

工作总结 年终总结 工作规划 年度总结

在线教育平台智能推荐项目方案

汇报人：李佳逸



目录

CONTENTS



- 1 问题与目标
- 2 关键技术
- 3 理论创新
- 4 实验验证
- 5 应用场景



PART.1

问题与目标

Please enter the content here. This template belongs to 588ku.com . Please enter the content here. This template belongs to 588ku.com .





实际需求

01

- 解决冷启动：在线教育平台新用户或新课程上线时，缺乏历史数据，难以精准推荐。通过多臂老虎机等技术，快速探索用户兴趣，为冷启动问题提供解决方案，提升初始推荐效果。

02

- 适应动态变化：用户兴趣和课程内容不断变化，推荐系统需实时适应。利用动态关联建模等方法，捕捉这些变化，使推荐能紧跟用户需求和课程更新。



学术目标



平衡探索利用

在推荐过程中，既要探索新的课程以发现用户潜在兴趣，又要利用已有的信息推荐用户可能喜欢的课程。合理分配探索和利用的资源，提高推荐的准确性和多样性。

最小化遗憾值

遗憾值表示推荐系统做出的决策与最优决策之间的差距。通过优化算法和模型，降低遗憾值，使推荐系统的决策更接近最优，提升整体性能。








PART.2

关键技术

Please enter the content here. This template belongs to 588ku.com . Please enter the content here. This template belongs to 588ku.com .





多臂老虎机

基础概念类比

将在线教育平台的课程推荐类比为多臂老虎机问题。每个课程是一个“臂”，用户选择课程后的反馈是“收益”。通过不断尝试不同的“臂”，找到能获得最大“收益”的课程推荐给用户。

处理动态环境

传统多臂老虎机算法难以适应动态变化的环境。改进算法引入时间因素和用户行为变化，实时调整每个“臂”的权重，确保在动态环境下仍能有效推荐。



LinUCB改进

要点一

原始算法原理

LinUCB算法基于线性回归模型，通过估计每个课程的预期收益和置信区间，选择具有最大上置信界的课程进行推荐。它结合了探索和利用，在一定程度上解决了多臂老虎机问题。

要点二

动态关联处理



对原始LinUCB算法进行改进，考虑课程之间的动态关联。通过构建关联模型，分析课程之间的相关性和用户的学习路径，使推荐更加个性化和精准。



PART.3

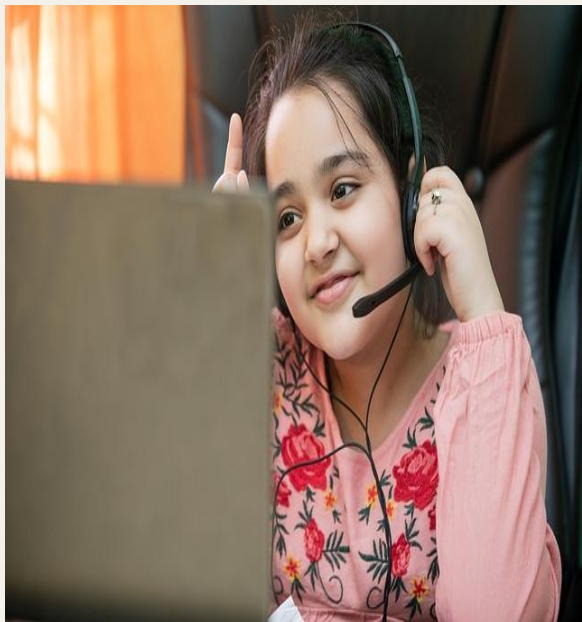
理论创新

Please enter the content here. This template belongs to 588ku.com . Please enter the content here. This template belongs to 588ku.com .





动态关联建模



定义关联强度

明确课程之间的关联强度，考虑课程的主题、难度、知识点等因素。通过计算关联强度，为课程推荐提供更准确的依据，提高推荐的相关性。

生成嵌入向量

将课程和用户的特征转化为低维嵌入向量，便于在向量空间中进行计算和分析。利用深度学习模型，学习课程和用户的潜在特征，使推荐系统能更好地理解用户需求和课程特点。



遗憾值优化

设计计算函数

设计合理的遗憾值计算函数，综合考虑推荐的准确性、多样性和及时性。通过优化计算函数，使推荐系统能更准确地评估决策的优劣，降低遗憾值。

降低探索成本



在探索新课程时，尽量降低成本。采用主动学习策略，有针对性地选择课程进行探索，避免盲目尝试，提高探索效率。



PART.4

实验验证

Please enter the content here. This template belongs to 588ku.com . Please enter the content here. This template belongs to 588ku.com .





数据集构建

采用真实数据

收集在线教育平台的真实用户行为数据，包括课程浏览、学习时长、评价等。真实数据能反映实际情况，使实验结果更具说服力。



模拟合成数据

为了补充真实数据的不足，模拟合成一些数据。通过设置不同的参数和场景，生成多样化的数据，用于验证算法在不同情况下的性能。





评估指标

1

提升点击率

点击率是衡量推荐系统效果的重要指标之一。通过优化推荐算法，提高课程的点击率，说明推荐的课程更符合用户的兴趣。

2

缩短收敛期

收敛期指推荐系统从初始状态到稳定状态所需的时间。缩短收敛期，使推荐系统能更快地适应新用户和新环境，提高推荐效率。

3

次线性遗憾

次线性遗憾表示遗憾值随时间的增长速度呈次线性关系。实现次线性遗憾，说明推荐系统的性能在长期运行中能不断优化。



对比基线

传统方法对比

将改进后的算法与传统的推荐方法进行对比，如基于内容的推荐、协同过滤等。通过对比，突出改进算法在解决冷启动、适应动态变化等方面的优势。

前沿算法参照



参照当前前沿的推荐算法，如深度学习推荐算法、强化学习推荐算法等。与这些算法进行对比，评估改进算法的性能和创新性。



PART.5

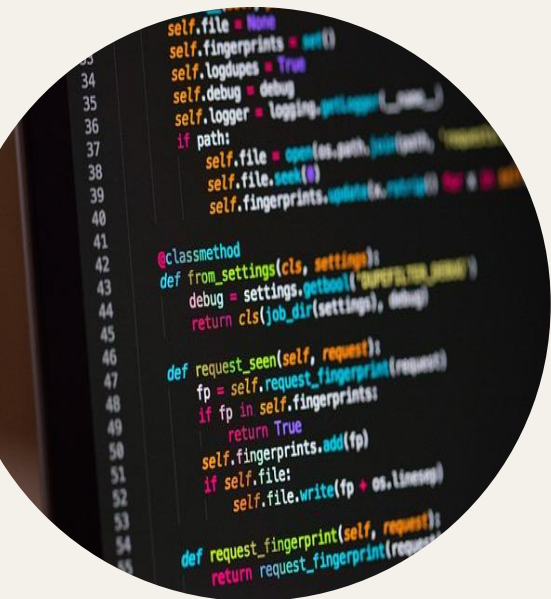
应用场景

Please enter the content here. This template belongs to 588ku.com . Please enter the content here. This template belongs to 588ku.com .





编程平台流程



新用户探索

对于新用户，推荐系统通过多臂老虎机等算法，快速探索用户的兴趣。推荐不同类型的编程课程，了解用户的基础和偏好。

完成练习利用

当用户完成一定的练习后，推荐系统利用已有的信息，推荐与用户当前水平和兴趣相关的课程。提高用户的学习效果和满意度。

试探性推荐

在用户学习过程中，进行试探性推荐。推荐一些与用户当前学习内容有一定关联但又有一定挑战性的课程，激发用户的学习兴趣。

检测兴趣漂移

实时检测用户的兴趣漂移，当用户的兴趣发生变化时，及时调整推荐策略。确保推荐的课程始终符合用户的最新需求。

工作总结 年终总结 工作规划 年度总结

感谢观看

汇报人·李佳逸