

# 如何做好本地活服务推荐

美团网 推荐与个性化 沈国阳

#### Outline



- 美团的几个重要推荐产品
- 美团推荐产品的目标
- 美团推荐系统的整体框架
- 比较有特色的工作
  - 基于地理位置的冷启动
  - -排序的关键工作
  - Interleaving v.s. abtest
  - Online Learning

## 美团的几个重要推荐产品美团网

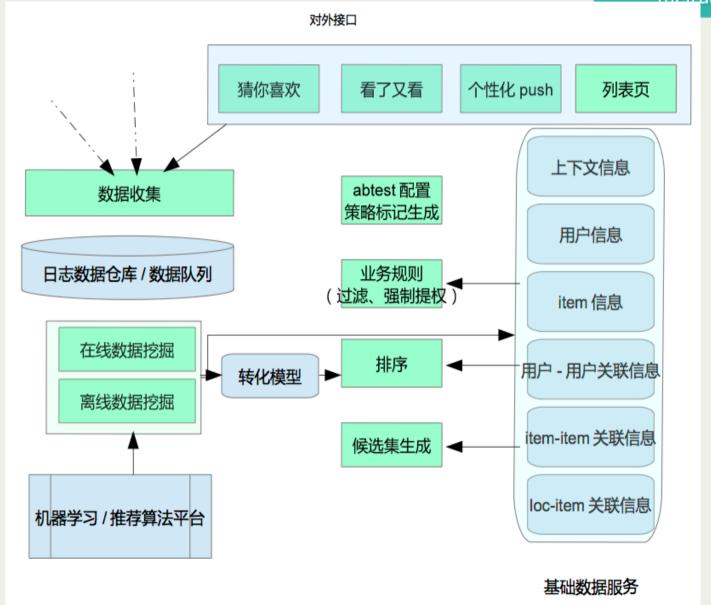


## 美团推荐产品的目标。 美团网 meituan.com

- 快速找到所需
  - -高品质低价格(下单,消费后能够给出好评)
  - -品类丰富
- 推荐的核心指标
  - 下单率
  - -多样性

#### 美团推荐系统框架。美团网





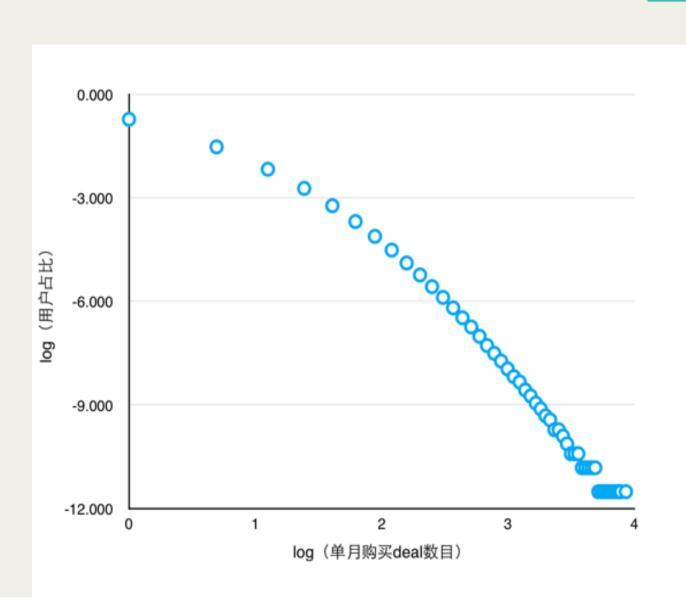
#### 美团平台的特点 美团网



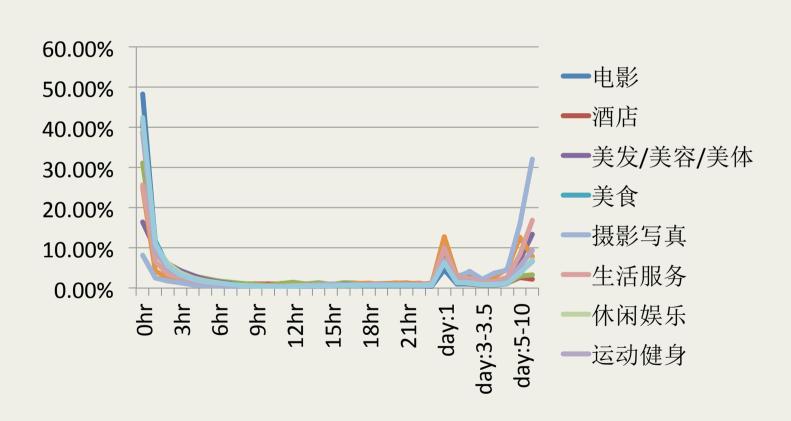
- 冷启动用户占比高
- 移动终端占比高
- 持券时间短
- 持券距离近

### 冷启动用户占比高。美团网



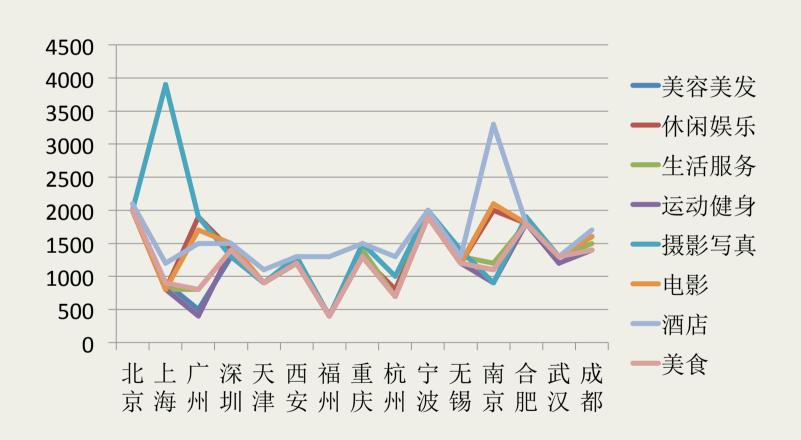


## 不同品类的持券时间分布美团网



#### 不同城市持券距离。美國國





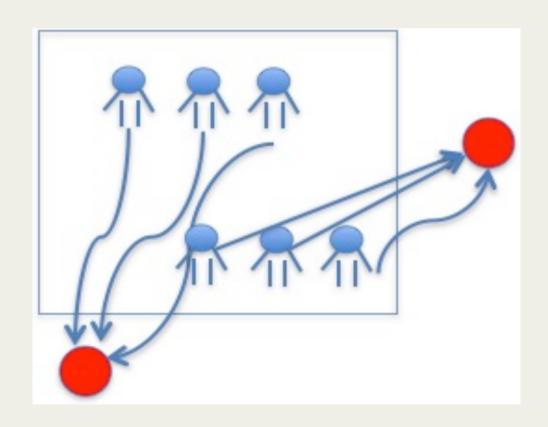
#### 地理位置挖掘



- 地理位置特征
  - -实时地理位置
  - -周末/平时常去地理位置
  - 常去消费地
  - -工作地
  - -居住地
- 地理位置的粒度
  - 商圏

## 基于地理位置的冷启动 美团网 meituan.com

• 本地人热单



## 地理位置+时间上下文 美团网 meituan.com

- 计算时段之间的相似度
  - $-\sin(h[i],h[j])$
- 把相似时段的统计信息根据相似度加权统计到该时段中
  - newsum(h[i],item,loc) = sum(h[i],item,loc) + $\sum$  sim(h[i],h[j]) \* sum(h[j],item,loc)

## 美团排序的关键工作。美团网

- 模型及建模
  - Additive Groves
  - -展示,点击,下单
- 样本采样及label处理
  - 点击:下单=1:10
- 去除position bias
  - -位置p的平均下单率cvr\_p
  - -item i在p位置的表现下单率i\_cvr\_p
  - -item i的实际下单率-这个值用来做特征 (i cvr 0+i cvr 1+...)/(cvr 0+cvr 1+...)

## 美团排序的关键工作。美团网

- 特征工程
  - -上下文特征: 时间, 地理位置, 天气, 温度等
  - Item特征: 价格, 销量, 评分
  - 用户特征: 年龄, 性别, 品类偏好, 价格偏好等

## Interleaving v.s. abtest 美國國

- abtest
  - 效果对比稳定性较差, 一般需要一周的数据来验证效果
  - -可以获得定量数据
- Interleaving
  - 需要流量小, 灵敏度高
  - 只能获得定性结论

## Interleaving v.s. abtest 美國國

• Interleaving的列表生成方式

Rank	Input Ranking		Interleaved Rankings					
			Balanced		Team-Draft			
	A	B	A first	B first	AAA	BAA	ABA	
1	a	b	a	b	$\mathbf{a}^{A}$	$b^B$	$\mathbf{a}^A$	
2	b	e	b	a	$b^B$	$\mathbf{a}^{A}$	$\mathbf{b}^{B}$	
3	с	a	e	e	$c^A$	$c^A$	$\mathbf{e}^{B}$	
4	d	f	с	c	$e^B$	$e^B$	$\mathbf{c}^{A}$	
5	g	g	d	$\mathbf{f}$	$d^A$	$\mathbf{d}^A$	$\mathbf{d}^{A}$	
6	h	h	f	d	$f^B$	$\mathbf{f}^{B}$	$\mathbf{f}^{B}$	
:	:	:	:	:	:	:	:	

## Interleaving v.s. abtest 美國國

• Interleaving的评估方法

$$\Delta_{AB} = \frac{wins(A) + \frac{1}{2}ties(A, B)}{wins(A) + wins(B) + ties(A, B)} - 0.5$$

wins(A) = 
$$40\%$$
, wins(B) =  $30\%$ , tie =  $30\%$   
Result =  $5\%$ , A > B

#### Online Learning



- 互联网上的机器学习 vs 与针对静态物品的机器学习
- 用户群体的行为是在不断变化的
  - -季节
  - 天气, 空气质量
  - -社会潮流
  - -电视节目
  - -对算法的认知和反馈