

基于云仿真环境数据挖掘的服务分类方法

甘杨兰¹,赵梅²,牛森²,邹国兵²

(1. 东华大学计算机科学与技术学院,上海 201620;

2. 上海大学计算机工程与科学学院,上海 200444)

摘要:服务分类已成为影响服务发现和服务组合优化性能与效率的重要因素,为了有效实现 Web 服务分类,提出了一种云仿真环境的服务分类方法,采用三种服务特征向量提取方式,获取服务语法和语义的服务特征向量集,并在五种经典分类算法上训练特征向量集,生成最优的服务分类模型。仿真云模型环境服务的随机分布,由最优服务分类模型判定云平台中的服务类别。改进方法在 1007 个标准 OWL-S 描述的语义 Web 服务中进行了实验。实验结果表明,以综合服务特征提取方式,利用 SVM 分类算法训练的服务分类模型优于其它服务分类器。

关键词:服务分类;特征提取;分类算法;云平台

中图分类号:TP301.6; IP311.52 文献标识码:B

Service Classification Method under Cloud Simulation Environment Based on Data Mining

GAN Yang-lan¹, ZHAO Mei², NIU Sen², ZOU Guo-bing²

(1. School of Computer Science and Technology, Donghua University, Shanghai 201620, China;

2. School of Computer Engineering and Science, Shanghai University, Shanghai 200444, China)

ABSTRACT:Service classification has become an important factor that directly affects the optimization performance and efficiency on service discovery and service composition. To effectively implement service classification, this paper proposes a Web service classification method under cloud simulation environment. The method adopts three service feature vector extraction methods to characterize service features from the perspective of syntax and semantics, respectively. Also, five classic classification algorithms have been integrated to train service feature vectors and generate multiple service classification models, where the optimal one can be selected by the service classification accuracy. On the basis of random distribution of Web services in cloud simulation environment, the selected optimal service classifier has been used to classify the category of cloud services. The simulation experiments have been conducted on 1007 standard Web services with OWL-S description. The experimental results show that, by using comprehensive Web service feature extraction way together with SVM classification algorithm, the trained service classifier is better than other service classification models.

KEYWORDS:Service classification; Feature extraction; Classification algorithm; Cloud Platform

1 引言

近年来,随着计算机网络及其应用平台的快速发展,Web 服务作为一种新兴的应用模式是 Web 上数据和信息集成的有效机制^[1]。作为一种崭新的分布式计算模型,Web 服务用以支持网络中不同机器间互操作。当前互联网中存在着大量 Web 服务,且分布在不同的应用平台中,特别是近年来快速发展云平台。

在 Web 服务的研究中,如何有效地采用数据挖掘中的

基金项目:本文获得国家自然科学基金项目资助(61300100, 61303096);上海市自然科学基金项目资助(13ZR1454600, 13ZR1451000);教育部博士点基金项目资助(20133108120029);中央高校基本科研业务费专项资金资助(13D111206);上海市教委科研创新项目资助(14YZ017)

收稿日期:2014-07-01 修回日期:2014-08-05

分类算法,将源于多个云平台中的海量 Web 服务以功能为驱动进行分类,将利于形成各类功能特色鲜明的云服务平台。同时,服务分类已成为服务计算研究领域中的一个急需解决的重要问题,它对于提高服务发现^[2]和服务组合^[3]的效率与性能具有关键性影响。

目前,国内外服务计算领域的学者在服务分类方向已有相关研究成果。Katakis 等提出了一种基于 OWL-S^[4] 描述的 Web 服务分类方法,在特征提取过程中只考虑服务特征权重为 0 和 1 两种情况^[5]。Crasso 等提出了一种 WSDL 的 Web 服务分类方法^[6]。该服务分类方法采用数据挖掘中三种简单分类算法,实现服务分类,然而在分类过程中仍采用语法层面,难以提高分类算法训练服务库生成的服务分类模型的准确率。因此,如何设计并实现一个采用语义描述服务特征且具有高准确性的服务分类模型成为一个需解决的研究问题。

在此研究背景下,提出一种云仿真环境下采用数据挖掘算法的服务分类方法。该方法在 1007 个标准的 OWL-S 描述的语义 Web 服务中开展实验。实验采用三种服务特征提取方式、五种服务分类算法和九种服务特征权重集,训练生成 135 个服务分类模型,并选择出最优服务模型,判定仿真云平台环境下的云服务类型。实验结果表明,该方法下以综合服务特征提取方式,利用 SVM 分类算法训练服务分类模型,优于其它服务分类器,验证了该方法在云仿真环境下实现有效服务分类的可行性。

2 服务分类建模

2.1 问题描述

服务分类对象是 Web 服务及其描述,首先给出 OWL-S 描述的语义 Web 服务定义。

定义 1 (语义 Web 服务):Web 服务表示为一个四元组 $s = (I, O, T, C)$,其中, $I = \{I^1, I^2, \dots\}$ 为服务 s 的输入接口集,且 $I^k \in I$ 为服务本体库中的一个概念; $O = \{O^1, O^2, \dots\}$ 为服务 s 的输出接口集,且 $O^k \in O$ 为服务本体库中的一个概念; T 为服务功能描述; $C \in \{C_1, C_2, \dots, C_M\}$ 是一种预定义的服务类型。

在服务分类过程中,若 s 作为训练集中的 Web 服务,则服务类型为 $C \in \{C_1, C_2, \dots, C_M\}$ 中一种类型;否则,Web 服务 s 的服务类型是未定义的。

定义 2 (服务分类训练库):Web 服务库 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ 。其中,任意 $s_k \in S$ ($1 \leq k \leq N$) 为一个 Web 服务。

在服务分类训练库中,任意一个 Web 服务具有服务类型标签,即服务 s_k ($1 \leq k \leq N$) 类别为给定 $C \in \{C_1, C_2, \dots, C_M\}$ 中一个类别。

定义 3 (服务特征向量):给定一个 Web 服务 $s = (I, O, T, C)$,特征向量用于表达 Web 服务 s 的分类特征,记为 $v_s = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$,其中 n 为特征向量的维度。

服务特征向量维度 n 是由服务分类训练库中所有服务

的输入接口集 I 、输出接口集 O 和文本描述提取生成。

定义 4 (服务特征提取):给定一个服务分类训练库 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$,抽取所有服务输入接口集 I 、输出接口集 O 或功能描述 T ,生成 n 维向量空间。由任意一个服务 $s = (I, O, T, C)$,提取服务 s 的特征向量 $v_s = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$,则服务分类训练库 S 的特征向量集为 $V_S = \{v_{s1}, v_{s2}, \dots, v_{sN}\}$ 。

在服务特征提取过程中,本文拟通过服务输入接口集 I 、输出接口集 O 和功能描述 T 的组合,采用三种服务特征提取方式。

定义 5 (服务分类算法):服务分类算法 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_L\}$ 为数据挖掘中典型的有监督分类算法,即任意的一个 A_k ($1 \leq k \leq L$) 为一个经典的分类算法。

在服务分类过程中,采用数据挖掘中五种经典分类算法,包括 C4.5 算法、朴素贝叶斯 (Naive Bayes) 算法、Ripper 算法、K 近邻 (KNN) 算法和支持向量机 (SVM) 算法。

定义 6 (服务分类模型):给定一个服务分类训练库 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ 的特征向量集 $V_S = \{v_{s1}, v_{s2}, \dots, v_{sN}\}$,由服务分类算法 A_k 训练特征向量集,生成服务分类模型 (记为 M),则服务分类模型是从 V_S 到 A_k 的映射 f ,即:

$$f: V_S \xrightarrow{\text{分类算法 } A_k} M \quad (1)$$

其中, V_S 特征向量集, A_k 是一个服务分类算法, M 则是训练后生成的服务分类模型,即服务分类器。

定义 7 (服务分类):给定一个服务分类模型 M 、一个待分类 Web 服务 s 及其特征向量 $v_s = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$,则由服务分类模型 M 计算生成服 s 的服务类别 C 。服务分类结果是从 v_s 到 M 的一个映射 g ,即:

$$g: v_s \xrightarrow{\text{服务分类器 } M} C \quad (2)$$

其中, v_s 是待分类 Web 服务 s 的特征向量, M 为训练生成的服务分类器, C 是由分类模型计算获得的服务分类,即 $C \in \{C_1, C_2, \dots, C_M\}$ 是预定义的服务分类集中的一个分类结果。

2.2 服务分类架构

在服务分类问题描述的基础上得出,服务分类过程可分为四个步骤。服务分类体系架构,如图 1 所示。服务分类的四个步骤与过程描述分别如下。

Step 1: 服务特征提取。给定一个服务分类训练库 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$,其中,每个 Web 服务 $s = (I, O, T, C)$ 。由特征提取方法为每个 Web 服务 s 生成对应的特征向量 $v_s = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 。因此,特征提取步骤后,生成服务分类训练库 S 的特征向量集,即 $V_S = \{v_{s1}, v_{s2}, \dots, v_{sN}\}$ 。

Step 2: 服务分类模型构建。给定一个服务分类训练库 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ 与特征向量集 $V_S = \{v_{s1}, v_{s2}, \dots, v_{sN}\}$ 、一个服务分类算法 A_k ,由分类算法训练特征向量集生成一个服务分类模型 M ,即服务分类器。

Step 3: 服务类型判定。给定一个服务分类模型 M 、一个待分类 Web 服务 $t = (I, O, T, C)$,其中,服务 t 的分类 C 未

知。服务类型计算是首先将服务 s 经特征提取后,生成对应的特征向量 $v_i = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$,然后作为服务分类模型 M 的输入,计算判定服务 t 的服务类别 C ,即 $C \in \{C_1, C_2, \dots, C_M\}$ 中的一种服务类别。

Step 4: 给定一组服务云平台仿真环境, $Clouds = \{Cloud_1, Cloud_2, \dots, Cloud_R\}$,由服务的云平台随机分布策略,将服务库中每个已分类服务 $t = (I, O, T, C)$,发布到一个云仿真平台。

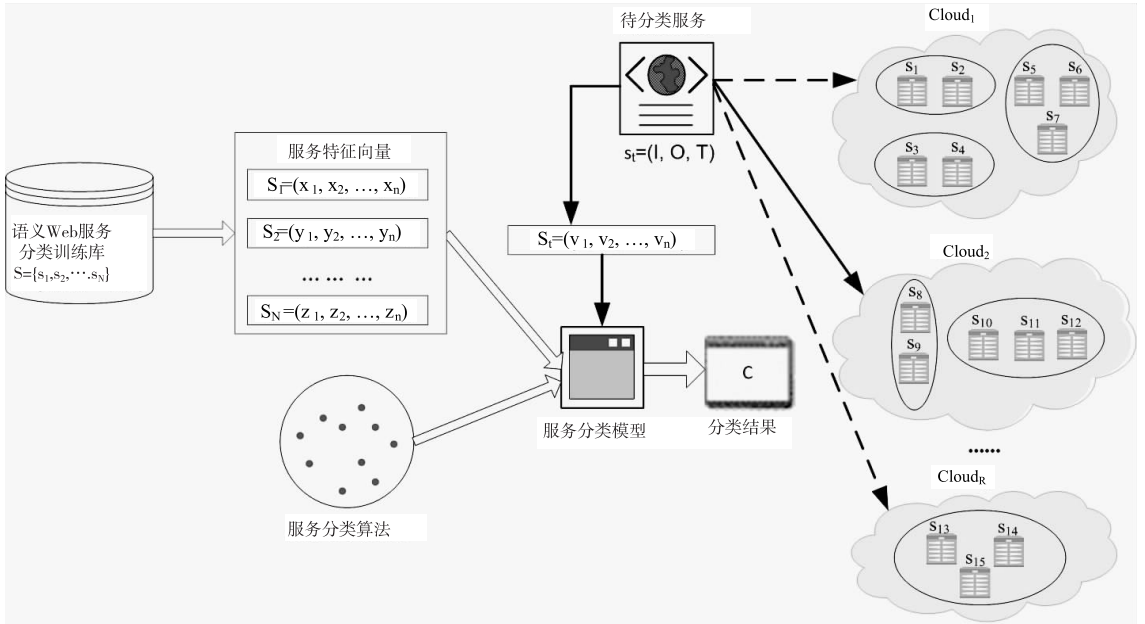


图1 语义 Web 服务分类方法

3 服务特征提取

3.1 服务特征提取方式

服务以 OWL-S 语义规范描述,其中的 $\langle \text{profile}; \text{textDescription} \rangle$ 提供了服务的功能描述,即能提供什么类型服务, $\langle \text{process}; \text{Input} \rangle$ 和 $\langle \text{process}; \text{Output} \rangle$ 分别描述服务在数据转换过程中需要的输入和输出接口,且输入和输出接口集中的参数映射到服务本体库 DO 中。

由于在提取一个服务的特征向量时,需要计算服务中每个维度上特征值,利用服务分类算法 A_k 训练生成服务分类模型 M_k 。因此,在服务特征提取过程,需要给定一组特征权重 $W = \{w_i, w_o, w_p\}$,分别表示服务功能描述、输入接口集和输出接口集中每个维度特征出现一次的特征权重。

给定一个服务 $s = (I, O, T, C)$,分别从服务的 T 和 I/O 中提取特征。考虑三种服务特征提取方式,即语法特征提取 (Text)、语义特征提取 (IO) 和综合特征提取 TN (Text + IO)。因此,本文特征向量提取的类型 Type 分为语法、语义和综合三种方式。

3.2 服务特征提取算法

给定服务分类训练库 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ 、服务本体库 DO、特征权重 $W = \{w_i, w_o, w_p\}$ 、以及特征类型 Type (语法特征、语义或综合特征),算法 1 描述了服务特征向量的提取过程。算法输出服务库特征向量集 $V_S = \{v_{s1}, v_{s2}, \dots, v_{sN}\}$,其

中, v_{s_i} 表达服务 s_i 对应的多维特征向量。

在算法 1 中,首先由特征类型 Type,生成服务特征向量模型 (Lines 2-7);然后,迭代服务库中服务 s ,分别提取 s 中语法、语义或综合特征,并由预定义权重 W 计算特征向量模型中每个维度特征的特征值 (Lines 8-14)。分别生成服务库中每个服务的特征向量 v_s 后,向 V_S 加入服务 s 的服务类型 C ,并将其特征向量并入服务特征向量集 V_S 中 (Lines 15-16);最后,迭代完成服务库中所有服务的特征向量提取,生成并返回服务特征向量集 V_S 。

算法 1: 服务特征提取

输入: 服务分类训练库 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$; 服务本体库

DO; 特征权重 W ; 特征类型 Type;

输出: 服务特征向量集 $V_S = \{v_{s1}, v_{s2}, \dots, v_{sN}\}$;

$V_S \leftarrow \text{NULL}$; // 初始化特征向量集

If (Type 为语法特征)

 读取 S 中服务,生成 m 维特征向量 v_m ;

Else If (Type 语义特征)

 读取本体库 DO,生成 n 维特征向量 v_n ;

Else // 综合特征向量

 读取 S 和 DO,生成 $(m+n)$ 维特征向量 v ;

Foreach $s \in S$ // 迭代提取服务特征向量

If (Type 为语法特征)

 读取 s 中功能描述,由 W 和 v_m 生成对应的特征向

量 v_s ;

Else If (Type 为语义特征)

读取 s 中 I 和 O, 由 W 和 v_n 生成对应的特征向量 v_s ;

Else //综合特征向量

读取 s 中功能描述和 I/O, 由 W 和 v 生成对应的特征向量 v_s ;

$v_s \leftarrow v_s \cup \{C\}$; //向 v_s 增加服务 s 类别 C

$V_s \leftarrow V_s \cup \{v_s\}$;

}

Return V_s ;

4 云仿真服务分类

4.1 服务分类

给定服务分类训练库 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$, 由算法 1 提取每个 Web 服务对应的特征向量, 即生成服务特征向量集 $V_s = \{v_{s1}, v_{s2}, \dots, v_{sN}\}$ 。它为服务分类方法提供了训练模型的数据。

算法 2 描述了服务分类方法的过程, 输入一组服务分类训练库 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ 、经典的分类算法 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_L\}$, 算法输出每个分类算法 A_k 在服务库上的分类模型, 即生成一组服务分类模型的集合 $Models = \{M_1, M_2, \dots, M_L\}$ 。

在算法 2 中, 首先, 初始化服务分类模型集 $Models$, 并调用服务库特征提取算法, 生成服务库 S 的特征向量集 $V_s = \{v_{s1}, v_{s2}, \dots, v_{sN}\}$ (Lines 1-2); 然后, 迭代分类算法 $A_k \in A$, 分别训练生成每个分类算法 A_k 在特征向量集 V_s 上的服务分类模型 M_k , 并入服务分类模型集 $Models$ 中 (Lines 3-7); 最后, 服务分类方法返回多个服务分类器, 即生成的服务分类模型集 $Models$ (Line 8)。

算法 2: 服务分类方法

输入: 服务分类训练库 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$; 经典分类算法 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_L\}$;

输出: 服务分类模型集 $Models = \{M_1, M_2, \dots, M_L\}$;

$Models \leftarrow NULL$; //初始化服务分类模型集

调用算法 1, 生成 S 的特征向量集 V_s ;

Foreach $A_k \in A$ { //迭代训练分类模型

以 A_k 训练特征向量集 V_s ;

生成服务分类模型 M_k ;

$Models \leftarrow Models \cup \{M_k\}$;

}

Return $Models$;

在服务分类方法(算法 2)中可以看出, 调用算法 1 生成特征向量集 V_s 过程中, 假定给出一组特征权重 $W = \{w_i, w_i, w_o\}$, 表示服务特征提取时功能描述、输入/输出接口重要性。因此, 在服务分类模型训练过程中, 给定一组特征权重 $W_c = \{W_1, W_2, \dots, W_g\}$, 则将训练库 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ 经过三种特征提取方式, 组合生成 $3 * g$ 元素组成的特征向量集的

集合 V , 其中 V 中每个元素映射为训练库 S 的一个特征向量集。因此, 给定分类算法 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_L\}$, 任意一个特征向量集 $V_s \in V$ 和一个分类算法 $A_k \in A$, 训练生成一个服务分类模型 M_k 。最优服务分类模型 M^* 为所有训练生成的服务分类模型中, 经服务测试集验证后服务分类准确性最高的服务分类模型:

$$M^* = \arg \max_S \bigcup_{V_s \in V} \bigcup_{A_k \in A} precision(M_k) \quad (3)$$

其中, $precision(M_k)$ 为服务分类模型 M_k 服务分类准确率。在最优服务分类模型求解过程中, 选择最优分类算法时间复杂度表示为 $O(3 * g * L)$, g 为特征权重集个数, L 为服务分类算法数。

由服务分类方法生成的最优服务分类模型 M^* 在云仿真服务分类时, 作为分布在云平台中待分类 Web 服务的分类模型。

4.2 云仿真服务分类

给定一个最优服务分类模型 M^* 、待测试服务库 $S_T = \{s_1, s_2, \dots, s_T\}$ 、一组云仿真平台环境 $Clouds = \{Cloud_1, Cloud_2, \dots, Cloud_R\}$, 算法 3 为云仿真环境下服务分类方法。算法输出包含两方面, 待测试服务库在云仿真平台中的分布 F , 以及服务库中服务的类型分布 G 。

算法 3: 云仿真服务分类

输入: 最优服务分类模型 M^* ; 测试服务库 $S_T = \{s_1, s_2, \dots, s_T\}$; 云仿真平台

服务环境 $Clouds = \{Cloud_1, Cloud_2, \dots, Cloud_R\}$;

输出: 服务平台分布 F ; 服务类别分布 G ;

$F \leftarrow NULL$; $G \leftarrow NULL$;

Foreach $s_k \in S_T$ { //迭代服务测试集

随机生成 s_k 云平台号 $i \in \{1, 2, \dots, R\}$;

$F(s_k) \leftarrow Cloud_i$;

由最优服务分类模型 M^* , 判定 s_k 类别 C_j ;

$G(s_k) \leftarrow C_j$;

}

Return F, G ;

在算法 3 中, 首先初始化服务的云仿真平台分布 F 和类型分布 G (Line 1); 然后, 迭代待测试服务库中服务 s_k ($1 \leq k \leq T$), 随机生成服务 k 的平台号 i ($1 \leq i \leq R$), 并入云仿真平台的服务分布 F 中 (Lines 3-4), 再采用 M^* 判定服务类型 C_i , 并入服务类型分布 G 中 (Lines 5-6); 最后, 返回在云仿真平台环境下的服务分布 F 和服务类型分布 G 。

5 仿真结果

5.1 实验数据集与参数设置

为了验证提出的服务分类方法的可行性和有效性, 本文采用网络中服务分类的标准数据集 (OWLS - TC version 2.2), 它包含 1007 个由 OWL - S 语言描述的 Web 服务, 数据集中的服务分布在 7 种类型中, 即 Web 服务类别集为: {旅

游、教育、武器、食物、经济、通信、医疗}。其中,实验数据集的每个服务输入和输出接口来源于由 23 个服务本体组成的分类本体库。

本文设计和实现了仿真云平台环境的服务分类原型系统(采用 ASP.NET 开发),系统包含四个功能模块,即服务特征向量集提取、服务分类器训练、服务分类测试与最优模型选取、仿真云平台环境服务分类。在原型系统实现中,集成了五种经典的分类算法,每个分类算法在给定一组服务特征向量集,训练一个服务分类模型。实验中采用的五种经典服务分类算法集 A 包括 C4.5、Naive Bayes、Ripper、KNN 和 SVM,如表 1 所示。

在服务特征提取时,采用了 3 种服务特征向量提取方式,分别是语法服务特征提取(T_1)、语义服务特征提取(T_2)、综合服务特征提取(T_3),如表 2 所示。

表 1 服务分类算法集

分类算法标号	服务分类算法
A ₁	C4.5
A ₂	Naive Bayes
A ₃	Ripper
A ₄	3 Nearest Neighbor
A ₅	Support Vector Machine

表 2 三种服务特征提取方式

特征提取方式	服务分类算法
T ₁	Text
T ₂	I/O
T ₃	Text + I/O

对于每一种服务特征提取方式,本文设置 9 个参数集。每个参数指定了特征提取时一组参数值,分别是服务输入接口、服务输出接口和服务功能描述的特征权重值,如表 3 所示。

表 3 服务特征权重集

权重集	Input	Output	TextDescription
W ₁	10	10	3
W ₂	5	10	3
W ₃	10	5	3
W ₄	10	10	1
W ₅	5	5	3
W ₆	10	5	1
W ₇	5	10	1
W ₈	5	5	1
W ₉	1	1	1

5.2 服务分类结果

在服务分类准确性实验中,服务数据集中随机选取 700 个 Web 服务作为训练库,剩下的 307 个 Web 服务作为服务测试集。在测试集上分别对 9 组特征权重参数、3 种服务特征提取方式、以及 5 种经典分类算法进行了实验。每种组合训练生成一个服务分类模型。比较与分析生成的 135 个服务分类模型,在服务测试集上的分类准确率,结果如图 2 所示。

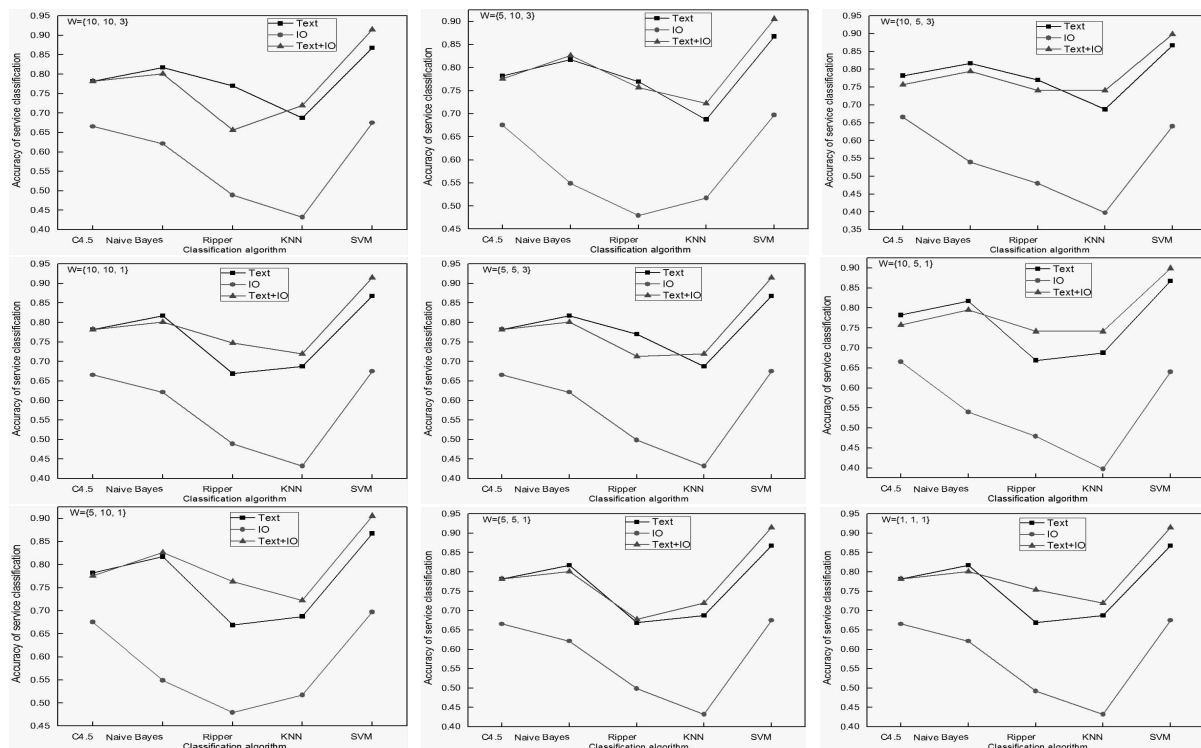


图 2 服务分类模型的分类准确率比较结果

由实验结果分析得出,在固定特征权重情况下,综合特征提取方式(T_3)在五种分类算法上训练生成的服务分类模型准确率优于服务语法和语义特征提取(T_1 和 T_2)。在固定特征提取方式下,SVM 优于其它四类分类算法。

在生成的服务分类模型中,最优服务分类模型 M^* 选取了综合特征提取方式(T_3),分类算法为 SVM,而服务特征权重值是 W_7 。

5.3 云仿真服务分类结果

云仿真环境下服务分类是在服务分类方法基础上,模拟 5 个仿真云平台环境的服务分类,即 $Clouds = \{Cloud_1, Cloud_2, \dots, Cloud_5\}$ 。实验由随机策略生成服务库中每个服务发布到云平台的分布号;同时,采用最优服务分类模型 M^* ,判定每个发布到云平台中服务的类型分布。

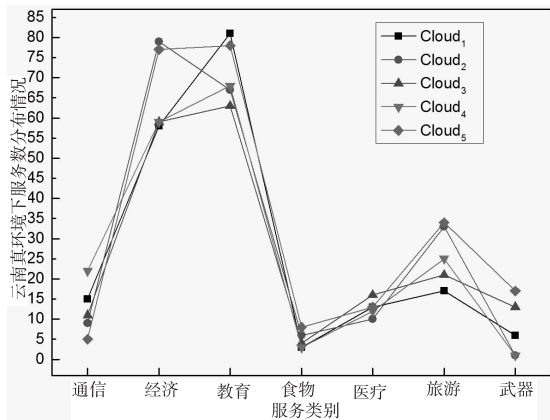


图3 云仿真服务分类及云平台分布

服务分类库中服务经过随机分配平台号,并由最优服务分类模型 M^* 判定服务类型后,服务分类及云平台分布,如图3所示。

在不同服务类别下,Cloud₁ 有最多的教育类服务,Cloud₂ 有最多的经济类服务,Cloud₃ 有最多的医疗类服务,Cloud₄ 有最多的通信类服务,而 Cloud₅ 有最多的旅游和武器类服务。在 5 个云仿真服务平台上,食物类 Web 服务的分布相对稀少。

6 结论

本文提出了一种云仿真环境下的服务分类方法。首先以三种提取服务特征提取方式,生成服务训练库特征向量集,并采用五种数据挖掘中经典的分类算法,训练特征向量集,生成多种服务分类模型,选择出最优服务分类模型。在

此基础上,该方法以生成的最优服务分类模型,判定模拟云环境下 Web 服务类别。实验结果表明,以综合的服务特征提取方式,且利用 SVM 分类算法训练的服务分类模型,优于其它四类服务分类算法训练生成的服务分类模型。相对于其它现有的服务分类方法,该方法优势在于通过训练服务库,确保生成特征向量过程中优化服务的特征权重值,进而选择出最优的服务分类模型,用于判定模拟云平台环境下的 Web 服务类别。

参考文献:

- [1] 岳昆,王晓玲,周放英. Web 服务核心支撑技术:研究综述[J]. 软件学报, 2004,15(3): 428-442.
- [2] 邓水光,尹建伟,李莹,吴健,吴朝晖. 基于二分图匹配的 Web 服务发现[J]. 计算机学报, 2008,31(8):1364-1375.
- [3] Zou Guobing, Lu Qiang, Chen Yixin, Huang Ruoyun, Xu You, Xiang Yang. QoS-aware dynamic composition of web services using numerical temporal planning[J]. IEEE Transactions on Services Computing, 2014,7(1):18-31.
- [4] The Owl Services Coalition. OWL-S: semantic markup for web services[S]. <http://www.daml.org/services/owl-s/1.0/owl-s.html>, 2004.
- [5] Ioannis Katakis, Georgios Meditskos, Grigorios Tzoumakas, Nick Bassiades, Ioannis Vlahavas. On the combination of textual and semantic descriptions for automated semantic web service classification[C]. Proceedings of the 5th IFIP Conference on Artificial Intelligence Applications & Innovations (AIAI 2009), Springer, Thessaloniki, 2009.
- [6] Marco Crasso, Alejandro Zunino, Marcelo Campo. Awsc: An approach to Web service classification based on machine learning techniques[J]. Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial, 2008,12(37):25-36.

[作者简介]



甘杨兰(1984-),女(汉族),安徽安庆人,博士,讲师,主要研究领域为数据挖掘、生物信息学、服务计算。

赵梅(1990-),女(汉族),山东滕州人,硕士生,主要研究领域为服务分类与选择。

牛森(1984-),男(汉族),河南济源人,博士生,主要研究领域为动态服务组合、MDP 模型与算法、不确定性规划。

邹国兵(1982-),男(汉族),安徽滁州人,博士,硕士生导师,讲师,主要研究领域为服务计算、数据挖掘、云计算。