

# Non-personalized Movie Recommendation by Maximum k-Coverage

Nícollas Silva, Adriano César, Leonardo Rocha, Fernando Mourão

Dear Guest Editors,

We are submitting the manuscript of our paper entitled “**Non-Personalized Movie Recommendation by Maximum k-Coverage**”, as invited by JIDM Editors. This manuscript is the authors' original work and has not been published yet nor has been submitted simultaneously elsewhere. The following extensions and changes were performed in this new submission:

- Application of our Maximum k-Coverage strategy to ramp-up problem, specifying a new experimental method that selects first-time users to avoid bias;
- Experiments with a new real dataset – MovieLens 10M – that contains more users and items than the original dataset used. With this new dataset it was possible to confirm some research investigation hypothesis;
- Experiments and comparison with a new baseline, which recommends more recent items of a domain, enriching our experimental evaluation;
- Proposal and implementation of a new metric, which aims to evaluate the trade-off between accuracy and diversity, which is important in real usage scenarios. This metric allows us to contrast that when it comes to diversity and utility, the Maximum k-Coverage strategy is more effective than the baselines.

All authors have checked the manuscript and have agreed to the submission. We hope to hear soon about the suitability of our manuscript to your journal.

## Responses to Reviewers' Comments

*We thank the reviewers for all comments that helped to improve considerably our manuscript. Next, we present our responses to the specific comments of each of the three reviewers. The answers are presented in Portuguese, following the original work and reviewers that were also in Portuguese, considering the original work was submitted to Brazilian conference KDMILe 2016.*

*Thanks in advance! Sincerely,  
Nicollas Silva et. al.*

--

## Reviewer #1's Comments

**Comment:** O trabalho é muito interessante e de um tema muito atual e relevante. Os experimentos executados foram bem explorados e bem analisados. Os resultados foram discutidos e justificados. Foram utilizadas dois conjuntos de dados. Os gráficos apresentados facilitam a visualização e interpretação dos resultados. O

texto está no geral bem escrito, porém existem vários pontos a serem considerados.

A. Para este *journal*, os erros identificados foram corrigidos conforme exigido pelos revisores durante o processo de tradução para a língua inglesa.

## **Reviewer #2's Comments**

**Comment:** Este paper aborda o problema de recomendação não personalizada usando uma abordagem de otimização. O problema é importante e a abordagem é interessante. Em relação à descrição do problema, não é claro se não é possível reduzi-lo simplesmente ao problema do "cold start". Penso que é preciso motivar a necessidade de o tratar como um problema diferente. Uma forma de resolver esta questão talvez possa ser dada pela resolução de uma outra falha do paper: falta uma formalização, de preferência matemática, do problema. A contribuição precisa de ser esclarecida. Por um lado, parece ser a utilização do método de cobertura máxima. Por outro, o paper diz que já foi usado em SR. A motivação da utilização desta abordagem também precisa de ser melhorada. A descrição da abordagem da cobertura máxima não parece exatamente correta. A parte que me parece mais duvidosa é a da avaliação empírica. Em primeiro lugar as medidas usadas têm que ser melhor motivadas. À primeira vista, parecem umas medidas de "anti-recall" e a sua relação com os conceitos a que os nomes dados estão associados é discutível. O facto de serem baseadas em trabalhos publicados, não é, na minha opinião, suficiente para serem usadas sem espírito crítico. A interpretação dos resultados também me parece incompleta e discutível. A dúvida que me fica é se os items que causam a redução da acurácia não serão os mesmos que valorizam as outras medidas (o que é consequência da dúvida que indiquei anteriormente). A linguagem é por vezes pouco precisa e são feitas afirmações discutíveis. Por exemplo, na página 3 é afirmado que uma dada abordagem alcança sempre bons resultados o que é bem sabido ser impossível.

**Problemas maiores:**

- definição do problema
- identificação das contribuições
- avaliação empírica

A. Em relação à definição do problema, no artigo do KDMILE, estávamos fazendo uma avaliação experimental de nossa técnica e por isso nos preocupamos apenas em motivar nossas análises ao problema de usuários novos (i.e., usuários de primeiro acesso). Dessa forma, no projeto experimental do KDMILE, avaliamos nossa técnica sobre os conjuntos de treino e teste, divididos em 70/30, mantendo a premissa da ordenação temporal do consumo dos itens. Essa é a primeira grande distinção do KDMILE para este *Journal*. No JIDM, definimos claramente o problema de usuários novos como *ramp-up problem*<sup>1</sup>, onde o sistema não possui nenhuma informação sobre os usuários, e esclarecemos no Projeto Experimental (seção 4.1) como selecionamos os usuários novos do domínio como os últimos usuários a ingressarem no sistema. Esta nova abordagem trás mais clareza, bem como, simula o processo de utilização prático da estratégia de *Maximum k-Coverage*.

<sup>1</sup> O problema de usuários *ramp-up* é distinto ao *cold-start*, embora relacionados. *Ramp-up problem* ocorre quando o usuário realiza o seu primeiro acesso ao sistema, enquanto o *Cold-Start problem* acontece quando o usuário está iniciando suas atividades no sistema, tendo consumido apenas poucos itens do domínio.

Em relação à identificação das contribuições do trabalho, procuramos com o JIDM, descrever mais especificamente estes pontos, deixando claro que a estratégia de *Maximum k-Coverage*, já foi utilizada em outros cenários, porém não destinada ao problema de usuários *ramp-up*, conforme neste trabalho. A motivação dessa estratégia foi também esclarecida e está relacionada à tentativa de diversificar os itens recomendados sem perder em *utilidade*, a fim de cobrir distintas preferências dos usuários. Na introdução, destacamos nossas contribuições:

“Contributions. We present a new strategy focused on non-personalized recommendations based on Maximum Coverage that aims to retain mass and niche users. We also proposed and adopted a new evaluation methodology that considers the accuracy and diversity, reflecting the desirable real scenarios. We emphasize that the contributions of this study are particularly relevant for scenarios on which the adopted RSs are focused in recommend non-popular items that aim to reach users with different preferences. Finally, it is important to mention that we did not find in the literature studies that address the issues raised on the applicability of Maximum Coverage problem for the ramp-up problem.”

Em relação a avaliação empírica, as métricas selecionadas foram utilizadas não somente por serem as mais destacadas da literatura, mas também, por serem as responsáveis por demonstrar se um recomendador é capaz de balancear os principais requisitos de qualidade em um cenário real: utilidade, novidade e diversidade. O fato de estas métricas se assimilarem a um “anti-recall” acontece pois quanto mais diversificamos um conjunto, mais difícil será de “acertar” nossas recomendações. Recomendar itens populares (i.e., itens altamente consumidos) é uma tarefa fácil, enquanto recomendar itens não populares (i.e., itens pouco consumidos) é uma tarefa difícil e um desafio ainda em aberto [1].

[1] D. M. Fleder and K. Hosanagar. Recommender systems and their impact on sales diversity. In EC, pages 192–199, 2007.

### **Reviewer #3's Comments**

**Comment:** The paper evaluates the use Maximum Coverage for recommending non-personalized items to new users in recommender systems. The approach is contrasted with the results of recommending by popularity or highest ratings. The approach is motivated in the need of providing good recommendation to people with less common tastes. The experimental evaluation is complete and shows the soundness of the approach. However, the trade-off precision vs novelty/diversity/serendipity seems not to be so favorable. CM as expected showed less precision in recommendation, but is not significantly better according to the other metrics. I think the CM recommendations should be applied and evaluated only to those users for which popularity or highest ratings are not suited.

- A. A ideia deste trabalho ao propor a utilização da estratégia de *Maximum k-Coverage* não é substituir as estratégias de Popularidade ou TopRated, mas sim ser aplicada em cenários onde as demais não são aplicáveis, o que procuramos demonstrar e discutir no artigo aqui apresentado.