

سند ۴,۱۰: کارت مدل و گزارش ارزیابی — مدل توصیه گر کمپین \*\* #  
(Campaign Recommender)\*\*

نسخه: \*\* ۱,۰ (پایلوت)\*\*

تاریخ: \*\* ۱۰/۰۹/۱۴۰۳ \*\*

CTO & CCO (با نظارت) ML تهیه کننده: \*\* مهندس \*\*

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

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

---

\*\* اطلاعات کلی مدل ۱. \*\* ##

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

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

انگیزه کسب و کار: افزایش درگیری کاربران \*  
و نرخ تکمیل کمپین‌ها با نمایش محتوای (Engagement) \*  
مرتبط‌تر، و کمک به کشف کمپین‌های باکیفیت برای کاربران جدید.  
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 باکیفیت بینجامد (Echo Chamber) اکوچمبر.

---

## \*\*اطلاعات مدل ۲.##

### \*\*معماری و الگوریتم ۲,۱.###

(Two-Stage Hybrid) \*\*رویکرد: \*\* هیبرید دو مرحله‌ای \*  
۱. \*\*Stage 1 (Recalling): \*\* ماتریس فاکتورگیری (Matrix  
Factorization - MF) \*\* Implicit ALS با استفاده از الگوریتم (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):\*\* مدل LightGBM که کاندیدها  
را بر اساس ویژگی‌های ترکیبی رتبه‌بندی می‌کند

\* ویژگی‌های کاربر: میانگین امتیاز داده‌شده، نژادهای محبوب \*

\* ویژگی‌های کمپین: میانگین امتیاز، تعداد دفعات بازی،  
(`parsBERT` با `embedding` تبدیل شده به) برچسب‌های متنی

\* MF. ویژگی‌های تعامل: امتیاز پیش‌بینی‌شده توسط مرحله \*

\*\*داده‌های آموزشی و ارزیابی ۲,۲۰۰\*\*\*

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

\* حجم: ۱۲,۸۹۴ تعامل از ۱,۸۵۰ کاربر روی ۴۲۰ کمپین (تا  
تاریخ ۳۰/۰۸/۱۴۰۳).

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

\* \*\* `VIEW=1`, `START=3`,  
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.

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

\*\*\* آموزش مدل ۲,۳. \*\*

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

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

\* \*\* CPU زمان/هزینه آموزش: \*\* ~۱۵ دقیقه روی یک ماشین با ۴ هسته \*\*  
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)\*\*

\*\*\*:معیارهای کلیدی در مجموعه تست ۳,۱.\*\*\*

متریک | \*\*هدف\*\* | \*\*مقدار مدل فعلی\*\* | \*\*مقدار\*\* |

| \*\*محبوبترین\*\* | \*\*تفسیر\*\* | Baseline

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

چه نسبتی از ۵ توصیه اول، مرتبط هستند؟ | \*\*Precision@5\*\* |

(کاربر با آن تعامل داشته). | \*\*۰,۳۸\*\* | ۰,۲۲ | مدل ما تقریباً \*\*۲\*\* برابر

| .بهتر\*\* از توصیه محبوبترین‌ها عمل می‌کند

چه نسبتی از کل کمپین‌های مرتبط برای یک | \*\*Recall@10\*\* |

کاربر، در ۱۰ توصیه اول قرار می‌گیرند؟ | \*\*۰,۲۱\*\* | ۰,۱۰ | مدل می‌تواند

| .حدود یک پنجم محتوای مرتبط کاربر را کشف کند

دقت میانگین | \*\*MAP@10 (Mean Average Precision)\*\* |

رتبه‌بندی توصیه‌های مرتبط. | \*\*۰,۲۵\*\* | ۰,۱۲ | کیفیت رتبه‌بندی مدل

| .قابل قبول است

چه نسبتی از کل کمپین‌ها حداقل یک بار به یک | **\*\*Coverage\*\*** |  
کاربر توصیه می‌شوند؟ | **\*\*۷۸%\*\*** | ۴۵٪ | مدل در معرفی کمپین‌های  
| متنوع (نه فقط محبوب) موفق‌تر است

**Gini Coefficient** | **\*\*Popularity Bias\*\***: چکیده‌ای از بایاس **\*\***  
توزیع تعداد توصیه‌های دریافتی بین کمپین‌ها. (۰=برابر، ۱=نا برابر) |  
**\*\*۰,۴۲\*\*** | ۰,۶۸ | مدل در کاهش سوگیری محبوبیت (تمرکز بر روی  
| بهتر عمل کرده است **Baseline** کمپین‌های پرترفدار) نسبت به

در محیط (A/B Test) ارزیابی در سناریوهای واقعی **\*\*۳,۲.\*\*\*** ###  
**\*\*Staging\*\***:

سناریو: **\*\*۵۰۰** کاربر جدید که حداقل یک کمپین را کامل کرده‌اند، **\*\*** \*  
توصیه‌های قدیمی: محبوب + **\*\*A\*\*** 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 صرف‌شده در بخش "کمپین‌های پیشنهادی" **\*\*:"\*\*** \*  
افزایش داشت **\*\*+۶۰%\*\*** B گروه

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

---

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

\*\* سوگیری‌های شناسایی‌شده و اقدامات کاهش ۴,۱. \*\* ##

نوع سوگیری \*\* | منشأ در داده/مدل \*\* | ریسک/تأثیر \*\* | \*\* |  
| اقدامات کاهش (انجام‌شده/پیش‌نهادی) \*\* \*\* |  
| :--- | :--- | :--- | :--- |

سوگیری محبوبیت) \*\* | داده: کمپین‌های ( Popularity Bias \*\* |  
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  
(Multi-armed) استفاده از \*\* آزمایش چندپهلوی • LightGBM. رتبه‌بندی  
برای تخصیص بخشی از ترافیک به توصیه‌های اکتشافی \*\* (Bandit  
(Exploration). |

سوگیری نژاد/کلاس بازی\*\* | داده: کاربران عمدتاً نژاد "پهلوان" و \*\* |  
کلاس "جنگاور" را انتخاب می کنند. | \*\*تشدید یکنواختی: \*\* کاربران در  
یک حلقه محتوا گیر می کنند و تنوع تجربه کاهش می یابد. | • افزودن  
قوی تر (برچسب های \*\* (Content Features) \*\* ویژگی های محتوایی  
در لیست \*\* (Diversity) ژانر مانند "معما"، "مذاکره". • \*\* رعایت تنوع  
| .نهایی با حذف توصیه های بیش از حد مشابه

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

و خطاهای (Failure Conditions) شرایط شکست ۴,۲ \*\* ####  
\*\* 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  
.پیش بینی معنی داری ندارد



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

\* \*\* به \*\* الگوریتم مبتنی بر محتوای Fallback \*\*: راه‌حل کنونی \*  
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.

\* \*\* راه‌حل: \*\* ادامه جمع‌آوری داده. در صورت تداوم، حرکت به سمت \*  
که با داده‌های خلوت بهتر کار می‌کنند \*\* Deep Learning \*\* رویکردهای  
(Neural Collaborative Filtering مثل).

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

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

توصیه نمی کند.

راه حل: \*\* مانیتورینگ مداوم \*\* متریک های \*\* \*

اگر افت بیش از ۲۰٪ مشاهده شد، Precision/Recall در Production. \*\* اضطراری (Retraining) فعال سازی آموزش مجدد.

\*\* محدودیت های ذاتی مدل ۴,۳. \*\* ###

۱. یک ALS مدل \*\* (Lack of Explainability): عدم توضیح پذیری \*\*.

\*\* جعبه سیاه \*\* است. نمی توانیم به کاربر بگوییم "چون دوستانی شبیه تو تا حدی اهمیت ویژگی ها LightGBM این کمپین را دوست داشتند". فقط را نشان می دهد.

۲. اگر کاربری تصادفی \*\* (Noisy Data): حساسیت به داده های نویزی \*\*.

روی کمپین ها کلیک کند (نه بر اساس علاقه واقعی)، مدل گمراه می شود.

۳. فعلی روی یک ماشین اجرا می شود. برای ALS مقیاس پذیری: مدل \*\*.

Apache \*\* (مثل) مقیاس به میلیون ها تعامل، نیاز به معماری توزیع شده دارد. Spark ALS \*\*).

---

## **\*\* Production کنترل‌های ایمنی و نظارت در ۵. \*\* ##**

### **\*\* (Pre-Deployment) کنترل‌های پیش از استقرار ۵,۱. \*\* ###**

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

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

### **\*\* Production (Monitoring) نظارت در ۵,۲. \*\* ###**

متریک‌های عملیاتی: **\*\* لاگ کردن زمان اجرای مدل \*\*** و **\*\*** \*  
**\*\* مصرف حافظه \*\***.

توصیه‌ها: **\*\* نرخ CTR متریک‌های کسب‌وکار: ردیابی \*\*** \*  
در داشبورد Real-time تبدیل به بازی **\*\* به صورت**

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

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

∴ برای کاربر \*\*توضیح ساده\*\* ارائه می‌دهیم ALS با وجود جعبه‌سیاه بودن

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

Content-پایاده‌سازی: \*\* این توضیح از ترکیب خروجی مرحله \*\* \* و تحلیل خوشه‌بندی کاربران استخراج می‌شود Based

---

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

\* با موفقیت گذرانده شدند Fairness تست‌های [ ] \*

\* بهتر است Baseline عملکرد مدل در مجموعه تست از [x] \*

\* نتایج مثبت نشان داد Staging در A/B Test [x] \*

- \* برای شرایط شکست تعریف شده است Fallback خط‌مشی [x]
- \* انجام شده Production در (Monitoring) پیکربندی نظارت [x]
- \* 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 و تأیید نهایی

---

\*\*نتیجه‌گیری و مراحل بعدی ۷.\*\*

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\*\*

۱. برای اکتشاف Bandit رفع سوگیری: پیاده‌سازی سیستم \*\*  
(Exploration) بهتر.
  ۲. \*\* (Deep) توسعه یک \*\*مدل عمیق Cold Start: حل مشکل \*\*  
. 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