# Математическое обеспечение рекомендательных информационных систем и его реализации в задачах управления недвижимостью

# Введение

(опред. РС) Рекомендательные системы (РС) — Информационные систем поддержки принятия решений, предназначенные для оценки уровня интереса пользователя к определенному продукту или сервису (*объекту*) на основе имеющейся информации о пользователе и/или объекте. Отрасль разработки РС начала активно развиваться при появлении онлайн-сервисов продаж, и в настоящее время РС — одно из активных направлений развития систем поддержки принятия решений, ориентированное прежде всего на коммерческое использование, а также на решение задач повышения продуктивности поиска релевантной информации.

(что делает РС) В коммерции РС позволяют решать задачи установления, что именно представляет ценность для потребителя в виде набора конкретных объектов (например, товаров или услуг), сужение вариантов выбора и предоставление схожих вариантов других объектов, тем самым упрощая выбор. РС позволяют также выявлять новые характеристики объектов, например, при помощи ведения классификаций объектов и анализа набора известных признаков. Использование РС позволяет отделам снабжения коммерческих фирм-поставщиков предоставлять уникальный сервис каждому потребителю, увеличивая его доверие и лояльность к поставщику, увеличивая продажи и конверсию, а также получая и накапливая больше знаний о потребителях [intro].

(история РС, пример NetFLIX) Рекомендательные системы появились в интернете достаточно давно, около 20 лет назад. Однако настоящий подъем в этой области случился примерно 5-10 лет назад, когда произошло соревнование Netflix Prize. Компания Netflix тогда давала в прокат не цифровые копии, а рассылала VHS-кассеты и DVD. Для них было очень важно повысить качество рекомендаций. Чем лучше Netflix рекомендует своим пользователям фильмы, тем больше фильмов они берут в прокат. Соответственно, растет и прибыль компании. В 2006 году они запустили соревнование Netflix Prize. Они выложили в открытый доступ собранные данные: около 100 миллионов оценок по пятибалльной шкале с указанием ID проставивших их пользователей. Участники соревнования должны были как можно лучше предугадывать, какую оценку поставит определенному фильму тот или иной пользователь. Качество предсказания измерялось при помощи метрики RMSE (средне-квадратичное отклонение). У Netflix уже был алгоритм, который предсказывал оценки пользователей с качеством 0.9514 по метрике RMSE. Задача была улучшить предсказание хотя бы на 10% — до 0.8563. Победителю был обещан приз в $1000000. Соревнование длилось примерно три года. За первый год качество улучшили на 7%, дальше все немного замедлилось. Но в конце две команды с разницей в 20 минут прислали свои решения, каждое из которых проходило порог в 10%, качество у них было одинаковое с точностью до четвертого знака. В задаче, над которой множество команд билось три года, все решили каких-то двадцать минут. Опоздавшая команда (как и многие другие, участвовавшие в конкурсе) остались ни с чем, однако сам конкурс очень сильно подстегнул развитие в этой области [Habr].

(Определения) В области рекомендательных систем используется специальная терминология. *Объектом* обозначается то, что система рекомендует пользователям, например, продукты, услуги, товары, новости, книги, DVD и т.п. *Профилем* пользователя или объекта являются данные, характеризующие *пользователя* или объект. Именно эти данные используются в процессе оценивания *релевантности* объекта к желаниям пользователя. Этот процесс называется *фильтрацией*. В результате фильтрации объекты ранжируются в соответствии с полученной оценкой, а пользователю предоставляется некоторое конечное подмножество, элементы которого имеют максимальную релевантность, т.е. оцениваются как наиболее *интересные* пользователю. Далее под *интересом* будем понимать именно интерес пользователя к объекту. Т.к. РС — это прежде всего информационные системы, то все объекты и пользователи описываются при помощи *атрибутов*. Именно атрибуты являются входной информацией во все процедуры оценивания интереса. *Качество* рекомендации - оценка точности предсказания интереса, сделанного РС, например, в сравнении с имеющимися примерами, т.е. оценками конкретных объектов конкретными пользователями.

(доп. возм. РС) Рекомендательные системы полезны не только для информационных ресурсов и порталов электронной коммерции, но и могут также открыть новые возможности в области безопасности, автомобильной промышленности [Пятикоп], рекламе [Britvina] и др.

(подходы к оценке интереса) Существует ряд подходов к оценке интереса:

1. на основе *фильтрации содержания* (content-based information filtering), при этом в информационной системе создаются профили пользователей и объектов, включающие социальный статус пользователя, возраст, место проживания, род деятельности, а также характеристики, выражающие интерес пользователя к объекту; профили объектов включают позицию в системе классификации, его потребительские характеристики.
2. на основе *коллаборативной фильтрации* (collaborative filtering), где используется информация о поведении пользователей в прошлом, например, перечень покупок или оценок объектов, сделанных на сайте интернет-магазина в прошлом пользователями из той же группы интересов, при этом аналитическим блоком информационной системы автоматически формируются классификации объектов, производится *ранжирование атрибутов* по степени значимости в оценке интереса.
3. *интеллектные* (knowledge-based), где оценка вычисляется на основе формализованных знаний.
4. *гибридные* (hybrid prediction) методы, которые базируются на подходах пп. 1 и 2, включая элементы из 3, что призвано повышать эффективность 1 и/или 2..

Например, в Music Genome Project музыкальный аналитик оценивает каждую композицию по сотням различных музыкальных характеристик, при помощи которых выявляются музыкальные предпочтения пользователя. Перечень оценок формирует *профиль музыкального произведения*. Основная проблема первого типа рекомендательных систем (фильтрации содержания) — это работоспособность системы на начальном этапе ее эксплуатации, так называемый "*холодный старт*": для новых пользователей в системе нет необходимой информации в профиле для принятия решения о том, какие объекты следует предлагать. В связи с этим в современных рекомендательных системах реализуется механизм сбора и анализа данных о пользователях с применением *явных* и *неявных методов*.

Явные методы сбора данных выполняют следующие действия:

* запрос у пользователя оценки объекта по некоторой шкале;
* запрос у пользователя ранжировки группы объектов от наилучшего к наихудшему;
* предъявление пользователю двух объектов с вопросом о том, какой из них лучше;
* предложение создать список объектов, характеризующих предпочтения пользователя.

Примерами неявного сбора данных выступают:

* наблюдение за тем, что просматривает пользователь в интернет-магазине или базе данных;
* ведение записей о поведении пользователя онлайн;
* Сбор информации из социальных сетей, например, как в [Avhadeeva].

Второй тип РС, коллаборативная фильтрация, сравнивает однотипные данные, полученные от разных людей и вычисляют список рекомендаций для конкретного пользователя. Для вычисления рекомендаций используется, например, граф интересов [Review]. Рекомендательные системы — **удобная** альтернатива поисковым алгоритмам, так как позволяют обнаружить объекты, которые не имеют непосредственного отношения к поисковому запросу. Любопытно, что рекомендательные системы часто используют поисковые машины для индексации необычных данных.

В данной статье произведен краткий обзор ряда последних публикаций по методам оценки интереса пользователя с целью выбора конкретного математического аппарата для решения задачи построения РС в области продажи недвижимости.

# Обзор РС

В обзоре [Review] рассмотрены РС в области предоставления пользователям текстовых документов, в частности, научных статей. Больше половины (55%, 34 из 62) систем построены на основе **фильтрации содержания**, **коллаборативная фильтрация** использована только в 18% (11 из 62) случаев. Представлены подходы, основывающиеся на **стереотипировании** и **гибридных методах**. Авторы исследования пришли к выводу, что в 81% случаев моделирование пользователя на основе автоматического сбора информации не приносит значимых результатов по сравнению с явным указанием набора ключевых слов.

В основе характеристик объектов (статей) в исследованных РС используют просто ключевые, содержащиеся в документах, реже N-граммы, или темы на основе **LDA**, а также нетекстовые элементы, такие как ссылки или авторов. Самая популярная модель для хранения представления элемента - модель векторного пространства. Моделирование пользователя осуществляется при помощи графов и списков тем, назначенных пользователям в результате машинного обучения, темы иногда представляются в виде иерархических справочников, например, на основе классификаторов АСМ. В рассмотренных подходах тексты извлекаются из заглавий, аннотаций, заголовков, введения, предисловия, предоставленных автором ключевых слов, библиографии, основного текста, социальных тегов и цитирований контекста.

В РС, где применялась коллаборативная фильтрация, и ни в одном из проектов не удалось успешно использовать явные рейтинги: пользователи были слишком ленивы, чтобы самостоятельно задавать рейтинг статьям. Неявные рейтинги получены из данных по количеству страниц, прочитанных пользователем, взаимодействию пользователей с документами (загрузка, редактирование, представление) и цитирования. Главная проблема коллаборативной фильтрации для научных работ - это дефицит информации, например, для РС научных статей Mendeley по сравнению с Netflix (он-лайн фильмы) дефицит составляет три порядка.

Неявные рейтинги объектов получаются из анализа одновременной загрузки статьи (со-загрузка) разными пользователями одной группы, совместного просмотра (со-просмотр), совместное цитирование статьями (со-цитирование) одних и тех же источников. Оказалось, что со-цитирование, будучи эффективным в начале появления статьи на сервисе РС, через два года начинает уступать со-загрузке. Популярным подходом представления результата такого анализа являются графы. Вершины графа - это статьи, представленные наборами атрибутов, а дуги - со-отношения между статьями.

Основными проблемами в области РС являются

* отсутствие общего базиса оценивания качества систем (по предметным областям), включая объективную информацию о реальных оценках реальных пользователей, нестабильность методов оценивания и высокая их зависимость от "шума";
* неиспользованный потенциал научных исследований: новые научные результаты не внедряются в практические приложения (большинство работающих РС базируются на простых методах), данные существующих практических реализаций РС научно не исследуются, нет тесного взаимодействия со снежными областями анализа данных, а так же друг с другом, низкий научный интерес к РС;
* в оценке удовлетворенности не учитывается факторы конфиденциальность, безопасности данных, разнообразие, разметка и презентация информации; в значимом количестве РС моделирование пользователя было крайне примитивно - набор ключевых слов, собственная статья или просто фрагмент текста, представляющих научные интересы пользователя.

Среди открытых проектов выделяются MyMediaLite, LensKit, Mahout, Duine, RecLab Core, easyrec и Recommender.

**Проблема большого количества примеров** Разложение матрицы (Метод главного компонента, в частности).

# Методы фильтрации содержания

В статье [Avhadeeva] решается задача анализа профиля пользователя в социальной сети ВКонтакте для решения проблемы холодного старта в решении задачи рекомендации жанров и произведений музыки и фильмов. Авторами разработана РС «EZSurf» автоматизирующая процесс веб-сёрфинга и фильтрации контента, используя профиль пользователя в социальной сети "ВКонтакте", а также API сервисов LastFM, TheMovieDB для получения сведений о схожих объектах (музыкальных произведений). Такой подход существенно упрощает хранилище данных РС, поскольку не требует создания собственной системы классификаций и базы объектов. сторонних

В статье [Амелькин2013] рассматриваются контентые РС, рассматривается задача выделения объектов с наивысшими оценками интереса, задача top-N. Предлагается математическая модель контентной рекомендательной системы, основанная на нечетких множествах, критерий оценки качества рекомендаций и алгоритм решения задачи. Математическая модель и алгоритм протестированы на данных сайта last.fm.

# Методы коллаборативной фильтрации

Подходы, основанный на коллаборативной фильтрации, в настоящее время более популярны, чем подходы на основе фильтрации содержимого, вероятно из-за того, что представляет собой отражение практического опыта: большинство коммерческих РС вынуждены решать проблему недостатка информации, "холодный старт", а также адаптируемости существующих сообществ пользователей к новым объектам.

...

Математические обозначения элементов модели сравнения состоит из набора пользователей и набора объектов . В виде - множество элементов, оцененных пользователем , - множество пользователей, которые оценили объект , - оценка пользователя для объекта , - вектор всех оценок пользователя , - вектор всех оценок объекта , и - средние значения оценок пользователя и объекта соответственно. Сравнительная оценка обозначается . Для задания этой оценки сначала задается мера близости объекта к объекту . Рассмотрим несколько популярных вариантов оценки близости.

Коэффициент Пирсона [Пятикоп]:

где - множество пользователей, которые оценили объекты и .

Косинус угла между двумя векторами и :

....

Затем множество объектов , наиболее близких к объекту . Например, можно выбрать 30 таких объектов. Вычисление рейтинга объекта делается по формуле:

Популярный подход к формированию множества рекомендаций - это упорядочивавшие всех объектов по критерию схожести и выборке некоторого фиксированного количества объектов с максимальным рейтингом [Нефедова]. В качестве меры similarity двух объектов выступает cos угла между -мерными векторами.

В [Нефедова, Пятикоп] так же представлен обзор способов использования вышеупомянутых методов вычисления оценок, которые разделены на два класса - *анамнестические*, т.е. основывающиеся на одновременной обработке всех имеющихся данных, и *модельные*, где производится предварительная обработка данных, выполняемая, например, раз в сутки. Второй класс позволяет быстрее вычислять оценки интереса, однако не обеспечивает актуальности данных. В классе аналитических способов, как правило используются методы многомерного анализа данных на основе "ближайшего соседства" (Neighbourhood-based), в то время как в модельных методах используется методы анализа скрытых факторов (Latenet Factors). Существуют гибридные методы, объединяющие оба предыдущих класса.

# Гибридные методы

В статье [Дьяконов] рассмотрена задача разработки алгоритмов оценивания лекционного материала. Авторами предложен алгоритм вычисления близости лекций (объектов), где каждая лекция характеризуется подмножество некоторого набора значений (например, подмножеством авторов лекций относительно множества всех авторов). Базовый алгоритм реализует подход фильтрации содержания. Для алгоритма подобранны коэффициенты, при помощи которых можно объединять оценки различных атрибутов в одну общую оценку лекции. Наиболее значимыми атрибутами оказались «категории», «авторы», «языки», «название» и «описание». Цель - синтезировать набор лекций фиксированной длины, рекомендованных для просмотра заданному пользователю, из фиксированного множества "новых", не использованных в построении профилей пользователя и объекта.

**Формулы**

Далее алгоритм дополняется предсказателем последовательностей лекций: заданы примеры последовательностей из трех лекций, требуется для последовательностей из двух предложить третью, четвертую и т.д. Последовательности лекций приобретены системой неявно, т.е. фиксируя просмотренные пользователем лекции. Алгоритм занял первое место в соревновании, причем со значительным отрывом от второго места. Производится внедрение результатов исследований в области анализа сигналов и предсказания последовательностей событий.

**(Прочесть статью, понять, что это первый подход, используется (какой?) явный/неявный метод сбора информации о видеолекциях). Как решена задача? Как внедрено, и было ли? Какие недостатки?**

# Приложения рекомендательных систем **на новостных сайтах**

В [Клеменков] создан рекомендательный сервис новостей посетителям сайта, время пересчета рекомендаций в котором на каждую тысячу новых записей в журнале WEB-сервера составляет 1.5–2 с., что авторами заявлено как ресурс, функционирующий в режиме, близком к реальному времени. Для проекта Рамблер-новости подобный результат является удовлетворительным, так как 1000 новых запросов к сайту делается за чуть большее время. В исследовании использован адаптированный алгоритм MinHash для идентификации записей журнала и неточного их сравнения. Целью работы было показать целесообразность применения NoSQL-технологий для создания сервисов указанного качества. Важным свойством приведенной реализации является то, что задачи хранения и анализа данных удалось объединить с задачей предоставления доступа к результатам в единой системе, избежав накладных расходов на перемещение данных из одного источника в другой, что улучшило общую производительность сервиса. Кроме того, предложенный подход упрощает решение повседневных задач сбора статистики о взаимодействии пользователя с веб-приложением путем анализа структурированных логов мощным языком запросов СУБД MongoDB. В результате продемонстрировано, что применение NoSQL к решению подобного класса задач является весьма перспективным.

# Оценка эффективности *работы* рекомендательных систем

Оценка точности предсказания интереса RMSE выполняется при помощи формулы:

где - множество пар объектов и пользователей , - оценка интереса объекта пользователем , - оценка интереса, сделанная РС.

В [Амелькин] поднята проблема сравнительной оценки различных подходов к построению РС. Разработчиками рекомендательных систем для измерения эффективности работы рекомендательных систем введен ряд различных показателей (*Табл. 1*). *Аббревиатуры показателей эффективности будут расшифрованы ниже*. Такое разнообразие показателей показывает общее состояние разработок в этой области, когда на основе немногочисленных признанных достижений работают параллельно много независимых групп, создающих свою терминологию, методы верификации и проверки полученных результатов. К автором не сделано окончательного заключения или рекомендации по использованию того или иного критерия в заданном классе РС. **дочитать**.

# Управление недвижимостью

Рекомендательные системы в Иркутске и Иркутской области обладают потенциалом внедрения в области интернет-торговли, оптовой торговле (совместно с задачами комбинаторной оптимизации, в т.ч. задачами логистики), торговля недвижимостью, а также в области мелкого частного бизнеса, в т.ч. самозанятости.

В сфере торговли недвижимостью РС применимы как на Интернет-сайтах индивидуальных торговых фирм, так и в рамках региона и города в целом. Опишем вариант постановки задачи на разработку РС в области торговли недвижимостью.

Объектом в сфере торговли недвижимостью является объект недвижимости, в т.ч. квартира, частный дом, земля и т.п. Особенностью данного объекта является его пространственная привязка (spacial object). Причем эта привязка в значительной мере влияет на стоимость объекта недвижимости, а также на интерес пользователя. К важным атрибутам характеристики объекта относятся адрес объекта (геокодирование), его этажность, местоположение на этаже, площадь, качество отделки, состояние здания. В [Yuan] также указываются факторы варианта энергоносителя (газ или электричество), величина налога на имущество, продажи "по местности", локальный сервис (школы, магазины, увеселительные учреждения), фотографии объекта (внутри/снаружи), а также варианты покупки/аренды... В [Yuan] также выделены экспериментальным методом три основных критерия принятия решения: местоположение, цена и свойства объекта недвижимости. Использование интернет-технологий повышает скорость обработки информации пользователем, но не уменьшает время на принятие решения. **Посмотреть БД, что там**

Пользователь - это физическое или юридическое лицо, заинтересованное в приобретении объекта недвижимости. Здесь проявляется вторая особенность предметной области - пользователем является не только "покупатель", но и "продавец". Поэтому для успешного построения качественной РС следует рассматривать две категории пользователей, причем, в общем случае, каждый пользователь является и покупателем и продавцом. Пользователь характеризуется следующими атрибутами: *статус (физическое или юридическое лицо)*, *намерение (зачем приобретается ОН?)*, . . .

На начальном этапе разработки необходимо установить наличие зависимостей между атрибутами, описывающими как объект так и пользователя. Это позволит сократить объем анализируемых РС данных. ....

## Примеры РС поддержки поиска недвижимости

В [Alrawhani] предложен проект системы управления недвижимым имуществом, где варианты объектов предлагаются на основе вывода на прецедентах (case-based reasoning). Задача подсистемы вывода найти прецедент в базе прецедентов, похожий на запрос пользователя. Система помогает покупателям найти имущество, соответствующее их запросам. При этом система выводит суждения о свойствах объектов. Полученная информация затем используется в процессе фильтрации содержания и коллаборативной фильтрации. В дополнение к полученному списку выводится также наиболее популярные (most visited) варианты.

Статья описывает только идею, реализация РС не приведена. В системе пользователи разделены на продавцов и покупателей. Продавцы "рекламируют" свое имущество, выставленное на продажу, выделяя те свойства недвижимости, которые сами считают важными. Таким образом, в статье предложена идея того, как получать данные для фильтрации содержания в задаче разработки РС управления имуществом: продавцы выступают в виде экспертов-оценщиков недвижимости, формируя информационную базу для фильтрации содержания. Предложенную идею можно дополнить, если ввести третий класс пользователей - экспертов-риелторов и позволить им дополнять базу данных прецедентов новыми суждениями.

В [Yuan] опытным путем показано, что использование Интернета не влияет значительно на эффективность поиска недвижимости с целью ее покупки по критериям времени поиска, его гибкости и "удовлетворенность результатом". Согласно исследованию Национальной ассоциации риелторов, проведенном в 2011 году, показано, что 88% покупателей выбрали Интернет в качестве основного источника информации, но при этом среднее время на поиск жилья составило 12 недель, оно оказалось сравнимым с измерением, проведенным в 2009 году. Пользователь просматривает больше информации (как объектов, так и их свойств), но на анализ этой информации так же тратится много времени. Для повышения скорости поиска авторами разработан алгоритм поиска на основе анализа поведения пользователей в процессе поиска объекта недвижимости, а также WEB-система, основанная на прецедентном выводе и онтологической концептуальной модели предметной области, ориентированная на пользователя.

Авторами выделены три ключевые характеристики объекта недвижимости, которые в значительной мере являются определяющими в процессе принятия решения - это "расположение" (location), "потребительская характеристика" (housing unit property) и "цена" (price). Большинство РС используют именно эти характеристики для фильтрации содержания, причем для критерия "потребительская характеристика" задаются формальные параметры объекта (площадь, номер этажа, количество балконов, комнат-спален и т.п.). Однако на решение также влияет окружение объекта - расстояние до магазинов, школ, детских садов. Для того, чтобы учесть эти характеристики в [Yuan] построена онтологическая модель, связывающая различные характеристики недвижимости в три древовидные структуры, описывающие варианты терминов "расположение", "потребительская характеристика" и "цена". Например, как вариант, под "расположением" понимается "расстояние" до места работы "пешком", выраженное в минутах. Так же "расположение" - это наличие в "окружении" (environment) объекта недвижимости "услуг" "фитнеса". При помощи онтологии получена возможность сравнивать не вполне "схожие" объекты, что повышает точность обработки информации.

Важным достижением авторов [Yuan] является разработанный прототип РС, в котором пользователю предоставляется возможность указать на карте города область (окружность с заданным радиусом), в которой он хотел бы приобрести объект недвижимости, уточнить его потребительские характеристики и возможный диапазон цен. Затем система выводит на карту варианты объектов недвижимости. Далее пользователь может уточнить другие характеристики, тем самым сужая количество предоставляемых вариантов. В сравнении с сервисами, подобным Avito.ru [avito], пользователю предлагается меньше вариантов, т.е. система оценивает интерес пользователя более точно.

В [Ginevichius] решается сложная логистическая задача организация процесса управления имуществом, в который вовлечены разнообразные группы людей в изменяющихся деловых и экономических условиях. В оценке учитываются не только экономические и бизнес-критерии, но и такие критерии, как "технологичность", "комфорт", "пространство", "административные" и "технические". Основная цель исследования - разработать модель, в которой различные группы людей будут максимально удовлетворены в "рациональной микро- и макро-среде".

Эффективность использования имущества предлагается оценивать по целой системе критериев, включающей цену объекта, цену владения этим объектом, цену ремонта, возможности его использования (capasity), количеству операций, которые необходимо выполнить по передаче собственности, надежность, комфорт, срок физической и технической эксплуатации, вес (?). Авторы разрабатывают математический аппарат для предсказания для каждого объекта недвижимости значения его атрибутов - цены, эргономики, стоимости ремонта, назначение и т.п. Математическое обеспечение РС предложено развивать в направлении ухода от поиска "наиболее экономически выгодного управления недвижимостью" к мультикритериальному выбору и тем самым повысить эффективность (**критерий?**) вычислительных процессов РС (анализа, оценки и т.п.).

Таким образом, на современном этапе развития РС важными вопросами, решаемыми в процессе проектирования являются:

* разработка концептуальной модели предметной области в виде онтологии;
* создание математических моделей предсказания значений атрибутов, описывающих объект недвижимости;
* реализация механизмов компьютерного обучения и логического вывода на основе прецедентов;
* обеспечение информационного наполнения РС для оценки качественных атрибутов (например, наличия школ и магазинов в шаговой доступности).

Решение данных задач в значительном мере влияет на качество и точность предсказания оценки значимости объекта недвижимости для пользователя.

# Другие технические проблемы

Одной из важных задач, решаемых при разработке РС, является создания пользовательского интерфейса, адекватно отображающего систему критериев, ко которым необходимо производить подбор объектов для пользователя. Например, в статье [Pravikov] представлен модуль естественно-языкового интерфейса к базе данных РС, который реализован на основе **математических моделей семантических объектов**. При помощи модели решаются задачи определения семантики языковой конструкции, заданной пользователем, включая синонимы, классы, отношения и ограничения. В статье приводятся сведения о программной реализации предложенного метода в среде PHP + SQL и результатах тестирования программы на задаче доступа к базе данных РС автомобильного салона.

В [Britvina] решается проблема обеспечения ограничения доступа к личным данным пользователей в контексте построения РС встраивания рекламных сообщений в информационный поток. При этом необходимо контролируемо предоставлять в одностороннем порядке в РС информацию из БД пользователей. Предложено вместо традиционных средств VPN использовать режим функционирования сети с синхронным изменением IP-адреса сервера и переключение клиента на этот адрес. *Подход достаточно спорный*

# Платформы программной реализации

На сайте [gihub] представлен список популярных платформ для реализации РС. Все они разделены на классы: РС как SaaS, РС с открытым исходным кодом, пакет/библиотека, академические (экспериментальные проекты); также отдельно учтены РС медиаконтента (специальная предметная область) и среды оценивания качества РС.

# Заключение

В статье приведен краткий литературный обзор исследований в области рекомендательных информационных систем (РС) и примерам предметных областей их применения. Особое внимание уделено РС рынка недвижимости. В общем виде представлены схемы применения математического обеспечения (методов многомерного анализа данных) на разных этапах решения задач РС и оценки их качества. Выделены основные проблемы, требующие решения как на этапе разработки РС, так и на этапе их эксплуатации:

* пользователи неохотно предоставляют информацию о себе и своих потребностях, либо разработчики РС уделяют мало внимания процессу информационного наполнения профиля пользователя;
* в предметных областях, связанных с большой стоимостью объекта или услуги (где принимается серьезные решения по вложения материальных средств), информационные модели объекта и профиля пользователя сложны по своей структуре и связи компонент структуры, что требует явного представления концептуальной модели предметной области во время выполнения РС как своих основных функций, так и функций предсказания значений атрибутов объекта или профиля пользователя на основе прецедентов;
* для предыдущего пункта важным является разработка пользовательского интерфейса, позволяющего в удобной для пользователя форме и достаточно гибко задавать запросы к РС, а также визуализировать результаты, предлагаемые РС.

Таким образом РС, как системы поддержки принятия решения, являются типичным представителем систем искусственного интеллекта, ориентированными, прежде всего, на обработку неполной и противоречивой информации, а также использующими системы, основанные на формализованных знаниях (knowledge-based systems).

# Литература

1. [intro] Jannach D., Zanker M., Felfernig A., Friedrich G. *Recommender Systems: An Introduction*. Cambridge University Press (2010).
2. Melville P., Mooney R., Nagarajan R. *Content-Boosted Collaborative Filtering for Improved Recommendations* (англ.) // University of Texas, USA : Материалы конф. / AAAI-02, Austin, TX, USA, 2002. — 2002. — P. 187-192.
3. Жернакова О. *Системы рекомендаций и поиска видеоконтента* // Телемультимедиа, 2012.
4. N. Hossain. *Why the Interest Graph Is a Marketer’s Best Friend* (англ.). Mashable. Проверено 7 декабря 2013.
5. [Дьяконов] А.Г. Дьяконов. *Алгоритмы для рекомендательной системы: технология Lenkor* // Бизнес-информатика No1(19) – 2012 г. с. 32-39.
6. [Клеменков] П. А. Клеменков. *Построение новостного рекомендательного сервиса реального времени с использованием NoSQL СУБД* // Информатика и еë применения. 2013, Т.7, вып.3, с.14–21.
7. [Нефедова] Ю. С. Нефедова. *Архитектура гибридной рекомендательной системы GEFEST (Generation–Expansion–Filtering–Sorting–Truncation)* // Системы и средства информатики. 2012, Т.22, вып.2, с.176–196.
8. [Амелькин] С. А. Амелькин. *Оценка эффективности рекомендательных систем.* // Труды 14-й Всероссийской научной конференции «Электронные библиотеки: перспективные методы и технологии, электронные коллекции» — RCDL-2012, Переславль-Залесский, Россия, 15-18 октября 2012 г.
9. [Амелькин2013] С. А. Амелькин, Д. М. Понизовкин. *Математическая модель задачи top-N для контентных рекомендательных систем*. // Известия МГТУ «МАМИ» No 3(17), 2013, т.2. с. 26-31
10. [Пятикоп] Е.Е. Пятикоп. *Исследование метода коллаборативной фильтрации на основе сходства элементов* // Наукові праці ДонНТУ Серія “Інформатика, кібернетика та обчислювальна техніка”, вып.2(18), 2013. с.109-114.
11. [Review] J. Beel, B. Gripp, S. Langer, C. Breitinger. *Research-paper recommender systems: a literature survey* // International Journal on Digital Libraries (2016) 17: 305. doi:10.1007/s00799-015-0156-0. (дата обращения: 12.12.2016)
12. [Britvina] Е. В.Бритвина. *Сегментирование рекомендательной системы с использованием метода организации соединения «клиент - сервер», основанного на программно-конфигурируемых сетях и применении протокола с быстрым перескоком IP-адреса*. // Современные проблемы науки и образования. Электронный научный журнал. URL:https://www.science-education.ru/ru/article/view?id=16875 № 6. 2015.
13. [Pravikov] А. А. Правиков, В. А. Фомичев *Разработка рекомендательной системы с естественно-языковым интерфейсом на основе математических моделей семантических объектов*. // Бизнес-информатика № 4(14), 2010. с.3-11.
14. [Avhadeeva] Б. Р. Авхадеев, Л. И. Воронова, Е. П. Охапкина. *Разработка рекомендательной системы на основе данных из профиля социальной сети «ВКонтакте»* // Вестник Нижневартовского государственного университета. Выпуск № 3. 2014. с.?-?
15. [gihub] G. Jenson. *List of recommender systems*. [Электронной ресурс] URL:https://github.com/grahamjenson/list\_of\_recommender\_systems (дата обращения: 12.12.2016).
16. [Habr] Как работают рекомендательные системы. Лекция в Яндексе / Блог компании Яндекс / Хабрахабр [Электронной ресурс] URL:https://habrahabr.ru/company/yandex/blog/241455/ (дата обращения: 12.12.2016).
17. [Wiki] Рекомендательная система. [Электронной ресурс] URL:https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%A0%D0%B5%D0%BA%D0%BE%D0%BC%D0%B5%D0%BD%D0%B4%D0%B0%D1%82%D0%B5%D0%BB%D1%8C%D0%BD%D0%B0%D1%8F\_%D1%81%D0%B8%D1%81%D1%82%D0%B5%D0%BC%D0%B0 (дата обращения: 12.12.2016).
18. [Ginevichius] T. Ginevičius, A. Kaklauskas, P. Kazokaitis, J. Alchimovienė. *Recommender system for real estate management* // Verslas: Teorija ir praktika (Business: Theory and Practice). 2011 12(3). p. 258–267 doi: 10.3846/btp.2011.26
19. [Alrawhani] E. M. Alrawhani, H. Basirona, Z. Sa’ayaa. *Real estate recommender system using case-based reasoning approach*. // Journal of Telecommunication, Electronic and Computer Engineering (JTEC). Vol. 8 No. 2. p. 177-182.
20. [Yuan] X. Yuan, J.-H. Lee, S.-J. Kim, Y.-H. Kim. *Toward a user-oriented recommendation system for real estate websites.* // Information Systems 38 (2013). p. 231–243.
21. [Avito] Доска объявлений от частных лиц и компаний на Avito. [Электронный ресурс] URL:https://www.avito.ru/ (дата обращения:12.12.2016).

SCOPUS http://journal.utem.edu.my/index.php/jtec/index

# Downloaders

http://ads-api.ru/api