

基于信息熵多属性决策的 Mashup 服务推荐方法

王少伟 刘建勋 曹步清 唐明董 王 弦

(湖南科技大学计算机科学与工程学院 知识处理与网络化制造湖南省普通高校重点实验室 湘潭 411201)

摘 要 随着 Mashup 服务的快速发展,如何在海量的服务集合中找到用户感兴趣的、服务质量高的 Mashup 服务,成为一个难题。针对该问题,提出一种基于信息熵多属性决策的 Mashup 服务推荐方法。首先建立用户兴趣模型和 Mashup 服务的质量(Quality of Service, QoS)模型;其次,利用信息熵多属性决策方法,预测用户对候选 Mashup 服务的综合评分,并将综合评分最高的 Top-K Mashup 服务推荐给用户;最后,在不同数据集上进行实验比较与分析,结果表明:基于信息熵多属性决策的 Mashup 服务推荐方法能够有效地为用户推荐其感兴趣的、高质量的 Mashup 服务。

关键词 信息熵,多属性决策,Mashup 服务推荐

中图法分类号 TP315

文献标识码 A

DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.2.055

Recommended Method of Mashup Services Based on Information Entropy Multi-attribute Decision-making

WANG Shao-wei LIU Jian-xun CAO Bu-qing TANG Ming-dong WANG Xian

(Key Laboratory of Knowledge Processing and Networked Manufacturing, College of Computer Science and Technology, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China)

Abstract With the continuous development of Mashup services, how to find the services which have high quality and users are interested in becomes a hard work in a massive services. To solve this problem, this paper proposed a recommended method of Mashup services based on information entropy multi-attribute decision making. In this approach, firstly, user interest model and Mashup quality of service (QoS) model are created. Then, based on information entropy multi-attribute decision making method, the comprehensive score of the candidate Mashup services is predicted and Top-K highest ones are recommended to the user. Finally, the large-scale experiments on Mashup service dataset show that the recommended method of Mashup services can effectively recommend a Mashup service list to user with high comprehensive quality, and has good scalability.

Keywords Information entropy, Multi-attribute decision-making, Mashup service recommendation

1 引言

Mashup 服务即混搭或聚合,它是利用从外部获取的 Web 服务,创建出全新服务的一种 Web 应用模式^[1]。Mashup 服务本质上是一种 Web 数据的集成应用,由于其开发简单方便的特点,目前正在逐渐兴起,并出现了许多优秀的 Mashup 服务平台,诸如 Microsoft Popfly, Google Mashup Editor, IBM Mashup Center 等,为业务人员灵活地进行 Mashup 服务的开发及使用^[2-4]提供了支持。

随着 Mashup 服务的不断发展,网络上的 Mashup 服务的数量以及类别都在快速增长,大量的 Mashup 服务开始出现。例如,截止 2014 年 4 月 25 日,著名网站 ProgrammableWeb^[5]上的 Mashup 应用高达 7424 个,这个数量还在不断增长。面对如此众多的服务,用户如何快速有效地找到感兴趣的、高质量的服务,成为一个难题。服务质量(Quality of

Service, QoS)描述了服务满足用户特定和潜在需求的程度,包括服务的响应时间、信誉、价格等方面^[6]。对于功能相似的服务, QoS 可以作为服务推荐的主要评价指标。一些研究者从 Mashup 服务的 QoS 的角度出发来研究服务的选择与推荐。其中, Muhammad R^[7]和 Picozzi M 等^[8]建立了一个 Mashup 服务的 QoS 模型,定义了 Mashup 服务的一些 QoS 指标,如可靠性、可用性、性能等,并构建了一个比较完善的 QoS 体系。同时,他们也提出了具体的服务 QoS 计算方法,并根据服务的 QoS 排序进行服务推荐。Cao J^[9]则通过考察数据源的 QoS 来实现 Mashup 服务的组件推荐。这些方法往往是先建立 Mashup 服务的 QoS 模型,然后对模型的各类属性指标做简单的加权相加,得到一个综合值,最后根据综合值进行排序推荐。但是,这种服务推荐的效果不一定理想,其属性权重设置大多是人为主观随机赋值的,没有充分考虑各个属性之间的差异以及不确定性。

到稿日期:2013-10-28 返修日期:2014-03-25 本文受国家自然科学基金(61272063, 61100054),教育部新世纪优秀人才支持计划项目(NCET-10-0140),湖南省杰出青年基金项目(11JJ1011),湖南省自然科学基金项目(12JJB009, 12JJ6064),湖南省高校创新平台开放基金(09K085, 12K105),湖南科技大学研究生创新基金(S120024)资助。

王少伟(1987-)男,硕士生,主要研究方向为服务计算与云计算, E-mail: a758178179@gmail.com; 刘建勋(1970-)男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为服务计算与云计算、工作流管理的理论与应用等; 曹步清(1979-)男,博士,主要研究方向为软件工程、服务计算与云计算等。

在 Web 服务领域,有少量文献涉及到了采用多属性决策方法来研究服务选择问题。其中,文献[10]提出一种基于非功能属性决策的可信 Web 服务发现模型,他们通过服务行为观测机制获取较客观的属性指标数据,并利用多属性决策方法帮助服务请求者发现最优的、可信的服务。此外,少数研究者结合服务 QoS 与用户兴趣,并应用信息熵多属性决策方法来选择最优服务。其中,文献[11]采用模糊数学的隶属度函数描述服务 QoS 指标,并用模糊规则表示用户兴趣。文献[12]采用层次分析法,通过对服务 QoS 指标的比较,生成相应的权重向量,而不是抽象地直接指定权重向量。文献[13]采用最大熵方法确定 Web 服务属性权重,为用户进行服务推荐。文献[14]则利用主成分分析的思想来确定 Web 服务的 QoS 各个指标的权重,从而进行 Web 服务选择与推荐,取得了较好的效果。

基于信息熵的多属性决策方法是在 1957 年由 E. T. Jaynes 提出的一种统计方法,已经被广泛应用于语言处理、信息检索、文本挖掘等领域^[15]。其核心思想是:在预测一个随机事件的概率分布时,预测应当满足全部已知约束条件,且不能对结果(未知情况)有任何的主观假设(任何预测都会产生新的约束条件),即要根据其出现概率进行不偏不倚的判定,在这样的情况下,预测结果概率分布最均匀,结果最接近真实也最为客观^[16,17]。

因此,针对基于 QoS 的 Mashup 服务选择与推荐中所存在的问题,我们提出一种基于信息熵多属性决策的 Mashup 服务推荐方法。该方法综合用户兴趣与服务质量,利用信息熵多属性决策方法预测用户对目标 Mashup 服务的评分的概率分布,并得出概率最大评分预测值,从而为用户推荐其感兴趣的、高质量的 Mashup 服务。

本文第 2 节描述所提方法的框架;第 3 节介绍 Mashup 服务推荐方法的设计过程;第 4 节进行实验与分析,以验证所提方法的可行性和有效性;最后为结论与展望。

2 方法框架

随着 Mashup 服务市场的发展,目前 Mashup 服务领域已引入了许多推荐方法,并已经显示出其可以极大地帮助用户找到相关有用的信息,但是 Mashup 服务千差万别,服务质量各有不同,传统的推荐方法并不能有效区分所推荐对象的品质。对于所推荐的 Mashup 服务,我们将用户兴趣与 Mashup 服务质量相结合,从而能为用户推荐其感兴趣的、质量最优的 Mashup 服务。

本文提出了一种基于信息熵的多属性决策 Mashup 服务推荐方法,该方法的框架如图 1 所示。该框架包含 2 种角色(用户与 Mashup 服务注册中心)以及 3 个模型(用户兴趣模型、Mashup 服务 QoS 模型以及 MADM(Multi-Attribute Decision Model)模型)。用户兴趣模型是用来挖掘和分析用户的 Mashup 服务使用历史记录,形成用户对 Mashup 服务的感兴趣程度。Mashup 服务 QoS 模型是指获取并处理 Mashup 服务的响应时间、服务信誉以及访问量等属性信息。MADM 模型将依据 Mashup 服务的用户兴趣程度、响应时间、服务信誉以及访问量等属性信息,利用信息熵多属性决策方法,构建 MADM 决策矩阵,为用户推荐 Top-K Mashup 服务。

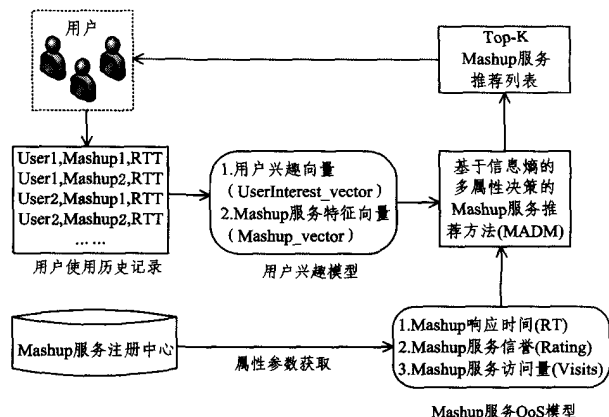


图 1 基于信息熵多属性决策的 Mashup 服务推荐框架

图 1 所示框架的具体实现步骤为:首先建立用户兴趣模型和 Mashup 的 QoS 模型,分别获取用户兴趣值和 Mashup 服务质量数据;其次,利用信息熵多属性决策方法,将用户兴趣值以及 Mashup 服务 QoS 数据作为决策矩阵的属性约束,预测用户对候选 Mashup 服务综合评分的概率分布,从而选出概率最大的综合评分作为预测值;最后,根据 Mashup 服务预测的综合评分,对 Mashup 进行排名,并将综合评分 Top-K 的 Mashup 服务推荐给用户。

3 Mashup 服务推荐方法设计

方法设计主要包括 3 个过程:1)获取 Mashup 服务属性参数值;2)构建 MADM 决策矩阵;3)推荐 Top-K Mashup 服务。其中,Mashup 服务的信誉(即用户评分 Rating)与访问量(Visits)属性数据是从 ProgrammableWeb 网站上直接爬取的,在此不再另外介绍。

3.1 用户兴趣值

用户在进行 Mashup 服务的搜索或使用过程中,会留下搜索或使用历史记录。我们利用这些使用历史记录,形成用户对 Mashup 服务的兴趣值。

首先,聚集用户曾搜索(使用)过的 Mashup 服务,形成一个大 Mashup 服务集合,并将其转换为用户兴趣文档。同时,将 Mashup 服务注册中心的所有 Mashup 服务描述的内容(包括 Name、Description、APIs、tags、Who 等信息)转化成相应的 Mashup 服务文档。

然后,使用 TF/IDF 算法^[18],将用户兴趣(UserInterest)文档转换为用户兴趣特征向量,各个 Mashup 服务(Mashup_i)文档可以转换为 Mashup 服务特征向量,表示如下:

$$UserInterest_Vector = \{(t_1, w_{u,1}), (t_2, w_{u,2}), \dots, (t_m, w_{u,m})\} \quad (1)$$

$$Mashup_i_Vector = \{(t_1, w_{i,1}), (t_2, w_{i,2}), \dots, (t_m, w_{i,m})\} \quad (2)$$

其中, t_k 表示文档中的第 k 个单词, $w_{u,k}$ 表示第 k 个单词在用户兴趣文档中的 TF/IDF 权重, $w_{i,k}$ 表示第 k 个单词在第 i 个 Mashup 服务文档中的 TF/IDF 权重。如果 t_k 没有在用户兴趣文档或者 Mashup 服务文档中出现,那么 $w_{u,k}=0$ 或者 $w_{i,k}=0$ 。

最后,根据余弦定理计算用户兴趣文档和服务文档 Mashup_i 间的相似度,得到用户对 Mashup_i 的兴趣值,定义如下:

$$UIValue(Mashup_i) = \frac{\sum_{k=1}^m (\omega_{ik} \times \omega_k)}{\sqrt{(\sum_{k=1}^m \omega_{ik}^2) \times (\sum_{k=1}^m \omega_k^2)}} \quad (3)$$

3.2 Mashup 服务响应时间

Mashup 服务响应时间(Response Time, RT),是指用户从提交 Mashup 服务请求到获得 Mashup 服务响应所花的时间,由两部分构成: $RT(Mashup) = PT(Mashup) + DT(Mashup)$ 。其中, PT (Processing Time)表示调用 Mashup 服务的执行时间; DT (Delay Time)表示调用 Mashup 服务的往返传输时间。当用户访问 Mashup 服务时,我们通过 Mashup 服务监控器,记录用户访问 Mashup 服务的请求时间点以及 Mashup 服务的响应时间点,两者之差即为 Mashup 服务的 RT 值。

3.3 基于信息熵多属性决策的 Mashup 服务排序与推荐

针对 Mashup 服务所获得的各项属性值(包括用户兴趣值、响应时间、服务信誉以及访问量),本文采用信息熵多属性决策的方法来选择 Top-K 个 Mashup 服务。

设 Mashup 服务注册中心现有 n 个 Mashup 服务可供选择。令 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为待选的 Mashup 服务集, $U = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}$ 为 Mashup 服务的属性集,则对于某个 Mashup 服务 x_i ,按照其属性 u_j 个数及其所获得的数值,得到 x_i 关于 u_j 的属性值 a_{ij} ,从而构成决策矩阵 $A = [a_{ij}]_{n \times m}$,如表 1 所列。

表 1 Mashup 服务决策矩阵

Mashup	U_1	U_2	...	U_m
X_1	a_{11}	a_{12}	...	a_{1m}
X_2	a_{21}	a_{22}	...	a_{2m}
...	...	...	...	...
X_n	a_{n1}	a_{n2}	...	a_{nm}

假设属性权重向量为 $W = (w_1, w_2, \dots, w_j, \dots, w_m)$, $1 \leq j \leq m$, $0 \leq w_j \leq 1$,且满足 $\sum_{j=1}^m w_j = 1$ 。根据决策矩阵 A 求解属性权重向量 W ,是实现信息熵多属性决策 Mashup 服务排序与推荐的关键所在。

信息熵在信息论中表示事物出现的不确定性,利用信息熵可以非常客观地确定 Mashup 服务各属性的权重,从而得到属性权重向量 W 。步骤如下:

1)为消除 Mashup 服务不同属性物理量纲的影响,根据其类别(分效益型和成本型),针对决策矩阵 A ,应用不同的归一化方法(如属性为效益型,则采用式(3)计算;若属性为成本型,则采用式(4)计算),从而得到归一化后的决策矩阵 $R = [r_{ij}]_{n \times m}$:

$$r_{ij} = \frac{a_{ij}}{\max_i(a_{ij})}, i \in [1, n], j \in [1, m] \quad (3)$$

$$r_{ij} = \frac{\min_i(a_{ij})}{a_{ij}}, i \in [1, n], j \in [1, m] \quad (4)$$

2)进一步将规范化矩阵 $R = [r_{ij}]_{n \times m}$ 转化为列归一化矩阵 $\bar{R} = [\bar{r}_{ij}]_{n \times m}$ 。其中,

$$\bar{r}_{ij} = r_{ij} / \sum_{i=1}^n r_{ij}, i \in [1, n], j \in [1, m] \quad (5)$$

3)确定属性 U_j 的信息熵,计算公式如下:

$$E_j = -\frac{1}{\ln n} \sum_{i=1}^n \bar{r}_{ij} \ln \bar{r}_{ij}, j \in [1, m] \quad (6)$$

4)计算得到属性权重向量 w_j ,公式如下:

$$w_j = \frac{1 - E_j}{\sum_{k=1}^m (1 - E_k)} \quad (7)$$

至此,经过以上 4 个步骤,计算得出了 Mashup 服务每一个属性的权重值,从而属性权重向量 W 求解完成。接下来,根据决策矩阵 R 以及属性权重向量 W ,可计算出 Mashup 服务的综合得分,公式如下:

$$TotalScore(X_j) = \sum_{i=1}^n r_{ij} w_j \quad (8)$$

最后,根据 Mashup 服务的综合得分,对候选 Mashup 服务集 X 进行排序,为用户推荐前 Top-K 个综合得分最高的 Mashup 服务。

综上所述,基于信息熵多属性决策的 Mashup 服务推荐算法如下所示。

算法 1 基于信息熵多属性决策的 Mashup 服务推荐算法

输入: UIValue, Rating, visits, RT

输出: Top-K Mashup Services

1. $A = \text{Matrix}(\text{UIValue}, \text{Rating}, \text{visits}, \text{RT}) /$

2. //构建 Mashup 服务决策矩阵

3. $R = \text{Standardization}(A)$

4. //由式(3)和式(4)规范化决策矩阵 A

5. $\bar{R} = \text{Normalization}(R)$

6. //用式(5)将矩阵 R 转换为列归一化矩阵 $\bar{R}$

7. FOR $j=1$ TO m // m 个属性

8. $E_j = -\frac{1}{\ln n} \sum_{i=1}^n \bar{r}_{ij} \ln \bar{r}_{ij}, j \in [1, m]$

9. //根据式(6)得到 Mashup 属性 U_j 的信息熵

10. $w_j = \frac{1 - E_j}{\sum_{k=1}^m (1 - E_k)}$

11. //根据式(7)得到 Mashup 属性 U_j 的权重

12. FOR $i=1$ TO n // n 个 Mashup 服务

13. $TotalScore[i] = r_{ij} * w_j$

14. //根据式(8)计算 Mashup 服务 i 的综合得分

15. END FOR

16. END FOR

17. Top_K(TotalScore) //选择综合得分值最大的 Mashup 服务

18. RETURN Top_K(Mashup)

19. //返回综合得分最大的 Top-K 个 Mashup 服务

4 实验与分析

4.1 实验设置与数据集

在前期工作中,我们已开发了 Mashup 服务管理系统,实现了 Mashup 服务的爬取、搜索以及服务网络构建等功能^[19]。在此,我们以从 Programmableweb 网站上所爬取到的 Mashup 服务为实验对象,并假设用户已随机使用过 Mashup 服务数据集中的任意 1/10 的 Mashup 服务,形成用户的 Mashup 服务的兴趣值。此外,我们选择 Mashup 服务的 4 个属性作为其 QoS 指标,即用户兴趣值 UIValue、Mashup 服务值 RT、服务信誉值 Rating、服务访问量 Visits。其中,UIValue、Rating 和 Visits 属于效益型;RT 属于成本型。

在实验中,分别选用 100、200、400、800 个逐步递增的候选 Mashup 服务作为实验数据集,并建立起 Mashup 服务决策矩阵 A 。决策矩阵示例如表 2 所列。

表2 Mashup 服务决策矩阵

ID	Name	UIValue	Rating	Visits	RT
1	liveplasma	0.8807	4.2	11590	179ms
2	50-top-us-medical-schools	0.0223	3.5	9257	15ms
3	flickr-lightbox-slideshow	0.7644	4.6	7351	357ms
4	search-the-tube	0.5565	3.6	7198	164ms
6	25-best-companies-to-work-for	0.9332	2.8	6726	196ms
7	mandelbrot-fractal-explorer	0.7949	4.3	6263	129ms
8	adactio-elsewhere	0.5433	4	5403	353ms
9	tuneglue	0.4053	4.6	5384	14ms
10	top-99-women-on-google-maps	0.2042	3.6	5366	18ms
11	secretprices.com	0.5618	4.2	5335	14ms
12	photofunia	0.7222	4.1	5232	14ms
13	marinetraffic.com-live-ships-map	0.2847	3.3	5105	238ms
14	bse-india-market-mobile	0.3287	2	4811	361ms
15	3arabtv-clips	0.8841	3.9	4627	20ms
16	2realestate-auctions	0.6163	4.4	4495	16ms
17	flickrsudoku	0.4387	4.3	4334	16ms
18	san-francisco-bart-schedule	0.8459	2.6	3456	22ms
...	...	...	...	...	...

4.2 实验结果

基于上述4个候选 Mashup 服务实验数据集,我们将本文所提出的方法与常见 Mashup 服务推荐方法(主观地指定 Mashup 属性权重),以及主成分分析方法分别进行对比实验。

实验时,为了检验信息熵多属性决策 Mashup 服务推荐方法的性能,我们使用 DCG (Discounted Cumulative Gain) 指标^[20]来衡量 Top-K Mashup 服务推荐结果的好坏。DCG 指标的定义如下:

$$DCG_k = \sum_{j=1}^k \frac{(2^{TotalScore(X_j)} - 1)}{\log_2(1 + p_{X_j})} \quad (9)$$

其中, $TotalScore(X_j)$ 表示 Mashup 服务 X_j 的综合得分, p_{X_j} 表示 Mashup 服务 X_j 在 Mashup 服务推荐列表里的位置, DCG_k 表示前 Top-K 个 Mashup 服务的 DCG 指标。由 DCG 指标理论可知,DCG 指标值越高,则表示所推荐的 Top-K 个 Mashup 服务的质量越高;反之亦然。

具体实验结果如图2所示。

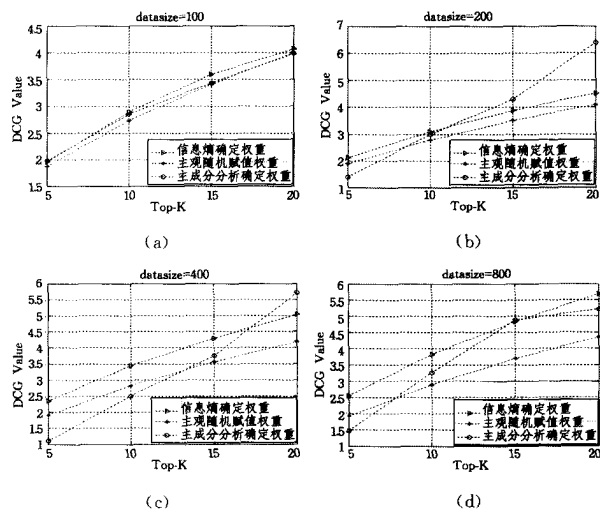


图2 Top-K Mashup 服务推荐列表的 DCG 值

在图2中,datasize 表示 Mashup 服务数据集大小。在采用主观赋值属性权重的 Mashup 服务推荐方法中,我们设置各属性权重分别为 $w_1 = w_2 = w_3 = w_4 = 0.25$ 。从图2中可以看出:在上述4种 Mashup 服务数据集中,基于信息熵多属性

决策的 Mashup 推荐方法所推荐的 Top-K Mashup 服务列表的 DCG 值均大于随机赋值属性权重的 Mashup 服务推荐方法。另外,随着候选服务数据集增加,基于信息熵多属性决策的 Mashup 推荐方法的优势更为明显。与主成分分析方法对比发现,在某些情况下,采用基于信息熵多属性决策的 Mashup 服务推荐方法要优于主成分分析方法,且曲线更加圆滑,推荐结果的质量波动较小。此外,与主成分分析方法相比,基于信息熵多属性决策的 Mashup 服务推荐方法不涉及矩阵方程的运算,时间复杂度更小,因此可扩展性更好。

结果表明:基于信息熵多属性决策的 Mashup 推荐方法的性能比随机赋值属性权重的 Mashup 服务推荐方法要好,特别是在大规模 Mashup 服务的情况下,性能更为优越,且比主成分分析方法的可扩展性好。

结束语 本文提出了一种基于信息熵多属性决策的 Mashup 服务推荐方法。该方法中的属性权重是依据 Mashup 服务的属性数据(包括用户兴趣值、服务响应时间、信誉以及访问量),利用信息熵而计算出来的,比主观给出的属性权重更客观、更可靠,与使用主成分分析方法取得了同样好的效果,且时间复杂度更小,可扩展性更好。实验证明了该方法的有效性,且计算简单易于实现。为解决 Mashup 服务的推荐问题提供了新的途径。随着 Mashup 服务的快速发展,各种不确定因素越来越多,基于信息熵的多属性决策方法必将得到更大的应用和发展。

在下一步的研究工作中,我们将针对用户的 Mashup 服务使用记录及其评分数据,引入协同过滤技术来实现 Mashup 服务的推荐。

参考文献

- [1] Wikipedia[OL]. <http://en.wikipedia.org/wiki/Mashup>
- [2] Weilong D, Guiling W, Yanbo H, et al. A Pattern-Oriented Impact Analysis Approach for Mashups[C]// Proceedings of the 2010 Fifth IEEE International Symposium on Service Oriented System Engineering, 2010:55-58
- [3] Lathem J, Gomadam K, Sheth A P. Sa-rest and (s) mashups: Adding semantics to restful services[C]// ICSC 2007, Irvine, California, USA, 2007:469-476
- [4] Elmeleggy H, Ivan A, Akkiraju R, et al. Mashup advisor: A recommendation tool for mashup development[C]// ICWS2008. 2008:337-344
- [5] Programmable Web[OL]. <http://www.programmableweb.com/>
- [6] Menascé D A. QoS Issues in Web Services[J]. IEEE Internet Computing, 2002, 6(6): 72-74
- [7] Raza M. A Methodology for Quality-based Mashup of Data Sources[C]// IIWAS 2008. 2008
- [8] Picozzi M. Quality-based recommendations for Mashup composition[C]// ICWE 2010. 2010:360-371
- [9] Cao J. Data Source Recommendation for Building Mashup Applications[C]// WISA2010. 2010:220-224
- [10] 胡旭东, 曾国荪, 陈波. 一种基于非功能属性决策的可信 Web 服务发现模型[J]. 计算机科学, 2009, 36(2): 95-98
- [11] W Hei-jia, L Chang-xing, H Zong-xian. Combining subjective and objective QoS factors for personalized Web service selection [J]. Expert Systems with Applications, 2007, 32(2): 571-584

(下转第 291 页)

进行纹理合成。对比结果如图 14 所示。

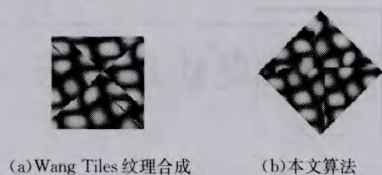


图 13 Tile 对比图

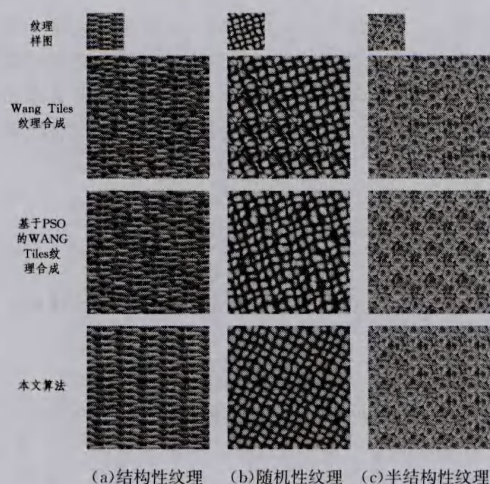


图 14 实验对比

结束语 基于人工蜂群的 D-Tile 纹理合成算法,通过人工蜂群算法选择正方形纹理块制作 D-Tile,有效地降低了纹理块重叠区域的像素差异性,从而避免了纹理重叠区域产生明显接缝的问题,同时增加了对纹理样图的利用率。

从实验结果可以看出,相对于传统的 Wang Tiles 纹理合成算法,基于人工蜂群的 D-Tile 纹理合成算法需要的时间稍长一些,而相对基于 PSO 的 Wang Tiles 纹理合成算法,基于人工蜂群的 D-Tile 纹理合成速度则有一定的提高。在最终纹理合成效果上,相对于其他两种算法,基于人工蜂群的 D-Tile 纹理合成算法质量有很大程度的提高,视觉效果要更好。这表明相对于传统的 Wang Tiles 纹理合成来说,基于人工蜂群的 D-Tile 纹理合成算法能够以较小的时间为代价,很大程度上提高纹理的合成质量。对于不同类型的纹理样图,合成的效果也不相同。在结构性纹理中,仍然明显存在一部分结构信息被破坏。在未来的研究中,将根据纹理的不同类型,为

其建立不同的最优化纹理块选择标准,同时,准备将这一技术应用到地形以及其他纹理贴图图中。

参考文献

- [1] 朱文浩,魏宝刚. 基于样本的纹理合成技术综述[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(11): 2063-2069
- [2] Efros A A, Leung T K. Texture synthesis by Non-parametric Sampling[C]// Proceedings of International Conference on Computer Vision, Greece; IEEE Press, 1999; 1033-1038
- [3] Wei L Y, Levoy M, Acm A A. Fast texture synthesis using tree-structured vector quantization[C]// Computer Graphics Annual Conference, Assoc Computing Machinery, New Orleans, La, 2000; 479-488
- [4] Ashikhmin M. Synthesizing natural texture[C]// ACM Symposium on Interactive 3D Graphics, NC, 2001; 217-226
- [5] Efros A A, Freeman W T. Image quilting for texture synthesis and transfer[C]// International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, Los Angeles, CA, 2001; 341-346
- [6] Kwatra V, Schodl A, Essa I, et al. Graphcut textures: Image and video synthesis using graph cuts[C]// Proc ACM Transaction on Graphics, SIGGRAPH 2003, San Diego, CA, United State, 2003; 277-286
- [7] Cohen M F, Shade J, Hiller S, et al. Wang Tiles for image and texture generation[C]// Annual Symposium of the ACM SIGGRAPH, Assoc Computing Machinery, San Diego, Ca, 2003; 287-294
- [8] Ng T Y, Wen C, Tan T S, et al. Generating an ω -Tile set for texture synthesis[C]// Computer Graphics International, 2005; 177-184
- [9] Xue F, Zhang Y S, Jiang J L, et al. Real-time texture synthesis using s-tile set[J]. Journal of Computer Science and Technology, 2007, 22(4): 590-596
- [10] 薛峰, 成城, 江巨浪. 基于 Wang Tile 的改进纹理合成算法[J]. 计算机应用, 2010, 30(8): 2098-2100
- [11] 刘骥, 朱庆生, 曾令秋, 等. 基于 PSO 的 Wang Tiles 纹理合成[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(30): 159-162
- [12] 王继东, 庞明勇, 赵瑞斌. 旋转的 Wang Tiles 纹理合成[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(1): 49-54
- [13] 王冰. 基于局部最优解的改进人工蜂群算法[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(4): 1023-1026
- [14] 陶春华, 冯志勇. QoS 感知的 Web 服务推荐模型[J]. 计算机应用研究, 2010(10): 3902-3905
- [15] Jin X. A Web Recommendation System Based on Maximum Entropy[C]// Information Technology Coding and Computing (ITCC'05), Las Vegas, Nevada, April 2005
- [16] 康国胜, 刘建勋, 唐明董, 等. 基于主成分分析的 Web 服务选择算法[J]. 小型计算机, 2013
- [17] Rosenfeld R. Adaptive statistical language modeling: A maximum entropy approach[D]. Carnegie Mellon University, 1994
- [18] 赵华龙. 基于信息熵多属性决策的投资评价研究[J]. 商场现代化, 2008, 545(20): 156-157
- [19] 曾三云, 龙君. 基于信息熵的模糊多属性决策方法[J]. 广西科学, 2008, 15(2): 135-137
- [20] 施聪莺, 徐朝军, 杨晓江. TFIDE 算法研究综述[J]. 计算机应用, 2009(S1): 167-170
- [21] Mashup[OL]. 2014. <http://125.221.225.2:8080/Mashup>
- [22] Järvelin K, Kekäläinen J. Cumulated gain-based evaluation of IR techniques[J]. ACM Transactions on Information Systems, 2002, 20(4): 422-446

(上接第 266 页)