

# # ۴،۱۰: کارت مدل و گزارش ارزیابی — مدل توصیه‌گر کمپین\* # (Campaign Recommender)\*\*

\* نسخه: ۱،۰ (پایلوت)

\*\* تاریخ: ۱۴۰۳/۹/۱۰

\*\* CTO & CCO) با نظارت) ML تهیه‌کننده: \* مهندس

مستقر شده است Staging در محیط - (Pilot) وضعیت: \* آزمایشی\*

\* نوع مدل: \*\* سیستم فیلترسازی مشترک (Collaborative Filtering)  
+ هیبرید (Content-Based) فیلتر مبتنی بر محتوا.

---

## \*\* ۱. \*\* اطلاعات کلی مدل.

\* \*\* `Shahnameh-Campaign-Rec-v1` نام مدل:

\* \*\* به (UGC) هدف: \*\* توصیه کمپین‌های کاربرساخته\*\* و رسمی\*\* و علاقه به ژانر/سبک (CF) کاربران بر اساس رفتار مشابه کاربران دیگر (Content-Based).

انگیزه کسب و کار: افزایش در گیری کاربران (Engagement) با نمایش محتوای نرخ تکمیل کمپین‌ها با کیفیت برای کاربران جدید. مرتبطر، و کمک به کشف کمپین‌های با کیفیت هشدار: این مدل تصمیم حساس انسانی (مانند اعتبارسنجی، استخدام، تشخیص پزشکی) نمی‌گیرد. با این حال، توصیه‌های آن می‌تواند بر تجربه کاربر تأثیر بگذارد و اگر سوگیری داشته باشد، می‌تواند به تقویت یا نادیده گرفتن محتوای با کیفیت بینجامد (Echo Chamber) اکوچمبر.

---

## ۲. اطلاعات مدل

معماری و الگوریتم: هibrid دو مرحله‌ای (Two-Stage Hybrid).  
\* رویکرد: هibrid دو مرحله‌ای (Two-Stage Hybrid).  
\* Stage 1 (Recalling): Matrix Factorization - MF با استفاده از الگوریتم Implicit ALS از (Implicit) این مرحله بر اساس تعاملات ضمنی. (implicit) کتابخانه

شروع کمپین، مدت زمان بازی، تکمیل کمپین) کار ) Feedback)\*\* می‌کند و صدها کمپین کاندید را بازیابی می‌کند.

۲. \*\*Stage 2 (Ranking):\*\* \*\*LightGBM\*\* که کاندیدها را بر اساس ویژگی‌های ترکیبی رتبه‌بندی می‌کند:

- \* \* \*\* ویژگی‌های کاربر:\*\*\* میانگین امتیاز داده شده، نژادهای محبوب \*
- \* \* \*\* ویژگی‌های کمپین:\*\*\* میانگین امتیاز، تعداد دفعات بازی، \*
- embedding تبدیل شده به با `parsBERT`).
- \* \* \*\* MF. ویژگی‌های تعامل:\*\*\* امتیاز پیش‌بینی شده توسط مرحله \*

\*\*\*داده‌های آموزشی و ارزیابی ۲۰۲۰ \*\*\*

\* \* \*\* `user\_campaign\_interactions` مجموعه آموزشی از ( \*\*\*داده‌های رفتاری).

\* \* \*\* حجم: \*\*\* ۱۲,۸۹۴ تعامل از ۱,۸۵۰ کاربر روی ۴۲۰ کمپین (تا \*

(۳۰/۰۸/۱۴۰۳).

\* \* \*\* `pseudo\_user\_id`, `campaign\_id`,  
`interaction\_type` ('VIEW', 'START', 'COMPLETE'),  
`duration\_seconds`, `timestamp`.

\* `VIEW=1`، `START=3`،  
\* پیش‌پردازش: وزن‌دهی تعاملات\*  
\* کاربران و کمپین‌هایی با کمتر از ۳ تعامل حذف شدند.  
\* `COMPLETE=5`).

\* \*\* (Temporal Split).  
\* مجموعه ارزیابی: \*\*\* تقسیم زمانی

آخرین ۲۰٪ تعاملات هر کاربر (بر اساس زمان) برای تست، مابقی برای  
آموزش.

\* \*\* ۱۰٪ از داده‌های آموزشی  
\* مجموعه اعتبارسنجی: \*\*\*

\*\*\* ### ۲۳. آموزش مدل.

\* \*\* (ALS): \*\*\* `factors=64`،  
\* هاپیرپارامترهای کلیدی  
\* `iterations=15`، `regularization=0.01`.

\* \*\* (LightGBM): \*\*\* `num\_leaves=31`،  
\* هاپیرپارامترهای کلیدی  
\* `learning\_rate=0.05`، `n\_estimators=100`.

\* \*\* CPU زمان/هزینه آموزش: \*\*\* ۱۵~۱۵ دقیقه روی یک ماشین با ۴ هسته  
\* و ۸ GB RAM.

\* فرکانس آموزش: \*\*\* هفتگی (به دلیل حجم کم فعلی داده). با  
\* رشد داده به \*\*\* روزانه \*\*\* تغییر خواهد کرد.

## ## \*\*۳. ارزیابی و معیارها (Evaluation & Metrics)\*\*

### ### \*\*۳.۱. معیارهای کلیدی در مجموعه تست\*\*

متريک هدف مدل فعلی مقدار Baseline (تفسير) محبوبترین

---: | ---: | ---: | ---:

چه نسبتی از ۵ توصيه اول، مرتبط هستند؟ (کاربر با آن تعامل داشته). | مدل ما تقریباً ۲۰,۲۲,۳۸\*\*\* برابر بهتر\*\* از توصيه محبوبترینها عمل می کند

چه نسبتی از کل کمپين های مرتبط برای يك کاربر، در ۱۰ توصيه اول قرار می گيرند؟ | مدل می تواند حدود يك پنجم محتوای مرتبط کاربر را کشف کند

دقت ميانگين | \*\*MAP@10 (Mean Average Precision)\*\* رتبه بندی توصيه های مرتبط. | كیفیت رتبه بندی مدل قابل قبول است

| \*\*Coverage\*\* | چه نسبتی از کل کمپین‌ها حداقل یک بار به یک کاربر توصیه می‌شوند؟ | ۴۵٪ | مدل در معرفی کمپین‌های متنوع (نه فقط محبوب) موفق‌تر است |

| \*\*Popularity Bias\*\* | Gini Coefficient توزیع تعداد توصیه‌های دریافتی بین کمپین‌ها. (۰=برابر، ۱=نابرابر) | ۴۲٪ | مدل در کاهش سوگیری محبوبیت (تمرکز بر روی Baseline کمپین‌های پرطرفدار) نسبت به | بهتر عمل کرده است

در محیط A/B Test (ارزیابی در سناریوهای واقعی ۳,۲۰ ### \* \* \* ۳,۲۰ Staging):\*\*

سناریو: \*\* ۵۰۰ کاربر جدید که حداقل یک کمپین را کامل کردند، \*\* توصیه‌های قدیمی: محبوب + ) به دو گروه تقسیم شدند: گروه (توصیه توسط مدل) B \*\* جدید)، گروه

\* \* \* نتایج پس از ۲ هفته \*

\* \* \* ۴۵٪ + B گروه CTR): نرخ کلیک بر روی توصیه‌ها \* \* بهبود داشت.

\* \* \* میانگین زمان صرف شده در بخش "کمپین‌های پیشنهادی": \* \* \* ۶۰٪ + B گروه افزایش داشت.

\* \* تعداد کمپین‌های تکمیل شده جدید: \*\* تفاوت معنی‌داری نداشت  
\* \* (احتمالاً به دلیل زمان محدود تست)

---

## ## \*\* ۴. سوگیری‌ها (Biases) و محدودیت‌ها (Limitations)\*\*

\*\* سوگیری‌های شناسایی شده و اقدامات کاهش ۴,۱.

| \* \* منشأ در داده/مدل | \* \* ریسک/تأثیر | \* \* اقدامات کاهش (انجام شده/پیش‌نهادی)  
| :--- | :--- | :--- | :--- |

| \* \* Popularity Bias | داده: کمپین‌های (سوگیری محبوبیت) |  
تمایل به توصیه آیتم‌های محبوب ALS قدیمی‌تر تعاملات بیشتری دارند. مدل  
دارد. | \* \* تقویت محبوبیت موجود: \* \* کمپین‌های جدید و باکیفیت دیده  
در مرحله \* \* Freshness) نمی‌شوند. | • اضافه کردن \* \* فاکتور تازه‌بودن  
برای استفاده از \* \* آزمایش چندپهلو • Multi-armed  
Bandit) \*\* (Exploration). |

| سوگیری نژاد/کلاس بازی\*\* | داده: کاربران عمدتاً نژاد "پهلوان" و \*\*  
کلاس "جنگاور" را انتخاب می‌کنند. | \*\*تشدید یکنواختی:\*\*\* کاربران در  
یک حلقه محتوا گیر می‌کنند و تنوع تجربه کاهش می‌یابد. | • افزودن  
قوی‌تر (برچسب‌های Content Features)\*\* ویژگی‌های محتوایی  
در لیست \*\*Diversity) ژانر مانند "معما"، "مذاکره"). • \*\*رعايت تنوع  
| .نهایی با حذف توصیه‌های بیش از حد مشابه

| سوگیری کاربران فعال\*\* | داده: کاربران بسیار فعال، وزن بیش‌تری در \*\*  
دارند. | \*\*نادیده گرفتن سلیقه کاربران کم‌تعامل (اکثربیت ALS مدل  
خاموش). | مدل فعلاً برای این سوگیری بهینه نشده است. \* راهکار  
(آینده:\*) در نظر گرفتن یک \*\*مدل جداگانه برای کاربران سرد  
| .مبتنی بر محتوا Start)\*\*

و خطاهای (Failure Conditions) شرایط شکست ۴.۲.\*\*\* و \*\*\*: بحرانی

\* شدید (Cold Start) "شرایط شکست ۱: "سرد بودن"\*\*  
شرح:\*\*\* برای یک \*\*کاربر کاملاً جدید\*\* (بدون هیچ تعاملی) یا \*\*  
هیچ ALS یک \*\*کمپین کاملاً جدید\*\* (بدون هیچ بازخوردی)، مدل  
پیش‌بینی معنی‌داری ندارد.

\* \*\* خطای بحرانی: کاربر جدید صفحه‌ای خالی یا پر از کمپین‌های \*\* تصادفی می‌بیند.

\* \*\* الگوریتم مبتنی بر محتوای راه حل کنونی \*\* Fallback برای کاربران جدید (توصیه بر اساس Content-Based) ساده به Fallback نژاد/کلاس انتخابی اولیه). برای کمپین‌های جدید، \*\* توصیه‌های تصادفی کنترل شده.

\* \*\* بیش از حد (Sparsity) شرایط شکست ۲: داده‌های اسپارس شرح: اگر نسبت تعاملات به تعداد کل کاربران و کمپین‌ها بسیار کم باشد (ماتریس بیش از حد خلوت)، مدل قادر به یادگیری الگوهای معنادار نخواهد بود.

\* \*\* خطای بحرانی: کیفیت توصیه‌ها به شدت افت می‌کند و به حالت تصادفی نزدیک می‌شود راه حل: ادامه جمع‌آوری داده. در صورت تداوم، حرکت به سمت که با داده‌های خلوت بهتر کار می‌کند \* \*\* رویکردهای Deep Learning \* \*\* ( مثل Neural Collaborative Filtering).

\* \*\* شرایط شکست ۳: تغییر ناگهانی سلیقه جامعه (Concept Drift). شرح: پس از انتشار یک ویژگی بزرگ جدید (مثالاً سیستم "پهلوانی خانوادگی"), الگوی تعاملات کاربران به سرعت تغییر می‌کند.

\* خطای بحرانی: مدل قدیمی، محتوای مرتبط با روند جدید را \*\* توصیه نمی‌کند.

\* راه حل: \*\*\*مانیتورینگ مداوم\*\*\* متریک‌های \* Precision/Recall در Production. اگر افت بیش از ۲۰٪ مشاهده شد، اضطراری (Retraining) آموزش مجدد \*\*\*.

\*\*\*\* محدودیت‌های ذاتی مدل ۴.۳. \*\*\*

۱. \*\* یک ALS مدل (Lack of Explainability): عدم توضیح‌پذیری \*\*\* جعبه سیاه\*\*\* است. نمی‌توانیم به کاربر بگوییم \* "چون دوستانی شبیه تو تا حدی اهمیت ویژگی‌ها LightGBM این کمپین را دوست داشتند". فقط را نشان می‌دهد.

۲. \*\* اگر کاربری تصادفی (Noisy Data) حساسیت به داده‌های نویزی \*\* روی کمپین‌ها کلیک کند (نه بر اساس علاقه واقعی)، مدل گمراه می‌شود. فعلی روی یک ماشین اجرا می‌شود. برای ALS مقیاس‌پذیری: مدل \*\* ۳. \*\* Apache Spark ALS\*\* مثل) مقیاس به میلیون‌ها تعامل، نیاز به معماری توزیع شده دارد.

---

## ## \*\* کنترل‌های ایمنی و نظارت در Production\*\*

### ### \*\* کنترل‌های پیش از استقرار (Pre-Deployment):\*\*

\* \* Fairness: \*\* تست بررسی می‌کنیم که مدل برای زیرگروه‌های مختلف کاربران (بر اساس تعداد تعاملات) به طور نامتناسبی بدعمل نکند. برای کاربران کمتعامل نباید کمتر از ۵۰٪ میانگین کل Precision (مثلاً باشد).

\* \* Robustness: \*\* تست تزریق نویز مصنوعی به داده‌های ورودی برای اطمینان از عدم تغییر شدید خروجی.

### ### \*\* نظارت در Production (Monitoring):\*\*

\* \* متريک‌های عملياتی: \*\* لاغ‌کردن زمان اجرای مدل و مصرف حافظه.

\* \* CTR متريک‌های کسب‌وکار: \*\* رديابی و نرخ توصيه‌ها در داشبورد Real-time به صورت.

\* \* CTR هشدار: \*\* اگر به مدت ۲ ساعت ۵۰٪ کاهش يابد يا ارسال می‌شود ML خطای مدل افزایش يابد، هشدار برای تیم.

## #### \* ۵,۳. چارچوب توضیح‌پذیری (Explainability Framework):\*\*

: برای کاربر توضیح ساده‌ای ارائه می‌دهیم ALS با وجود جعبه‌سیاه بودن

\* قالب: "این کمپین را پیشنهاد می‌کنیم زیرا شبیه به [نام کمپینی] که کاربر قبلًاً دوست داشته است" (بر اساس شباهت محتوایی). "یا" بازیکنان دیگری با سلیقه مشابه شما این را پسندیده‌اند (Collaborative Filtering).

\* Content-Based پیاده‌سازی: این توضیح از ترکیب خروجی مرحله و تحلیل خوشبندی کاربران استخراج می‌شود.

---

## ## \* ۶. گواهی استقرار (Deployment Certification)\*\*

- \* با موفقیت گذرانده شدن Fairness تست‌های [ ]
- \* بهتر است Baseline عملکرد مدل در مجموعه تست از [x]
- \* [x] A/B Test در Staging نتایج مثبت نشان داد

- \* برای شرایط شکست تعریف شده است Fallback خطمشی [x]
- \* انجام شده Production در (Monitoring) پیکربندی نظارت [x] است.
- \* در انتظار بررسی نهایی نتایج) \*\*: تأیید نهایی توسط مدیر محصول\*\* [ ] A/B Test)

پس از تکمیل چرخه \*\*Production:\*\* تاریخ استقرار برنامه‌ریزی شده در \*\*A/B Test\*\* دو هفته‌ای و تأیید نهایی

---

\*\*نتیجه‌گیری و مراحل بعدی. #7\*\*

یک \*\*پایلوت موفق\*\* `Shahnameh-Campaign-Rec-v1` مدل است که پتانسیل بهبود تجربه کاربری را نشان می‌دهد. با این حال، این تنها آغاز راه است.

\*\* برنامه توسعه آینده \*\*

برای اکتشاف Bandit رفع سوگیری:\*\*\* پیاده‌سازی سیستم ۱. \*\*  
بهتر (Exploration)

۲. \*\* مدل عمیق \* Cold Start:\*\*\* حل مشکل Deep \*\*  
که بتواند از اطلاعات پروفایل کاربر و توصیف متنی کمپین استفاده کند.

۳. \*\* افزایش توضیح‌پذیری:\*\*\* تحقیق در مورد روش‌هایی مانند\*\* ALS.  
برای توضیح بهتر توصیه‌های SHAP\*\*

۴. \*\* مقیاس‌پذیری:\*\*\* برنامه‌ریزی برای مهاجرت به معماری یادگیری  
توزیع شده.

این کارت مدل یک سند زنده است\*\*\* و با هر بهروزرسانی مدل، بازبینی و \*\*\*  
بهروز می‌شود. شفافیت در مورد عملکرد، سوگیری و محدودیت‌ها، سنگ بنای  
است ShahnamehMap توسعه مسئولانه هوش مصنوعی در