

ЭКСПЕРТНАЯ СИСТЕМА ОЦЕНКИ ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ УЗЛОВ ЭЛЕКТРОЦЕНТРОБЕЖНЫХ НАСОСОВ НА ОСНОВЕ ПРОДУКЦИОННОГО ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ЗНАНИЙ И НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ

Д.А. Истомин¹, В.Ю. Столбов¹, Д.Н. Платон²

¹ Пермский национальный исследовательский политехнический университет, г. Пермь, Россия

² ООО «Нафта Эксперт», г. Пермь, Россия

Введение. Оценка состояния узлов электроцентробежных насосов является одной из множества задач, которые необходимо решить для повышения эффективности бизнес-процессов нефтедобычи. Повышение эффективности процессов мониторинга состояния и прогнозирования отказов электроцентробежных насосов зачастую требует разработки специального математического и информационного обеспечения. **Цель исследования.** Проработка вопросов применения экспертных систем для оценки технического состояния узлов электроцентробежных насосов на основе полученных знаний. **Материалы и методы.** Экспертная система рассматривается в качестве вспомогательного инструмента, минимизирующего ошибки, связанные с ложным срабатыванием предиктивной аналитики. Экспертная система на основе трендов по каждому показателю электроцентробежного насоса (давление, вибрация, сила тока и т. д.) формирует оценку технического состояния, например, диагностируя определенный вид неисправности. Для хранения знаний в экспертной системе рассматриваются фреймы и продукции. Детально рассмотрен продукционный способ представления знаний и предложена возможность применения нечеткого логического вывода. **Результаты.** Исследованы возможности экспертных систем, основанных на знаниях, включая модели представления знаний с учетом нечеткости информации и алгоритмы логического вывода. Обосновано применение продукционной модели представления знаний экспертов, показано применение теории нечетких множеств для обработки знаний экспертов. Предложена концепция интеллектуальной информационной системы, включающей экспертную систему поддержки принятия решений, основанную на знаниях, а также блок предварительной и глубокой обработки данных, включая компонент предиктивной аналитики, основанный на нейросетевых технологиях. Представлен демонстрационный пример применения экспертной системы, а также рассмотрены особенности ее реализации в оболочке FuzzyCLIPS. **Заключение.** Исследуемые методы и модели апробированы на реальных данных, что подтверждает возможность их использования при разработке интеллектуальной информационной системы.

Ключевые слова: электроцентробежный насос, техническое состояние, экспертная система, представление знаний, продукционные знания, фреймы, логический вывод, нечеткие множества, CLIPS, FuzzyCLIPS.

Введение

Автоматизированная оценка состояния узлов электроцентробежных насосов (ЭЦН) является одной из важных задач, которые необходимо решить для повышения эффективности бизнес-процессов нефтедобычи. Повышение эффективности процессов мониторинга состояния [1] и прогнозирования отказов ЭЦН зачастую требует разработки специального математического и информационного обеспечения.

В настоящее время в мире бурно развиваются методы искусственного интеллекта (ИИ), включая предиктивную аналитику [2], основанную на глубокой обработке данных (data mining) с помощью машинного обучения и нейросетевых технологий. Однако количество подобных методов, введенных в промышленную эксплуатацию, достаточно невелико [3, 4].

В создании интеллектуальных информационных систем (ИИС) заинтересованы и многие крупные российские нефтегазовые компании. Кроме того, для выявления возможных аномалий в работе оборудования необходимо с помощью экспертов накопить необходимые знания, на осно-

ве которых можно сформировать критерии наступления различных аномалий по многофакторному анализу данных, поступающих с датчиков за определенный период времени.

Целью настоящего исследования является проработка вопросов применения экспертных систем для оценки технического состояния узлов электроцентробежных насосов на основе полученных знаний [5].

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

1. Исследовать возможности экспертных систем, основанных на знаниях, включая модели представления знаний с учетом нечеткости информации и алгоритмы логического вывода.
2. Апробировать исследуемые методы и модели на реальных данных.
3. Предложить и апробировать вариант реализации ИИС, включающую экспертную систему поддержки принятия решений, основанную на знаниях, интегрированную с блоком предварительной и глубокой обработки данных.

1. Архитектура ИИС

На рис. 1 приводится структурная схема ИИС, позволяющей оценивать техническое состояние оборудования в процессе эксплуатации. Данная система включает несколько модулей (подсистем), связанных между собой информационными потоками. К основным модулям ИИС можно отнести: подсистему мониторинга, подсистему предварительной обработки данных и экспертную систему, основанную на знаниях. Отметим, что на основе современных методов искусственного интеллекта (ИИ) можно разработать модели, способные по информации, поступающей с оборудования в режиме реального времени, определять его техническое состояние и предсказывать возможные поломки узлов и отказы в ближайшем будущем. Однако для построения подобных моделей, основанных, например, на нейросетевых технологиях, необходимы большие массивы данных, полученных с датчиков за длительный период времени эксплуатации, а также сведения о произошедших поломках и проведенных ремонтах оборудования. Из рис. 1 видно, что формирование управленческого решения с помощью ИИС и передача его ЛПР возможны двумя путями: в режиме реального времени с помощью компонента «Подсистема обработки и анализа данных», осуществляющего предиктивную аналитику, и с запаздыванием по времени после анализа поступающих и обработанных данных с помощью экспертной системы, основанной на знаниях.

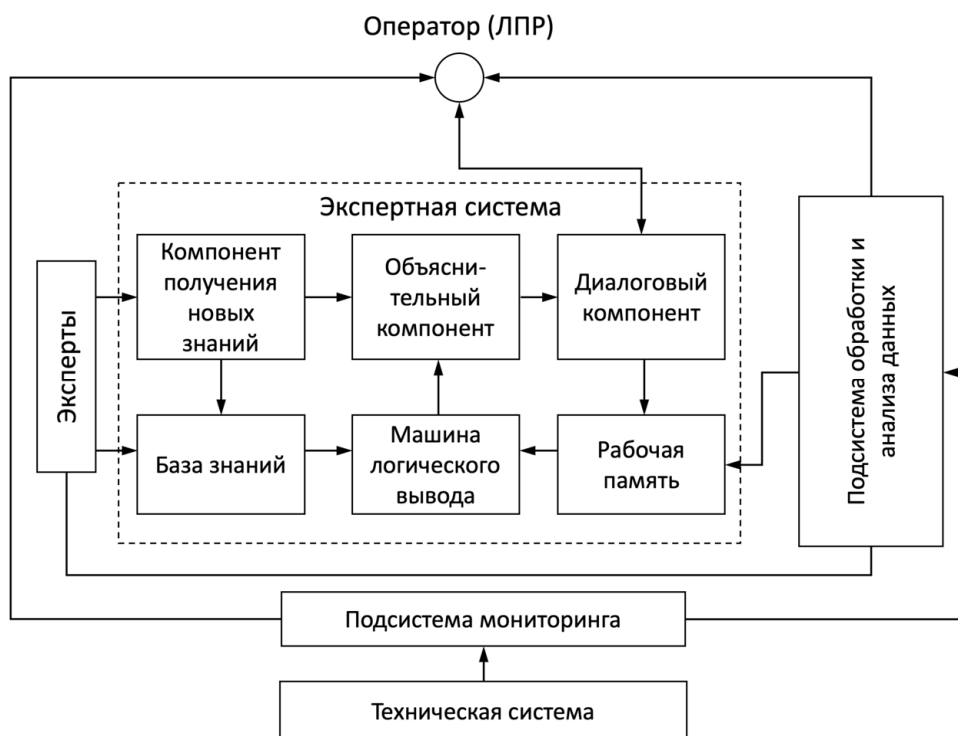


Рис. 1. Архитектура ИИС
Fig. 1. Architecture of IIS

Конечно, первый путь является более перспективным, но требует отработки методов ИИ (например, обучения и настройки специальных глубоких нейросетей). Поэтому на первом этапе разработки ИИС целесообразным является использование двух способов выработки управляющих решений, что повысит точность прогноза и снизит вероятность ошибки 1-го рода (ложное срабатывание).

Предполагается, что существует модуль информационной системы, осуществляющий предварительный анализ показателей ЭЦН с помощью статистической обработки данных или нейросетевого моделирования и позволяющий определять тренды поступающих данных на заданном интервале времени работы оборудования. Рассмотрим возможность реализации модуля экспертной системы, которая бы позволяла хранить и использовать знания экспертов для оценки технического состояния. Наличие данного модуля в составе ИИС позволит дополнительно достигнуть следующих положительных следствий:

- 1) сохранность знаний экспертов в рамках предприятия;
- 2) повышенная доступность экспертных знаний;
- 3) повышение доверия к принятому решению;
- 4) возможность получить детальное объяснение принятого решения о неполадке ЭЦН;
- 5) возможность использовать в обучении персонала.

Считается, что в модуль ЭС поступают данные по анализируемым показателям ЭЦН. Например, данные по напряжению, силе тока, вибрации, давлению и т. д. В модуль данные могут поступать в различной форме:

1. Информация по показателям, аппроксимированная прямой на некотором интервале времени, – линейный тренд, т. е. по каждому показателю известно направление изменения (рост, падение, неизменность) и скорость данного изменения (тангенс угла наклона данного тренда).

2. Информация по показателям, аппроксимированная параболой (или другой кривой), – на рассматриваемом интервале времени изменение каждого показателя может происходить нелинейно, например, сначала рост, а потом падение. Данная информация позволит более точно учитывать характер изменения данных для формирования заключения о возможной неполадке ЭЦН.

2. Анализ способов представления знаний

На первоначальном этапе на основе данных, полученных от экспертов, нетрудно сформировать таблицу, описывающую каждую неполадку совокупностью изменений каждого из показателей работы оборудования [6]. Примеры возможных неполадок оборудования приведены в таблице, в которой использованы следующие обозначения: Р – растет, П – падает, Н – неизменно.

Изменения показателей, приводящих к неисправностям ЭЦН
Changes in parameters leading to failures of electric centrifugal pumps

Показатель/Случай	Частота	Напряжение	Сила тока	Давление на приеме насоса	Давление на выкиде насоса	Дебит на устье	Температура двигателя насоса	Давление на устье	Температура на устье
Нормальное увеличение частоты	Р	Р	Р	П	Р	Р	Р	Р	Р
Уменьшение диаметра штуцера	Н	Н	П	Р	Р	П	Р	Р	П
Ограничение выше ЭЦН, но до устьевого манометра – Закрыт клапан отсекагель	Н	Н	П	Р	Р	П	Р	П	П
Негерметичность перепускной пробки	Н	Н	Н	Р	П	П	Р	Н	П
Увеличение обводненности флюида	Н	Н	Р	Р	Р	П	Р	П	Н
Выделение газа	Н	Н	Р/П	Р/П	П	П	П	П	П
Разгерметизация НКТ	Н	Н	П	Р	П	П	Р	П	П
Закрыта задвижка на линейном трубопроводе	Н	Н	П	Р	Р	П	Р	Р	П
Падение частоты ниже минимальной	П	П	П	Р	П	П	Р	П	П
Попадание твердых частиц (песка) или флюида с высокой вязкостью в насос	Н	Н	Р	Р	П	П	Р	П	П
Разрушение вала насоса	Н	Н	П	Р	П	П	Р	П	П
Износ насоса	Н	Н	П	Р	П	П	Р	П	П

Данная таблица без особого труда может быть представлена в виде дерева принятия решений. Но в дальнейшем, по мере накопления знаний о неполадках, может появиться потребность в оперировании более сложными суждениями с применением промежуточных гипотез. Также может потребоваться возможность более сложного описания причин и ситуаций, приводящих к той или иной неисправности ЭЦН.

Рассмотрим возможность использования различных способов представления знаний для решения данной задачи. Как показал предварительный анализ, наиболее перспективными моделями представления знаний в рассматриваемом случае являются продукции и фреймы [7].

1. *Продукции*. Нетрудно преобразовать информацию о неполадках (см. таблицу) в продукционные правила вида «Если – то». На рис. 2 представлен пример правил более сложного вида, содержащий вывод промежуточной гипотезы до непосредственного вывода гипотезы о неполадке.

<p>Если «Частота» = «Растет» И «Напряжение = «Растет» И «Сила тока» = «Растет» ТО «Электрические показатели» = «Возможные неполадки с электрикой»</p> <p>Если «Давление на приеме насоса» = «Падает» И «Давление на выкиде насоса» = «Растет» И «Дебит на устье = Растет» И «Температура двигателя насоса = Растет» И «Давление на устье = Растет» И «Температура на устье = Растет» ТО «Механические показатели» = «Норма»</p> <p>Если «Электрические показатели» = «Возможные неполадки с электрикой» И «Механические показатели» = «Норма» ТО «Случай» = «Нормальное увеличение частоты»</p>

Рис. 2. Пример продукционных правил с промежуточной гипотезой
Fig. 2. Example of production rules with intermediate hypothesis

Также помимо обычного прямого логического вывода с использованием продукционного способа представления знаний могут быть полезны:

а) обратный логический вывод – при рассмотрении неполадки ЭЦН можно проанализировать, какие еще сходные факты могут к ней привести;

б) нечеткий логический вывод – использование нечеткой логики совместно с коэффициентом уверенности (CF, certainty factor) позволит учитывать больше аспектов предметной области в фактах и правилах. Применимость данного логического вывода будет рассмотрена ниже более подробно.

2. *Фреймы*. Каждую стереотипную ситуацию, описывающую неполадку ЭЦН, можно представить в виде фреймов-ситуаций. Как следствие, данные неполадки могут образовывать иерархии. Также при помощи присоединенных процедур можно в момент работы логического вывода производить дополнительные вычисления, например, вычислять время и стоимость прогнозируемого ремонта, обращаясь к веб-сервисам и БД. Данная логика естественным образом ложится на фреймовый способ представления знаний. Пример фрейма представлен на рис. 3.

На текущий момент исследования количество знаний о неполадках ЭЦН, отражающих причинно-следственные связи, небольшое. Поэтому предлагается описывать знания в виде продукционных высказываний «Если – то», которые являются более понятными для экспертов. Рассмотрим более подробно преимущества нечеткого логического вывода для решаемой задачи.

«Уменьшение диаметра штуцера»	
АКО	«Механическая неполадка»
Частота	Неизменно
Напряжение	Неизменно
Сила тока	Падение
Давление на приеме насоса	Рост
Давление на выкиде насоса	Рост
Дебит на устье	Падение
Температура двигателя насоса	Рост
Давление на устье	Рост
Температура на устье	Падение
Длительность ремонта	IF_NEEDED: Duration()
Стоимость ремонта	IF_NEEDED: Cost()

Рис. 3. Краткий пример фрейма-ситуации, описывающего неполадку ЭЦН
Fig. 3. Brief example of frame situation describing the problem of electric centrifugal pumps

3. Использование нечеткого логического вывода

В нефтегазовой отрасли нечеткие множества [8] рассматриваются, например, для использования в оценке и предсказания количества и качества добываемых ископаемых [9–13]. Также и применительно к предсказанию неполадок насосов [14].

В рамках существующей совокупности НЕ-факторов [15] рассмотрим более детально два из них и опишем возможности их учета при оценке технического состояния ЭЦН:

1. *Нечеткость*. При составлении правил эксперт может оперировать неформализованными понятиями, например, использовать понятие «Сильный рост давления на устье насоса», т. е. использовать лингвистические переменные. Для устранения данного НЕ-фактора определяются функции принадлежности, которые будут рассмотрены ниже.

2. *Неопределенность*. При описании правил эксперт может выражать некоторую неопределенность в высказываниях. Например, «Вероятнее всего сильный рост давления на устье насоса». Для описания данного фактора используется коэффициент уверенности (CF). В рамках решаемой задачи неопределенность может применяться как к самим фактам, так и к правилам.

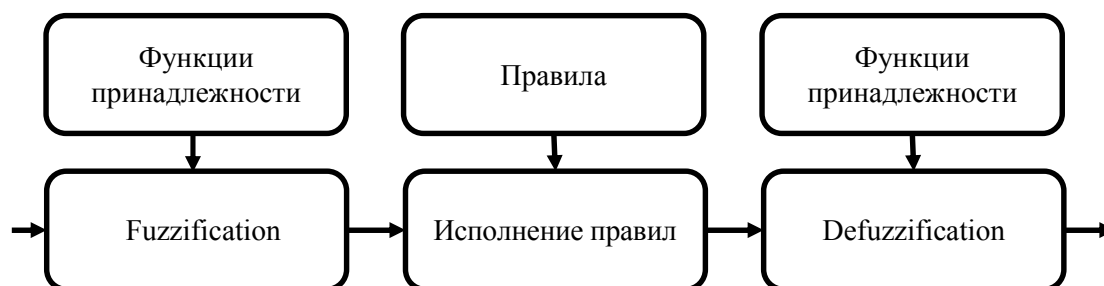


Рис. 4. Схема работы нечеткого логического вывода
Fig. 4. Fuzzy logic output operation diagram

Тогда прямой нечеткий логический вывод для выявления неполадки ЭЦН будет выглядеть следующим образом (рис. 4):

1. Получение данных по каждому показателю (давление, вибрация и др.) и преобразование их в нечеткие множества (fuzzification) при помощи заранее определенных функций принадлежности.

2. *Работа механизма (машины) логического вывода и получение заключения*. Полученное заключение может содержать коэффициент уверенности (CF). Выведенный результат может быть как «четким», так и представляться лингвистической переменной.

3. *Преобразование значений из нечеткого множества в вещественные (defuzzification)*. Данный шаг может отсутствовать. Например, в рамках решаемой задачи данный шаг может требоваться, если с каждой выводимой неполадкой ЭЦН ассоциирован уровень критичности данной неполадки (низкий, средний, высокий, очень высокий и т. д.). Тогда при наличии функций при-

Автоматизированные системы управления...

надлежасти данный уровень нетрудно преобразовать в вещественные числа, что может упростить интеграцию с внешними информационными системами.

Рассмотрим возможные виды функций принадлежности для обработки входных данных.

1. Использование пороговых значений.

При использовании ступенчатых функций принадлежности нечеткий логический вывод в целом сводится к обычному четкому логическому выводу. На вход по каждому показателю подается число в интервале $[-1; 1]$, на выходе – результат функции принадлежности либо 0, либо 1 (рис. 5).

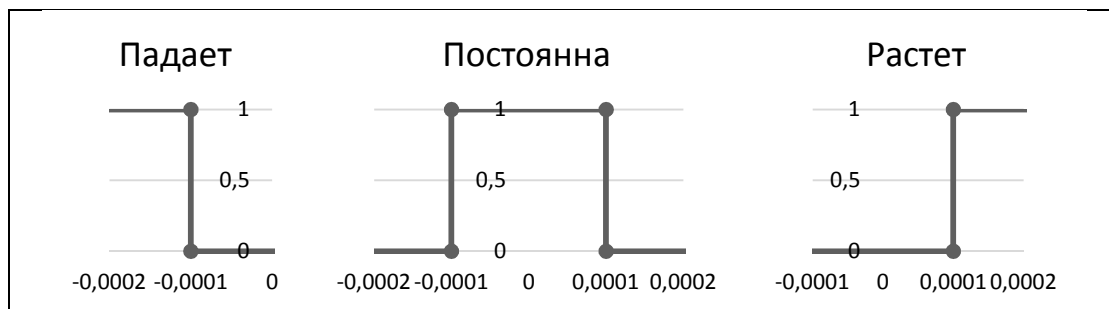


Рис. 5. Пример ступенчатых функций принадлежности
Fig. 5. Example of Step-by-Step Accessory Functions

2. Учет нечеткости в скорости изменения параметров.

Для того чтобы учесть скорость изменения параметров, можно предложить следующие функции принадлежности (рис. 6).

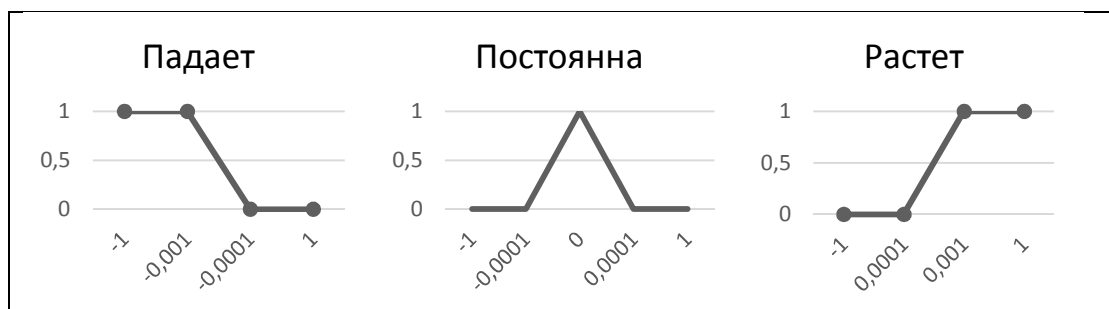


Рис. 6. Пример функций принадлежности для учета скорости изменений
Fig. 6. Example of Accessory Functions for Account for Change Rates

3. Учет смены тренда

Описание смены тренда на исследуемом интервале времени осуществляется аппроксимацией параболой $a \cdot x^2 + b \cdot x + c$. Таким образом, на вход экспертной системы подаются три коэффициента по каждому из рассматриваемых параметров работы ЭЦН. Если коэффициент $a < 0$, значит сначала происходит рост параметра, затем падение. И наоборот: если $a > 0$, то сначала падение, потом рост. Нетрудно вычисляется и модуль абсолютного изменения значения параметра (рис. 7).



Рис. 7. Пример функций принадлежности для учета смены тренда показателя
Fig. 7. Example of accessory functions for accounting for trend change of key figure

На рис. 8 представлен пример правила для учета смены тренда. В дальнейшем выведенное значение показателя может быть естественным образом использовано в нечетком логическом выводе.

```
Если «Функция вибрации» = «Выпуклая» И «Изменение» = «Скачок»  
ТО «Вибрация» = «Рост с последующим падением»
```

Рис. 8. Пример правила для учета смены тренда
Fig. 8. Example of rule for trend change accounting

3. Пример реализации ЭС и апробация применения

В качестве демонстрационного примера рассмотрим обработку данных и прогнозирование состояния оборудования на скважине. Для наглядности сократим число рассматриваемых параметров до двух: «Вибрация» и «Давление на устье». Считается, что в базе знаний существует соответствующее правило (рис. 9) с коэффициентом $CF = 0.9$.

```
Если «Давление на устье» = «Растет» И «Вибрация» = «Растет»  
ТО «Случай» = «Уменьшение диаметра штуцера» CF=0.9
```

Рис. 9. Пример демонстрационного правила
Fig. 9. Example of the demonstration rule

На данном шаге для выбранной скважины имеются прогнозные значения показателей, полученные на одни сутки. Каждый из показателей представляет собой число (линейный тренд) – тангенсы угла наклона значения показателя по времени. Рассматриваемые значения в данном случае: «Давление на устье» = 0.0008; «Вибрация» = 0.0015.

Применяя функции принадлежности (см. рис. 6), получаем вывод заключения «Случай» = «Уменьшение диаметра штуцера» с $CF = 0.7$.

Рассмотрим детально, как был вычислен коэффициент CF :

$$CF_{\text{заключение}} = \min(CF_{\text{давления на устье}} \cdot CF_{\text{вибрации}}) \cdot CF_{\text{правила}}$$

CF показателей вычисляется исходя из функций принадлежности. Таким образом, в данном случае $CF_{\text{давления на устье}} = 1$, так как при значении 0.015, функция принадлежности имеет значение 1, а $CF_{\text{вибрации}} = 77/99$, так как данное значение функция принадлежности достигает при значении 0.0008. Итого оба показателя определяются лингвистической переменной «Растет», но с разной функцией принадлежности. Получаем:

$$CF_{\text{заключение}} = \min\left(1, \frac{77}{99}\right) \cdot 0.9 = \frac{77}{99} \cdot \frac{9}{10} = 0.7.$$

Таким образом, на основе спрогнозированных данных в виде линейных трендов по показателям «Вибрация» и «Давление на устье» было получено заключение о неисправности ЭЦН в виде «Уменьшение диаметра штуцера» с коэффициентом уверенности, равным 0.7.

Описанную выше логику можно реализовать, воспользовавшись готовой оболочкой экспертной системы FuzzyCLIPS [16]. Данная система имеет открытые исходные коды, а также является портированной на многие операционные системы. Обоснование выбора конкретной оболочки (доработка существующей или создание собственной) для промышленного использования необходимо учитывать с использованием специалистов по информационным технологиям и конкретного ИТ-ландшафта предприятия.

Для реализации требуется:

1. Определить все функции принадлежности (рис. 10).

```
(deftemplate frequency  
-1 1  
( (increasing (.0001 0) (.0001 1) (1 1) )  
  (constant (-.0001 0) (-.0001 1) (.0001 1) (.0001 0) )  
  (decreasing (-1 1) (-.0001 1) (-.0001 0) ) ) )
```

Рис. 10. Пример функции принадлежности для частоты тока
Fig. 10. Example of accessory function for current frequency

2. Описать все правила в БЗ с указанием CF (рис. 11).

```
(defrule choke-well-back "Уменьшение диаметра штуцера"  
  (declare (CF 0.9))  
  (frequency constant)  
  (voltage constant)  
  (amperage decreasing)  
  (pressure_in increasing)  
  (pressure_out increasing)  
  (debit decreasing)  
  (temp_engine increasing)  
  (pressure_source increasing)  
  (temp_source decreasing)  
  =>  
  (assert (failure choke_well_back))  
)
```

Рис. 11. Пример правила с указанием CF
Fig. 11. Example of rule with indication CF

3. Описать правила вывода результата: при наличии факта с определенным именем в рабочей памяти (рис. 12).

```
(defrule print-result-main  
  (failure ?f)  
  ?cf <- (failure ?)  
  =>  
  (printout log "Failure is: " ?f crlf)  
  (printout log "Certainty Factor is: " (get-cf ?cf) crlf)  
)
```

Рис. 12. Пример финального правила с выводом результата
Fig. 12. Example of final rule with result output

4. Определить входные показатели (поместить в рабочую память) факты для логического вывода в виде нечетких множеств. На рис. 13 представлено описание фактов приведенного выше демонстрационного примера.

```
(deffacts my_facts  
  (pressure_source (.0008 0) (.0008 1) (.0008 0))  
  (vibration (.0015 0) (.0015 1) (.0015 0))  
)
```

Рис. 13. Пример правила с указанием CF
Fig. 13. Example of rule with indication CF

5. Запустить логический вывод.

Заключение

В результате проведенных исследований были решены следующие задачи:

1. Исследованы возможности экспертных систем, основанных на знаниях, включая модели представления знаний с учетом нечеткости информации и алгоритмы логического вывода. Обосновано применение продукционной модели представления знаний экспертов, показано применение теории нечетких множеств для обработки знаний экспертов.

2. Исследуемые методы и модели апробированы на реальных данных, что подтверждает возможность их использования при разработке ИИС.

3. Предложена концепция ИИС, включающей экспертную систему поддержки принятия решений, основанную на знаниях, и блок предварительной и глубокой обработки данных, включая компонент предиктивной аналитики, основанный на нейросетевых технологиях.

Литература

1. *Application of Remote Real-Time Monitoring to Offshore Oil and Gas Operations / National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine.* – Washington, DC: The National Academies Press, 2016. DOI: 10.17226/23499
2. Брускин, С.Н. Модели и инструменты предиктивной аналитики для цифровой корпорации / С.Н. Брускин // *Вестник Российского экономического университета имени Г.В. Плеханова.* – 2017. – № 5. – С. 136–139.
3. Лунатов, А. Первый в России комплекс предиктивной аналитики для энергетического и промышленного оборудования / А. Лунатов // *Экспозиция. Нефть. Газ.* – 2016. – № 4. – С. 82–84.
4. Stolbov, V.Yu. Application of intelligent technology in functional materials quality assurance / V.Yu. Stolbov, M.B. Gitman, S.I. Sharybin // *Materials Science Forum.* – 2016. – Vol. 870. – P. 717–724. DOI: 10.4028/www.scientific.net/MSF.870.717
5. Giarratano, J. *Expert Systems. Principles and Programming / J. Giarratano, G. Riley.* – 4-th Ed. – 2004. – 842 p.
6. *A Fuzzy Logic Application to Monitor and Predict Unexpected Behavior in Electric Submersible Pumps (Part of KwIDF Project) / F. Bermudez, G.A. Carvajal, G. Moricca et al.* // *SPE Intelligent Energy Conference & Exhibition.* – 2014. DOI: 10.2118/167820-MS
7. Roberts, R.B. *The FRL Primer / R.B. Roberts, I.P. Goldstein.* – Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA, 1977. – No. AI-M-408.
8. Zadeh, L.A. *Fuzzy Sets / L.A. Zadeh // Information and Control.* – 1976. – Vol. 8. – P. 338–353. DOI: 10.1016/S0019-9958(65)90241-X
9. Vilela, M. *Fuzzy logic applied to value of information assessment in oil and gas projects / M. Vilela, G. Oluyemi, A. Petrovski.* // *Petroleum Science.* – 2019. – P. 1–13. DOI: 10.1007/s12182-019-0348-0
10. Fatai A. Anifowose. *Prediction of Petroleum Reservoir Properties using Different Versions of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System Hybrid Models / Fatai A. Anifowose, Jane Labadin, Abdulazeez Abdulraheem // International Journal of Computer Information Systems and Industrial Management Applications.* – 2013. – Vol. 5 (20132). – P. 413–426.
11. Anifowose, F. *A Functional Networks-Type-2 Fuzzy Logic Hybrid Model for the Prediction of Porosity and Permeability of Oil and Gas Reservoirs / F. Anifowose, A. Abdulraheem // Proceedings of the 2nd International Conference on Computational Intelligence, Modeling and Simulation, IEEEExplore.* – 2010. – P. 193–198. DOI: 10.1109/CIMSiM.2010.43
12. Fang, J.H. *Fuzzy Modeling and the Prediction of Porosity and Permeability from the Compositional and Textural Attributes of Sandstone / J.H. Fang, H.C. Chen // Journal of Petroleum Geology.* – 1997. – 20 (2). – P. 185–204. DOI: 10.1111/j.1747-5457.1997.tb00772.x
13. Shahvar, M.B. *Incorporating Fuzzy Logic and Artificial Neural Networks for Building Hydraulic Unit-Based Model for Permeability Prediction of a Heterogenous carbonate Reservoir / M.B. Shahvar, R. Kharrat, R. Mahdavi // Proceedings of the International Petroleum Technology Conference, Doha, Qatar. 7–9 December 2009.* DOI: 10.2523/IPTC-13732-MS
14. *Application of a Fuzzy Expert System to Analyze and Anticipate ESP Failure Modes / D. Grassian, M. Bahatem, T. Scott, D. Olsen // Society of Petroleum Engineers.* – 2017. DOI: 10.2118/188305-MS
15. Нариньяни, А.С. НЕ-факторы и инженерия знаний: от наивной формализации к естественной прагматике / А.С. Нариньяни // *Сборник трудов IV национальной конференции по искусственному интеллекту.* – Рыбинск, 1994. – Т. 1. – С. 9–18.
16. Orchard, B. *FuzzyCLIPS Version 6.10 d User's Guide / B. Orchard.* – National Research Council of Canada, 2004. – 82 p.

Истомин Денис Андреевич, ассистент кафедры вычислительной математики, механики и биомеханики, Пермский национальный исследовательский политехнический университет, г. Пермь; dai@pstu.ru.

Столбов Валерий Юрьевич, д-р техн. наук, профессор, заведующий кафедрой вычислительной математики и механики, Пермский национальный исследовательский политехнический университет, г. Пермь; valeriy.stolbov@gmail.com.

Платон Денис Николаевич, инженер, ООО «Нафта Эксперт», г. Пермь; dplaton@nafta-e.com.

Поступила в редакцию 1 ноября 2019 г.

DOI: 10.14529/ctcr200113

EXPERT SYSTEM FOR ASSESSMENT OF TECHNICAL CONDITION OF ELECTRIC CENTRIFUGAL PUMP ASSEMBLIES BASED ON PRODUCTIVE PRESENTATION OF KNOWLEDGE AND FUZZY LOGIC

D.A. Istomin¹, dai@pstu.ru,
V.Yu. Stolbov¹, valeriy.stolbov@gmail.com,
D.N. Platon², dplaton@nafta-e.com

¹ Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russian Federation,

² Nafta Expert LLC, Perm, Russian Federation

Introduction. Condition assessment of the electric submersible pump units is one of the many tasks that need to be solved to increase the efficiency of oil production business processes. Improving the efficiency of condition monitoring processes and failure prediction of electric submersible pumps often requires the development of special mathematical and software engineering tools.

Aim. To research the use of knowledge-based expert systems for technical condition assessment of the electric submersible pumps units. **Materials and methods.** The expert system is considered as an auxiliary tool that minimizes errors associated with the false positive errors of predictive analytics. The expert system, based on trends for each indicator of the electric submersible pump (pressure, vibration, amperage, etc.), makes an assessment of the technical condition, for example, diagnosing a certain type of malfunction. To store knowledge in the expert system, frames and production rules are considered. The production rules knowledge representation is considered in detail and the possibility of using fuzzy inference is proposed. **Results.** The application of knowledge-based expert systems, including fuzzy knowledge representation models and logical inference algorithms, is investigated. The use of a production-based rules for representing expert's knowledge is justified, the application of the fuzzy inference is shown. The concept of an intelligent information system is proposed, which includes an expert knowledge-based decision support system, as well as a preliminary and deep data processing unit, including a component of predictive analytics based on neural network technologies. A demonstration example of the expert system application is presented, and the features of its implementation in the FuzzyCLIPS shell are also considered. **Conclusion.** The methods and models under study were tested on real data, which confirms the possibility of their use in the development of an intelligent information system.

Keywords: electric submersible pump, technical condition, expert system, knowledge representation, production knowledge, frames, inference, fuzzy sets, CLIPS, FuzzyCLIPS.

References

1. *Application of Remote Real-Time Monitoring to Offshore Oil and Gas Operations*. National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine. Washington, DC: The National Academies Press, 2016, 139 p. DOI: 10.17226/23499

2. Bruskin S.N. [Models and Instruments of Predictive Analysis for Digital Corporation]. *Vestnik of the Plekhanov Russian University of Economics*, 2017, no. 5, pp. 136–139. (in Russ.)
3. Lipatov A. [First in Russia Predictive Analytics Suite for Energy and Industrial Equipment]. *Exposition. Oil. Gas*, 2016, no. 4, pp. 82–84. (in Russ.)
4. Stolbov V.Yu., Gitman M.B., Sharybin S.I. Application of Intelligent Technology in Functional Materials Quality Assurance. *Materials Science Forum*, 2016, vol. 870, pp. 717–724. DOI: 10.4028/www.scientific.net/MSF.870.717
5. Giarratano J., Riley G. *Expert Systems. Principles and Programming*. Hardcover, Course Technology, 2004, 842 p.
6. Bermudez F., Carvajal G.A., Moricca G., Dhar J., Md Adam F., Al-Jasmi A., Goel H.K., Nasr H. A Fuzzy Logic Application to Monitor and Predict Unexpected Behavior in Electric Submersible Pumps (Part of KwIDF Project). *SPE Intelligent Energy Conference & Exhibition*, 2014. DOI: 10.2118/167820-MS.
7. Roberts R.B., Goldstein I.P. *The FRL Primer*. Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA, 1977, no. AI-M-408.
8. Zadeh L.A. Fuzzy Sets. *Information and Control*, 1976, vol. 8, pp. 338–353. DOI: 10.1016/S0019-9958(65)90241-X
9. Martin Vilela, Gbenga Oluyemi, Andrei Petrovski. Fuzzy Logic Applied to Value of Information Assessment in Oil and Gas Projects. *Petroleum Science*, 2019, pp. 1–13. DOI: 10.1007/s12182-019-0348-0
10. Fatai A. Anifowose, Jane Labadin, Abdulazeez Abdulraheem. Prediction of Petroleum Reservoir Properties using Different Versions of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System Hybrid Models. *International Journal of Computer Information Systems and Industrial Management Applications*, 2013, vol. 5 (20132), pp. 413–426.
11. Anifowose F., Abdulraheem A. A Functional Networks-Type-2 Fuzzy Logic Hybrid Model for the Prediction of Porosity and Permeability of Oil and Gas Reservoirs. *Proc. of the 2nd International Conference on Computational Intelligence, Modeling and Simulation, IEEEExplore*, 2010, pp. 193–198. DOI: 10.1109/CIMSIM.2010.43
12. Fang J.H., Chen H.C. Fuzzy Modeling and the Prediction of Porosity and Permeability from the Compositional and Textural Attributes of Sandstone. *Journal of Petroleum Geology*, 1997, 20 (2), pp. 185–204. DOI: 10.1111/j.1747-5457.1997.tb00772.x
13. Shahvar M.B., Kharrat R., Mahdavi R. Incorporating Fuzzy Logic and Artificial Neural Networks for Building Hydraulic Unit-Based Model for Permeability Prediction of a Heterogenous Carbonate Reservoir. *Proceedings of the International Petroleum Technology Conference*, Doha, Qatar, 7–9 December 2009. DOI: 10.2523/IPTC-13732-MS
14. Grassian D., Bahatem M., Scott T., Olsen D. Application of a Fuzzy Expert System to Analyze and Anticipate ESP Failure Modes. *Society of Petroleum Engineers*, 2017, SPE-188305-MS. DOI: 10.2118/188305-MS.
15. Narinyani A.S. [NOT-Factors and Knowledge Engineering: from Naive Formalization to Natural Pragmatics]. *Sbornik trudov IV nacional'noj konferencii po iskusstvennomu intellektu* [Compilation of Works of the IV National Conference on Artificial Intelligence]. Rybinsk, 1994, vol. 1, pp. 9–18. (in Russ.)
16. Orchard B. *FuzzyCLIPS Version 6.10 d User's Guide*. National Research Council of Canada, 2004, 82 p.

Received 1 November 2019

ОБРАЗЕЦ ЦИТИРОВАНИЯ

Истомин, Д.А. Экспертная система оценки технического состояния узлов электроцентробежных насосов на основе продукционного представления знаний и нечеткой логики / Д.А. Истомин, В.Ю. Столбов, Д.Н. Платон // Вестник ЮУрГУ. Серия «Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника». – 2020. – Т. 20, № 1. – С. 133–143. DOI: 10.14529/ctcr200113

FOR CITATION

Istomin D.A., Stolbov V.Yu., Platon D.N. Expert System for Assessment of Technical Condition of Electric Centrifugal Pump Assemblies Based on Productive Presentation of Knowledge and Fuzzy Logic. *Bulletin of the South Ural State University. Ser. Computer Technologies, Automatic Control, Radio Electronics*, 2020, vol. 20, no. 1, pp. 133–143. (in Russ.) DOI: 10.14529/ctcr200113