



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

基于用户场景的 Android 应用服务推荐方法

王毅, 李政浩, 陈星

引用本文

王毅, 李政浩, 陈星. [基于用户场景的 Android 应用服务推荐方法](#)[J]. 计算机科学, 2022, 49(6A): 267-271.

WANG Yi, LI Zheng-hao, CHEN Xing. [Recommendation of Android Application Services via User Scenarios](#)[J].

Computer Science, 2022, 49(6A): 267-271.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于光滑表示的半监督分类算法](#)

Smooth Representation-based Semi-supervised Classification

计算机科学, 2021, 48(3): 124-129. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.200700078>

[基于特征相似度计算的网页包装器自适应](#)

Web Page Wrapper Adaptation Based on Feature Similarity Calculation

计算机科学, 2021, 48(11A): 218-224. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210100230>

[基于专利结构的中文专利摘要研究](#)

Research on Chinese Patent Summarization Based on Patented Structure

计算机科学, 2020, 47(6A): 45-48. <https://doi.org/10.11896/JsJcx.190500028>

[内部威胁检测中用户属性画像方法与应用](#)

User Attributes Profiling Method and Application in Insider Threat Detection

计算机科学, 2020, 47(3): 292-297. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.190200379>

[基于 Canopy 和共享最近邻的服务推荐算法](#)

Service Recommendation Algorithm Based on Canopy and Shared Nearest Neighbor

计算机科学, 2020, 47(11A): 479-481. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.200200031>

基于用户场景的 Android 应用服务推荐方法

王毅 李政浩 陈星

福州大学数学与计算机科学学院 福州 350108

福建省网络计算与智能信息处理重点实验室(福州大学) 福州 350108

(396882243@qq.com)

摘要 随着移动设备硬件技术和 5G 等通信技术的发展,智能应用软件不断涌现,其提供的功能已涉及人们生活和工作的方方面面。大量的 Android 应用在满足人们日常生活需求的同时,也使得人们需要花更多的时间来找到他们想要启动的应用程序。为了让用户快速找到他们想要启动的应用程序并执行目标功能,文中提出了一种基于用户场景的 Android 应用服务推荐方法。具体来说,首先对用户场景进行分析,通过可访问性服务提取用户场景中的文本信息,然后采用基于知识库的方法,计算文本信息对应的标签,最后通过相似度计算,搜索服务库中与用户场景相关的服务,并将最相关的相似服务和互补服务推荐给用户。针对“豌豆荚”Android 应用商店中的 10 个流行应用的 300 个 Android 应用服务进行方法评估,验证了所提方法的可行性和有效性。

关键词: 服务推荐;用户场景分析;相似度计算;Android 应用

中图分类号 TP311

Recommendation of Android Application Services via User Scenarios

WANG Yi, LI Zheng-hao and CHEN Xing

College of Mathematics and Computer Science, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China

Fujian Key Laboratory of Network Computing and Intelligent Information Processing(Fuzhou University), Fuzhou 350108, China

Abstract With the development of mobile hardware and 5G communication technologies, smart applications are booming, which has penetrated into all the aspects of our life and work. A large number of Android applications not only meet the needs of people's daily life, but also make people need to spend more time to find the applications they want to start. In order to let users quickly find the application they want to start and perform the target function, this paper proposes a method of Android application service recommendation based on user scenarios. Specifically, this paper first analyzes the user scenarios, and extracts the text information in the user scenarios through the Accessibility API. Then, the label corresponding to the text information is calculated based on the method of knowledge base. Finally, through similarity calculation, the services related to user scenarios in the service library are searched, and the most relevant similar services and complementary services are recommended to users. This paper evaluates 300 Android application services of 10 popular apps in Android App store Wandoujia, and verifies the feasibility and effectiveness of the method.

Keywords Service recommendation, User scenario analysis, Similarity calculation, Android application

1 引言

随着移动互联网的蓬勃发展以及智能设备的快速普及,人们逐渐习惯通过移动智能设备来访问网络。为了满足人们的多样化需求,大量智能应用不断涌现,提供的功能涉及人们生活和工作的方方面面,这些智能应用已经成为人们通过移动端访问互联网的主要渠道^[1-2]。调查显示,智能手机上安装的 Android 应用数量为 10~90^[3],平均安装的应用程序数量约为 50。同时各类智能应用提供了众多功能,这使得人们需要花费大量时间来寻找需要执行的 Android 应用功能。

因此,建立一种智能应用服务推荐方法来预测用户下一步

要执行的 Android 应用功能是非常必要的。近年来,腾讯、百度、谷歌等公司纷纷推出了 API 开放平台^[4-6],将部分应用功能发布为可供外部调用的 Android 应用 API;深层链接(Deep Link)是移动智能应用领域的一个新兴概念^[7],支持直接跳转到第三方应用的指定 Activity^[8],搜索领域的大型公司^[9-11]在深层链接方面投入了大量精力,并提出了各种深层链接标准。目前存在一些现有研究工作^[12-13]能够生成指定 Activity 的深层链接。通过使用 Android 应用 API 或是深层链接,用户可以减少一些不必要的搜索,提高用户使用 Android 应用的体验。本文将 Android 应用 API 和深层链接统称为 Android 应用服务。

基金项目:国家重点研发计划(2018YFB1004800);福建省自然科学基金杰青项目(2020J06014)

This work was supported by the National Key R&D Program of China(2018YFB1004800) and Natural Science Foundation of Fujian Province for Distinguished Young Scholars(2020J06014).

通信作者:陈星(chenxing@fzu.edu.cn)

现有的 Android 应用服务推荐方法大多通过研究用户的历史行为或上下文信息来预测用户下一步将要使用的 Android 应用,但这些方法与用户当前浏览的数据相关性不高,有时并不能准确反映用户的需求。理想的推荐方式是根据当前用户场景的情况,为用户搜索出其他可能相关的 Android 应用服务,即基于用户场景的 Android 应用服务推荐。

本文提出了一种基于用户场景的 Android 应用服务推荐方法,向用户推荐与当前场景相关的 Android 应用服务。该方法建立了基于用户场景的 Android 应用服务推荐模型,该模型以用户场景为输入,推荐服务库中的相关 Android 应用服务。为了实现这一目标,本文首先从用户场景中提取文本信息。为了保护用户的隐私,在提取信息前将会先询问用户是否允许在当前场景中提取信息,然后使用基于知识库的方法为文本信息指定标签,最后根据服务库中的 Android 应用服务与用户场景的相似性,向用户推荐与用户场景最相关的相似服务和互补服务。本文的主要贡献如下:

(1)提出了一种基于用户场景的 Android 应用服务推荐方法,能够对用户的当前场景进行分析,通过可访问性服务^[14]提取场景中的文本信息;然后采用基于知识库的方法,计算文本信息对应的标签;最后通过相似度计算,搜索服务库中与之相关的服务,将与当前场景最相关的相似服务和互补服务推荐给用户。

(2)实现了一套基于用户场景的 Android 应用服务推荐工具,针对“豌豆荚”Android 应用商店^[15]中的 10 个流行应用的 300 个 Android 应用服务进行方法评估,验证了本文方法的有效性。

本文第 2 节介绍了相关工作;第 3 节介绍了基于用户场景的 Android 应用服务推荐方法;第 4 节介绍了原型实现和实验评估;最后总结全文并展望未来。

2 相关工作

为了满足人们日益增长的需求,越来越多的 Android 应用程序被开发并在 Android 应用程序市场上发布。为了满足日常生活的使用,人们通常会在手机上下大量的应用程序,这让人们不得不浪费大量的时间来选择和操作合适的应用程序。因此,一些研究人员希望提出一种 Android 应用服务推荐方法,用于减轻用户使用移动应用程序的负担,帮助他们尽快实现其目标。

Shin 等^[16]提出了一种预测用户下一步将使用的移动应用程序的方法。首先,他们收集智能手机中包括应用程序使用在内的传感器数据,并对与移动应用程序使用相关的上下文进行综合分析。然后,建立预测模型,并计算应用程序在当前上下文中的概率。基于这些模型,他们开发了一个动态主屏幕应用程序,将用户最有可能使用的应用程序图标放在屏幕上最显眼的位置。Ye 等^[17]提出了一种 Android 应用程序预测模型,该模型首先综合分析以下这 3 种因素:1)用户的历史行为;2)手机传感器中的数据;3)不同用户社区中应用行为的共享聚合模式。接着预测下一步将要使用的 Android 应用程序。尽管用这些方法可以在一定程度上预测用户将要使用的 Android 应用程序,但是由于这些方法分析的数据和当前用户所浏览的数据的相关性并不高,因此预测的 Android 应用服务的准确性还不够理想。本文首先获取用户当前场景中

的文本信息,然后根据获取到的文本信息,通过相似度计算,为用户推荐与当前用户场景最相关的 Android 应用程序服务。因此,本文为用户推荐的 Android 应用服务更加精准,能够更好地满足用户的需求。

Lee 等^[18]认为:1)应用程序的启动概率服从 Zipf 定律;2)应用程序的交互运行时间和运行时间服从对数正态分布。因此,他们使用无监督学习方法以个性化的方式对上下文进行分类。同时,他们开发了一个新颖的上下文感知应用程序调度框架 CAS,可以自适应地卸载和预加载后台应用程序。一些研究者将此推荐问题理解为时间序列推荐,提出了基于时间序列模式的特征提取算法^[19-20],分析了最近使用的应用程序,以及这些应用程序在使用过程中点击的时间序列、日期和时间信息。虽然这些方法可以向用户推荐 Android 应用程序,但它们并不能很好地认识到用户使用移动应用程序时行为的联系,因此很难找到改进的方法。同时,这两种方法只能为用户推荐相关的 Android 应用程序,不能直接引导用户浏览应用程序中的相关页面。因此,用户在打开应用程序后必须经过一系列操作才能实现自己的目标。本文提出的框架允许用户在使用本文推荐的 Android 应用服务时直接打开应用程序中的特定页面,使用户能够更方便快捷地实现自己的目标。

3 基于用户场景的 Android 应用服务推荐方法

3.1 方法概览

图 1 给出了基于用户场景的 Android 应用服务推荐方法概览。该方法分析用户场景中的文本信息,并通过相似度计算向用户推荐与用户场景最相关的 Android 应用服务。

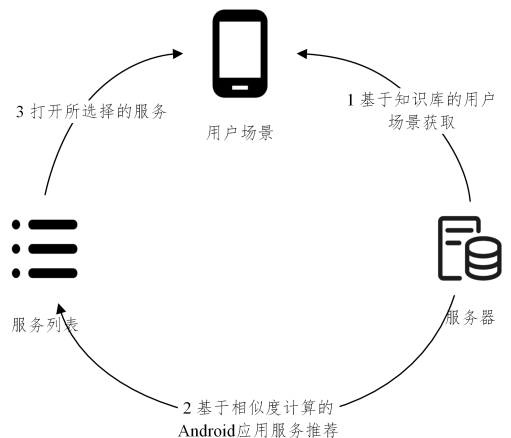


图 1 方法概览

Fig. 1 Method overview

本文的工作主要为:1)通过可访问性服务获取用户场景的文本信息,并使用基于知识库的方法为文本指定标签;2)将分析后的结果发送到服务器端,并在服务库中搜索与之相关的 Android 应用服务,计算这些 Android 应用服务与用户场景之间的相似度,然后返回与客户端高度相似的 Android 应用服务。

返回的 Android 应用服务包括两种类型:一种是其输出类似于当前场景的 Android 应用服务,称为相似服务;另一种是其输入类似于当前场景的 Android 应用服务,称为补充服务。本文将 Android 应用服务对应的输入和输出呈现给用户,帮助他们选择需要的服务。最后,在用户选择 Android

应用服务后,为用户打开 Android 应用中对应的页面。同时,将新页面视为一个新的用户场景,并迭代相关建议,以帮助用户更快地实现目标。

3.2 基于知识库的用户场景获取

用户场景指用户当前查看的 Android 应用所展示的内容。因此,在 Android 应用服务的推荐过程中,为了提高推荐的 Android 应用服务与用户当前行为的相关性,首先需要获取用户场景。

3.2.1 用户场景文本信息获取

可访问性服务是 Android 系统提供的一种服务,能够实现对界面元素的查找。Pichiliani 等^[21]通过 10 个流行的 Android 应用对可访问性服务的有效性进行了评估,结果表明可访问性服务对于用户场景信息的平均识别率为 97%。本文通过可访问性服务获取当前用户场景中的文本信息集合,以帮助推荐与当前用户场景相关的 Android 应用服务。获取的用户场景中的文本信息集合的定义如下。

定义 1(文本信息集合) 获取的当前场景中的文本信息集合可表示为 $words = \{value_1, value_2, \dots, value_n\}$, 其中 $value_i$ 表示从当前场景中获取的第 i 段文本信息。

3.2.2 基于知识库的语义标注

获取用户场景中的文本信息后,需要将文本信息发送到服务器端进行语义标注,从而得到用户场景。语义标注的过程是为每一段文本分配一个合适的标签。现有的语义标注技术主要分为 3 种:1) AppStract^[22] 提出的基于知识库的方法;2) 基于 NLP 规则的方法 Stanford NER^[23], 它使用神经网络和机器学习来计算文本的类型;3) 基于深度学习的语义标注。基于知识库的方法分为 3 个步骤:首先,将待标注文本与知识库中的文本进行匹配,如果发现两个文本相同,则将待标注文本的标签设置为匹配文本的标签;其次,检查待标注文本的长度是否与某一类型文本的长度分布相匹配,如果长度不匹配,则假设待标注文本不属于该类型的文本,从而确定待标注文本可能的标签;最后,该方法使用 TF-IDF^[24] 相似度计算方法来计算待标注文本与可能的标签类型之间的相似度,并将相似度最高的标签作为待标注文本的标签。若通过上述步骤无法确定待标注文本的标签,则将待标注文本的标签设置为“未知”。基于 NLP 规则的方法 Stanford NER 的大致步骤如下:首先,在大量的标签数据上训练模型;然后识别输入文本的特征,实现文本类型的标注。基于深度学习的语义方法的大致步骤如下:首先统一分析大数量数据集中的文本标签,接着抽取高频词使用 MXNet 深度学习算法进行标签匹配,最后分析标注结果。3 种方法的效果大致相同,但是后两种方法存在以下问题:标签数据的选择以及数据标签的准确性将较大程度地影响 Stanford NER 的效果;基于深度学习的语义标注中,数据集的大小以及集合的准确性将较大程度地影响模型的效果,从而影响结果。因此,本文使用基于知识库的方法来计算文本标签。用户场景的定义如下。

定义 2(用户场景) 用户场景可表示为 $pageC = \{\langle tag_1, value_1 \rangle, \langle tag_2, value_2 \rangle, \dots, \langle tag_n, value_n \rangle\}$ 。其中, $value_i$ 表示用户场景中的第 i 段文本信息, tag_i 表示该文本信息的标签。

3.3 基于相似度计算的 Android 应用服务推荐

基于第 3.2 节中的用户场景获取方法,本节提出了一种

基于相似度计算的 Android 应用服务推荐方法,通过计算用户场景与服务库中的 Android 应用服务之间的相似度,为用户推荐与当前用户场景最相关的相似服务和互补服务。

3.3.1 Android 应用服务形式化

Android 应用服务是可以在 Android 应用中打开特殊且唯一页面的链接,它类似于网络上的网址。一些 Android 应用已提供可被外部调用的 Android 应用服务。对于未提供服务的应用,本文通过 Aladdin 工具生成用户需要的 Android 应用服务。给定 Android 应用程序以及指定 Activity 界面, Aladdin 通过静态分析和动态分析,能够获取跳转到目标 Activity 界面的深层链接,并生成对应的 Android 应用服务。Android 应用服务的定义如下。

定义 3(Android 应用服务) Android 应用服务可表示为 $service = \langle I_s, O_s \rangle$ 。其中, I_s 表示 Android 应用服务对应的输入, $I_s = \{\langle tag_{i1}, value_{i1} \rangle, \langle tag_{i2}, value_{i2} \rangle, \dots, \langle tag_{in}, value_{in} \rangle\}$ 。 $\langle tag_{ik}, value_{ik} \rangle$ 表示第 k 个输入参数,其中 tag_{ik} 表示该输入参数的标签, $value_{ik}$ 表示该输入参数的值。本文通过深度链接中的参数以及用户交互的内容来获取 Android 应用服务的输入。 O_s 表示 Android 应用服务对应的输出, $O_s = \{\langle tag_{o1}, value_{o1} \rangle, \langle tag_{o2}, value_{o2} \rangle, \dots, \langle tag_{on}, value_{on} \rangle\}$ 。 $\langle tag_{ok}, value_{ok} \rangle$ 表示第 k 个输出参数,其中 tag_{ok} 表示该输出参数的标签, $value_{ok}$ 表示该输出参数的值。本文通过 Android 应用服务的输入以及服务打开的 Activity 页面上的文本信息来获取 Android 应用服务的输出。以百度地图上的位置搜索服务为例,该服务以位置信息为输入,它的输出包括该位置的邮政编码、经度和纬度,以及输入参数中的位置信息。

本文根据 Android 应用服务的描述将服务库中的 Android 应用服务分为不同的类别,这有利于 Android 应用服务的推荐。同一类别的 Android 应用服务具有相似的功能,但输入/输出参数可能不同。例如,基础的地图应用、谷歌地图和百度地图都属于地图范畴,并提供位置搜索功能。但是,百度地图可以显示图像,谷歌地图甚至可以为搜索点提供卫星图像,因此这三者的输出并不相同。

3.3.2 相似服务推荐

本文将相似服务定义为:Android 应用服务的输出与当前用户场景相似。这类 Android 应用服务能够为用户提供类似于当前用户场景的内容。例如,当用户浏览电影相关信息时,可以根据当前用户场景下的电影信息,为用户推荐以下相似服务:1) 观看对应电影的服务,该服务能够跳转到电影应用并播放对应的电影;2) 阅读对应电影原著小说的服务,该服务能够跳转到小说应用并打开对应的电影原著小说。这两个 Android 应用服务的输出与用户当前场景的输出类似,都体现了电影的相关信息。

因此,为了向用户推荐最相关的相似服务,需要计算当前用户场景和服务输出之间的相似度。本文将文本信息转化为对应的词向量,通过词向量的余弦来评估当前用户场景和服务输出之间的相似度。目前,常用的词向量计算模型主要有 CBOW^[25], skip-gram^[26] 以及 BERT 模型。其中, BERT 模型由 Google 团队于 2019 年提出。该模型进行预训练的步骤为:1) 首先通过查询词典库将涉及到的词进行编码,转成对应的编码向量,接着根据不同位置的词的不同表达,附加位置向量进行区分;2) 将生成的编码向量和位置向量同时送入 Bert

模型中进行训练。当前 BERT 等预训练语言模型能够训练出具有较强语义表达能力的动态词向量,已有工作将 BERT 模型与 SVM 分类器结合运用于中文文本分类^[28],并取得了良好的效果。但由于无法找到合适的训练集用于本文方法,因此本文在此不采用 Bert 模型。

除了上述提到的模型外,也有很多词向量库,其中比较好的中文词向量库是腾讯人工智能实验室发布的^[27],它包含 800 多万个中文单词,每个单词对应一个 200 维向量。与其他中文词向量库相比,腾讯 AI Lab 侧重于中文术语向量,有着以下 3 个方面的优势:1)覆盖率,它包含了许多现有的公共词组;2)新鲜度,它包含了一些近两年内出现的新单词;3)准确度,通过较大的训练数据和较好的训练算法,生成的词向量能够较好地表达词与词之间的语义关系。因此,本文选择使用腾讯 AI Lab 模型生成词向量。为了提高推荐的质量,本文将相似服务和用户场景之间的相似度计算式定义为:

$$\text{simOC}(O_s, \text{pageC}) = \frac{1}{2} * (ps(O_s, \text{pageC}) + ps(\text{pageC}, O_s)) \quad (1)$$

$$ps(O_s, \text{pageC}) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n \max(\text{sim}(\text{tag}_i, \text{tag}_j) + \text{sim}(\text{value}_i, \text{value}_j)) \quad (2)$$

其中, pageC 表示用户场景, O_s 表示 Android 应用服务的输出; $\text{sim}(\text{tag}_i, \text{tag}_j)$ 表示 tag_i 和 tag_j 之间的相似性; $\text{sim}(\text{value}_i, \text{value}_j)$ 表示 value_i 和 value_j 之间的相似性。本文中 $\text{sim}(\text{tag}_i, \text{tag}_j)$ 或 $\text{sim}(\text{value}_i, \text{value}_j)$ 的相似性是通过两个词向量的余弦计算得到的。

3.3.3 互补服务推荐

本文将互补服务定义为: Android 应用服务的输入与当前用户场景相似。这类 Android 应用服务能够为用户提供当前用户场景的扩展服务。例如,当用户在电影购票 APP 中购买电影票时,可以根据当前用户场景下的电影院位置信息,为用户推荐以下互补服务:1)地图导航服务,该服务能够跳转到地图应用并提供从用户当前位置到电影院所在位置的导航;2)出行服务,该服务能够跳转到出行应用并呼叫出租车,出发地为用户当前位置,目的地为电影院所在位置。这两个 Android 应用服务将用户当前场景中的电影院位置信息这一输出作为服务的输入,提供了与当前用户场景相关的扩展服务。本文将互补服务与用户场景之间的相似度计算式定义为:

$$\text{simIC}(I_s, \text{pageC}) = \frac{1}{2} * (ps(I_s, \text{pageC}) + ps(\text{pageC}, I_s)) \quad (3)$$

$$ps(I_s, \text{pageC}) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n \max(\text{sim}(\text{tag}_i, \text{tag}_j) + \text{sim}(\text{value}_i, \text{value}_j)) \quad (4)$$

其中, pageC 表示用户场景, I_s 表示 Android 应用服务的输出。当 Android 应用服务与用户场景的相似度大于一定的阈值时,本文认为该服务与用户场景相关。本文中 Android 应用服务与用户场景的相似度阈值设置为 0.5。

4 原型实现与实验评估

本节首先介绍基于用户场景的 Android 应用服务推荐方法的原型实现。然后,通过用户在“豆瓣电影”应用中浏览电影信息开始的一系列流程开展实例研究,验证了本文方法的

可行性。最后,针对“豌豆荚” Android 应用商店中的 10 个流行应用的 300 个 Android 应用服务对本文方法进行评估,验证了本文方法的有效性。

4.1 原型实现

原型的总体架构如图 2 所示。它主要由 5 个部分组成:监听器、执行器、场景分析器、服务推荐程序 and 用户界面。本文在客户端运行监听器和执行器,并使用 LogPruner^[29] 对其进行优化。当监听器收到用户的服务推荐请求时,将捕获当前用户场景中的内容,并由执行器将用户场景信息发送给服务器。

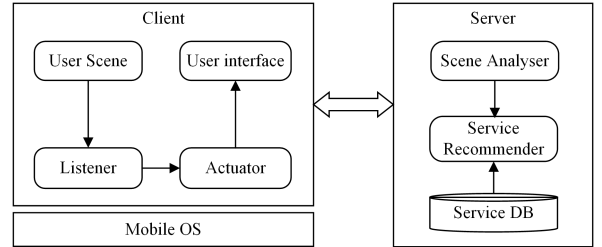


图 2 总体架构图

Fig. 2 Overall architecture diagram

我们在服务器上运行场景分析器和服务推荐程序。场景分析器为当前活动页上的文本指定标签,本文使用 App-Stract 中提出的基于知识库的方法为文本分配标签。然后,将处理结果发送给服务推荐程序。服务推荐程序在服务库中搜索与当前用户场景内容相关的服务,并向客户发送与当前用户场景最相关的相似服务和互补服务。最后,我们开发了用户界面,将 Android 应用服务可视化地提供给用户。通过用户界面,用户可以看到每个 Android 应用服务的输入和输出信息,从而帮助用户更好地了解这些 Android 应用服务,以方便用户选择所需的服务。当用户选择服务时,执行器根据用户选择的服务执行相应的服务深度链接,为用户打开服务指定的应用页面。

4.2 实验设置

本节中,本文根据实验需要,首先为“腾讯视频”“腾讯新闻”“豆瓣电影”和“淘票票”4 个 Android 应用分别生成 30 个 Android 应用服务,从而生成服务库。然后,通过对用户在“豆瓣电影”应用中浏览电影信息开始的一系列流程进行实例研究,来验证本文方法的可行性和有效性。

本文通过 Aladdin^[12] 为应用生成的服务,给定 Android 应用程序以及指定 Activity 界面,Aladdin 通过静态分析和动态分析能够获取跳转到目标 Activity 界面的深层链接,并生成对应的 Android 应用服务。

4.3 实例研究

本节通过用户在“豆瓣电影”应用中浏览电影信息开始的一系列流程,描述了本文方法如何实现 Android 应用服务推荐,以帮助用户更快地实现他们的目标。图 3 给出了本文方法推荐 Android 应用服务时的界面。当用户在“豆瓣电影”应用中浏览有关《千与千寻》的电影信息时,用户可能因为影评信息对该电影产生了兴趣,并使用本文的推荐方法。根据用户场景与服务库中 Android 应用服务的相似度,本文将向用户推荐电影播放及电影购票等服务。若用户选择了“淘票票”应用中的电影购票服务,将跳转到“淘票票”应用程序中的《千与千寻》电影购票页面。用户购买电影票后,可能想去电影院

看电影并再次使用本文的推荐方法。此时根据用户场景,本文将向他推荐导航服务和打车服务,如“高德地图”中的导航以及“滴滴出行”的出租车,从而为用户推荐从现在的位置到电影院的最佳计划。

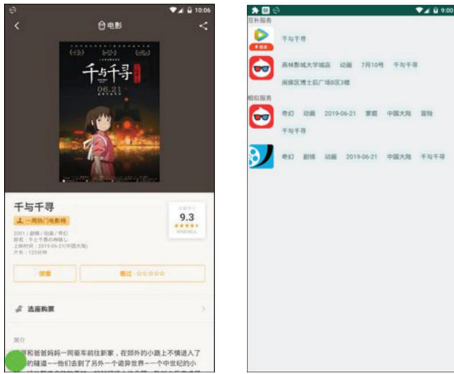


图3 Android应用服务推荐的界面展示

Fig. 3 Interface display of Android application service recommendation

4.4 有效性测试

进一步地,本文从“豌豆荚”应用商店的旅游出行、新闻阅读、影音播放、通信社交和健康运动等5个类别应用中选择10个流行应用,使用应用提供的服务或是 Aladdin 工具为应用生成的服务,来建立服务库。服务库中包含300项服务,其中应用提供的服务和用 Aladdin 工具生成的服务各占一半。本文将服务推荐准确度定义为:

$$A = \frac{P}{P+F} \tag{5}$$

其中,P为用户认为与当前页面内容相关的服务数量,F为用户认为与当前页面内容无关的服务数量,分别计算前3,6,9个推荐服务的准确度,从而验证本文方法的有效性。

本文首先分别选择10个页面,接着对这10个页面采取本文提出的推荐方法,最后对推荐结果进行评估。

图4给出了本文方法进行 Android 应用服务推荐的总体准确度。对于前三项及前六项推荐的 Android 应用服务,用户认为其中超过75%的 Android 应用服务与他们浏览的应用界面相关,即与用户场景高度相关。对于前九项推荐的 Android 应用服务,用户认为其中互补服务的准确度较高,约为76%,而相似服务的准确度较低,仅为63%。导致前九项推荐的 Android 应用服务中相似服务的准确度较低的原因在于,本文构建的服务库中 Android 应用服务的数量及类型还不够充足,导致推荐了一些与用户场景相关性不够高的相似服务。

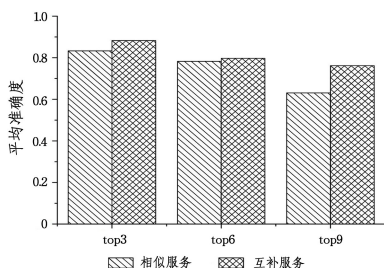


图4 Android应用服务推荐准确度

Fig. 4 Accuracy of Android application service recommendation

别的准确度。根据观察可以得到,新闻阅读类应用页面的服务推荐准确度相对较低,而通信社交类应用页面的服务推荐准确度较高。造成这一现象的原因在于新闻阅读类应用页面中包含大量的文本信息,因此难以找到用户关注的词语,使得推荐服务的质量受到了较大的影响。而通信社交类应用页面中往往简单明了地体现了如时间、地点等关键词,因此提高了服务推荐的准确度。总体而言,本文方法的准确率较高,能够满足用户日常使用的需求。

表1 各类别 Android 应用服务推荐准确度

Table 1 Accuracy of Android application service recommendation by category

应用类型	页面数量	相似服务准确度			互补服务准确度		
		Top3	Top6	Top9	Top3	Top6	Top9
旅游出行	10	83.3	78.3	64.4	86.7	76.7	75.6
新闻阅读	10	73.3	68.3	52.2	80.0	71.7	67.8
影音播放	10	80.0	76.7	61.1	83.3	76.7	76.7
通讯社交	10	93.3	90.0	74.4	100.0	91.7	86.7
健康运动	10	86.7	78.3	63.3	86.7	81.7	74.4

结束语 本文提出了一种基于用户场景的 Android 应用服务推荐方法,并在此基础上设计了一个服务框架。该框架可以根据用户场景为用户提供与之相关的 Android 应用服务,帮助用户更方便、快捷地完成自己的目标。推荐的 Android 应用服务根据其与用户场景的相似性进行排序,最相似的 Android 应用服务将显示在最上方。针对“豌豆荚”Android 应用商店中的10个流行应用的300个服务进行方法评估,验证了所提方法的可行性和有效性。

在未来的工作中,一方面将继续扩展服务库,增加服务库中 Android 应用服务的数量和类型;另一方面,将进一步优化推荐和排名算法,从而提高 Android 应用服务推荐的质量。

参考文献

- [1] Mobile internet use passes desktop [EB/OL]. <https://techcrunch.com/2016/11/01/mobile-internet-use-passes-desktop-for-the-first-time-study-finds>.
- [2] WANG H, LIU Z, GUO Y, et al. An explorative study of the mobile app ecosystem from app developers' perspective [C] // Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web. 2017:163-172.
- [3] CAO H, LIN M. Mining smartphone data for app usage prediction and recommendations: A survey [J]. Pervasive and Mobile Computing, 2017, 37: 1-22.
- [4] Tencent Open Platform [EB/OL]. <https://open.tencent.com/>.
- [5] Baidu AI Open Platform [EB/OL]. <https://ai.baidu.com/>.
- [6] Google Play Developer API [EB/OL]. <https://developers.google.cn/androidpublisher/>.
- [7] Mobile deep linking [EB/OL]. https://en.wikipedia.org/wiki/Mobile_deep_linking/.
- [8] Activity [EB/OL]. https://developer.android.google.cn/guide/components/activities/introactivities?hl=zh_cn.
- [9] Google App Indexing [EB/OL]. <https://developers.google.com/app-indexing/>.
- [10] Bing App Linking [EB/OL]. <https://msdn.microsoft.com/en-us/library/dn614167>.

the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision, 2021; 3289-3298.

- [21] DAI X, JIANG Z, WU Z, et al. General Instance Distillation for Object Detection[C]// Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2021.
- [22] ZHOU D W, MA L Y, TIAN J Y, et al. Super-resolution Reconstruction of Images Based on Feature Fusion Attention Networks[J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 57: 1-9.
- [23] ROMERO A, BALLAS N, KAHOU S E, et al. Fitnets: Hints for Thin Deep Nets[J]. arXiv:1412. 6550, 2014.
- [24] LI H. Exploring Knowledge Distillation of Deep Neural Nets for Efficient Hardware Solutions[C]// CS230 Report. 2018.
- [25] EVERINGHAM M, ESLAMI S, GOOL L V, et al. The PASCAL Visual Object Classes Challenge: A Retrospective[J]. In-

ternational Journal of Computer Vision, 2015, 111(1): 98-136.



CHU Yu-chun, born in 1996, postgraduate. His main research interests include information security and object detection.



WANG Xue-fang, born in 1975, Ph. D. lecturer. Her main research interests include artificial intelligence and deep learning.

(上接第 271 页)

- [11] Facebook App Links[EB/OL]. [https:// developers. facebook. com/docs/applinks](https://developers.facebook.com/docs/applinks).
- [12] MA Y, HU Z, LIU Y, et al. Aladdin: Automating release of deep-link APIs on Android[C]// Proceedings of the 2018 World Wide Web Conference. 2018; 1469-1478.
- [13] AZIM T, RIVA O, NATH S. uLink: Enabling user-defined deep linking to app content[C]// Proceedings of the 14th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services. 2016; 305-318.
- [14] Android Accessibility API[EB/OL]. [http:// www. androiddoc. com/guide/topics/ui/accessibility/index. html/](http://www.androiddoc.com/guide/topics/ui/accessibility/index.html/).
- [15] Wandoujia[EB/OL]. [https://www. wandoujia. com/](https://www.wandoujia.com/).
- [16] SHIN C, HONG J H, DEY A K. Understanding and prediction of mobile application usage for smart phones[C]// Proceedings of the 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing. 2012; 173-182.
- [17] XU Y, LIN M, LU H, et al. Preference, context and communities: a multi-faceted approach to predicting smartphone app usage patterns[C]// Proceedings of the 2013 International Symposium on Wearable Computers. 2013; 69-76.
- [18] LEE J, LEE K, JEONG E, et al. Context-aware application scheduling in mobile systems: What will users do and not do next? [C]// Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing. 2016; 1235-1246.
- [19] LIAO Z X, LEI P R, SHEN T J, et al. Mining temporal profiles of mobile applications for usage prediction[C]// 2012 IEEE 12th International Conference on Data Mining Workshops. IEEE, 2012; 890-893.
- [20] RAHNAMEYAN R, RAWASSIZADEH R, MASKOOKI A. Learning mobile app usage routine through learning automata [J]. arXiv:1608. 03507, 2016.
- [21] PICHILIANI M C, HIRATA C M. Evaluation of the Android accessibility API recognition rate towards a better user experience[C]// International Conference on Universal Access in

Human-Computer Interaction. Cham: Springer, 2015; 340-349.

- [22] FERNANDES E, RIVA O, NATH S. Appstract: On-the-fly app content semantics with better privacy[C]// Proceedings of the 22nd Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. 2016; 361-374.
- [23] Stanford NER[EB/OL]. [https://nlp. stanford. edu/software/ CRF-NER. html](https://nlp.stanford.edu/software/CRF-NER.html).
- [24] SHI C Y, XU C J, YANG X J. TFIDF algorithm research project [J]. Computer Applications, 2009, 29(B6): 167-170.
- [25] RUAN D, PAN H, GAO K. Similar words analysis based on POS-CBOW language model[J]. Journal of Hebei University of Science & Technology, 2015, 36(5): 532-538.
- [26] HUNG P T, YAMANISHI K. Word2vec skip-gram dimensionality selection via sequential normalized maximum likelihood [J]. Entropy, 2021, 23(8): 997.
- [27] Tencent AI Lab[EB/OL]. [https://ai..tencent. com /ailab/zh/ paper/?page=1/](https://ai.tencent.com/ailab/zh/paper/?page=1/).
- [28] YAN P M, TANG W Q. Chinese text classification based on improved BERT[J]. Industrial Control Computers, 2020, 33(7): 108-110.
- [29] ZHOU X, WU K, CAI H, et al. LogPruner: detect, analyze and prune logging calls in Android apps[J]. Science China Information Sciences, 2018, 61(5): 050107; 1-050107; 3.



WANG Yi, born in 1996, postgraduate. His main research interests include Android application service generation and Android application service adaptation.



CHEN Xing, born in 1985, Ph.D, professor, Ph. D supervisor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include system software, software self-adaptation and cloud computing.