

## ПРИМЕНЕНИЕ ЭКСПЕРТНОЙ ПОДСИСТЕМЫ С НЕЙРОСЕТЕВЫМИ АЛГОРИТМАМИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ДЛЯ ОПЕРАТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ ОБЪЕКТАМИ ГИБКИХ ПРОИЗВОДСТВЕННЫХ СИСТЕМ

В. А. Степанцов

*Воронежский государственный университет*

В статье предлагается подход к построению информационно-управляющей системы оперативного управления функционированием гибкой производственной системы на основе текущей информации с использованием экспертной подсистемы, блок логического вывода которой реализуется с помощью нечеткой нейронной сети.

Управление гибкими производственными системами (ГПС), относящимися к производствам дискретного типа, связано с необходимостью учета большого количества ограничений и критериев управления, разнообразия типов сложного технологического оборудования, маршрутов обработки и номенклатуры выпускаемых деталей. Кроме того, функционирование ГПС протекает в условиях сбоев и отказов оборудования, отклонений от требуемых значений свойств материальных потоков, отставания по времени от графика работы ГПС, нарушений плановых последовательностей обработки деталей. Все это делает целесообразным рассмотрение управления ГПС на дискретном множестве ситуаций, в общем случае независимых, с обязательным использованием специальных моделей и методов, позволяющих понижать сложность процесса обработки ситуаций.

Состояния всех технических объектов, входящих в состав ГПС, предусмотренные при разработке системы и допустимые с точки зрения нормального хода производственного процесса, а также адекватное отражение их в данных обуславливают наличие штатной ситуации, все остальные ситуации будем считать критическими (аварийными).

Основными причинами возникновения критических ситуаций могут быть отказы основного и вспомогательного технологического оборудования, сбой в работе вычислительной системы, ошибки во входной и априорной информации, а также ошибочные действия оператора. Особенность ГПС как объекта управления состоит в том, что разнообразие штатных ситуаций весьма ограничено, а число возмож-

ных критических ситуаций велико. Это обуславливает использование в системах диспетчерского управления ГПС процедур двух классов. Процедуры первого класса работают только при наличии на участке штатных ситуаций. При возникновении критических ситуаций система обращается к процедурам второго класса, задачей которых является обработка критических ситуаций. Реализация данных процедур основывается на предварительном моделировании процесса устранения критических ситуаций.

Каждый объект системы характеризуется набором параметров, значения которых определяют текущее состояние объекта. Поведение системы в целом описывается вектором значений параметров с учетом влияния внешних факторов. Задача управления заключается в построении решающих правил, позволяющих осуществлять контроль и диагностику работоспособности системы, при этом необходимо в реальном масштабе времени обрабатывать значительный объем трудноформализуемых параметров. В этих условиях, для выработки управляющих воздействий целесообразно использовать подход, состоящий в идентификации с некоторой степенью достоверности текущей ситуации, и ее отождествления с одной из штатных или кризисных ситуаций, для которой известно решение по управлению.

В общем случае математическая модель сложной технической системы представляется функциональной зависимостью между переменными состояниями системы, управляющими воздействиями, наблюдаемыми параметрами системы и внешней среды:

$$Y(t) = F(X(t), U(t), Q(t)), \quad (1)$$

где  $X$  — вектор текущего состояния модели системы,  $U$  — вектор управляющих воздействий,  $Q$  — вектор внешних воздействий,  $Y$  — вектор выходных параметров модели.

В рассмотренных условиях разработка математической модели функционирования сложной производственной системы невозможна без определения следующих данных:

$\bar{X}^*(t_i) = \{\bar{x}_j^*(t_i)\}$ ,  $(i = \overline{1, T}; j = \overline{1, n})$  — вектор характеристических параметров состояния системы в момент времени  $t_i$ ;

$\bar{X}(t_i) = \{\bar{x}_j(t_i)\}$ ,  $(i = \overline{1, T}; j = \overline{1, n})$  — вектор ситуационных параметров состояния системы в момент времени  $t_i$ ;

$\bar{C}^i = \{\bar{c}_j^i\}$ ,  $(i = \overline{1, N_S}; j = \overline{1, n})$  — вектор степени влияния  $i$ -го параметра на  $j$ -ю ситуацию;

$S = \{S^i\}$   $(i = \overline{1, N_S})$  — множество возможных ситуаций системы;

$U = \{U^i\}$   $(i = \overline{1, N_U})$  — множество решений по управлению для перевода системы из ситуации  $S^k$  в ситуацию  $S^m$ ,

где  $n$  — число ситуационных параметров;  $T$  — число векторов ситуационных параметров системы, соответствующих дискретным моментам времени;  $N_U$  — число решений по управлению;  $N_S$  — число возможных ситуаций системы.

Вектор параметров  $\bar{X}(t_i)$ , характеризующий состояние системы в ситуации  $S^i$   $(i = \overline{1, N_S})$  представим следующим образом:

$$\bar{X}(t_i) = X_1^i \cup X_2^i \cup \dots \cup X_m^i \cup Q^i = X_I^i \cup X_{II}^i, \quad (2)$$

где  $X_k^i$   $(i = \overline{1, T}, k = \overline{1, m})$  — набор параметров, характеризующих  $k$ -й объект сложной системы, при этом  $X_{k_1}^i \cap X_{k_2}^i = \emptyset$ ,  $k_1, k_2 = \overline{1, m}$ ,  $k_1 \neq k_2$ ,  $m$  — число выделенных объектов;  $Q^i$  — вектор внешних воздействий системы,  $X_I^i$  — набор главных ситуационных параметров,  $X_{II}^i$  — набор второстепенных ситуационных параметров, в общем случае  $X_I^i \cap X_{II}^i \neq \emptyset$ .

При разработке методов и алгоритмов информационно-управляющей системы, обеспечивающей оперативное управление функционированием сложной производственной системы на основе текущей информации, необходимо учитывать следующие ограничения:

участие в процессе управления лица, принимающего решения (эксперта);

дефицит времени на принятие решений.

Представим множество всех ситуаций  $S$  следующим образом:

$$\begin{aligned} S &= S_I \cup S_{II} = S_I \cup S_{II}^1 \cup S_{II}^2, \\ S_I \cap S_{II} &= \emptyset, S_{II}^1 \cap S_{II}^2 = \emptyset, \end{aligned} \quad (3)$$

где  $S_I = \{S^{k_I}\}$   $(k_I = \overline{1, N_I})$  — множество штатных ситуаций;  $S_{II} = \{S^{k_{II}}\}$   $(k_{II} = \overline{N_I + 1, N_S})$  — множество кризисных ситуаций;  $S_{II}^1$  — множество кризисных ситуаций, для которых известны решения по управлению;  $S_{II}^2$  — множество кризисных ситуаций, для которых решения по управлению не известны.

Решения по переводу производственной системы из одной ситуации в другую необходимо принимать в следующих случаях:

1.  $\forall S^{k_I} \in S_I (\forall k_I \in [1, N_I]) \exists U^k : S^{k_I} \rightarrow S^{k_I^*}$ ,  $U^k \in U, S^{k_I^*} \in S_I, k_I, k_I^* \in [1, N_I], k \in [1, N_U]$ ,

это означает, что для любой штатной ситуации существует необходимое решение по управлению, обеспечивающее перевод системы в другую штатную ситуацию;

2.  $\forall S^{k_{II}} \in S_{II}^1 (\forall k_{II} \in [N_I + 1, N_S]) \exists U^k : S^{k_{II}} \rightarrow S^{k_{II}^*}$ ,  $U^k \in U, S^{k_{II}^*} \in S_I, k_{II}^* \in [1, N_I], k \in [1, N_U]$ ,

это означает, что для любой кризисной ситуации из множества  $S_{II}^1$  существует необходимое решение по управлению, обеспечивающее перевод системы в возможную штатную ситуацию, в противном случае принимается решение по приостановке функционирования системы;

3.  $\forall S^{k_{II}} \in S_{II}^2 (\forall k_{II} \in [N_I + 1, N_S]) \neg \exists U^k : S^{k_{II}} \rightarrow S^{k_{II}^*}$ ,  $U^k \in U, S^{k_{II}^*} \in S_I, k_{II}^* \in [1, N_I], k \in [1, N_U]$ ,

это означает, что для любой кризисной ситуации из множества  $S_{II}^2$  не существует необходимого решения по управлению.

В случаях 1 и 2 необходимо идентифицировать текущую ситуацию и отождествить ее с некоторым классом ситуаций, для которых известно решение по управлению. Для случая 3, когда нет решения по управлению, требуется создать процедуру формирования решающего правила по переводу системы из ситуации  $S^i$  в ситуацию  $S^{i+1}$ .

Реализация данного подхода может быть основана на использовании в рамках информационно-управляющей системы экспертной подсистемы, работающей в режиме реального времени. Структурно-функциональная схема такой подсистемы представлена на рис. 1.

В базе данных (БД) представлена информация о текущем состоянии объектов системы. База знаний (БЗ) содержит правила и факты, описывающие конкретную предметную область, в том числе экспертные знания. Блок логического вывода обеспечивает взаимосвязь процессов экспертной подсистемы, посредством систем управления БД (СУБД) и БЗ (СУБЗ) и вырабатывает вариант решения по управлению

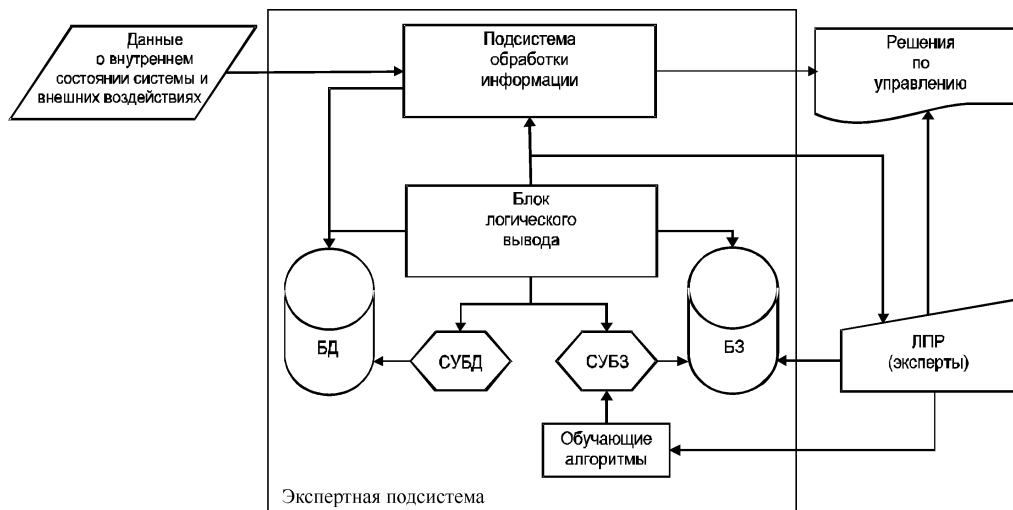


Рис. 1. Структурно-функциональная схема экспертной подсистемы

сложным техническим объектом в автоматическом или интерактивном режиме с участием лица, принимающего решения (ЛПР).

В силу того, что в рамках экспертной подсистемы требуется в реальном масштабе времени отслеживать значительное число быстроменяющихся параметров, вырабатывать эффективные и своевременные решения по управлению, необходим математический аппарат, позволяющий обрабатывать большой поток сложноструктурированной информации о текущем состоянии производственной системы. Базой такого математического аппарата являются алгоритмы глобального распараллеливания вычислительных процессов, в частности модели нейронных сетей. В реальных производственных системах часто невозможно определить значения некоторого набора параметров или определить их с высокой долей погрешности, возможен также выход из строя тех или иных датчиков. Кроме того, отсутствие точной математической модели является предпосылкой для применения в экспертной подсистеме аппарата нечетких множеств.

Принцип «черного ящика» является основным принципом нейросетевого моделирования. В этом случае моделируется внешнее функционирование системы, а не внутренняя структура системы как при аналитическом подходе. Функционирование системы в рамках нейросетевого моделирования описывается информационно, на основе наблюдений или данных экспериментов над реальной системой. Интерпретация получаемых с помощью таких моделей результатов более сложна, чем при использова-

нии формальных математических моделей, однако несомненное достоинство — отсутствие ограничений на сложность моделируемых систем определяет их важную практическую значимость.

В процессе функционирования многослойная нейронная сеть прямого распространения — MLP (Multi Layer Perceptron) [1] формирует выходной сигнал  $X_l$  в соответствии с входным сигналом  $X_0$  по формуле:

$$X_l = f_l(W_{l-1}^T \cdot X_{l-1}) = \quad (4)$$

$= f_l(W_{l-1}^T \cdot f_{l-1}(W_{l-2}^T \cdot \dots \cdot f_1(W_0^T \cdot X_0) \dots))$ , где  $l$  — число слоев в сети;  $X_i$  — выход нейронов  $i$ -го слоя;  $X_0$  — вход сети;  $W_i$  — матрица «весовых» коэффициентов между нейронами  $(i-1)$  и  $i$  слоев;  $f_i$  — активационная функция нейронов  $i$ -го слоя,  $(i = \overline{0, l}, X_0 = \bar{X}(t), Y = X_l)$ .

Выходной сигнал является результатом обработки входного сигнала при его прохождении по связям сети. Следовательно, нейронная сеть реализует функциональное соответствие между входом и выходом, и может служить информационной моделью  $F^*$  системы  $F$ , заданной формулой (1).

При моделировании реальных производственных систем, значения системной функции  $F$  являются результатом наблюдений или экспериментов, которые реализуются только для некоторого конечного набора параметров  $X$ . Кроме того, как процесс измерений, так и сами значения  $Y$  и  $X$  подвержены ошибкам различной природы, что приводит к приближенным результатам. Основной целью моделирования является получение значений системных от-

кликеров при произвольном изменении  $X$ . В данном случае имеются все основания применить информационную модель  $F^*$  исследуемой системы  $F$ .

В этих условиях задача идентификации текущего состояния объекта или системы по своей сути является задачей распознавания. Существуют различные архитектуры нейронных сетей, выполняющих распознавание. При создании модели сложной системы на основе экспериментальных данных невозможно учесть все ситуации системы, это приводит к тому, что при эксплуатации системы возникает неоднозначность классификации ситуаций, что в свою очередь обуславливает применение нечетких множеств. Нечеткая нейронная сеть — это многослойная нейронная сеть, в которой слои выполняют функции элементов системы нечеткого вывода [2].

В конечном итоге, для построения информационной модели сложной производственной системы требуется многоуровневая гибридная нейронная сеть, состоящая из подсетей различных архитектур. Рассмотрим построение такой нейронной сети для создания информационной модели отдельных объектов сложной производственной системы.

В соответствии с (2) множество всех ситуаций можно условно разделить на множество штатных ситуаций  $S_I$  и множество кризисных ситуаций  $S_{II}$ . Требуется принять адекватное решение по отнесению текущей ситуации  $S(t)$  к одному из указанных множеств по результатам ограниченного числа измерений. Решение задачи сводится к построению решающего правила, осуществляющего необходимое распознавание текущей ситуации с вычислением значения функции принадлежности. Предполагая, что система имеет четкие входы и нечеткие степени влияния каждого входа на ситуацию, построим двухуровневую нечеткую нейронную сеть, осуществляющую контроль за состоянием  $k$ -го ( $k = \overline{1, m}$ ) объекта производственной системы. На первом уровне осуществляет предварительный контроль состояния на основе текущего значения главных ситуационных параметров  $X_I^i$ . На втором уровне полученные значения уточняются, на основе набора второстепенных ситуационных параметров  $X_{II}^i$ , в соответствии с (2). На каждом уровне осуществляется построение трехслойной нейронной сети со следующими характеристиками:

- вырожденный нулевой слой представляет собой исходные данные нейронной сети  $x_l (l = \overline{1, N_k})$ ;

- первый слой реализует фильтрацию ситуационных признаков  $r_j (j = \overline{1, N_r})$ ;

- нейроны первого слоя осуществляют агрегирование исходных данных  $r_j = \mu_j(x_1, x_2, \dots, x_{N_k})$  [3];

- второй слой содержит два нейрона выхода  $z_1, z_2$  и осуществляет идентификацию ситуации (штатная или кризисная);

- выходные нейроны имеют сигмоидные функции активации:

$$f_m(q) = \frac{1}{1 + e^{-g_m q}}; \quad (5)$$

- «весовые» коэффициенты первого слоя представляют собой нечеткие множества  $A_{ij} (i = \overline{1, N_k}, j = \overline{1, N_r})$ , такие, что

$$f = \mu_{A_{ij}}(x_i) = \frac{1}{1 + e^{-a_{ij}(x_i + b_{ij})}}, \quad (6)$$

где  $a_{ij}, b_{ij}$  — настраиваемые в процессе обучения параметры;

- «весовые» коэффициенты второго слоя задаются вещественными числами;

- обучение осуществляется по модифицированному алгоритму Back Propagation [3].

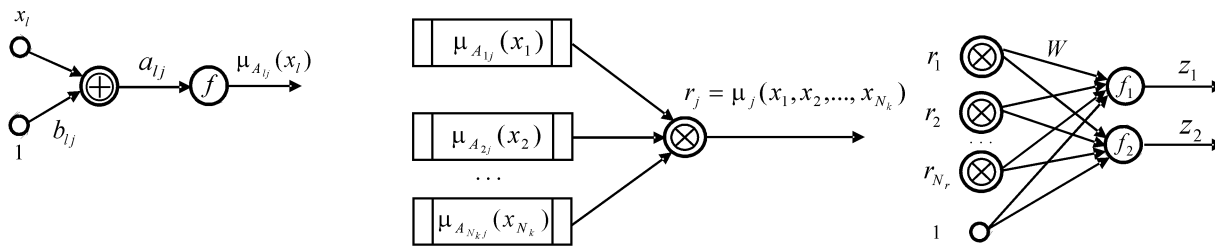
Функционирование нейронной сети (4) для уровня имеет вид:

$$\begin{aligned} z_m^s &= f_m^s \left( \sum_{j=0}^{N_r} w_{jm}^s \cdot \mu_j^s(x_1, \dots, x_{N_k}) \right) = \\ &= f_m^s \left( \sum_{j=0}^{N_r} w_{jm}^s \cdot (\mu_{A_{1 \dots j}}^s(x_1) \otimes \right. \\ &\left. \otimes \mu_{A_{2j}}^s(x_2) \otimes \dots \otimes \mu_{A_{N_k j}}^s(x_{N_k})) \right), \end{aligned} \quad (7)$$

где  $s = 1, 2$  — номер уровня,  $m = 1, 2$  — выход уровня,  $f_m^s$  — функция активации выходного слоя,  $w_{jm}^s$  — элементы транспонированной матрицы весовых коэффициентов второго слоя  $W^s$ , размер матрицы  $N_r \times 2$ ,  $\mu_{A_{ij}}^s(x_i)$  — функция принадлежности входного параметра  $x_i$  ситуационному признаку  $r_j$ ,  $\otimes$  — знак операции агрегирования.

На этапе обучения реализуется настройка параметров функций принадлежности первого слоя, «весовых» коэффициентов и параметра функции принадлежности второго слоя. Элементы нейронной сети представлены на рис. 2.

В общем случае процедура работы нейронной сети для некоторого технического объекта управления выглядит следующим образом:



а. формирование функции принадлежности параметра  $x_i$  ситуации  $r_j$

б. архитектура нейрона второго слоя

в. архитектура второго слоя

Рис. 2. Элементы нейронной сети

1. На вход первого уровня подаются главные ситуационные параметры состояния объекта  $X_I^i$ , рассчитывается выход нейронной сети.

2. Если  $|z_1^1 - z_2^1| \leq \varepsilon$ , то нельзя однозначно определить состояние объекта.

3. Подключается нейронная сеть второго уровня, уточняющая полученные результаты, используя для этой цели набор второстепенных ситуационных параметров  $X_{II}^i$ , результатом контроля считается  $z^2$ .

Использование предлагаемой нейронной сети в качестве блока логического вывода рассмотренной экспертной подсистемы выработки варианта решения по управлению сложными

техническими объектами позволяет применить рассмотренный подход для решения задач оперативного управления производственной системой в целом.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Круглов В.В., Борисов В.В.* Искусственные нейронные сети: Теория и практика. — М.: Горячая линия-Телеком, 2002. — 381 с.

2. *Усков А.А., Кузьмин А.В.* Интеллектуальные технологии управления. Искусственные нейронные сети и нечеткая логика. — М.: Горячая линия-Телеком, 2004. — 143 с.

3. *Комарцова Л.Г., Максимов А.В.* Нейрокомпьютеры. — М.: МГТУ им. Баумана, 2004. — 400 с.