

DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.201307020
网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20131030.1508.001.html>

一种新的云综合方法在彩色图像分割中的应用

王金芝¹, 王国胤^{1,3}, 许昌林^{1,2}

(1. 重庆邮电大学 计算智能重庆市重点实验室, 重庆 400065; 2. 西南交通大学 信息科学与技术学院, 四川 成都 610031; 3. 中国科学院重庆绿色智能技术研究院 电子信息信息技术研究所, 重庆 401122)

摘要:云模型是一种实现定性与定量相互转换的模型, 其中云综合是实现云概念跃升的一种方法. 但“软或”云综合方法缺乏相应的理论解释. 根据正态云模型的“3En”规则, 推导出一种新的云综合方法, 并结合 p 阶逆向云变换算法将其应用于图像分割中. 将结果分别与“软或”云综合方法在彩色图像分割中的结果和基于云模型和数据场的灰度图像分割结果做比较, 实验结果说明了该方法的有效性.

关键词:云模型; 彩色图像分割; 云综合; p 阶逆向云变换

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2013)06-0517-09

中文引用格式: 王金芝, 王国胤, 许昌林. 一种新的云综合方法在彩色图像分割中的应用[J]. 智能系统学报, 2013, 8(6): 517-525.
英文引用格式: WANG Jinzhi, WANG Guoyin, XU Changlin. Application of the new cloud synthesis method for the segmentation of a colorful image[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2013, 8(6): 517-525.

Application of the new cloud synthesis method for the segmentation of a colorful image

WANG Jinzhi¹, WANG Guoyin^{1,3}, XU Changlin^{1,2}

(1. Chongqing Key Laboratory of Computational Intelligence, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China; 2. College of Information Science and Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China; 3. Institute of Electronic Information Technology, Chongqing Institute of Green and Intelligent Technology, CAS, Chongqing 401122, China)

Abstract: The cloud model is a qualitative/quantitative transformation model, in which the cloud synthesis can be used to achieve the enhancement of cloud concept. The cloud synthesis method is a "soft union" of concepts, which has no relevant theoretical explanation. In this paper, a new cloud synthesis method based on the "3En" rule of the normal cloud model is proposed and applied to image segmentation in combination with p -order backward cloud transformation algorithm. Finally, compared the result of this paper with the color image segmentation using cloud synthesis of "soft union" and the gray image segmentation using cloud model and data field, the experimental results show the effectiveness of the method.

Keywords: cloud model; segmentation on colorful image; cloud synthesis; p -order reverse cloud transformation

一般来说, 图像分割是将输入的图像按照选择的标准分成若干区域的过程, 或者说是为了辨识图像上的目标, 需要将目标从图像中分离提取出来的过程^[1]. 图像分割是图像处理和分析的关键步骤,

为其他更高层次的图像处理做准备, 比如图像检测、识别等. 图像分割是图像上最复杂的操作, 不正确地分割会对图像处理带来很多不准确的分析. 由于计算机处理能力的限制, 最初的图像分割是在灰度图像上进行分割. 但随着计算机的发展, 由于彩色图像含有更加丰富的信息, 彩色图像分割在图像处理和计算机视觉中的应用越来越多地受到人们的关注. 图像分割至今仍没有一个统一的标准理论,

现有的各种彩色图像分割方法只是在特定的情况下有一定的效果。

在图像信息的处理过程中,由于噪声干扰、图像退化或人类认知的不确定性等原因,所以图像分割很难做到精确化^[2],同时在图像处理的生命周期里,从图像的获取、处理、分析等各种操作中,也会引入不同类型和不同程度的不确定性,并在之后的处理环节中传播下去^[3]。因此,在彩色图像分割过程中,表达、评价和降低提取目标信息的不确定性就成为重要的研究方向之一^[4]。

在模糊集理论和概率统计的基础上,李德毅院士^[5]提出了定性定量不确定性转换模型—云模型。云模型能很好地表达概念的不确定性以及降低概念分层的不确定性,所以可以用于研究图像分割中的不确定性问题。采用云模型的图像分割算法,可以解决传统图像分割算法对不确定性信息的忽视。由此可见,云模型为彩色图像分割提供了一个新的思路。在基于云模型的彩色图像分割过程中,主要涉及4个问题:1)颜色空间的选择及量化;2)云变换算法的选择;3)云概念的合并准则及云综合方法;4)云概念的最终提取。本文选择 HSV (hue saturation value) 颜色空间,并利用文献[6]提出的非均匀量化方法进行量化,然后利用王国胤等^[7]提出的高阶逆向云变换算法,对彩色图像进行概念提取。在云概念提取之后,通过寻找相邻2个云概念的最短距离的合并准则,将距离最短的2个云概念使用本文提出的云综合方法,进行云概念综合。最后,根据正态云概念的性质对图像进行分割。本文通过在同样条件下与蒋峥等^[8]提出的“软或”云综合方法在图像分割中的实验结果作比较,说明了本文提出的云综合方法的有效性。同时,将本文的分割方法应用于灰度图像分割,并与文献[9]的实验结果作比较,进一步说明本文分割方法的有效性。

1 相关基本概念

1.1 云模型简介

语言概念作为定性定量转换的基本单元,在描述客观事物的过程中,不可避免地具有不确定性,这种不确定性主要体现在随机性和模糊性两大方面。云模型作为定性定量转换的不确定性模型,能够充分体现语言概念的随机性和模糊性,是实现定性定量转换的有效工具^[10-11]。

定义1^[11] 设 U 是一个精确数值表示的定量论域, C 是 U 上的定性概念,若定量值 $x \in U$, 且 x

是定性概念 C 的一次随机实现, x 对 C 的确定度 $\mu(x) \in [0, 1]$ 是有稳定倾向的随机数:

$$\mu: U \rightarrow [0, 1], \forall x \in U,$$

则 x 在论域 U 上的分布称为云。每一个 x 是一个云滴,是定性概念在数量上的一次实现。

云模型利用概率统计中的数字特征刻画概念的内涵,利用随机样本数据表示概念外延,对理解概念的内涵和外延有着极其重要的意义^[11]。用数字特征期望 Ex (Expectation)、熵 En (Entropy) 和超熵 He (Hyper entropy) 来表征,其中表征概念内涵的数字特征期望 Ex 处于概念核心位置,最能代表这个概念的云滴,是概念外延云滴分布的数学期望;数字特征熵 En 具有概念粒度的含义,反映了概念外延的离散程度;数字特征超熵 He 是熵的不确定性度量,也可称为二阶熵,可以用来衡量概念粒度的不确定性。更精确地说,云模型将概率统计中的标准差作为一个随机变量,熵是标准差的期望,超熵是标准差的标准差。云模型的超熵具有重要的意义,不是简单地增加了一个参数,反映的是概念的高阶不确定性本质。

在云模型理论中,所有云滴在论域 U 上的分布不同,就构成不同的云,例如满足均匀分布的均匀云、满足正态分布的正态云等,其中正态云是目前被研究得最多的一种云模型,已经被成功应用于许多领域^[12-14]。王国胤等在已有正态云模型的基础上给了 p 阶正态云的递归定义,并对 p 阶正态云的统计性质进行分析。 p 阶正态云的递归定义如下^[15]。

定义2 设 U 是定量论域, C 是论域 U 上的定性概念,且 C 包含 $p+1$ 个数字特征: $Ex = En_1, En_2, \dots, En_{p-1}, En_p, He$, 其中 $He > 0$ 。 $R_N(Ex, \sigma)$ 表示以 Ex 为均值, σ^2 为方差的正态随机变量 X (即 $X \sim N(Ex, \sigma^2)$) 的一次正态随机实现,通过 p 次正态随机实现后得到的随机数 x_p , 即:

$$x_i = \begin{cases} R_N(En_p, He), i = 1; \\ R_N(En_{p-(i-1)}, x_{i-1}), 2 \leq i \leq p. \end{cases}$$

$x_p \in U$ 称为 p 阶正态云的一个云滴。云滴 x_p 对 C 的确定度 $\mu(x_p) \in [0, 1]$ 是具有稳定倾向的随机数,且 x_p 对 C 的确定度满足:

$$\mu(x_p) = \exp(-(x_p - En_1)^2 / (2x_{p-1}^2))$$

或

$$\mu(x_p) = \exp(-(x_p - Ex)^2 / (2x_{p-1}^2)),$$

那么,所有云滴构成随机变量 X_p 的分布称为 p 阶正态云。

当 $p = 1$ 时, $x_1 = R_N(En_1, He)$ 或 $x_1 = R_N(Ex,$

He), p 阶正态云就退化为正态分布. 当 $p = 2$ 时, p 阶正态云就退化为二阶正态云, 此时 $\text{En}_1 = \text{Ex}$, $\text{En}_2 = \text{En}$. 也就是文献[11]中给出的正态云.

云变换是云模型中实现概念定性描述(概念内涵)与定量表示(概念的外延)相互转换的工具, 包括正向云变换和逆向云变换. 文中除特别说明之外, 正向云变换和逆向云变换均指正向正态云变换和逆向正态云变换. 王国胤等^[7]根据正向云变换和逆向云变换之间的关系分别给出了 p 阶正向云变换算法和 p 阶逆向云变换算法.

1.1.1 p 阶正向云变换算法

p 阶正向云变换就是根据表征定性概念内涵的 $p+1$ 个数字特征, 由 p 次正态随机递归产生 p 阶正态云云滴的过程. 具体如下^[7]:

输入: $p+1$ 个数字特征 $\text{Ex} = \text{En}_1, \text{En}_2, \dots, \text{En}_{p-1}, \text{En}_p$, He 和生成云滴的个数 n .

输出: n 个 p 阶云滴 $x_{pi}(i=1, 2, \dots, n)$.
算法步骤:

1) 生成以 En_p 为期望值, He^2 为方差的一个正态随机数 x_1 ;

2) 生成以 En_{p-1} 为期望值, x_1^2 为方差的一个正态随机数 x_2 ;

...

$p-1$) 生成以 En_2 为期望值, x_{p-2}^2 为方差的一个正态随机数 x_{p-1} ;

p) 生成以 En_1 为期望值, x_{p-1}^2 为方差的一个正态随机数 x_{pj} ;

$p+1$) 计算云滴的确定度 $\mu(x_{pj}) = \exp(- (x_{pj} - \text{En}_1)^2 / (2x_{p-1}^2))$, 具有确定度 μ_{pj} 的 x_{pj} 成为数域中的一个云滴, 称之为 p 阶云滴, 重复 1) ~ p), 直至产生 n 个 p 阶云滴 $x_{pj}(j=1, 2, \dots, n)$ 为止.

1.1.2 p 阶逆向云变换算法

在实际的数据统计分析和概念抽取过程中, 数据样本对概念的确定度是无法获得的, 而且靠人为主观给定可能会带来更大的误差. 无确定度的逆向云算法根据云滴的统计特性, 依靠统计计算获得云模型的数字特征表征的概念内涵. 具体的 p 阶逆向云算法描述如下^[7]:

输入: 样本点 $x_i(i=1, 2, \dots, n)$, 分组数 m , 每组样本数 r ;

输出: 反映定性概念的数字特征 $\text{Ex} = \text{En}_1, \text{En}_2, \text{En}_3, \dots, \text{En}_{p-1}, \text{En}_p, \text{He}$.

算法步骤:

1) 从样本(云滴) x_1, x_2, \dots, x_n 中估计均值 $\hat{\text{Ex}} =$

$$\hat{\text{En}}_1 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k;$$

2) 从样本(云滴) x_1, x_2, \dots, x_n 中随机选取 m 组样本(可重复), 每组有 r 个样本, 从每组样本中估计出 $\hat{y}_i^2 = \frac{1}{r-1} \sum_{j=1}^r (x_{ij} - \hat{\text{Ex}}_i)^2 (i=1, 2, \dots, m)$. 令

$$Y = y_1^2, y_2^2, \dots, y_m^2;$$

$$3) \text{for } (p=2; p < P; p++) \{$$
$$\hat{\text{En}}_p^2 = \frac{1}{2} \sqrt{4(\hat{\text{EY}}^2)^2 - 2\hat{\text{DY}}^2},$$

$$\text{其中 } \hat{\text{EY}}^2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \hat{y}_i^2, \hat{\text{DY}}^2 = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (\hat{y}_i^2 - \hat{\text{EY}}^2)^2 \text{ 分别表示样本集 } Y^2 \text{ 的数学期望和方差.}$$

$$\text{输入 } mm, rr, \text{ 令 } m = mm, r = rr;$$
$$\hat{\text{En}}_{p+1,i}^2 = \frac{1}{2} \sqrt{4(\hat{\text{EY}}_{p+1,i}^2)^2 - 2\hat{\text{DY}}_{p+1,i}^2},$$

$$\hat{u}_{p+1,i}^2 = \hat{\text{EY}}_{p+1,i}^2 - \hat{\text{En}}_{p+1,i}^2,$$
$$i = 1, 2, \dots, m.$$

$$\text{其中 } \hat{\text{EY}}_{p+1,i}^2 = \frac{1}{r} \sum_{j=1}^r \hat{y}_j^2, \hat{\text{DY}}_{p+1,i}^2 = \frac{1}{r-1} \sum_{j=1}^r (\hat{y}_j^2 - \hat{\text{EY}}_{p+1,i}^2)^2, Y = \{\hat{u}_{p+1,1}^2, \hat{u}_{p+1,2}^2, \dots, \hat{u}_{p+1,m}^2\};$$

$$\text{以 } Y \text{ 为样本, 从样本中估计 } \text{En}_p^2, \text{He}_p^2$$
$$\hat{\text{En}}_p^2 = \frac{1}{2} \sqrt{4(\hat{\text{EY}}^2)^2 - 2\hat{\text{DY}}^2},$$

$$\hat{\text{He}}_p^2 = \hat{\text{EY}}^2 - \hat{\text{En}}_p^2,$$

其中, P 代表总阶数, p 代表当前计算阶数, $\hat{\text{EY}}^2$ 、 $\hat{\text{DY}}^2$ 分别指组间样本均值和组间样本方差, mm, rr 分别代表分组数和每组样本数. 本文利用二阶逆向云变换算法和三阶逆向云变换算法将彩色图像的频率分布函数分割成若干个云粒的叠加, 得到图像的初步分割.

1.2 图像分割

图像分割是指将图像中具有特殊意义的不同区域分割开, 并使这些区域相互不相交, 且每个区域应满足特定区域的一致性条件. 由于人眼对亮度有一定的适应性, 即只能识别几十种灰度级, 但是对于不同的色彩, 人眼却可以识别出成千上万种不同的颜色, 所以很多时候, 仅仅利用灰度信息无法从图像中提取出感兴趣的区域, 因此必须要借助色彩的相关信息. 因为彩色图像提供了比灰度图像更加丰富的信息, 伴随着计算机处理能力的加快, 彩色图像处理愈来愈多地受到研究者的关注. 彩色图像分割是指从彩色图像中分离出人们感兴趣的区域, 常用的彩色图像分割方法是 将彩色图像转换成单色

图像,并结合颜色空间做图像分割.如图 1 所示^[16].

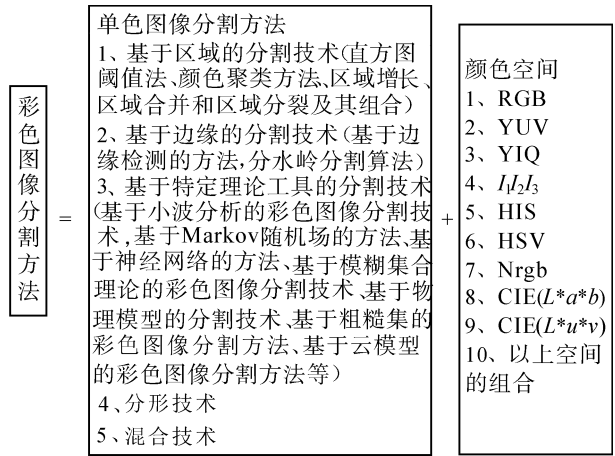


图 1 常用彩色图像分割方法

Fig.1 Common color image segmentation methods

颜色空间的选择需要符合人类眼睛的视觉感知特性,也要应适合于图像处理. HSV 颜色空间是一种均匀的颜色空间,一种面向视觉感知的颜色模型,通常用于计算机图形应用中. 它具有 2 个特点: 1) 色调和饱和度分量包含了颜色信息,与人感受颜色的方式紧密相连; 2) 亮度分量与图像的彩色信息无关. 这些特点使 HSV 颜色空间非常适合于借助人的视觉系统来感知彩色特性的图像处理算法^[6]. 所以本文采用云模型理论在 HSV 颜色空间上进行图像分割.

2 基于云模型的图像分割方法

本文采用的基于云模型的图像分割算法,首先,将彩色图像转换到 HSV 颜色空间,并进行非均匀量化; 其次,根据非均匀量化的结果,得到彩色图像的频率分布图,利用逆向云变换算法将频率分布函数分割成若干个云概念的叠加,得到图像的初步分割; 再次,根据合并准则,利用本文提出的云综合方法实现云概念的合并,得到更高层次的云概念; 最后,根据云概念的“3En”规则,最终实现图像的分割.

2.1 HSV 颜色空间描述及非均匀量化

HSV 颜色空间通过 3 个属性——色调(Hue)、饱和度(Saturation)和亮度(Value)来表示色彩信息. 色调表示光的颜色,与混合光谱中光的波长相关,不同波长的光呈现不同的颜色. 饱和度是指颜色的深浅程度,与色调的纯度及白光的多少相关. 亮度

即为物体反射光的明暗程度,是人类视觉获得的最直接的感受. HSV 颜色空间模型对应于三维空间中的一个圆锥形^[17],如图 2 所示. 圆锥的顶面对应 $V=1$,它与 RGB 模型中的 $R=1, G=1, B=1$ 时所代表的颜色系相同. 色彩 H 由绕 V 轴的旋转角给定,红、黄、绿、青、蓝、品红分别对应于角度 $0^\circ、60^\circ、120^\circ、180^\circ、240^\circ、300^\circ$. 圆锥的顶面中心处代表白色,圆锥的顶点(即原点)代表黑色,从顶面中心点到原点,代表亮度渐暗的灰色,其中, $S=0, H$ 无意义. 在圆锥顶面的圆周上的颜色具有最高亮度、最大饱和度, $V=1, S=1$.

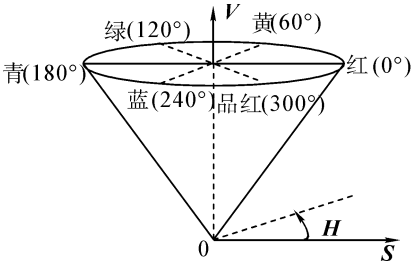


图 2 HSV 颜色空间
Fig.2 HSV color space

颜色量化技术分为均匀量化和非均匀量化 2 类: 均匀量化方法是把颜色变量均匀地量化到相等的空间,它的优点是计算速度快,但量化后的颜色空间中会多出许多原始图像中不包含的颜色,因此冗余度较大; 非均匀量化方法更适合于机器视觉的研究,因为该方法是根据人眼的视觉特性把颜色变量非均匀地量化到一系列区间,并能保证量化后颜色空间中的每个区间都非空,从而不会丢失图像信息,使得图像处理获得更好的效果.

根据光学理论,物体的颜色与光的波长和频率有关,在文献[10]中,对 HSV 颜色空间进行非均匀量化. 按照人的视觉分辨能力,将 HSV 颜色空间非均匀量化成 256 维,即色调(H) 16 维,饱和度(S)和亮度(V)各 4 维,构造一维特征矢量 G :

$$G = H Q_s Q_v + S Q_v + V,$$
 (1)

式中: Q_s 和 Q_v 分别是分量 S 和 V 的量化级数,这里 $Q_s = 4, Q_v = 4$, 因此,式(1)中

$$G = 16H + 4S + V,$$
 (2)

这样, $H、S、V$ 3 个分量在一维矢量上分布开来,可以很好地利用一维云模型进行处理.

本文采取与文献[18]相同的量化方式,具体的非均匀量化公式如式(3)所示:

$$H = \begin{cases} 0, h \in (345, 15]; \\ 1, h \in (15, 25]; \\ 2, h \in (25, 45]; \\ 3, h \in (45, 55]; \\ 4, h \in (55, 80]; \\ 5, h \in (80, 108]; \\ 6, h \in (108, 140]; \\ 7, h \in (140, 165]; \\ 8, h \in (165, 190]; \\ 9, h \in (190, 220]; \\ 10, h \in (220, 255]; \\ 11, h \in (255, 275]; \\ 12, h \in (275, 290]; \\ 13, h \in (290, 316]; \\ 14, h \in (316, 330]; \\ 15, h \in (330, 345]. \end{cases}$$
$$S = \begin{cases} 0, s \in [0, 0.15]; \\ 1, s \in (0.15, 0.4]; \\ 2, s \in (0.4, 0.75]; \\ 3, s \in (0.75, 1]. \end{cases}$$
$$V = \begin{cases} 0, v \in [0, 0.15]; \\ 1, v \in (0.15, 0.4]; \\ 2, v \in (0.4, 0.75]; \\ 3, v \in (0.75, 1]. \end{cases} \tag{3}$$

2.2 概念提取过程

根据彩色图像转换到 HSV 颜色空间的特征矢量的特征值频率,得到以特征值作为横轴,各特征值在图像中出现的频率为纵轴的数据频率分布图,即根据给定的论域中某个数据属性 X 的频率分布函数 $f(x)$,由 X 的属性值频率的实际分布情况,自动生成若干个不同的云概念 $C_i(Ex_i, En_i, He_i)$ 的叠加,从而实现从连续数到云概念的转换过程^[11].其数学表达式为

$$f(x) \rightarrow \sum_{i=1}^n (a_i * C_i(Ex_i, En_i, He_i)).$$

式中: a_i 为幅度系数, n 为云变换后生成的云概念的个数.

利用本文给出的逆向云变换自动生成若干个不同云概念,逆向云变换算法是一种从某一属性的实际数据分布中提取概念的过程,是从定量表示到定性描述的转换过程,也是一个概念归纳学习的过程.所以概念提取的具体过程为:根据常识可知,高频率出现的数据值对定性概念的贡献大于低频率的数据值对定性概念的贡献.利用这一常识,首先找到数据频率分布中的局部极大值点,作为概念的中

心,即云概念的数学期望,利用逆向云变换算法从局部极大值周围的数据中得到一个云概念;然后在原分布中减去已获得云概念对应的数值部分,再从剩余的数据分布中寻找局部极大值,依次类推可得若干个云概念.根据这一思想,频率分布曲线函数可以根据其实际分布情况自动得到若干个不同云概念的叠加.如图 3 所示,其中黑曲线为频率分布曲线 $f(x)$,灰色部分为所生成的若干个云概念的云图.

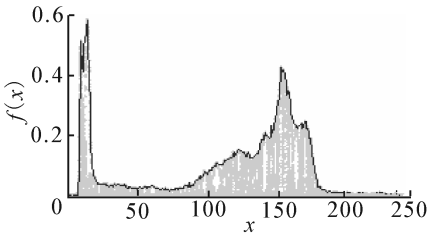


图 3 频率分布曲线 $f(x)$ 概念提取结果
Fig.3 Concept extraction results of frequency distribution curves $f(x)$

2.3 概念合并

对于 2.2 节所提取到的初步云概念,根据距离公式 $Dis = |Ex_1 - Ex_2| / (En_1 - En_2)$ 计算相邻 2 个云概念的距离,并对其中距离最短的 2 个云概念按照云综合方法进行合并.

云综合方法是将符合合并准则的 2 个云概念进行合并,得到更高层次的云概念.2000 年蒋嵘等^[8]提出云概念综合的“软或”方法,并给出相应的计算公式,具体如下.

设 $C_1(Ex_1, En_1, He_1)$ 和 $C_2(Ex_2, En_2, He_2)$ 是论域 U 上的 2 个相邻的二阶云概念,如果 $Ex_1 \leq Ex_2$,那么 C_1 和 C_2 进行“软或”得到新的云概念为 $C_3(Ex_3, En_3, He_3) = C_1 \cup C_2$.
式中: $Ex_3 = (Ex_1 + Ex_2) / 2 + (En_2 - En_1) / 4$, $En_3 = (Ex_2 - Ex_1) / 4 + (En_1 + En_2) / 2$, $He_3 = \max(He_1 + He_2)$.

该方法是利用数字特征进行代数运算得到的,但是作者并没有具体解释概念合成后的数字特征 Ex_3, En_3, He_3 与概念 C_1 和 C_2 中数字特征之间的关系,以及 2 个云概念合成的缘由.本文根据正态云模型的“3En”规则,得到新的高阶“软或”云综合方法.

2.3.1 “3En”规则

在正向云变换中,云滴群对概念的贡献是不同的.论域 U 中,任一小区间上的云滴群 Δx 对定性概念 C 的贡献为 $\Delta T \approx \mu_c(x) * \Delta x / \sqrt{2\pi} En$,显然论域上所有元素对概念 C 的总贡献为

$$T = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} u_c(x) dx}{\sqrt{2\pi} En} = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} \exp(-(x - Ex)^2 / (2En^2)) dx}{\sqrt{2\pi} En} = 1.$$

因为 $\frac{1}{\sqrt{2\pi} En} \int_{Ex-3En}^{Ex+3En} \mu_c(x) dx = 99.74\%$. 所以论域 U 中对定性概念 C 有贡献的云滴主要落在 $[Ex - 3En, Ex + 3En]$ 上, 忽略该区间之外的云滴对定性概念 C 的贡献(这些云滴对概念 C 的贡献也仅有 0.26%), 这就是正态云的“ $3En$ ”规则^[19].

例如, 如图4所示, 对二阶正态云概念 $C(Ex = 0, En = 10, He = 0.8)$, 其云图如图4所示. 图中, $\mu_c = \exp(-(x - Ex)^2 / (2En^2))$ 是概念 C 的期望曲线^[11], 即 $He = 0$ 时的高斯隶属度曲线; $\mu_1 = \exp(-(x - Ex)^2 / (2\sigma_1^2))$, $\mu_2 = \exp(-(x - Ex)^2 / (2\sigma_2^2))$ 分别是 $\sigma_1 = En + 3He$ 和 $\sigma_2 = En - 3He$ 时所对应的高斯隶属度曲线. 根据正态云的“ $3En$ ”规则, 有 99.74% 的云滴位于曲线 μ_1 及 μ_2 之间.

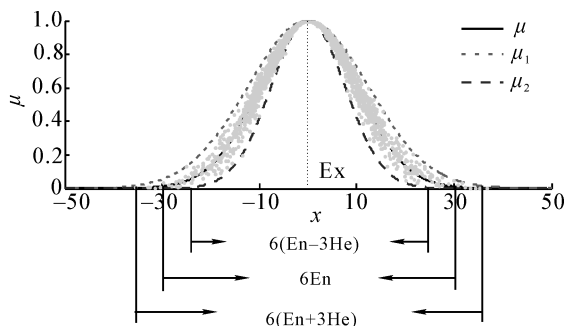


图4 云模型的“ $3En$ ”规则及“跨度”

Fig.4 “ $3En$ ” rule and “span” of cloud model

从图4中可看到, 对一个二阶正态云概念 $C(Ex, En, He)$, 期望曲线 μ_c 的“跨度”是 $[Ex - 3En, Ex + 3En]$, 长度为 $6En$; 外侧曲线 μ_1 的“跨度”是 $[Ex - 3(En + 3He), Ex + 3(En + 3He)]$, 长度为 $6(En + 3He)$; 内侧曲线 μ_2 的“跨度”是 $[Ex - 3(En - 3He), Ex + 3(En - 3He)]$, 长度为 $6(En - 3He)$. 为此, 对于2个二阶正态云概念, 给出一种新的“软或”云综合方法.

2.3.2 正态云概念的“软或”运算

设论域 $C_1(Ex_1, En_1, He_1)$ 和 $C_2(Ex_2, En_2, He_2)$ 是论域 U 上的2个相邻二阶正态云概念. 如果 $Ex_1 \leq Ex_2$, 那么 C_1 和 C_2 进行“软或”运算得到新的云概念为 $C_3(Ex_3, En_3, He_3) = C_1 \cup C_2$, 其中数字特征 Ex_3, En_3, He_3 解释如下.

如图5所示, 根据“ $3En$ ”规则, 对合成后概念 C_3 有主要贡献的云滴群范围在 $[Ex_1 - 3En_1, Ex_2 + 3En_2]$ 内, 因此 C_3 的期望值 Ex_3 为该区间的中点, 即:

$$Ex_3 = ((Ex_1 - 3En_1) + (Ex_2 + 3En_2)) / 2 = \frac{Ex_1 + Ex_2}{2} + \frac{3(En_2 - En_1)}{2}.$$

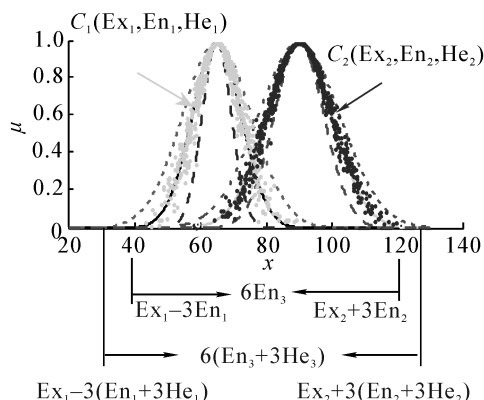


图5 2个云概念 C_1, C_2 的合并

Fig.5 The combination of two cloud concepts C_1 and C_2

由二阶正态云概念期望曲线的“跨度”为 $6En$, 从图5可看出, 合成后概念 C_3 的“跨度” $6En_3$ 就为 $[Ex_1 - 3En_1, Ex_2 + 3En_2]$ 的长度, 即

$$6En_3 = (Ex_2 + 3En_2) - (Ex_1 - 3En_1).$$

从而可以得到 En_3 为

$$En_3 = (Ex_2 - Ex_1) / 2 + (En_1 + En_2) / 6.$$

根据二阶正态云概念外侧曲线的“跨度”为 $6(En + 3He)$, 可得, 合成后概念 C_3 的外侧“跨度” $6(En_3 + 3He_3)$ 就为 $[Ex_1 + 3(En_1 + 3He_1), Ex_2 + 3(En_2 + 3He_2)]$, 即

$$6(En_3 + 3He_3) = (Ex_2 + 3(En_2 + 3He_2)) - (Ex_1 + 3(En_1 + 3He_1)) \Rightarrow En_3 + 3He_3 = \frac{Ex_2 - Ex_1}{2} + \frac{En_1 + En_2}{6} + \frac{3(He_1 + He_2)}{2} = En_3 + \frac{3(He_1 + He_2)}{2}, \Rightarrow He_3 = (He_1 + He_2) / 2.$$

同理, 由二阶正态云概念内侧曲线的“跨度”方法亦可得到 $He_3 = (He_1 + He_2) / 2$.

类似于二阶正态云概念的综合方法, 可得到三阶正态云概念“软或”的综合方法, 具体如下:

设论域 $C_1(Ex_1, En_1, Enn_1, He_1)$ 和 $C_2(Ex_2, En_2, Enn_2, He_2)$ 是论域 U 上的2个相邻的三阶云概念, 如果 $Ex_1 \leq Ex_2$, 那么进行“软或”云综合得到新的云概念为 $C_3(Ex_3, En_3, Enn_3, He_3) = C_1 \cup C_2$,

其中: $Ex_3 = (Ex_1 + Ex_2) / 2 + \frac{3}{2}(En_2 - En_1)$, $En_3 = (Ex_2 - Ex_1) / 6 + (En_1 + En_2) / 2$, $Enn_3 = (Enn_1 + Enn_2) / 2$, $He_3 = (He_1 + He_2) / 2$. 根据上述正态云概念的“软或”计算方法, 可推广至2个 p 阶正态云概念的“软或”计算, 本文不再赘述.

最后利用“ $3En$ ”规则对合并后的云概念进行划

分,实现对图像的最终分割,具体过程将在分割算法的 7) 进行描述.

2.4 分割算法描述

由上述的相关介绍,可得本文彩色图像分割算法的具体步骤:

1) 把彩色图像转换到 HSV 颜色空间,分别对 H 、 S 和 V 分量进行非均匀量化,并构造 256 柄的一维特征矢量 G ;

2) 统计特征矢量 G 中特征值频率,然后以图像的特征值(本文采用特征矢量 G 中的数据为特征值)为横轴,各特征值在图像中出现的频率为纵轴,得到数据的频率分布函数 $f(x)$;

3) 利用逆向云变换算法将频率分布函数 $f(x)$ 划分为若干个云概念的叠加,可表示为二阶云概念 $C_i(E_{x_i}, E_{n_i}, He_i)$ 或三阶云概念 $C_i(E_{x_i}, E_{n_i}, Enn_i, He_i)$,形成图像的初步分割;

4) 计算相邻云概念的距离,公式为 $Dis = |E_{x_1} - E_{x_2}| / (E_{n_1} - E_{n_2})$,根据距离最小原则找到待合并的 2 个云;

5) 根据云概念综合方法,对距离最短的 2 个云概念进行“软或”运算,合并得到新的更高层次的云概念,并用综合后的云概念表示合并后的区域;

6) 重复 4) ~ 5),直至云概念的个数达到分割需求设定的最终的概念个数,每个云概念近似代表一片分割区域;

7) 借鉴云概念的“3En”规则,对于 6) 中最终得到的每一个二阶云概念 $C_j(E_{x_j}, E_{n_j}, He_j)$ 或三阶云概念 $C_j(E_{x_j}, E_{n_j}, Enn_j, He_j)$,将在区间 $[E_{x_j} - 3En_j, E_{x_j} + 3En_j]$ 内的像素作为目标像素集(或背景像素集),将不属于该区间内的像素作为背景像素集(目标像素集),从而对图像进行分割.

3 实验仿真

本文通过 2 个对比实验,1) 与文献[8]给出的二阶“软或”云概念综合方法作对比(称之为旧“软或”云方法),说明本文提出的新的“软或”云综合方法的有效性;2) 在新的二阶云概念综合基础上,对灰度图像做图像分割,并与文献[9]给出的分割结果作比较,进一步说明本文方法利用逆向云变换算法和新的“软或”云综合方法在图像分割中的可行性及有效性.

为了更加客观、定量地评价实验结果,采用误分率(misclassification error, ME)^[20]来评价图像分割的结果.误分率是一个十分重要的衡量指标,反映的是背景像素误分为目标与目标像素误分为背景

的像素和占总像素的百分比,其公式表示为

$$ME = 1 - \frac{|B_o \cap B_T| + |F_o \cap F_T|}{|B_o| + |F_o|} \tag{4}$$

式中: B_o 表示参考图像的背景像素点数, F_o 表示参考图像的目标像素点数, B_T 表示分割图像的背景像素点数, F_T 表示分割图像的目标像素点数, $B_o \cap B_T$ 表示参考图像中被正确分割为背景的像素点数, $F_o \cap F_T$ 表示分割图像中被正确分割为目标像素点数.

3.1 本文方法与旧“软或”云方法的实验对比

本文采用 Berkeley 图像库里的图像做图像分割 ([Http://www.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/grouping/](http://www.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/grouping/)). 如图 6 所示.

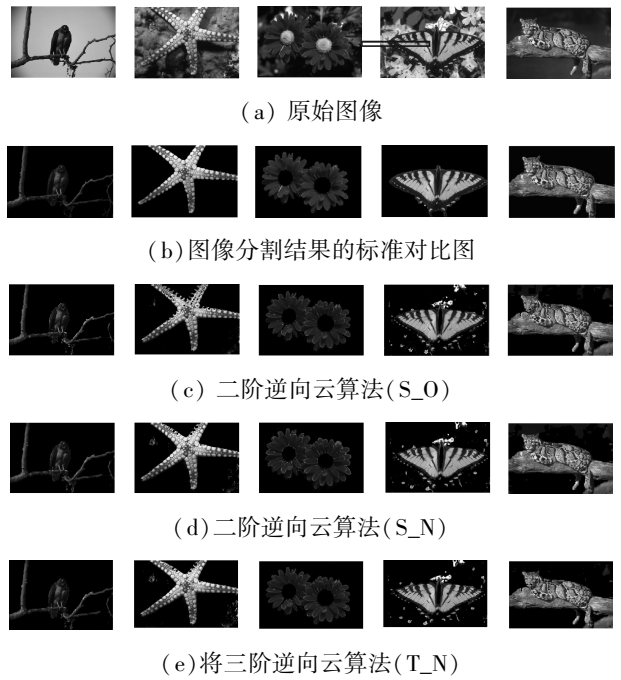


图 6 本文方法与旧的“软或云”实验结果对比

Fig.6 The experimental results comparison

根据误分率的计算方法,将实验结果图与标准对比图做比较,得到 3 种方法的实验误分率如表 1 所示.从表 1 中可以看出,在同样使用二阶逆向云算法的情况下,本文提出的云综合方法比蒋峥等提出的云综合方法的实验结果的误分率小,从而表明了本文提出的云综合方法在图像分割中的有效性;在同样使用本文提出的云综合方法的情况下,从二阶逆向云算法与三阶逆向云算法的分割实验结果中可看出,对小鸟和树枝这幅图像,三阶逆向云算法能得到更好的分割结果.由于三阶逆向云算法在提取概念的过程中相比二阶逆向云算法而言,多一个参数的估计,在一定程度上增加了参数的估计误

差,所以图像分割的结果在一定程度上不如二阶云逆向云算法的分割结果.

表 1 实验结果误分率
Table 1

分割方法	误分率/%				
	小鸟和树枝	海星	花	蝴蝶	豹子和树枝
S_O	3.69	4.90	3.18	6.88	7.88
S_N	2.76	3.68	2.26	6.55	7.24
T_N	2.35	4.01	2.68	7.31	8.27

3.2 本文方法与文献[9]实验结果对比

2012 年吴涛等^[9]将王立新提出的四阶样本中心矩逆向云算法和数据场用于灰度图像分割中. 所以用本文方法与文献[9]中分割的结果作比较, 以说明本文方法的有效性. 结果如图 7 所示.

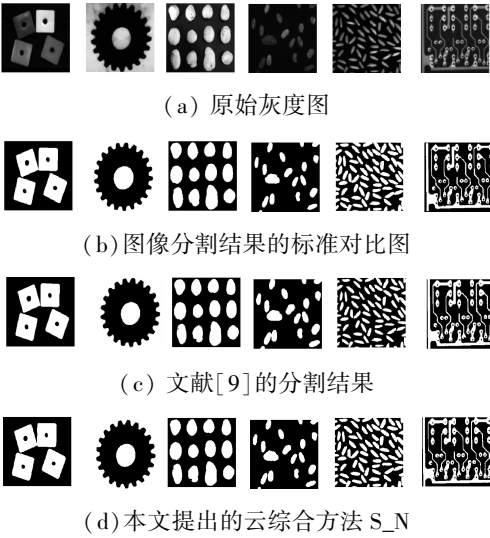


图 7 本文方法与旧的“软或云”实验结果对比
Fig.7 The experimental results comparison

根据误分率的计算方法, 将实验结果图与标准对比图做比较, 得到 2 种方法的实验误分率如表 2 所示. 从表 2 可以看出, 将本文的图像分割方法方法应用于灰度图像分割也可以得出很好的实验效果, 进一步表明了本文方法的有效性.

表 2 实验结果误分率

Table 2 ME of the experimental results						%
分割方法	误分率					
	Block	Gearwheel	Potatoes	Fluocel	Rice	Pcb
文献[9]	2.65	1.89	1.89	4.16	13.06	15.84
S_N	3.08	1.13	1.89	0.97	11.31	16.51

4 结束语

本文将逆向云变换算法应用于图像分割, 最关键的步骤就是在概念提取之后, 如何有效地将提取到的云概念合并, 选择不同的云综合方法得到的结果就会有所不同. 根据正态云模型的“3En”规则, 提出一种新的“软或”云综合方法, 通过与蒋峥等提出的云综合方法在同样条件下做比较, 得到了较好的实验结果. 同时将本文的方法与吴涛等在文献[9]中的实验结果做比较, 同样取得了较好的实验效果. 以上 2 点均表明了本文提出的云综合方法的有效性. 本文的下一步工作首先是与其他类型的概念合并方法做比较, 并将本文提出的云综合方法应用于其他类型的图像分割, 以及图像的边缘检测等; 另外, 推广高阶云模型的应用, 将高阶云模型应用于实际的特定应用中.

参考文献:

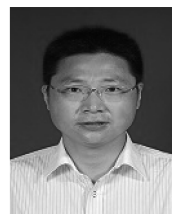
[1] 章毓晋. 图像分割[M]. 北京: 科学出版社, 2001: 1-4.
[2] 秦昆, 李德毅, 许凯. 基于云模型的图像分割方法研究[J]. 测绘信息与工程, 2006, 31(5): 3-5.
QIN Kun, LI Deyi, XU Kai. Research on the method of image segmentation based on cloud model[J]. Journal of Geomatics, 2006, 31(5): 3-5.
[3] 柏延臣, 王劲峰. 遥感信息的不确定性研究[M]. 北京: 地质出版社, 2003: 7-10.
[4] 许凯, 秦昆, 黄伯和, 等. 基于云模型的图像区域分割方法[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(5): 757-763.
XU Kai, QIN Kun, HUANG Bohe, et al. A new method of region based image segmentation based on cloud model[J]. Journal of Image and Graphics, 2010, 15(5): 757-763.
[5] QIN K, XU K, LIU F, et al. Image segmentation based on histogram analysis utilizing the cloud model[J]. Computers and Mathematics with Applications, 2011, 62(7): 2824-2833.
[6] 马鸿耀, 王国胤, 张清华, 等. 基于云模型的多粒度彩色图像分割[J]. 计算机工程, 2012, 20(38): 184-187.
MA Hongyao, WANG Guoyin, ZHANG Qinghua, et al. Multi-granularity color image segmentation based on cloud model[J]. Computer Engineering, 2012, 20(38): 184-187.
[7] WANG G Y, XU C L, LI D Y. Generic normal cloud model. Submitted to Information Science. (Under Review).
[8] 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.
JIANG Rong, LI Deyi, FAN Jianhua. Automatic generation of pan-concept-tree on numerical data[J]. Chinese Journal of Computers, 2000, 23(5): 470-476.

- [9] 吴涛, 秦昆. 利用云模型和数据场的图像分割方法[J]. 模式识别与人工智能, 2012, 25(3): 397-405.
WU Tao, QIN Kun. Image segmentation using cloud model and data field[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2012, 25(3): 397-405.
- [10] 陈贵林. 一种定性定量信息转换的不确定性模型—云模型[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(6): .
CHEN Guilin. Uncertain model of qualitative/quantitative information transformation—cloud model[J]. Application Research of Computers, 2010, 27(6): .
- [11] 李德毅, 杜鹄. 不确定性人工智能[M]. 北京: 国防工业出版社, 2005: 137-186.
- [12] 杨金牛, 李众, 杨真荣. 基于遗传算法的云模型控制器设计[J]. 计算机仿真, 2009, 26(3): 175-178.
YANG Jinniu, LI Zhong, YANG Zhenrong. Design of cloud model controller based on genetic algorithm[J]. Computer Simulation, 2009, 26(3): 175-178.
- [13] ZHANG G, KANG J, HE R. Towards a trust model with uncertainty for e-commerce systems[C]//IEEE International Conference on e-Business Engineering 2005. Beijing, 2005: 200-207.
- [14] 杜鹄, 李德毅. 一种测试数据挖掘算法的数据源生成方法[J]. 计算机研究与发展, 2000, 37(7): 776-782.
DU Yi, LI Deyi. A method of data source generation for testing data mining algorithms[J]. Journal of Computer Research and Development, 2000, 37(7): 776-782.
- [15] 许昌林, 王国胤. 实现稳定双向认知映射的逆向云变换算法[J]. 模式识别与人工智能, 2013, 26(7): 634-642.
XU Changlin, WANG Guoyin. Backward cloud transformation algorithm for realizing stability bidirectional cognitive mapping[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2013, 26(7): 634-642.
- [16] 李永军. 彩色图像分割技术综述[J]. 科技情报开发与经济, 2008, 18(10): 122-125.
LI Yongjun. Technology of color image segmentation[J]. Sci-Tech Information Development and Economy, 2008, 18(10): 122-125.
- [17] 林福宗. 多媒体技术教程[M]. 北京: 清华大学出版社, 2009: 115-117.
- [18] 姚红, 王国胤, 张清华. 基于粗糙集和云模型的彩色图像分割方法[J]. 小型微型计算机系统, 2013, 34(11): 2615-2620.
YAO Hong, WANG Guoyin, ZHANG Qinghua. Color image segmentation method based on rough set and cloud model[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2013, 34(11): 2615-2620.
- [19] 李德毅. 知识表示中的不确定性[J]. 中国工程科学, 2000, 2(10): 73-79.
LI Deyi. Uncertainty in knowledge representation[J]. Engineering Science, 2000, 2(10): 73-79.
- [20] YASNOFF W A, MUI J K, BACUS J W. Error measures for scene segmentation[J]. Pattern Recognition, 1977, 9(4): 217-231.

作者简介:



王金芝, 女, 1989年生, 硕士研究生, 主要研究方向为云模型、图像分割、智能信息处理等。



王国胤, 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为 Rough 集理论、神经网络、机器学习、数据挖掘、不确定性人工智能、认知计算等。主持了国家自然科学基金、国家“863”计划等 30 多项国家级/省部级科研项目, 获重庆市自然科学一等奖、二等奖、三等奖各 1 次, 国家级高等教育教学成果二等奖和重庆市教学成果一等奖各 1 次。出版学术专著 15 部(含编辑著作), 发表学术论文 200 余篇, 其中被 SCI 检索 30 余篇, EI 检索 100 余篇。



许昌林, 男, 1983 年生, 博士研究生, 主要研究方向为云模型、粗糙集、智能信息处理等, 发表学术论文 10 余篇, 其中 SCI、EI 检索 8 篇。