

СИСТЕМА ОЦЕНКИ ЗНАНИЙ УЧАЩИХСЯ С ПРОГНОЗИРОВАНИЕМ УСПЕВАЕМОСТИ

Халецкий А. М.

Кафедра интеллектуальных информационных технологий,

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники

Минск, Республика Беларусь

E-mail:

Данная работа посвящена системам, которые учитывают результаты обучающегося, а так же системам, которые описываются как набор инструментов и методик, которые используются для предоставления предложений обучающемуся. Описаны проблемы рекомендаций, которые показывают, что рекомендация, как правило определяется не на всем пространстве, а только на каком-то его подмножестве. Описана оценка системы, а так же типы систем фильтрации рекомендаций, которая объясняет, что системы учатся рекомендовать элементы, которые схожи с теми, которые понравились данному пользователю в прошлом.

ВВЕДЕНИЕ

Каждый обучающийся стремится выбрать курсы, которые отвечают его интересам и возможностям. Это решение может повлиять на мотивацию и его будущие достижения. Educational Data Mining (EDM) описывает область исследований, которая связана с разработкой методов, использующих несколько типов данных. Несмотря на то, что были достигнуты результаты по моделированию и прогнозам успеваемости, когда речь идет о рекомендациях по курсам, мы не можем найти большего разнообразия. Тем не менее, результаты, которые дают системы на других направлениях, признаны, но проблема их применения в данном случае мало изучена. Современные системы рекомендуют курсы в связи с их содержанием, не учитывая того, как этот курс влияет на успеваемость обучающегося. Поэтому появилось предложение создать систему, которая, учитывая результаты обучающегося, автоматически пересматривает потенциально интересные обучающемуся курсы, более подобающие его текущим навыкам.[1]

I. РЕКОМЕНДАТЕЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ

Системы рекомендаций стали важной многоиспользованной областью исследований с серединой 1990-х годов. Было посвящено большое количество времени и усилий по решению проблем данной области.

Систему рекомендаций можно описать как набор инструментов и методик, используемых с целью предоставления предложений по различным объектам лицам, не обладающим достаточной компетенцией для оценки потенциально огромного числа имеющихся альтернатив. Рекомендации стали использоваться в электронной торговле, в сфере доступа к информации, развлечений и различных видов услуг, предоставляя предложения, которые эффективно сокращают большие информационные пространства, чтобы пользователи были направлены к тем событиям

и услугам, которые наилучшим образом отвечают их потребностям и предпочтениям. [1–2]

II. ПРОБЛЕМЫ РЕКОМЕНДАЦИЙ

Основная проблема рекомендательных систем заключается в том, что рекомендация, как правило, определяется не на всем пространстве, а только на каком-то его подмножестве. Это означает, что необходимо экстраполировать от известных до неизвестных оценок, либо с помощью эвристики, либо оценочных функций.

При проектировании систем рекомендаций необходимо учитывать некоторые свойства, чтобы оценить, какое из них является наилучшим решением проблемы. Одним из заметных свойств большинства систем рекомендаций является то, что они должны иметь возможность получать обратную связь от действий пользователей, как явно, так и неявно. Примеры явных данных включают рейтинг элементов, ранжирование элементов и задание вопросов пользователю. Примеры неявных данных включают анализ социальных отношений, просмотров предметов и конкретного поведения пользователя. Такой поиск обратной связи необходим для построения точного профиля пользователя, однако, если система слишком навязчива, пользователям это может не понравиться.[3]

III. ОЦЕНКА СИСТЕМ РЕКОМЕНДАЦИЙ

Оценка систем рекомендаций не является тривиальной задачей, поскольку качество выдаваемых рекомендаций неразрывно связано с используемыми алгоритмами (их производительность может меняться с изменением размера данных) и с основной целью системы. Таким образом, решение вопроса о том, какую комбинацию критериев использовать, является существенной задачей, которая должна быть решена для каждой отдельной системы рекомендаций и сравнительной оценки. Подсчеты могут быть завершены как с использованием автономного

анализа, быстрого и экономически обоснованного прогнозирования определенных значений из набора данных, так и с учетом реального опыта пользователя. [4]

Системы рекомендаций предлагают три класса метрик точности рекомендательной системы:

1. Метрики прогностической точности измеряют, насколько предсказанные оценки системы рекомендаций близки к истинным оценкам пользователей;
2. Метрики точности классификации измеряют, сколько раз система имеет правильное суждение о том, является ли элемент хорошим для пользователя или нет;
3. Метрики ранговой точности измеряют способность алгоритма составлять упорядоченный список элементов, который соответствует потребностям пользователя.

IV. ТИПЫ СИСТЕМ ФИЛЬТРАЦИИ РЕКОМЕНДАЦИЙ

С использованием контентной фильтрации система учится рекомендовать элементы, которые схожи с теми, которые понравились данному пользователю в прошлом. Таким образом, с использованием контентной фильтрации достигается независимость пользователя и быстро генерируются рекомендации для нового элемента в базе данных, так как рекомендации основываются только на наборе характеристик элемента. Пример контентной фильтрации рекомендаций представлен на (Рис.1)



Рис. 1 – Пример контентной фильтрации рекомендаций

В колаборативной фильтрации рекомендаций проходит идентификация пользователей, вкусы которых схожи со вкусами данного пользо-

вателя, и рекомендовать понравившиеся им элементы, никогда не проводя никакого анализа по этим элементам вообще. Пример колаборативной фильтрации рекомендаций представлен на (Рис.2)[5–6]



Рис. 2 – Пример колаборативной фильтрации рекомендаций

V. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Студентам все еще сложно выбрать для себя оптимальный набор курсов, и в большинстве случаев у них нет необходимой поддержки и консультаций, необходимых для принятия решения. В данной публикации мы показываем, что можем использовать известные методы рекомендаций, чтобы рекомендовать студентам курсы, которые не только интересны им, но и наиболее схожи с их навыками.

VI. СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Messina, E. R. Measuring the Performance and Intelligence of Systems / E. R. Messina, A. M. Meystel // N. Engl. . – 2001. – Vol. 342, № 982. – P. 164.
2. Системы искусственного интеллекта. Учебное пособие. / М. В. Бураков. – СПб.: Инкарт, 2010. – 440 с.
3. Флах, П. Машинное обучение. Наука и искусство построения алгоритмов, которые извлекают знания из данных / пер. с англ.// Вест. аритмол. – 2015. – С. 400.
4. Самообучающиеся системы. / С. И. Николенко, А. Л. Тулупьев // – МЦНМО, 2009. – 288 с.
5. Vialardi, C. Recommendation in higher education using data mining techniques / C. Vialardi, J. Bravo // N. Engl. – May 2009., – P. 190–199 /
6. Gutierrez, F. Providing grades and feedback for student summaries by ontology-based information extraction / F. Gutierrez, D. Dou // N. Engl. – September 2012., – P. 1722–1726 /