

Figure 1: Interest Clock first encodes users' time-aware preferences into a clock (hour-level personalized features) and then uses Gaussian distribution to smooth and aggregate them into the final interest clock embedding according to the current time for the final prediction.

# 2024抖音: 兴趣时钟, 打造基于时间感知的个性化推荐系统



已关注

37 人赞同了该文章

#### Introduction

推荐系统\*面临个性化用户偏好随时间变化的挑战,尤其是对于流式服务如短视频和音乐平台。尽管现有方法尝试通过时段或时间间隔编码来体现时间感知,但它们大多忽视了用户兴趣的动态性和时间波动性。针对这一问题,本文提出兴趣时钟,将用户时间感知编码为个性化的小时特征,通过高斯分布\*平滑处理,生成动态兴趣嵌入,以预测用户行为。实验证明,这种方法显著提升了推荐准确性和用户活跃度,如在抖音音乐应用中已有应用。

- 我们研发了兴趣时钟,一款专为解决实时流推荐系统中时间感知难题的工具。这项创新方法将个体的24小时动态兴趣转换为时间格式,而非常规的离散时间点,以克服时间序列\*的不规则性和动态性。我们引入经验高斯分布来平滑处理时间内的兴趣波动,增强了推荐的精准度。实验证明,它显著提高了用户活跃度和应用停留时间,表明这种方法显著提升了推荐系统的时效性和预测效能。这是对时间感知在推荐系统中应用的深度探索和突破。
- 我们通过兴趣时钟技术,显著提升了推荐系统的效率。在实验证明中,活跃用户增加了 0.509%,应用时长增长了0.758%,这是对2023年同类模型中效果的最大提升。同时,离线实验强化了这一方法的有效性。这项创新有效捕捉并适应了用户随时间的动态偏好,显著改善了推荐服务的精确度和用户体验。
- Interest Clock已成功应用于抖音音乐的在线推荐<sup>†</sup>,这既验证了其在时间感知领域的优越性, 也表明了其广泛适用性和强大的优化能力。它不仅能有效处理用户兴趣随时间的动态变化,还显 著提升了推荐服务质量和用户活跃度,展示了其在各类推荐场景中的显著优势。

### **Recommendation Task Setup**

首先,我们从二分类问题如CTR预测入手,这通常出现在推荐系统中,目标是预测用户是否会点击推荐内容(y=1)。样本输入包括原始特征x和对应的标签。我们对这些原始特征进行降维处理,生成特征嵌入 $v_1,\cdots,v_n$ 这些是低维的表示,每个 $v_i$ 代表一个特征。模型 $f(\cdot)$ 通过学习这些嵌入与目标标签的关系来进行预测。

Interest Clock的核心在于如何构造这些特征嵌入。具体来说,我们在特征提取\*阶段,结合时间信息,比如用户在特定时间的行为、喜好变化等,对每个时间步长生成对应的特征向量\*。然后,这些嵌入作为模型的输入,使得模型能够捕捉到时间对用户兴趣的影响。

$$\hat{y} = f([v_1, \cdots, v_n])$$

$$-\log(\hat{p})^{y}(1-\hat{p})^{1-y}$$

目标是减小这个损失,使模型更贴近真实情况,提高预测精度。在训练中,我们通过反向传播<sup>†</sup>更新模型参数以最小化损失,这一过程在Interest Clock方法中也贯穿始终,确保特征学习和模型优化都以提高预测准确为目标。

$$\mathcal{L} = -y \log \hat{y} - (1-y) \log (1-\hat{y})$$

本文主要关注的是时间信息的表达,我们定义为 $v_{time}$ 。

## **Feature Engineer**

首先,我们采用基础的时间编码,将当前小时的特征 $oldsymbol{v_{hour}}$ 和当天的特征 $oldsymbol{v_{day}}$ 合并形成时间特征 $oldsymbol{v_{time}}$ ,即

$$oldsymbol{v}_{time} = oldsymbol{v}_{hour} \oplus oldsymbol{v}_{day}$$

这里使用了⊕表示拼接操作。

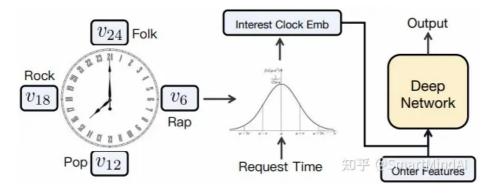
接着,我们提出的方法特别关注捕捉和利用时间演变下的个人偏好。我们从用户过去30天内特定时间段消费行为的数据中提取时间关联的个性特征。比如,我们针对每天早上7:00至8:00时间段,收集所有用户的样本,每个样本可能包含多种标签(如喜好、行动、反馈)和丰富属性。针对每个特征,我们设计一个评分机制,可能是通过加权平均或特定算法来衡量它与用户当前时间的相关程度。这样,我们构建了一个基于时间驱动的个性化特征库,供后续的模型训练和预测使用,以提升推荐的个性化和时效性。

$$score_{fea} = lpha * Cnt_{like} + eta * Cnt_{finish} - \gamma * Cnt_{Skip} - \omega * Cnt_{dislike}$$

在这个设置中,参数  $\alpha, \beta, \gamma, \omega$ 

控制着某些特定因素Cnt表示样本的数量,涵盖了目标特征fea。我们根据公式(省略具体的数学表达式),对流派、情绪和语言等特定特征,按小时级别进行了得分计算,然后选取了排名前三位的特征作为时间感知特征。因此,时间感知的流派特征向量 $v_{time}^{genre}$ 是一个24维的向量,每个维度 $v_i^{genre}$ 代表第i小时的流派特征,类似地,我们定义了其他时间感知特征如情绪的向量 $v_{time}^{mood}$ 和语言的向量 $v_{time}^{lang}$ ,它们也是通过这种方式进行表示。

# Interest Clock



图展示了我们提出的Interest Clock策略,该策略在流式推荐系统中捕捉时间信息。我们通过两种特征聚合方法来实现: 1. 自适应时钟(Adaptive Clock):采用优化过程让模型自动调整各小时级特征的重要性,但可能面临过度适应当前时间的问题,类似于前文提到的时间编码挑战。

1. 简单时钟(Naive Clock):直接使用当前时间的特征,但存在每小时兴趣偏好突然变化的问题。

为克服这些局限,我们提出Gaussian Interest Clock,它通过加权平均24小时的时间敏感嵌入,利用高斯分布对时间进行平滑处理。兴趣时钟的生成公式如下:

$$\sum_{j=1}^{\infty} e^{-2\sigma^2}$$

这个方法平衡了时间信息的连续性和避免突变,确保了推荐系统的稳定性和预测精度。

$$egin{aligned} oldsymbol{v}_{clock} &= \sum_{t=1}^{24} g(\delta_{time}) [oldsymbol{v}_t^{genre}, oldsymbol{v}_t^{mood}, oldsymbol{v}_t^{lang}], \ \delta_{time} &= \min(\mod(t+24-cur\_time, 24), \ \mod(cur\_time+24-t, 24)), \ g(\delta_{time}) &= rac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \mathrm{exp}igg(-rac{(\delta_{time}-\mu)^2}{2\sigma^2}igg), \end{aligned}$$

# **Experiments**

数据集: 我们在大规模工业推荐数据集'DouyinMusic-20B'上评估Interest Clock,这个数据集来源于抖音音乐的浏览日志,包含200亿条样本,涵盖2023年8月至9月8周的音乐推荐数据。数据集丰富,包含非唯一和唯一标识符<sup>+</sup>特征,如用户信息、商品信息和交互序列,用于真实反映实际场景。标签为'Finish',我们将其划分为训练集(6周)、验证集<sup>+</sup>(1周)和测试集(1周)。

在线实验(EQ1): 在实际应用中,我们进行了为期一个月的在线A/B测试,将Interest Clock应用于DCN-V2的多任务模型,用于排名任务。实验指标包括活跃天数(Active Days)和播放时长(Duration),以及用户参与度的额外指标如点赞(Like)、完成(Finish)、评论(Comment)和播放(Play)。结果显示,无论用户活跃度高低,Interest Clock都能显著提升活跃天数达+0.509%和播放时长+0.758%,远超基础算法\*的平均提升(0.05%和0.1%)。这证实了Interest Clock在提升推荐效果上的有效性。

Table 1: Online A/B testing results of a ranking task. Each row indicates the relative improvement with our Interest Clock over the baseline (a DCN-V2-based multi-task model). The square brackets represent the 95% confidence intervals for online metrics. Statistically significant improvement is marked with bold font in the table. Low-, Middle-, and High-active indicate different user groups.

	Main Metrics		Constraint Metrics			
	Active Day	Duration	Like	Finish	Comment	Play
Low-active	0.731%	1.201%	1.327%	0.956%	0.831%	1.371%
	[-0.267%, +0.267%]	[-0.789%, +0.789%]	[-2.505%,+2.504%]	[-0.337%, +0.338%]	[-0.606%, +0.606%]	[-0.527%, +0.527%]
Middle-active	0.625%	1.205%	1.738%	0.684%	1.253%	1.340%
	[-0.151%, +0.152%]	[-0.429%, +0.429%]	[-2.243%, +2.243%]	[-0.166%, +0.166%]	[-0.456%, +0.457%]	[-0.293%, +0.293%]
High-active	0.437%	0.574%	2.187%	0.427%	0.833%	0.929%
	[-0.091%, +0.092%]	[-0.307%, +0.308%]	[-1.995%, +1.996%]	[-0.095%, +0.095%]	[-0.441%, +0.442%]	[-0.235%, +0.235%]
Overall	0.509%	0.758%	1.514%	0.617%	知 <b>56.6</b> 8 Srr	BITEMISERCA
	[-0.073%, +0.073%]	[-0.218%, +0.218%]	[-0.925%, +0.926%]	[-0.107%, +0.108%]	[-0.249%, +0.249%]	[-0.174%, +0.175%

**离线评估(EQ2):**我们用AUC和UAUC作为离线指标,对Naive、Adaptive和高斯兴趣时钟与DCN-V2的对比。结果显示,高斯兴趣时钟在所有情况下都超越了基线,表现出显著优势,而Adaptive时钟虽尝试自适应,但UAUC低于基线,可能说明其在复杂流推荐环境下的学习挑战。高斯时钟的优越性进一步验证了经验加权的合理性。

Table 2: Offline results (AUC and UAUC) on the industrial datasets DouyinMusic-20B.

	AUC	UAUC
Baseline	0.6631	0.6007
Naive Clock	0.6666	0.6015
Adaptive Clock	0.6662	0.5859
Gaussian Clock	0.6695	0.6069@SmartMindA

分析 (EQ3):通过分析不同时间点音乐情绪标签分布,我们发现 (1)推荐内容随时间波动,揭示用户喜好随时间动态变化; (2)总体趋势符合预期,如早晨悲伤歌曲更受欢迎。这些观察提供了时间因素如何影响推荐系统行为的见解。

#### Conclusion

后,这些嵌入被输入到深度网络中进行预测。实验表明,离线评估显示Interest Clock在多项指标上超越了基线,而在在线A/B测试中,它在活跃日和应用使用时长上带来了+0.509%和+0.758%的增长。实证研究<sup>+</sup>表明,Interest Clock在实际应用中效果显著且具有普适性,已在抖音集团多个应用的排名任务中得到广泛应用。

# 原文《Interest Clock: Time Perception in Real-Time Streaming Recommendation System》

编辑于 2024-05-27 16:12 · IP 属地北京

抖音 推荐系统 序列推荐

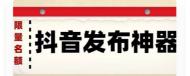


#### 推荐阅读

## 抖音的10个新规则,不知道就 别玩抖音了

我其实不喜欢抖快手这样的APP, 不是我嫌弃它浪费时间。 浪费时间 的东西太多了,不是这个就是那 个。 你要是自己的自制力不够,哪 款游戏都能害死你。 关键是抖音的 设计对人性理解太深,但这种...

安安



抖音发布神器!同时运营1000 个账号超轻松,快把你的手机...

抖姐 发表于抖妹聊抖音

## 觉得入抖音晚了?不晚,现在才 是刚刚好的时机

你或许会想现在入局是不是已经跟不上车了?其实还不晚!东汉末年,分三国。然而三国之前,十八路诸侯那么多,但是入局的却是刘备、曹操、孙权。微信公众号推出:再小的个体都有自己的路口...

群量先生



第二课: 抖音账号注册技 号前期注意事项

叶小胖 发表于玩转!