智能系统学报
CAAI TRANSACTIONS ON INTELLIGENT SYSTEMS

一种核的上下文多臂赌博机推荐算法

王鼎, 门昌骞, 王文剑

引用本文:
王鼎,门昌骞,王文剑. 一种核的上下文多臂赌博机推荐算法[J]. 智能系统学报, 2022, 17(3): 625–633.
WANG Ding,MEN Changqian,WANG Wenjian. A kernel contextual bandit recommendation algorithm[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2022, 17(3): 625–633.

在线阅读 View online: https://dx.doi.org/10.11992/tis.202105039

DOI: 10.11992/tis.202105039
网络出版地址: https://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20211122.1643.002.html

一种核的上下文多臂赌博机推荐算法

王鼎[1], 门昌骞[1], 王文剑[1,2]
（1. 山西大学 计算机与信息技术学院, 山西 太原 030006; 2. 山西大学 计算智能与中文信息处理教育部重点实验室, 山西 太原 030006）

摘　要: 个性化推荐服务在当今互联网时代越来越重要, 但是传统推荐算法不适应一些高度变化场景。将线性上下文多臂赌博机算法 (linear upper confidence bound, LinUCB) 应用于个性化推荐可以有效改善传统推荐算法存在的问题, 但遗憾的是准确率并不是很高。本文针对 LinUCB 算法推荐准确率不高这一问题, 提出了一种改进算法 K-UCB(kernel upper confidence bound)。该算法突破了 LinUCB 算法中不合理的线性假设前提, 利用核方法拟合预测收益与上下文间的非线性关系, 得到了一种新的在非线性数据下计算预测收益置信区间上界的方法, 以解决推荐过程中的探索–利用困境。实验表明, 本文提出的 K-UCB 算法相比其他基于多臂赌博机推荐算法有更高的点击率 (click-through rate, CTR), 能更好地适应变化场景下个性化推荐的需求。

关键词: 个性化推荐; 变化场景; 多臂赌博机; 线性上下文多臂赌博机; 核方法; 点击率; 非线性; 探索–利用困境
中图分类号: TP181　　**文献标志码:** A　　**文章编号:** 1673−4785(2022)03−0625−09

中文引用格式: 王鼎, 门昌骞, 王文剑. 一种核的上下文多臂赌博机推荐算法 [J]. 智能系统学报, 2022, 17(3): 625–633.
英文引用格式: WANG Ding, MEN Changqian, WANG Wenjian. A kernel contextual bandit recommendation algorithm[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2022, 17(3): 625–633.

A kernel contextual bandit recommendation algorithm

WANG Ding[1], MEN Changqian[1], WANG Wenjian[1,2]
(1. College of Computer and Information Technology, Shanxi University, Taiyuan 030006, China; 2. Key Laboratory of Computational Intelligence and Chinese Information Processing of Ministry of Education, Shanxi University, Taiyuan 030006, China)

Abstract: Personalized recommendations are becoming increasingly significant in the Internet era; however, conventional recommendation algorithms cannot adapt to the highly changing scenarios. Applying the linear contextual bandit algorithm (linear upper confidence bound, LinUCB) to personalized recommendations can effectively overcome the limitations of conventional recommendation algorithms; however, the accuracy is not sufficiently high. Herein, an improved kernel upper confidence bound (K-UCB) algorithm is proposed to handle the insufficient recommended accuracy of the LinUCB algorithm. The proposed algorithm breaks through the unreasonable linear hypothesis of the LinUCB algorithm and uses the kernel method to fit the nonlinear relation between the expected reward and context. A new method for calculating the upper confidence bound of estimate rewards under nonlinear data is established to the exploration –exploitation balance in the recommendation process. Experiments show that the proposed K-UCB algorithm exhibits higher recommended accuracy than other recommendation algorithms based on multiarmed bandits and can better adapt to the need for personalized recommendations in changing scenarios.

Keywords: personalized recommendation; changing scenarios; multi-armed bandits; linear contextual bandits; kernel method; click-through rate; nonlinear; exploration-exploitation dilemma

个性化推荐在各种系统中被广泛应用, 通过为用户提供定制化的网络服务, 可以很好地满足用户的个性化需求, 从而提升用户满意度。尽管传统推荐算法在一些领域已经非常成功, 但是仅

收稿日期: 2021−05−26.　**网络出版日期:** 2021−11−23.
基金项目: 国家自然科学基金项目 (62076154, U1805263); 中央引导地方科技发展资金项目 (YDZX20201400001224); 山西省自然科学基金项目 (201901D111030); 山西省国际科技合作重点研发计划项目 (201903D421050).
通信作者: 王文剑. E-mail: wjwang@ sxu.edu.cn.

适用于用户和内容变化小的相对静态的场景[1]。例如，传统协同过滤[2-3]需要在用户和内容有大量重叠的消费记录等信息的场景下才能应用，而基于内容的推荐算法[4-5]推荐倾向于过于相似的内容，对新用户的推荐存在困难。

现实生活中存在着快速变化的推荐环境，其内容领域每时每刻都在发生着变化，内容的流行程度随着时间而变化，大量没有任何历史记录的新用户也不断进入推荐系统。在这种场景下推荐系统必须能够快速获得用户的兴趣偏好，才能更好地为用户提供个性化服务。快速获得用户兴趣信息和短期内用户体验是竞争关系，一方面需要关注能够提高用户兴趣的内容，另一方面也需要探索新内容以全面改善用户体验，这就产生了探索–利用困境 (exploration-exploitation dilemma, EE)[6]。为了实现用户的长期体验，必须平衡探索和利用的矛盾。

多臂赌博机[7-9]是平衡这一矛盾的有效模型，多臂赌博机又可以按照是否考虑状态分为上下文无关多臂赌博机和上下文多臂赌博机[10-11]。上下文无关多臂赌博机算法主要有 ε-greedy[12]、UCB1[13]、Thompson sampling[14] 等。这类上下文无关的多臂赌博机算法应用于推荐系统中，没有利用用户和内容的上下文信息，因此导致推荐准确性不高。

上下文多臂赌博机算法将内容和用户等上下文信息融入推荐决策过程，可以提高推荐准确率。LinUCB (linear upper confidence bound) 是一种成功应用于雅虎新闻推荐系统的上下文多臂赌博机算法，可以有效提高在快速变化环境下的推荐准确率[15]。但是 LinUCB 算法为了简化模型和降低计算成本，假设期望收益和上下文是线性关系的。这种线性假设在现实中往往是不成立的，所以导致 LinUCB 算法的推荐准确率并不高。Agrawal 等[16]提出的汤普森采样算法 LinTS，同样是基于线性收益上下文赌博机模型。

在 LinUCB 算法基础上，结合传统推荐算法提出了很多改进算法。文献 [17] 结合协同过滤的思想将用户之间的影响融合到 LinUCB 算法，提出了 GOB.Lin 算法。文献 [18] 提出了利用用户信息在线聚类算法 CLUB，对用户聚类。文献 [19] 提出了对用户和内容双聚类的 COFIBA 算法。文献 [20] 提出结合潜在因子的 fatorUCB 算法。这些传统推荐算法与多臂赌博机的结合可以提升推荐效果，但都属于结合创新，没有改进线性收益的上下文多臂赌博机模型。

本文突破了 LinUCB 算法线性假设的前提，提出了一种基于核方法[21]在非线性前提下计算预测收益置信区间上界的方法，从模型上改进基于线性收益的上下文多臂赌博机，提高了算法的推荐准确率。

1　背景模型

1.1　上下文多臂赌博机

推荐系统中 EE 问题方面一个得到广泛研究的模型就是上下文多臂赌博机模型，将该模型形式化来进行更好的理解。上下文多臂赌博机是指面对 K 个臂,每轮选择其中一个臂并获得收益，一共进行 T 轮选择，目标是使 T 轮之后总的收益更高。上下文多臂赌博机在每一轮中：

1）观察当前上下文信息 $\boldsymbol{x}$。上下文总结了当前的环境，如日期、天气、用户等影响做出选择的信息。

2）根据历史记录，算法选择一个臂 a 并获得真实收益 r。预测收益由上下文信息 $\boldsymbol{x}$ 所决定。

3）算法根据最新得到的观测历史 $(\boldsymbol{x},a,r)$，更新下一轮选择策略。

多臂赌博机最大化总收益的优化目标可以等价替换为更常用的累积遗憾，表示为

$$R_T := E\left[\sum_{t=1}^{T}(r_t^* - r_t)\right]$$

式中：r_t 为在每一轮中实际获得的收益；r_t^* 为每一轮中最佳选择的收益。

可以很自然地将上下文多臂赌博机建模为推荐算法。以新闻推荐为例，将新闻文章库中的文章定义为臂，通过上下文信息为用户推荐这些臂 (文章)。观察所推荐文章的反馈，当推荐文章被点击则收益为 1，否则为 0。最后根据历史收益信息，调整选择策略。这样一段时间后最大化上下文多臂赌博机的收益相当于最大化点击数，也就是推荐系统的目标点击率 (click-through rate, CTR) 更高。

1.2　LinUCB 算法

LinUCB 是一种上下文多臂赌博机算法，该算法基于期望收益 r 和上下文 $\boldsymbol{x}$ 是线性关系的假设，得到了线性条件下的预测收益及其置信区间的闭式解，然后利用预测收益的置信区间上界来平衡探索与利用的矛盾。LinUCB 算法的主要过程如下：

1) 计算预测收益。$\boldsymbol{x}_{t,a} \in \mathbf{R}^d$ 表示关于用户 t 和内容 a 的上下文特征向量，$\boldsymbol{\theta}_a$ 为内容 a 的预测线性参数，则预测收益表示为

$$y_{t,a} = \boldsymbol{\theta}_a^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x}_{t,a} \tag{1}$$

$\boldsymbol{X}_a$ 是关于内容 a 的上下文特征的构造矩阵，每

一行表示一个上下文$\boldsymbol{x}_{t,a}$,一共 m 行, 定义如下:

$$\boldsymbol{X}_a := [\boldsymbol{x}_{1,a}\ \boldsymbol{x}_{2,a}\ \cdots\ \boldsymbol{x}_{m,a}]^{\mathrm{T}} \in \mathbf{R}^{m\times d}$$

$\boldsymbol{X}_a$中的 m 个上下文对应的实际收益表示为 $\boldsymbol{y}_a$。在训练数据$(\boldsymbol{X}_a,\boldsymbol{y}_a)$上应用岭回归可得到内容 a的预测线性参数为

$$\boldsymbol{\theta}_a = (\boldsymbol{X}_a^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_a + \boldsymbol{I}_d)^{-1}\boldsymbol{X}_a^{\mathrm{T}}\boldsymbol{y}_a \tag{2}$$

然后通过式 (1) 和式 (2) 计算得到预测收益。

2) 计算预测收益的置信区间。根据文献 [22] 可知, 在线性条件下有

$$\left|\boldsymbol{\theta}_a^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x}_{t,a} - \boldsymbol{y}_{t,a}\right| \leqslant \alpha\sqrt{\boldsymbol{x}_{t,a}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{X}_a^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_a + \boldsymbol{I}_d)^{-1}\boldsymbol{x}_{t,a}} \tag{3}$$

式 (3) 成立的概率至少为$1-\delta$,δ为任意大于 0 的实数, $\alpha = 1+\sqrt{\ln(2/\delta)/2}$是一个常数。实际上式 (3) 给出的预测收益的置信区间半径 c 为

$$c = \alpha\sqrt{\boldsymbol{x}_{t,a}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{X}_a^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_a + \boldsymbol{I}_d)^{-1}\boldsymbol{x}_{t,a}} \tag{4}$$

3) 由式 (1) 和式 (4) 可以得到每轮的选择策略, 即对每一轮选择置信区间上界最大的内容 a_t进行推荐

$$a_t = \mathrm{argmax}_{a\in A}(\boldsymbol{\theta}_a^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x}_{t,a} + c)$$

最大置信区间上界是一种利用估计中的不确定性来平衡探索和利用的方法。算法对不确定性采取乐观的态度, 将对收益估计的置信区间上界作为选择内容的依据。这样选择的好处在于:如果选择的内容是最佳的, 则成功得到了收益;如果选择的内容并非最佳, 则进一步消除了置信区间上界最大内容的不确定性。最后根据所选择内容 a_t的真实收益更新内容a_t的线性参数$\boldsymbol{\theta}_a$。

LinUCB 本质上是一种基于线性收益的上下文多臂赌博机, 但是在现实的网络服务中获取到的数据往往并不是线性关系, 所以导致 LinUCB 算法应用于个性化推荐预测准确率不高。

2　K-UCB 算法

为了解决 LinUCB 算法线性假设造成的推荐准确率不高, 本文提出了 K-UCB(kernel upper confidence bound) 算法, 基于核方法实现了在高维线性空间计算预测收益及其置信区间, 从而提高了推荐准确率。

2.1　算法设计

核方法是一种解决非线性问题的有效方法, 其主要思想是将非线性数据向高维空间映射, 使其在高维空间中转换为线性数据, 然后就可以利用成熟的线性空间知识在高维空间中解决原先的非线性问题。

在核方法思想下, 将上下文特征向量$\boldsymbol{x}$映射到合适的高维空间, 在这个高维空间中预测收益和上下文特征向量是线性关系, 此时可以用基于线性收益的上下文赌博机知识来解决非线性收益的问题。在高维空间中计算预测收益及其置信区间:

1) 计算预测收益。假设原空间向量$\boldsymbol{x}$映射到高维空间后表示为$\boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{x})$。高维空间中两个向量的内积可以表示为核函数$k(\boldsymbol{x},\boldsymbol{x}') = \boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{x})\cdot\boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{x}')$。对应原空间中构造矩阵$\boldsymbol{X}$, 则映射后上下文特征的构造矩阵$\boldsymbol{X}_\varphi$表示为

$$\boldsymbol{X}_\varphi := [\boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{x}_1)\ \boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{x}_2)\ \cdots\ \boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{x}_m)]^{\mathrm{T}}$$

对训练数据$(\boldsymbol{X}_\varphi,\boldsymbol{y})$使用核岭回归方法,则需要预测的上下文$\boldsymbol{x}^*$的预测收益为

$$\begin{aligned}\boldsymbol{y}^* = \boldsymbol{y}^{\mathrm{T}}((\boldsymbol{X}_\varphi\boldsymbol{X}_\varphi^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{I}_m)^{-1})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_\varphi\varphi(\boldsymbol{x}^*) = \\ \boldsymbol{y}^{\mathrm{T}}((\boldsymbol{K} + \boldsymbol{I}_m)^{-1})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{k}_{X\boldsymbol{x}^*}\end{aligned} \tag{5}$$

式中$\boldsymbol{k}_{X\boldsymbol{x}^*}$为$\boldsymbol{X}$中 m 个上下文特征与需要预测的上下文$\boldsymbol{x}^*$构成的核向量:

$$\boldsymbol{k}_{X\boldsymbol{x}^*} := [k(\boldsymbol{x}_1\ \boldsymbol{x}^*)\ k(\boldsymbol{x}_2\ \boldsymbol{x}^*)\ \cdots\ k(\boldsymbol{x}_m\ \boldsymbol{x}^*)]^{\mathrm{T}}$$

而 $\boldsymbol{K}$ 则为 m 个上下文特征构成的核矩阵:

$$\boldsymbol{K} := \begin{pmatrix} k(\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_1) & k(\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2) & \cdots & k(\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_m) \\ k(\boldsymbol{x}_2,\boldsymbol{x}_1) & k(\boldsymbol{x}_2,\boldsymbol{x}_2) & \cdots & k(\boldsymbol{x}_2,\boldsymbol{x}_m) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ k(\boldsymbol{x}_m,\boldsymbol{x}_1) & k(\boldsymbol{x}_m,\boldsymbol{x}_2) & \cdots & k(\boldsymbol{x}_m,\boldsymbol{x}_m) \end{pmatrix}$$

$\boldsymbol{K}$为半正定的核矩阵, 所以$(\boldsymbol{K}+\boldsymbol{I}_m)^{-1}$一定存在。

2) 计算预测收益的置信区间。由于映射后高维空间满足线性关系, 则映射后高维空间与原空间是类似的, 满足:

$$\left|\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{x}^*) - \boldsymbol{y}^*\right| \leqslant \alpha\sqrt{\boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x}^*)(\boldsymbol{X}_\varphi^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_\varphi + \boldsymbol{I}_d)^{-1}\boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{x}^*)} \tag{6}$$

式 (6) 成立的概率至少为$1-\delta$,δ为任意大于 0 的实数,$\alpha = 1+\sqrt{\ln(2/\delta)/2}$是一个常数, 此时同样也有与原空间形式类似的置信区间半径 c:

$$c = \alpha\sqrt{\boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x}^*)(\boldsymbol{X}_\varphi^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_\varphi + \boldsymbol{I}_d)^{-1}\boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{x}^*)} \tag{7}$$

需要将式 (7) 变为核函数的形式, 利用 Sherman-Morrison-Woodbury 公式, Sherman-Morrison-Woodbury 公式描述如下: $\boldsymbol{A}\in\mathbf{R}^{n\times n}$为$\mathbf{R}$域上非奇异矩阵, $\boldsymbol{U},\boldsymbol{V}\in\mathbf{R}^{n\times k}$, 若$\boldsymbol{A}+\boldsymbol{U}\boldsymbol{V}^T$非奇异, 则有

$$(\boldsymbol{A}+\boldsymbol{U}\boldsymbol{V}^{\mathrm{T}})^{-1} = \boldsymbol{A}^{-1} - \boldsymbol{A}^{-1}\boldsymbol{U}(\boldsymbol{I}_k + \boldsymbol{V}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}^{-1}\boldsymbol{U})^{-1}\boldsymbol{V}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}^{-1} \tag{8}$$

式 (8) 提供了将式 (7) 变为核函数形式的一种途径, 使式 (8) 中$\boldsymbol{A} = \boldsymbol{I}_d, \boldsymbol{U} = \boldsymbol{X}_\varphi^{\mathrm{T}}, \boldsymbol{V} = \boldsymbol{X}_\varphi$, 那么有

$$\begin{aligned}\boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x}^*)(\boldsymbol{X}_\varphi^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_\varphi + \boldsymbol{I}_d)^{-1}\boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{x}^*) = \\ \boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x}^*)(\boldsymbol{I}_m - \boldsymbol{X}_\varphi^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{X}_\varphi\boldsymbol{X}_\varphi^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{I}_m)^{-1}\boldsymbol{X}_\varphi)\boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{x}^*) = \\ \boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x}^*)\boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{x}^*) - \boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x}^*)\boldsymbol{X}_\varphi^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{X}_\varphi\boldsymbol{X}_\varphi^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{I}_m)^{-1}\boldsymbol{X}_\varphi\boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{x}^*) = \\ k(\boldsymbol{x}^*,\boldsymbol{x}^*) - \boldsymbol{k}_{X\boldsymbol{x}^*}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{K}+\boldsymbol{I}_m)^{-1}\boldsymbol{k}_{X\boldsymbol{x}^*}\end{aligned} \tag{9}$$

将式 (9) 代入式 (7) 可以得到核函数形式的置信区间半径为

$$c = \alpha\sqrt{k(\boldsymbol{x}^*,\boldsymbol{x}^*) - \boldsymbol{k}_{X\boldsymbol{x}^*}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{K}+\boldsymbol{I}_m)^{-1}\boldsymbol{k}_{X\boldsymbol{x}^*}} \tag{10}$$

3) 计算逆矩阵。核函数形式的预测收益式(5)及其置信区间式(10)中都有$(\boldsymbol{K}+\boldsymbol{I}_m)^{-1}$这一项，将该逆矩阵记为$\boldsymbol{V}_m$。$\boldsymbol{V}_m$大小为$m\times m$，直接求逆矩阵复杂度为$O(m^3)$，当$m$很大时代价很大，算法失去实际意义。为解决这个问题，本文将矩阵求逆修改为迭代计算方式。根据文献[23]可知，实对称矩阵有求逆迭代算法。实对称矩阵$\boldsymbol{W}_n$如式(11)所示：

$$\boldsymbol{W}_n=\begin{bmatrix}\boldsymbol{W}_{n-1} & \boldsymbol{e}\\ \boldsymbol{e}^{\mathrm{T}} & p\end{bmatrix} \tag{11}$$

式中：$\boldsymbol{W}_n\in\mathbf{R}^{n\times n}$，$\boldsymbol{W}_{n-1}\in\mathbf{R}^{(n-1)\times(n-1)}$均为实对称矩阵；$\boldsymbol{e}$为$n-1$维向量，$\boldsymbol{e}^{\mathrm{T}}$是其转置；$p$是常数。$\boldsymbol{W}_n$的逆矩阵可以通过迭代计算，即

$$\boldsymbol{W}_n^{-1}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{W}_{n-1}^{-1} & \boldsymbol{0}\\ \boldsymbol{0}^{\mathrm{T}} & 0\end{bmatrix}+\frac{1}{p+\boldsymbol{e}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{b}}\begin{bmatrix}\boldsymbol{b}\boldsymbol{b}^{\mathrm{T}} & \boldsymbol{b}\\ \boldsymbol{b}^{\mathrm{T}} & 1\end{bmatrix}\quad \boldsymbol{b}=-\boldsymbol{W}_{n-1}^{-1}\boldsymbol{e} \tag{12}$$

式(12)可由块矩阵求逆定理证明。

$\boldsymbol{K}+\boldsymbol{I}$也是实对称矩阵，形式为

$$\boldsymbol{K}_m+\boldsymbol{I}_m=\begin{bmatrix}\boldsymbol{K}_{m-1}+\boldsymbol{I}_{m-1} & \boldsymbol{k}_{X*}\\ \boldsymbol{k}_{X*}^{\mathrm{T}} & k(\boldsymbol{x}^*,\boldsymbol{x}^*)\end{bmatrix}$$

满足式(11)的定义,可以得到其逆矩阵$\boldsymbol{V}$的迭代计算方法:

$$\boldsymbol{V}_m=\begin{bmatrix}\boldsymbol{V}_{m-1} & \boldsymbol{0}\\ \boldsymbol{0}^{\mathrm{T}} & 0\end{bmatrix}+\frac{1}{k(\boldsymbol{x}^*,\boldsymbol{x}^*)+\boldsymbol{k}_{Xx^*}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{b}}\begin{bmatrix}\boldsymbol{b}\boldsymbol{b}^{\mathrm{T}} & \boldsymbol{b}\\ \boldsymbol{b}^{\mathrm{T}} & 1\end{bmatrix}\quad \boldsymbol{b}=-\boldsymbol{V}_{m-1}\boldsymbol{k}_{Xx^*} \tag{13}$$

这样就可以通过式(13)不断迭代来计算逆矩阵，减少了该算法的计算成本。

2.2　算法流程

K-UCB算法需要输入超参数α、β的值，其中α控制探索与利用的平衡，β是核函数的参数。为需要推荐的每个用户计算内容池$\boldsymbol{A}_t$中每个内容预测收益的置信区间上界，选择置信区间上界最大的内容进行推荐，并获得点击反馈，根据历史收益情况，更新选择策略。

算法　K-UCB算法

输入　探索参数α，核函数参数β；

输出　推荐记录。

1)获取当前用户u_t的内容池$\boldsymbol{A}_t$，获取内容池中所有内容$a\in\boldsymbol{A}_t$的上下文$\boldsymbol{x}_a$。

2)根据式(5)计算所有内容的预测收益y_a。

3)根据式(10)计算所有内容的预测收益的置信区间上界c_a。

4)计算所有内容预测收益的置信区间上界，选择置信区间上界最大的内容$a_t=\mathrm{argmax}_{a\in\boldsymbol{A}_t}(y_a+c_a)$。

5)将内容a_t推荐给用户，观察获得的实际收益r_t，输出推荐记录(u_t,a_t,r_t)。

6)更新内容a_t的参数：$\boldsymbol{X}_{a_t}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{X}_{a_t}\\ \boldsymbol{x}_{t,a_t}\end{bmatrix}$，$\boldsymbol{y}_{a_t}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{y}_{a_t}\\ r_t\end{bmatrix}$，$\boldsymbol{b}=-\boldsymbol{V}_{a_t}\boldsymbol{k}_{X_{a_t}}$，$\boldsymbol{V}_{a_t}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{V}_{a_t} & \boldsymbol{0}\\ \boldsymbol{0}^{\mathrm{T}} & 0\end{bmatrix}+\frac{1}{k(\boldsymbol{x}_{a_t},\boldsymbol{x}_{a_t};\beta)+\boldsymbol{k}_{Xa_t}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{b}}\begin{bmatrix}\boldsymbol{b}\boldsymbol{b} & \boldsymbol{b}\\ \boldsymbol{b}^{\mathrm{T}} & 1\end{bmatrix}$。

7)执行1)为下一位用户推荐，直至没有新的用户需要推荐则退出算法。

3　实验与结果

在本节中首先介绍了各个对比算法的设置，并使用这些算法在合成数据和真实场景数据集(雅虎新闻数据集)上进行实验。

3.1　算法对比

1)Random：随机策略总是以相等的概率选择一个内容。这个算法不需要参数，也不会随着时间学习。在本文中随机策略用来衡量其他算法的提升。

2)ε-greedy[12]：该算法统计每个内容的收益，以ε概率随机选择候选内容，以$1-\varepsilon$概率选择收益最高的内容。参数ε控制探索程度。

3)UCB1[13]：该算法统计每个内容的收益，并估计收益的置信区间，置信区间为$c=\alpha/\sqrt{\ln t}$，式中t为内容的历史总推荐次数，t越大内容的收益信息越明确，置信区间会越小，参数α控制探索程度。

4)Thompson sampling[14]：该算法假设每个内容都服从一个收益分布估计,每轮从估计的分布采样，选取采样值最大的内容推荐，最后根据收益情况更新内容的收益分布。这里采用Beta分布作为先验分布。

5)LinUCB[15]：算法在UCB1基础上加入上下文，基于线性收益假设预测收益及其置信区间。参数α控制探索程度。

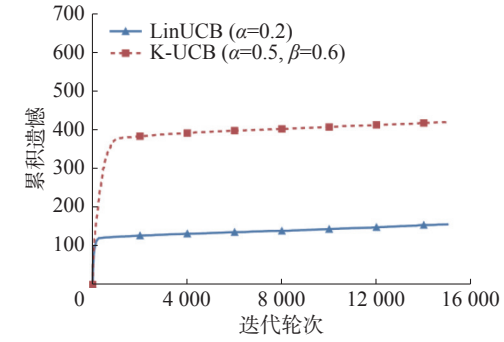
3.2　合成数据集

为了测试K-UCB的性能，合成了3组不同的上下文多臂赌博机数据。每组设置K=4个臂，进行T=15 000轮实验，每一轮中臂的上下文$\boldsymbol{x}_{t,k}$是随机采样产生的20维单位向量。设置3组不同收益，由以下函数产生:

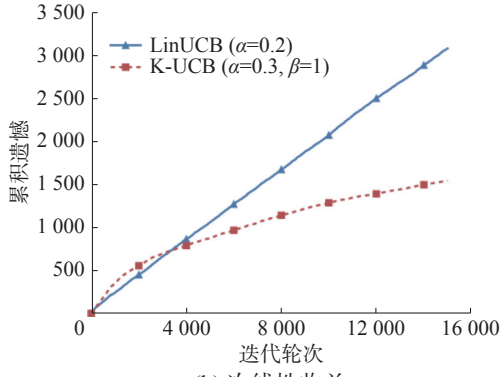
$$r_1(\boldsymbol{x})=\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x}+\eta$$
$$r_2(\boldsymbol{x})=3(\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x})^3+5(\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x})^2+\eta$$
$$r_3(\boldsymbol{x})=\cos(3\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x})+\eta$$

式中：$\boldsymbol{\theta}$是20维单位向量；$\eta(0,1)$为噪声项。图1为LinUCB和K-UCB算法在3组不同收益函数$r_1(x)$、$r_2(x)$和$r_3(x)$下累积遗憾随学习轮次的变化曲线,且LinUCB和K-UCB算法参数都经过调优。如图1(a)所示，在$r_1(x)$线性收益条件下，K-UCB

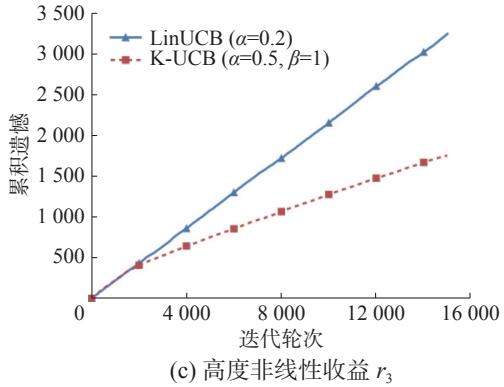
和 LinUCB 算法累积遗憾随着学习轮次增多逐渐增长缓慢, 但是 LinUCB 收敛速度优于 K-UCB 算法。在$r_2(x)$和$r_3(x)$非线性收益下, LinUCB 算法效果不佳, 累积遗憾不会随着学习轮次增多而降低增长速度。而 K-UCB 算法表现良好, 随着学习轮次增多, 累积遗憾增长放缓, 该实验表明在非线性收益数据下 K-UCB 较 LinUCB 累积遗憾更低, 性能更好。



(a) 线性收益 r_1



(b) 次线性收益 r_2



(c) 高度非线性收益 r_3

图 1　LinUCB 和 K-UCB 算法在不同收益假设上的比较
Fig. 1　Comparison of LinUCB and K-UCB on different reward hypothesis

3.3　Yahoo News 数据集

真实场景数据采用雅虎新闻数据集 R6A – Yahoo! Front Page Today Module User Click Log Dataset[24]。该数据集收集了从 2009 年 5 月 1 日到 10 日的访问流量数据约 3600 万条。

如表 1 所示, 每一条数据记录一个由 4 个部分组成的完整的事件, 分别是推荐的文章 id, 用户的点击反馈以及用户和文章的 6 维特征。用户和文章的 6 维特征向量都是原始特征(如用户对应的性别、年龄、地理和行为等特征, 文章对应的分类、主题等特征)通过降维和双线性模型联合分析构建的。

表 1　雅虎新闻数据集
Table 1　Yahoo! News dataset

字段	解释
1	推荐的文章id
2	点击反馈值(0或者1)
3	当前用户的6维特征
4	当前文章池中文章的6维特征

当算法选择的文章与记录数据不同时, 无法观测到所选择文章的收益。本文采用文献 [25] 提出的离线评估方法, 这种方法被证明是无偏的估计。在这种评估方法下, 给定当前日志记录, 如果算法选择了与日志记录相同的内容,则该事件被保留, 即添加到历史记录中,同时更新总推荐次数 N 和总收益 R。如果算法选择了一个不同于日志记录的内容, 那么该事件将完全被忽略, 算法将继续处理下一个事件而不改变其状态。基于这种拒绝采样的评估方法, 将实际点击次数与推荐总次数的比值 (R/N) 定义为文章点击率。点击率是推荐算法的最常用指标, 点击率越高意味着累积遗憾越小。

推荐系统通常在小部分流量中学习, 然后将学习到的知识应用到其余的大部分流量中, 所以本实验将数据分为学习桶和部署桶进行, 学习桶分配 20% 的随机流量数据, 部署桶分配 80% 的随机流量数据。数据更多的部署桶模拟真实的部署环境, 其点击率数据更为重要, 但学习桶中点击率高意味着学习效率更快, 所以实验给出了两个桶中的点击率数据。

实验分为 3 步: ①确定 3 种对比算法 (ε-greedy、UCB1 和 LinUCB) 的最佳参数; ②确定 K-UCB 的核函数选择和参数选择; ③将所有对比算法均在最优条件下进行比较。

1) 寻找 ε-greedy、UCB1 和 LinUCB 的最佳参数设置, 图 2 为 3 个算法在不同参数下的性能折线图。

如图 2 所示, 3 个算法在学习桶和部署桶都是大致中间高两边低。这是因为当参数 ε 或者 α过小时, 没有足够的探索, 算法无法识别出好的

文章，导致点击量较少。另一方面，当参数太大时，算法会过度探索，从而浪费了一些增加点击次数的机会。从图 2 中可以看到，ε-greedy、UCB1 和 LinUCB 的最佳参数分别为 0.2、0.1 和 0.3。

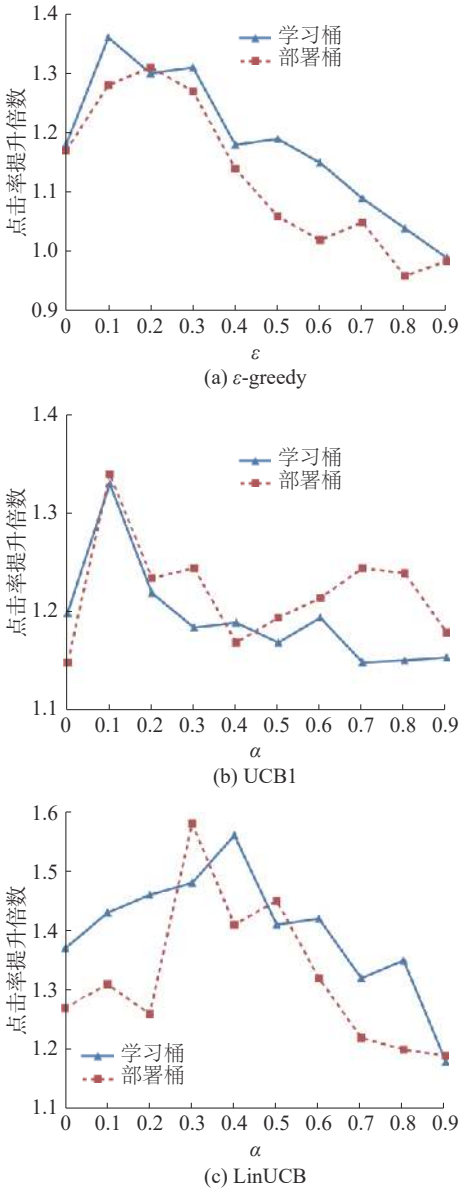


图 2　算法在不同参数下的点击率提升倍数

Fig. 2　CTR lift of the algorithms under different parameters

2) 表 2 为不同的核函数在最佳参数组合下所得到的相对点击率结果。其中α为平衡探索利用程度的参数，线性核具体表示为

$$k(\boldsymbol{x},\boldsymbol{x}') = \boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x}'$$

多项式核具体表示为

$$k(\boldsymbol{x},\boldsymbol{x}) = (\boldsymbol{g}\cdot\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x}+c)^{d}$$

高斯核具体表示为

$$k(\boldsymbol{x},\boldsymbol{x}') = \exp(-\beta\cdot\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{x}'\|^2)$$

从表 2 可以看出，雅虎新闻数据集在线性核函数时表现不佳，表明数据在原始空间是线性不可分的。在多项式核函数时点击率较线性核有提升，较高斯核效果略差。所以 K-UCB 算法选择高斯核函数进行雅虎新闻数据集的实验。

表 2　核函数选择

Table 2　Kernel function selection

核函数	最佳参数	学习桶	部署桶
线性核	α=0.2	1.35	1.31
多项式核	α=0.2,g=0.1,c=1,d=2	1.48	1.45
高斯核	α=0.2, β=0.1	1.72	1.68

以高斯核函数为例说明具体参数选择方法，设置 30 组(α,β)参数组合进行网格搜索，表 3 和表 4 分别为在学习桶和部署桶中 30 组不同参数组合下 K-UCB 算法的点击率提升倍数。

表 3　学习桶中网格搜索 K-UCB 参数结果

Table 3　Grid search results of K-UCB in Learning Bucket

α	β				
	0.01	0.05	0.1	1	10
0.1	1.20	1.62	1.50	1.28	1.28
0.2	1.40	1.67	**1.72**	1.32	1.12
0.3	1.22	1.62	1.6	1.39	0.96
0.4	1.44	1.61	1.58	1.08	1.04
0.5	1.42	1.40	1.26	1.08	0.96
0.6	1.32	1.35	1.24	1.16	1.04

表 4　部署桶中网格搜索 K-UCB 参数结果

Table 4　Grid search results of K-UCB in Deploying Bucket

α	β				
	0.01	0.05	0.1	1	10
0.1	1.12	1.62	1.49	1.36	1.32
0.2	1.32	1.65	**1.68**	1.36	1.04
0.3	1.12	1.61	1.63	1.39	1.09
0.4	1.36	1.61	1.59	1.06	1.04
0.5	1.41	1.34	1.46	1.20	1.12
0.6	1.36	1.14	1.26	1.16	1.04

从表 3 和表 4 中可以看到，当α过大过小时点击率都不高，这与 1）的原理和结果相似。β是高斯核函数控制分类能力的参数，调整β也是寻找合适高维空间的过程。当β过小和过大时，点击率提升都不高，说明没有找到合适的特征高维空间。在β = 0.1这一列点击率大致较其他β取值高，说明找到了一个合适的特征高维空间。通过网格化搜索，在表中找到了最佳的参数组合，即α =

0.2, $\beta=0.1$, 这个参数下学习桶和部署桶中点击率提升都最大。

通过 2)找到了 K-UCB 算法在雅虎新闻数据集上的最佳核函数和最佳参数, 使用这组参数与其他算法进行比较。

3) 对比不同算法在最佳参数下的点击率。如图 3 和图 4 分别为学习桶和部署桶中各个对比算法的点击率随迭代轮次的变化曲线。

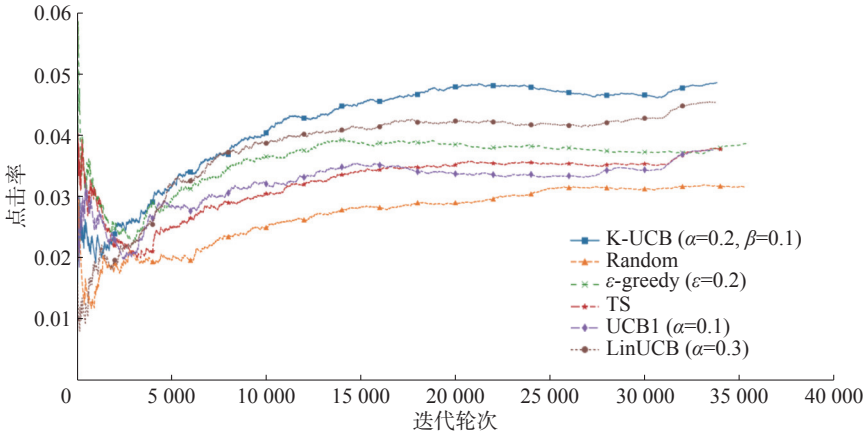


图 3　算法在学习桶中的点击率

Fig. 3　CTRs of various algorithms in Learning Bucket

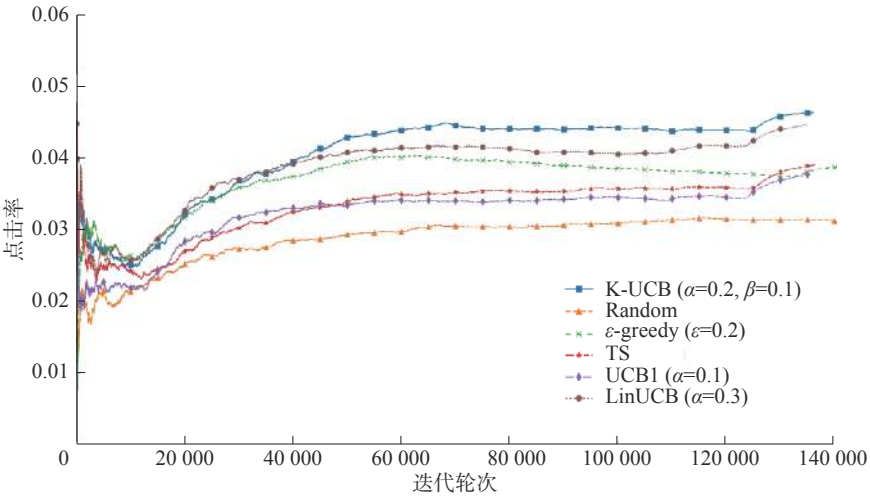


图 4　算法在部署桶中的点击率

Fig. 4　CTRs of various algorithms in Deploying Bucket

从图 3 和图 4 中可以看到, Random 策略下点击率最低, 这个策略达到稳定后点击率基本不会变化。去除轮次较小时的随机波动干扰, 上下文无关的多臂赌博机算法 (ε-greedy、Thompson sampling 和 UCB1) 点击率曲线明显低于上下文多臂赌博机算法 (LinUCB 和 K-UCB),这说明利用上下文信息可以明显提高点击率, 因此在推荐系统中应该尽可能利用上下文信息提高推荐准确率, 从而更好地满足用户的个性化需求。学习桶和部署桶中 K-UCB 算法的点击率曲线都高于 LinUCB 算法, 尤其在部署桶中 K-UCB 算法较 LinUCB 算法点击率提升了约 8%, 证明了本文所提出算法的有效性。

该实验表明 K-UCB 算法比其他基于多臂赌博机的推荐算法更适应真实的非线性数据场景下的个性化推荐。

4　结束语

本文提出了一种 LinUCB 改进算法 K-UCB, 通过核方法将非线性问题转化为线性问题。在合成数据集上验证了 K-UCB 可以有效降低非线性环境下的累积遗憾, 在雅虎新闻数据集上相比于基于线性收益的 LinUCB 算法, 点击率最高提升了 8%。将线性收益假设转变为更一般的收益假设, 可以提高上下文多臂赌博机的推荐准确率。多

臂赌博机适应动态推荐环境的特性，可以改善传统推荐算法，这也是未来可以进一步研究的方向。

参考文献：

[1] ADOMAVICIUS G, TUZHILIN A. Toward the next generation of recommender systems: a survey of the state-of-the-art and possible extensions[J]. IEEE transactions on knowledge and data engineering, 2005, 17(6): 734–749.

[2] SCHAFER J B, FRANKOWSKI D, HERLOCKER J, et al. Collaborative filtering recommender systems[M]// BRUSILOVSKY P, KOBSA A, NEJDL W. The Adaptive Web. Berlin, Germany: Springer, 2007: 291−324.

[3] SARWAR B, KARYPIS G, KONSTAN J, et al. Item-based collaborative filtering recommendation algorithms [C]//Proceedings of the 10th International Conference on World Wide Web. New York: ACM, 2001: 285−295.

[4] BASU C, HIRSH H, COHEN W. Recommendation as classification: using social and content-based information in recommendation[C]//Proceedings of the Fifteenth National/Tenth Conference on Artificial Intelligence/Innovative Applications of Artificial Intelligence. Madison: WI, 1998: 714−720.

[5] PAZZANI M J, BILLSUS D. Content-based recommendation systems[M]//BRUSILOVSKY P, KOBSA A, NEJDL W. The Adaptive Web. Berlin, Germany: Springer, 2007: 325−341.

[6] AGARWAL D, CHEN B C, ELANGO P. Explore/exploit schemes for web content optimization[C]//Proceedings of the Ninth IEEE International Conference on Data Mining. Miami Beach: TEEE, 2009: 1−10.

[7] SLIVKINS A. Introduction to multi-armed bandits[J]. Foundations and trends® in machine learning, 2019, 12(1/2): 1–286.

[8] ABBASI-YADKORI Y, PÁL D, SZEPESVÁRI C. Improved algorithms for linear stochastic bandits[C]//Proceedings of the 24th International Conference on Neural Information Processing Systems. Granada, Spain, 2011: 2312−2320.

[9] BUBECK S, CESA-BIANCHI N. Regret analysis of stochastic and nonstochastic multi-armed bandit problems[J]. Foundations and trends® in machine learning, 2012, 5(1): 1–122.

[10] CHU Wei, LI Lihong, REYZIN L, et al. Contextual bandits with linear payoff functions[C]//Proceedings of the Fourteenth International Conference on Artificial Intelligence and Statistics. Fort Lauderdale, USA, 2011: 208−214.

[11] BOUNEFFOUF D, BOUZEGHOUB A, GANÇARSKI A L. A contextual-bandit algorithm for mobile context-aware recommender system[C]//Proceedings of the 19th International Conference on Neural Information Processing. Berlin: Springer, 2012: 324−331.

[12] LANGFORD J, ZHANG Tong. The Epoch-Greedy algorithm for contextual multi-armed bandits[C]//Proceedings of the 20th International Conference on Neural Information Processing Systems. Vancouver British, Columbia, Canada, 2007: 817−824.

[13] AUER P, CESA-BIANCHI N, FISCHER P. Finite-time analysis of the multiarmed bandit problem[J]. Machine learning, 2002, 47(2): 235–256.

[14] THOMPSON W R. On the likelihood that one unknown probability exceeds another in view of the evidence of two samples[J]. Biometrika, 1933, 25(3/4): 285–294.

[15] LI Lihong, CHU Wei, LANGFORD J, et al. A contextual-bandit approach to personalized news article recommendation[C]//Proceedings of the 19th International Conference on World Wide Web. New York: ACM, 2010: 661−670.

[16] AGRAWAL S, GOYAL N. Thompson sampling for contextual bandits with linear payoffs[C]//Proceedings of the 30th International Conference on International Conference on Machine Learning. New York: ACM, 2013: III-1220-III-1228.

[17] CESA-BIANCHI N, GENTILE C, ZAPPELLA G. A gang of bandits[C]//Proceedings of the 26th International Conference on Neural Information Processing Systems. New York: ACM, 2013: 737−745.

[18] GENTILE C, LI Shuai, ZAPPELLA G. Online clustering of bandits[C]//Proceedings of the 31th International Conference on Machine Learning. Beijing, China, 2014: 757−765.

[19] LI Shuai, KARATZOGLOU A, GENTILE C. Collaborative filtering bandits[C]//Proceedings of the 39th International ACM SIGIR conference on Research and Development in Information Retrieval. Pisa, Italy, 2016: 539−548.

[20] WANG Huazheng, WU Qingyun, WANG Hongning. Factorization bandits for interactive recommendation [C]//Proceedings of the 31st AAAI Conference on Artificial Intelligence. San Francisco, United States, 2017: 2695−2702.

[21] SCHÖLKOPF B, SMOLA A J. Learning with kernels:

support vector machines, regularization, optimization, and beyond[M]. Cambridge, Mass: MIT Press, 2002.

[22] WALSH T J, SZITA I, DIUK C, et al. Exploring compact reinforcement-learning representations with linear regression[C]//Proceedings of the Twenty-Fifth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. Montreal, Quebec, Canada, 2009: 591−598.

[23] 张国亮, 沈慧, 石峰, 等. 大型实对称矩阵分块迭代求逆算法 [J]. 无线互联科技, 2015(6): 127–129.
ZHANG Guoliang, SHEN Hui, SHI Feng, et al. Block iterative inverse algorithm for a iarge-scale real matrix[J]. Wireless internet technology, 2015(6): 127–129.

[24] Yahoo! Webscope Program. Yahoo! front page today module user click log dataset, version 1.0[EB/OL]. (2020–12–22)[2021–05–26] http://webscope.sandbox.yahoo.com.

[25] LI Lihong, CHU Wei, LANGFORD J, et al. Unbiased offline evaluation of contextual-bandit-based news article recommendation algorithms[C]//Proceedings of the fourth ACM International Conference on Web Search and Data Mining. Hong Kong, China, 2011: 297−306.

作者简介：

王鼎，硕士研究生，主要研究方向为机器学习。

门昌骞，讲师，主要研究方向为支持向量机、机器学习理论、核方法。

王文剑，教授，博士生导师，山西大学计算机与信息技术学院院长，主要研究方向为计算智能、机器学习与数据挖掘。主持国家自然科学基金项目 4 项。发表学术论文 150 余篇。

“2022 智能制造科技进展”征集活动

为把握智能制造发展趋势，引导我国智能制造发展，中国科协智能制造学会联合体将开展“2022 智能制造科技进展”推荐、评选工作。

征集活动将通过中国科协智能制造学会联合体的 15 家成员学会、联合体专家委员会专家推荐产生。经过初评、终评，最终遴选出“2022 世界智能制造十大科技进展”、“2022 中国智能制造十大科技进展”（简称“双十”智能制造科技进展）。入选的科技进展成果将在南京召开的“2022 世界智能制造大会”上发布，并将作为联合体 2022 年重大研究成果予以宣传。

作为联合体一员，中国人工智能学会进行 “2022 中国智能制造科技进展”推荐材料的征集。

评选材料征集截止时间：2022 年 7 月 15 日

评选资料电子版提交至学会秘书处邮箱：msc@caai.cn

联系人：邹老师

联系电话：13121123883