

# 基于冲突度和协同过滤的移动用户界面模式推荐

贾伟<sup>1,2</sup> 华庆一<sup>1</sup> 张敏军<sup>1</sup> 陈锐<sup>1</sup> 姬翔<sup>1</sup> 王博<sup>1,3</sup>

(西北大学信息科学与技术学院 西安 710127)<sup>1</sup> (宁夏大学新华学院 银川 750021)<sup>2</sup>  
(西安邮电大学计算机学院 西安 710121)<sup>3</sup>

**摘要** 移动用户界面模式能够有效地提高移动界面开发的效率和质量。针对现有界面模式检索方法的检索结果不能满足界面开发需求的问题,提出一种基于冲突度和协同过滤的移动用户界面模式推荐方法。首先,根据移动界面的开发需求,使用模糊 C 均值聚类算法缩小界面模式的查找范围;然后,利用界面模式的历史评分和冲突度,构建了两个张量模型,并利用基于 Hamiltonian 蒙特卡洛的张量分解方法实现张量模型的重构;最后,通过线性方法得到推荐的界面模式。实验结果表明,与现有的检索方法相比,该推荐方法能够更好地帮助开发人员查找界面模式。

**关键词** 移动用户界面模式,冲突度,协同过滤,张量分解,Hamiltonian 蒙特卡洛

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.10.037

## Mobile User Interface Pattern Recommendation Based on Conflict Degree and Collaborative Filtering

JIA Wei<sup>1,2</sup> HUA Qing-yi<sup>1</sup> ZHANG Min-jun<sup>1</sup> CHEN Rui<sup>1</sup> JI Xiang<sup>1</sup> WANG Bo<sup>1,3</sup>

(School of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an 710127, China)<sup>1</sup>

(Xinhua College of Ningxia University, Yinchuan 750021, China)<sup>2</sup>

(School of Computer Science and Technology, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China)<sup>3</sup>

**Abstract** Mobile user interface pattern is an effective method to improve efficiency and quality of mobile interface development. Focused on the issue that retrieval results of existing interface pattern retrieval methods cannot meet the requirements of the interface development, a mobile user interface pattern recommendation method based on conflict degree and collaborative filtering was proposed. Firstly, fuzzy c-means clustering algorithm is used to narrow the search range of interface pattern according to the requirement of mobile interface development. Secondly, two tensor models are constructed by using the historical rating and the conflict degree of interface pattern. Tensor factorization method based on Hamiltonian Monte Carlo algorithm is employed to reconstruct these two tensor models. Finally, the recommended interface patterns are obtained by using a linear method. Experimental results show that the performance of the proposed method is superior to existing methods in terms of helping developers to find interface patterns.

**Keywords** Mobile user interface pattern, Conflict degree, Collaborative filtering, Tensor factorization, Hamiltonian Monte Carlo

## 1 引言

移动技术的快速发展促进了移动设备的大范围普及。移动用户界面是用户与移动设备交互的重要媒介,开发高可用性的用户界面可以满足不同用户在交互过程中的功能性和可用性需求,提升用户体验。近年来,界面开发面临的主要问题之一是如何提高移动界面开发的效率和质量。大量研究表明,利用移动用户界面模式(Mobile User Interface Pattern, MUIP)能够有效提高界面开发的效率和质量<sup>[1-4]</sup>,因为在 MUIP 中包含了许多可用于界面开发的信息,例如具体的界

面设计问题、解决方案和上下文等信息,这些信息能够解决界面开发中重复出现的问题,有利于界面的模块化开发,从而提高界面开发的效率和质量。然而,移动计算的持续发展造成了移动应用的数量级增长,使得 MUIP 的数量激增,开发人员需要一种有效的 MUIP 检索方法来支持界面开发。

实际上,在 MUIP 之间存在着不同程度的冲突,在界面开发中,这种冲突度决定了两个或多个 MUIP 能在多大程度上适合应用在同一个人界面中<sup>[5-6]</sup>。协同过滤推荐方法是目前广泛使用的较为成功的一种信息推荐方法<sup>[7-10]</sup>。该方法利用用户群体的历史评分来发现目标用户的偏好,并为该用户提

投稿日期:2017-09-05 返修日期:2017-12-17 本文受国家自然科学基金资助项目(61272286),高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20126101110006),陕西省工业科技攻关项目(2016GY-123),西北大学科学研究基金资助项目(15NW31)资助。

贾伟(1980-),男,博士生,副教授,CCF 会员,主要研究方向为人机交互、用户界面工程;华庆一(1956-),男,博士,教授,CCF 会员,主要研究方向为人机交互、用户界面工程,E-mail:huaqy@nwu.edu.cn(通信作者);张敏军(1979-),男,博士生,讲师,主要研究方向为人机交互、用户界面工程;陈锐(1979-),男,博士生,CCF 会员,主要研究方向为人机交互、用户界面工程;姬翔(1979-),女,博士生,讲师,CCF 会员,主要研究方向为人机交互、用户界面工程;王博(1976-),男,博士生,讲师,主要研究方向为人机交互、用户界面工程。

供推荐服务。因此,本文利用 MUIP 之间的冲突度,结合协同过滤推荐方法为开发人员提供符合开发需求的 MUIP。

## 2 相关研究

目前,一些学者围绕提高检索 MUIP 的有效性和准确性展开研究。文献[11]采用基于案例推理的方法(Case-Based Reasoning,CBR)检索模式,该方法将案例推理引擎与知识库相结合来实现模式检索。文献[12]使用本体描述知识,并采用基于问答的方法(Ontology and Question-based Advice-ment,OQBA)筛选出开发人员需要的模式。文献[13]给出了朴素贝叶斯(Naive Bayesian,NB)和支持向量机(Support Vector Machine,SVM)两种检索方法,通过学习模式的分类器和判断模式的类别,给出开发人员需要的检索模式,并通过实验总结出了 NB 和 SVM 方法的特点。

虽然上述方法在一定程度上提高了检索 MUIP 的有效性和准确性,但是这些方法没有考虑 MUIP 之间是否存在冲突度,可能导致查找到的 MUIP 不适用于实际的界面开发。例如,一个检索到的 MUIP 与已使用的 MUIP 存在一定程度的冲突,在界面开发中使用该 MUIP 会影响界面的功能性和可用性。为了进一步提高推荐效果,本文将 MUIP 的冲突度和历史评分应用到协同过滤推荐方法中;为提高分析推荐方法的效率,利用聚类分析算法提取与开发需求相似的 MUIP 数据,以此构建符合开发需求的张量模型,实现对 MUIP、历史评分和冲突度的描述。

张量分解能够填补张量模型中缺失的评分数据,对推荐结果有着重要影响。在贝叶斯框架下采用蒙特卡洛方法进行张量分解是一种典型的分解方法<sup>[14-15]</sup>。为了避免 Gibbs 抽样和 Metropolis 抽样的随机游走造成的局部最优问题,本文在协同过滤推荐方法中利用 Hamiltonian 蒙特卡洛(Hamiltonian Monte Carlo,HMC)抽样方法<sup>[16]</sup>实现张量分解。

## 3 基于 HMC 的张量分解方法

### 3.1 HMC 抽样方法

在 HMC 抽样方法中引入了 Hamiltonian 动力系统,利用分子运动实现抽样。设在  $S$  维空间中, $q$  为位置变量, $r$  为动量变量, $q$  和  $r$  组成了动态系统的状态变量, $H(q,r)$  是 Hamiltonian 函数, $q$  和  $r$  随着时间  $t$  的变化可以表示为:

$$\frac{dq_i}{dt} = \frac{\partial H(q,r)}{\partial r_i} \quad (1)$$

$$\frac{dr_i}{dt} = -\frac{\partial H(q,r)}{\partial q_i} \quad (2)$$

其中, $i=1,2,\dots,S$ 。

Hamiltonian 函数表示为:

$$H(q,r) = U(q) + K(r) \quad (3)$$

其中, $U(q)$  是势能, $K(r) = \frac{r^T M^{-1} r}{2}$  是动能, $M$  是一个对称且正定的质量矩阵。

蛙跳方法是求解 Hamiltonian 方程的常用方法。为了得到更好的结果,本文采用改进的 Stömer-Verlet 方法<sup>[17]</sup>代替蛙跳方法。该方法的执行过程如下:

$$r_{n+1/2} = r_n - \frac{\epsilon}{2\theta_n} \nabla U(q_n) \quad (4)$$

$$q_{n+1/2} = q_n + \frac{\epsilon}{2\theta_n} r_{n+1/2} \quad (5)$$

$$\theta_{n+1} + \theta_n = 2S_1(q_{n+1/2}, r_{n+1/2}) \quad (6)$$

$$q_{n+1} = q_{n+1/2} + \frac{\epsilon}{2\theta_{n+1}} r_{n+1/2} \quad (7)$$

$$r_{n+1} = r_{n+1/2} - \frac{\epsilon}{2\theta_{n+1}} \nabla U(q_{n+1}) \quad (8)$$

其中, $n$  为迭代次数, $\epsilon$  为步长, $S_1$  为控制步长的函数, $S_1(q,r) = [r^T M^{-2} r + \|\nabla_q U\|]^2$ , $\theta = S_1(q,r)$ 。

将改进的 Stömer-Verlet 方法应用到 HMC 算法后得到 ISV-HMC 算法,如算法 1 所示。

### 算法 1 ISV-HMC 算法

初始化  $q_0, r_0, L$ 、质量矩阵  $M$  和  $\epsilon$  的值;

for  $k=1$  to  $W$  do

抽取  $r \sim \mathcal{N}(0, M)$ ;

$(q^0, r^0) = (q_{k-1}, r)$ ;

设置  $\rho_0$  的值;

for  $j=1$  to  $L$  do

$$r^{j-1/2} = r^{j-1} - \frac{\epsilon}{2\theta_{j-1}} \nabla U(q^{j-1});$$

$$q^{j-1/2} = q^{j-1} + \frac{\epsilon}{2\theta_{j-1}} r^{j-1/2};$$

$$\theta_j = -\theta_{j-1} + 2S(q^{j-1/2}, r^{j-1/2});$$

$$q^j = q^{j-1/2} + \frac{\epsilon}{2\theta_j} r^{j-1/2};$$

$$r^j = r^{j-1/2} - \frac{\epsilon}{2\theta_j} \nabla U(q^j);$$

end for

$(q^*, r^*) = (q^L, r^L)$ ;

从均匀分布  $U(0, 1)$  中抽取  $u$ ;

if  $u < \min\{1, \exp[-H(q^*, r^*) + H(q^0, r^0)]\}$

$(q_k, r_k) = (q^*, r^*)$  //接受新的状态变量

else

$(q_k, r_k) = (q_{k-1}, r_{k-1})$  //拒绝新的状态变量

end if

end for

### 3.2 采用 HMC 的张量分解方法

张量是向量和矩阵在高维空间中的扩展,一个张量模型可以描述多维数据中的内在关系。由于需要在 3 个维度上描述 MUIP 之间的冲突程度、目标和上下文,本文采用三阶张量模型来描述 MUIP,并研究基于 HMC 的张量分解方法。

CANDECOMP/PARAFAC(CP)分解是一种被广泛应用的张量分解方法<sup>[18]</sup>。三阶张量的 CP 分解如图 1 所示,其中三阶张量  $X$  表示为  $N$  个秩为 1 的张量之和。

图 1 三阶张量的 CP 分解

Fig. 1 CP decomposition for third-order tensor

三阶张量  $X$  的 CP 分解形式为:

$$X \approx \sum_{n=1}^N U_n \circ V_n \circ T_n \quad (9)$$

其中, $U_n, V_n$  和  $T_n$  为向量。

在贝叶斯框架中,三阶张量的 CP 分解模型如图 2 所示,其

中  $U_n, V_n$  和  $T_n$  相互独立且服从高斯分布,  $\eta$  服从逆伽马分布。

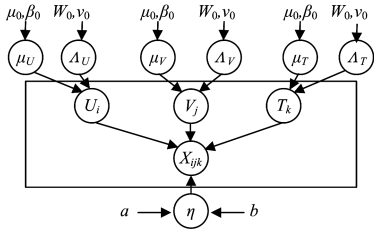


图2 贝叶斯框架中张量的CP分解模型

Fig.2 CP decomposition model of tensor in Bayesian framework

根据图2所示的CP分解模型,得到:

$$p(U | \mu_U, \Delta_U) = \prod_{i=1}^N \mathcal{N}(U_i | \mu_U, \Delta_U^{-1}) \quad (10)$$

$$p(V | \mu_V, \Delta_V) = \prod_{j=1}^N \mathcal{N}(V_j | \mu_V, \Delta_V^{-1}) \quad (11)$$

$$p(T | \mu_T, \Delta_T) = \prod_{k=1}^N \mathcal{N}(T_k | \mu_T, \Delta_T^{-1}) \quad (12)$$

其中,  $\mu_U, \mu_V$  和  $\mu_T$  是期望向量;  $\Delta_U^{-1}, \Delta_V^{-1}$  和  $\Delta_T^{-1}$  是方差。

设  $\Theta_U = \{\mu_U, \Delta_U\}$ ,  $\Theta_V = \{\mu_V, \Delta_V\}$ ,  $\Theta_T = \{\mu_T, \Delta_T\}$  的先验分布为高斯-沙威特分布,则:

$$p(\mu_U, \Delta_U) = p(\mu_U | \Delta_U) p(\Delta_U) \\ = \mathcal{N}(\mu_U | \mu_0, (\beta_0, \Delta_U)^{-1}) \mathcal{W}(\Delta_U | W_0, v_0) \quad (13)$$

$$p(\mu_V, \Delta_V) = p(\mu_V | \Delta_V) p(\Delta_V) \\ = \mathcal{N}(\mu_V | \mu_0, (\beta_0, \Delta_V)^{-1}) \mathcal{W}(\Delta_V | W_0, v_0) \quad (14)$$

$$p(\mu_T, \Delta_T) = p(\mu_T | \Delta_T) p(\Delta_T) \\ = \mathcal{N}(\mu_T | \mu_0, (\beta_0, \Delta_T)^{-1}) \mathcal{W}(\Delta_T | W_0, v_0) \quad (15)$$

其中,  $\mathcal{W}$  是自由度为  $v_0$ 、 $D \times D$  矩阵为  $W_0$  的沙威特分布。

设  $C$  是归一化常数,则:

$$\mathcal{W}(\Delta_U | W_0, v_0) = \frac{|\Delta_U|^{(v_0-D-1)/2}}{C} \exp\left(-\frac{\text{Tr}(W_0^{-1}\Delta_U)}{2}\right) \quad (16)$$

$$\mathcal{W}(\Delta_V | W_0, v_0) = \frac{|\Delta_V|^{(v_0-D-1)/2}}{C} \exp\left(-\frac{\text{Tr}(W_0^{-1}\Delta_V)}{2}\right) \quad (17)$$

$$\mathcal{W}(\Delta_T | W_0, v_0) = \frac{|\Delta_T|^{(v_0-D-1)/2}}{C} \exp\left(-\frac{\text{Tr}(W_0^{-1}\Delta_T)}{2}\right) \quad (18)$$

$\eta$  服从形状参数为  $a$ 、尺度参数为  $b$  的逆伽马分布,即:

$$p(\eta | a, b) = \mathcal{G}(\eta | a, b) = \frac{b^a}{\Gamma(a)} \eta^{-a-1} \exp\left(-\frac{b}{\eta}\right) \quad (19)$$

其中,  $\Gamma(\cdot)$  是伽马函数。

$X_{ijk}$  的概率分布为:

$$p(X_{ijk}^* | X) = \int p(X_{ijk}^* | U_i, V_j, T_k, \alpha) \\ p(U, V, T, \Theta_U, \Theta_V, \Theta_T, \alpha | X, \Theta_0) d\{U, V, T, \Theta_U, \Theta_V, \Theta_T, \alpha\} \quad (20)$$

其中,  $\Theta_0 = \{\mu_0, W_0, v_0, \beta_0, a, b\}$ 。

利用 HMC 方法进行抽样时,通过下式进行近似计算:

$$p(X_{ijk}^* | X, \Theta_0) = \frac{1}{G} \sum_{g=1}^G (U^g, V^g, T^g, \alpha^g) \quad (21)$$

其中,  $G$  为样本总数。

具体的抽样算法如算法2所示。

**算法2** 基于 HMC 的张量分解算法

初始化  $U, V, T$  和  $\alpha$  的值;

for  $g=1$  to  $G$  do

利用  $p(\Theta_U | U^g, \Theta_0)$  对  $\Theta_U^g$  进行抽样;

利用  $p(\Theta_V | V^g, \Theta_0)$  对  $\Theta_V^g$  进行抽样;

利用  $p(\Theta_T | T^g, \Theta_0)$  对  $\Theta_T^g$  进行抽样;

利用  $p(\alpha | X, U^g, V^g, T^g, a, b)$  对  $\alpha^g$  进行抽样;

for  $i=1$  to  $I$  do

使用算法1对  $U^{g+1}$  进行抽样;

end for

for  $j=1$  to  $J$  do

使用算法1对  $V^{g+1}$  进行抽样;

end for

for  $k=1$  to  $K$  do

使用算法1对  $T^{g+1}$  进行抽样;

end for

end for

输出  $\{U, V, T, \Theta_U, \Theta_V, \Theta_T, \alpha\}$ ;

## 4 MUIP 推荐方法

在采用协同过滤方法推荐 MUIP 时,现有的研究方法虽然考虑了界面开发的设计目标和上下文,但是没有考虑 MUIP 的冲突程度。为了帮助开发人员有效地查找 MUIP, 本文在推荐方法 CFR(Collaborative Filtering Recommendation)中,除了考虑设计目标和上下文,还充分考虑了 MUIP 之间的冲突程度对推荐结果的影响。由于 MUIP 数量较多,为了提高查找 MUIP 的效率,本文根据开发人员的需求信息,利用模糊 C 均值聚类(Fuzzy C-Means Clustering, FCM)算法<sup>[19]</sup>对 MUIP 进行聚类,缩小查找范围。FCM 聚类算法的目标是最小化以下函数:

$$J_m(\bar{U}, \bar{V}) = \sum_{i=1}^{I'} \sum_{j=1}^{J'} (\bar{u}_{ij})^m \|\bar{z}_i - \bar{v}_j\|^2 \quad (22)$$

其中,  $m$  是加权指数,  $J'$  是数据点的数量,  $I'$  是聚类数,  $\bar{U} = [\bar{u}_{ij}]_{I' \times J'}$  是模糊分类矩阵,  $\|\bar{z}_i - \bar{v}_j\|^2$  是第  $j$  个聚类中心  $\bar{v}_j$  与第  $i$  个数据点  $\bar{z}_i$  的欧几里得距离。

聚类中心  $\bar{v}_j$  的计算公式为:

$$\bar{v}_j = \frac{\sum_i (\bar{u}_{ij})^m \bar{z}_i}{\sum_j (\bar{u}_{ij})^m} \quad (23)$$

隶属度  $\bar{u}_{ij}$  的计算公式为:

$$\bar{u}_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^{I'} \left( \frac{\|\bar{z}_i - \bar{v}_j\|}{\|\bar{z}_i - \bar{v}_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (24)$$

具体的 FCM 聚类算法如算法3所示。

**算法3** FCM 算法

初始化矩阵  $U^{(0)}$  和聚类数  $I'$ , 设置  $m$  和  $\xi$  的值;

$t=1$ ;

while  $\|U^{(t)} - U^{(t-1)}\| \geq \xi$

利用式(23)更新聚类中心;

利用式(24)更新隶属度;

$t=t+1$ ;

end while

MUIP 的推荐过程如图3所示,其具体步骤如下。

步骤1 按照开发人员提供的设计目标和上下文,使用 FCM 聚类算法分别对 MUIP 数据库的 MUIP 进行聚类,得到设计目标聚类簇和上下文聚类簇。

步骤 2 利用余弦函数分别计算开发人员给出的设计目标与每个设计目标聚类簇中聚类中心的相似度,以及开发人员给出的上下文与每个上下文聚类簇中聚类中心的相似度,并分别将大于阈值  $\gamma$  和  $\delta$  的 MUIP 作为设计目标聚类簇的候选列表和上下文聚类簇的候选列表。余弦函数为:

$$\cos(\vec{e}, \vec{f}) = \frac{\sum_{z \in Z} h_{z,e} h_{z,f}}{\sqrt{\sum_{z \in Z} h_{z,e}^2} \sqrt{\sum_{z \in Z} h_{z,f}^2}} \quad (25)$$

其中,  $Z$  是  $e$  和  $f$  的属性集合,  $h_{z,e}$  是  $e$  中的第  $c$  个属性,  $h_{z,f}$  是  $f$  中的第  $c$  个属性。

步骤 3 根据得到的两个候选列表,从 MUIP 数据库中构建两个三阶张量  $A \in R^{I' \times J'' \times K''}$  和  $C \in F^{I'' \times J'' \times K''}$ , 其中,  $I'$  是 MUIP 数量,  $J''$  是历史评分,  $K''$  是设计目标,  $I''$  是 MUIP 数量,  $J''$  是 MUIP,  $K''$  是冲突程度。利用算法 2 对三阶张量  $A$  和  $C$  进行分解和重构,得到三阶张量  $A_1$  和  $C_1$ 。

步骤 4 利用张量  $C_1$  的冲突度筛选张量  $A_1$  中的 MUIP,并将冲突度低于阈值  $\rho$  的 MUIP 提取出来。为了得到合理的推荐评分,利用线性方法将张量  $A_1$  和  $C_1$  中的历史评分和冲突度相结合,用于张量  $Y$  的构建。线性公式如下:

$$\varphi_{wd} = \lambda \psi_{wd} + (1-\lambda) \left(1 - \frac{\sum_{n=1}^B \tau_{nd}}{N}\right) \quad (26)$$

其中,  $\varphi_{wd}$  是第  $w$  个用户对第  $d$  个 MUIP 的评分,  $\tau_{nd}$  是第  $n$  个 MUIP 和第  $d$  个 MUIP 之间的冲突度,  $0 \leq \tau_{nd} \leq 1$ ,  $B$  是 MUIP 数量,  $\lambda$  和  $(1-\lambda)$  分别是  $\psi_{wd}$  和  $1 - \frac{\sum_{n=1}^B \tau_{nd}}{N}$  在最终评分中所占的比例,  $0 \leq \lambda \leq 1$ 。

步骤 5 从张量  $Y$  中选择 TOP- $N$  作为 MUIP 的推荐结果。

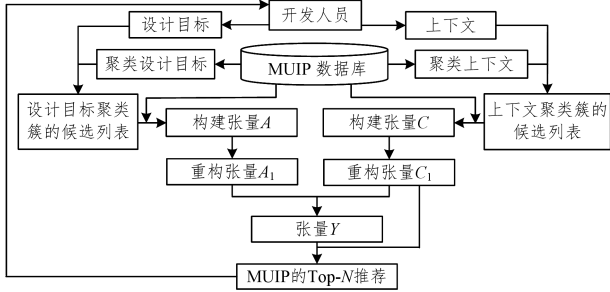


图 3 MUIP 的推荐过程

Fig. 3 Recommendation process of MUIP

## 5 实验与分析

### 5.1 实验数据

实验中的数据来自文献[20]和 5 个移动界面模式网站<sup>1)</sup>,共有 1253 个移动界面模式。为了便于 MUIP 的推荐,笔者在前期的研究中已经对所有的 MUIP 进行了有效组织,并建立了 MUIP 数据库<sup>[6]</sup>。

### 5.2 评价指标

为了评价本文所提推荐方法的有效性,将精确率、召回率和 F1-Score 作为评价指标,从不同角度对方法进行评价。精确率表示查找到 MUIP 中符合开发需求的 MUIP 所占的比例,精确率越高,表示检索方法查找到的 MUIP 越符合开发

需求。召回率表示查找到的 MUIP 在所有符合开发需求的 MUIP 中所占的比例,召回率越高,表示检索方法的查全能力越强。精确率与召回率相互影响,会出现精确率越低、召回率越高的情况;而 F1-Score 是召回率的调和均值,可以采用 F1-Score 来表示精确率和召回率的整体表现。这 3 种指标的具体表示如下:

$$Precision@N = \frac{|R_u \cap R_T|}{|R_T|} \quad (27)$$

$$Recall@N = \frac{|R_u \cap R_T|}{|R_u|} \quad (28)$$

$$F1@N = \frac{2 \cdot Precision@N \cdot Recall@N}{Precision@N + Recall@N} \quad (29)$$

其中,  $N$  是推荐列表的长度,  $Precision@N$  是精确率,  $Recall@N$  是召回率,  $F1@N$  是 F1-Score,  $R_u$  表示用户  $u$  喜欢的 MUIP,  $R_T$  表示推荐的 MUIP, F1-Score 的值越大,推荐效果就越好。

### 5.3 结果与分析

实验中的参数  $\epsilon=0.1$ ,  $L=15$ ,  $m=2$ ,  $\xi=10^{-4}$ 。在推荐方法中,阈值  $\rho$  和参数  $\lambda$  的值对推荐结果有重要影响,本文使用指标 F1-Score 来确定  $\rho$  和  $\lambda$  的具体值。当  $\rho=1$  时,两个 MUIP 一定不能同时使用;当  $\lambda=0$  时,  $\psi_{wd}$  在推荐评分中所占的比例为 0,因为  $\rho=1$  和  $\lambda=0$  在推荐 MUIP 时没有实际意义,所以在确定  $\rho$  和  $\lambda$  的实验中并没有考虑  $\rho=1$  和  $\lambda=0$  这两种情况。 $\rho$  和  $\lambda$  对 F1-Score 的影响如图 4 所示,通过比较其中的推荐效果可以看出,当  $\rho=0.4$  和  $\lambda=0.7$  时,图 4(b)达到了最佳的推荐效果。因此,本文将  $\rho=0.4$  和  $\lambda=0.7$  作为推荐方法的参数值。

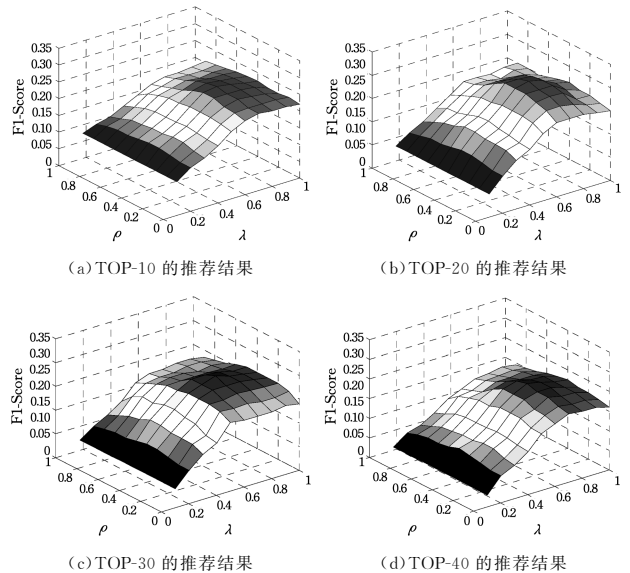


图 4 不同的  $\rho$  和  $\lambda$  值对 F1-Score 的影响

Fig. 4 Effect of different values of  $\rho$  and  $\lambda$  on F1-Score

为了证明本文所提 MUIP 推荐方法 CFR 的有效性,本文利用精确率、召回率和 F1-Score 这 3 个评价指标,将 CFR 与现有的 MUIP 检索方法 CBR, OQBA, NB 和 SVM 进行比较。图 5 给出了在推荐列表数  $N$  变化时,这几种方法的精确率、召回率和 F1-Score 的比较结果。

1) <http://www.mobile-patterns.com/>, <http://inspired-ui.com/>, <http://ui-patterns.com/>, <http://pptns.com/>, <https://www.cocoacontrols.com/>

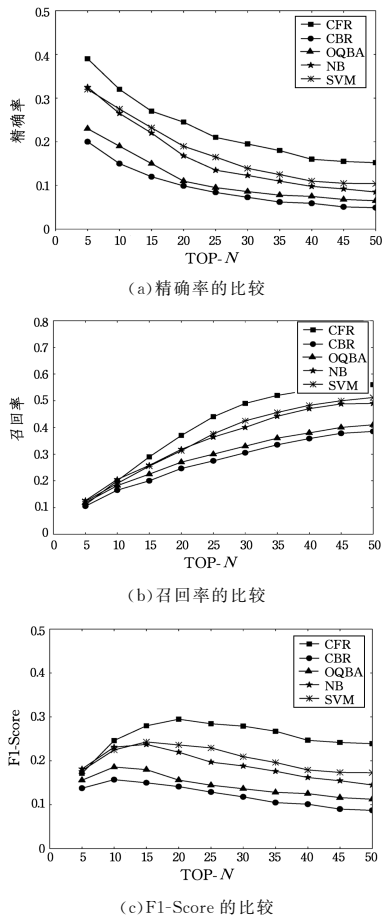


图5 不同方法在  $N$  变化时相应指标的比较

Fig. 5 Comparison of relevant indices of different methods when  $N$  changes

从图 5(a)和图 5(b)可以看出,随着查找到的 MUIP 数量的增加,5 种方法的精确率都在逐渐下降,而召回率都在逐渐上升,而 CFR 方法的精确度和查全率始终优于现有的方法,这说明 CFR 在查找 MUIP 的精确度和查全能力方面表现较好。

从图 5(c)可以看出, F1-Score 的值随着推荐列表的变化而变化,当  $N=10$  时, CBR 和 OQBA 达到最大值;当  $N=15$  时, NB 和 SVM 达到最大值;当  $N=20$  时, CFR 方法达到了最大值,而且其 F1-Score 值大于现有的 4 种方法;虽然在  $N>20$  之后,所有方法的 F1-Score 值都在逐渐下降,但是 CFR 方法的 F1-Score 值始终大于现有方法。以上结果表明, CFR 方法在推荐效果方面的整体表现较好。

从图 5 可以看出, CFR 方法具有较好的推荐效果,主要原因有以下 3 点。

(1) 根据界面开发中的设计目标和上下文需求,利用 FCM 聚类方法缩小了查找 MUIP 的范围,从而使得 MUIP 的推荐更加有效且准确。

(2) 使用 MUIP 已有的评分和张量分解方法对张量模型中缺失的 MUIP 评分进行了填补,重新构建的张量模型能够较为全面地反映所有符合界面开发需求的 MUIP 的评分情况,为 MUIP 的进一步筛选提供了可靠的参考,使得 CFR 方法在推荐 MUIP 时具有较强的查全能力。

(3) 将 MUIP 之间的冲突度融入推荐方法中,通过线性方法将张量模型中的评分与冲突度相结合,通过阈值将不适

宜放在一起使用的 MUIP 排除在推荐的 MUIP 列表之外,使得推荐的 MUIP 更加符合界面开发的实际情况,从而提高了精确率,也使得 CFR 方法具有较好的推荐效果。

**结束语** 在移动界面开发中应用 MUIP 能够提高界面开发的效率和质量。随着 MUIP 数量的不断增加,为了给开发人员提供有效的方法来查找 MUIP,本文利用 MUIP 的历史评分和 MUIP 之间存在的不同程度的冲突,给出了一种采用协同过滤的 MUIP 推荐方法。为了提高推荐方法的效率和效果,在推荐方法中采用了 FCM 聚类方法和基于 HMC 的张量分解方法。最后,通过实验分析证明了本文提出的 MUIP 推荐方法是有效的。在后续的工作中,将会进一步收集更多的 MUIP 来完善推荐方法。

## 参考文献

- [1] WETCHAKORN T, PROMPOON N. Method for mobile user interface design patterns creation for iOS platform[C]// Proceedings of the 12th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering. New York: IEEE Press, 2015:150-155.
- [2] NGUYEN T D, VANDERDONCKT J. User interface master detail pattern on Android[C]// Proceedings of the 4th ACM SIGCHI Symposium on Engineering Interactive Computing Systems. New York: ACM Press, 2012:299-304.
- [3] THONGMOOL G, PHANKOKKRUAD M. Analysis of interaction user interface patterns and usability study in computer assisted instruction for Tablet PC[C]// Proceedings of the 4th IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering. New York: IEEE Press, 2014:472-477.
- [4] AHMED S, ASHRAF G. Model-based user interface engineering with design patterns[J]. Journal of Systems and Software, 2007, 80(8):1408-1422.
- [5] JANEIRO J, BARBOSA S, SPRINGER T, et al. Improving the search for user interface design patterns through typed relationships[C]// Proceedings of the Second IFIP TC 13 Human-Computer Interaction Symposium. Heidelberg: Springer, 2010:3-14.
- [6] JIA W, HUA Q Y, ZHANG M J, et al. User interface pattern language based on category theory[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2017, 29(1):79-89. (in Chinese)
- [7] 贾伟, 华庆一, 张敏军, 等. 基于范畴论的用户界面模式语言[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2017, 29(1):79-89.
- [8] LI D, CHEN C, LV Q, et al. An algorithm for efficient privacy-preserving item-based collaborative filtering[J]. Future Generation Computer Systems, 2016, 55:311-320.
- [9] ZHANG J, PENG Q, SUN S, et al. Collaborative filtering recommendation algorithm based on user preference derived from item domain features[J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2014, 396:66-76.
- [10] LAN Y, CAO F F. Research of time weighted collaborative filtering algorithm in movie recommendation[J]. Computer Science, 2017, 44(4):295-301. (in Chinese)
- [11] 兰艳, 曹芳芳. 面向电影推荐的时间加权协同过滤算法的研究[J]. 计算机科学, 2017, 44(4):295-301.

- 张红霞. 缺失值填充: 基于信息增益的方法[J]. 计算机工程与设计, 2006, 27(24): 4810-4812.
- [13] QIN Z. Information Gain based Algorithm for Filling Missing Data[J]. Microcomputer Information, 2007, 23(12): 180-181. (in Chinese)
- 覃泽. 基于信息增益的数据库缺失值填充算法[J]. 微计算机信息, 2007, 23(12): 180-181.
- [14] KRYSZKIEWICZ M. Rough Set Approach to Incomplete Information System[J]. Information Sciences, 1998, 112(1-4): 39-49.
- [15] WANG G Y. Extension of Rough Set Under Incomplete Information systems[J]. Journal of Computer Research and Development, 2002, 39(10): 1238-1243. (in Chinese)
- 王国胤. Rough 集理论在不完备信息系统中的扩充[J]. 计算机研究与发展, 2002, 39(10): 1238-1243.
- [16] FU A, WANG G Y, HU J. Information entropy based attribute reduction algorithm in incomplete information systems[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2008, 20(5): 586-592. (in Chinese)
- 付昂, 王国胤, 胡军. 基于信息熵的不完备信息系统属性约简算法[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2008, 20(5): 586-592.
- [17] TAO Z, LIU Q Z, LI W M. Attribute reduction based on GA under incomplete information system[J]. Systems Engineering and Electronics, 2007, 29(9): 1484-1487. (in Chinese)
- 陶志, 刘庆拯, 李卫民. 基于遗传算法的不完备信息系统属性约简方法[J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(9): 1484-1487.
- [18] KRYSZKIEWICZ M. Rules in incomplete information systems [J]. Information Sciences, 1999, 113(3-4): 271-292.
- [19] XIE H, CHENG H Z, NIU D X. Discretization of Continuous Attributes in Rough Set Theory Based on Information Entropy [J]. Chinese Journal of Computers, 2005, 28(9): 1570-1574. (in Chinese)
- 谢宏, 程浩忠, 牛东晓. 基于信息熵的粗糙集连续属性离散化算法[J]. 计算机学报, 2005, 28(9): 1570-1574.
- [20] 蒋盛益, 李霞, 郑琪. 数据挖掘原理与实践[M]. 北京: 电子工业出版社, 2011: 48-58.
- [21] FU M L, ZENG H L. Oprimization Selection and Rules Extraction in Inconsistent and Incomplete Information System [J]. Computer Science, 2007, 34(10): 208-211. (in Chinese)
- 伏明兰, 曾黄麟. 一种不一致不完备信息系统的最优选择及规则约简方法研究[J]. 计算机科学, 2007, 34(10): 208-211.
- [22] HE W, LIU C Y, ZHAO J, et al. An Algorithm of Attributes Reduction in Incomplete Information System[J]. Computer Science, 2004, 31(2): 117-119. (in Chinese)
- 何伟, 刘春亚, 赵军, 等. 不完备信息系统下的属性约简算法[J]. 计算机科学, 2004, 31(2): 117-119.
- [23] MENG Z Q, XU K, ZHOU S Q. Maximum distribution reduction and computation methods for incomplete inconsistent decision systems[J]. Journal of Guangxi Normal University(Natural Science Edition), 2011, 29(3): 89-93. (in Chinese)
- 蒙祖强, 许珂, 周石泉. 不完备不一致决策系统的最大分布约简及计算方法[J]. 广西师范大学学报(自然科学版), 2011, 29(3): 89-93.
- [24] MENG Z Q, SHI Z Z. A fast approach to attribute reduction in incomplete decision systems with tolerance relation—based rough sets[J]. Information Sciences, 2009, 179(16): 2774-2793.
- [25] MA F M, LIU T T, XU A P. Data completion with rough sets based on fuzzy weighted similarity measure [J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 52(9): 62-66. (in Chinese)
- 马福民, 刘涛涛, 徐安平. 基于模糊加权相似度量的粗糙集数据补齐方法[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(9): 62-66.
- [26] YANG C Q. The attribute reduction algorithms based on rough sets[J]. Journal of Northwest University(Natural Science Edition), 2012, 42(2): 223-225. (in Chinese)
- 杨常清. 基于粗糙集的属性约简算法[J]. 西北大学学报(自然科学版), 2012, 42(2): 223-225.
- [27] YE D Y. An Improvement to Jelonek's Attribute Reduction Algorithm[J]. Acta Electronica Sinca, 2000, 28(12): 81-82. (in Chinese)
- 叶东毅. Jelonek 属性约简算法的一个改进[J]. 电子学报, 2000, 28(12): 81-82.

(上接第 206 页)

- [10] POLATIDIS N, GEORGIADIS C K. A multi-level collaborative filtering method that improves recommendations [J]. Expert Systems with Applications, 2016, 48: 100-110.
- [11] GOMES P, PEREIRA F C, PAIVA P, et al. Using CBR for automation of software design patterns[C]// Proceedings of the 6th European Conference on Advances in Case-Based Reasoning. Heidelberg: Springer, 2002: 534-548.
- [12] PAVLIČL, PODGORELEC V, HERIČKO M. A question-based design pattern advisement approach[J]. Computer Science and Information Systems, 2014, 11(2): 645-664.
- [13] HASHEMINEJAD S M H, JALILI S. Design patterns selection: an automatic two-phase method[J]. Journal of Systems and Software, 2012, 85(2): 408-424.
- [14] NAKATSUJI M, TODA H, SAWADA H, et al. Semantic sensitive tensor factorization [J]. Artificial Intelligence, 2016, 230: 224-245.
- [15] ZHAO Q, ZHOU G, ZHANG L, et al. Bayesian robust tensor factorization for incomplete multiway data[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2015, 27(4): 736-748.
- [16] DUANE S, KENNEDY A D, PENDLETON B J, et al. Hybrid Monte Carlo [J]. Physics Letters B, 1987, 195(2): 216-222.
- [17] HUANG W, LEIMKUHLER B. The adaptive verlet method [J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 1997, 18(1): 239-256.
- [18] CARROLL J D, CHANG J J. Analysis of individual differences in multidimensional scaling via an n-way generalization of "Eckart-Young" decomposition[J]. Psychometrika, 1970, 35(3): 283-319.
- [19] NOCK R, NIELSEN F. On weighting clustering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(8): 1223-1235.
- [20] NEIL T. Mobile Design pattern gallery: UI patterns for mobile applications[M]. Sebastopol: O'Reilly Media, 2012.