**说 明 书**

**端上实时的视频流物品优化推荐实现方法**

**【组合多个现有技术于一体的发明创造或将其实现的过程，当任一部分均按现有方式工作且全文未揭示任何从未被公开的技术手段时，专利局将评价该申请不具有创造性。简单替换、拼凑现有技术或者实质上由不同发明创造特征、要素简单组合形成将被评价为非正常申请】**

**技术领域**

1. 本发明涉及的是一种神经网络领域的技术，具体是一种端上实时的视频流物品优化推荐实现方法。

**背景技术**

1. 现有推荐技术中的重排序模型已经广泛应用于移动设备中的推荐系统和在线物品。这些模型以用户在设备上的反馈作为输入，并根据用户实时兴趣动态地重新排序项目。然而，基于预测值贪婪地重排序项目而不考虑其对未来的影响，即项目的外部性，可能会导致预期奖励的次优。此外，直接采用常用的广义第二价格(GSP)和Vickrey-Clarke-Groves(VCG)拍卖的展示效能计算单元不能保证经济属性，并可能导致在线物品市场的不稳定。

**发明内容**

1. 本发明针对现有技术存在的上述不足，提出一种端上实时的视频流物品优化推荐实现方法，适用于资源有限的设备，以实现实时的设备上拍卖，经过在公共数据集上的实验结果证明本发明在预期社会福利方面的有效性，以及具有主导策略激励兼容(DSIC)和个体理性(IR)的经济学性质。
2. 本发明是通过以下技术方案实现的：
3. 本发明涉及一种端上实时的视频流物品优化推荐实现方法，基于强化学习的端上重排序模型对用户端上实时行为进行建模，并得到预估物品的点击概率、下翻概率及带来的期望社会福利后，挑选并展示最大化社会福利的物品，再基于所预测的不同物品的点击概率、下翻概率及带来的期望社会福利，计算物品对社会福利的边际贡献作为展示效能。

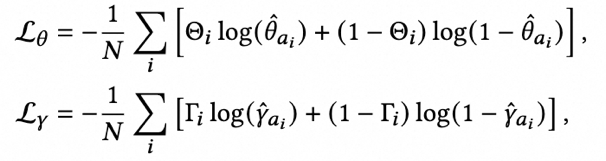
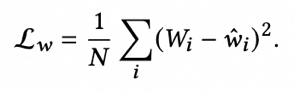
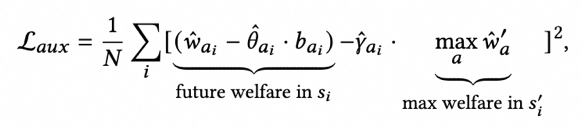
**技术效果**

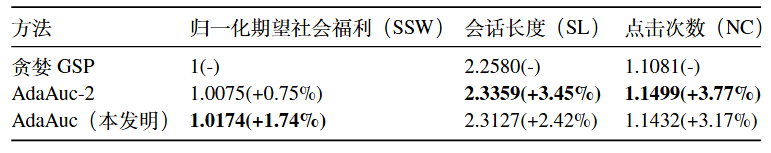
1. 本发明通过改进的端上重排模块实现了预估更准确的推荐系统；通过改进的机制算法实现了最大化平台社会福利的展示分配，保障了DISC和IR性质，减少了物品主策略性行为，使物品市场的平稳运行。

**附图说明**

1. 图1为本发明系统示意图；
2. 图2为本发明流程图；
3. 图3为端上重排模块示意图；
4. 图4为实施例效果示意图。

**具体实施方式**

1. 如图1所示，为本实施例涉及一种端上实时的视频流物品优化推荐实现系统，包括：基于DDQN的端上重排模块以及机制算法模块，其中：端上重排模块根据静态用户属性、动态环境特征、候选物品集合和目标物品信息进行推荐模型推理，得到物品点击率、下翻率和期望社会福利的预估值；机制算法模块根据端上重排模块输出的预估值信息，进行物品排序、展示物品选取及展示效能计算，得到最终展示位分配结果。
2. 所述的端上重排模块包括：特征映射单元、长序列特征抽取单元、反馈预估单元以及社会福利预估单元，其中：特征映射单元将静态用户属性、动态环境特特征、候选物品集合、目标物品等特征信息，进行特征映射处理，得到映射后的低维嵌入，长序列特征抽取单元将经过特征映射的动态环境信息，进行序列建模处理，得到序列特征低维嵌入，反馈预估单元根据特征映射单元及长序列特征抽取单元输出的低维嵌入信息，进行神经网络前向传播处理，得到点击率和下翻率预测值，社会福利预估单元根据特征映射单元及长序列特征抽取单元输出的低维嵌入信息，进行神经网络前向传播处理，得到期望社会福利预估值结果。
3. 所述的机制算法模块包括：物品打分单元、物品排序与展示选取单元以及展示效能计算单元，其中：物品打分单元根据端上重排模块输出的点击率、下翻率和期望社会福利预估值信息计算累计期望社会福利并得到物品打分结果；物品排序与展示选取单元根据物品打分结果，进行排序并选择打分最高物品展示，得到选择进行展示的物品信息；展示效能计算单元根据展示的物品信息、物品打分、端上重排模块输出的点击率、下翻率和期望社会福利预估值信息计算边际贡献，得到该展示物品的展示效能结果。
4. 所述的累计期望社会福利，具体为：，其中：
5. 该打分公式考虑了当前与未来的社会福利，从而能从整体优化期望社会福利。
6. 所述的排序，具体为：，其中：
7. 所述的边际贡献，具体为：，其中：为将物品主从当前候选物品集合中去除，用端上重排模块预估次优物品主在去除了物品主时的期望社会福利。本发明在展示效能计算单元的设计保障了DISC和IR性质，减少了物品主策略性行为，使物品市场的平稳运行。
8. 如图2所示，为本实施例基于上述系统的端上实时的视频流物品优化推荐实现方法，包括：
9. 步骤一：云侧服务器训练端上重排模块，具体包括：
10. 1.1 云侧服务器采集端设备用户日志数据。
11. 所述的用户日志数据包括现有推荐技术所需的特征，如用户侧特征：年龄、性别、地域；物品侧特征：物品类别、物品名称；动态环境特征：用户最近浏览物品的物品侧特征。
12. 1.2 云侧服务器采集用户请求日志。
13. 所述的用户请求日志包括用户发起的请求，记录了用户发起请求的时间、请求的上下文信息如历史记录等。
14. 1.3 云侧服务器根据采集的端设备用户日志数据训练环境模型。
15. 所述的环境模型采用任意的最先进的上下文感知精排模型，例如DIEN、SIM等，本实施例采用了DIEN精排模型。
16. 1.4 云侧服务器建立如图3所示的端上重排模型。
17. 所述的端上重排模型包括：A单元、B单元、C单元以及D单元，其中：A单元根据...信息，进行...处理，得到...结果，B单元根据...信息，进行...处理，得到...结果，C单元根据...信息，进行...处理，得到...结果，D单元根据...信息，进行...处理，得到...结果。
18. 所述的**端上重排模型中？**长序列特征提取单元包含两个多头注意力模块，用于提取动态环境和候选物品集的上下文信息，具体为：对于动态环境建模，将动态环境的特征低维嵌入作为键和值，将目标物品的特征低维嵌入作为查询，假设采用h头注意力模块以及动态环境特征向量组中低维嵌入维度为，得到动态环境向量表征为，其中待；同理，可以得到候选物品集的低维嵌入表征。
19. 所述的**端上重排模型中？**反馈预估单元包括学习用户对物品的点击率和下翻浏览下一条物品的概率，是一项监督学习任务。采用了广泛使用的多门控混合专家(MMoE)结构进行多任务学习，将静态用户属性特征低维嵌入、动态环境特征低维嵌入以及目标物品低维嵌入作为输入，用于点击率和下翻率的预测。
20. 所述的**端上重排模型中？**期望社会福利预测单元包含一个强化学习任务，使用多层感知机(MLP)来进行期望社会福利的预测。它以静态用户属性特征低维嵌入、动态环境低维嵌入、候选物品集低维嵌入以及目标物品低维嵌入为输入，以此来预测目标物品在给定状态下可能带来的最大期望社会福利。
21. 1.5 云侧服务器随机模拟用户请求，并用云侧推荐模型生成物品候选集合，即从用户请求日志记录中随机采样回放用户的请求。
22. 1.6 对于一条模拟的用户请求，用端上重排模块决策展示的物品，并用环境模型模拟真实用户的点击、下翻行为。端上重排模块的输入为端设备用户日志数据包括用户静态属性，如用户性别、年龄、地域等，动态环境特征为至少一条用户最近浏览的物品信息，物品包含物品侧特征，如物品的ID、物品投放者ID、物品的类别、物品所属的物品组、物品所属地域等，以及用户对物品的交互行为，及描述用户或端设备状态的额外特征，如电池电量、网络状况等。端上重排模块对候选集合内的物品输出预估的点击率、下翻率、期望社会福利，记为，它根据机制算法物品打分单元及物品排序与展示选取单元，选取 最大的物品进行展示。环境模型可以根据用户请求特征预估点击率、下翻率，根据概率采样可以得到模拟的真实用户的点击、下翻行为，记为 ；
23. 1.7 根据模拟的用户行为更新动态环境特征、候选物品集合，同时将这一次经验记录到重放缓冲区供端上重排模块学习**训练？**。
24. 所述的**训练？**具体更新方法为：动态环境特征中加入新的浏览记录，并将刚曝光的广告从候选物品集合中去除。
25. 所述的**训练？**使用一个重放缓冲区来存储来自学习过程的经验。一则经验是一个由当前状态、下一个状态、动作以及动作的奖励和组成的元组，其中状态、动作、奖励均为强化学习领域中的概念，分别表示智能体面对的环境、面对该环境选择的动作以及该动作所获得的奖励，在本实施例中，状态为静态用户属性、动态环境特特征、候选物品集合的组合，动作为选择展示的广告，奖励为用户点击价值。
26. 1.8 重复1.6直到用户不再下翻。
27. 1.9 随机抽取一批数据进行学习，其中为抽取的数据样本量。具体的学习目标为：由监督学习任务、强化学习任务、辅助任务。监督学习任务：**(病句待核实)**用户点击率和下翻率预测为监督学习任务，在本实施例中，采用了二元交叉熵作为损失函数，假设对batch中第条样本，模型预测的点击率、下翻率分别为，则定义如下公式表述的损失：，其中：
28. 强化学习任务：期望社会福利需要通过强化学习方法进行学习。**(病句待核实)**首先，根据DDQN算法，先计算出期望社会福利的目标值为：，其中： 为物品的价值，分别为双重深度Q网络中的策略网络和目标网络。
29. 根据目标期望社会福利和模型预测的期望社会福利计算最小平方误差，，其中：
30. 辅助任务：由于监督学习和强化学习使用了独立的结构，对这两项任务进行单独优化可能会导致预测值之间出现差距。**(病句待核实)**因此，在本实施例中，引入了一个额外的辅助学习任务来减少这种差距，其中：为状态时物品展示模型所预测的期望社会福利，为状态时物品展示模型所预测的期望社会福利。模型最终的损失为这四个损失的加权求和。通过神经网络的反向传播最小化模型预测值与实际目标值之间的差距。
31. **【不确定该公式具体应出现在哪个位置？所有嵌入图像建议采用“嵌入型”方式插入文字以免错位】**
32. 步骤二：向端设备传输已训练好的端上重排模块，并部署机制算法。
33. 步骤三：在端设备上进行重排服务，具体包括：
34. 3.1 端设备向云侧服务器请求新的物品分页，云侧推荐系统通过召回、粗排、精排模型向端设备返回候选物品集合。
35. 3.2 部署在端设备上的重排模块对所有候选物品预估点击率、下翻率、期望社会福利。
36. 3.3 机制算法模块根据端上重排模块的输出值，选择当前展示位的展示物品，同时计算平台能获取的该物品的展示效能。
37. 3.4 若用户点击当前展示的物品，则平台获取相应数量的展示效能。
38. 3.5 端设备维护端上重排模块所需的特征，包括静态用户属性、动态环境特特征、候选物品集合，维护方法同前文。
39. 3.6 当云侧下发的候选物品集合均已展示，则重复3.1；否则重复3.2，直到用户不再下翻，表明用户已退出app。
40. 经过具体实际实验，在模拟环境设置下，本发明在期望社会福利上有1.74%的提升，证明了本公开提出端上实时的视频流物品优化推荐实现方法的有效性。具体模拟环境设置如下：本发明在公开数据集Mobile上进行模拟实验。Mobile是一个针对栏目推荐场景的数据集。它记录用户连续八天的会话数据，包含24.6万个会话、1.2万次点击、3.5万名用户和8个栏目。本发明采用随机生成方法来创建缺失的物品主价值数据。具体来说，假设物品商的价值遵循一个正态分布，其中且方差遵循均匀分布。通过调整参数，可以控制物品主价值的分布。本发明选择的参数为。
41. 具体的对比基线方法为：设置以下三个基线方法1.贪婪GSP：根据物品的千次展示效能(eCPM)排序，采用广义二价机制进行展示效能计算(GSP)；2.uGSP：采用和本发明相同的分配方法，但是展示效能计算方法不同；3.AdaAuc-2:在本发明中，物品打分单元调整为 。具体的效果指标为：归一化的期望社会福利(SSW)、会话长度(SL)和点击次数(NC)，分别反映不同方法社会福利效果，以及满足用户兴趣的能力。具体实验结果如表格1。
42. 表 1模拟实验结果



1. 表1中可以发现本发明方法可以达到最高的归一化期望社会福利。由于AdaAuc-2在分配打分单元中未来期望社会福利的权重调整为两倍，因此该方法倾向于选择未来收益更高的物品进行展示，因此可以达到更长的会话长度，以及得到更多的点击。但AdaAuc-2并没有因此获得更高的归一化期望社会福利，这反映AdaAuc-2高估物品对未来期望社会福利的影响，而本发明提出的方法很好地平衡当前与未来社会福利的关系。
2. 此外，模拟实验中还考察了端上重排模块的不准确性对激励兼容性质的影响。在的实验中，随机选择一个物品主，并将其价值调整为其真实估值的𝛼倍，其中𝛼∈[0,2]，同时所有其他物品商都不变。然后，分析在不同调整策略𝛼下物品主的平均效用。如图4所示，贪婪GSP、uGSP、AdaAuc-2和本发明都存在违反DSIC性质的问题，因为物品商获得最大效用的点不在诚实调整策略点𝛼=1上。然而，在这些方法中，使用本发明提供的方法时，达到物品商最优效用的策略最接近诚实调整策略，这表明本发明在DSIC性质上表现更好。此外，AdaAuc的曲线比其他基线方法的曲线更陡，这意味着本发明对不诚实价值行为施加更严重的惩罚。总之，尽管不准确的物品展示效果预估模型损害本发明的DSIC性质，但实验证据表明，与贪婪GSP相比，本发明面对具有策略性的物品主时受到的影响较小。因此，它可以更好地激励物品主提交真实的价值。此外，本发明的性质有数学保障，因此提出更准确的模型可以保证DSIC。
3. **上述具体实施可由本领域技术人员在不背离本发明原理和宗旨的前提下以不同的方式对其进行局部调整，本发明的保护范围以权利要求书为准且不由上述具体实施所限，在其范围内的各个实现方案均受本发明之约束。**

**说 明 书 附 图**

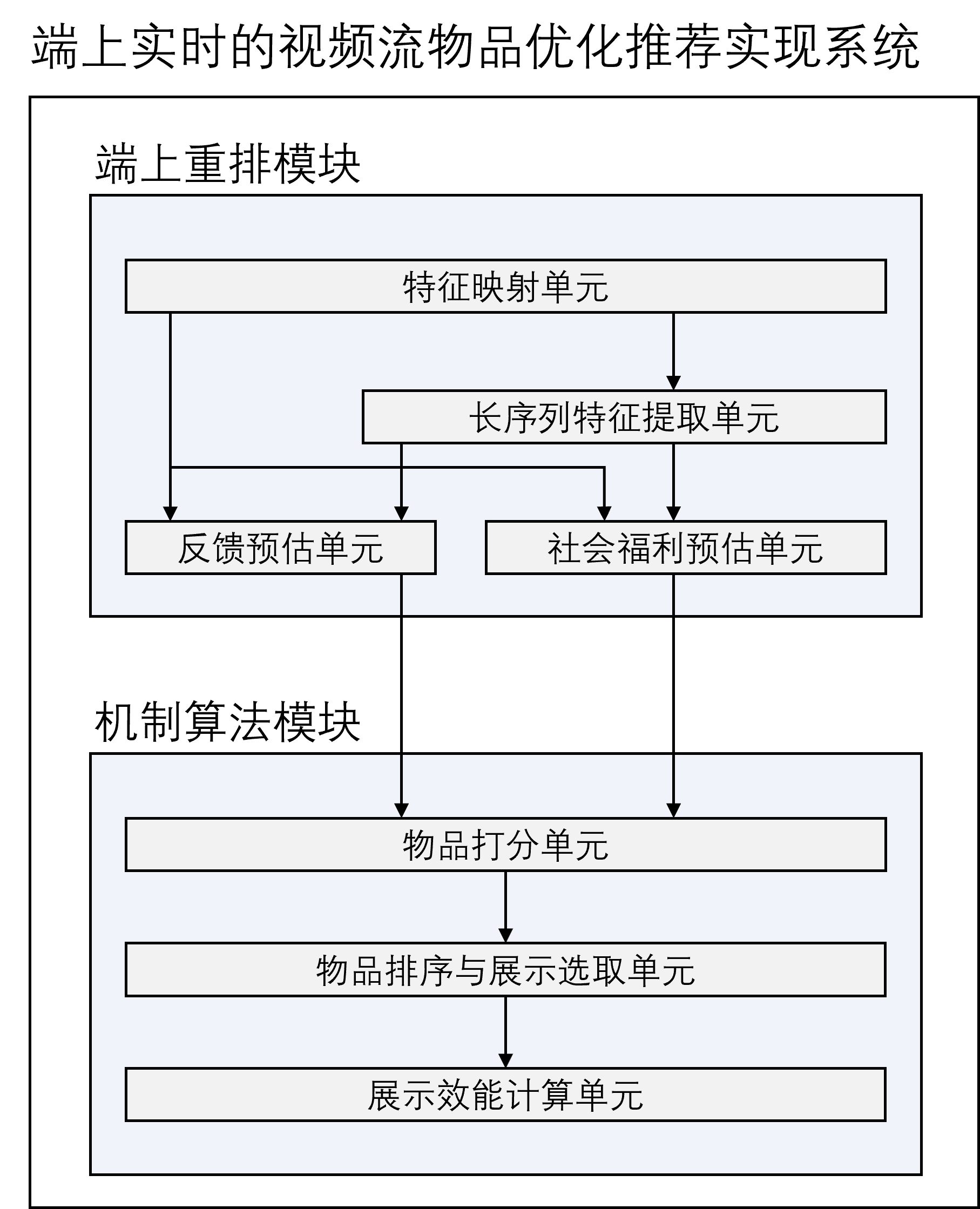


图1

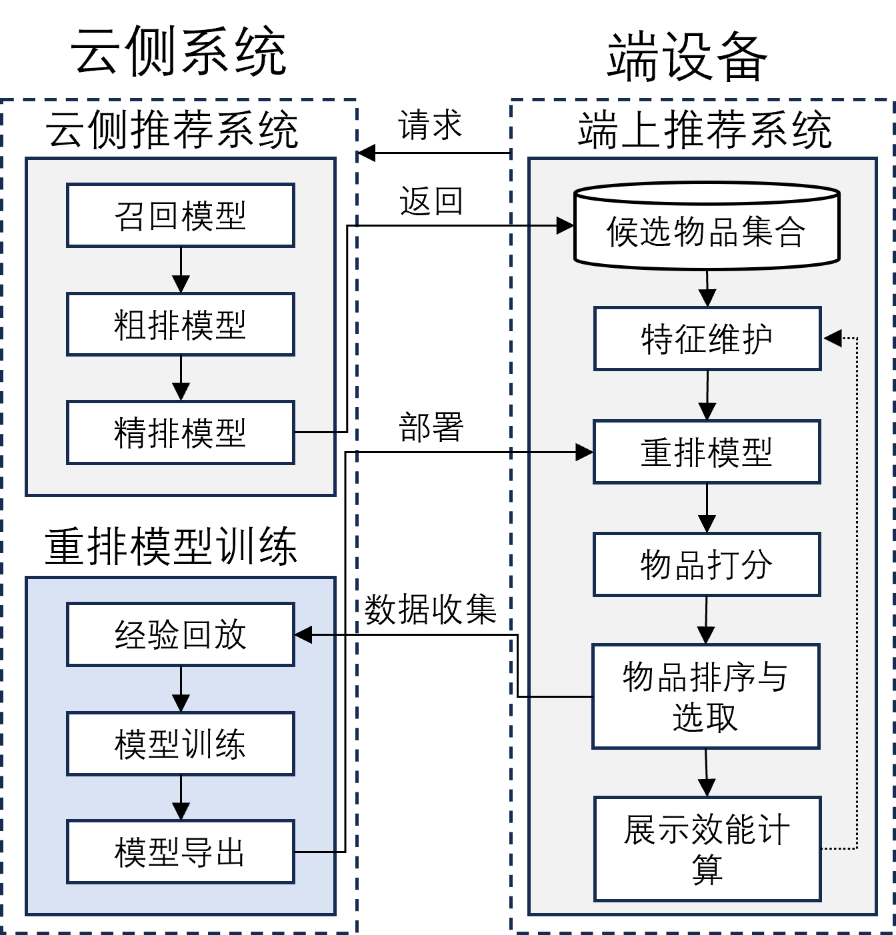


图2

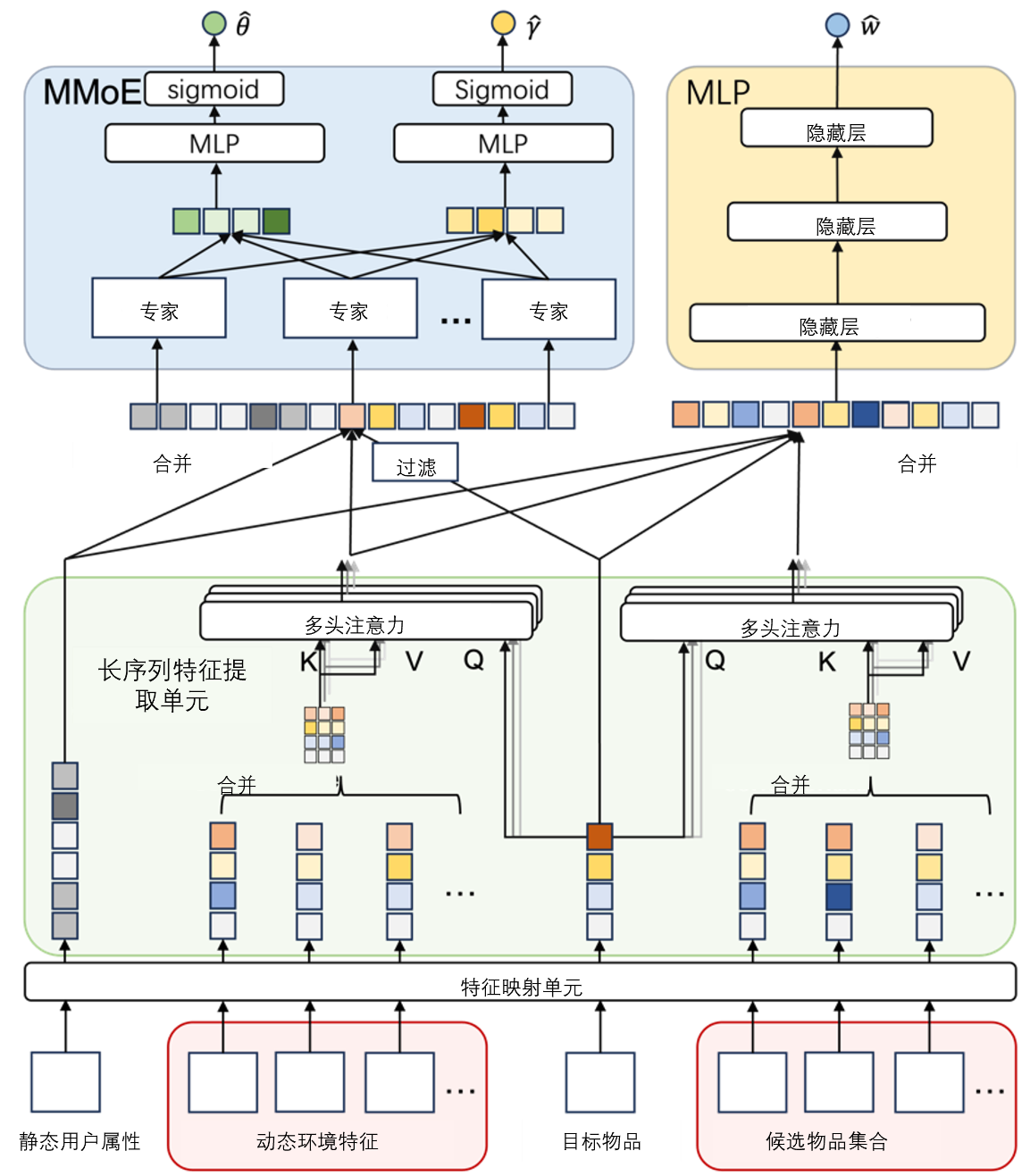


图3

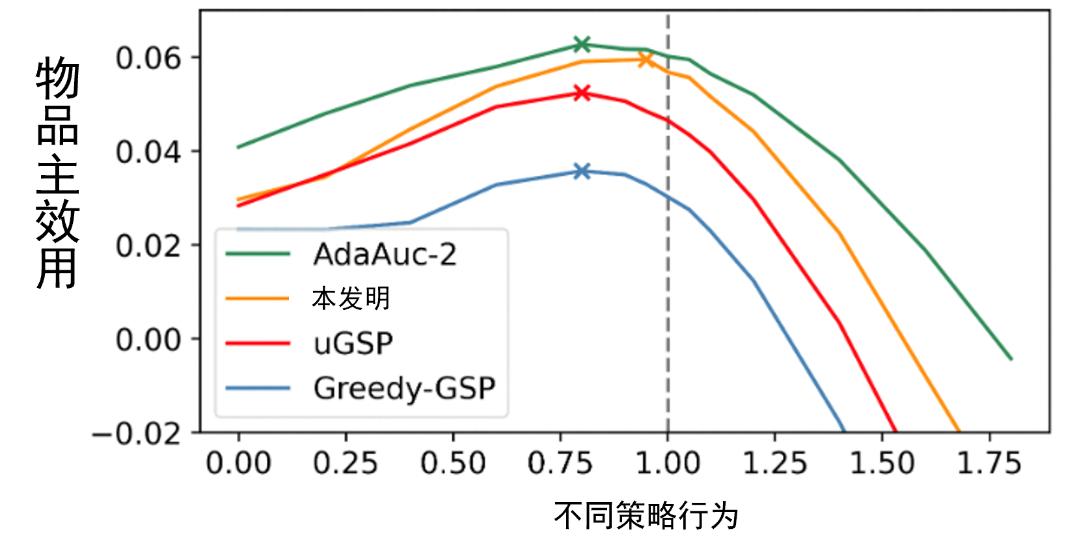


图4

**权 利 要 求 书**

1、一种端上实时的视频流物品优化推荐实现方法，其特征在于，基于强化学习的端上重排序模型对用户端上实时行为进行建模，并得到预估物品的点击概率、下翻概率及带来的期望社会福利后，挑选并展示最大化社会福利的物品，再基于所预测的不同物品的点击概率、下翻概率及带来的期望社会福利，计算物品对社会福利的边际贡献作为展示效能。