ми N_0 случайных чисел, распределенных по равновероятностному (Симпсона, нормальному) закону в окрестности x_i точки (ядра) 0,5 $(в - a)$ числовой оси X с математическим ожиданием $M_{f_0(x)} = 0{,}5(в + a)$ и дисперсией $D_{f_0(x)} = (в - a)$. Эмпирическая $f_0(x)$ составляющая будет представлена совокупностью $(n \cdot N)$ равнораспределенных значений (Симпсона, нормального закона), причем $N_1 = N_2 = \ldots = N_n = N$.

В окрестности d каждого значения x_i выборки X размещаются N_i, $(i = \overline{1,n})$ равновероятно (Симпсона, нормальный закон) распределенных случайных чисел с математическим ожиданием $M_{\Psi_{x_i}} = x_i$ и дисперсией $D_{\Psi_{x_i}} = d$. Сложение чисел не производится, они размещаются на интервале $[a,d]$ согласно своим значениям.

Таким образом, осуществляется переход от малой выборки (N = 5 ÷ 10) к выборке стандартного объема данных, представляющей собой аддитивную суперпозицию $(N_0 + nN)$ псевдореализаций случайных значений. Величины N_0 и N априорно задаются, исходя из требуемой точности, возможности применения интервального метода оценивания. Дальнейшая обработка производится по стандартному алгоритму интервального метода оценивания.

Идентификация стандартным распределением, то есть верификация модели, осуществляется по ранее описанной схеме.

Вывод: предложен новый диагностический параметр (выбросы контролируемых параметров в пределах априорно заданных допусков), позволяющий эффективно реализовать принцип динамического диагноза состояния объекта.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Гайдышев А.И.* Анализ и обработка данных. Специальный справочник. –СПб: Питер, 2001.
2. *Самойленко А.П., Усенко О.А.* Статистические технологии обработки эмпирических данных ограниченного объема и верификации моделей естественной среды // Сборник научных трудов VI Всероссийского симпозиума “Математическое моделирование и компьютерные технологии.” –Кисловодск: 2004. С.33–36.
3. Разработка и исследование технологий верификации моделей состояния и надежности РЭА по эмпирическим данным ограниченного объема. Заключительный отчет о НИР (ТРТУ – ОАО ТАНТК им. Г.М.Бериева) / ТРТУ. Зам. руководителя темы и один из авторов отчета А.П.Самойленко. № ГР 01200312863; Инв. № 02200305383. – Таганрог, 2003. – 304с.
4. *Гаскаров Д.В., Шаповалов В.И.* Малая выборка. –М.: Статистика, 1978.
5. *Самойленко А.П., Чапцев А.Г.* Компьютерные технологии методов анализа данных ограниченного объема// Тезисы докладов Всероссийской научно-технической конференции. –Н.Новгород, –С.40-41.
6. *Самойленко А.П., Рогозов Ю.И., Кудрявцев Р.В.* Программа по реализации аддитивной аппроксимации данных ограниченного объема в базисе гауссовских вкладов// Свидетельство об официальной регистрации Росагенством по патентам и товарным знакам программ для ЭВМ №2002611968 от 22.11.2002.

В.А. Мыльцев, В.И. Ворончак

ИМИТАЦИОННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОИЗВОДСТВЕННО-ТЕХНИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ

Для управления сложными технологическими процессами необходимо иметь некоторую модель процесса. Описание отдельных фаз однородного технологического процесса возможно системами дифференциальных и алгебраических уравнений. В этом случае можно поставить задачу оптимального управления процессом. Решение данной задачи позволяет выбирать оптимальные режимы технологического процесса. Для многостадийных процессов, в которых осуществляются разнообразные физические, химические, электродинамические явления, построение детерминированных математических моделей становится очень сложной и часто невыполнимой задачей. В таких случаях возможны подходы, основанные на методах системного моделирования. В условиях имеющейся неопределенности воздействия множества факторов на производственные процессы целесообразно применять методы нечеткого моделирования [1].

Рассмотрим способ построения и подход к проблемно-целевому анализу сложных организационно-технических систем на основе нечеткого моделирования. Представим некоторый производственный процесс в виде нечеткой причинно-следственной сети:

$$S = (P,V),$$

где $P=\left\{p_i, i=\overline{1,p}\right\}$, $V=\left\{v\left(p_i,p_j\right), i,j=\overline{1,p}, i\neq j\right\}$ – множество элементов и множество связей между элементами системы.

При описании элементов используется множество нечетких ситуаций, характеризующих пространство возможных состояний элементов, а также множество отношений между ними. Каждому элементу системы p_i соответствует лингвистическая переменная (τ_i, B_i), определенная на терм-множестве $\{\tau_{i,Mi}\}$, и базовое множество B_i -элемента. Терм-множество представляет собой набор лингвистических значений элемента, характеризующих его типовые состояния, где M_i – число типовых состояний данного элемента. Для описания термов $\tau_{i,k}, k=\overline{1,M_i}$, соответствующих значениям элемента p_i, используются нечеткие функции принадлежности из множества $\mathrm{M}_i=\left\{\mu_i(b), b\in B_i\right\}$.

Связи $v(p_i, p_j)$ между типовыми состояниями каждой пары элементов задаются одним из значений терм-множества лингвистической переменной $\left(v\left(p_i,p_j\right), \tau_{v\left(p_i,p_j\right)}, B_{v\left(p_i,p_j\right)}\right)$, где $\tau_{v\left(p_i,p_j\right)}$ - терм-множество лингвистической переменной $v(p_i, p_j)$. Связи между типовыми состояниями каждой пары элементов задаются нечеткими переменными.

В зависимости от характера и способа представления информации, используемой при описании термов, определяющих типовые состояния элементов, могут применяться прямые и косвенные методы построения функций принадлежности. Прямые методы основаны на непосредственном задании экспертом нечетких множеств $\mathrm{M}_i=\left\{\mu_i(b), b\in B_i\right\}$ и используются для измеримых характеристик. Прямые методы построения функций принадлежности применяются при опросе и согласовании мнений группы экспертов. В этом случае устанавливаются некоторые нечеткие числа и приближенные интервальные оценки.

В качестве функций принадлежности используются типовые функции (треугольные, трапециевидные, гауссовы, колоколообразные, *S*,*Z*-образные), конкретный вид которых определяется значениями параметров, входящих в их аналитические представления и уточняется в соответствии с данными экспериментов [2].

Треугольная функция принадлежности $\Psi(\mathbf{C})=\frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k}\left(y_i-d_i\right)$, где a, b, c – некоторые числовые параметры, удовлетворяющие условию $a\leq b\leq c$.

Трапециевидная функция: $$\mu(x;a,b,c,d)=\begin{cases}0,\ x\le a\\ (x-a)/(b-a),\ a\le x\le b\\ 1,\ b\le x\le c\\ (d-x)/(d-c),\ c\le x\le d\\ 0,\ x\ge d\end{cases},$$

$a \le b \le c \le d$.

S, Z – образные функции принадлежности:

$$\mu_Z(x;a,b)=\begin{cases}1,\ x\le a\\ 0.5+0.5\cos\left(\pi\left[(x-a)/(b-a)\right]\right),\ a\le x\le b\\ 0,\ x>b\end{cases},\ a<b;$$

$$\mu_Z(x;a,b)=\begin{cases}1,\ x\le a\\ 1-2\left[(x-a)/(b-a)\right]^2,\ a<x\le(a+b)/2\\ 2\left[(b-x)/(b-a)\right]^2,\ (a+b)/2<x<b\\ 0,\ x\ge b\end{cases},$$

$$\mu_S(x;a,b)=\begin{cases}0,\ x<a\\ 0.5+0.5\cos\left[\pi(x-b)/(b-a)\right],\ a\le x\le b\\ 1,\ x>b\end{cases},$$

$$\mu_S(x;a,b)=\begin{cases}0,\ x\le a\\ 2\left[(x-a)/(b-a)\right]^2,\ a<x\le(a+b)/2\\ 1-2\left[(b-x)/(b-a)\right]^2,\ (a+b)/2<x<b\\ 1,\ x\ge b\end{cases},$$

$\mu_\sigma(x;a,b)=1/\left[1+\exp\left(-a(x-b)\right)\right]$ – сигмоидальная функция,

$$\mu_\sigma(x;a,b,c,d)=\begin{cases}0,\ x\le c\\ \left[\varphi(x)-\varphi(c)/\varphi(d)-\varphi(c)\right],\ c<x<d\\ 1,\ x\ge d\end{cases}$$ – нормированная сигмоидальная функция, где $\varphi(x)=1/\left[1+\exp\left(-a(x-b)\right)\right]$; $c < b < d$; S – функция соответствует $a > 0$, Z-функция $a < 0$.

Колоколообразная функция $\mu(x;a,b,c)=1/\left(1+\left|(x-b)/c\right|^a\right)$.

Гауссова функция принадлежности $\mu(x;b,c)=\exp\left(-(x-b)^2/c\right)$.

Отношения причинности между каждой парой элементов (p_i, p_j) из множества связей $V = \{v(p_i, p_j)\}$ формируются в виде ориентированного графа. Связь между типовыми состояниями каждой пары элементов задаются одним из значений терм-множества лингвистической переменной.

Связи, характеризующие нечеткую степень влияния между типовыми состояниями каждой пары элементов, описываются нечеткими переменными, которые могут задаваться либо значениями из отрезка [-1,1], либо функциями принадлежности. Задание взаимосвязей между элементами с помощь функций принадлежности позволяет формировать продукционные модели в виде множества нечетких правил.

Некоторые элементы могут образовывать подсистему с типом взаимосвязей, отличных от остальных. Такая подсистема может описываться детерминированной математической моделью в виде алгебраических и дифференциальных уравнений. При необходимости связи между элементами подсистем в ряде случаев представляются нейронной сетью, однонаправленной либо рекуррентной. Для таких подсистем определяется следующая структура (рис.1).

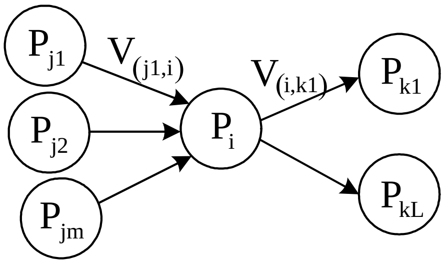

Рис.1. Структура подсистемы

Пусть имеется узловой элемент p_i. Вместе с элементами $p_j, j=\overline{j_1, j_m}$, $p_k, j=\overline{k_1,k_L}$ элемент p_i образует некоторую подсистему. Входы в подсистему определяются связями $V(j,i), j=\overline{j_1, j_m}$, а выходы – связями $V(i,k), k=\overline{k_1,k_L}$. Узловой элемент p_i осуществляет преобразование вида

$$\mathbf{Y}=\mathbf{\Phi}_i(\mathbf{X}),\quad \mathbf{X}=[x_j], j=\overline{j_1,j_m};\quad \mathbf{Y}=[y_k], k=\overline{k_1,k_L}, \tag{1}$$

где **Y** – выходные воздействия; **X** – входные сигналы.

В виде подсистемы может быть представлено некоторое техническое устройство, осуществляющее технологический процесс, например, аппарат центробежной осушки газа. Тогда входными параметрами являются термодинамические (давление, температура, влажность) и теплофизические характеристики газа. К входным параметрам также относятся технологические характеристики процесса (расход газа, закрутка газа, дисперсный состав конденсированной влаги, конструктивные особенности аппарата и т.д.). Выходными параметрами могут являться требуемые термодинамические параметры, включая и температуру точки росы, а также характеристики в виде затрат энергетических, сырьевых и трудовых ресурсов. Преобразование (1) может быть представлено в нескольких видах.

1. Математическая модель технологического процесса. Она может включать уравнения движения многофазной среды в многомерной постановке с учетом фазовых превращений. Преобразование может также выглядеть, как инженерная методика расчета технико-экономических показателей данного технологического процесса.

2. Математическая модель, описываемая нейронной сетью. Для извлечения знаний из системы данных и для решения задач управления широкое применение нашли однонаправленные многослойные нейронные сети. Важным свойством нейронных сетей является способность к обучению и обобщению полученных знаний. Обученная на ограниченном множестве обучающих выборок сеть обобщает накопленную информацию и выдает реакцию на данные, не применявшиеся при обучении.

Нейронная сеть осуществляет нелинейное преобразование (1) вектора **X** в вектор **Y**: **Y = F(W, X)**, где **W** – матрица коэффициентов преобразования, определяемая в процессе обучения сети [3].

Многослойная нейронная сеть состоит из входного и выходного слоев, а также из нескольких внутренних (скрытых) слоев. Входной слой имеет размерность входного вектора **X** = $[x_1,\ldots,x_n]$.

Для обучения используется система данных, представляющая собой набор наблюдаемых точек $(\mathbf{X}^j, \mathbf{f}^j),\ j=\overline{1,p}$, где **X**, **f** – входной вектор и вектор функции, соответственно. Система данных из p точек делится на две выборки: обучающую $(\mathbf{X}^j, \mathbf{f}^j),\ j=\overline{1,h}$ и проверочную $j=\overline{h+1,p}$. Весовые коэффициенты нужно подобрать таким образом, чтобы они обеспечили минимальное отклонение рассчитываемых в сети значений **Y** от имеющихся **f**, т.е. давали бы минимум целевой функции:

$$\psi(\mathbf{W}) = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{m}(y_i - f_i^q)^2 \Rightarrow \min \cdot$$

Здесь **W** – матрица коэффициентов $w_{ij}^k,\ i=\overline{1,N_k},\ j=\overline{0,N_{k-1}}, k=\overline{1,Kc}$, q – номер предъявляемой для обучения пары из выборки $(\mathbf{X}^q, \mathbf{f}^q), q=\overline{1,h}$.

Для обучения нейронной сети (настройки коэффициентов **W**) наиболее часто применяются алгоритм обратного распространения ошибки и генетические алгоритмы [4].

3. Узловой элемент p_i может осуществлять преобразование вида (1) с помощью набора правил, получаемого методом деревьев решений. Деревья решений - это способ представления правил в иерархической, последовательной структуре, где каждому объекту соответствует единственный узел, дающий решение. Под правилом понимается логическая конструкция, представленная в виде *if A then B* $(A \rightarrow B)$.

Пусть целевая переменная соответствует некоторым классам, на которые разбито множество данных. Требуется отыскать некоторое классифицирующее правило, позволяющее разбить множество данных на эти классы. В процессе поиска классифицирующего правила проводится перебор всех независимых переменных и отыскивается наиболее представительное правило на данном этапе. В обычных деревьях решений применяются предикаты вида $x \le w$, $x > w$. Данные разбиваются на две группы в соответствии со значением этого предиката. После этого процесс повторяется для каждой из этих групп до тех пор, пока получающиеся подгруппы содержат в себе представителей классов и включают в себя достаточно большое количество точек для того, чтобы статистически значимо быть разбитыми на меньшие подгруппы. В результате окончательное классифицирующее правило, построенное этим процессом, может быть представлено в виде бинарного дерева. Каждый узел этого дерева соответствует некоторому подмножеству данных и содержит найденное классифицирующее правило для этого подмножества. Удобным для анализа свойством деревьев решений является представление данных в виде иерархической структуры. Компактное дерево проявляет картину влияния различных факторов, независимых переменных.

Метод классификации, основанный на деревьях решений, имеет в качестве преимуществ следующие свойства: быстрый процесс обучения; генерация правил в областях, где эксперту трудно формализовать свои знания; извлечение правил на естественном языке; интуитивно понятная классификационная модель; достаточно высокая точность прогноза, сопоставимая с другими методами; построение непараметрических моделей.

Эти положительные свойства приближают методологию деревьев решений к системам, основанным на нечеткой логике, выигрывая у них в быстроте процесса обучения.

Выходная величина Q определяется на некоторых интервалах. Для точечной оценки выходной величины, как это предложено в работе [8], можно применить алгоритм нечеткого вывода. К имеющимся правилам эксперт или аналитик может добавить дополнительные правила, увеличивающие качество моделирования рассматриваемой системы.

Рассмотренные три варианта описания некоторых подсистем делают нечеткую модель сложной производственно-технической системы более универсальной и гибкой.

Основой для проведения операции нечеткого логического вывода является вид связей между элементами нечеткой системы, содержащих правила, названия термов и функции принадлежности термов. Пусть имеется подсистема нечеткого вывода, имеющая m правил вида

$$R_i = \left\langle if\left[\bigcap_{j=1}^{n} x_j \in \left(\tau_i, B_i\right)^j\right] \; then \;\; y \in \left(\tau_i, B_i\right)^y \right\rangle, i=\overline{1,m}, \tag{2}$$

где x_j, $j=\overline{1,n}$ – имена входных переменных; y – имя выходной переменной.

Результатом нечеткого вывода является четкое значение переменной $\tilde{y} \in Y$ на основе заданных четких значений $\tilde{x}_j \in X$, $j=\overline{1,n}$.

В общем случае механизм логического вывода включает четыре этапа: введение нечеткости (фазификация), нечеткий вывод, композиция и приведение к четкости, или дефазификация. Алгоритмы нечеткого вывода различаются главным образом видом используемого нечеткого вывода, следующим после фазификации, и разновидностью метода дефазификации.

1. Процедура фазификации: определяются степени истинности, т.е. значения ФП для левых частей каждого правила (предпосылок). Для правил вида (2) обозначим степени истинности как

$$A_{ij}(\tilde{x}_j), \;\; i=\overline{1,m}, \;\; j=\overline{1,n}.$$

2. Нечеткий вывод. Сначала определяются уровни «отсечения» для левой части каждого из правил. В качестве t-нормы выступает логический минимум (min): $\alpha_i = \min\limits_j (A_{ij}(\tilde{x}_j)), \; i=\overline{1,m}, \; j=\overline{1,n}$.

Далее находятся «усеченные» функции принадлежности $B_i'(y) = \min\limits_i(\alpha_i, \;\; B_i(y)), \;\; i=\overline{1,m}$.

3. Композиция, или объединение полученных усеченных функций, для чего используется максимальная композиция (t-конорма):

$$\mu(y) = \max_i(B_i'(y)), \;\; i=\overline{1,m},$$

где $\mu(y)$ – функция принадлежности итогового нечеткого множества.

4. На этапе дефазификации приведение к четкости можно осуществить разными методами.

Метод среднего центра, или центроидный метод: $\tilde{y} = \int\limits_y yB(y) \Big/ \int\limits_y B(y)$ или для дискретного варианта: $\tilde{y} = \sum\limits_{i=1}^{m} \alpha_i y_i \Big/ \sum\limits_{i=1}^{m} \alpha_i$.

Геометрический смысл рассчитанного значения – это центр тяжести для кривой $\mu(y)$.

Процесс построения системы нечеткого вывода в общем случае состоит из двух этапов: структурной адаптации и параметрической адаптации. Эти процедуры могут выполняться как раздельно, так и одновременно, и проводятся с использованием экспериментальных данных обучающей выборки. Структурная адаптация подразумевает генерацию базы нечетких правил вида “*if – then*”. Критерием качества сформированной базы правил выступает величина покрытия правилами всех примеров из обучающей выборки.

На этапе параметрической адаптации производится настройка параметров функций принадлежности нечеткой системы. Для этого, как правило, минимизируется квадратичная сумма разностей между фактическим y_i и спрогнозированным d_i значением переменной вывода нечеткой системы: $\Psi(\mathbf{C}) = \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k}(y_i - d_i)$, где **C** – вектор параметров функций принадлежности, k – объем обучающей выборки.

Таким образом, моделируемая система представляется в виде совокупности элементов и подсистем, связанных между собой нечеткими связями. Последовательное осуществление нечеткого логического вывода приводит к реакции выходных сигналов на изменение входных сигналов и внешних условий.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Борисов В.В., Бычков И.А., Дементьев А.В. и др.* Компьютерная поддержка сложных организационно-технических систем. –М.: Горячая линия – Телеком, 2002. –154с.
2. *Леоненков А.В.* Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH.- СПб.: БХВ-Петербург, 2003. –736с.
3. *Осовский С.* Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
4. *Сенилов М.А., Тененев В.А.* Интеллектуальные алгоритмы интерпретации геофизических исследований скважин. –СПб: Изд-во СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2004. –128с.

В.Б.Резников

АВТОМАТИЗАЦИЯ ФОРМИРОВАНИЯ МАТЕМАТИЧЕСКОГО ОПИСАНИЯ СЛОЖНЫХ МАКРОМОДЕЛЕЙ МЕТОДАМИ СИГНАЛЬНЫХ ГРАФОВ

Одной из наиболее важных частей методики автоматизации построения математического описания сложных систем является методика генерации функционального описания моделируемого объекта в виде совокупности компонентных уравнений по визуальным схемам, составляемых на основе направленных сигнальных графов.

Основные характеристики сложных систем:

- система обладает большим количеством компонент, имеющих различную физическую природу;
- взаимодействие компонент системы описывается сложной структурой связей;
- поведение системы описывается большим набором функций;
- поведение компонент может меняться с течением времени;
- присутствует динамика в структуре системы.

Можно считать, что чем большим количеством данных характеристик обладает моделируемая система, тем выше её сложность. Сложность систем порождает проблемы не только в численном расчете моделей таких систем, но и в составле-