

4. *Омату С., Халид М., Юсоф Р.* Нейроуправление и его приложения – М.: ИПРЖР, 2000. Серия Нейрокомпьютеры и их применение. Книга 2.

УДК 658.512

**И.С. Коберси, В. В. Шадрина**

### **УПРАВЛЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМИ ПРОЦЕССАМИ НА КОМПРЕССОРНОЙ СТАНЦИИ**

При транспортировании газа давление в магистральном газопроводе падает, поэтому на расстояниях между промыслом и местом потребления газа, превышающих 400 км, магистральный газопровод разбивают на участки длиной 100 – 200 км, на стыках которых сооружают КС, обеспечивающие очистку, сжатие газа, т.е. повышение давления перекачиваемого газа, что ограничено механической прочностью газопровода.

Параметрами работы КС определяется режим работы газопровода. Наличие КС позволяет регулировать режим работы газопровода при колебаниях потребления, максимально использовать аккумулирующую способность газопровода [1].

Существуют следующие основные задачи управления КС:

- измерение температуры и давления рабочей среды, режимных факторов работающего оборудования;
- обеспечение необходимых изменений режимов работы оборудования, влияющих на изменение температуры и давления рабочей среды;
- очистка и охлаждение транспортируемого газа, что определено регулированием режимом работы КС и всей газотранспортной системы для предотвращения скопления конденсата и механических примесей в магистральном газопроводе;
- определение причин отклонения показателей технологического процесса от действующих норм.

Решение этих задач направлено на обеспечение бесперебойного транспорта газа и поддержание режима функционирования КС, и обеспечивает поставку газа в магистральный газопровод с заданным давлением и температурой, предупреждение коррозионных разрушений оборудования за счет уменьшения степени загрязнения газа конденсатом и механическими примесями. Перечисленные задачи относятся к классу трудноформализуемых, многие решения задач управления находятся исходя из опыта технологов-операторов, т.е. тех лиц, кого принято называть экспертами. Таким образом, необходимо формализовать знания экспертов.

Принятие решений по управлению КС осуществляется из анализа субъективной информации, которая есть результатом показаний приборов, лабораторных анализов проб и наблюдений специалистов за технологическим процессом (ТП). Варианты получения информации о технологическом процессе на КС следующие: получение входной - выходной информации в виде измерений; получение информации о процессе принятия решений технологами-операторами; получение информации путем опроса специалистов. Был проведен анализ достоинств и недостатков методов получения информации о ТП (табл.1).

Таблица 1

Анализ достоинств и недостатков методов получения информации о ТП

Варианты	Преимущества	Недостатки
1. Получение входной-выходной информации 2. Получение информации о процессе принятия решений 3. Получение информации путем экспертного опроса	1. Оценка реальных значений входных и выходных параметров и состояния ТП 2. Надежность 3. Близость к объективной информации	1. Большое время наблюдения 2. Требуется большой объем статистических данных 3. Отсутствие гарантий учета нестандартных ситуаций и принятия для них нестандартных решений
	1. Время на сбор информации меньше, чем для первого варианта 2. Возможность учета нестандартных ситуаций 3. Модель принятия решения более динамична, может быть дополнена новыми правилами	1. Эксперт может с малой долей ответственности отнестись к рассмотрению гипотетических ситуаций 2. Сложность охвата всех возможных ситуаций и решений 3. Необходимость постоянного устранения субъективизма экспертов в ответах на вопросы
	1. Возможность формировать субъективные правила многих экспертов в виде правил принятия решения 2. Модель ПР динамически дополняема 3. Возможность формирования качественных оценок	

Анализ преимуществ и недостатков говорит в пользу как решений задач управления на основе обработки входной - выходной информации, так и в пользу информации, получаемой «экспертным» путем. Таким образом, необходимо дополнять существующие подсистемы автоматизированной системы управления КС, подсистемами принятия решений (СПР), назначение которых оценивать состояние технических средств, на которые влияет ТП, и формировать советы технологом-экспертам по управлению параметрами ТП.

Основная задача СПР состоит в выборе логически обоснованного решения, соответствующего планам оптимального стратегического и оперативного управления КС. СПР должна адекватно и оптимально реагировать на происходящие структурные изменения на КС, смену методов управления ТП, изменение текущих значений вектора входных параметров  $X$  и компонент вектора выходных параметров  $Y$  ТП на КС, а также состояний внешней среды.

Существует большое количество СПР для решения организационных и производственных задач, в которых результат управления оценивается в количественных измерениях при применении знаний экспертов. Это осуществляется за

счет возможности формализации знаний с применением методов теории нечетких множеств [2 - 4].

В состав СПР входят математические модели вывода оптимальных, с точки зрения эксперта, решений по организации ТП, интегральные базы данных параметров ТП, базы знаний специалистов. Схема организации СПР приведена на рис. 1.



Рис. 1. Состав СПР

При построении СПР для управления ТП на КС с элементами искусственного интеллекта требуется дополнительно формально определить условия нечеткой оптимизации, выбрать модели представления знаний и модели принятия решений по управлению ТП, адекватно отображающих процессы, происходящие на КС, синтаксические и семантические средства формирования правил выбора решений.

Логическую модель для СПР целесообразно строить путем формализации экспертных знаний с целью учета недетерминированных воздействий, структурных изменений на КС. Однако существует недостаток модели, определенный зависимостью степени адекватности от квалификации экспертов. Преимущество будет состоять в том, что на квазистационарных интервалах времени модель будет формировать достаточно объективную информацию о ходе технологического процесса и способствовать принятию оптимальных решений по управлению КС. Таким образом, выбор модели знаний представляет собой задачу для проведения отдельного, достаточно сложного исследования. В данной работе применены ситуационные модели логического вывода [5, 6, 7].

Разработана нечеткая модель на основе степени истинности дедуктивной схемы вывода, позволяющая определять нечеткие значения компонент вектора управляющих воздействий для поддержания заданного режима работы КС в зависимости от нечетких значений вектора входных параметров и отличающаяся от известных моделей принятия решений тем, что параметры модели представлены в виде нечетких интервалов, что позволяет более объективно определять оптимальное значение вектора управляющих параметров.

При представлении знаний экспертов в виде правил, база правил будет содержать 729 строк. Для представления экспертной информации можно использовать альтернативный метод структурирования – использование дерева решения. Использование данного метода описано в работах [6 - 9].

В работе [9] предложены алгоритмы, которые позволяют формировать порождающие правила, используя в качестве входной информации описание дерева решений.

Дерево решений является одним из способов разбиения множества данных на классы или категории. Корень дерева неявно содержит все классифицируемые данные, а листья – определенные классы после выполнения классификации. Промежуточные узлы дерева представляют пункты принятия решения о выборе управляющих воздействий на основании атрибутов элементов данных, которые служат для дальнейшего разделения данных в этом узле.

Дерево решений определено как структура, которая состоит из:

- узлов-листьев, каждый из которых представляет определенный класс;
- узлов принятия решений, специфицирующих определенные процедуры, которые должны быть выполнены по отношению к одному из значений атрибутов. Из узла принятия решений выходят ветви, количество которых соответствует количеству возможных исходов процедуры.

Пример дерева представлен на рис. 2. На этом дереве промежуточные узлы представляют атрибуты классифицируемого объекта «Давление на выходе КС», «Температура газа перед турбиной» и «Скорость вращения вала». Листья дерева промаркированы одним из классов  $h_1, h_2, h_3, h_4, h_5$ .

Дерево решений является способом представления, отличным от порождающих правил, однако дереву можно сопоставить определенное правило классификации, которое дает для каждого объекта, обладающего соответствующим набором атрибутов (он представлен множеством промежуточных узлов дерева), решение, к какому из классов отнести этот объект (набор классов представлен множеством значений листьев дерева). Можно прямо транслировать дерево в правила:

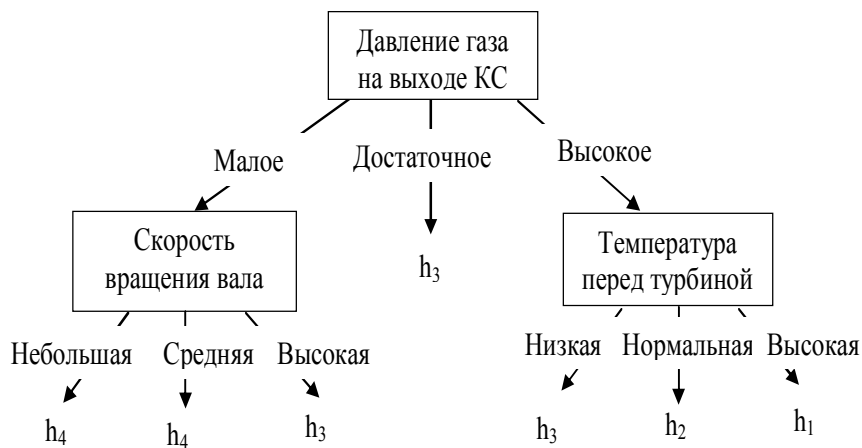


Рис. 2. Дерево решений

Единственное приведенное правило, созданное непосредственно после преобразования дерева, можно разделить на три отдельных правила, которые не требуют использования логической дизъюнкции, а затем представить каждое из них на языке описания порождающих правил, например:

Если Давление = Достаточное Тогда  $h_3$

Если Давление = Малое &

Скорость = Высокая Тогда  $h_3$

Если Давление = Высокое &

Температура = Низкая Тогда  $h_3$

Алгоритм, который используется для построения дерева, достаточно эффективен с точки зрения количества вычислительных операций, поскольку объем вычислений растет линейно по отношению к размерности проблемы.

Задача, которую решает алгоритм формирования дерева решений, формулируется следующим образом. Задано:

- множество целевых непересекающихся классов  $\{h_1, h_2, \dots, h_k\}$ ;

- выборка  $S$ , в которой содержатся объекты более, чем одного класса.

Алгоритм использует последовательность процедур, с помощью которых множество  $S$  разделяется на подмножества, содержащие объекты только одного класса. Ключевой в алгоритме является процедура построения дерева решений, в котором нетерминальные узлы соответствуют процедурам, каждая из которых имеет дело с единственным атрибутом объектов из выборки  $S$ .

Пусть  $P$  представляет любую процедуру, имеющую дело с одним из атрибутов,  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$  – множество допустимых выходных значений такой процедуры при ее применении к произвольному объекту  $X$ . Применение процедуры  $P$  к объекту  $X$  будем обозначать как  $P(x)$ . Следовательно, процедура  $P(x)$  разбивает множество  $S$  на составляющие  $\{S_1, S_2, \dots, S_n\}$  такие, что

$$S_i = \{X | P(x) = a_i\}.$$

Такое разделение графически представлено на рис. 3.

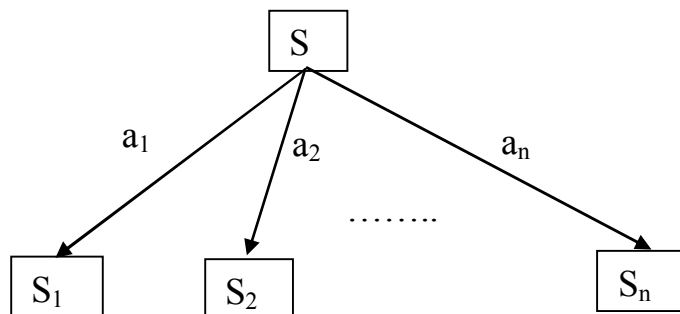


Рис. 3. Дерево разделения объектов выборки

Если рекурсивно заменять каждый узел  $S_i$  на рис. 3 поддеревом, то в результате будет построено дерево решений для выборки  $S$ . Ключевым фактором в решении этой проблемы является выбор процедуры – для каждого поддерева нужно найти наиболее подходящий атрибут, по которому можно выполнять дальнейшее разделение объектов.

Для решения задачи выбора атрибута можно использовать понятие неопределенности. Неопределенность – это число, описывающее множество сообщений  $M = \{m_1, m_2, \dots, m_n\}$ . Вероятность получения определенного сообщения  $m_i$  из этого множества определим как  $p(m_i)$ . Объем информации, содержащейся в этом сообщении, будет в таком случае равен

$$I(m_i) = -\log p(m_i).$$

Таким образом, объем информации в сообщении связан с вероятностью получения этого сообщения обратной монотонной зависимостью. Поскольку объем информации измеряется в битах, логарифм в этой формуле берется по основанию 2.

Неопределенность множества сообщений  $U(M)$  является взвешенной суммой количества информации в каждом отдельном сообщении, причем в качестве весовых коэффициентов используются вероятности получения соответствующих сообщений:

$$U(M) = -\sum_{i=1}^n p(m_i) \log p(m_i), \quad i = 1, \dots, n.$$

Чем большую неожиданность представляет получение определенного сообщения из числа возможных, тем более оно информативно. Если все сообщения в множестве равновероятны, энтропия множества сообщений достигает максимума.

Способ построения дерева решений базируется на следующих предположениях:

- корректное дерево решения, сформированное по выборке  $S$ , будет разделять объекты в той же пропорции, в какой они представлены в этой выборке;
- для какого-либо объекта, который нужно классифицировать, процедуру можно рассматривать как источник сообщений об этом объекте.

Пусть  $N_i$  – количество объектов в  $S$ , принадлежащих классу  $h_i$ . Тогда вероятность того, что произвольный объект  $h$ , полученный из  $S$ , принадлежит классу  $h_i$ , можно оценить по формуле

$$p(h \sim h_i) = N_i / |S|,$$

а количество информации, которое несет такое сообщение, равно

$$I(h \sim h_i) = -\log_2 p(m_i) \quad (h \sim h_i) \text{ бит.}$$

Рассмотрим энтропию множества целевых классов, считая их также множеством сообщений  $\{C_1, C_2, \dots, C_k\}$ .

Энтропия может быть вычислена как взвешенная сумма количества информации в отдельных сообщениях:

$$U(M) = -\sum_{i=1}^k p(c \sim C_i) * I(c \sim C_i) \text{ бит.}$$

Энтропия  $U(M)$  соответствует среднему количеству информации, которое необходимо для определения принадлежности произвольного объекта ( $c \sim S$ ) какому-то классу до того, как выполнена хотя бы одна процедура. После того как соответствующая процедура  $P$  выполнит разделение  $S$  на подмножества  $\{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ , энтропия будет определяться соотношением

$$U_r(S) = -\sum_{i=1}^k (|S_i|/|S|) * U(S_i).$$

Полученная оценка показывает, сколько информации еще необходимо после того, как выполнено разделение. Оценка формируется как сумма неопределенностей сформированных подмножеств, взвешенная в пропорции размеров этих подмножеств.

Следовательно, в качестве очередного атрибута для разбиения нужно выбрать тот атрибут, который обеспечивает наибольший прирост информации. Прирост информации  $G_S(P)$  после выполнения процедуры  $P$  по отношению к множеству  $S$  равен

$$G_S(P) = U(S) - U_P(S).$$

Такую эвристику иногда называют "минимизацией энтропии", поскольку увеличивая прирост информации при каждом последующем разбиении, алгоритм уменьшает энтропию или меру беспорядка в множестве.

Использование меры прироста информации в том виде, в котором она определена выше, приводит к тому, что предпочтение отдается тестирующим процедурам, имеющим наибольшее количество выходных значений  $\{O_1, O_2, \dots, O_n\}$ .

Сложность алгоритма зависит, в основном, от сложности процедуры выбора очередного разделения выборки на все более мелкие подмножества, а последняя линейно зависит от произведения количества объектов в выборке на количество атрибутов, использованное для их представления. Кроме того, такая система может работать с зашумленными и неполными данными [13].

Из дерева решений можно формировать набор порождающих правил. Для этого используется алгоритм, с помощью которого дерево решений упрощается. Строить набор правил перечислением всех возможных путей на графе неэффективно. Поэтому для формирования множества правил из дерева решений можно использовать следующий метод:

- сформировать начальный вариант множества правил, перечислив все пути от корня дерева к листьям;
- обобщить правила и при этом удалить из них те условия, которые представляются излишними;
- сгруппировать правила в подмножества в соответствии с тем, к каким классам они имеют отношение, а затем удалить из каждого подмножества те правила, которые не вносят ничего нового в определение соответствующего класса;
- упорядочить множества правил по классам и выбрать класс, который будет являться классом по умолчанию.

Упорядочение правил можно рассматривать как форму механизма разрешения конфликтов. Порядок классов внутри определенного подмножества не будет иметь значения.

Назначение класса по умолчанию можно считать правилом по умолчанию, которое действует в том случае, когда не подходит ни одно другое правило.

Проведенный анализ преимуществ и недостатков известных способов сбора информации о ходе ТП на КС говорит в пользу как решений задач управления на основе обработки входной - выходной информации, так и в пользу информации, получаемой «экспертным» путем. Таким образом, сделан вывод о необходимости дополнения существующих подсистем автоматизированной системы управления КС, подсистемами принятия решений.

При построении СПР для управления ТП на КС с элементами искусственного интеллекта логическую модель для СПР целесообразно строить путем формализации экспертных знаний с целью учета недетерминированных воздействий, структурных изменений на КС. Однако существует недостаток, связанный с тем, что при представлении знаний экспертов о поддержании заданного режима КС в виде правил, база правил будет содержать большое количество строк, что может привести к вводу неправильной информации.

Для устранения указанного недостатка предложено для представления экспертной информации использовать альтернативный метод структурирования данных – использование дерева решений. Применение данного метода позволит упростить процесс получения экспертной информации.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Еточенко А. В.* Спутник газовика. – М.: Недра, 1978. – 241 с.
2. *Георгиев В.О.* Модели представления знаний предметных областей диалоговых систем. // Техн. кибернетика. 1993, – № 5. – С. 24 – 44.

3. *А Клецев.С.* Представление знаний. Методология, формализм, организация вычислений и программная поддержка // Прикл. информатика. 1983. – Вып.1 – С. 49-93.
4. *Г Дружинин.А., Пияевский С.А., Радонский В.М.* Принятие решений в условиях неопределенности в вузе // сб. Модели принятия решений в управлении вузом – М.: НИИВШ, 1987. – С.38-54
5. *Мелихов А. Н., Берштейн Л. С., Коровин С. Я.* Ситуационные советующие системы с нечеткой логикой. – М.: Наука, 1990. – 272 с.
6. *Шадрина В.В., Боженюк А.В.* Моделирование работы компрессорной станции магистрального газопровода на основе нечеткого вывода.// Материалы VIII Всероссийского симпозиума «Обзорение прикладной и промышленной математики, Изд-во – М.: ОПиПМ, 2007.
7. *Hunt E.B., Mann I. and Stone P.T.* Experiments in Induction. New York: Academic Press. 1966.
8. *Quinlan J.R.* Discovering rules from large collections of examples: a case study. In Expert Systems in the Micro-Electronic Age (D. Michie, eds.). Edinburgh: Edinburgh University Press. - 1979. – P. 168-201.
9. *Buntine W. L.* Myths and legends in learning classification rules. In Proc. National Conference on Artificial Intelligence, 1990. – P. 736-742.