МОДЕЛЬ ТОРГІВ
В APPLE SEARCH ADS

СТУДЕНТКА БП4 ПМ
ЖУРАВЛЬОВА АНАСТАСІЯ
КЕРІВНИК
ДРІНЬ СВІТЛАНА СЕРГІЇВНА

Мета

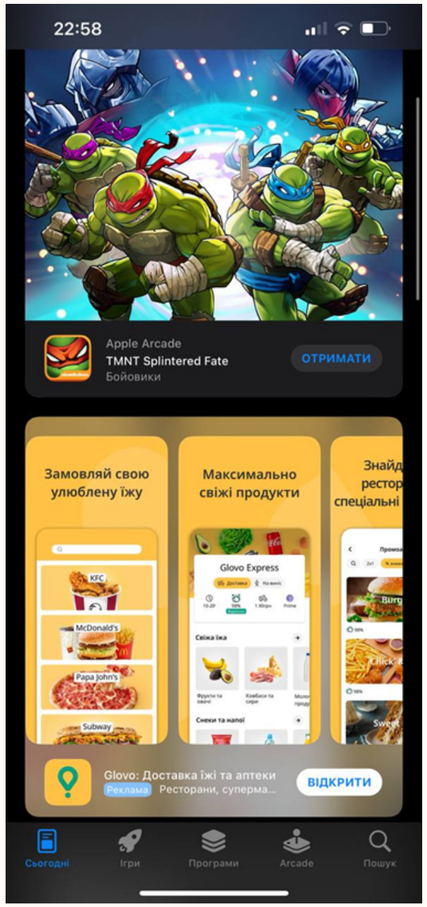
порівняти різні види торгів для
Apple Search Ads

Актуальність

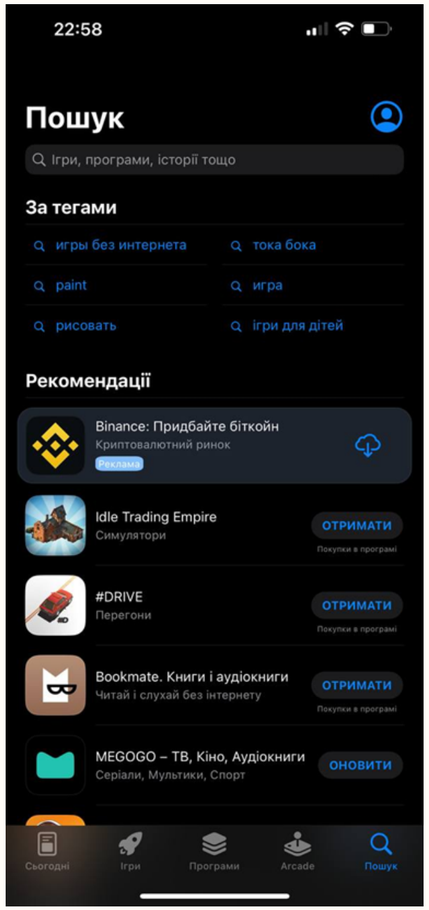
Тема замовлена одним з провідних бізнесів в Україні,
навчальний датасет - справжній кейс

APPLE SEARCH ADS

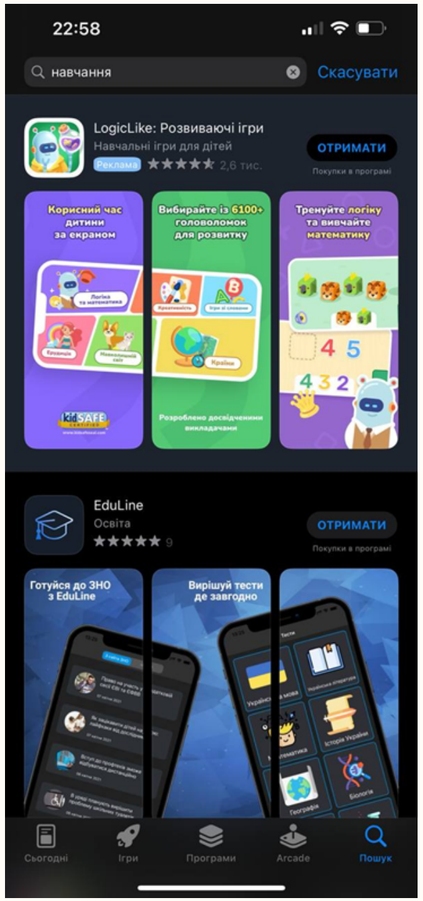
Варіанти розміщень



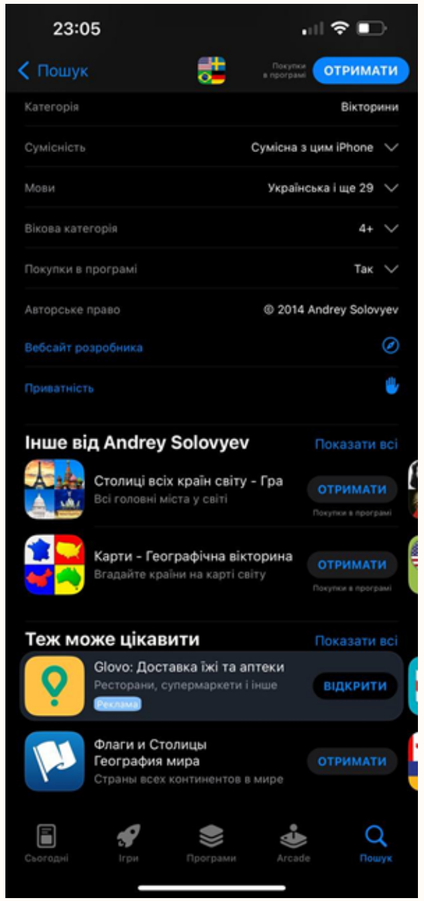
Вкладка "Сьогодні"



Вкладка "Пошук"



Результат пошуку



Продуктова сторінка

ОСНОВНІ ПОКАЗНИКИ В ПОШУКОВИХ СИСТЕМАХ

- **CPA –** COST PER ACQUISITION, ЦІНА, ЯКУ ВИ ПЛАТИТЕ ЗА ЗАВАНТАЖЕННЯ
- **CPT –** COST PER TAP, СЕРЕДНЯ ЦІНА ЗА КЛІК НА РЕКЛАМУ
- **CR –** CONVERSION RATE, ЦЕ $\frac{\text{кількість завантажень}}{\text{кількість кліків}}$
- **TTR –** TAP-THROUGH-RATE, ЦЕ $\frac{\text{кількість натискань}}{\text{кількість показів}}$
- **SPEND –** КІЛЬКІСТЬ ВИТРАТ
- **IMPRESSIONS –** КІЛЬКІСТЬ ПОКАЗІВ
- **TAPS –** КІЛЬКІСТЬ НАТИСКАНЬ
- **CONVERSIONS –** КІЛЬКІСТЬ ЗАВАНТАЖЕНЬ ПІСЛЯ НАТИСКАНЬ НА РЕКЛАМНЕ ОГОЛОШЕННЯ

АУКЦІОН ДРУГОЇ ЦІНИ

Дано:

n - учасників

k - позицій

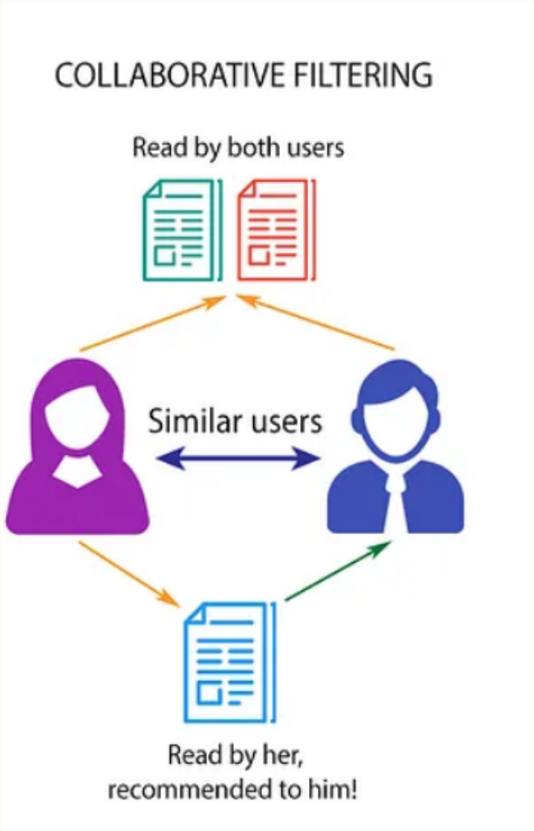
$n \geq k$

CTR_i - коефіцієнт клікабельності

ОПИС РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ

МЕТОД ФІЛЬТРАЦІЇ

Спільна фільтрація



01. ВІДБІР КАНДИДАТІВ

02. ПІДРАХУНОК БАЛІВ

03. РЕЗУЛЬТАТ

МЕТОД НАЙБЛИЖЧИХ СУСІДІВ

ЯК ПРАЦЮЄ KNN?

01. ВИБРАТИ ЗНАЧЕННЯ ДЛЯ K. K ПОВИННО БУТИ НЕПАРНИМ ЧИСЛОМ

02. ЗНАЙТИ ВІДСТАНЬ ВІД НОВОЇ ТОЧКИ ДО КОЖНОГО З ТРЕНУВАЛЬНИХ ДАНИХ

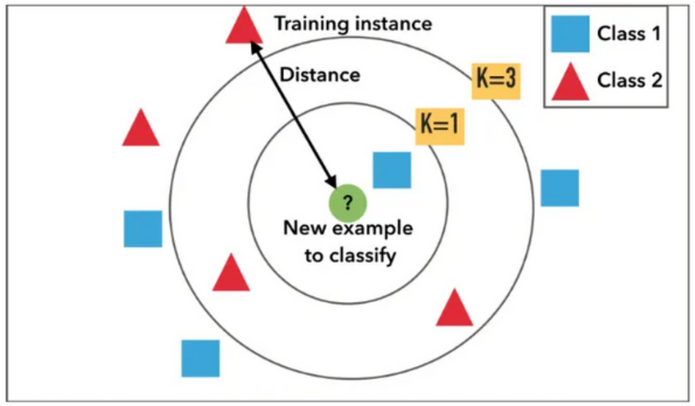
03. ЗНАЙТИ K НАЙБЛИЖЧИХ СУСІДІВ ДЛЯ НОВОЇ ТОЧКИ ДАНИХ

04. ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ ПІДРАХУВАТИ КІЛЬКІСТЬ ТОЧОК ДАНИХ У КОЖНІЙ КАТЕГОРІЇ СЕРЕД K СУСІДІВ. НОВА ТОЧКА ДАНИХ НАЛЕЖАТИМЕ ДО КЛАСУ, ЯКИЙ МАЄ НАЙБІЛЬШЕ СУСІДІВ.

Евклідова відстань $$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (y_i - x_i)^2}$$

Манхетенська метрика $$d(x, y) = \sum_{i=1}^{m} |x_i - y_i|$$

Метрика Мінковського $$d(x, y) = \left(\sum_{i=1}^{n} |x_i - y_i| \right)^{1/p}$$



Для регресії значення для нової точки даних буде середнім значенням K сусідів.

МЕТОД RANDOM FOREST

ДЕРЕВА РІШЕНЬ

Bootstrap ---------- Bagging ---------- RF

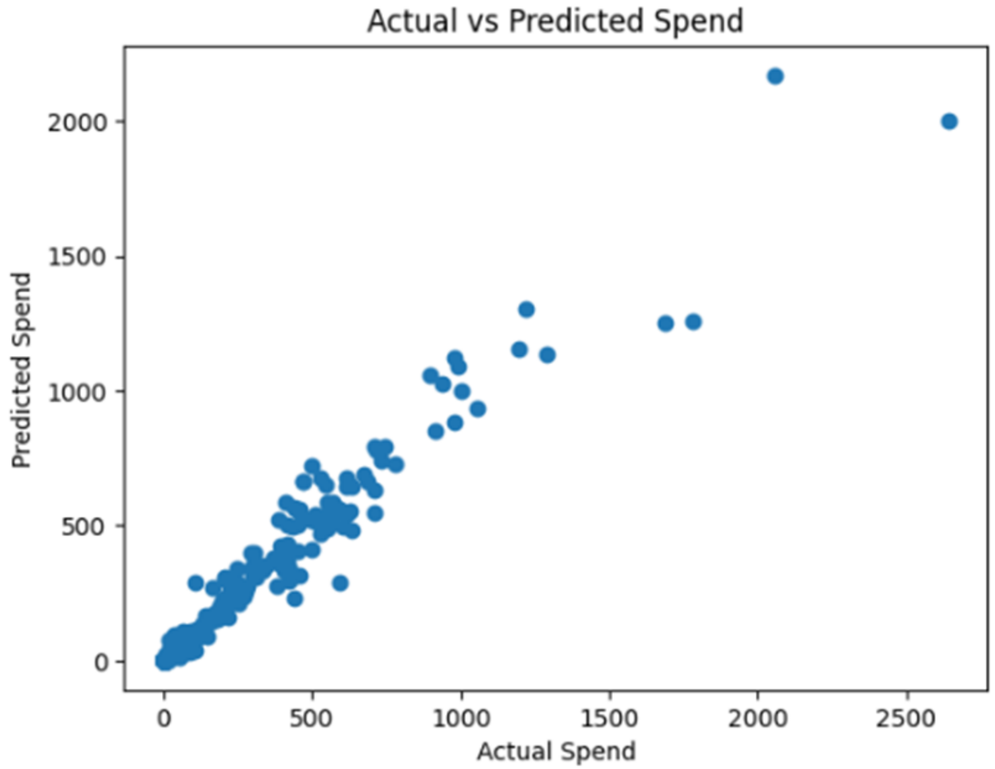
Нехай є вибірка **X** розміру **N**. Рівномірно візьмемо з вибірки **N** об’єктів з поверненням, внаслідок чого серед них можуть бути повтори. Позначимо нову вибірку через **X1**. Повторюючи процедуру **M** разів, згенеруємо **M** підвибірок **X1, ..., MX**

$$a(x) = \frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M} a_i(x)$$

Для побудови ансамблю алгоритмів на основі беггінгу за допомогою бутстрепа генерують вибірки, на кожній з яких навчають свій класифікатор **ai(x)**

```
Mean Squared Error (Random Forest): 0.3087189601410156
Mean Squared Error (k-Nearest Neighbors): 0.3157940295201343
```

```
Mean Squared Error (Random Forest): 39.35843458258109
R-squared (Random Forest): 0.9652908125845242
Mean Squared Error (k-Nearest Neighbors): 98.848419094935
R-squared (k-Nearest Neighbors): 0.9128281309844565
```



ПОДЯКА

APPENDIX

список літератури

https://developers.google.com/machine-learning/recommendation?hl=ru
https://searchads.apple.com/
https://towardsdatascience.com/prototyping-a-recommender-system-step-by-step-part-1-knn-item-based-collaborative-filtering-637969614ea
https://medium.datadriveninvestor.com/k-nearest-neighbors-knn-7b4bd0128da7
EDELMAN ET AL.: INTERNET ADVERTISING AND THE GSP AUCTION
https://ela.kpi.ua/handle/123456789/40714
https://ami-ejournal.cdu.edu.ua/article/view/4158/4438