

Сравнение фактических значений коэффициента пористости с рассчитанными значениями показано на рис.5. Величина среднеквадратичной ошибки на проверочной выборке составила 2,8 %. Аналогичные результаты получены и для коэффициента газонасыщенности. Настроенная таким образом система по результатам геофизических измерений позволяет вычислять запасы нефти и газа с учетом переменности характеристик пластов.

Добавление к алгоритму метода деревьев решений вейвлет-преобразования позволило повысить количество правильно распознанных пластов-коллекторов по результатам обработки 20 скважин с 79 % до 84 %, с соответствующим повышением точности прогноза продуктивности.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Хургин Я.И. Проблемы неопределенности в задачах нефти и газа. – М. – Ижевск: Институт компьютерных исследований, 2004.
2. Сенилов М.А., Тенев В.А. Интеллектуальные алгоритмы интерпретации геофизических исследований скважин. –СПб: Изд-во СПбГЭТУ ЛЭТИ, 2004.
3. Тенев В.А., Ворончак В.И. Решение задач классификации и аппроксимации с применением нечетких деревьев решений //Интеллектуальные системы в производстве. – Ижевск: 2005. –№2
4. Клир Дж. Системология. Автоматизация решения системных задач. – М.: Радио и связь,1990.
5. Добеши И. Десять лекций по вейвлетам. – М. – Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2004.

А.В. Мыльцев, В.А. Тенев

МОДЕЛИРОВАНИЕ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОГО ПРОЦЕССА ПОДГОТОВКИ ГАЗА СИСТЕМОЙ НЕЧЕТКОГО ВЫВОДА

Система подготовки природного газа может состоять из элементов нескольких типов. Прежде всего это аппараты и технологическое оборудование. Система также содержит в себе обслуживающий персонал, добывающие скважины, внешние условия, в том числе и метеорологические. Целью системы является обеспечение заданных свойств природного газа при минимальных стоимостных затратах. Элементы системы связаны между собой отношениями, характеризующимися некоторыми переменными и параметрами. Входными параметрами являются термодинамические (давление, температура, влажность) и теплофизические характеристики газа, а также технологические характеристики процесса (расход газа, закрутка газа, дисперсный состав конденсированной влаги, конструктивные особенности аппарата и т.д.). Выходными параметрами являются давление, температура, расход газа, содержание влаги [1].

Преобразование $Y = F(X)$ может представлять собой математическая модель технологического процесса [2]. Преобразование может также выглядеть как инженерная методика расчета технико-экономических показателей данного технологического процесса. Более удобной для системного представления технологического процесса является математическая модель, описываемая нейронной сетью. Обученная на ограниченном множестве обучающих выборок, содержащих экспериментальные данные, сеть обобщает накопленную информацию и выдает реакцию на данные, не применявшиеся при обучении.

Оборудование, установленное на установках подготовки газа, работает в условиях изменяющихся технологических параметров подготавливаемого газа. Поэтому происходит постоянное усовершенствование массообменных аппаратов за счет применения различного вида комбинированных конструкций контактных устройств. При составлении структурной схемы технологического процесса подготовки природного газа в качестве элементов системы следует добавлять дополнительные конструкционные устройства, изменяющие характеристики процесса осушки.

Введение дополнительных конструктивных элементов изменяет характеристики газа, как правило, в сторону улучшения, но одновременно изменяет стоимостные затраты на осуществление технологического процесса, как правило, в сторону увеличения. Поэтому необходимо учитывать в качестве переменных рассматриваемой системы и стоимостные характеристики.

Рассмотрим систему технологического процесса подготовки природного газа, конструктивными элементами которой являются: ЦОГ – центробежная очистка газа; ДКС+АВО – дожимная компрессорная станция + аппараты воздушного охлаждения; А – абсорбер; ДА – десорбер; МО – модернизированное оборудование.

Система имеет свойства, описываемые следующими входными переменными: X_1 – расход газа; X_2 – входное давление; X_3 – температура газа; X_4 – содержание влаги; X_5 – затраты на модернизацию осушки газа в ЦОГ; X_6 – затраты на модернизацию осушки газа в абсорбере; X_7 – затраты на дополнительную осушку газа в абсорбере; X_8 – температура воздуха; X_9 – квалификация обслуживающего персонала. Выходными переменными системы являются: Y_1 – температура точки росы; Y_2 – затраты на осушку газа; Y_3 – давление газа на выходе. Промежуточные переменные: u_1 – унос ДЭГ; u_2 – давление; u_3 – температура газа; u_4 – содержание влаги.

Отношения между рассматриваемыми элементами системы делятся на две группы. Первая группа представляет собой преобразования, изменяющие свойства газа, обрабатываемого в технологическом оборудовании. Такое преобразование осуществляется с помощью нейронной сети вида

$$Y = F(W, X), \quad (1)$$

где W – матрица коэффициентов преобразования, определяемая в процессе обучения сети.

Для обучения используется система данных, представляющая собой набор наблюдаемых точек [3]. Обучающая выборка содержит результаты испытаний аппаратов и измерений, полученных в ходе эксплуатации оборудования.

Вторая группа отношений, соответствующая экономическим показателям, строится на основе экспертных заключений и методах нечеткого логического вывода. Основой для проведения операции нечеткого логического вывода является вид связей между элементами нечеткой системы, содержащих правила, названия термов и функции принадлежности термов.

Например, для лингвистической входной переменной X_6 (затраты на модернизацию осушки газа в абсорбере) вводится три термина: L – низкие; M – средние; H – высокие затраты на модернизацию. Выходные переменные u_1 (унос диэтиленгликоля) и u_4 (содержание влаги) также имеют три термина. Для переменной u_1 : L – небольшое снижение уноса; M – среднее снижение уноса; H – существенное снижение уноса. Для переменной u_4 : L – небольшое снижение содержания влаги; M – среднее снижение содержания влаги; H – существенное снижение содержания влаги.

Построенная модель системы подготовки природного газа выдает отклик выходных переменных Y на изменение входных переменных X вида

$$Y = \Psi(X, w). \quad (2)$$

В зависимости (2) W представляет собой вектор коэффициентов, учитывающих отношения между элементами системы. При соответствующем выборе критерия

рия оптимальности системы на основе преобразования (2) можно поставить задачу нахождения оптимальной структуры технологической схемы процесса.

Результат применения правил нечеткого вывода сильно зависит от выбранного вида функций принадлежности. Как правило, заданием функций принадлежности занимаются опытные эксперты. При наличии имеющихся опытных данных параметры функций принадлежности можно подобрать в процессе обучения нечеткой системы. Для этого будем использовать функции принадлежности трапецеидальной формы. Положение вершин каждой трапеции характеризуется четырьмя характеристиками: $Z_{pi}^t, i = \overline{1, m}; t = \overline{1, T_i}; p = \overline{1, 4}$, где m – размерность переменных; T_i – количество термов для каждой переменной. Вид правил также определяют левая и правая границы термов $BL_i^t, BR_i^t, i = \overline{1, m}; t = \overline{1, T_i}$, которые в общем случае не совпадают с Z_{li}^t, Z_{ri}^t . Выходные значения получаются на основе нечеткого логического вывода. В нашей ситуации, при большом значении переменных и ограниченном объеме обучающих данных, применяется нечеткий вывод Мамдани [3]. Алгоритм нечеткого вывода также соответствует виду преобразования (1), где вектор W образуют параметры функций принадлежности. Компоненты вектора W находятся в процессе обучения, минимизирующего среднеквадратичное отклонение выходных переменных от опытных значений. В работе [4] для обучения нечетких систем применялись генетические алгоритмы с бинарным кодированием.

Рассмотрим возможности применения вещественного кодирования, так как двоичное представление хромосом влечет за собой определенные трудности при выполнении поиска в непрерывных пространствах, которые связаны с большой размерностью пространства поиска. Для решения задач в непрерывных пространствах существует тип генетического алгоритма с вещественным кодированием (Real-Coded Genetic Algorithm, RCGA) [5]. Основная идея RCGA заключается в том, чтобы напрямую представлять гены в виде вещественных чисел, т.е. генотип объекта становится идентичным его фенотипу. Вектор хромосомы состоит из вектора вещественных чисел, и точность найденного решения будет определяться не количеством разрядов для кодирования битовой строки, а возможностями ЭВМ. Применение вещественного кодирования может повысить точность найденных решений и повысить скорость нахождения глобального минимума или максимума. Скорость повышается из-за отсутствия процессов кодирования и декодирования хромосом на каждом шаге алгоритма.

Для RCGA стандартные операторы скрещивания и мутации не подходят, так как алгоритм работает только с вещественными числами. По этой причине были разработаны и исследованы специальные операторы. Наиболее употребительны следующие типы операторов скрещивания [5]:

BLX- α кроссовер.

Для скрещивания выбираются две особи:

$$X^{(1)} = (x_1^{(1)}, \dots, x_i^{(1)}, \dots, x_n^{(1)}), X^{(2)} = (x_1^{(2)}, \dots, x_i^{(2)}, \dots, x_n^{(2)}).$$

Значение нового гена определяется как линейная комбинация $x_i = a_{BLX}x_i^{(1)} + b_{BLX}x_i^{(2)}$. Коэффициенты a_{BLX}, b_{BLX} определяются соотношениями

$$a_{BLX} = (1 + \alpha - u(1 + 2\alpha)), \quad b_{BLX} = (u(1 + 2\alpha) - \alpha),$$

где число $\alpha \in [0, 1]$; $u \in (0, 1)$ – случайное число.

Оператор **Bin1**.

$$x_i = a_{Bin1}x_i^{(1)} + b_{Bin1}x_i^{(2)}, \quad a_{Bin1} = \frac{(1+z)}{2}, \quad b_{Bin1} = \frac{(1-z)}{2},$$

$$z = \begin{cases} (2u)^{\frac{1}{1+\beta}} & | u \leq 0,5, \\ (2(1-u))^{-\frac{1}{1+\beta}} & | u > 0,5. \end{cases}$$

Кроме этих операторов рассмотрим еще два [6].

Оператор **Fit**.

$$x_i = a_{Fit} x_i^{(1)} + b_{Fit} x_i^{(2)}, \quad a_{Fit} = \frac{\bar{F}(X^{(1)})}{\bar{F}(X^{(1)}) + \bar{F}(X^{(2)})}, \quad b_{Fit} = \frac{\bar{F}(X^{(2)})}{\bar{F}(X^{(1)}) + \bar{F}(X^{(2)})},$$

где $\bar{F}(\mathbf{X})$ – нормированное значение целевой функции. Для задачи $F(\mathbf{X}) \rightarrow \min$ нормированное значение $\bar{F}(X) = 1 - \frac{F - F_{min}}{F_{max} - F_{min}}$. Для растяжения значений функции приспособленности применяется операция возведения в степень:

$$\bar{F}(\mathbf{X}) = \left(1 - \frac{F - F_{min}}{F_{max} - F_{min}} \right)^\gamma, \quad \gamma \in (0, 1).$$

Кроссовер **Bin2**.

$$x_i = a_{Bin2} x_i^{(1)} + b_{Bin2} x_i^{(2)},$$

$$b_{Bin2} = \frac{2^\xi}{2^N} = 2^{\xi-N} = 2^{-1} (2^{-u})^{N-1}, \quad a_{Bin2} = 1 - b_{Bin2},$$

где $u = 1 - \frac{\xi}{N-1}$, $\xi \in [0, N)$ – случайное число, соответствующее позиции скрещивания.

Операторы скрещивания Bin1, Bin2, BLX имеют вероятностный механизм за счет случайного выбора u . В алгоритме предусмотрена возможность рассматривать все операторы скрещивания либо раздельно, либо с случайным выбором одного из кроссоверов на каждом скрещивании. В этом случае используются все положительные качества всех операторов скрещивания. Кроме того, применялись конструкции гибридных алгоритмов [4].

Алгоритм тестировался на 6 функциях с размерностью $n=100$:

$$1. F_1(X) = -\sum_{i=1}^n x_i \sin(\sqrt{|x_i|}) + n418,9828873, \quad x_i \in [-500, 500], \quad i = \overline{1, n}.$$

$$x_i^{opt} = 420,96874636, \quad i = \overline{1, n}; \quad F(\mathbf{X}^{opt}) = 0.$$

$$2. F_2(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^{n-1} (x_{i+1}^2 + x_i^2)^{0,25} \left(\sin^2 \left(50(x_{i+1}^2 + x_i^2)^{0,1} \right) + 1 \right), \quad x_i^{opt} = 0, \quad i = \overline{1, n-1};$$

$$F(\mathbf{X}^{opt}) = 0.$$

$$3. F_3(X) = -a \exp \left(-b \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \right) - \exp \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i) \right) + \exp(1) + a; \quad a = 20, \quad b = 0,2.$$

$$x_i^{opt} = 0, \quad i = \overline{1, n}; \quad F(\mathbf{X}^{opt}) = 0.$$

$$4. F_4(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n 10(1 - \cos(2\pi x_i)) + x_i^2, \quad x_i^{opt} = 0, \quad i = \overline{1, n}; \quad F(\mathbf{X}^{opt}) = 0.$$

$$5. F_5(X) = \sum_{i=1}^{n-1} 100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2, \quad x_i^{opt} = 1, i = \overline{1, n-1}; \quad F(X^{opt}) = 0.$$

$$6. F_6(X) = \sum_{i=1}^{n-1} \left[1 + (x_i - 1)^2 \sin^2(2\pi x_i) \right] \left[100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2 \right], \quad x_i^{opt} = 1, i = \overline{1, n-1};$$

$$F(X^{opt}) = 0, \quad x_i \in [-10, 10], i = \overline{1, n}.$$

Функции $F_1(X)$, $F_2(X)$, $F_3(X)$, $F_4(X)$ имеют большое количество локальных экстремумов и по одному глобальному. Функция Розенброка имеет один экстремум, но относится к овражному типу. Так как многоэкстремальные функции $F_1(X)$, $F_2(X)$, $F_3(X)$, $F_4(X)$ не имеют выраженного овражного характера, функция Розенброка была модифицирована до $F_6(X)$ введением периодического множителя, отвечающего за многоэкстремальность.

В табл. 1 t_{min} , t_{max} , t_{av} – минимальное, максимальное и среднее время достижения значения функции $f=0,0001$. Конструкция ГА+ГА означает применение гибридного алгоритма, причем в качестве дополнительного метода также применяется генетический алгоритм.

Таблица 1

| Функция | Алгоритм | t_{min} , с | t_{max} , с | t_{av} , с |
|----------|-----------------------------|---------------|---------------|--------------|
| $F_4(X)$ | Бинарный ГА | 18 | 124 | 45 |
| | Вещественный ГА | 3,6 | 24 | 12,8 |
| $F_6(X)$ | Бинарный ГА + ГА | 32 | 520 | 161 |
| | Вещественный ГА + ГА | 5,7 | 68 | 24,3 |
| | Вещественный ГА + ГА (Bin2) | 1 | 50 | 14,3 |
| $F_3(X)$ | Бинарный ГА + ГА | 35 | 55 | 41 |
| | Вещественный ГА + ГА (BLX) | 30 | 102 | 64 |
| | Вещественный ГА + ГА (fit) | 17 | 31 | 23 |
| | Вещественный ГА + ГА (Bin1) | 2 | 21 | 12,5 |
| | Вещественный ГА + ГА (Bin2) | 1,4 | 11 | 5,4 |
| $F_1(X)$ | Вещественный ГА + ГА (Bin2) | 7,5 | 48 | 17,4 |
| $F_5(X)$ | Вещественный ГА + ГА (Bin2) | 0,9 | 58 | 15,2 |
| $F_2(X)$ | Бинарный ГА + ГА | >600 | >600 | >600 |
| | Вещественный ГА + ГА (Bin2) | 11 | 30 | 18,1 |
| | Вещественный ГА + ГА | 28 | 92 | 54,6 |

Результаты проведенных численных экспериментов показывают, что наилучшую эффективность для оптимизации многоэкстремальных овражных функций большой размерности показал гибридный генетический алгоритм с вещественным кроссовером Bin2.

Обученная с применением алгоритма вещественного кодирования система нечеткого вывода позволяет использовать преобразование (2) для выбора различных схем обеспечения технологического процесса подготовки природного газа. Результаты расчетов выходного значения температуры точки росы (ТТР) в зависимости от расхода газа при разных уровнях затрат на модернизацию оборудования показаны на рис. 1. Величина средств на модернизацию $X_5 + X_6$ выражается в долях от основных затрат на подготовку газа $Y_2(X_1 = 1)$.

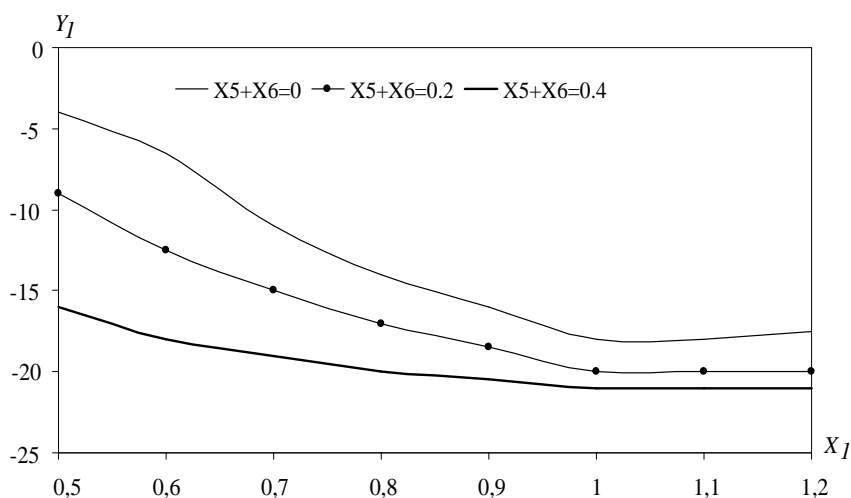


Рис.1. Зависимость температуры точки росы от относительного расхода газа и затрат на модернизацию

При падающей добыче газа (уменьшение X_1) дополнительная модернизация технологии процесса и оборудования позволяет поддерживать температуру точки росы на необходимом уровне.

Вложение средств на модернизацию технологии и оборудования позволяет получить снижение общих затрат на подготовку газа (рис.2).

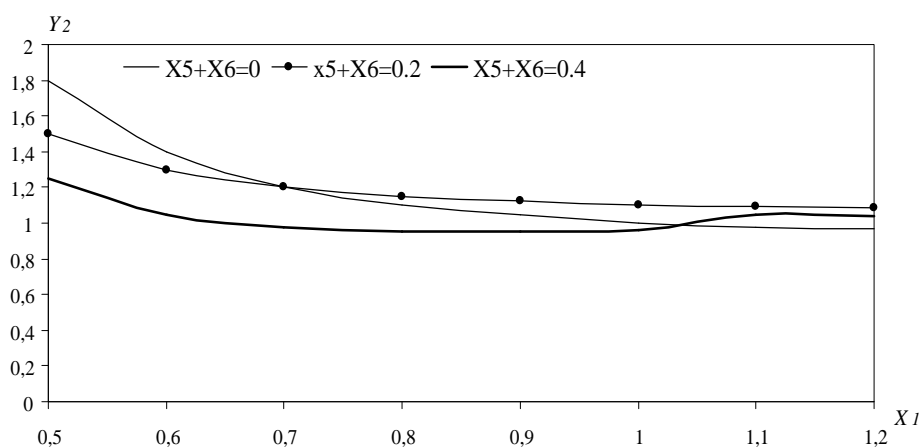


Рис.2. Зависимость общих затрат на осушку от относительного расхода газа и затрат на модернизацию

Затраты на модернизацию влияют на общие затраты неоднозначным образом. При расширении и пополнении базы данных о характеристиках технологического процесса возможно уточнить модель вида (2). Следующим этапом работы является

поиск оптимальных структур технологической схемы, минимизирующих общие затраты при выполнении требований по характеристикам газа.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Стрижов И. Н., Ходанович И. Е.* Добыча газа. – Москва-Ижевск: Институт компьютерных исследований. 2003.
2. *Ланчаков Г.А., Кульков А.Н., Зиберт Г.К.* Технологические процессы подготовки природного газа и методы расчета оборудования. – М.: Недра. 2000.
3. *Круглов В.В., Борисов В.В.* Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – М.: Горячая линия – Телеком. 2002.
4. *Гуляшинов А.Н., Тенев В.А., Якимович Б.А.* Теория принятия решений в сложных социо-технических системах. – Ижевск: Изд-во ИжГТУ. –2005.
5. *Eshelman, L.J. and Schaffer, J.D.* Real-Coded Genetic Algorithms and Interval-Schemata, Foundations of Genetic Algorithms 2, Morgan Kaufman Publishers, San Mateo. –1993. pp. 187-202.
6. *Тенев В.А.* Применение генетических алгоритмов с вещественным кроссовером для минимизации функций большой размерности. //Интеллектуальные системы в производстве. –Ижевск: Изд-во ИжГТУ, №2 . 2003. –С.18-26.

А.П. Самойленко, А.В. Буряк

МОДЕЛЬ РАБОТОСПОСОБНОСТИ МАЛОИНЕРЦИОННОГО ОБЪЕКТА В БАЗИСЕ ТЕОРИИ ВЫБРОСОВ СЛУЧАЙНЫХ ПРОЦЕССОВ

К малоинерционным объектам можно отнести объекты, у которых технологические процессы протекают скоротечно, без повтора состояний, например: преобразователи потенциальной энергии углеводородного топлива в электрическую энергию, а также поведение детерминированных объектов в предаварийных зонах. Для диагностики таких устройств предлагается особый вид параметра x_0 , а именно: выбросы за пределы допусковых границ, фазовых координат объекта. Замечено, что состояние выбросов, как правило, является промежуточным между работоспособным и неработоспособным состоянием объекта контроля (ОК).

Согласно [2,3] ОК отображается n контролируемыми параметрами $x_i(t) \in X$ с соответствующими верхними и нижними допусками $[x_i^g, x_i^h]$, каждый из которых представляет собой случайную функцию $x_i(t, \xi_i, S_i)$ от неслучайного аргумента времени t , режима функционирования ξ_i , динамического состояния S_i элемента объекта, флуктуирующих вследствие воздействия дестабилизирующих факторов.

Очевидно, что процесс изменения качества ОК может быть отображен последовательностью выбросов случайного процесса $X = \{x_1(t_1, \xi_1, S_1), \dots, x_n(t_n, \xi_n, S_n)\}$ контролируемых параметров ОК над априорно заданными допусками и диагностика состояния ОК формально может быть сведена к следующим задачам определения:

- вероятностных характеристик (среднее значение, дисперсия, плотность вероятности и т.д.) числа пересечений $\lambda_i(x_i, t, T)$ заданного уровня $[x_i^g, x_i^h]$ случайным процессом $x_i(t)$ с положительной $x_i^I(t)$ (снизу вверх) или с отрицательной (сверху вниз) производной в единицу времени или на интервале T ;

- вероятностных характеристик числа $\lambda_{max}(\lambda_{min})$ максимумов (минимумов) случайного процесса в единицу времени;