

**Сравнение качества работы рекомендательных систем на материале датасета
MovieLens**

Дерябин А. (Университет ИТМО), **Симаненко Ю.А.** (Университет ИТМО)
Научный руководитель – доцент факультета ПИиКТ, Жуков Н. Н.
(Университет ИТМО)

Аннотация. В работе рассмотрены основные типы рекомендательных систем и связанные с ними особенности. На основе набора данных MovieLens 1M реализованы рекомендательные системы рассмотренных типов и проведено их сравнение.

Введение. В настоящее время информационные системы и веб-сайты хранят и обрабатывают всё большее количество данных. В связи с этим, решение проблемы, связанной с поиском наиболее релевантных данных для конкретного пользователя, становится ещё актуальнее. Одним из инструментов решения этой проблемы являются рекомендательные системы. В настоящее время такие системы уже используются на большинстве популярных веб-сайтов, среди которых Amazon, Netflix, Google, Facebook и другие. Использование рекомендательных систем позволяет с большей вероятностью предложить релевантный для пользователя контент. Тем не менее, для каждой конкретной задачи такая система должна быть построена с учетом имеющихся требований, технических ограничений и располагаемых вычислительных ресурсов. В данной работе рассматриваются основные типы таких систем и выполняется сравнение качества их работы на примерах конкретных реализаций.

Основная часть. Среди существующих проблем современных рекомендательных систем можно выделить следующие: холодный старт (недостаток данных для предсказания), слишком быстрое устаревание рекомендаций, отсутствие неожиданных предложений, ресурсозатратность при обучении, до-обучении и/или использовании модели.

В настоящий момент можно выделить три классических типа рекомендательных систем, коренным образом отличающихся по принципу работы. Первый — это рекомендательные системы на основе контента. Для формирования рекомендаций они используют собственные оценки пользователя относительно объектов и информацию о его личных предпочтениях. Основным недостатком систем описанного типа — это снижение ценности рекомендаций из-за однообразности предложений. Второй тип — это коллаборативная (совместная) фильтрация. Рекомендации такой системы основываются на предпочтениях других пользователей, похожих на рассматриваемого по ряду критериев. Главная проблема данного типа — это проблема холодного старта системы. Третий тип — гибридные рекомендательные системы, в которых комбинируют несколько рекомендательных алгоритмов, как правило, сочетая оба упомянутых выше подхода. Такие системы позволяют избежать или снизить влияние недостатков отдельно взятого алгоритма, за счет чего являются наиболее популярными в настоящее время. Однако, такие системы, как правило, требуют больше вычислительных ресурсов и более сложны в реализации.

Для гибридизации рекомендательной системы существует ряд типовых подходов. Взвешенная (weighted) комбинация — нескольким используемым алгоритмам задаются веса, согласно которым результаты добавляются в итоговую выборку. Switching — чередование в применении разных подходов/алгоритмов в зависимости от ситуации. Mixed — соединение результатов, выданных каждым из алгоритмов, в один общий массив без определения их рейтинга. Конвейер — подход, позволяющий сочетать работу нескольких алгоритмов за счет

передачи результатов работы одного как входных данных для другого. Комбинирование Признаков — использование новых признаков, определенных одним алгоритмом, в работе другого. Усиление признаков — использование результата работы вспомогательного алгоритма как дополнительной информации для работы основного алгоритма.

Для оценки качества работы рекомендательных систем используется целый ряд метрик, направленных на определение точности сделанных предсказаний (MAE, RMSE), ранжирования списков рекомендуемых продуктов (MRR, nDCG), оценки разнообразия и случайности (Diversity, Serendipity). Одна из наиболее популярных на сегодняшний день метрик это RMSE — среднеквадратичная ошибка. Этот показатель позволяет получить более точные данные при больших ошибках, чем MAE, поэтому в этой работе именно она была использована в качестве целевой метрики реализованных алгоритмов.

В работе использовались три различных рекомендательных алгоритма: K-ближайших соседей (на основе коллаборативной фильтрации), Slope One (на основе контентной фильтрации) и гибридный (взвешенная комбинация двух предыдущих алгоритмов). Для проверки реализованных рекомендательных систем был использован набор данных MovieLens 1M. В результате наилучшее качество (наименьшее значение RMSE — 0.8933) показала гибридная рекомендательная система, оказавшись на 3.7% лучше метода K ближайших соседей и на 1.5% лучше Slope One.

Выводы. Был проведен сравнительный анализ наиболее популярных типов рекомендательных систем, а также частный случай их реализаций для рекомендации фильмов. Разработанные системы могут служить основой для разработки решений, имеющих практическое применение. Полученный результат может быть улучшен путем усовершенствования рекомендательных алгоритмов, комбинированием большего количества алгоритмов в рамках гибридной системы и путем улучшения способа гибридизации.

Дерябин А. (автор)

Подпись

Симаненко Ю.А. (автор)

Подпись

Жуков Н.Н. (научный руководитель)

Подпись