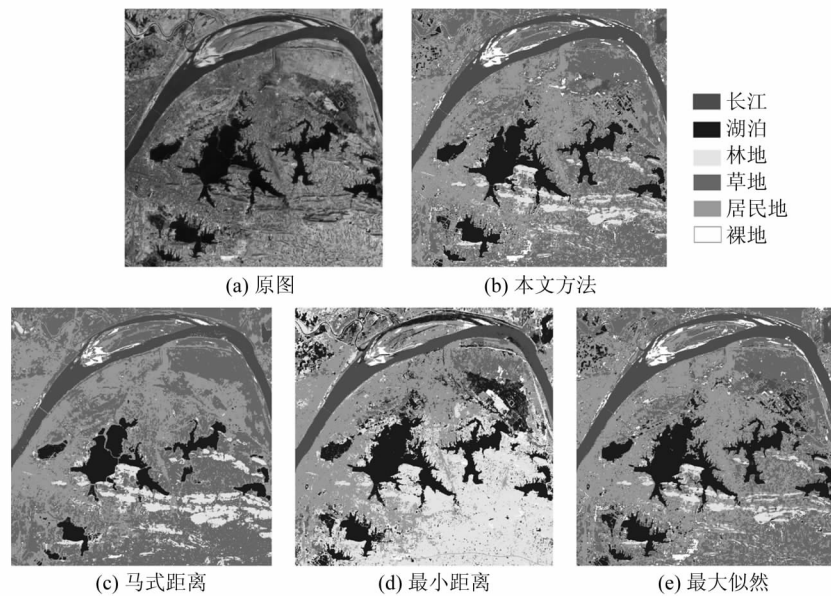


图 4 分类实验

Fig. 4 Classification Experiments

离,总体来说,本文提出的分类方法具有较高的分类精度,TM 遥感影像的分类试验验证了该方法的有效性。

由 TM 遥感图像分类实验和分类精度的对比可以看到,本文提出的分类算法的分类精度高于最大似然法,这是因为监督分类通过用户选择训练样本来建立分类模型,最大似然分类方法中通过计算后验概率进行分类。最大似然分类方法通过训练样本计算出先验概率和似然概率后则可以计算出样本的后验概率,通过后验概率最大原则进行图像分类。

然而,由于训练样本的不充分或噪声的存在,通过估计得到的似然概率与真实似然概率之间存在误差。本文提出的算法不仅考虑了通过训练样本建立分类模型过程中的不确定性,同时还利用数据真实分布来修正利用训练样本建立分类模型时出现的偏差。本文提出的判别方法将泛概念层次中的正态云模型作为一个整体来参与隶属度的计算,泛概念层次中的正态云模型通过云变换、云综合由数据中直接获得,反映数据的真实分布情况。

由于本文提出的方法利用了遥感影像的泛概念层次表达影像数据的真实分布,因此泛概念层次结构是否能准确的表达数据的分布显得十分的重要。如图 5 所示, C_1 和 C_2 是低层次的正态云模型, C_3 是将 C_1 和 C_2 综合后得到的高层次的正态云模型。若在低层上, a 、 b 分别激发 C_1 和 C_2 ,在判别过程中, a 、 b 会分别被划分到 C'_1 和 C'_2 所表示

的类别中去;若在高层次上, a 、 b 都激发云模型 C_3 ,在判别过程中, a 、 b 都会被划分到 C'_1 所表示的类别中去。以此可以看到,在不同层次上进行判别得到的结果是不相同的,若 C_1 和 C_2 表达相同的概念,它们之间的贴近度较小,在层次的构建过程中就会被综合,则判别会在更高层次上的正态云模型 C_3 上进行, a 、 b 被分为相同的类别;若 C_1 和 C_2 表达不同的概念,则它们之间的贴近度较大,若将它们进行综合就会出现雾化现象,因此,判别需要在低层次上进行, a 、 b 被分为不同的类别。

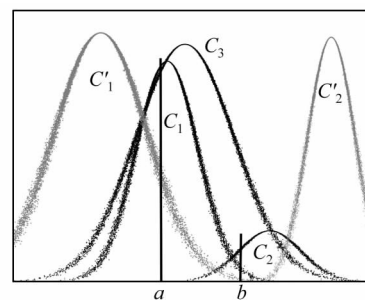


图 5 不同层次上的分类结果

Fig. 5 Classification Results in Different Levels

由此可见,本文提出的泛概念层次构建方法可以有效地避免正态云模型出现的雾化现象,有助于使泛概念层次更准确地表达影像数据的真实分布,提高分类精度;若不考虑层次中正态云模型出现的雾化现象,在判别过程中会出现误分情况。本文提出的分类方法不仅考虑了利用训练样本建立分类模型时存在的不确定性,同时还考虑了数据的分布情况,并参与类别的判定计算中,提高了

分类精度。

4 结 语

本文针对传统泛概念树构建方法和极大判定法中存在的缺陷,提出了一种新的泛概念层次构建方法和分类方法,有效地避免了构建泛概念层次时出现雾化现象和判别结果缺乏类别信息的缺陷。通过对 TM 遥感影像进行分类实验及与常用遥感分类方法的对比分类实验验证了本文方法的有效性。

本文利用逆向云算法得到的判别云模型具有类别信息,虽然个数不多,计算量不大,但由于遥感图像的异物同谱现象使得某些波段上判别云模型之间的距离较小,容易出现地物类型混淆的情况。将距离较小的云模型进行综合,构建判别云模型的泛概念层次,让能够区别异物同谱现象的波段作为主要特征指导分类,让不能够区别异物同谱现象的波段作为次要特征辅助分类,可以有效地提高分类精度,因此,构建判别云模型的泛概念层次也是值得进一步研究的问题。

参 考 文 献

- [1] 宫鹏. 遥感科学与技术中的一些前沿问题[J]. 遥感学报, 2009, 13(1): 13-23
- [2] Pal S K, Uma S B, Mitra P. Granular Computing, Rough Entropy and Object Extraction[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 26(16): 2 509-2 517
- [3] Stathakis D, Vasilakos A. Satellite Image Classification Using Granular Neural Networks[J]. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27(18): 3 991-4 003
- [4] 李德毅, 孟海军, 史雪梅. 隶属云和隶属云发生器[J]. 计算机研究与发展, 1995, 32(6): 15-20
- [5] Li D Y, Liu C Y, Gan W Y. A New Cognitive Model: Cloud Model[J]. International Journal of Intelligent Systems, 2009, 24(3): 357-375
- [6] 秦昆, 李德毅, 许凯. 基于云模型的图像分割方法研究[J]. 测绘信息与工程, 2006, 31(5): 3-5
- [7] 秦昆. 不确定性图像分割的新方法[D]. 武汉: 武汉大学, 2007
- [8] 巫兆聪, 覃茂运, 张潇. 一种顾及几何特征的云模型遥感影像分割方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2008, 33(9): 939-942
- [9] 刘禹, 李德毅, 张光卫, 等. 云模型雾化特性及在进化算法中的应用[J]. 电子学报, 2009, 37(8): 1 651-1 658
- [10] 蒋嵘, 李德毅, 范建华. 数值型数据的泛概念树的自动生成方法[J]. 计算机学报, 2000, 23(5): 470-476

第一作者简介: 许凯, 讲师, 博士后, 研究方向为遥感图像处理。
E-mail: xukai_cug@163.com

Pan-concept-level Generation Method and Its Application in Remote Sensing Image Classification

XU Kai¹ QIN Kun² LIU Xiuguo¹ LI Dengchao¹

(1 Faculty of Information Engineering, China University of Geosciences, 388 Lumo Road, Wuhan 430074, China)

(2 School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

Abstract: The paper discusses a new pan-concept-level generation method based on the cloud model. A new method of remote sensing image classification based on an improved pan-concept-level generation method is proposed. Classification experiments are used to compare the proposed method with traditional methods. Comparative experiments validate the proposed method.

Key words: cloud model; pan-concept-level; remote sensing image classification

About the first author: XU Kai, lecturer, postdoctor. He majors in remote sensing image processing.

E-mail: xukai_cug@163.com