

URTP: 一种基于用户-区域-时间-商品的因子分解推荐模型

胡亚慧^{1,2} 杨莎³ 刘晶⁴ 余伟¹ 李石君¹ 王俊¹ 方其庆²

(武汉大学计算机学院 武汉 430079)¹ (空军预警学院 武汉 430019)²

(汉口学院计算机科学与技术学院 武汉 430212)³ (中南民族大学计算机科学学院 武汉 430074)⁴

摘要 如何从海量的数据中将不同的商品在恰当的时间、合理的位置推荐给适当的人(或人群)是当前面临的主要挑战。考虑到不同国家不同区域的人(或人群)在宗教信仰、职业、教育程度等方面有着不同的文化背景差异,以及大数据环境下商品推荐常常面临数据稀疏和冷启动等问题,从签到数据中抽取出目标用户所在的地理位置,根据该位置的文化背景特点筛选出与目标用户有相似或相同的文化背景的人群;再根据每个商品适宜购买的最佳合理时间和间隔购买时间选出恰当的商品,运用因子分解机的思想建立用户-区域-时间-商品因子分解模型。大量真实数据集上的实验表明该模型能够在数据量大、高稀疏的数据环境下进行商品推荐,验证了该方法的可行性、有效性和高效性。

关键词 商品推荐,文化,大数据

中图法分类号 TP391.41 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.9.020

URTP: A Factorization Model for Recommendation Based on Users, Regions, Time and Products

HU Ya-hui^{1,2} YANG Sha³ LIU Jing⁴ YU Wei¹ LI Shi-jun¹ WANG Jun¹ FANG Qi-qing²

(School of Computer, Wuhan University, Wuhan 430079, China)¹ (Air Force Early Warning Academy, Wuhan 430019, China)²

(College of Computer Science and Technology, Hankou University, Wuhan 430212, China)³

(College of Computer Science, South-Central University for Nationalities, Wuhan 430074, China)⁴

Abstract How to recommend a right person with the right products at the right time and place is a challenging topic. First, different users have different culture backgrounds including religion, career, education, preference, etc. Then, different products should be purchased again in different reasonable interval time. And the multi-source heterogeneous, fragmented, various and inconsistent e-commerce data cause problems of sparse data and even cold start. To address these problems, we extracted users' cultural background with their longitude, latitude and city functional regions. Then, we analyzed the reasonable purchase time and reasonable interval time for different products. And we built a URTP model, which is a factorization model based on users, regions, time and products for recommendation. Experimental results verify the feasibility, effectiveness and efficiency of our algorithm.

Keywords Commodity recommendation, Culture, Big data

1 引言

当前,随着电子商务、位置服务等信息化技术的不断发展,发现用户的兴趣爱好、为其推荐感兴趣的物品或广告是当前个性化服务的热门研究领域。例如,某用户在京东商城上搜索手机“iphone6 plus”时,该网站不仅能够推荐类似型号的手机,而且与手机密切相关的配件如手机贴膜、移动电源、充电器等物品也会推荐给用户。由此可见,推荐系统几乎成为电子商务网站必备的功能和营销手段^[1]。协同过滤推荐算法作为最经典的推荐算法,其主要思想是:首先建立用户数据模型,通过历史数据提取出用户的偏好信息,根据用户偏好相似度计算选择出具有相似偏好的用户即近邻用户,再把近邻用户的偏好推荐给目标用户,以此预测目标用户的偏好^[2]。

由于用户的数据信息量巨大,且有许多信息不完整,导致数据稀疏、冷启动等问题,严重影响了协同过滤推荐算法的性能,这是协同过滤推荐面临的一大挑战。

为了提高推荐质量和推荐算法的效率,本文将能有效解决高维数据的稀疏问题的因子分解机模型引入到推荐中,并把用户的文化背景、用户所在区域、时间、商品属性等因素作为因子,提出一种基于用户、区域、时间、商品的因子分解推荐模型,实现在合适的时间、地点向适宜的用户推荐合适的产品,并能够缓解评分稀疏性问题,提高推荐质量和效率。

本文第 2 节介绍协同过滤推荐算法的相关工作;第 3 节进行与因子分解推荐模型有关的因子分析;第 4 节介绍基于用户-区域-时间-商品的因子分解模型;第 5 节进行实验结果分析;最后总结全文并给出下一步的研究方向。

到稿日期:2015-07-26 返修日期:2015-08-17 本文受国家自然科学基金项目(61272109),青年自然科学基金(61502350),中央高校基本科研业务费专项资金项目(2042014kf0057),湖北省自然科学基金项目(2014CFB289),空军预警学院青年创新基金(2013ZDJC0101)资助。

胡亚慧(1980-),女,博士生,讲师,主要研究方向为大数据、城市计算、Web 数据挖掘;杨莎(1980-),女,博士生,讲师,主要研究方向为电子商务数据挖掘与分析、电子商务服务质量评估;刘晶(1981-),女,博士生,讲师,主要研究方向为社交媒体分析、数据挖掘;余伟(1987-),男,博士,讲师,主要研究方向为数据质量评估、数据抽取与数据融合;李石君(1964-),男,博士,教授,主要研究方向为大数据、互联网搜索与挖掘、数据挖掘、数据库技术、移动数据挖掘与时空一致性研究, E-mail: shjli@whu.edu.cn.

2 相关工作

2.1 推荐系统

从推荐的内容来讲,推荐系统根据用户的历史信息分析其购买过的商品,推荐与历史商品相似的商品^[3]。例如,某用户购买过护肤品,那么推荐系统会推荐给其他品牌的护肤品。

结合基于位置的服务(LBSN),Liu 等人^[4]、Zheng 等人^[5]把用户所在的位置定义为一个区域(如城市),即只推荐该范围内的商品。例如喜欢购物的用户得知近期本市某商场在做大量促销活动,该用户去该商场的可能性很大;但是不在该城市的用户即使兴趣度很高,但会由于地理位置较远的原因而不去参加。

Cheng 等人^[6]根据用户的行为轨迹,按照时间序列(例如小时、天、周、月、年等单位),不仅能发现用户有规律的出行,而且还能够发现用户的兴趣。Ying 等人^[7]将用户的空间信息、时序信息和语义轨迹信息结合,能更清晰地分析出用户的轨迹,提取出更精确的兴趣信息。

根据 Hofstede^[8]的文化理论,把文化理论引入到兴趣推荐研究中,Gavilanes 等人^[9]分析了不同国家的用户在 twitter 中体现的文化差异,并得出产生文化差异的根本原因是由这个国家的人均国民生产总值 GDP、收入不均衡和教育支出所决定的。Bakhshi 等人^[10]详细分析了人口密度、季节、气温、雨雪天气以及餐馆的哪些属性特征与为用户进行餐馆推荐相关。胡亚慧等人^[11]将文化差异和因子分解机结合,预测用户对项目的评分。

2.2 因子分解机

由于当前的大数据具有数据量大、数据多样化、信息量增长速度过快、数据质量参差不齐等特征^[12-14],传统的协同过滤推荐技术面临着数据稀疏甚至冷启动问题,并且算法计算复杂度较高,最终导致推荐质量不高。

虽然一些改进的协同过滤方法^[15]、矩阵因子分解^[16]、张量分析^[17]等方法也广泛应用于预测用户评分分析,但是作为一种新的模型,因子分解机不仅能够有效地解决高维数据的稀疏问题,并且具有线性时间复杂度的优越性,尤其适用于基于上下文的推荐^[18]。因此,本文运用该模型思想,为用户-位置-时间-商品建立因子分解模型。

3 因子分析

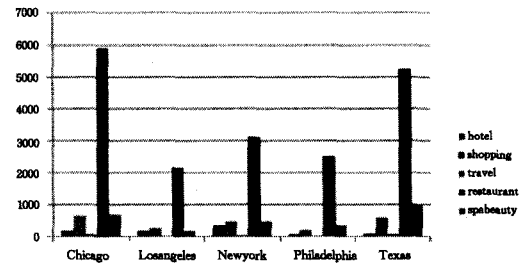
本节分别从用户的文化属性、位置、时间等方面推理每个层面与推荐质量有关的属性。

3.1 文化差异

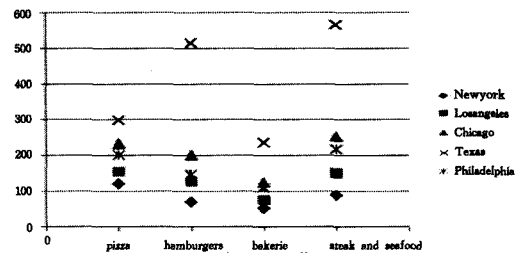
如图 1 所示,图 1(a)横坐标表示芝加哥、拉斯维加斯、纽约、费城和德克萨斯州 5 个城市,纵坐标代表人数,图 1(a)反映了美国不同城市的用户在酒店、购物、旅游、餐厅、美容健身等方面呈现的兴趣度不同。例如,图 1 中 5 个城市的用户最喜欢美食,对旅游的喜爱程度最低;在芝加哥、拉斯维加斯、纽约的用户对购物的喜好胜于美容健身,而费城、德克萨斯州的用户对这两者的喜欢正好相反。图 1(b)横坐标表示各种美食,纵坐标表示人数,图 1(b)反映了 5 个城市的用户在披萨、汉堡、甜点和海鲜牛排这 4 类美食方面的兴趣度也有所不同。德克萨斯州的用户比其他城市的用户更喜欢各类美食,尤其是汉堡、牛排和海鲜。但是其他城市的用户除了海鲜和牛排之外,更喜欢披萨而不是汉堡。图 1(c)横坐标表示美国不同的区域,纵坐标表示人数,图 1(c)显示出美国不同地区的用户喜欢能够与家人或朋友一起聚餐的餐厅。

根据已有研究分析以及第 2 节相关研究可知,用户兴趣

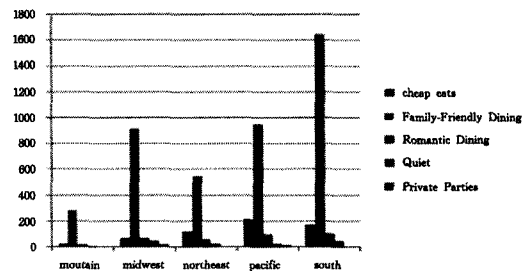
点与社交媒体评分预测密切相关的文化背景包括所在城市、区域或国家和所在地的 GDP、教育程度、人均收入、宗教信仰等,即 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_i, \dots, c_n\} = \{\text{city, GDP, edu, average income, religion}\}$ ^[5]。



(a)不同城市的用户的兴趣爱好不同



(b)不同城市的人对美食的喜好不同



(c)不同地区的人对餐厅风格的喜好不同

图 1 文化差异示例

3.2 区域

处在不同位置的用户的兴趣也不同。例如,位于娱乐区的用户可能会去美食、影院、游戏厅等地点去休闲娱乐;位于商业区的用户可能正在准备去面试、购物等;位于居住区的用户可能去超市、美食等地方。

由于用户的签到数据是经度和纬度信息,需要将用户的经纬度信息与城市功能区域对应起来。按照 Yuan 等人^[23]的方法,将用户的行为轨迹与城市功能区域对应起来,本文主要将城市的功能区域划分为 $Z = \{z_1, z_2, z_3, \dots\} = \{\text{医院, 学校, 火车站, 汽车站, 机场, 购物, 度假区, 公司企业, 生活区, 公园, 美食, \dots}\}$ 等区域。

3.3 时间

(1) 用户兴趣随时间变化

上班族每天会有早出晚归的出行习惯,早晨离开家门后可能会以公交车、出租车、自驾车等方式出行,中午可能会离开单位回家休息或寻找离单位就近的餐饮进行午餐,下午回家或外出会友、聚会等。在每天不同的时段,其兴趣偏好也不同。5 个用户(横坐标分别用 1, 2, 3, 4, 5 表示)在一周(纵坐标)访问的功能区域如图 2(a)所示,这 5 个用户在某天的 24 小时(纵坐标)里的频繁功能区域如图 2(b)所示。

(2) 商品的时间属性

商品的时间属性指每种商品的适宜购买时间属性和间隔时间属性。商品的适宜购买时间属性是指什么时间适宜购买该商品,例如护肤品之类的商品:防晒霜在夏季购买最多,冬

季更多用户倾向于保湿、美白系列的护肤品；服装系列：夏天凉鞋、裙子、泳衣卖得最多，冬天羽绒服、皮衣、棉靴购买的人更多。

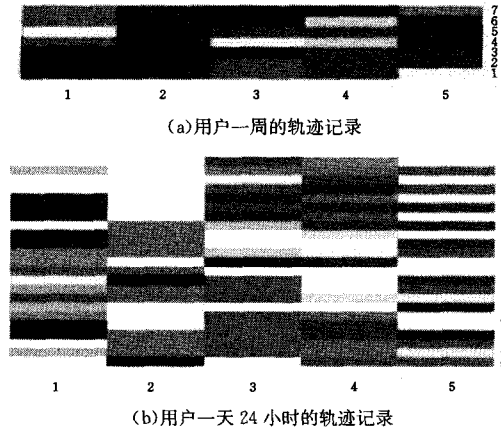


图2 基于不同时间间隔的用户轨迹记录示例

商品购买的间隔时间是指当用户购买了该商品之后，下次可能购买的时间需要多久。例如，调料、洗发水之类的日用品几乎每个月都要买；电视、冰箱、洗衣机等家电近一两年不会再购买。根据 Wang 等^[3]对商品购买时间间隔的时间推理和 Zhang 等^[24]的商品适宜购买时间得 $t_s = \{spring, summer, autumn, winter\}$ ，间隔时间 $t_g = \{day, week, month, year\}$ 。

4 基于用户-区域-时间-商品的因子分解模型

4.1 形式化

表1详细描述了后续的符号含义。

表1 符号及其含义

符号	含义
$U = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}$	U 表示用户集合
$C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$	C 表示文化属性集合
$W = \{w_1, w_2, \dots\}$	W 表示商品集合
$u_i \cdot c_j$	第 i 个用户的第 j 个文化属性
$u_i = \{uid, sex, age, city, career, religion\}$	用户的属性：用户 id 号、性别、年龄、所在城市、职业
$w_i = \{wid, wname, type, price, w \cdot t_s, w \cdot t_g\}$	商品的属性：商品 id 号、商品名称、商品的类型或款式、价格、商品适宜购买时间、商品购买间隔时间
$R = \{r_1, r_2, \dots, r_k\}$	城市的功能区域，如学校、医院、公司企业、购物区、生活区等
$T = \{t_1, t_2, \dots\}$	表示购买某商品的时间序列
$M(U) = \{m(1), m(2), \dots\}$	M 表示所有用户购买商品的记录， m_i 表示第 i 个用户购买商品的记录
$S = \{s_1, s_2, \dots\}$	用户对每种商品的评分记录
$D = \{1, 2, 3, \dots\}$	当预测用户对某商品评分时，当前时间与历史上最近的一次评论相似商品的时间之差

4.2 基于用户-位置-时间-商品的因子分解模型

将用户的购物信息按照用户基本信息（例如 $u_i = \{uid, sex, age, city, career\}$ ）、用户当前所处的功能区域（例如 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_k\}$ ）、商品信息（例如 $w_i = \{wid, wname, type, price, w \cdot t_s, w \cdot t_g\}$ ）、评分记录（例如 $S = \{s_1, s_2, \dots\}$ ）表示成一个 n 行 p 列的矩阵 $X \in R^{n \times p}$ ，其中第 i 行表示用户 u_i 的商品记录信息 $x_i \in R^p$ ， p 表示向量 x_i 有 p 个特征值（即上述的用户、区域、时间、商品信息）， y_i 表示第 i 个用户对目标商品的评分预测值。对于一个二维空间的因子分解机，模型公式定义如下^[5,22]：

$$\hat{y}(X) = \omega_0 + \sum_{j=1}^k \omega_j x_j + \sum_{j=1}^k \sum_{j'=j+1}^k x_j x_{j'} \sum_{f=1}^k v_{j,f} v_{j',f} \quad (1)$$

其中， k 表示因子分解的维度， $\omega_0 \in R, \omega \in R, v \in R^{n \times k}$ ，模型参数：

$$\Theta = \{\omega_0, \omega_1, \dots, \omega_p, v_{1,1}, \dots, v_{p,k}\} \quad (2)$$

式(1)中，需要对模型参数 Θ ，即式(2)中的各项参数通过训练进行估计。假设矩阵 X 中非零的矩阵为 Z ，有 m 个用户对目标商品进行预测，其时间复杂度为 $O(N_Z(X))$ 。

结合因子分解机思想，定义函数 $y(U, W)$ 表示用户 U 对商品 W 的评分集合。预测用户对某商品打分用函数 \hat{y} 表示，即 $\hat{y}(U, W)$ 。

定义用户可能对推荐的商品评分的预测函数 y ：

$$y: U \times R \times D \times W \rightarrow S \quad (3)$$

其中， U 表示用户集， R 表示用户所在的城市功能区域集合， D 表示用户最近一次购买相似商品的时间与现在相差的天数， W 表示商品集合， S 表示预测用户对每种商品的分数集合。根据图3所示，有下列数据集：

$$U = \{A, B, C\};$$

$$R = \{\text{college, entertainment, restaurant}\};$$

$$\text{Education} = \{\text{高中教育, 大学或大学以上学历}\};$$

$GDP = \{\text{低, 中, 高}\}$ （按照平均收入水平的 50% 来衡量收入的高低，低于平均收入水平 50% 为低，高于平均收入水平 50% 为高）；

$Religion = \{\text{Christian, Islam, Buddhism}\}$ ，分别表示基督教、伊斯兰教和佛教；

以食物为例， $Food = \{\text{Bacon, Vegetable salad, Dessert}\}$ ，并分别给出了食物适宜食用的时间 $w \cdot t_s$ 和间隔时间 $w \cdot t_g$ ；

$Rated = \{0.5, 0.5, 0\}$ 表示用户 A 最近对 Bacon 和 Vegetablesalad 打过分。

$$Price = \{\$, \$ \$, \$ \$ \$\}$$
，表示价格由低到高。

$Date$ 表示预测用户对当前商品评分时的日期与最近一次打分的日期相差的天数，即 $D = \{1, 2, 3, 4, \dots\}$ 。

	Feature vector X																				Target Y										
	User										Production																				
	Name	Education			GDP			Religion			Food			w_{t_s}			Rated			Price											
A/B/C	High	Bachelor	Greater	Low	Medium	High	Christian	Islam	Buddhism	Bacon	Vegetable salad	Dessert	Breakfast	Lunch	Dinner	4 hour	8 hour	24 hour	Bacon	Vegetable salad	Dessert	\$	\$\$	\$\$\$							
x_1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0.5	0.5	0	0	0	1	2	0	1	0	0	5
x_2	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	0	0.5	0.5	0	1	0	4	1	0	0	0	8	
x_3	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	3	1	0	0	0	0	6	
x_4	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	1	0	0	9	
x_5	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0.5	0.5	0	0	1	3	0	0	0	1	10	
x_6	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	2	0	1	0	8	
x_7	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	8	1	0	0	0	7	

图3 因子分解模型示例

4.3 优化 CFM

为了优化模型中的参数,采用损失函数来定义。

$$OPT(X) := \arg \min_{\theta} \sum_{(x,y) \in X} l(\hat{y}(x|\theta), y) \quad (4)$$

每个参数 $\theta \in \Theta$ 的值都影响到预测值 \hat{y} , 如果采用最小二乘回归分析作为损失函数参考依据, 则有:

$$l^{LS}(y_1, y_2) := (y_1 - y_2)^2 \quad (5)$$

为了防止过拟合现象发生, 式(4)可以转化为:

$$OPT(X, \lambda) := \arg \min_{\theta} \left(\sum_{(x,y) \in X} l(\hat{y}(x|\theta), y) + \sum_{\theta \in \Theta} \lambda \theta^2 \right) \quad (6)$$

随机梯度下降法对于每一个 $(x, y) \in X$, 有:

$$\theta \leftarrow \theta - \eta \left(\frac{\partial}{\partial \theta} l(\hat{y}(x), y) + 2\lambda \theta \right) \quad (7)$$

5 实验结果与分析

5.1 实验数据集

本实验使用的数据来源于 CityGrid API¹⁾。它是美国从 2010 年到 2011 年的餐馆数据。

表 2 数据集

Number of users	655755
Number of cities	1098
Number of regions	5
Number of states	48
Number of restaurants	39805
Number of reviews	54184
Average number of check-ins per location	45.78
User-location matrix density	2.8×10^{-6}

5.2 推荐评价指标

本实验采用平均准确率 P 、平均召回率 R 、平均综合评价指标 F_1 作为识别结果精确性的标准。以下实验都是将本文算法与协同过滤推荐算法 CF 进行实验对比。

5.2.1 实验 1: 评分预测的正确性

根据实验的评价标准, 本文方法与 CF 的比较结果如图 4 所示。

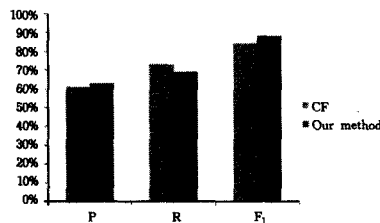


图 4 评分准确性比较

5.2.2 实验 2: 不同数据稀疏下的实验比较

为了体现不同数据稀疏性条件下算法的效果, 对用户的评分数量进行划分, 将训练集中的用户分为 5 组, 评分数量分别为 0:100, 100:1000, 1000:5000, 5000:10000, 10000 以上。

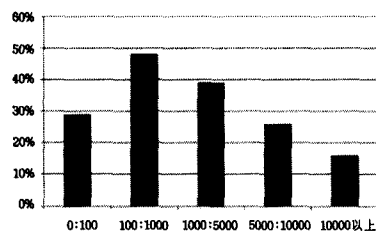


图 5 数据稀疏性示例

如图 5 所示, 随着数据量的增大, 用户的评论数量也急剧下降。

5.2.3 实验 3: 运行时间比较

为了体现不同的数据稀疏性条件下算法的效果, 需要对用户的评分数量进行划分, 将训练集中的用户分为 5 组, 评分数量分别为 10000, 50000, 100000, 150000, 200000。在固定分析次数的情况下, 通过调整生成数据的规模, 两种方法的性能表现如图 6 所示。

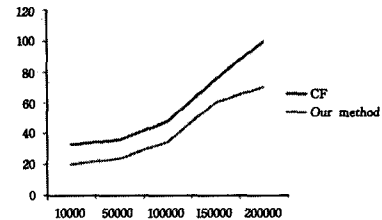


图 6 运行时间比较

结束语 本文提出了一种基于用户-区域-时间-商品的因子分解模型, 重点在于分析各个层面的哪些属性会影响到推荐质量。实验结果显示, 本文提出的方法是有效的。由于算法的运行时间与数据维数的关系, 进一步提高算法的运行时间效率以及如何将评分预测方法应用到其他应用中均是有趣的研究课题。

参考文献

- [1] Yin Hong-zhi. Key technologies for spatio-temporal recommendation on social media [D]. Beijing: School of Information Science and Technology, Beijing University, 2014 (in Chinese)
- [2] 阴红志. 社会化媒体中若干时空相关的推荐问题研究 [D]. 北京: 北京大学信息科学技术学院, 2014
- [3] Melville P, Sindhvani V. Recommender systems [M] // Encyclopedia of Machine Learning. 2011: 829-838
- [4] Ricci F, Rokach L, Shapira B, et al. Recommender systems handbook [M]. New York: Springer-Verlag, 2010
- [5] Liu Bin, Fu Yan-jie, Yao Zi-jun, et al. Learning geographical preferences for point-of-interest recommendation [C] // Proceedings of the 19th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: ACM, 2013, 1043-1051
- [6] Zheng Yu, Zhang Li-zhu, Ma Zheng-xin, et al. Recommending friends and locations based on individual location history [J]. ACM Transactions on the Web, 2010, 5(1): 99-111
- [7] Cheng Chen, Yang Hai-qin, Michael R, et al. Where you like to go next: Successive point-of-interest recommendation [C] // Proceedings of the 23rd International Joint Conference on Artificial Intelligence. Boston: AAAI, 2013: 2605-2611
- [8] Ying Jia-ching, Lee W, Tseng V S. Mining geographic-temporal-semantic patterns in trajectories for location prediction [J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2013, 5(1): 328
- [9] Hofstede G. Cultures consequences: International differences in work related values [M]. California: Sage Publications, 1991

(下转第 130 页)

¹⁾ <http://docs.citygridmedia.com/display/citygridv2/CityGrid+APIs>

参考文献

- [1] Zhang F J, Peng Z, Qi Y F. Research progress on Wireless Sensor Networks[J]. Modern Agricultural Science and Technology, 2010, 1: 16-17 (in Chinese)
张付杰, 彭争, 齐亚峰. 无线传感器网络研究进展[J]. 现代农业科技, 2010, 1: 16-17
- [2] Ren F Y, Huang H N, Lin C. Wireless Sensor Networks[J]. Journal of Software, 2003, 14(7): 1282-1291 (in Chinese)
任丰原, 黄海宁, 林闯. 无线传感器网络[J]. 软件学报, 2003, 14(7): 1282-1291
- [3] Xie H P, Zhou H Y, Zuo D C, et al. Energy optimization and modeling in Wireless Sensor Networks: a survey[J]. Computer Science, 2012, 39(10): 15-20 (in Chinese)
谢和平, 周海鹰, 左德承, 等. 无线传感器网络能量优化与建模技术综述[J]. 计算机科学, 2012, 39(10): 15-20
- [4] Li L, Li J. Research of compressed sensing theory in WSN data fusion[C]// Fourth International Symposium on Computational Intelligence and Design. Hangzhou, China: IEEE, 2011, 2: 125-128
- [5] Akkaya K, Younis M. A survey on routing protocols for Wireless Sensor Networks[J]. Ad Hoc Networks, 2005, 3(3): 325-349
- [6] Ma C M, Wang W L, Hong Z. Improved Energy Efficient Data Gathering Protocol in Wireless Sensor Network[J]. Computer Science, 2015, 42(2): 65-69 (in Chinese)
马晨明, 王万良, 洪榛. 无线传感器网络中一种改进的能效数据收集协议[J]. 计算机科学, 2015, 42(2): 65-69
- [7] Imran M, Said A M, Hasbullah H. A survey of simulators, emulators and testbeds for Wireless Sensor Networks[J]. Information Technology, Bandar Seri Iskandar, Malaysia: IEEE, 2010, 6(2): 897-902
- [8] Elleuch M, Hasan O, Tahar S, et al. Formal analysis of a scheduling algorithm for Wireless Sensor Networks[C]// 13th International Conference on Formal Engineering Methods, ICFEM 2011. Durham, UK, 2011: 388-403
- [9] Zhou Q L, Zhang B, Xi L. System survivability analysis based on model checking[J]. Computer Engineering, 2012, 38(17): 38-41 (in Chinese)
周清雷, 张兵, 席琳. 基于模型检测的系统生存性分析[J]. 计算机工程, 2012, 38(17): 38-41
- [10] Behrmann G, David A, Larsen K G. A tutorial on Uppaal[M]// Formal Methods for the Design of Real-Time Systems; Lecture Notes in Computer Science. 2004: 200-236
- [11] Guo Z L, Gao C H, Ma L C, et al. Formal Verification of Safety Computer Platform Based on Timed Automata Model[J]. Journal of the China Railway Society, 2011, 33(6): 69-73 (in Chinese)
郭志良, 郗春海, 马连川, 等. 基于时间自动机模型的安全计算机平台的形式化验证[J]. 铁道学报, 2011, 33(6): 69-73
- [12] Saghar K, Henderson W, Kendall D, et al. Applying formal modelling to detect DoS attacks in wireless medium[C]// CSNDSP. 2010
- [13] Wu N. Modelling and analysis of Wireless Sensor Networks with energy harvesting capabilities[C]// Informatics and Mathematical Modelling. 2012
- [14] Heinzelman W, Chandrakasan A, Balakrishnan H. Energy-Efficient communication protocol for wireless micro sensor networks[C]// Proc. of the 33rd Annual Hawaii Int'l Conf. on System Sciences. Maui: IEEE, 2000: 3005-3014
- [15] Bengtsson J, Wang Y. Timed automata: semantics, algorithms and tools[M]// Lectures on Concurrency and Petri Nets; Advances in Petri Nets. 2004: 87-124
-
- (上接第 110 页)
- [9] Gavilanes G, Quercia R D, Jaimes A. Cultural dimensions in twitter: Time, individualism and power[C]// Proceedings of the 7th International Conference on Weblogs and Social Media. Boston: AAAI, 2013: 195-204
- [10] Bakhshi S, Kanuparth P, Gilbert E. Demographics, weather and online reviews: A study of restaurant recommendations[C]// Proceedings of the 23rd International World Wide Web Conference. New York: ACM, 2014: 443-454
- [11] Hu Ya-hui, Yu Wei, Li Shi-jun, et al. CFM: A fast rating predicting method based on the culture and factorization machine [J]. Journal of Nanjing University, 2015, 51(4): 826-833 (in Chinese)
胡亚慧, 李石君, 余伟, 等. CFM: 一种结合文化和因子分解机的快速评分预测方法[J]. 南京大学学报, 2015, 51(4): 826-833
- [12] Meng Xiao-feng, Li Yong, Zhu Jian-hua. Social computing in the era of big data: Opportunities and challenges [J]. Journal of Computer Research and Development, 2013, 50(12): 2483-2491 (in Chinese)
孟小峰, 李勇, 祝建华. 社会计算: 大数据时代的机遇与挑战[J]. 计算机研究与发展, 2013, 50(12): 2483-2491
- [13] Yu Wei, Li Shi-jun, Yang Sha, et al. Automatically discovering of inconsistency among cross-source data based on Web big data [J]. Journal of Computer Research and Development, 2015, 52(2): 295-308 (in Chinese)
余伟, 李石君, 杨莎, 等. Web 大数据环境下的不一致跨源数据发现[J]. 计算机研究与发展, 2015, 52(2): 295-308
- [14] Hu Ya-hui, Li Shi-jun, Yu wei, et al. Recognizing the same commodity entities in big data [J]. Journal of Computer Research and Development, 2015, 52(8): 1794-1805 (in Chinese)
胡亚慧, 李石君, 余伟, 等. 大数据环境下的电子商务商品实体同一性识别[J]. 计算机研究与发展, 2015, 52(8): 1794-1805
- [15] Tsai Chihfong, Hung Chihli. Cluster ensembles in collaborative filtering recommendation [J]. Applied Soft Computing, 2012, 12(4): 1417-1425
- [16] Srebro N, Rennie J, Jaakola T. Maximum-margin matrix factorization [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2005, 17: 1329-1336
- [17] Kolda T G, Bader B W. Tensor decompositions and applications [J]. Society for Industrial and Applied Mathematics, 2009, 51(3): 455-500
- [18] Rendle S. Factorization Machines with libFM [J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2012, 3(3): 219-224