

Рекомендательные системы

База,
применение,
реализации,
практика



☰

YouTube

RU

Home

Explore

Shorts

Subscriptions

Library

History

Sign in to like videos, comment and subscribe.

SIGN IN

BEST OF YOUTUBE

Music

Sport

Gaming

Films

News

Live

Spotlight

360° Video

Browse channels

Search

Q

🎤

⌵

⋮

SIGN IN

All

Live

Melodramas

House Music

Television comedy

Kino

Music

Terrestrial animals

Thrillers

Tourist destinations

Gaming

Universe

Dance music

Cats

⌵

RECORD

RUSSIAN MIX

24/7

Record | Russian Mix (24/7)

Radio Record

1.1K watching

LIVE NOW

LEARN

8

NUMBERS

Vlad & Niki ve bebek Chris ile 1-10 arası sayıları öğrenin

Vlad ve Nikita

7M views • 7 months ago

TNT TNT TNT

ДАЖЕ НУБ ПРОЙДЕТ ЭТОТ ПАРКУР ИЗ ЛАВЫ МАЙНКРАФТ ! НУБ ПРОТИ...

DakPlay

60M views • 4 years ago

LOL

Medway chips and jelly Medved Valera

Познаватель

54M views • 4 years ago

Greatest Hits Reggae

Bob Marley

Bob Marley Greatest Hits Reggae Song 2022 Top 20 Best Song Bob Marley

REGGAE REMIX

282 watching

LIVE NOW

MS

Земфира – Как Живет Рок-Легенда и Самая Таинственная Певица России

MixShow

446K views • 3 weeks ago

🐋

Тайны океанов или Земля до человека [Сборник]

Это [Интересно]

3.8M views • 11 months ago

HD

Mega Hits 2022 🎧 The Best Of Vocal Deep House Music Mix 2022 🎧 ...

Helios Deep

352K views • 2 months ago

ВСЁ

НОВЫЕ РЕЛИЗЫ

ЧАРТ

НАСТРОЕНИЯ И ЖАНРЫ

▶ Моя волна

Бесконечный поток треков, который подстраивается под вас

Подкасты

Плейлист с Алисой

Премьера

Дежавю

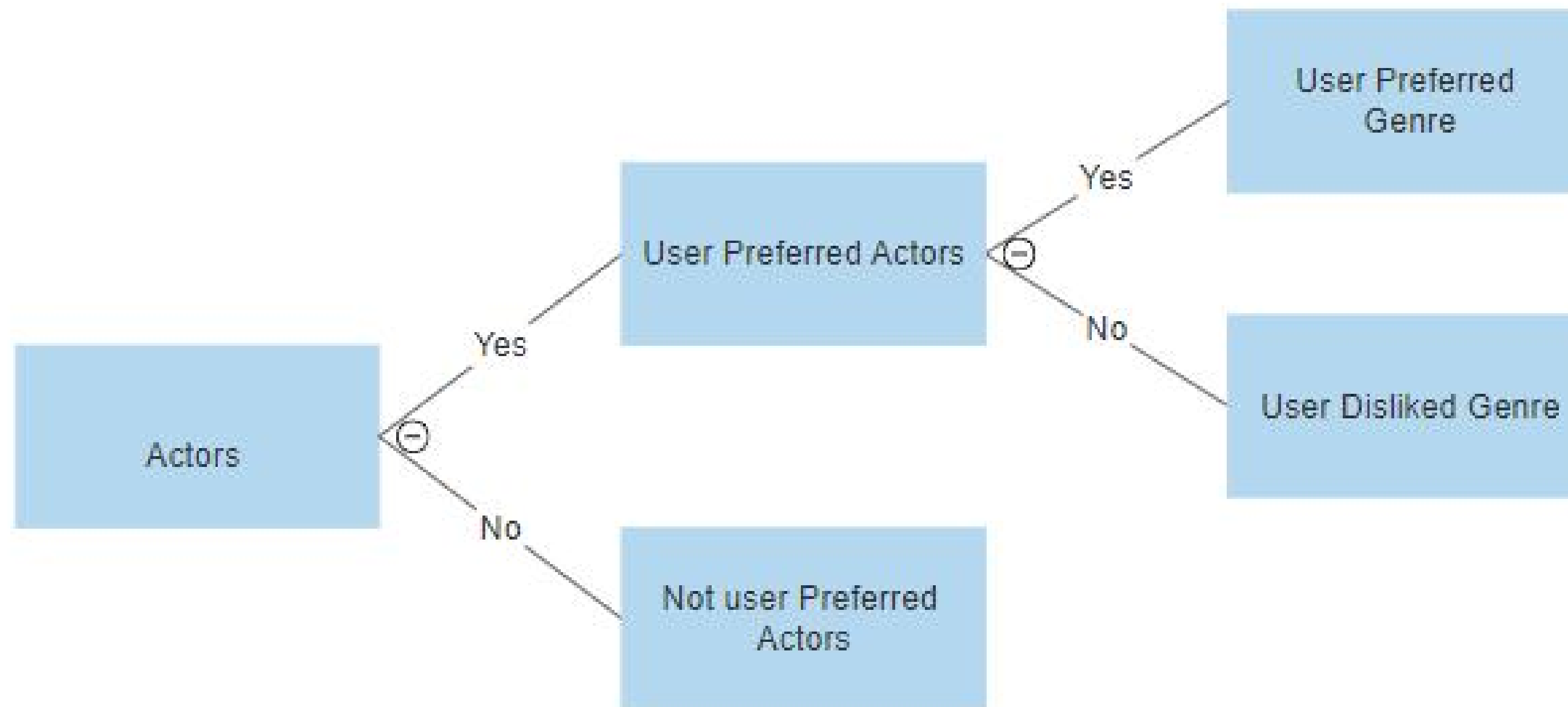
Подкасты: собрано для вас
О том, что вас интересует
Обновлять каждую неделю

Плейлист с Алисой
Комментирует треки, шутит в тему
Обновлять каждую неделю

Премьера
Открывает вам главные новинки
Обновлять 14 раз в день

Дежавю
Знакомит с тем, что вы ещё не слышали
Обновлять каждую неделю

Решение деревьями



Пусть:

- $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ - множество пользователей
- $I = \{i_1, i_2, \dots, i_m\}$ - множество объектов
- R - матрица рейтингов размера $n \times m$
- $r_{ui} \in R$ - рейтинг, который пользователь u поставил объекту i

Тогда:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ r_{m1} & r_{m2} & \dots & r_{mn} \end{bmatrix}$$

Где r_{ij} может быть:
















- Явным рейтингом (например, 1-5)**
- Бинарным значением (просмотрено/не просмотрено)**
- Временем взаимодействия**
- Количеством кликов**

Примеры фидбека:

- **Для товара – факт добавления в корзину;**
- **Для музыки – дослушали ли трек до конца;**
- **Для статьи – лайк/дизлайк;**
- **Для видео – время его просмотра или факт просмотра, например, наполовину.**

Explicit, или явный фидбек

Implicit, или неявный фидбек

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Петя										
Маша										
Вася										
Катя										

User2User рекомендации

Мера похожести пользователей

$$s(u,v)$$

Множество похожих пользователей

$$N(u) = \{v \in U \setminus \{u\} | s(u,v) > \alpha\}$$

α – настраиваемый гиперпараметр

User2User рекомендации

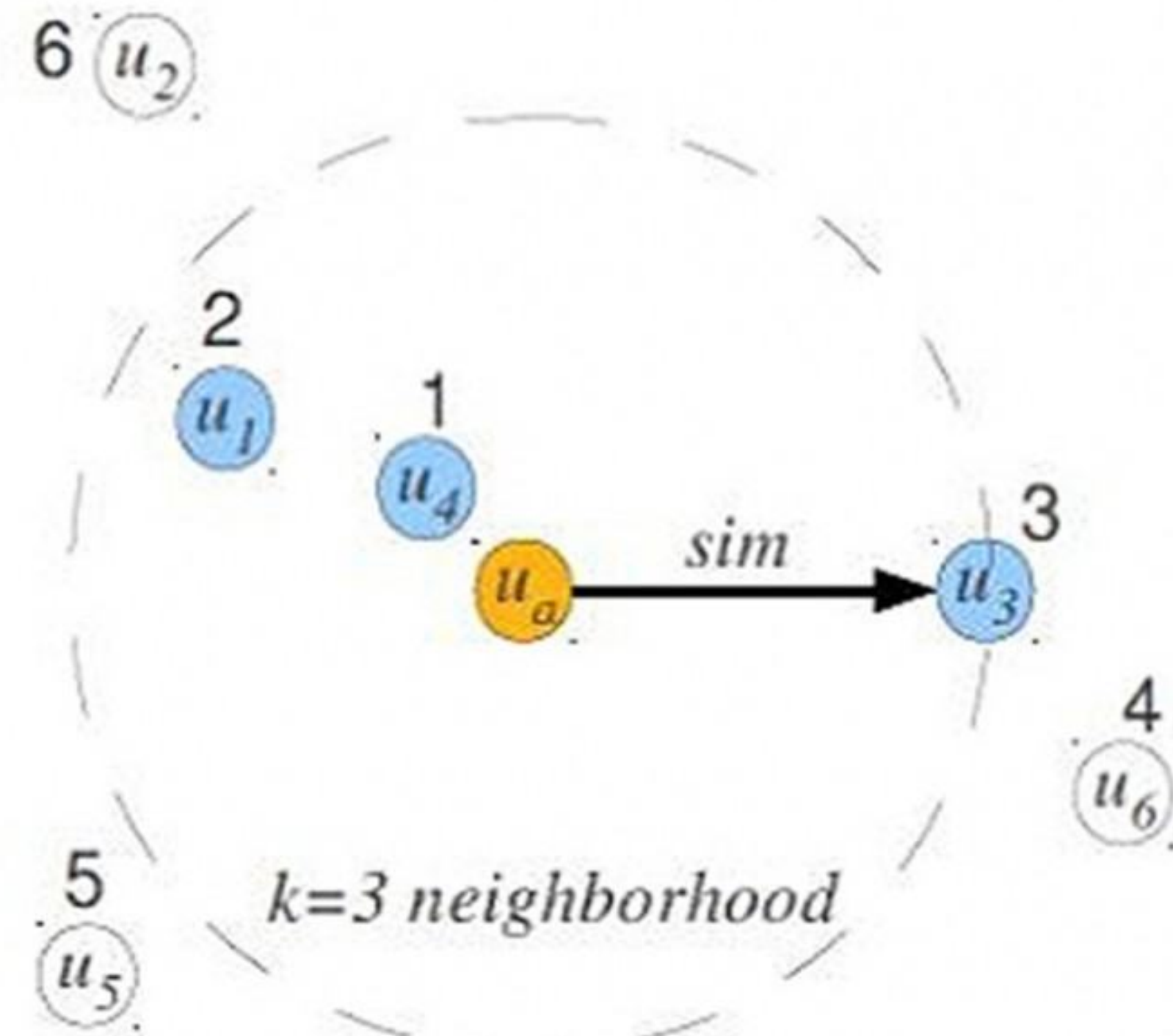
Теперь мы можем оценить какой рейтинг бы поставил пользователь u объекту i

$$\hat{r}_{ui} = \frac{\sum_{v \in N(u)} s(u, v) r_{vi}}{\sum_{v \in N(u)} |s(u, v)|}$$

User2User рекомендации

	i_1	i_2	i_3	i_4	i_5	i_6	i_7	i_8
u_1	?	4.0	4.0	2.0	1.0	2.0	?	?
u_2	3.0	?	?	?	5.0	1.0	?	?
u_3	3.0	?	?	3.0	2.0	2.0	?	3.0
u_4	4.0	?	?	2.0	1.0	1.0	2.0	4.0
u_5	1.0	1.0	?	?	?	?	?	1.0
u_6	?	1.0	?	?	1.0	1.0	?	1.0
u_a	?	?	4.0	3.0	?	1.0	?	5.0
r_a	3.5	4.0			1.3		2.0	

$$\hat{r}_{aj} = \frac{1}{\sum_{i \in \mathcal{N}(a)} s_{ai}} \sum_{i \in \mathcal{N}(a)} s_{ai} r_{ij}$$



$$\text{sim}_{\text{Cosine}}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{\mathbf{x} \cdot \mathbf{y}}{\|\mathbf{x}\| \|\mathbf{y}\|}$$

User2User рекомендации

А так мы будем учитывать разброс вокруг среднего

$$\hat{r}_{ui} = \bar{r}_u + \frac{\sum_{v \in N(u)} s(u, v) (r_{vi} - \bar{r}_v)}{\sum_{v \in N(u)} |s(u, v)|}$$

Item2Item рекомендации

Для предсказания рейтинга будем рассматривать множество близких объектов, а не юзеров

$$\hat{r}_{ui} = \frac{\sum_{j \in N(i)} s(i, j) r_{uj}}{\sum_{j \in N(i)} |s(i, j)|}$$

Item2Item рекомендации

Мера схожести двух объектов

$$s(i, j) = \frac{\sum_{u \in U_i \cap U_j} (r_{ui} - \bar{r}_u)(r_{uj} - \bar{r}_u)}{\sqrt{\sum_{u \in U_i \cap U_j} (r_{ui} - \bar{r}_u)^2} \sqrt{\sum_{u \in U_i \cap U_j} (r_{uj} - \bar{r}_u)^2}}$$

Content-based рекомендации

Build with Gemini, our largest and most capable AI model. [Get an API key.](#)

translated by Google

Эта страница переведена с помощью [Cloud Translation API](#).

[Switch to English](#)

Стройте умнее, отправить быстрее

Раскройте творческий потенциал и упростите свой рабочий процесс с помощью открытых интегрированных решений.

 Gemini in Android Studio

Gemini в Android Studio теперь помогает на протяжении всего жизненного цикла разработки.

Начните строить сегодня



Экспериментация

Обучение

Сообщество

Build with Gemini, or

translated by Google

Эта страница переведена с помощью [Cloud Translation API](#).[Switch to English](#)

Обучение машинному обучению Google

Научитесь создавать продукты машинного обучения с помощью курсов Google по машинному обучению.



Базовые курсы

Базовые курсы охватывают основы машинного обучения и основные концепции.

Мы рекомендуем принимать их в порядке, указанном ниже.

1

2

3

translated by Google

Эта страница переведена с помощью [Cloud Translation API](#).

Обучение машинному обучению

Научитесь создавать продукты машинного обучения с помощью курсов

translated by Google

Эта страница переведена с помощью [Cloud Translation API](#).

Обучение машинному обучению

Научитесь создавать продукты машинного обучения с помощью курсов

Продвинутые курсы

[Дом](#)[Системы рекомендаций, Системы рекомендаций](#)

🔍 Фильтр

☰ Введение

Фон

☰ Масштабные рекомендательные системы

☰ Терминология

☰ Обзор рекомендательных систем

☑ Проверьте свое понимание

Поколение кандидатов

☰ Обзор поколения кандидатов

▾ Контентная фильтрация

☰ Основные сведения

☰ Преимущества и недостатки

▸ Совместная фильтрация и матричная факторизация

▸ Рекомендация по использованию глубоких нейронных сетей

Поиск, подсчет очков и повторное ранжирование

☰ Поиск, Поиск

☰ Подсчет очков



☰ Переоценка

Заключение

☰ Резюме

<

translated by Google

Эта страница переведена с помощью [Cloud Translation API](#).[Switch to English](#)[Главная](#) > [Товары](#) > [Machine Learning](#) > [Продвинутые курсы](#)Эта информация оказалась полезной?  > [Системы рекомендаций, Системы рекомендаций](#)

Контентная фильтрация

[Отправить отзыв](#)

Фильтрация на основе контента использует функции элемента, чтобы рекомендовать другие элементы, похожие на то, что нравится пользователю, на основе его предыдущих действий или явных отзывов.

Чтобы продемонстрировать фильтрацию на основе контента, давайте вручную разработаем некоторые функции для магазина Google Play. На следующем рисунке показана матрица функций, где каждая строка представляет приложение, а каждый столбец — функцию. Функции могут включать категории (например, «Образование», «Повседневный отдых», «Здоровье»), издателя приложения и многие другие. Для упрощения предположим, что эта матрица функций является двоичной: ненулевое значение означает, что приложение имеет эту функцию.

Вы также представляете пользователя в том же пространстве функций. Некоторые функции, связанные с пользователем, могут быть явно предоставлены пользователем. Например, пользователь выбирает в своем профиле «Развлекательные приложения». Другие функции могут быть неявными в зависимости от ранее установленных приложений. Например, пользователь установил другое приложение, опубликованное Science R Us.

Модель должна рекомендовать элементы, имеющие отношение к этому пользователю. Для этого сначала необходимо выбрать показатель сходства (например, скалярное произведение). Затем вы должны настроить систему для оценки каждого элемента-кандидата в соответствии с этим показателем сходства. Обратите внимание, что рекомендации относятся только к этому пользователю, поскольку модель не использовала никакой информации о других пользователях.

Содержание

[Использование скалярного произведения в качестве меры сходства](#)[Попробуй сам!](#)



- Участие
- Сообщить об ошибке
- Как править статьи
- Сообщество
- Форум
- Свежие правки
- Новые страницы
- Справка

Печать/экспорт

Скачать как PDF

Версия для печати

На других языках

Статья Обсуждение

[Читать](#)

Текущая версия

Правильно

Править код

История

Искать в Википедии



[\[править | править код \]](#)

Текущая версия страницы пока не проверялась опытными участниками и может значительно отличаться от версии, проверенной 19 ноября 2023 года; проверки требуют 3 правки.

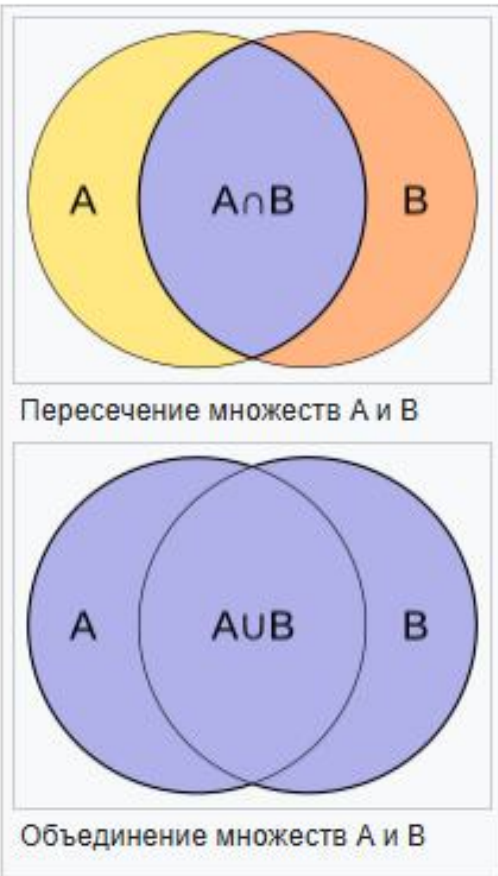
$$K_J = \frac{c}{a + b - c}$$

Это первый известный **коэффициент сходства**. Коэффициент Жаккара в различных модификациях и записях активно используется в экологии, **геоботанике**, **молекулярной биологии**, **биоинформатике**, **геномике**, **протеомике**, информатике и других дисциплинах. Мера Жаккара эквивалентна (связаны одной монотонно возрастающей зависимостью) **мере Сёренсена** и мере Сокала-Снита для **конечных множеств** (множественная интерпретация):

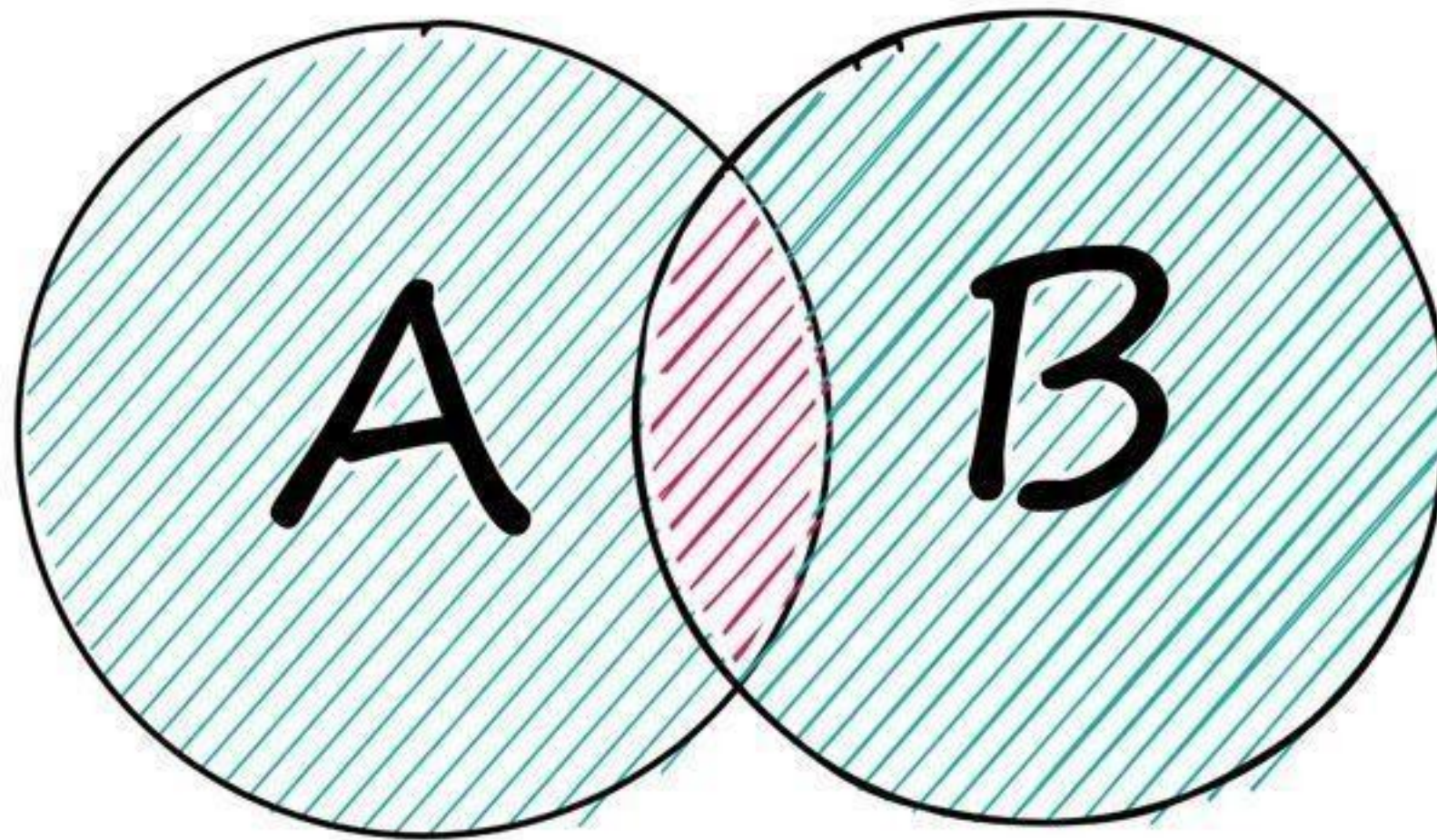
$$K_{1,-1} = \frac{n(A \cap B)}{n(A) + n(B) - n(A \cap B)} = \frac{n(A \cap B)}{n(A \cup B)}$$

Для случая **дескриптивных множеств** (дескриптивная интерпретация), в экологии это выборки по **обилию**, аналогом указанной меры является мера Ружички^[5]

$$K_{1,-1} = \frac{\sum_{i=1}^r \min(A_i, B_i)}{(\sum_{i=1}^r (A_i) + \sum_{i=1}^r (B_i) - \sum_{i=1}^r \min(A_i, B_i))} = \frac{\sum_{i=1}^r \min(A_i, B_i)}{\sum_{i=1}^r \max(A_i, B_i)}$$

$$K_{1,-1} = \frac{P(A \cap B)}{P(A \cup B)}$$
$$K_{1,-1} = \frac{I(A, B)}{H(A, B)}$$
$$F_{1,-1} = 1 - \frac{n(A \cap B)}{n(A) + n(B) - n(A \cap B)} = \frac{n(A \cup B) - n(A \cap B)}{n(A \cup B)}$$


$$\text{Jaccard} = \frac{\text{intersection}(A, B)}{\text{union}(A, B)}$$



$$w_{x,y} = tf_{x,y} \times \log \left(\frac{N}{df_x} \right)$$

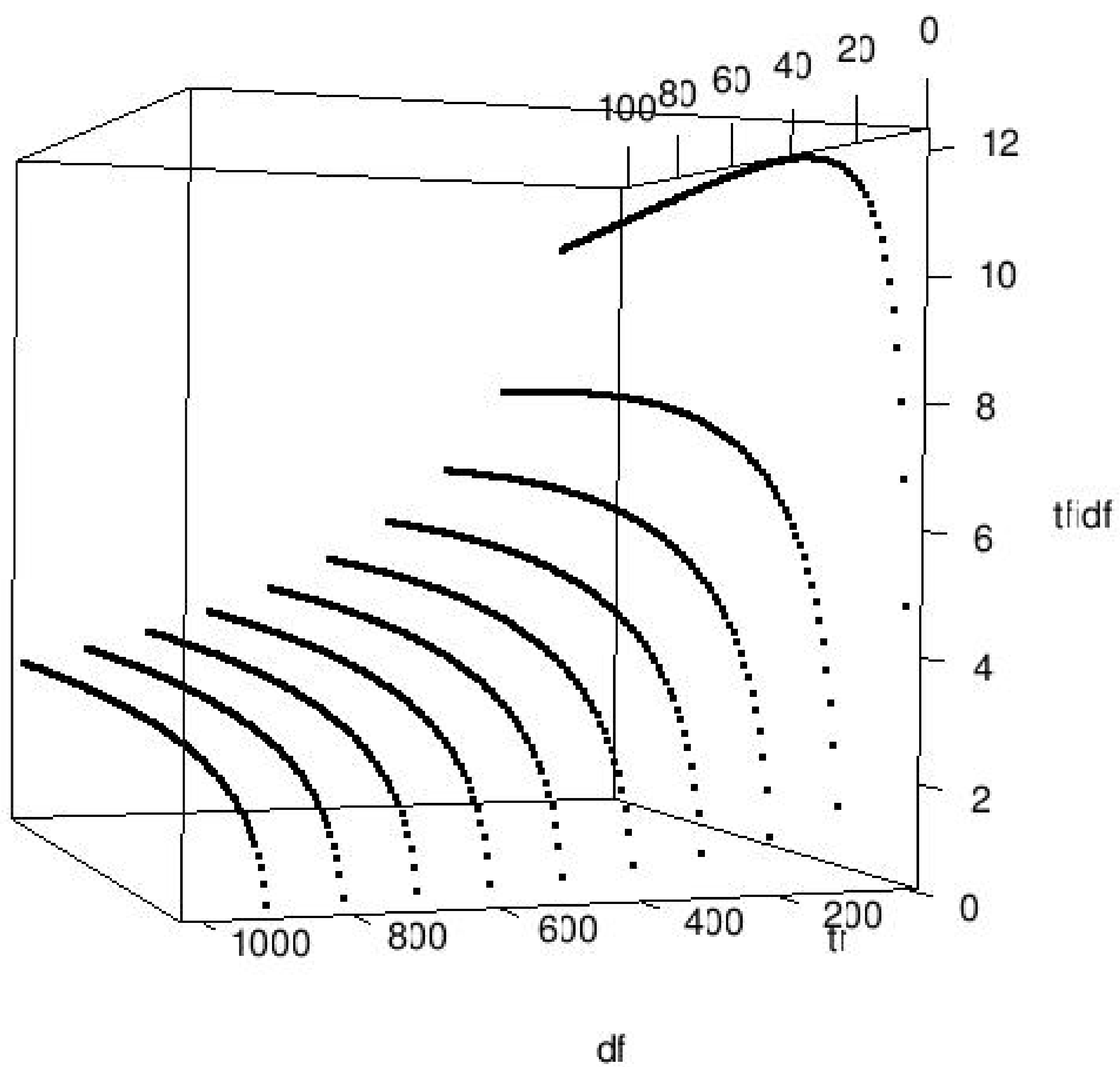
TF-IDF

Вес слова x в описании товара y

$tf_{x,y}$ = частота слова x в описании товара y

df_x = количество товаров, содержащих слово x

N = общее количество товаров



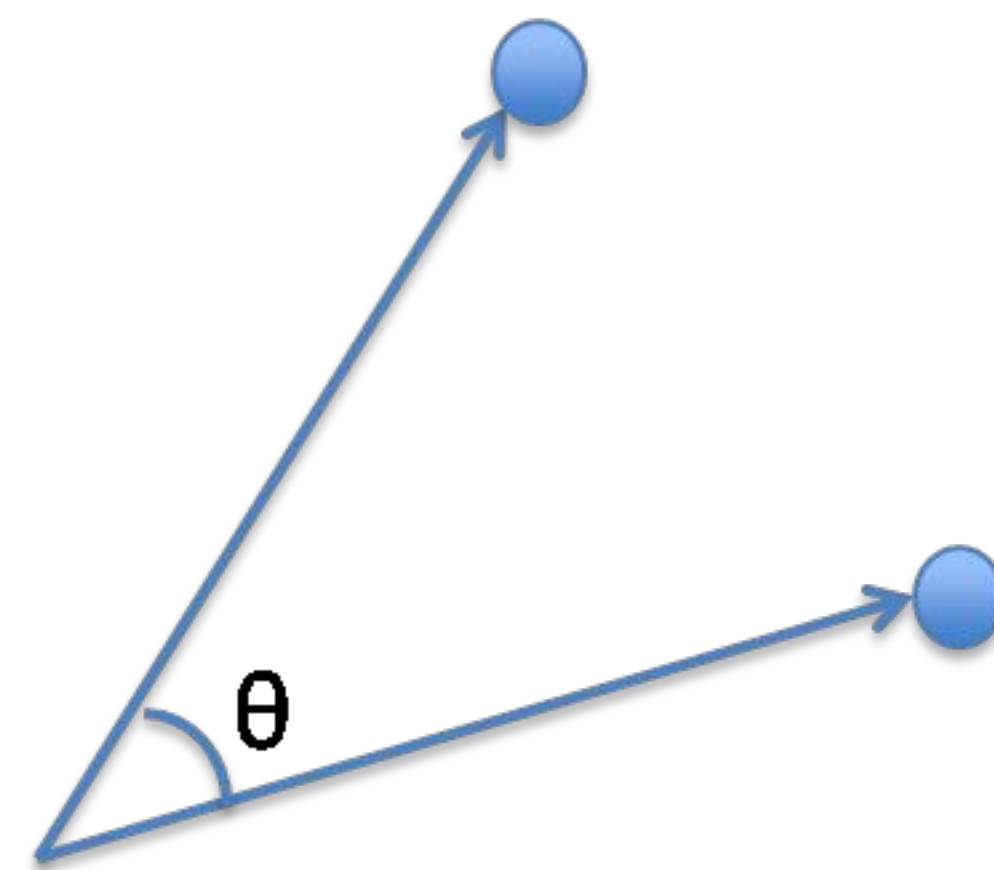
- **Формируем векторное пространство из параметров объектов**
- **Опираясь на предпочтения ищем наиболее близкие вектора**
- **Выдаем рекомендации**

Посоветуй мне посмотреть
фильм)



Советую тебе посмотреть
фильм

$$\textit{sim}(A, B) = \cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|}$$



Хорошие свойства рекомендательных систем

Полнота (Coverage)

$$Coverage = \frac{|I_{recommended}|}{|I|}$$

Новизна (Novelty)

$$Novelty_{user} = \frac{1}{|R|} \sum_{i \in R} -\log(P(i))$$

Разнообразие (Diversity)

$$ILS_{user} = \frac{1}{R} \sum_{i \in R} \sum_{j \in R} \text{sim}(i, j),$$

Serendipity

Английский ▾



Русский ▾

Serendipity

[serənˈdɪpɪti]



Интуитивная
прозорливость



Словарь

serendipity [serənˈdɪpɪti]

интуитивная прозорливость

serendipity [serənˈdɪpɪti] **сущ**

интуиция

Примеры



What is serendipity?

А что это такое - интуитивная прозорливость?

Показать ещё ▾

Инстинктивная (интуитивная) прозорливость, серендипность (*англ. serendipity*) — термин, происходящий из английского языка и обозначающий *способность, делаая глубокие выводы из случайных наблюдений, находить то, чего не искал намеренно*^[1]. Среди характерных примеров серендипности называют открытие **рентгеновского излучения Вильгельмом Рентгеном**, а также открытие взаимосвязи электричества и магнетизма **Эрстедом**.

Содержание [скрыть]

- 1 История
- 2 См. также
- 3 Примечания
- 4 Литература
- 5 Ссылки

История [[править](#) | [править код](#)]

Термин восходит к притче «[Три принца из Серендипа](#)», входившей в состав древнеперсидского эпоса. В ней герои, прошедшие глубокое обучение, сумели индуктивно описать по одним лишь следам внешние признаки потерянного верблюда («хромого, слепого на один глаз, потерявшего зуб, везущего беременную женщину и на одном боку груз мёда, на другом — масла»), которого они никогда не видели. Похожие сюжеты имеются в литературе и фольклоре многих народов.

Впервые слово *serendipity* появилось [28 января 1754 года](#) в частном письме^[2] английского писателя [Хораса Уолпола](#) Хорасу (Горацию) Манну. Он определил его как «очень выразительное слово, характеризующее открытие, совершённое без преднамеренных действий». Однако значимое по частотности употребление этого слова отмечено лишь начиная с первой половины XX века, когда изобретательская активность и методология изобретательской деятельности также развивались весьма активно. Постепенно расширялась и сфера его применения, так как творчество, изобретение и открытие нового свойственно многим сферам человеческой деятельности.

Serendipity

$$Serendipity_{user} = \sum_{i \in R} \max(\text{Pr}_u(i) - \text{Prim}_u(i), 0) \cdot \text{rel}_u(i)$$

