

文献引用格式: 郭松. 基于云模型相似度的图像分类方法研究[J]. 电视技术 2017 41(4/5):28-31.

GUO S. Research on image classification method based on cloud model similarity [J]. Video engineering 2017 41(4/5):28-31.

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

DOI: 10.16280/j.videoe.2017.h4.006

## 基于云模型相似度的图像分类方法研究

郭 松

( 呼伦贝尔学院 传媒学院 内蒙古 呼伦贝尔 021008)

**摘要:** 云模型相似度方法是对象相似性分析的一种重要方法。为提高图像分类的准确性,提出一种基于云模型相似度的图像分类方法。首先给出图像云模型的定义,然后根据云模型方法的逆向云算法对图像云模型特征进行数字特征计算,最后引入云模型相似性测度方法对图像云模型相似性进行测算并确定图像分类。仿真结果表明,文章所提方法可准确地对图像进行分类,且计算效率较高。

**关键词:** 图像分类; 云模型; 逆向云; 相似性测度

### Research on image classification method based on cloud model similarity

GUO Song

( College of Communication, Hulunbuir University, Hulunbuir, Inner Mongolia 021008, China)

**Abstract:** Cloud model similarity method is an important method of object similarity analysis. To improve the accuracy of image classification, an image classification method based on the similarity of cloud model is proposed in this paper. Firstly, the image cloud model is defined. Secondly, the feature of the cloud model is calculated according to the reverse cloud algorithm. The cloud model similarity measure is used to calculate the similarity of image cloud model and determines the image classification. The simulation results show that the proposed method can classify the image accurately, and the algorithm has high computational efficiency.

**Key words:** image classification; cloud model; reverse cloud; similarity measure

随着新一代信息技术的发展与硬件设备的提升,图像生成能力、采集能力以及基于互联网的图像获取能力越来越丰富,如何对既有大量图片进行有效分类与检索成为图像处理领域的一个重要问题。图像分类已广泛应用于医疗、遥感、铁路等各个领域,准确的图像分类可以提高生产效率,对国民经济发展起到显著的推动作用。当前,图像分类技术主要围绕图像清晰度、内容等进行,针对图像分类的研究业界已取得较多成果。

Harzallah H 等人<sup>[1]</sup>提出了一种对象定位和分类的组合方法。首先给出定位和分类的上下文组合,表明分类可以改善检测,并在此基础上提出了一种有效的两阶段滑动窗口对象定位方法,将线性分类器与复杂的非线性分类器进行了组合。Huang Y 等人<sup>[2]</sup>中

对各种特征编码方法进行关系分析,并基于编码间关系提出一种演变式图像分类方法。吴健等人<sup>[3]</sup>针对委员会成员模型投票不一致性的度量问题,提出了一种基于最小差异采样主动学习的图像分类方法。Chen J 等人<sup>[4]</sup>指出大多数传统的图像分类系统依赖于基于亮度的描述符,但由于其仅分析图像的灰度级变化,令颜色内容被忽略,可能会导致错误分类。Li J 等人<sup>[5]</sup>为高光谱图像的分类建立了多特征组合的新框架。该框架主要处理存在于数据中的线性和非线性类边界,方法的重要特征是其不需要任何正则化参数来控制所考虑的特征权重,使得可以以协作和灵活的方式有效地利用和集成不同类型的特征。Yang W 等人<sup>[6]</sup>提出一种新的方法用以解决卫星图像的分类,并可应用于有限的标签数据与大量未标记的数据,其

基金项目: 内蒙古自治区高等教育科学研究“十三五”规划课题(NGJGH2016101)。

中图像分类使用半监督分类器,通过高级特征学习来进行分类。胡湘萍<sup>[7]</sup>指出多种图像特征组合的难题,提出了一种基于多类多核学习的多特征融合算法并应用到图像分类任务中。

一般来说,按照特定主题或要求分类后的图片,其在纹理、颜色、内容等特征上均具有一定的相似性。上述研究大多基于图像自身特征进行分类处理,如何利用图像间的相互关系进行分类考虑较少。因此,本文提出一种基于云模型相似度的图像分类方法,首先根据图像特征给出相关特征参数;然后根据云模型方法对图像间特征关系进行计算得到特征的相似度;最后根据图像相似度进行分类。基于图像间特征相似度的图像分类,不仅可以满足传统图像分类的要求,还可以通过后期的算法细化与阈值处理,针对同类图片进行内部细化分类,实现分类的层级性。

## 1 基于云模型相似度的图像分类

### 1.1 云模型相似度

考虑到图片的特征包含多个方面,有些特征如明暗、颜色等可直接转化后定量化计算,有些特征如内容等则是定性的,具有模糊概念的描述。但由于不同的人对于同一个模糊概念的认识和理解存在差异,因此模糊描述具有较强的主观性。为了能够定量计算图像间特征向量的关联性,就需要将模糊的描述转为定量的可计算数值。

针对此,本文采用李德毅院士提出的定性定量不确定性转换模型——云模型,来实现本文中图像特征在定性概念和定量值之间的不确定性转换。在云模型中,李德毅院士首先给出了云和云滴的概念:即具有数值表示形式的定量论域  $U$ ,  $U$  上的定性概念  $C$ ,以及在  $x \in U$  中  $C$  的随机实现  $x$ 。如果满足

$$u: U \rightarrow [0, 1], \forall x \in U, \mu \rightarrow u(x) \quad (1)$$

则根据云模型定义可认为  $x$  在论域  $U$  上的分布成为云,记为云  $C(X)$ ,这里每一个  $x$  称为一个云滴<sup>[8]</sup>。

在云模型中,一般采用期望、熵和超熵这三类数学表达方式来体现概念的相关特征,分别记做:期望  $Ex$  (expected value)、熵  $En$  (entropy) 和超熵  $He$  (hyper entropy)。其中  $Ex$  是云滴在论域空间分布的期望,

表示云滴在论域空间内的整体数值属性;  $En$  表示论域空间内云滴的离散度,反映了定性概念的不确定性度量程度;  $He$  是熵  $Ex$  的不确定性度量,即熵的熵,由熵的随机性与模糊性共同决定。期望、熵和超熵从不同角度反映了云的不同特征,将三个数学特征构成的整体特征记作  $C(Ex, En, He)$ ,即称为云的特征向量<sup>[8]</sup>。

#### 算法 1: 逆向云算法

算法输入为: 云  $C(X)$  中的  $N$  个云滴  $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ ;

算法输出为:  $N$  个云滴  $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$  在论域中分布的期望  $Ex$ , 离散度熵  $En$  和不确定性超熵  $He$ 。

算法步骤如下:

1) 计算  $N$  个云滴  $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$  的均值  $\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$ , 一阶绝对中心矩  $\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i - \bar{X}|$ , 样本方差  $S^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{X})^2$ ;

2)  $Ex$  的估计值为  $\hat{Ex} = \bar{X}$ ;

3)  $He$  的估计值为  $\hat{He} = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \times \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i - \hat{Ex}|$ ;

4)  $En$  的估计值为  $\hat{En} = \sqrt{S^2 - \frac{1}{3}\hat{He}^2}$ 。

由云模型逆向云算法计算出云滴  $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$  的三类数字特征,特征向量记作:  $V_i = (Ex_i, He_i, En_i)$ ,则云模型相似度定义如下。

定义 1: 云模型相似度: 给定由两个云  $i, j$  的数字特征组成的向量  $V_i$  和  $V_j$ ,它们之间的余弦夹角为云  $i$  和  $j$  之间的相似度为

$$\text{sim}(i, j) = \cos(V_i, V_j) = \frac{V_i \cdot V_j}{\|V_i\| \cdot \|V_j\|} \quad (2)$$

式中:  $V_i = (Ex_i, He_i, En_i)$ ;  $V_j = (Ex_j, He_j, En_j)$ 。

两个云之间的相似度具有以下特点:

1) 如果有  $i = j$ ,即云  $i$  和云  $j$  是同一个云,则有  $\text{sim}(i, j) = 1$ ,即同一个云的相似度是 1。

2) 对称性  $\text{sim}(i, j) = \text{sim}(j, i)$ ,表示云  $i$  和云  $j$  的相似性是相互的,即云  $i$  对云  $j$  的相似度等于云  $j$  对云  $i$  的相似度。

### 1.2 图像云模型及其数字特征

图像的特征反映了图像的特点,一般包括图像亮度、图像灰度、边、区域、像素等,这些图像特征综

合起来就反映了图像的整体特点。本节以图像特征作为云滴,借助图像云模型计算得到图像的三类数字特征,再基于图像特征间的相关性对图像类别进行区分,以进一步提高图像分类准确度。

定义 2: 图像云模型  $IX_m = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 。其中  $m$  表示图像标识,  $n$  表示图像特征标识。图像整体特点可以通过各个特征进行描述,这些特征可以对应成云模型的云滴  $X_1, X_2, \dots, X_n$ 。量化的云滴  $X_n$  反映了该特征的量化程度。云滴的数量和量化程度均直接影响图像分类的准确性,云滴数量越多、量化程度越高,图像分类越准。

通过逆向云算法(算法 1)可以得到图像云模型的三类数字特征,以及图像特征云滴的均值、一阶绝对中心矩、样本方差,如式(3)~(5)所示:

$$\overline{IX} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \quad (3)$$

$$E(|IX|) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |X_i - \overline{IX}| \quad (4)$$

$$IS^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \overline{IX})^2 \quad (5)$$

图像云模型的期望为

$$\hat{Ex} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \quad (6)$$

图像云模型的熵估计值为

$$\hat{He} = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \times \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |X_i - \hat{Ex}| \quad (7)$$

图像云模型的超熵估计值为

$$\hat{En} = \sqrt{IS^2 - \frac{1}{3}\hat{He}^2} \quad (8)$$

### 1.3 基于云模型相似性的图像分类

本文所提方法是基于图像云模型数字特征向量的夹角来描述图像间特征的相关程度。两个图像的分类越接近,则图像的特征越相似,图像特征向量的方向越一致,夹角越小。根据定义 1,图像云模型间的相似性度量可表示为

$$\text{sim}(V_i, V_j) = \cos(RV_i, RV_j) = \frac{RV_i \cdot RV_j}{\|RV_i\| \cdot \|RV_j\|} \quad (9)$$

式中:  $V_i = (Ex_i, He_i, En_i)$ ;  $V_j = (Ex_j, He_j, En_j)$ 。

由式(9)得到的图像云模型特征相似性测度  $\text{sim}(V_i, V_j)$ ,可作为为某图像与其他图像云模型的

相似性度量值,向量夹角越小,余弦值越高,两个图像越相似。当图像相似性较高时,则可以认为该图像属于同一类别,从而加以分类。云模型相似性对比方法在相似性比较上优于一般的线性比较方法,该方法可从整体上对不同图像进行对比分析。

## 2 仿真实验及分析

本文所提方法主要是针对图像特征的相似性分类,由于图像的特征反映了整体的图像类型,而云模型方法可以有效地对其进行相似性测度,所以本文主要对图像特征间的相似关系展开研究。首先,给出了图像云模型定义,然后根据云模型方法的逆向云算法对图像云模型特征进行数字特征计算,最后引入云模型相似性测度方法对图像云模型相似性进行计算并确定图像分类。

### 2.1 仿真实验建立

为了验证所提算法的准确性和时效性,本文进行了相关仿真实验。仿真硬件配置为 CPU Core i7-4790 3.60 GHz 处理器, RAM 为 4 Gbyte, Windows 7 操作系统;平台环境为 Visual Studio 6.0,算法实现语言为 C++。相关函数调用 math.h 函数库中的数学函数。实验设置了 1 000 张图像,图片类别和特征分量已知,实验对三组特征分量(4、6 和 8)分别进行了运算分析,并将本文所提算法准确率与基于差值的图像分类方法和基于特征推荐方法得到的结果进行对比分析。

### 2.2 实验结果与分析

为验证本文提出的图像分类算法的有效性,这里主要从算法时效性和准确性两个方面对仿真实验结果进行分析。

#### 2.2.1 算法时效性

算法在对大量图像进行分类处理时,一般会因图像数据量大而导致处理时效低,这就要求分类算法具有较好的时效性。图 1 给出了所提算法在三组特征分量下的处理时间情况。

如图 1 所示,算法在 4 特征分量时,整体运行时间约为 470 ms,在 6 特征分量时,整体运行时间约为 540 ms,在 8 特征分量时,整体运行时间约为 590 ms。算法整体运行时间较短,表明本文所提云模型算法在计算复杂度上较低。

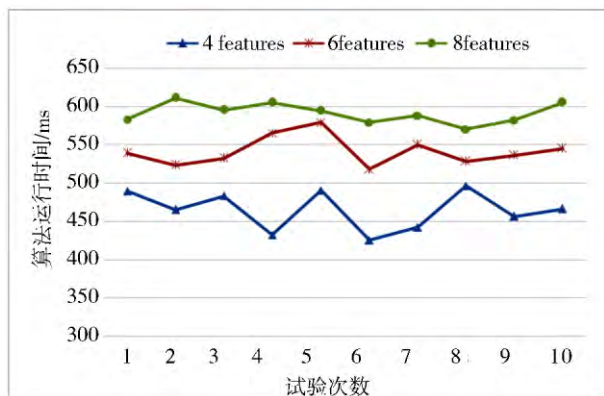


图1 算法运行时间

### 2.2.2 算法准确性

为验证本文提出的云模型图像分类方法(ICM)对图像分类的准确性,仿真实验分别与基于差值的图像分类方法(ICD)和基于特征推荐的图像分类方法(ICF)进行了图像分类准确率的比较,三组特征分量比较结果如图2、图3、图4所示。

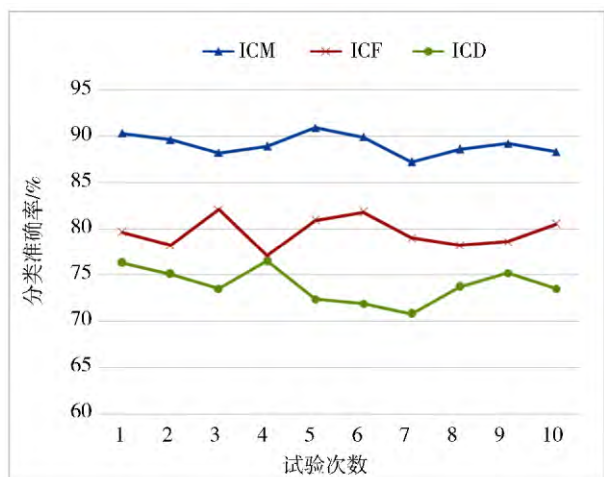


图2 算法准确率(4特征分量)

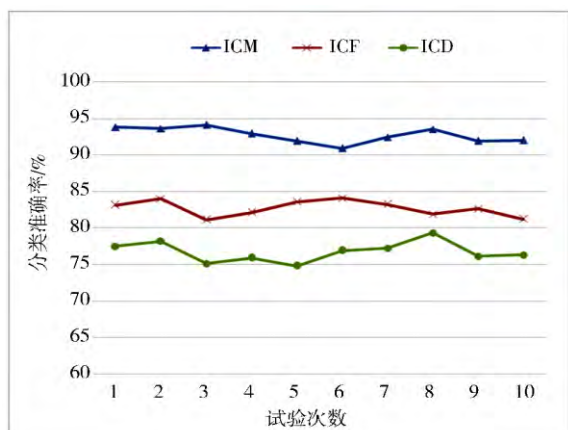


图3 算法准确率(6特征分量)

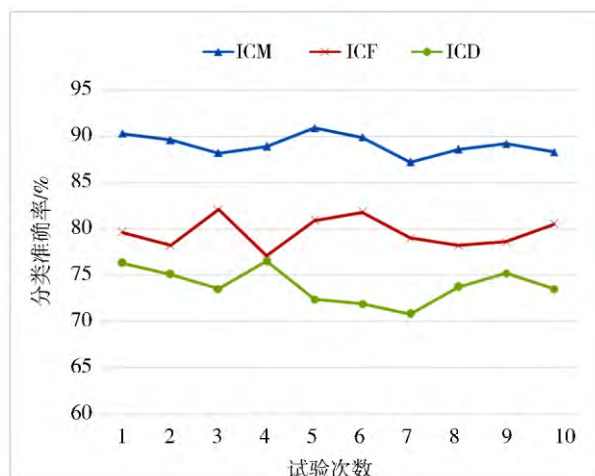


图4 算法准确率(8特征分量)

以上结果是在仿真环境中分别进行了10次独立实验所得出。从图2、图3、图4的实验结果可以看出,本文所提基于图像特征相似度的ICM算法在分类准确率上明显优于基于差值的图像分类方法和基于特征推荐的方法。ICM算法的分类准确率随着特征分量的增加而提高,这是因为越多的特征分量越能细致刻画图像的特征,使结果更加准确。但是,分类的准确率在后期并不会随特征分量数量的增加而线性增加。一方面是因为特征分量不能无限制地增加,分类准确率在理论上只能无限接近于100%;另一方面是因为随着特征分量的增加,对图片的刻画也愈加细致,当特征分量足够多的时候,会导致任何一张图片都是独一无二的极端情况。

从图2、图3、图4的实验结果可以看出,相对于基于差值的图像分类方法和基于特征推荐的方法,本文所提基于云模型的图像分类方法在分类准确性上有较明显的提高,尤其当特征分量设置为8个时,算法准确率达到95%以上,有效地提高了图像分类准确率。

## 3 结束语

为提高图像分类准确率和计算时效性,本文提出了一种基于云模型相似度的图像分类方法。方法首先给出图像云模型的定义,然后根据云模型的逆向云算法对图像云模型特征进行数字特征计算,最后引入云模型相似性测度方法对图像云模型相似性进行测算,并基于相似度确定图像分类。通过建立仿真环境对所提方法进行仿真实验,分析结果表明本文所提方法可以准确地对图像进行分类,且算法具有较高的计算效率。在下一步的工作中,将对特征分量选取的影响性进行分析,实现对特征分量的权重配置以进一步提高分类准确率。

(下转第46页)

- [11] YILDIRIM Y, YAZICI A, YILMAZ T. Automatic semantic content extraction in videos using a fuzzy ontology and rule-based model [J]. IEEE transactions on knowledge and data engineering, 2013, 25(1): 47-61.
- [12] HE X, CAI D, NIYOGI P. Laplacian score for feature selection [C]// Proceedings of the Neural Information Processing Systems. Vancouver, Canada: MIT Press, 2005: 507-514.
- [13] DUNN J C. A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters [J]. Journal of cybernetics, 1973, 3(3): 32-57.
- [14] 李顺意, 侯进, 甘凌云. 基于帧间距的运动关键帧提取 [J]. 计算机工程, 2015, 41(2): 242-247.
- [15] 盛晓杰, 杨小康. 基于动态规划的自适应关键帧提取算法 [J]. 电视技术, 2009, 33(4): 16-18.
- [16] 洪小娇, 彭淑娟, 柳欣. 基于拉普拉斯分值得特征选择的运动捕获数据关键帧提取 [J]. 计算机工程与科学, 2015, 37(2): 365-371.
- [17] ZHOU Z, SHI F, WU W. Learning spatial and temporal extents of human actions for action detection [J]. IEEE transactions on multimedia, 2015, 17(4): 512-525.
- [18] 应锐, 蔡瑾, 冯辉, 等. 基于运动块及关键帧的人体动作识别 [J]. 复旦学报(自然科学版), 2014(6): 815-822.
- [19] XU Q, LIU Y, LI X, et al. Browsing and exploration of video sequences: A new scheme for key frame extraction and 3D visualization using entropy based Jensen divergence [J]. Information sciences, 2014, 278: 736-756.
- [20] KIM C, HWANG J-N. An integrated scheme for object-based video abstraction [C]// Proceedings of the eighth ACM international conference on Multimedia. Marina del Rey, California, USA: ACM, 2000: 303-311.
- [21] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]// Proceeding of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos, California: IEEE, 2005, 1: 886-893.
- [22] SUN D, ROTH S, BLACK M J. Secrets of optical flow estimation and their principles [C]// Proceeding of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2010: 2432-2439.
- [23] LIU Z, ZHU J, BU J, et al. A survey of human pose estimation [J]. J Vis Comun Image Represent, 2015, 32(C): 10-19.



#### 作者简介:

石念峰(1976—), 博士, 副教授, 硕士生导师, CCF 高级会员, 研究领域为计算机协同工作、模式识别, E-mail: shi-zi7677@hotmail.com;

侯小静(1975—), 女, 硕士, 讲师, 研究领域为模式识别;

张平(1976—), 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究领域为模式识别、网络安全;

孙西铭(1962—), 博士, 研究员, 博士生导师, 研究领域为模式识别。

责任编辑: 哈宏疆

收稿日期: 2017-03-24

(上接第 31 页)

#### 参考文献:

- [1] HARZALLAH H, JURIE F, SCHMID C. Combining efficient object localization and image classification [C]// Proc. IEEE 12th International Conference on Computer Vision. [S. l.]: IEEE, 2009: 237-244.
- [2] HUANG Y, WU Z, WANG L, et al. Feature coding in image classification: a comprehensive study [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2014, 36(3): 493-506.
- [3] 吴健, 盛胜利, 赵朋朋, 等. 最小差异采样的主动学习图像分类方法 [J]. 通信学报, 2014, 35(1): 107-114.
- [4] CHEN J, LI Q, PENG Q, et al. CSIFT based locality-constrained linear coding for image classification [J]. Pattern Analysis and Applications, 2015, 18(2): 441-450.
- [5] LI J, HUANG X, GAMBA P, et al. Multiple feature learning for hyperspectral image classification [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2015, 53(3): 1592-1606.
- [6] YANG W, YIN X, XIA G. Learning high-level features for satellite image classification with limited labeled samples [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2015, 53(8): 4472-4482.
- [7] 胡湘萍. 基于多核学习的多特征融合图像分类研究 [J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(5): 194-198.
- [8] 张光卫, 李德毅, 李鹏, 等. 基于云模型的协同过滤推荐算法 [J]. 软件学报, 2007, 18(10): 2403-2411.

责任编辑: 薛京

收稿日期: 2017-03-01