

基于均匀分布的高斯云模型

陈昊¹ 李兵²

(湖北大学计算机与信息工程学院 武汉 430062)¹ (武汉大学国际软件学院 武汉 430072)²

摘要 云模型实现了定性概念与其定量表示之间的不确定转换。高斯分布与高斯隶属度函数的普适性奠定了高斯云模型的普适性,目前云模型的理论与应用研究主要集中在高斯云模型。将均匀分布引入到云模型中,扩展了高斯云模型,分别得到了均匀分布云模型和均匀高斯云模型,两类扩展的云模型为不确定性的形式化描述提供了新的途径。最后利用多维均匀高斯云模型模拟分形树生长过程,实验结果表明云模型能有效模拟自然界中不确定的分形现象。

关键词 云模型,高斯云,均匀分布

中图法分类号 TP18 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.9.047

Gauss Cloud Model Based on Uniform Distribution

CHEN Hao¹ LI Bing²

(School of Computer Science and Information Engineering, Hubei University, Wuhan 430062, China)¹

(International School of Software, Wuhan University, Wuhan 430072, China)²

Abstract The cloud model has established the uncertain transformation between qualitative concepts and their quantitative description. The universality of Gauss distribution and Gauss membership function prepares the ground for the universality of Gauss cloud model, and up to now the theory of cloud model and its applied researches have mainly focused on Gauss cloud model. In this article the uniform distribution was introduced into cloud model and Gauss cloud model was extended, thus resulting in two models: uniformly distributed cloud model and uniform Gauss cloud model which offer a new way for uncertainty description. Finally, the multi-dimensional uniform Gauss cloud model was used to simulate the growth process of fractal tree. The result indicates that the cloud model can be used to effectively simulate the fractal phenomena in nature.

Keywords Cloud model, Gauss cloud, Uniform distribution

1 引言

自然语言是人类思维的载体,对语言文字中蕴含的不确定性的形式化表示是不确定性人工智能研究的基本问题^[1]。自然语言中概念具有模糊性、随机性以及二者关联性,云模型是自然语言表示的某个定性概念与其定量表示之间的双向认知模型,用以描述自然语言中概念的不确定性^[2]。云模型用期望、熵和超熵3个数字特征表达定性概念,期望是论域中最能够代表定性概念的值;熵是定性概念的不确定性度量,既反映了云滴的离散程度(随机性),又反映了可被概念接受的云滴取值的大致范围(模糊性),还反映了随机性和模糊性的关联性;超熵是熵的熵,由熵的随机性和模糊性共同决定。

目前云模型的理论和应用研究主要集中在高斯云模型^[3-7],因为高斯云具有普适性,高斯分布的普遍性与高斯隶属函数的普遍性共同奠定了高斯云模型普适性的理论基础^[8,9]。均匀分布是概率统计中的一类重要分布,在没有任何先验信息的前提下,一般将随机变量假设为均匀分布。本文将均匀分布引入到云模型中,对现有的高斯云模型进行了

扩展,得到了均匀分布云模型和均匀高斯云模型。由于两类扩展的云模型的云滴分布不同于高斯云分布,这为云模型在描述定性概念的不确定性方面提供了新的方法和途径,丰富了云模型的基础理论。传统的分形现象模拟都是确定性的,而现实世界分形往往是不确定性的,利用高维的均匀高斯云模型能有效模拟自然界的不确定性的分形现象。通过实验说明了扩展的高斯云模型在形式化不确定性方面的有效性。

2 云模型

2.1 云模型定义

定义1 设 C 是论域 U 上的概念。若 $x \in U$ 是概念 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: $\mu(x): U \rightarrow [0, 1], \forall x \in U$,则 x 在论域 U 上的分布称为云,每一个 x 及其确定度 $\mu(x)$ 称为一个云滴。

云由许许多多的云滴组成,每一个云滴是定性概念映射到论域空间的一个点,即概念 C 的一次随机实现,是一个离散转换过程。云滴的确定度是云滴与定性概念 C 之间发生关联的桥梁,反映了模糊性,确定度的值也是随机值,可以通

过概率分布函数描述。

云模型用期望 Ex (Expected value)、熵 En (Entropy) 和超熵 He (Hyper entropy) 3 个数字特征表征一个定性概念^[10]。将定性概念的整体特性用 3 个数字特征来反映,对理解定性概念的内涵和外延有着重要的意义。通过 3 个数字特征,可以设计不同的算法来生成云滴及确定度,得到不同类型的云模型,从而构造出不同的云。

期望 Ex : 云滴在论域空间分布的期望。期望是论域中最能够代表定性概念的值,或者说是定性概念量化的最典型样本。距离期望 Ex 越近,云滴越集中,反映出人们对概念的认知越统一;距离期望越远,云滴越稀疏,反映出人们对概念的认知越不稳定、不统一。

熵 En : 定性概念不确定性的度量,由概念的随机性和模糊性共同决定,熵越大,概念表现出的不确定性越强。一方面, En 是定性概念随机性的度量,反映了能够代表这个定性概念的云滴的离散程度;另一方面,它又是定性概念亦此亦彼性的度量,反映了在论域空间可被概念接受的云滴的取值范围。

超熵 He : 熵的不确定性度量,即熵的熵,由熵的随机性和模糊性共同决定。

2.2 云发生器

从不确定性人工智能知识表示的角度看,云模型本质上是定性概念内涵与外延之间的双向认知模型。由表示定性概念的不确定性特质的 3 个特征参数 (Ex, En, He) 到概念相应的多样化样本及其分布的认知用正向云发生器 (Forward Cloud Generator) 实现,一维正向云发生器的逻辑结构如图 1 所示。正向云发生器是从概念表达的定性信息中获取定量数据的范围和分布情况。

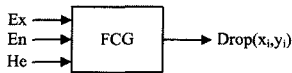


图 1 一维正向云发生器

与正向云发生器算法相反,逆向云发生器 (Backward Cloud Generator) 实现从同一类分布特征的多样化样本中对相应内涵本质的提升,即获取云模型的 3 个数字特征 (Ex, En, He)。一维逆向云发生器的逻辑结构如图 2 所示,它实现了从定量值到定性概念的转换模型^[11,12]。

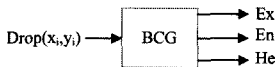


图 2 一维逆向云发生器

3 高斯云模型

在概率统计中,高斯分布是一种非常重要、应用最为广泛的概率分布。高斯隶属函数是模糊理论中最常使用的隶属度函数。高斯云模型两次利用高斯分布实现云滴定量值的分布,同时利用高斯隶属度函数实现随机确定度。

定义 2 设 U 是一个精确数值表示的定量论域, $C(Ex, En, He)$ 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 服从以 Ex 为期望、 En'^2 为方差的高斯分布,即 $x \sim N(Ex, En'^2)$, 其中 En' 又服从以 En 为期望、 He^2 为方差的高斯分布,即 $En' \sim N(En, He^2)$, 定量值 x 对定

性概念 C 的确定度为 $y = e^{-\frac{(x-Ex)^2}{2En'^2}}$, 则 x 在论域 U 上的分布称为高斯云。

一维正向高斯云模型的具体实现算法如下。

算法 1 一维高斯正向云发生器算法

输入: 高斯云的 3 个数字特征 (Ex, En, He) 以及云滴数 N

输出: N 个云滴的定量值 x 以及代表概念的确定度 y

1. 生成以 En 为期望值、 He 为均方差的高斯随机数 En' ;
2. 生成以 Ex 为期望值、 En' 为均方差的高斯随机数 x ;
3. 计算 $y = e^{-\frac{(x-Ex)^2}{2En'^2}}$;
4. (x, y) 成为论域中 1 个云滴;
5. 重复步骤 1—步骤 4, 直至产生 N 个云滴。

例如用高斯云表示定性概念“青年人”, 根据生活经验, 将概念“青年人”的 3 个数字特征参数 (Ex, En, He) 设定为 (25, 3, 0.3), 图 3(a) 是用高斯正向云发生器生成表示概念“青年人”的 5000 个定量样本数据的分布和确定度构成的云图。云图是由一个个云滴构成的, 都是定性概念的一次定量随机实现, 都具有一个能够代表定性概念的确定度, 确定度不是一个固定值, 而是一个具有稳定倾向的随机值。

高斯云分布不同于高斯分布, 高斯正向云发生器算法两次用到高斯随机数的生成。如果熵增大至 $En=5$, 云滴 x 的分布将更为离散, 如图 3(b) 所示, 熵体现了概念的不确定性。如果超熵 $He=0$, 则高斯云滴分布就退化为高斯分布, 如图 3(c) 所示, 云滴的确定度也具有唯一性, 因此可将高斯分布看成是高斯云分布的特例。

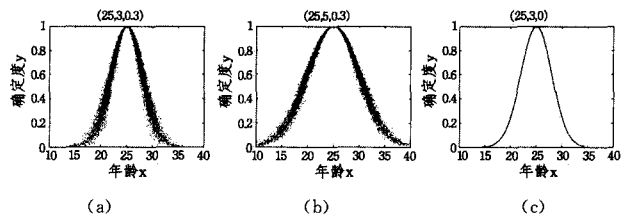


图 3 高斯云表示定性概念“青年人”

云模型给出了云滴定量值及其确定度的生成方法, 用 3 个数字特征描述具有不确定性的概念的整体特性。根据高斯云模型的定义和算法, 可以看出, 论域中的云滴定量值与其确定度之间的映射是一对多的转换, 而不是一条明晰的类似于模糊集合隶属函数的曲线。在云模型中, 属于一个定性语言值的定量值是不确定的, 始终在细微变化着, 但是这种变化不剧烈影响云的整体特征。云滴及其确定度的分布反映了映射的随机性和模糊性, 单个云滴无法反映概念的定性特征, 大量云滴及其确定度的整体形状才是重要的。根据云模型的思想, 还可以设计其他种类的云模型, 具体采用什么概率分布来生成云滴, 需要根据具体的问题来设计。均匀分布是一类重要的概率分布, 尤其在无先验知识情况下, 可将位置变量合理假设为均匀分布, 因此将均匀分布引入到云模型中用于描述定性概念的不确定性将有助于扩展云模型的应用范围。

4 均匀分布云模型

概率统计中, 均匀分布也是一种非常重要的概率分布。将高斯云模型两次利用高斯分布实现云滴定量值的分布转化成两次利用均匀分布实现云滴定量值分布, 即可得到均匀分布云模型。

定义 3 设 U 是一个精确数值表示的定量论域, $C(Ex, En, He)$ 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 服从区间 $[Ex - En', Ex + En']$ 上的

均匀分布,其中 En' 服从区间 $[En - He, En + He]$ 上的均匀分布, x 对 C 的确定度为 $y = e^{-\frac{(x-Ex)^2}{2En'^2}}$, 则 x 在论域 U 上的分布称为均匀分布云。

一维正向均匀云模型的具体实现算法如下。

算法2 一维均匀分布正向云发生器算法

输入: 均匀分布云的3个数字特征 (Ex, En, He) 以及云滴数 N

输出: N 个云滴的定量值 x 以及代表概念的确定度 y

1. 生成区间 $[En - He, En + He]$ 上的一个均匀随机数 En' ;

2. 生成区间 $[Ex - En', Ex + En']$ 上的一个均匀随机数 x ;

3. 计算 $y = e^{-\frac{(x-Ex)^2}{2En'^2}}$;

4. (x, y) 成为论域中1个云滴;

5. 重复步骤1—步骤4, 直至产生 N 个云滴。

例如用均匀分布云表示定性概念“青年人”, 同样将概念的期望 Ex 、熵 En 和超熵 He 设定为 $(25, 3, 0.3)$, 图4(a)是用均匀分布正向云发生器生成表示概念“青年人”的5000个定量数据的分布和确定度构成的云图。从均匀分布云图可以发现, 云滴分布较高斯云滴分布更集中, 且云滴的确定度有最小值 $e^{-0.5} = 0.6065$ 。

均匀云分布不同于均匀分布, 均匀正向云发生器算法两次用到均匀随机数的生成。如果熵增大至 $En = 5$, 云滴 x 的分布将更为离散, 如图4(b)所示。如果超熵 $He = 0$, 则均匀云滴分布就退化为均匀分布, 如图4(c)所示, 云滴的确定度具有唯一性。

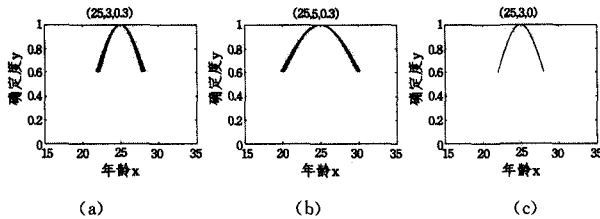


图4 均匀分布云表示定性概念“青年人”

5 均匀高斯云模型

均匀分布在自然界比较少见, 高斯分布应用最为广泛。可将高斯分布与均匀分布相结合来构造云模型, 云滴整体上服从高斯分布, 超熵 He 表示熵 En 的不确定性, 在先验信息很少的情况下, 均匀分布是对未知变量较合理的一种假设, 可将熵 En 的分布定义为均匀分布。均匀高斯云模型就是利用均匀分布和高斯分布实现的。

定义4 设 U 是一个精确数值表示的定量论域, $C(Ex, En, He)$ 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 服从以 Ex 为期望、 En'^2 为方差的高斯分布, 即 $x \sim N(Ex, En'^2)$, 其中 En' 服从区间 $[En - He, En + He]$ 上的均匀分布, x 对 C 的确定度为 $y = e^{-\frac{(x-Ex)^2}{2En'^2}}$, 则 x 在论域 U 上的分布称为均匀高斯云。

一维正向均匀高斯云模型的具体实现算法如下。

算法3 一维均匀高斯正向云发生器算法

输入: 均匀高斯云的3个数字特征 (Ex, En, He) 以及云滴数 N

输出: N 个云滴的定量值 x 以及代表概念的确定度 y

1. 生成区间 $[En - He, En + He]$ 上的一个均匀随机数 En' ;

2. 生成以 Ex 为期望值、 En' 为均方差的高斯随机数 x ;

3. 计算 $y = e^{-\frac{(x-Ex)^2}{2En'^2}}$;

4. (x, y) 成为论域中1个云滴;

5. 重复步骤1—步骤4, 直至产生 N 个云滴。

例如用均匀高斯分布云表示定性概念“青年人”, 概念的期望 Ex 、熵 En 和超熵 He 设定为 $(25, 3, 0.3)$, 图5(a)是用均匀高斯分布正向云发生器生成表示概念“青年人”的5000个定量数据的分布和确定度构成的云图。均匀高斯云的云滴分布与高斯云滴分布类似, 每个云滴的确定度虽然是随机的, 但是却有明确的上界和下界。

均匀高斯云分布结合了均匀分布和高斯分布。云滴定量值整体上服从高斯分布, 因此如果熵增大至 $En = 5$, 云滴 x 的分布将更为离散, 如图5(b)所示。如果超熵 $He = 0$, 则均匀高斯云滴分布就退化为高斯分布, 如图5(c)所示, 云滴将有唯一的确定度。

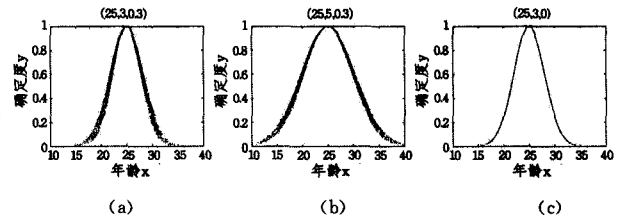


图5 均匀高斯云表示定性概念“青年人”

如果定性概念对应的论域是二维平面, 甚至更高维空间, 那么算法3可以推广为 n 维均匀高斯云。以论域为二维平面的情况为例, 给出二维均匀高斯正向云发生器算法。

算法4 二维均匀高斯正向云发生器算法

输入: 二维均匀高斯云的数字特征 $(Ex_1, En_1, He_1), (Ex_2, En_2, He_2)$

及云滴数 N

输出: N 个云滴的定量值 (x_1, x_2) 以及代表概念的确定度 y

1. 生成区间 $[En_1 - He_1, En_1 + He_1]$ 上的一个均匀随机数 En'_1 ;

2. 生成以 Ex_1 为期望值、 En'_1 为均方差的高斯随机数 x_1 ;

3. 生成区间 $[En_2 - He_2, En_2 + He_2]$ 上的一个均匀随机数 En'_2 ;

4. 生成以 Ex_2 为期望值、 En'_2 为均方差的高斯随机数 x_2 ;

5. 计算确定度 $y = e^{-\frac{(x_1-Ex_1)^2}{2En_1'^2} - \frac{(x_2-Ex_2)^2}{2En_2'^2}}$;

6. (x_1, x_2, y) 成为论域中1个云滴;

7. 重复步骤1—步骤6, 直至产生 N 个云滴。

例如用生理年龄和心理年龄两个指标来表示定性概念“青年人”, 利用二维均匀高斯正向云发生器算法能够得到概念“青年人”的云图, 如图6所示。

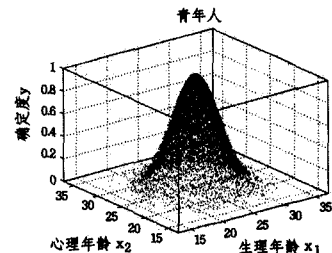


图6 二维均匀高斯云

6 均匀高斯云分形树

非线性复杂现象普遍蕴藏着自相似或无标度的特征, 自

自然界中的大多数植物的形状都有分形性质,随着计算机图形学的发展,人们可以越来越方便地模拟生物的各种形态。目前通过计算机模拟生成的分形图案都是确定的,没有反映出自然界在分形过程中的不确定性。通过均匀高斯云算法,结合函数迭代,可以模拟自然界中不确定的分形现象。

下面以自然界树的分形生长为例,用均匀高斯云模拟两类分形树生长过程中的不确定性及变异。

给定原始数据集 $\{\alpha, \beta, LB, RB\}$,其中 α 为左偏角, β 为右偏角, LB 为左长度比例, RB 为右长度比例。以长度为 L 的线段为初始树干,分形树按照如下的规则R1产生:

(1)从树干顶部左偏 α 度,画长度为 $L \times LB$ 的左树枝1;右偏 β 度,画长度为 $L \times RB$ 的右树枝2。

(2)从树枝1的顶部出发,左偏 2α 角度,画长度为 $L \times LB \times LB$ 的左树枝3;右偏 2β 角度,画长度 $L \times RB \times RB$ 的右树枝4。从树枝2顶部出发,左偏 2α 角度,画长度为 $L \times LB \times LB$ 的左树枝5;右偏 2β 角度,画长度 $L \times RB \times RB$ 的右树枝6。

如此迭代 M 次结束,那么共有 $(M+1)^2 - 1$ 条线段构成一个二叉分形树。

如果设置 $\{\alpha = \beta = 35^\circ, LB = RB = 0.7\}$,初始线段 L 长度为20,共迭代10次,得到如图7(a)所示的分形树。如果将 $\{\alpha, \beta, LB, RB\}$ 理解为4个定性概念,设定每个概念的3个数字特征参数: $\alpha(35^\circ, 0.1, 0.01), \beta(35^\circ, 0.1, 0.01), LB(0.7, 0.05, 0.001), RB(0.7, 0.05, 0.001)$,每次迭代都利用均匀高斯正向云发生器算法生成不确定的左偏角 α' 、右偏角 β' 、左长度比例 LB' 、右长度比例 RB' ,同样迭代10次,可以得到不同形状随机变异分形树,如图7所示。

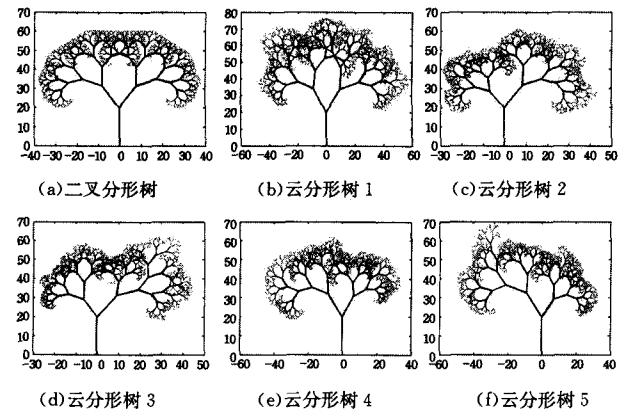


图7 均匀高斯云用于二叉分形树

给定原始数据集 $\{\alpha, \beta, LB, RB\}$,以长度为 L 的线段为初始树干,分形树按照如下的规则R2产生:

(1)以长度为 L 的垂直线段为初始树干,取线段的黄金分割点,从该点出发向左边分出夹角为 α 、长度为黄金分割率 LB 与原线段长度的积的左树枝,从该点出发向右边分出夹角为 β 、长度为黄金分割率 RB 与原线段长度的积的右树枝。

(2)分别从左、右树枝的黄金分割点出发向左、右两边分出夹角为 α 和 β 、长度为黄金分割率与左、右树枝长度的积的4个树枝。

(3)重复步骤(2),迭代若干次完成深度迭代过程。

(4)同理,在树干和树枝上选取若干个分支点进行深度迭代,实现层次迭代过程。

如果设置 $\{\alpha = \beta = 30^\circ, LB = RB = 0.382\}$,初始线段 L 长

度为400,层次迭代次数为10,深度迭代终止条件为分支长度小于10,得到如图8(a)所示的分形树。设定每个概念的3个数字特征参数: $\alpha(30^\circ, 0.1, 0.01), \beta(30^\circ, 0.1, 0.01), LB(0.382, 0.05, 0.001), RB(0.382, 0.05, 0.001)$,每次迭代都利用均匀高斯正向云发生器算法生成不确定的左偏角 α' 、右偏角 β' 、左长度比例 LB' 、右长度比例 RB' ,同样层次迭代10次,深度迭代终止条件为分支长度小于10,可以得到不同形状随机变异分形树,如图8所示。

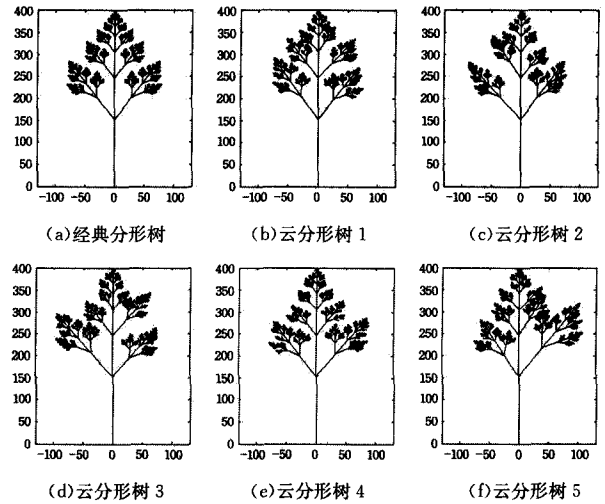


图8 均匀高斯云用于经典分形树

结束语 云模型用3个数字特征即期望、熵和超熵表示自然语言描述的定性概念,通过正向云发生器算法生成云滴表示定性概念的定量数据。高斯云模型的普适性源于高斯分布的普遍性,将均匀分布引入到云模型有利于深化对云模型概念的理解,同时扩展了云模型的实际应用范围。常规的分形树都具有确定性,应用高维均匀高斯云模型能有效地模拟分形树生长过程的不确定性。

参考文献

- [1] Li De-yi. Uncertainty in knowledge representation [J]. Engineering Science, 2000, 2(10): 73-79 (in Chinese)
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
- [2] 李德毅, 杜鹂. 不确定性人工智能(第2版)[M]. 北京: 国防工业出版社, 2014: 40-92
- [3] Gou Jin. N-D normal membership cloud model based on region partition [J]. Journal of Software, 2010, 5(3): 288-295
- [4] Chen Hao, Li Bing. Approach to uncertain reasoning based on cloud model [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2011, 32(12): 2449-2455 (in Chinese)
陈昊, 李兵. 基于云模型的不确定性推理方法[J]. 小型微型计算机系统, 2011, 32(12): 2449-2455
- [5] Zhang Ying-jie, Shao Sui-feng. Cloudhypemutation particle swarm optimization algorithm based on cloud model [J]. Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2011, 24(1): 90-95 (in Chinese)
张英杰, 邵岁锋. 一种基于云模型的云变异粒子群算法[J]. 模式识别与人工智能, 2011, 24(1): 90-95

(下转第246页)

在借款人信用评估方面,信息融合的方法应用较少,本文初步结合第三方数据,运用粒计算的信息融合方法对 P2P 网络借贷用户的信用评估进行更准确的评估以及印证,从而为用户带来相对安全的交易环境。但是这里只是初步将运用粒计算的信息融合这种方法运用到 P2P 网贷中,一定还有其他信息融合的方法能对借款人的信用进行更精确的信用评估,使 P2P 网贷这一新生事物能够更加成熟、更加完善。

参 考 文 献

- [1] 谢平,邹传伟,刘二海. 互联网金融手册[M]. 中国人民大学出版社,2014
 - [2] Lin Ming-feng. Judging Borrowers by Company They Keep: Friendship Networks and Information Asymmetry in Online Peer-to-Peer Lending [J]. Management Science, 2013, 59(1): 17-35
 - [3] Agarwal S, Hauswald R B. The Choice between Arm's-length And relationship Debt: Evidence From Loans[OL]. <http://ssrn.com/abstract=968010>
 - [4] Fama E. What's Different about Banks[J]. Monetary Econom, 1972, 15(1): 29-39
 - [5] Handbook of Economic Growth[M/OL]. Durlauf SN, eds. <http://ideas.repec.org/b/eee/growth/1.html>
 - [6] Granovetter M. The Strength of Weak Ties. Amer[J]. J. Social, 1972, 78(6): 1360-1380
 - [7] Coleman J S. Social Capital in The Creation of Human Capital. Amer[J]. Social, 1988, 94(Supplement): S95-S120
 - [8] Angelini E, Tollo G, Roli A. A Neural Network Approach for Credit Risk Evaluation[J]. Q. Rev. Econ. Finance, 2008, 48: 733-755
 - [9] Wang Run-hua. Based on Improved Support Vector Machine of Consumer Credit in the Personal Credit Evaluation Model[J]. Statistics and Decision, 2010(11): 54-56 (in Chinese)
王润华. 基于改进支持向量机的消费信贷中个人信用评估模型[J]. 统计与决策, 2010(11): 54-56
 - [10] Liang Ji-ye, Qian Yu-hua, et al. Granular Computing Theory and Methods of Data Mining [J]. China Science, 2015, 11: 1355-1369 (in Chinese)
梁吉业, 钱宇华, 等. 大数据挖掘的粒计算理论与方法[J]. 中国科学, 2015, 11: 1355-1369
 - [11] Xu Ji, Wang Guo-ying, et al. Big Data Processing Based on Granular Computing [J]. Journal of Computer, 2015, 38(8): 1497-1517 (in Chinese)
徐计, 王国胤, 等. 基于粒计算的大数据处理[J]. 计算机学报, 2015, 38(8): 1497-1517
 - [12] Zhang Wen-xiu, Xu Wei-hua, et al. The Cognitive Model Based on Granular Computing [J]. Journal of Engineering Mathematics, 2007, 24(6): 957-971 (in Chinese)
张文修, 徐伟华, 等. 基于粒计算的认知模型[J]. 工程数学学报, 2007, 24(6): 957-971
 - [13] Angilella S, Mazzu S. The Financing of Innovative SMEs: A Multicriteria Credit Rating Model [J]. European Journal of Operational Research, 2015, 244
 - [14] Fu Y M, et al. P2P Network of Credit Risk Assessment [J]. Finance and Economics, 2014(21): 162-165 (in Chinese)
傅彦铭, 等. P2P 网络贷款信用的风险评估[J]. 财经横, 2014(21): 162-165
 - [15] Zhang Liang, et al. Data Mining Method Based on Information Fusion in the Application of the Company's Financial Early Warning [J]. Chinese Management Science, 2015, 10(23): 170-176 (in Chinese)
张亮, 等. 基于信息融合的数据挖掘方法在公司财务预警中的应用[J]. 中国管理科学, 2015, 10(23): 170-176
 - [16] Ye Jing-jing, et al. P2P Network Personal Loan Credit Evaluation Research both at Home and Abroad [J]. Commercial Economy Research, 2015(31): 103-111 (in Chinese)
叶菁菁, 等. P2P 网贷个人信用评估国内外研究综述[J]. 商业经济研究, 2015(31): 103-111
-
- (上接第 241 页)
- [6] Wang Shang-guang, Sun Qi-bo, Zhang Guang-wei, et al. Uncertain QoS-aware skyline service selection based on cloud model [J]. Journal of Software, 2012, 23(6): 1397-1412 (in Chinese)
王尚广, 孙其博, 张光卫, 等. 基于云模型的不确定性 QoS 感知的 Skyline 服务选择[J]. 软件学报, 2012, 23(6): 1397-1412
 - [7] Zhang Shi-bin, Xu Chun-xiang. Study on the trust evaluation approach based on cloud model [J]. Chinese Journal of Computers, 2013, 36(2): 422-431 (in Chinese)
张仕斌, 许春香. 基于云模型的信任评估方法研究[J]. 计算机学报, 2013, 36(2): 422-431
 - [8] Li De-yi, Liu Chang-yu. Study on the universality of the normal cloud model [J]. The Chinese Engineering Science, 2004, 6(8): 28-33 (in Chinese)
李德毅, 刘常昱. 论正态云模型的普适性[J]. 中国工程科学, 2004, 6(8): 28-33
 - [9] Liu Chang-yu, Li De-yi, Du Yi, et al. Some statistical analysis of the normal cloud model [J]. Information and Control, 2005, 34(2): 236-239 (in Chinese)
刘常昱, 李德毅, 杜鹤, 等. 正态云模型的统计分析[J]. 信息与控制, 2005, 34(2): 236-239
 - [10] Li De-yi, Meng Hai-jun, Shi Xue-mei. Membership clouds and membership cloud generators [J]. Journal of Computer Research and Development, 1995, 32(6): 15-20 (in Chinese)
李德毅, 孟海军, 史学梅. 隶属云和隶属云发生器[J]. 计算机研究与发展, 1995, 32(6): 15-20
 - [11] Liu Chang-yu, Feng Mang, Dai Xiao-jun, et al. A new algorithm of backward cloud [J]. Journal of System Simulation, 2004, 16(11): 2417-2420 (in Chinese)
刘常昱, 冯芒, 戴晓军, 等. 基于云 X 信息的逆向云新算法[J]. 系统仿真学报, 2004, 16(11): 2417-2420
 - [12] Chen Hao, Li Bing, Liu Chang-yu. An algorithm of backward cloud without certainty degree [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2015, 32(3): 544-549 (in Chinese)
陈昊, 李兵, 刘常昱. 一种无确定度的逆向云算法[J]. 小型微型计算机系统, 2015, 32(3): 544-549