

РАЗРАБОТКА ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ПОДБОРА ТИПОВЫХ ИНФРАСТРУКТУРНЫХ РЕШЕНИЙ НА ЭТАПАХ КОНЦЕПТУАЛЬНОГО ПРОЕКТИРОВАНИЯ МЕСТОРОЖДЕНИЙ

***Аннотация.** В статье рассматривается архитектура интеллектуальной системы для подбора типовых инфраструктурных решений в нефтегазовом инжиниринге. Типовое инфраструктурное решение определяется на основе требований и условий эксплуатации, включая в себя конфигурацию системы в виде перечня объектов с их параметрами. Методологической основой системы является прецедентный и онтологический подход в задаче автоконфигурирования систем наземного обустройства.*

***Ключевые слова:** онтология, прецедентный подход, машинное обучение, деревья решений в задаче классификации.*

Введение. Повышение сложности задач в области инжиниринга требует новых подходов, совмещающих в себе автоматизацию и интеллектуальную поддержку при принятии решений. Нефтегазовый инжиниринг — это сложный комплекс взаимосвязанных направлений от добычи до реализации нефти и газа внешним потребителям. Ключевым звеном в процессе освоения нефтегазового актива является этап концептуального проектирования, направленный на поиск рентабельного кейса и формирование ценности проекта. В задачи концептуального проектирования входит подбор оборудования с оптимальными характеристиками, удовлетворяющими требованиям и условиям эксплуатации, что в итоге формирует размер капитальных вложений в общей структуре затрат.

Сложность нефтегазовых проектов, интеграция данных по нескольким направлениям, от геологии и разработки до наземного обустройства и экономики, обуславливают необходимость создания систем цифрового инжиниринга, которые способны обеспечить интеллектуальную поддержку процессов концептуального проектирования [1–4]. Такие системы должны обеспечить генерацию вариантов технологических решений, отвечающих заданным требованиям

и существенным условиям эксплуатации, и их обоснование с учетом экспертных знаний.

Проблема исследования. Сложность принятия решений в вопросах конфигурирования нефтегазовой системы на этапе концептуального проектирования состоит в наличии множества трудноформализуемых факторов и необходимости проведения большого числа итераций при изменении входных данных. Вопросы автоматизации проектирования технологических схем месторождения на основе методов искусственного интеллекта (ИИ), включая подбор и согласование параметров оборудования, удовлетворяющих требованиям и условиям эксплуатации, являются актуальными для нефтегазодобывающей отрасли.

Материалы и методы. В качестве методологической основы интеллектуальной системы подбора типовых инфраструктурных решений рассматриваются известные методы ИИ: онтологический инжиниринг и case-based reasoning (CBR), которые неоднократно применялись при создании интеллектуальных систем поддержки принятия решений при проектировании и эксплуатации сложных объектов в разных предметных областях [5, 6].

Архитектура интеллектуальной системы, представленная на рис. 1, включает в себя три основных модуля для приема, обработки информации и выдачи результата, а именно:

1. Модуль «Пользовательский интерфейс» для ввода исходных данных (ИД) по нефтегазовому проекту и вывода результата конфигурации.

2. Модуль CBR для извлечения прецедентов с ближайшими значениями оцениваемых параметров.

3. База прецедентов, состоящей из параметрической базы данных (БД) и онтологической базы знаний (БЗ).

Case Based Reasoning является подходом к решению новой задачи с использованием и адаптацией решения уже известной задачи [7]. Прецедент представляет собой случай, произошедший ранее и выступающий примером или оправданием для будущих случаев подобного рода [8].

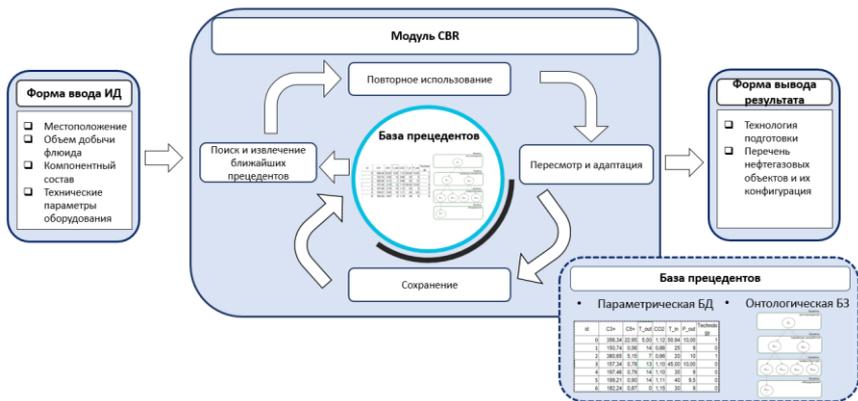


Рис. 1. Архитектура интеллектуальной системы для подбора типовых инфраструктурных решений в нефтегазовом инжиниринге

CBR-цикл состоит из четырех основных этапов [7, 9], а именно:

- Retrieve — поиск и отбор из базы прецедентов наиболее подходящего случая для рассматриваемой ситуации из базы прецедентов (БП).
- Reuse — повторное использование извлеченного прецедента для решения текущей задачи.
- Revise — пересмотр и адаптация полученного решения в соответствии с условиями рассматриваемой ситуации.
- Retain — сохранение полученного решения в базу прецедентов (БП) для дальнейшего использования.

Модуль хранения информации и структурированных знаний в CBR-системе представлен базой прецедентов, к которой обращается машина вывода (reasonier) для вывода решений в соответствии с указанными этапами.

Прецедент CASE представляет собой взаимосвязь ситуации (Sit) и решения (R): $CASE = \langle Sit, R \rangle$, где Sit — некоторым образом формализованное описание проблемной ситуации, для которой ищется решение, а R — то решение, которое может быть рекомендовано экспертами или которое было применено на практике в этой ситуации.

Способы представления прецедентов включают в себя следующие группы: параметрические, объектно-ориентированные, специальные (онтологии, деревья, графы, логические формулы, и т. д.).

Базовым способом представления прецедента, ввиду удобства наполнения и сопровождения БП, является параметрическая модель. Применение онтологии позволяет задать более сложную структуру прецедента, которая при этом обеспечивает естественность представления структурированных знаний и взаимосвязь между различными концептами.

Онтологическая модель БП задается тройкой: $O = (X, R, \Phi)$, где X — конечное множество концептов предметной области, представленных в онтологии; R — конечное множество отношений между концептами; Φ — конечное множество функций интерпретации, определенных на концептах и (или) отношениях.

Модель онтологии для представления информации об инфраструктурном решении, описывающем этапы конфигурирования объектов в строго заданной последовательности, представлена на рис. 2.

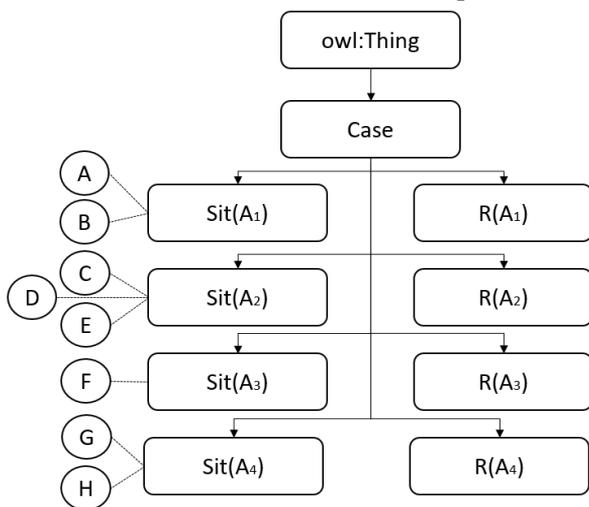


Рис. 2. Модель онтологии для описания типовых инфраструктурных решений при конфигурировании нефтегазовых объектов

На рис. 2 представлена модель структурированного описания прецедента на основе онтологии, которая включает несколько уровней детализации ситуации (Sit) и соответствующих им результатов (R). Параметры, описывающие ситуацию Sit, также распределены по 4 уровням разной степени детализации, где A1 — уровень параметров месторождения, A2 — уровень параметров разработки, A3 — уровень параметров наземного обустройства, A4 — уровень параметров оборудования.

Наибольшее влияние на конфигурацию инженерной системы оказывает выбор технологии, который в большинстве случаев опирается на базу реализованных проектов со схожими условиями эксплуатации и экспертное мнение специалистов в данной области. Таким образом, первым шагом при извлечении прецедента необходимо определить наиболее применимую технологию, например, вариант подготовки газа — осушка газа или отбензинивание с применением низкотемпературной сепарации.

Результаты. Подбор технологии подготовки газа реализован на языке программирования Python с помощью библиотеки машинного обучения Scikit-learn. Основой для проведения расчетов является сформированная параметрическая БД по газовым проектам, включающая параметры газожидкостной смеси и требования к продукту, а также соответствующие им типы технологий подготовки газа.

Основой решения задачи классификации в данной работе является дерево решений, построение которого включает в себя следующие этапы: импорт библиотек, импорт набора данных, подготовка данных, построение модели с помощью sklearn, визуализация дерева решений, прогнозирование с помощью модели, оценка модели.

Дерево решений, представленное на рис. 3, позволяет верхнеуровнево определить типовую технологию подготовки газа с учетом значимости входных параметров, определяемых системой автоматически.

Оценка R^2 обученной модели составила 0,79, которая при большом стремлении к единице снижает значимость прочих факторов для прогноза значений результативного параметра.

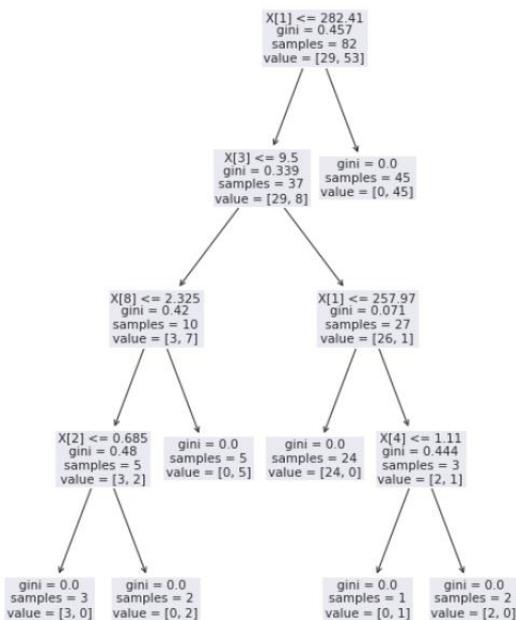


Рис. 3. Дерево решений для классификации по типам технологии подготовки газа

Заключение. В ходе разработки интеллектуальной системы подбора типовых инфраструктурных решений сформирована концепция IT-прототипа, включающая в себя пользовательский интерфейс для ввода исходных данных и вывода результата, модуль СВР и базу прецедентов, которая представлена параметрической БД и онтологической БЗ. Применение интеллектуальной системы на этапах концептуального проектирования месторождений позволит сформировать основу для добавленной стоимости проекта, снижая риск поздних изменений.

Одним из этапов подбора типового инфраструктурного решения является выбор подходящей технологии подготовки нефтегазовой смеси, реализованный в прототипе с помощью методов машинного обучения на данных газовых проектов. Данная процедура сужает пространство альтернативных вариантов, оставляя только наиболее подходящие для текущих проектных условий. Применение дерева решений

показало свою эффективность в задаче классификации по типам технологии подготовки газа, что позволяет использовать данный метод на начальном этапе подбора типовых инфраструктурных решений.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Yakovlev V. V. The direction of cognitive technologies development in the Upstream Division of Gazprom Neft Company / V. V. Yakovlev, M. M. Khasanov, A. N. Sitnikov [et al.]. — Text : direct // Neftyanoe Khozyaystvo — Oil Industry. — 2017. — № 12. — P. 6-9.
2. Shushakov A. A. ERA: Production — an integrated platform for increasing the efficiency of the operation of the artificial lift and oil fields / A. A. Shushakov, A. V. Bilinchuk, N. M. Pavlechko [et al.]. — Text : direct // Neftyanoe Khozyaystvo — Oil Industry. — 2017. — № 12. — P. 60-63.
3. Skalle P. Petrol 18 946: Downhole failures revealed through ontology engineering. Journal of Petroleum Science and Engineering / P. Skalle, A. Aamodt. — URL: <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2020.107188> (date of the application: 06.06.2022). — Text : electronic.
4. Mohammed M. An Ontology-Enabled Case-Based Reasoning Decision Support System for Manufacturing Process Selection / M. Mohammed, Ali M. Al-Samhan, H. Lotfi. — URL: <https://doi.org/10.1155/2019/2505183> (date of the application: 06.06.2022). — Text : electronic.
5. Baclawski K. Ontology summit 2020 communiqué: Knowledge graphs / K. Baclawski, M. Bennett, G. Berg-Cross [et al.]. — Text : direct // Applied Ontology. — 2021. — № 16. — P. 229-247.
6. Schäffer E. A strategic approach to improve the development of use-oriented knowledge-based engineering configurators (KBEC) / S. Shafiee, A. Mayr, J. Franke. — Text : direct // Procedia CIR. — 2021. — № 96. — P. 219-224.
7. Aamodt A. Case-Based Reasoning: Foundational Issues, Methodological Variations, and System Approaches / A. Aamodt, E. Plaza. — Text : direct // AI Communications. IOS Press. — 1994. — № 7. — P. 39-59.
8. Варшавский П. Р. Применение онтологического подхода для реализации поиска решения на основе прецедентов в интеллектуальных системах поддержки принятия решений / П. Р. Варшавский, Р. В. Алехин, Зо Лин Кхайнг. — Текст : непосредственный // Труды 13-й национальной конференции по ИИ с международным участием (КИИ-2012). — Белгород, 2012. — С. 72-79.