

НАУЧНЫЕ ОСНОВЫ И ФОРМАЛИЗОВАННЫЕ МЕТОДЫ ПОСТРОЕНИЯ АВТОМАТИЗИРОВАННЫХ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМИ ПРОЦЕССАМИ И ПРОИЗВОДСТВАМИ

SCIENTIFIC FOUNDATIONS AND FORMALIZED METHODS FOR CONSTRUCTING AUTOMATED CONTROL SYSTEMS FOR TECHNOLOGICAL PROCESSES AND INDUSTRIES

A. Kondybayeva

Summary. Purpose: Development of a model for intelligent architectural design and structural design of human-machine systems designed to automate production and provide intellectual support for control processes and necessary data processing in organizational, technological and distributed control systems in various areas of technological production and other areas of human activity.

Methods: The methodology is a singular value decomposition method for designing the core of a recommender system. The methodology includes scientific foundations and formalized methods for constructing automated process and production control systems, as well as technical preparation of production, etc., the developed model includes theoretical foundations and methods for mathematical modeling of organizational and technological systems and complexes, functional tasks and control objects and their algorithmization based on the construction of a recommender system using singular decomposition for the purpose of developing recommendations for choosing an architecture.

Results: A recommender system model for designing various types of information systems architecture, developed on the basis of singular decomposition, singular decomposition, is presented.

Conclusions: This method has a number of advantages and disadvantages. Because individual decomposition-based recommendation systems can produce variable results, the potential for implementing such models lies in the variety of recommendations offered. The model is trained automatically, i.e. the model processes the data, and itself identifies the production rules according to the presented characteristics based on the presented knowledge about the types of architectures for different types of information systems, which is an advantage for generating knowledge due to the possibility of automated scaling of the knowledge base.

Keywords: recommender system, recommendations, collaborative filtering, item-based, user-based, filtering content-based, knowledge-based filtering, hybrid recommendation systems, SVD.

Кондыбаева Алмагуль Бауржановна

Аспирант, Национальный исследовательский
технологический университет (НИТУ «МИСЦ»)
alma.kond@gmail.com

Аннотация. Цель: разработка модели интеллектуального архитектурного проектирования и структурного проектирования человеко-машинных систем, предназначенных для автоматизации производства и интеллектуального обеспечения процессов управления и необходимой обработки данных в организационно-технологических и распределенных системах управления в различных сферах технологического производства и других областях человеческой деятельности.

Методы: методология представляет собой метод сингулярного разложения для проектирования ядра рекомендательной системы. Методология включает в себя научные основы и формализованные методы построения автоматизированных систем управления технологическими процессами и производствами, а также технической подготовки производства и др., разработанная модель включает теоретические основы и методы математического моделирования организационно-технологических систем и комплексов, функциональных задач и объектов управления и их алгоритмизации на основе построения рекомендательной системы с использованием сингулярной декомпозиции для целей разработки рекомендаций по выбору архитектуры.

Результаты: представлена модель рекомендательной системы для проектирования различных типов архитектуры информационных систем, разработанная на основе сингулярной декомпозиции, сингулярного разложения.

Выводы: этот метод имеет ряд преимуществ и недостатков. Поскольку отдельные системы рекомендаций на основе декомпозиции могут давать переменные результаты, потенциал для реализации таких моделей заключается в разнообразии предлагаемых рекомендаций. Модель обучается автоматически, т.е. модель обрабатывает данные, и сама идентифицирует продукционные правила по представленным характеристикам на основе представленных знаний о типах архитектур для разных типов информационных систем, что является преимуществом для генерации знаний за счет возможность автоматизированного масштабирования базы знаний.

Ключевые слова: рекомендательные системы, сингулярная декомпозиция, проектирование архитектуры, автоматизация систем проектирования, информационные системы.

1. Введение

Эта работа в области проектирования программно-обеспечения на основе рекомендаций, формируемых рекомендательной системой. При проектировании программной архитектуры, особенно для так называемых высоконагруженных систем, где существенными параметрами производительности системы является нагрузка, выраженная количеством пользователей на систему, возникают большие трудности в первоначальном проектировании программной архитектуры из-за отсутствия необходимого опыта в проектировании. Часто компании могут не иметь необходимых компетенций в архитектурном проектировании. Таким образом, подход к разработке технического задания и технического проекта системы может быть связан с высоким риском потери времени и увеличения времени разработки, что может привести к финансовым потерям и дополнительным затратам при обнаружении ошибок на этапе разработки и архитектуры системы. В статье рассматривается разработка специального математического и алгоритмического обеспечения проектирования архитектуры информационных систем с использованием элементов машинного обучения и искусственного интеллекта для построения системы рекомендательного проектирования.

Создание алгоритма рекомендательной системы является основным элементом в разработке такого рода систем. В этой статье обсуждается сингулярный алгоритм декомпозиции для задачи коллаборативной фильтрации, фильтрации на основе контента и деревьев решений при разработке специальной математической и алгоритмической поддержки проектирования архитектуры информационных систем. При создании рекомендательного алгоритма важно учитывать, как программное обеспечение будет собирать данные о проектируемой высоконагруженной информационной системе, в какой форме будет осуществляться обратная связь и как все эти параметры повлияют на выбор архитектуры.

2. Постановка задачи

Формализуем нашу задачу. Пусть множество типов информационных систем, описываемых пользователем как $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$, множество объектов, т.е. предлагаемых архитектур $P = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$, весовая матрица $R = (r_{ij})$ размера $n * m$, $i \in \{1..n\}, j \in \{1..m\}$. N — желаемое количество рекомендаций, которые нужно получить от системы. Набор типов информационных систем состоит из объекта, описываемого как набор некоторых характеристик, которые должны быть заполнены пользователем. Набор характеристик состоит из следующих обязательных пунктов для заполнения с множе-

ством возможных решений, которые необходимо принять:

1. количество транзакций в секунду на чтение,
2. количество транзакций в секунду на запись,
3. количество пользователей,
4. требования к дальнейшей масштабируемости,
5. функциональные требования,
6. типы объектов в системе.

Требуется найти: для описываемого набора типов информационных систем u , найти N — мерный вектор $(p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iN})$, где архитектура $p_{ik}, k \in N$ еще не оценены экспертами, т.е. в матрице описания транзакций есть пустое место r_{iik} , где эти архитектуры наиболее точно соответствуют базе продукционных правил и знаний, то есть прогнозируемому рейтингу, здесь r_{iik} является наибольшим. Алгоритмы, необходимые для решения этой задачи, могут быть самыми разными и использовать разные входные данные. Некоторые из них генерируют рекомендации только на основе данных об известных матрицах описания транзакций или на заранее описанных известных продукционных правилах. Другие используют дополнительные характеристики, используют матрицы описания транзакций, чтобы определить, какие из этих характеристик наиболее точно соответствуют предпочтениям пользователя, а затем выбирают альтернативы с этими характеристиками.

Первой исследовательской работой по рекомендательным системам считается «Автономный веб агент для автоматического поиска и идентификации интересных публикаций» Ли Джайлза в 1998 году. В статье «Использование коллаборативной фильтрации для создания информационного гобелена» описывается работа экспериментальной системы рассылки Tapestry. Разработчики Tapestry первыми использовали термин «коллаборативная фильтрация» как метод сбора качественных данных. Основная идея систем совместной фильтрации заключается в том, что если у пользователей были одни и те же интересы в прошлом, их предпочтения останутся такими же и в будущем. Этот принцип работы класса алгоритмов коллаборативной фильтрации в англоязычной литературе называется пользовательским, то есть основанным на статистике о пользователях. При этом используется метод, сравнивающий сходство выбранных альтернатив. Такой метод, основанный на сравнении сходства объектов, называется поэлементным. Контент-ориентированные системы также могут решить эту проблему. Контент-ориентированные системы используют информацию о типах информационных систем, для которых набор альтернатив выбирается на основе характеристик типов. Этот тип системы основан на наличии информации об описании и профиле типов информационных систем, который состоит из набора характеристик элемента. Профиль может быть составлен

из предпочтений, которые уже использовались при выборе альтернатив [1–5].

Преимущества метода контент-ориентированных систем состоит в следующих пунктах: не требуется большой группы пользователей для достижения высокой точности рекомендаций, новинки могут быть рекомендованы, как только они появятся; новые векторы могут быть рекомендованы сразу после их заполнения. Недостатки метода: сильная зависимость от предметной области, полезность рекомендаций ограничена, профиль и элементы должны состоять из одного набора характеристик, чтобы быть сопоставимыми.

Разработка систем, основанных на знаниях, является неотъемлемой частью исследований искусственного интеллекта и направлена на создание компьютерных методов решения задач, обычно требующих экспертов и знаний специалистов. За последние 10 лет наблюдается быстрый прогресс в исследованиях методов генерации знаний на основе машинного обучения. В этой главе, однако, мы не будем делать широкий, а потому поверхностный обзор имеющихся работ, а сосредоточимся на тех методах, которые имеют непосредственное отношение к проблемам экспертных систем:

1. извлечение набора правил из представленных примеров;
2. анализ важности отдельных правил;
3. оптимизация производительности набора правил.
4. Методология

Экспертная система состоит из следующих основных компонентов: механизма вывода (интерпретатора правил), базы знаний, включающей оперативную память или базу данных и базу правил, компонентов приобретения знаний, объяснительного и диалогического.

Предлагается разработать модель экспертной системы на основе сингулярной декомпозиции. Данные для обучения модели предлагается собрать и хранить в графовой системе управления данными. Сбор данных о типах информационных систем создается на основе файла, описывающего стек используемых технологий. Затем знания загружаются в систему управления данными на основе графов, и на основе предложенной сингулярной модели декомпозиции пользователю выдается рекомендация, которая запрашивает решение из системы рекомендаций для проектирования типа информационной системы.

Представим разложение матрицы R используя сингулярное разложение: $R_{n \times m} = U_{n \times n} \Sigma V_{m \times m}^T$. Применяя усеченное разложение, получаем следующее: $R'_{n \times m} = U'_{n \times d} \Sigma'_{d \times d} V'^T_{d \times m}$. Из свойств сингулярного

разложения матрица $R'_{n \times m}$ является лучшим приближением низкого ранга с точки зрения стандартного отклонения. Немного упростим выражение: запишем произведение первых двух матриц $U_{n \times d} = U'_{n \times d} \Sigma'_{d \times d}$, и матрица $V'^T_{d \times m}$ обозначается как $V_{d \times m}$. Таким образом, формула выглядит следующим образом $R'_{n \times m} = U_{n \times d} V_{d \times m}$. Интерпретируем полученную формулу следующим образом: приближительная матрица оценок может быть рассчитана как произведение усеченных матриц типов информационных систем и оценок. С помощью такого усечения можно решить одну из основных проблем всех вышеперечисленных алгоритмов — вычислительную сложность. Чтобы рекомендовать тип архитектуры к типу информационной системы, необходимой пользователю u по типу i , вектор p_u следует рассматривать, как описание множества характеристик типа информационной системы пользователем и вектором для заданного q_i объекта, где прогноз $r_{ui} = \langle p_u, q_i \rangle$.

Помимо выдачи рекомендаций, алгоритм позволяет выявить скрытые особенности объектов. Например, может случиться так, что первая координата вектора каждого типа информационной системы, описанной пользователем, будет иметь номер, указывающий какому вектору признаков можно присвоить описание, чтобы сформировать рекомендацию по архитектуре, а вторая координата будет иметь номер число, отражающее другую характеристику системы.

Для решения задач, связанных с оценочной матрицей R , строится модель. Модель зависит от следующих параметров: вектор типов информационных систем и вектор объектов. По заданным параметрам u и i следует взять вектор, введенный пользователем описания p_u и вектор объекта q_i , затем получить их скалярное произведение, чтобы предсказать оценку, как в алгоритме сингулярного разложения: $r^{ui}(\theta) = p_u^T q_i$ где $\theta = \{p_u, q_i, u \in U, i \in I\}$. Но такие векторы пока не известны, поэтому их нужно получить. Имеются оценки типов информационных систем, по которым можно найти оптимальные параметры, при которых модель лучше всего предсказывает оценку: $E_{(u,i)}(r_{ui}(\theta) - r_{ui})^2 \rightarrow \min_{\theta}$. Цель состоит в том, чтобы найти следующие параметры θ , чтобы квадрат ошибки стандартного отклонения был наименьшим. Однако ситуация такова: оптимизация будет приводить к малейшим ошибкам в дальнейшем, но неизвестно, в каком порядке будут выводиться рекомендации. Следовательно, этот критерий нельзя оптимизировать. Однако, поскольку знания, уже предоставленные системе на этапе обучения, известны, следует попытаться минимизировать ошибку данных, находящихся в системе. Для этого следует использовать регуляризацию. Регуляризацией выступит слагаемое $\lambda \Sigma \theta^2$. Функция результата выглядит следующим обра-

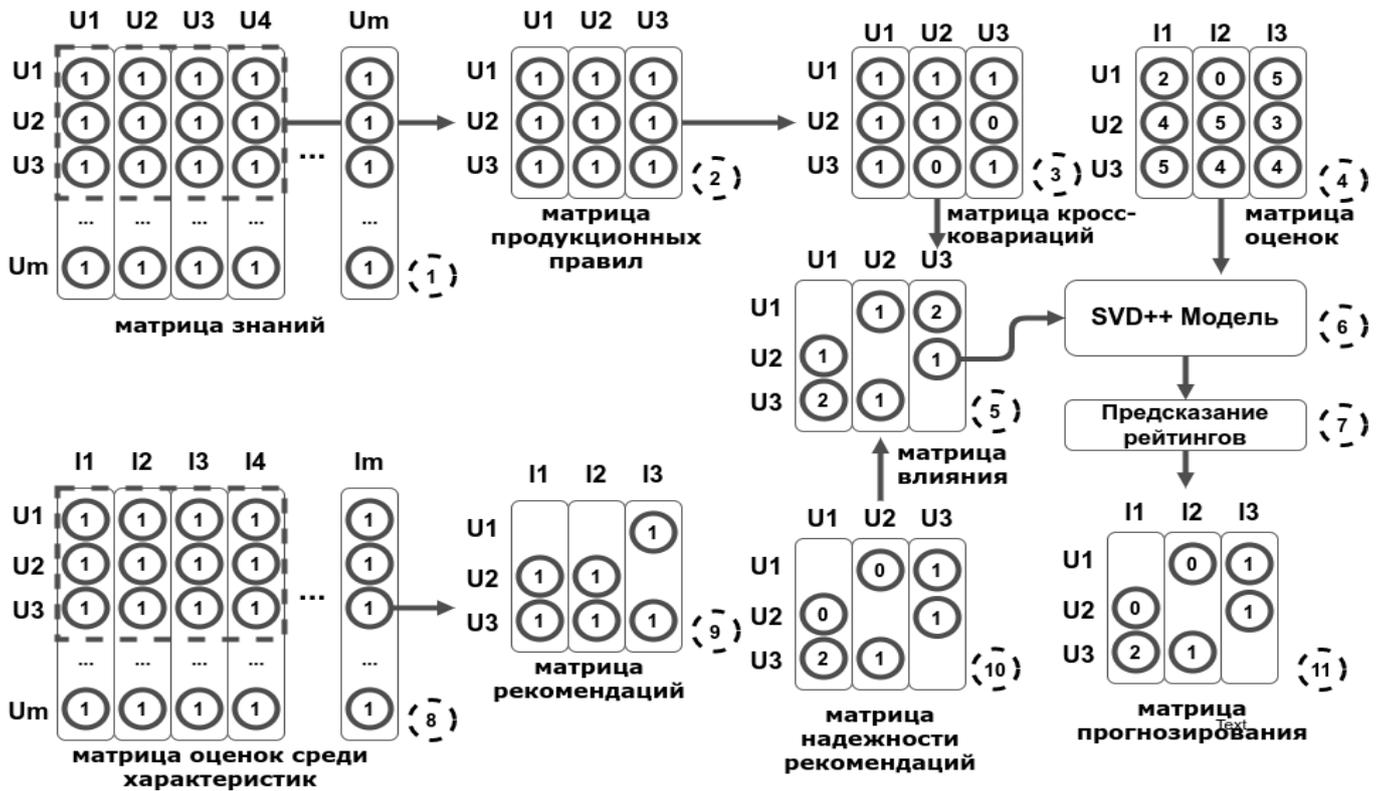


Рис. 1. Модель сингулярной декомпозиции для рекомендательной системы

зом: $\sum(r_{ui}(\theta) - r_{ui})^2 + \lambda \sum \theta^2 \rightarrow \min_{\theta}$. Для нахождения оптимальных параметров построенной модели необходимо оптимизировать следующие функционалы: $J(\theta) = \sum(p_u^T q_i - r_{ui})^2 + \lambda [\sum \|p_u\|^2 + \sum \|q_i\|^2]$

Набор параметров: для каждого объекта и типа информационной системы существует свой вектор оптимизации. Чтобы найти минимум функции, мы можем использовать метод градиентного спуска. Для этого нам понадобится градиент — вектор частных производных по каждому параметру, который будет выглядеть так: $gradJ(\theta) = (\partial J / \partial \theta_1, \partial J / \partial \theta_2, \dots, \partial J / \partial \theta_n)^T$. Шаг градиентного спуска можно записать следующим образом: $\theta_{t+1} = \theta_t - \eta gradJ(\theta)$, где η — коэффициент скорости обучения. Часто качество рекомендаций измеряется с помощью функции ошибки RMSE [5]: $RMSE = \sqrt{\sum(r'_{ui} - r_{ui})^2 / D}$. Этот метод, хотя и является стандартным для измерения качества, имеет ряд недостатков: большие различия в баллах при вынесении рекомендаций будут влиять на значение метрики больше, чем другие; ошибка в предсказании высокого балла имеет тот же вес, что и ошибка в предсказании низкого балла; существует риск плохого ранжирования, когда RMSE почти идеален, и наоборот. Есть и другие метрики — метрики ранжирования, основанные на полноте и точности. Однако они не так популярны и используются гораздо реже.

4. Результаты

Результаты разработанной модельной рекомендательной системы показаны на рисунке 1.

На Рисунке 1 выше показано, как работает модель. Матрица знаний под номером 1; матрица продукционных правил, выявленных при обучении, под номером 2; матрица кросс-ковариаций между характеристиками типов информационных систем под номером 3; матрица оценок под номером 4; матрица влияния — под номером 5; матрица оценок среди характеристик (рейтингов) информационной системы и типов для представленного вектора признаков под номером 8; матрица рекомендаций — под номером 9; матрица надежности рекомендаций — под номером 10; матрица прогнозирования для формирования рекомендаций — под номером 11.

5. Обсуждение

У этого алгоритма есть ряд проблем: матрица оценок R не известна полностью, поэтому просто взять разложение по сингулярному признаку невозможно; сингулярное разложение не уникально, поэтому даже если какое-то расширение найдено, нет гарантии, что первая координата в нем будет соответствовать некоторым выбранным пользователем характеристикам.

6. ВЫВОДЫ

Описанный метод имеет достоинства и недостатки, но показывает потенциал для дальнейших исследований в области сбора, хранения и обработки данных для построения интеллектуальной рекомендательной системы проектирования и разработки архитектур для различных видов информационных систем. Данная модель может быть использована, как один из методов автоматизированного проектирования для повышения эффективности разработки и модернизации АСУ. Данная

модель может стать методологической базой по проектированию и разработке методов обеспечения совместности и интеграции АСУ, АСУТП, АСУП, АСТПП и других систем и средств управления. Данная модель может быть рассмотрена, как основа продукционной базы принятия решения и выявления знаний, формирования рекомендаций по проектированию архитектуры программного обеспечения и является теоретической основой и методом математического моделирования организационно-технологических систем и комплексов, функциональных задач и объектов управления и их алгоритмизации.

ЛИТЕРАТУРА

1. Воронцов, К.В. Коллективная фильтрация [Электронный ресурс]. — URL: <http://www.machinelearning.ru/wiki/images/archive/9/95/20140413184117%21Vorop-ML-CF.pdf>, бесплатно (дата обращения: 10.04.2022).
2. Кутянин, А.Р. Рекомендательные системы: обзор основных составов и результатов. 2017 [Электронный ресурс]. — URL: http://www.mathnet.ru/php/archive.phtml?wshow=paper&jrnid=ista&paperid=26&option_lang=rus, бесплатно (дата обращения: 10.04.2022).
3. Википедия Доверительный интервал биномиальной пропорции [Электронный ресурс]. — URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Binomial_proportion_confidence_interval, бесплатно (дата обращения: 10.04.2022).
4. Википедия tf-idf [Электронный ресурс]. — URL: <https://en.wikipedia.org/wiki/Tf%E2%80%93idf>, бесплатно (дата обращения: 10.04.2022).
5. Анатомия рекомендательных систем [Электронный ресурс]. — URL: <https://habr.com/ru/company/lanit/blog/420499/>, бесплатно (дата обращения: 10.04.2022).

© Кондыбаева Алмагуль Бауржановна (alma.kond@gmail.com).

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»

