УДК 650.1

В.В. ЛИТВИНОВ, А.А. ЗАДОРОЖНИЙ

СОЗДАНИЕ БЛОЧНЫХ МОДЕЛЕЙ СИСТЕМ И ПРОЦЕССОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДА ГРУППОВОГО УЧЕТА АРГУМЕНТОВ

Анотація. *У роботі розглядається індуктивний підхід до створення структурних імітаційних моделей. В основі індуктивного підходу лежить метод групового урахування аргументів, що дозволяє побудувати функціональну модель на основі даних спостереження за об'єктом шляхом поступового ускладнення початкової моделі з використанням операцій суми і добутку. Для побудови структурної моделі на основі даних спостережень за об'єктом запропонований модифікований алгоритм методу групового урахування аргументів, а як операції для ускладнення моделі були запропоновані операції автоматної алгебри.*
Ключові слова: *індуктивне моделювання, структурна модель, функціональна модель, автоматна алгебра, метод групового урахування аргументів.*

Аннотация. *В статье рассматривается индуктивный подход к созданию структурных имитационных моделей. В основе индуктивного подхода лежит метод группового учета аргументов, который позволяет построить функциональную модель на основании данных наблюдений за объектом путем постепенного усложнения исходной модели с использованием операций суммы и произведения. Для построения структурной модели на основании данных наблюдений за объектом предложен модифицированный алгоритм метода группового учета аргументов, а в качестве операций для усложнения модели были предложены операции автоматной алгебры.*
Ключевые слова: *индуктивное моделирование, структурная модель, функциональная модель, автоматная алгебра, метод группового учета аргументов.*

Abstract. *Inductive approach to the creation of structural simulation models is proposed in the paper. The basis of inductive approach is the group method of data handling, which permits to construct a functional model based on the observations of the object by the gradual complication of the initial model using operations of sum and product. A modified algorithm of the group method of data handling is proposed for the constructing a structural model based on observations of the object as well as the operation of automate algebra is used for a model complicating.*
Keywords: *inductive modeling, structural model, functional model, automate algebra, group method of data handling.*

1. Введение

Существуют дедуктивный и индуктивный подходы к построению моделей. При дедуктивном подходе модель создается на основании закономерностей, выявленных в процессе наблюдения над объектом. Параметры модели выбираются субъективно, а также отсутствует критерий оптимальности модели. Предполагается, что чем сложнее модель, тем она лучше.

При индуктивном подходе модель создается на основании данных наблюдения за объектом. На первом этапе выделяют параметры модели и проводят эксперименты с реальным объектом. Экспериментальные данные подаются на вход одного из алгоритмов метода группового учета аргументов, который и производит построение модели и объективно отбрасывает незначимые факторы. В индуктивном подходе существует внешний критерий, наличие которого позволяет создать модель оптимальной сложности.

На данный момент метод группового учета аргументов применим для построения функциональных моделей. Модель строится на основании ее параметров, исходная модель постепенно усложняется с использованием операций суммы и произведения.

Кроме функциональных моделей, существуют структурные модели, для которых так же можно предложить алгоритм построения модели оптимальной сложности на основании метода группового учета аргументов. В данной статье предложен модифицированный алгоритм метода группового учета аргументов для построения структурных моделей на основании данных наблюдений над объектом.

2. Понятие физических и нефизических моделей

В имитационном моделировании существуют два вида моделей [1]:

– физические модели;
– нефизические модели.

Определим, какие модели являются физическими, а какие нефизическими. Физическая модель содержит полный информационный базис (все факторы), отражает механизм действия объекта наблюдения, связывает мгновенные значения переменных, использует истинную опорную функцию и класс уравнений, содержит легко интерпретируемые (физически объяснимые) коэффициенты.

Нефизическая модель необязательно содержит полный информационный базис (часть факторов может отсутствовать либо заменяться другими коррелированными с ними переменными). Она не отражает механизм действия объекта наблюдения, может связывать одновременно и мгновенные, и усредненные значения факторов с различными интервалами усреднения. Опорная функция, выражающая точную физическую закономерность, может быть аппроксимирована другой достаточно сложной функцией, не поддается простой интерпретации (физическому или логическому объяснению).

Для физических и нефизических моделей существуют два абсолютно разных подхода к их созданию [1].

Для физических моделей используется дедуктивный метод, основанный на детальном исследовании системы, выделении из системы ее факторов и определении законов, которые в ней действуют. Факторы, полученные в процессе изучения системы, полностью входят в ее физическую модель, законы, действующие в системе, также отражаются в модели. Но такая модель является крайне субъективной, поскольку в ней учитываются те факторы, которые специалист считает важными.

При использовании дедуктивного метода предполагается, что чем более детально реализовать модель, тем меньше у нее будет погрешность.

Но модель не обязательно должна быть физической, чтобы получать от нее адекватные результаты. Нефизические модели, те, в которых некоторые факторы могут быть заменены другими усредненными либо коррелированными факторами, работающие по законам, которые не соответствуют законам, действующим в реальной системе, также могут моделировать реальную систему с малыми погрешностями.

Нефизическую модель системы можно создать с использованием индуктивного подхода, предложенного А.Г. Ивахненко. Поиск математической модели производится с использованием метода группового учета аргументов МГУА. Рассмотрим достоинства индуктивного подхода при создании моделей по сравнению с дедуктивным подходом.

3. Индуктивный подход при создании моделей. Метод группового учета аргументов

При индуктивном подходе, так же, как и при дедуктивном, чтобы построить модель системы, необходимо произвести наблюдение над реальной системой, выделить факторы системы и получить выборки наблюдений за системой. Законы, по которым работает система, чаще всего неизвестны из-за высокой ее сложности. Примерами таких сложных систем либо объектов могут служить атмосфера Земли, экономика государства либо экосистема природного объекта. Чаще всего очень сложно определить, по каким законам развивается такая система либо объект.

В отличие от дедуктивного подхода, целью которого является разделение системы на подсистемы и определение законов, по которым работают подсистемы и система в целом, в индуктивном подходе выборка наблюдений за системой активно используется при создании модели. Также основным отличием индуктивного подхода от дедуктивного является утверждение, что существует модель оптимальной сложности. В дедуктивном подходе утверждалось, что чем сложнее модель, тем более адекватные результаты можно от нее получить. Таким образом, индуктивный подход вносит в процесс создания модели существенные изменения, определяя существование модели оптимальной сложности и предоставляя критерии оптимальности. Модель создается не на основании опыта человека, а с использованием машинных вычислений. Выбор факторов модели возлагается на алгоритм, что дает возможность строить объективные модели.

Метод группового учета аргументов позволяет получить математическую модель системы. Существуют несколько наборов алгоритмов, реализующих метод группового учета аргументов, таких как комбинаторные алгоритмы, гармонические алгоритмы, итерационные алгоритмы. Наиболее подходящими для систем с множеством факторов являются итерационные алгоритмы.

Чтобы построить математическую модель с использованием МГУА, выборку наблюдений за объектом необходимо разбить на две или более частичных выборок. Это необходимо для достижения непротиворечивости модели. При применении дедуктивного подхода в моделировании обычно не задаются вопросом не только об объективности, но и о непротиворечивости модели. Противоречивый характер уравнений модели обычно обнаруживается при их проверке на различных выборках данных. Непротиворечивой является модель, созданная минимум на двух выборках данных и дает на всех данных почти один и тот же результат идентификации или прогноза. Если модель, полученная на одной части экспериментальных данных, дает один результат, а модель, полученная на другой выборке данных, дает другой результат, то такая модель является противоречивой и верить ей нельзя.

Метод группового учета аргументов отличается тем, что в него изначально заложен критерий непротиворечивости модели.

Рассмотрим метод группового учета аргументов более детально. Существуют несколько алгоритмов МГУА, такие как комбинаторные алгоритмы, гармонические алгоритмы и итерационные алгоритмы [1].

Суть комбинационных алгоритмов МГУА заключается в переборе всех возможных полиномов, получаемых на основании входных переменных модели и выборе полинома с наилучшей регрессией. Недостатком такого алгоритма является то, что при количестве переменных $m \geq 20$ задачу полного перебора решить практически невозможно.

Гармонические и итерационные методы являются модификациями комбинаторного алгоритма.

В отличие от комбинаторных алгоритмов, гармонические алгоритмы [1] применяются для поиска модели гармонического процесса, и модель имеет вид

$$f_m(t;a,b,\omega)=\sum_{i=1}^{m} a_i \cos\omega_i t + b_i \sin\omega_i t\,, \tag{1}$$

где t – время, $a=(a_1,a_2,...,a_m)^T$, $b=(b_1,b_2,...,b_m)$, $\omega=(\omega_1,\omega_2,...,\omega_m)$ – параметры модели. Суть метода заключается в поиске наилучших параметров модели.

Наиболее универсальными являются итерационные алгоритмы МГУА [1].

Суть итерационных алгоритмов, как и комбинаторных, заключается в переборе моделей, но этот перебор разбит на ряды, и на каждом ряду происходит отбор наилучших моделей по внешнему критерию. Наилучшие модели переходят на следующий ряд (на следующую итерацию).

Изначально выборка наблюдений за объектом делится минимум на две частичные выборки A и B.

В качестве нулевого приближения выбирается множество моделей вида $u = v_j$, $j = 1,2,...,m$, где v_j – исходные переменные. Пусть g – функция, которая зависит от p переменных. Первый шаг итерации рассматривает всевозможные модели вида $u = g(v_{j_1}, v_{j_2},..., v_{j_p})$, где $j_1, j_2,..., j_p \in \{1,2,...,m\}$. Коэффициенты функции g определяют, например, по МНК, используя информацию, содержащуюся только в выборке A. Получают m^p таких моделей. Но моделей может быть и меньше, если на переменные функции накладываются ограничения, например, такие, что переменная может присутствовать в модели в единичном экземпляре.

Далее для каждой полученной модели вычисляется внешний критерий и выбирается F наилучших моделей, которые будем обозначать

$$f_1^{(1)}(\cdot;\theta_1^{(1)}),\, f_2^{(1)}(\cdot;\theta_2^{(1)}),...,\, f_F^{(1)}(\cdot;\theta_F^{(1)}), \tag{2}$$

где верхний индекс означает номер ряда. Далее необходимо вычислить векторы $Z_1^{(1)}, Z_2^{(1)},..., Z_F^{(1)}$, называемые частичными описаниями:

$$Z_k^{(1)} = \begin{pmatrix} f_k^{(1)}(x_{11}, x_{12},...x_{1m};\theta_k^{(1)}) \\ f_k^{(1)}(x_{21}, x_{22},...x_{2m};\theta_k^{(1)}) \\ .... \\ f_k^{(1)}(x_{n1}, x_{n2},...x_{nm};\theta_k^{(1)}) \end{pmatrix}, k = 1,2,..., F.$$

Далее формируется матрица частичных описаний первого ряда G_1. Ее столбцами с первого по F-й являются векторы $Z_1^{(1)}, Z_2^{(1)},..., Z_F^{(1)}$. Если число q (число столбцов матрицы), которое может принимать значения $F, F+1, F+1+m, F+2+m$, совпадает с F, то на этом первый ряд заканчивается. Если же $q > F$, то следует заполнить столбцы с $F+1$ по q. Обычно заполнение производят либо столбцами, состоящими из нулей, либо столбцами, состоящими из единиц, либо столбцами матрицы X. Матрица G_1 в итоге заполняется полностью, и на этом первый ряд алгоритма завершается.

Все последующие ряды алгоритма вычисляются однообразно. Рассмотрим вычисление произвольного r-ряда.

На r-м ряду рассматривают всевозможные модели вида

$$u = g(f_{j_1}^{(r-1)}(\cdot;\theta_{j_1}^{(r-1)}),\, f_{j_2}^{(r-1)}(\cdot;\theta_{j_2}^{(r-1)}),...,\, f_{j_p}^{(r-1)}(\cdot;\theta_{j_p}^{(r-1)})),$$

где $j_1, j_2,..., j_p \in \{1,2,...,q\}$, причем

$f_{F+1}^{(r-1)}(\cdot;\theta_{F+1}^{(r-1)}) \equiv 1$, если $q = F+1$;

$f_{F+j}^{(r-1)}(\cdot;\theta_{F+j}^{(r-1)}) = v_j$, $j = 1,2,...,m$, если $q = F+m$;

$f_{F+1}^{(r-1)}(\cdot;\theta_{F+1}^{(r-1)}) \equiv 1$, $f_{F+1+j}^{(r-1)}(\cdot;\theta_{F+1+j}^{(r-1)}) \equiv v_j$, $j = 1,2,...,m$, если $q = F+1+m$;

$f_{F+1}^{(r-1)}(\cdot;\theta_{F+1}^{(r-1)}) \equiv 0$, $f_{F+2}^{(r-1)}(\cdot;\theta_{F+2}^{(r-1)}) \equiv 1$, $f_{F+2+j}^{(r-1)}(\cdot;\theta_{F+2+j}^{(r-1)}) \equiv v_j$, $j = 1,2,...,m$, если $q = F+2+m$.

Коэффициенты функции g определяют, например, по МНК, используя информацию, содержащуюся только в выборке A. Таких моделей получают от C_q^p до q^p. Для каждой полученной модели вычисляют внешний критерий, F лучших моделей запоминают. Их можно записать в виде

$$f_1^{(r)}(\cdot;\theta_1^{(r)}), f_2^{(r)}(\cdot;\theta_2^{(r)}),..., f_F^{(r)}(\cdot;\theta_F^{(r)}).$$

Далее вычисляют F частичных описаний по формуле

$$Z_k^{(r)} = \begin{pmatrix} f_k^{(r)}(x_{11}, x_{12},...x_{1m};\theta_k^{(r)}) \\ f_k^{(r)}(x_{21}, x_{22},...x_{2m};\theta_k^{(r)}) \\ .... \\ f_k^{(r)}(x_{n1}, x_{n2},...x_{nm};\theta_k^{(r)}) \end{pmatrix}, k = 1,2,..., F.$$

Затем, как и на первом ряду, формируется матрица частичных описаний G_r. И на этом r-й ряд заканчивается. Признаком, по которому определяют условие останова алгоритма, является соотношение между величинами $\min_{1\le k\le q} CR(f_k^{(r-1)})$ и $\min_{1\le k\le q} CR(f_k^{(r)})$, т.е. между значениями критерия на лучших моделях $r-1$ и r рядов соответственно. Если только значение критерия не убывает с увеличением ряда, то на этом алгоритм заканчивает свою работу. Таким образом, при использовании итерационных алгоритмов происходит перебор не всех комбинаций моделей, а на каждом ряду производится отбор наилучших моделей, которые в итоге переходят в следующий ряд, внося свои полезные свойства в итоговую модель.

4. Переход от функционального моделирования к блочному моделированию

Под функциональным моделированием будем понимать задание моделей с использованием уравнений либо систем уравнений, а под блочным моделированием – моделирование, в котором модели представлены в виде автоматов.

В свою очередь блочные модели могут быть представлены детерминированными либо недетерминированными автоматами-распознавателями и преобразователями.

Детерминированный конечный автомат-распознаватель – это система вида

$$A = <\Sigma, Q, q_0, F, \Phi>, \tag{3}$$

где $\Sigma = \{a_1,..., a_m\} (m \ge 1)$ – конечное множество – входной алфавит;

$Q = \{q_0,..., q_{n-1}\} (n \ge 1)$ – конечное множество – алфавит внутренних состояний;

$q_0 \in Q$ – начальное состояние автомата;

F – множество принимающих (допускающих, заключительных) состояний;

$\Phi : Q_x\Sigma \to Q$ – функция переходов;

$\Phi(q, a)$ – это состояние, в которое переходит автомат из состояния q, когда получает на вход символ a.

Автомат-распознаватель последовательно получает на вход набор символов (слово) и устанавливается в принимающее состояние, если входное слово является допустимым.

Конечный детерминированный автомат-преобразователь – это система вида

$$A = <\Sigma_X, \Sigma_Y Q, q_0, \Phi, \Psi>, \tag{4}$$

где $\Sigma_x = \{a_1,..., a_m\} (m \ge 1)$ – конечное множество – входной алфавит;

$\sum_y = \{b_1,..., b_r\} (r \ge 1)$ – конечное множество – выходной алфавит;

$Q = \{q_0,...q_{n-1}\} (n \ge 1)$ – конечное множество – алфавит внутренних состояний;

$q_0 \in Q$ – начальное состояние автомата;

$\Phi: Q \times \sum_x \to Q$ – функция переходов, $\Phi(q,a)$ – это состояние, в которое переходит автомат из состояния q, когда получает на вход символ a;

$\Psi: Q \times \sum_x \to \sum_y$ – функция выходов, $\Psi(q,a)$ – это символ из $\sum_y$, который выдает на выход автомат в состоянии q, когда получает на вход символ a.

Наиболее удобным для моделирования является автомат-преобразователь, поскольку у него есть множество как входных, так и выходных состояний, а у автомата-распознавателя выходным является множество принимающих состояний.

В методе группового учета аргументов (МГУА) математическая модель процесса представлена в виде многочлена, который получают из исходного простого многочлена добавлением новых членов либо возведением уже существующих членов в степень. Необходимо найти эквиваленты таких операций для структурных моделей.

В нашем случае структурные модели представлены в виде автоматов. И, таким образом, эквивалентами операций суммы и произведения могут являться теоретико-множественные и алгебраические операции, применимые для автоматов.

Рассмотрим теоретико-множественную операцию объединения нескольких автоматов в один автомат [2]. На основании этой операции из более простых автоматов можно построить более сложный автомат.

Пусть у нас есть автоматы A и B. Предположим, что $A = (X_1, Q_1, Y_1, q_1 \in Q_1, F_1(x \in X_1 / y \in Y_1))$, а $B = (X_2, Q_2, Y_2, q_1 \in Q_2, F_2(x \in X_2 / y \in Y_2))$, тогда автомат $C = (X, Q, Y, q_1 \in Q, F(x \in X / y \in Y))$ и является объединением автоматов A и B, если множества X, Q и Y и отображение F определяются по формулам:

$$X = (\{1\} \times X_1) \cup (\{2\} \times X_2), \tag{5}$$

$$Q = Q_1 \cup Q_2, \tag{6}$$

$$Y = (\{1\} \times Y_1) \cup (\{2\} \times Y_2), \tag{7}$$

$$Fq = F_1 q \cup F_2 q, \tag{8}$$

где $q \in Q$. В том случае, когда $q \notin Q_1$, полагаем $F_1 q = \emptyset$, а при $q \notin Q_2$ имеем $F_2 q = \emptyset$.

Если
$$X_1 \cap X_2 = \varnothing \tag{9}$$
и
$$Y_1 \cap Y_2 = \varnothing, \tag{10}$$

то сумму множеств в (5) и (7) можно заменить объединением множеств

$$X = X_1 \cup X_2, \tag{11}$$

$$Y = Y_1 \cup Y_2. \tag{12}$$

Рассмотрим пример объединения двух автоматов A и B.

Пусть дан автомат Мили:

$$A = (X_1, Q_1, Y_1, q_1 \in Q_1, F_1(x \in X_1 / y \in Y_1)),$$

где
$$X_1 = \{x_1, x_2\}, Q_1 = \{q_1, q_2, q_3\}, Y_1 = \{y_1, y_2\},$$

$$F_1 q_1 = \{q_1(x_1 / y_2), q_2(x_2 / y_1)\},$$

$$F_1 q_2 = \{q_3(x_1 / y_1), q_2(x_2 / y_2)\},$$

$$F_1 q_3 = \{q_1(x_1 / y_2), q_2(x_1 / y_2)\}.$$

Граф автомата A представлен на рис. 1.

И пусть дан автомат Мили:

$$B = (X_2, Q_2, Y_2, q_1 \in Q_2, F_2(x \in X_2 / y \in Y_2)),$$

где
$$X_2 = \{x_1, x_2, x_3\}, Q_2 = \{q_1, q_2\}, Y_2 = \{y_1, y_2, y_3\},$$

$$F_2 q_1 = \{q_1(x_1 / y_2), q_1(x_3 / y_3), q_2(x_2 / y_1)\},$$

$$F_2 q_2 = \{q_2(x_2 / y_2), q_1(x_3 / y_3)\}.$$

Граф автомата B представлен на рис. 2.

Тогда объединение автоматов $C = A \cup B$ будет представлено в виде

$$X = \{x_1, x_2, x_3\}, Q = \{q_1, q_2, q_3\}, Y = \{y_1, y_2, y_3\},$$

$$Fq_1 = \{q_1(x_1 / y_2), q_1(x_3 / y_3), q_2(x_2 / y_1)\},$$

$$Fq_2 = \{q_3(x_1 / y_1), q_2(x_2 / y_2), q_1(x_3 / y_3)\},$$

$$Fq_3 = \{q_1(x_1 / y_2), q_2(x_2 / y_1)\}.$$

Граф автомата С представлен на рис. 3.

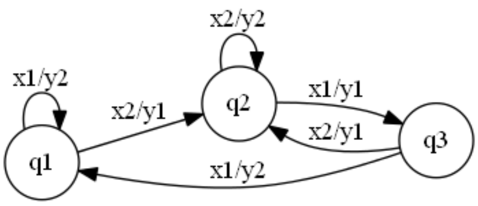

Рис. 1. Граф автомата A

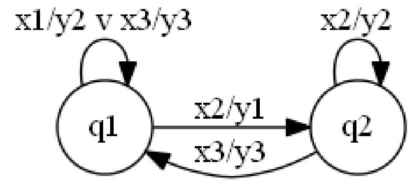

Рис. 2. Граф автомата B

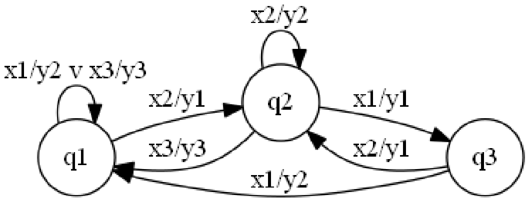

Рис. 3. Граф автомата C

Кроме операции объединения двух автоматов, существует еще операция пересечения двух автоматов, но эта операция не подходит для усложнения структурной автоматной модели, поскольку она упрощает структуру модели, а не усложняет ее.

Рассмотрим алгебраические операции над автоматами и возможность их применения для усложнения структурной автоматной модели.

Над автоматами можно производить алгебраические операции, такие как умножение, суммирование, суперпозиция и композиция.

Рассмотрим более детально операцию алгебраической суммы двух автоматов.

Пусть A и B – два произвольных абстрактных автомата, где $A = (X, Q, Y, q_1 \in Q, F(x \in X / y \in Y))$, а $B = (U, W, V, w_1 \in W, P(u \in U / v \in V))$. Тогда автомат $M = (Z, H, S, h_1 \in H, R(z \in Z / s \in S))$, обозначаемый $M = A + B$, является алгебраической суммой двух автоматов, если

$$Z = (\{1\} \times X) \cup (\{2\} \times U), \quad (13)$$

$$H = Q \times W, \quad (14)$$

$$S = (\{1\} \times Y) \cup (\{2\} \times V), \quad (15)$$

$$Rh = (Fq \times \{w\}) \cup (\{q\} \times Pw), \quad (16)$$

где $q \in Q$, $w \in W$, $h \in H$, причем $h = (q, w)$. Начальным состоянием автомата M служит $h_1 = (q_1, w_1)$. Если входные и выходные алфавиты автоматов A и B удовлетворяют условиям

$$X \cap U = \varnothing,$$

$$Y \cap V = \varnothing,$$

то входной Z и выходной S алфавиты автомата M определяются выражениями

$$Z = X \cup U, \qquad (17)$$

$$S = Y \cup V. \qquad (18)$$

Рассмотрим пример суммирования двух автоматов Мили.

Пусть даны автоматы Мили:

$$A = (X, Q, Y, q_1 \in Q, F(x \in X / y \in Y)),$$

где
$$X = \{x_1, x_2\}, Q = \{q_1, q_2\}, Y = \{y_1, y_2\},$$

$$Fq_1 = \{q_2(x_1 / y_1), q_1(x_2 / y_1)\},$$

$$Fq_2 = \{q_1(x_1 / y_1)\}$$

и $B = (U, W, V, w_1 \in W, P(u \in U / v \in V))$,

где
$$U = \{u_1, u_2\}, W = \{w_1, w_2, w_3\}, V = \{v_1, v_2\},$$

$$Pw_1 = \{w_2(u_1 / v_2), w_3(u_2 / v_2)\},$$

$$Pw_2 = \{w_3(u_1 / v_2), w_2(u_2 / v_1)\},$$

$$Pw_3 = \{w_3(u_1 / v_2), w_1(u_2 / v_1)\}.$$

Графы автоматов A и B представлены на рис. 4 и 5 соответственно.

Найдем по формулам (13)–(16) алфавиты и отображения автомата М.

$$Z = \{x_1, x_2, u_1, u_2\},$$

$$H = \{h_1, h_2, h_3, h_4, h_5, h_6\},$$

$$S = \{y_1, y_2, v_1, v_2\},$$

$$Rh_1 = \{h_4(x_1 / y_2), h_1(x_2 / y_1), h_2(u_1 / v_2), h_3(u_2 / v_2)\},$$

$$Rh_2 = \{h_5(x_1 / y_2), h_2(x_2 / y_1), h_3(u_1 / v_2), h_2(u_2 / v_1)\},$$

$$Rh_3 = \{h_6(x_1 / y_2), h_3(x_2 / y_1), h_3(u_1 / v_2), h_1(u_2 / v_1)\},$$

$$Rh_4 = \{h_1(x_1 / y_1), h_5(u_1 / v_2), h_6(u_2 / v_2)\},$$

$$Rh_5 = \{h_2(x_1 / y_1), h_6(u_1 / v_2), h_5(u_2 / v_1)\},$$

$$Rh_6 = \{h_3(x_1 / y_1), h_6(u_1 / v_2), h_4(u_2 / v_1)\}.$$

Граф автомата M представлен на рис. 6.

Таким образом, для усложнения структуры модели будем использовать операции объединения и суммы автоматов.

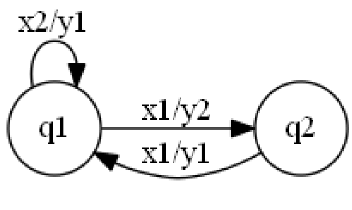

Рис. 4. Граф автомата А

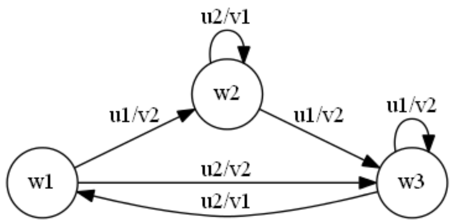

Рис. 5. Граф автомата В

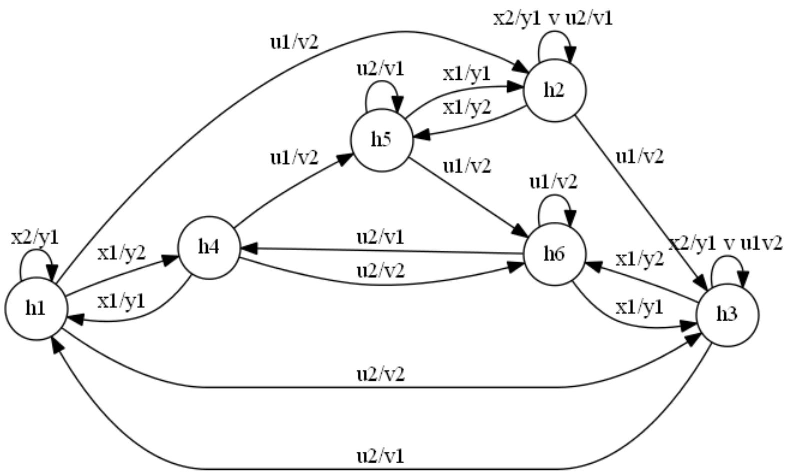

Рис. 6. Граф автомата М

5. Итерационный алгоритм МГУА для создания структурной автоматной модели

На основании вышеизложенных данных можно предложить алгоритм, позволяющий создать структурную модель объекта на основании данных наблюдений за ним.

На первом этапе алгоритма необходимо собрать данные об объекте. На этом этапе необходимо выделить входные и выходные параметры модели, которые, возможно, будут присутствовать в итоговой модели объекта. Выбор факторов модели является субъективным, и задачей алгоритма будет объективное отсеивание факторов, имеющих малое влияние на отклик модели.

После того, как входные и выходные переменные модели будут определены, необходимо провести эксперименты с объектом.

Вторым этапом алгоритма является генерация модели на основании полученной выборки наблюдения над объектом. Поскольку алгоритм основан на методе группового учета аргумента, для обеспечения возможности применения внешнего критерия оценки модели выборку необходимо разбить минимум на две частичных выборки А и В. Выборка А будет использоваться для генерации модели, а выборка В – для вычисления внешнего критерия.

В методе группового учета аргументов перед выполнением первой итерации алгоритма в качестве приближенных моделей выбирались параметры модели. Для структурных моделей также необходимо выбрать приближенные модели. Можно разбить выборку А на N частичных выборок и построить на основании этих частичных выборок автоматы – приближенные модели, опираясь на один из алгоритмов синтеза цифровых автоматов. Один из таких алгоритмов описан в книге [3].

Далее, на основании приближенных моделей, опираясь на операции объединения и суммы автоматов, необходимо построить модели первого ряда. Модель первого ряда получают применением к автоматным приближенным моделям операций суммы, объединения либо суммы и объединения одновременно. Для каждой модели необходимо вычислить внешний критерий и выбрать F лучших моделей, которые перейдут на следующий ряд.

На второй итерации алгоритма к F лучшим моделям также применяют операции объединения и суммы автоматов и получают множество автоматных моделей. Для каждого элемента множества вычисляют внешний критерий и выбирают F лучших моделей.

Условием останова алгоритма является соотношение между значениями внешнего критерия на лучших моделях $r-1$ и r рядов соответственно. Если только значение критерия не убывает с увеличением ряда, то на этом алгоритм заканчивает свою работу.

6. Выводы

В данной статье был предложен алгоритм метода группового учета аргументов для построения структурных моделей оптимальной сложности на основании данных наблюдения над объектом. Для усложнения начальной модели были использованы операции объединения и суммы автоматов.

Таким образом, используя метод группового учета аргументов и операции над автоматами, такие как объединение и сумма автоматов, а, возможно, и другие операции над автоматами, можно построить структурную автоматную модель оптимальной сложности.

Предложенный алгоритм позволяет применять индуктивный подход при построении структурных моделей. Его можно применять как элемент жизненного цикла модели, поскольку индуктивный подход предполагает наличие внешнего критерия, который предопределяет условие завершения процесса усложнения модели.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Ивахненко А.Г. Моделирование сложных систем по экспериментальным данным / А.Г. Ивахненко, Ю.П. Юрачковский. – М.: Радио и связь, 1987. – 120 с.
2. Мелихов А.Н. Ориентированные графы и конечные автоматы / Мелихов А.Н. – М.: Наука, 1971. – 416 с.
3. Глушков В.М. Синтез цифровых автоматов / Глушков В.М. – М.: Физматгиз, 1962. – 476 с.

Стаття надійшла до редакції 15.03.2012