

基于云模型间贴近度的相似度量法^{*}

金璐, 覃思义

(电子科技大学 数学与科学学院, 成都 611731)

摘要: 在分析模糊理论与云理论的基础上, 提出两种新的基于同类概念云模型间贴近度的定义与计算算法, 并与其他相似的贴近度进行了比较分析。实验结果表明, 所提出的算法形式简单, 在算法精度和算法消耗上有明显优化, 特别在云滴极少仍能保持良好的精度效果。将该方法应用于真实电影评价数据的分类中, 具有较好的可行性和有效性。

关键词: 云模型; 相似性度量; 最大最小贴近度; 算术平均最小贴近度

中图分类号: TP181 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2014)05-1308-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2014.05.005

Similarity measurement between cloud models based on close degree

JIN Lu, QIN Si-yi

(School of Mathematical Sciences, University of Electronic Science & Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract: This paper proposed two kinds of measurements based on close degree between the cloud models had the same nature concepts. Algorithms were simple, especially still maintained the accuracy in few cloud drops. The experimental results show that the proposed algorithm has obvious optimization accuracy and consumption, meanwhile appears good feasibility and validity in classification problems based on cloud model.

Key words: cloud model; similarity measurement; close degree between maximum and minimum; close degree between minimum and arithmetic mean

人类社会和自然界中存在许多不确定性现象, 不确定性包括随机性、模糊性、含糊性和知识的不完备性等。在不确定性的研究中涌现出许多理论和方法, 如概率论、模糊集理论、粗糙集理论等。这些方法和理论在处理各种不确定问题特别是自然语言中的概念时, 往往只是从各种不确定性中选取单一角度来处理, 存在一定的局限性。目前大多数用于数据挖掘和知识发现的理论和方法是研究从定量数据中抽取概念, 而人类的认知过程包括从定量到定性、从定性到定量两个过程^[1]。云模型是一个以概率统计与模糊集理论为基础, 研究定性定量转换的认知模型^[1]。云模型的应用过程中常需要对不同的云进行比较, 如分类、聚类、相似性搜索等。比较同类概念不同形态的云的关系就涉及到计算云相似度的问题。因此, 云模型相似度计算方法的优劣直接影响到应用效果。

目前, 有关云模型相似度量算法的文献并不多。文献[2]提出基于云滴距离的相似度量方法, 虽然能够表示云模型的相似度, 但消耗的时间大。文献[3]在云滴分布特性的基础上对文献[2]算法进行改进, 提出一种基于区间的云相似度量算法。文献[4]将云模型的数字特征作为向量, 利用夹角余弦来衡量云模型间的相似度问题, 并成功应用在协同过滤推荐算法中。此方法虽在协同过滤算法中取得了较好的效果, 但常常云的期望值远大于熵和超熵, 使得该相似度容易忽视熵和超熵两个数字特征的作用。文献[5]提出了两种正态云模型相似度量计算方法, 以期望曲线相似程度或最大边界曲线的相似程度对正态云模型相似度的定量表示。但该方法完全忽略了超熵的影响,

即能够反映正态云的几何特征, 所有的云滴都围绕正态云期望曲线的附近随机波动, 但波动程度不可以刻画。本文提出了一种基于云模型贴近度的相似度量方法。

1 云模型

云模型是李德毅院士提出的用语言值表示的某个定性概念与其定量表示之间的不确定性转换模型, 用以反映自然语言中概念的不确定性, 从经典的概率理论给出模糊隶属度的解释^[6]。

定义1 设 U 是一个用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 的隶属度 $\mu(x) \in [0, 1]$ 是有稳定倾向的随机数。 $\forall x \in U, x \rightarrow \mu(x)$, 则 x 在论域 U 上的分布称为云, 每一个 x 称为一个云滴^[7]。

云模型用三个数字特征来整体表征一个概念:

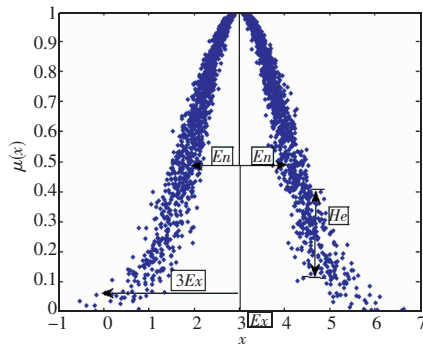
a) 期望 Ex (expectation)。云覆盖范围下的面积的形心所对应论域上的值, 是最能够代表定性概念的点。

b) 熵 En (entropy)。定性概念的不确定性度量, 一方面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; 另一方面又是定性概念模糊性的度量, 反映了论域空间中可被概念接受的云滴的取值范围。用同一个数字特征来反映随机性和模糊性, 也必然反映了它们之间的关联性。

c) 超熵 He (hyper entropy)。它是熵的不确定性度量, 即熵的熵, 用来描述云的厚度, 由熵的随机性和模糊性共同决定, 如图1所示。

收稿日期: 2013-07-09; 修回日期: 2013-09-05 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60902074)

作者简介: 金璐(1988-), 女, 安徽池州人, 硕士研究生, 主要研究方向为数据处理与挖掘(jinlu1027@163.com); 覃思义(1971-), 男, 副教授, 硕士, 主要研究方向为信息提取、数学建模。

图1 CG(3,1,0.15)生成的 $C(x, \mu)$ 云图

正态云是最重要的一种云模型,其普遍适用性建立在正态分布的普适性和钟形隶属函数的普适性基础之上。

定义2 设 U 是一个用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,若 x 满足 $x \sim N(Ex, En^2)$,其中, $En' \sim N(En, He^2)$,且 x 对 C 的隶属度满足 $\mu = e^{-\frac{(x-Ex)^2}{2(En')^2}}$,则 x 在论域 U 上的分布称为正态云。

正态云是最重要的云模型,正态云的期望曲线是一个正态型曲线。对于某一定性知识,其相应的正态云对位于 $[Ex + 3En, Ex - 3En]$ 之外的元素均可忽略^[3]。

云发生器算法是实现定性概念与定量数值之间的转换桥梁。正向云发生器通过给定概念云的三个数字特征产生需要的云滴;逆向云发生器是根据一定量的数据样本的分布特征,将其转换为以数字特征表示的定性概念。

2 相似云及相似云算法

通常同类概念不同形态的云的关系常涉及到计算云相似度的问题。由于云是由三个数字特征来表征决定其整体形态,可以利用云的三个数字特征来研究云之间的相似性问题。

若描述同一个定性概念的两个云或多个云之间有一定的相似性,就称这些云之间互为相似云或等价云。这里“一定的

相似性”是指云之间的相似度小于给定的相似度阈值^[3]。

理论上,表征某个定性概念的云是由无限多个云滴组合而成,而实际上只能用有限个云滴的组合来表征其整体形状。因而即使是同参数的云,由于云滴有限,也只能认为是极其相似而不会是相同的。如引言所述,相似性度量分析方法有很多种。模糊数学的聚类分析中,常用到建立基于各种相似度的模糊相似矩阵。由于云本身是将模糊数学中的隶属度随机化,具有某些相同的特性,因此在考虑同类概念不同云模型之间的相似度问题时,可以借鉴一些模糊理论中经典有效的方法。本文在综合考虑云本身的特殊性、云之间的相似性和模糊数学相关理论的基础上,提出两种基于贴近度的云模型相似性度量算法。

无数的云滴构成云模型,容易想到云模型间相似度越大,其云图中重合的云滴数也越多。贴近度正是刻画云模型间云图中云滴重合部分的范围大小。

2.1 最大最小贴近度

设 $X1(x_1, x_2, \dots, x_{1n})$ 是云模型 $C1(Ex_1, En_1, He_1)$ 产生的 n 个云滴, $X2(x_2, x_2, \dots, x_{2n})$ 是云模型 $C2(Ex_2, En_2, He_2)$ 产生的 n 个云滴。

$$MMCM(C1, C2) = \frac{\sum_{k=1}^n (x_{1k} \wedge x_{2k})}{\sum_{k=1}^n (x_{1k} \vee x_{2k})} \in [0, 1] \quad (1)$$

其中:符号 $\wedge$ 、 $\vee$ 分别表示两数之间取小、取大。

最大最小贴近度(maximum and minimum based cloud model, MMCM)算法描述的是云模型间重叠部分的云滴所占的比例,重叠部分越多,MMCM($C1, C2$)值越大,说明两云间的相似度越大。如图2所示,各云图中下线段表示的是两云模型的云滴作取小运算后云滴的取值范围,上线段表示两云模型的云滴作取大运算后云滴的取值范围。图2显示出熵 En 与超熵 He 相同的条件下,期望 Ex 对两云模型间相似度的影响。两云模型的期望值越接近,MMCM($C1, C2$)值越大,两线段重合范围越大,云间相似度就越大,同时表明此算法刻画云间相似度的可行性。

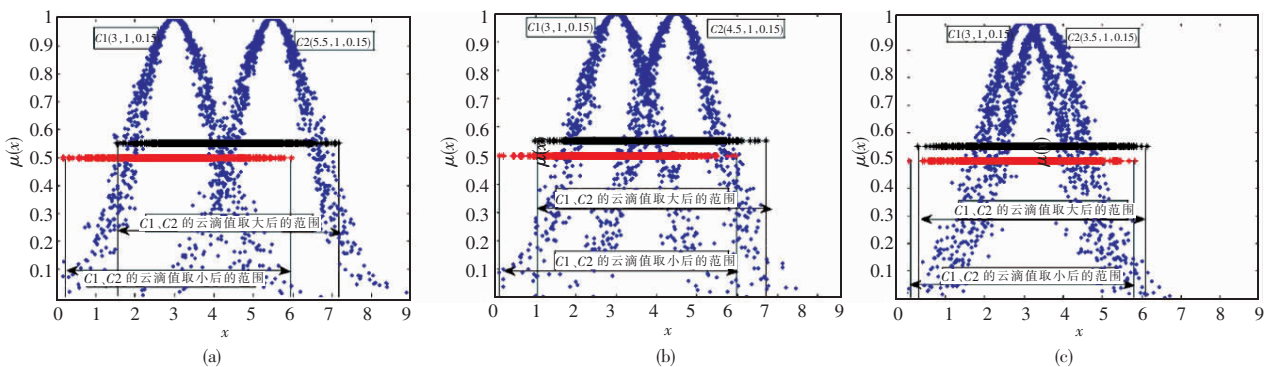


图2 MMCM 算法的解析

具体云相似性度量算法如下:

算法1 云模型相似度算法

输入:两个云模型 $C1(Ex_1, En_1, He_1)$ 、 $C2(Ex_2, En_2, He_2)$ 和相似度阈值 δ 。

输出:云模型相似度 $MMCM(C1, C2)$ 。

a) 两个云 $C1(Ex_1, En_1, He_1)$ 、 $C2(Ex_2, En_2, He_2)$ 通过云发生器各产生出 n 个云滴;

b) 将各自的云滴按横坐标从小到大进行排序;

c) 对云滴进行筛选,保留落在 $[Ex - 3En, Ex + 3En]$ 范围内的云滴;

d) 设筛选后的两个云的云滴数为 $n1$ 和 $n2$,对云滴按横坐标从小到大进行排序,保存在集合 $drop1$ 和 $drop2$ 中;

e) 假设 $n1 \geq n2$,云滴集合 $drop1$ 有 C_{n1}^{n2} 个组合 $drop1_j, j \in [1, 2, \dots,$

$C_{n1}^{n2}]$,若 $n1 < n2$,则与此雷同;

f) 将两集合 $drop1_j$ 、 $drop2_j$ 按对应的次序计算

$$MMCM(C1_j, C2_j) = \frac{\sum_{k=1}^{n2} (drop1_{j_k} \wedge drop2_{j_k})}{\sum_{k=1}^{n2} (drop1_{j_k} \vee drop2_{j_k})}$$

g) $MMCM(C1, C2) = \sum MMCM(C1_j, C2_j) / C_{n1}^{n2}$,若 $MMCM(C1, C2) \geq \delta$ 则两个云相似,否则不相似。

在算法1的步骤e)中,如果筛选后的云的云滴数量不一致,那么就以云滴数较少的云为基准,在云滴数较多的云中只选择 $n2$ 个云滴,即这样的组合有 C_{n1}^{n2} 种。当 $n1, n2$ 值较大时,而其差值较小且不为零的情况下得到的组合数 $C_{n1}^{n2} = C_{n1}^{n1-n2}$ 是

个非常大的数,上述算法计算代价显然太高。为此引用文献[3]证明结论:在 n_1 与 n_2 不等的情况下,是否进行组合运算,最终得到的相似度值相差无几,因此,可用将多余的云滴直接舍弃的思想来进行相似度的计算。对此作如下算法改进:

算法2 云模型相似度算法

输入:两个云模型 $C1(E_{x1}, E_{n1}, He_1)$ 、 $C2(E_{x2}, E_{n2}, He_2)$ 和相似度阈值 δ 。

输出:云模型相似度 $MMCM(C1, C2)$ 。

a) 两个云 $C1(E_{x1}, E_{n1}, He_1)$ 、 $C2(E_{x2}, E_{n2}, He_2)$ 通过云发生器各产生出 n 个云滴;

b) 将各自的云滴按横坐标从小到大进行排序;

c) 对云滴进行筛选,保留落在 $[Ex - 3En, Ex + 3En]$ 范围内的云滴;

d) 设筛选后的两个云的云滴数为 n_1 和 n_2 ,对云滴按横坐标从小到大进行排序,保存在集合 $drop1$ 和 $drop2$ 中;

e) 若 $n_1 \geq n_2$,则在 $drop1$ 中随机选取 n_2 个云滴,舍弃多余云滴,更新集合 $drop1$ (将 $drop1$ 中的云滴重新按从小到大进行排序),若 $n_1 < n_2$,则与此雷同;

f) 将两集合 $drop1$ 、 $drop2$ 按对应的次序计算:

$$MMCM(C1, C2) = \frac{\sum_{k=1}^{n_2} (drop1_k \wedge drop2_k)}{\sum_{k=1}^{n_2} (drop1_k \vee drop2_k)} \quad (\text{当 } n_1 \geq n_2 \text{ 时})$$

若 $MMCM(C1, C2) \geq \delta$ 则两个云相似,否则不相似。

2.2 算术平均最小贴近度

设 $X1(x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n})$ 是云模型 $C1(E_{x1}, E_{n1}, He_1)$ 产生的 n 个云滴, $X2(x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2n})$ 是云模型 $C2(E_{x2}, E_{n2}, He_2)$ 产生的 n 个云滴。

$$AMMCM(C1, C2) = \frac{\sum_{k=1}^n (x_{1k} \wedge x_{2k})}{\frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (x_{1k} + x_{2k})} \in [0, 1] \quad (2)$$

这里的算术平均最小贴近度(arithmetic mean and minimum based cloud model, AMMCM)是基于两云间云滴取小与算术平均后的比值来描述云间相似程度,同样也是通过刻画两云模型间的云滴的重叠部分所占比例,从而反映出云模型间的相似程度。MMCM 算法是根据两云间云滴取小取大后的比值描述云间相似程度,结果相对准确,但由于是利用取大取小间的差距,对不同样本取值的结果反应较 AMMCM 算法激烈些。

基于贴近度的 MMCM 和 AMMCM 算法形式简单,易于软件实现,且适用于任何组合形式的云模型间的相似性问题,如半云、组合云等。

3 实验及分析

首先通过仿真实例来分别对 MMCM 和 AMMCM 算法进行

数值比较,并分析比较文献[3]提出的 CS 算法、文献[4]提出的 IBCSC 算法、文献[5]提出的 ECM、MCM 算法和文献[7]提出的 LICM 算法的结果和联系。为了更好地说明本文所提出的两种云模型相似度计算方法与其他算法之间的差异性,分别采用文献[4,5]中的示例数据进行数据实验。最后通过真实电影评价数据进行本文所提算法与其他算法的比较,进一步验证 MMCM 和 AMMCM 算法的可行性与有效性。

3.1 仿真实验

为了比较 MMCM 和 AMMCM 算法与 CS 算法、IBCSC 算法的计算精度,采用文献[4]利用的两个数字特征相同的云 $C1(6, 1.5, 0.25)$ 和 $C2(6, 1.5, 0.25)$,分别令产生的云滴数为 5 ~ 250 (步长取 5) 进行对比实验,结果如图 3 所示。

由图 3 易看出,本文所提出的 MMCM 和 AMMCM 算法明显优于其他两种算法的精度:a) 在云滴数仅为 5 时 MMCM 和 AMMCM 算法就已有很高的精度;b) 两种算法在整个云滴数的范围内基本趋于平稳状态,且在云滴数为 25 时均已达到稳定的高精度。从图 3 中也易看出,AMMCM 比 MMCM 算法的精度稍高,这是因为基于云滴 x 之间的最小算术平均值间的比值要更大于最小最大值间的比值。CS 算法精度随云滴数的增长影响较大,云滴数 50 以内基本达不到实验所需效果。IBCSC 算法虽然减少了参加计算的云滴却使得在云滴数较少时有部分缺失值,大大削减了算法精度。

综上,本文提出的两种算法因高精度、高平稳和收敛快的优良特性,使得在面临相似度计算时不仅可以保证高精度,而且可以有效地节省存储空间和时间复杂度。这里需要特别指出的是,由于 MMCM 和 AMMCM 算法对云滴数的要求极低,因此本文及以后所涉及到这两种算法,生成云滴数可一律取 $n = 50$ 。选取在文献[5]实验中出现的四个云模型为

$$C1 = [1.5000, 0.6266, 0.3390], C2 = [4.6000, 0.60159, 0.30862]$$

$$C3 = [4.4000, 0.75199, 0.27676], C4 = [1.6000, 0.60159, 0.30862]$$

分别利用本文与其他文献所提的所有算法,为保证所有算法结果的准确性,统一云滴数 $n = 1000$ (MMCM 和 AMMCM 算法除外),取 1000 次运算的均值作为最后计算结果,如表 1 所示。可以发现,MMCM 和 AMMCM 算法和其他算法的结果相一致,即 $C1$ 和 $C4$ 为一类, $C2$ 和 $C3$ 为一类,并且 MMCM 和 AMMCM 算法相较 IBCSC、LICM 算法更能体现不同类云模型间的差异性。这使得本文所提的两种算法能有效保证在处理基于云模型分类问题时更能提高分类准确率。

表 1 各相似度算法对云模型之间相似度的检验结果比较

LICM 算法	C1	C2	C3	C4	MMCM 算法	C1	C2	C3	C4	AMMCM 算法	C1	C2	C3	C4
C1	1	0.96	0.97	0.99	C1	1	0.33	0.34	0.94	C1	1	0.49	0.51	0.97
C2		1	0.99	0.97	C2		1	0.95	0.35	C2		1	0.98	0.52
C3			1	0.98	C3			1	0.36	C3			1	0.53
C4				1	C4				1	C4				1
IDCSC 算法	C1	C2	C3	C4	ECM 算法	C1	C2	C3	C4	MCM 算法	C1	C2	C3	C4
C1	1	0.73	0.75	0.99	C1	1	0.01	0.04	0.94	C1	1	0.33	0.37	0.96
C2		1	0.98	0.74	C2		1	0.86	0.01	C2		1	0.95	0.38
C3			1	0.75	C3			1	0.04	C3			1	0.37
C4				1	C4				1	C4				1

3.2 实证分析

为了验证 MMCM 和 AMMCM 算法面对真实数据时的可行性、有效性,这里采用 MoiveLens 站点提供的影评数据集,从该站点下载 1997 年 9 月 19 日 ~ 1998 年 5 月 22 日的数据集,包

括 943 个用户对 1 682 个项目(影片)的 10 万条投票记录,用户评分数据集的稀疏等级为 $1 - 100000 / (943 \times 1682) = 0.9370$,把记录按照 80% 和 20% 的比例划分为训练集和测试集^[7]。文献[5,7]已经分别证实 LICM、ECM、MCM 算法在基于本数据集时协同过滤(collaborative filtering)推荐算法中的有

效性和优越性,因此,本实验主要进行 MMCM、AMMCM 算法与 LICM、ECM、MCM 算法之间的比较分析。推荐质量的评价标准同样采用平均绝对偏差 (MAE)^[7] 来衡量,即 MAE 值越小,预测越准确,推荐质量越高。实验计算结果如图 4 所示。

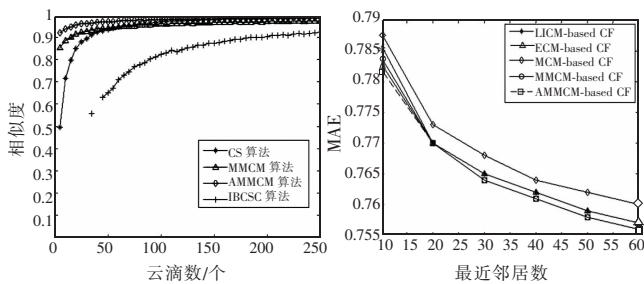


图3 云滴数对各算法所计算出云模型间相似度的精度影响

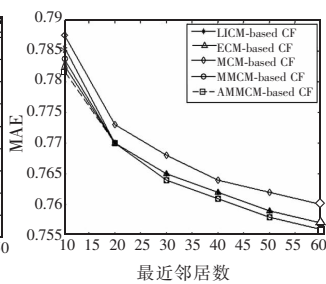


图4 最近邻居数对基于各相似度量算法的CF的MAE值的影响

从图4中易发现五种算法的MAE值随最近邻居数变化的趋势大体一致,MMCM与AMMCM算法的MAE值基本上小于其他三种算法的MAE值,说明基于本文所提算法的协同推荐质量总体优于基于LICM、ECM、MCM算法的效果。MMCM、AMMCM算法除在邻居数为10时MAE值有所差异,其他位置完全一致。由以上实验效果验证了MMCM与AMMCM算法在面对实际数据集时的可行性和有效性。

4 结束语

基于云模型的相似度量方法的改进不仅从理论上丰富了云模型体系,在应用上更有其实际意义。本文所提的MMCM和AMMCM算法是在分析和联系模糊数学理论与云理论的基础上提出的一种基于云间贴近度的相似度量分析方法。两种算法均具有形式简单、精度高的优良特性,且能在云滴数极少的情况下依然保持算法的高精确性。算法不仅适用于传统正态云模型,而且适用于其他任何形式云如半云、组合云等。最

后通过实验验证了MMCM和AMMCM算法在对正态云模型描述方面的可行性和有效性,取得了良好效果。

云模型是一种处理定性与定量之间转换的良好模型。如何应用相似云及其相似度量分析方法将是未来的一个发展方向,改进现有相似度量分析方法亦是今后的工作要点。

参考文献:

- [1] 苗夺谦,李德毅,姚一豫,等. 不确定性与粒计算[M]. 北京:科学出版社,2011:1-25.
- [2] 刘常显,李德毅,杜鹃,等. 正态云模型的统计分析[J]. 信息与控制, 2005,34(4):236-239.
- [3] 张勇,赵东宁,李德毅. 相似云及其度量分析方法[J]. 信息与控制, 2004,33(2):129-132.
- [4] 蔡绍滨,方伟,赵靖,等. 基于区间的云相似度比较算法的研究[J]. 小型微型计算机系统,2011,32(12):2456-2460.
- [5] 李海林,郭崇慧,邱望仁. 正态云模型相似度计算方法[J]. 电子学报, 2011,39(11):2561-2567.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 李德毅,杜鹃. 不确定性人工智能[M]. 北京:国防工业出版社, 2005:144-150.
- [9] 胡宝清. 模糊理论基础[M]. 武汉:武汉大学出版社,2010:187-221.
- [10] 刘常显,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):2417-2421.
- [11] LI De-yi, HAN Jia-wei, SHI Xue-mei, et al. Knowledge representation and discovery based on linguistic atoms[J]. Knowledge-based Systems, 1998,10(7):431-440.
- [12] LI De-yi. Knowledge representation in KDD based on linguistic atoms[J]. Journal of Computer Science and Technology, 1997, 12(6):481-491.

(上接第1301页)

- [45] LÉCUÉ F. Optimizing QoS-aware semantic Web service composition [C]//Proc of the 8th International Semantic Web Conference. Berlin:Springer,2009:375-391.
- [46] OMG. Unified modeling language (UML) [EB/OL]. (2007-11-04) [2013-10-01]. <http://www.omg.org/spec/UML/2.1.2/Infrastructure/PDF>.
- [47] KAVANTZAS N, BURDETT D, FLETCHER T, et al. Web services choreography description language [EB/OL]. (2005-11-09) [2013-10-01]. <http://www.w3.org/TR/ws-cdl-10/>.
- [48] CHINOSI M, TROMBETTA A. BPMN: an introduction to the standard [J]. Computer Standards & Interfaces, 2012,34(1):124-134.
- [49] YEUNG W L. A formal and visual modeling approach to choreography based Web services composition and conformance verification[J]. Expert Systems with Applications, 2011,38(10):12772-12785.
- [50] FOSTER H, UCHITEL S, MAGEE J, et al. Model-based verification of Web service compositions[C]//Proc of the 18th IEEE International Conference on Automated Software Engineering. 2003:152-161.
- [51] SHENG Q Z, MAAMAR Z, YAO Li-na, et al. Behavior modeling and automated verification of Web services[J]. Information Sciences, 2014,258(2):416-433.
- [52] BENTAHAR J, YAHYAOU H, KOVA M, et al. Symbolic model checking composite Web services using operational and control behaviors [J]. Expert Systems with Applications, 2013,40(2):508-522.
- [53] NI Yue, FAN Yu-shun. Model transformation and formal verification for semantic Web services composition[J]. Advances in Engineering Software, 2010,41(6):879-885.
- [54] KAZHAMI AKIN R, PISTORE M. Static verification of control and data in Web service compositions[C]//Proc of International Conference on Web Services. 2006:83-90.
- [55] DUMEZ C, BAKHOUEA M, GABER J, et al. Model-driven approach supporting formal verification for Web service composition protocols [J]. Journal of Network and Computer Applications, 2013, 36(4):1102-1115.
- [56] CAMBRONERO M E, DIAZ G, VALERO V, et al. Validation and verification of Web services choreographies by using timed automata [J]. Journal of Logic and Algebraic Programming, 2011,80(1):25-49.
- [57] RAVN A P, SRBA J, VIGHIO S. Modelling and verification of Web services business activity protocol[C]//Proc of the 17th International Conference on Tools and Algorithms for the Construction and Analysis of Systems. Berlin:Springer,2011:357-371.
- [58] TAN Wei, FAN Yu-shun, ZHOU Meng-chu. A Petri net-based method for compatibility analysis and composition of Web services in business process execution language [J]. IEEE Trans on Automation Science and Engineering, 2009,6(1):94-106.