

*В.П. Хорольский д-р техн. наук, Е.К. Бабец канд. техн. наук  
(Украина, Кривой Рог, Криворожский экономический институт)*

## **ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В СИСТЕМАХ УПРАВЛЕНИЯ СЛОЖНЫМИ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМИ ПРОЦЕССАМИ**

**Введение.** Обогащение руд на горно-обогатительных комбинатах относится к сложным технологическим процессам, выходные показатели которых зависят, как от мастерства управленческого персонала, так и локальных систем автоматизированного управления этими процессами.

В последнее время наблюдается ухудшение выходных показателей (общего железа в концентрате, качества агломерата и окатышей), что связано со значительными затратами электроэнергии и в целом стоимостью тонны продукции [1].

Традиционные методы АСУТП не обеспечивают необходимой эффективности формирования управлений в условиях:

- неминимальнофазовости объектов управления (провалов характеристик, больших транспортных запаздываний);
- большого количества трудно учитываемых факторов слабостационарной среды;
- низкой надежности оборудования локальных систем автоматики;
- слабой мотивации персонала.

До недавнего времени постановка и решение задач управления была тесно связана с алгоритмизацией сложных технологических процессов обогащения руд и, как правило, сводилась к созданию многоуровневых, распределенных АСУТП [2].

Детальный анализ проектных решений показал, что на криворожских обогатительных фабриках в 90-е годы разработаны и внедрены локальные системы стабилизации процессов измельчения, классификации, магнитной сепарации [3], а также разработаны проектные решения в составе АСУТП КГКОР адаптивных систем управления этими процессами на основе методов распознавания образов [2] и интеллектуальных систем [3].

Однако спроектированные в 90-х годах адаптивные регуляторы с переменной структурой и АСУТП не оправдали в полной мере своего назначения вследствие отсутствия надежных датчиков и исполнительных механизмов, информационных систем сбора информации, надежных систем ввода-вывода информации, каналов связи и компьютерных систем.

**Постановка задачи.** В настоящей работе сделана попытка повышения эффективности работы АСУТП за счет известных результатов в области разработки искусственного интеллекта (ИИ).

Использование средств ИИ расширяет возможности АСУТП в области многоканального управления, перераспределения потоков, параллельного и

многостадийного управления технологическим процессом с рециклами в условиях ограничения подачи электроэнергии и исходной руды.

**Методы исследования.** В последние пять лет алгоритмизацию сложных технологических процессов решают на основе новых методов обучения, к которым относят искусственные нейронные сети [4].

Нейронные сети применимы для решения целого класса задач, где используются не уравнения динамики и даже не столько правила, как в традиционных экспертных системах, сколько опыт. Опытный технолог (мельник, сепараторщик по цвету пульпы может с достаточной степенью точности определить разновидности типов руды, поступающей на обогащение), а по числу частиц скрапа за время  $t$  оценить загрузку измельчительного агрегата.

В этом случае механизм диагностики системы сложного технологического процесса напоминает распознавание ситуаций на подсознательном уровне, чем цепочку логических рассуждений. Построение экспертных систем, основанных на правилах, или использование логических исчислений для решения указанного класса задач упирается в сложность учета всех мыслимых сочетаний факторов и формализации закономерностей, связывающих условия задачи с результатом [5].

Алгоритм преобразования входных сигналов нейросети в выходные порождается процессом предварительной настройки (обучения) путем предъявления примеров пар «вход-выход». Поэтому можно говорить о рефлекторном характере функционирования искусственных нейросетей [5].

Нейронные сети обладают высокой распараллеливаемостью, что и обеспечивает повышенное быстродействие, важное в задачах управления в реальном времени, т.е. когда идентификация или формирование закона управления осуществляется в темпе с протеканием процесса обогащения руд.

В силу реактивности и способности к обучению они полезны уже в текущем их состоянии развития при создании многоуровневых и многофункциональных систем управления с элементами ИИ.

**Решение задачи.** Искусственная нейронная сеть состоит из множества взаимосвязанных идентичных простых (processing) элементов или нейронов и по конструкции напоминает кору головного мозга. Нейрон - это простой элемент (рис.1), состоящий из двух частей. Первая часть суммирует все взвешенные входные параметры  $I$ , поступающие от других нейронов, а вторая часть модифицирует полученную информацию о состоянии объекта исследования.

Связности от входного элемента к  $p$ - элементу ставится в соответствие, так называемая, весовая функция  $W_n$ , которая преобразовывает входной сигнал, делая его или положительным или отрицательным, что соответствует усилению или подавлению сигнала биологического нейрона.

Действие нейрона описано следующими уравнениями:

$$I = \sum_{i=1}^n w_i x_i ; \quad (1)$$

$$T = T(I); \quad (2)$$

$$T(I) = \frac{1}{1 + e^{-I}}, \quad (3)$$

где  $T(I)$  – выходной сигнал;  $I$  – сумма весовых параметров, вводимых в нейроны в первом скрытом слое;  $w$  – входной сигнал ( $i=1 \dots n$ );  $w_i$  – весовые значения параметров  $x_1, \dots, x_n$ ;  $i$  – индекс входных нейронов,  $i=1, \dots, n$ .

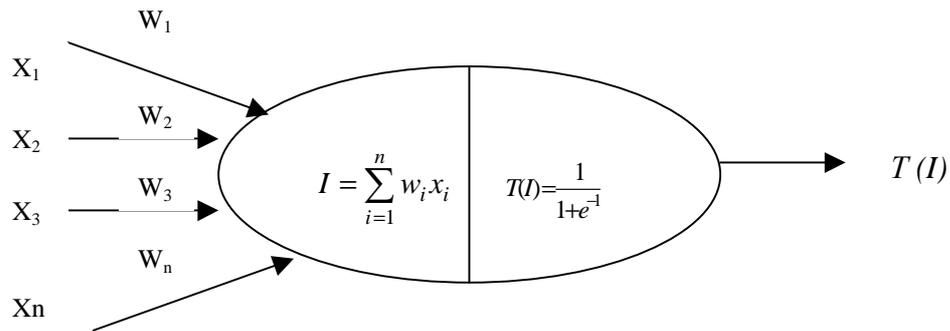


Рис. 1. Схема искусственного нейрона

Уравнение (1) показывает, что входной параметр в нейроне состоит из суммы весовых выходных параметров из нейрона в следующий слой. Уравнения (2) и (3) указывают, на то что нейрон генерирует выходной параметр наложением функции на его входной параметр, полученный в уравнении (1). Связь между входом и выходом осуществлена с помощью логистической сигмоидальной кривой, выраженная уравнением (3).

Функция активизации ограничивает величины выходного параметра искусственного нейрона до величин в пределах двух асимптот (в данном случае 0 -1 ). Это ограничение очень полезно для удержания выходного параметра в нужном динамическом диапазоне. Нейроны в сети располагаются слоями (рис. 2). Количество слоев в сети зависит от сложности задачи. В пределах сети информация от нейрона в предыдущем слое передается во все нейроны в следующем слое через соединения сети.

На рис.3 показан алгоритм обучения, который работает по следующей схеме. База данных о технологическом процессе делится на комплект обучающих данных и комплект контрольных данных. Данные каждого комплекта представляются в виде пар вход - выход.

Этот полученный параметр сравнивается с намеченной величиной и определяется погрешность. Затем эта погрешность распространяется в обратном направлении и регулируется весовыми функциями для уменьшения ее величины погрешности. Новые весовые функции передаются в сеть и процесс повторяется для новой пары вход - выход.

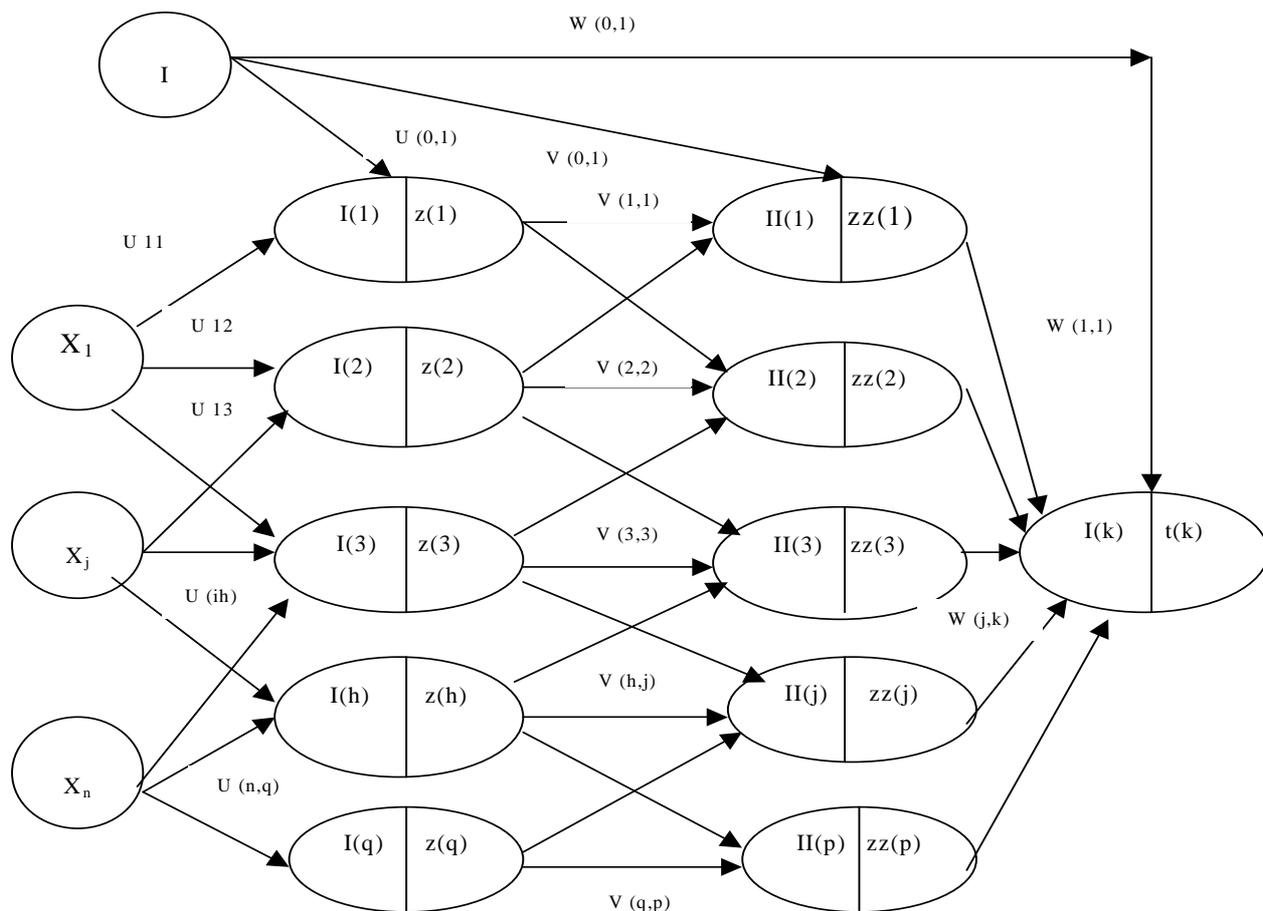


Рис. 2. Структура искусственной нейронной сети

Процедура повторяется до тех пор, пока не будут использованы все подготовительные пары. После каждой итерации погрешность вводится в память для аккумуляции общей погрешности. После того, как все пары использованы (один период), общая погрешность сравнивается с установленным допуском погрешности. Если результат соответствует допуску, то процедура обучения повторяется. Если же результат совпадает с допуском, то процедура прекращается и весовые функции, установленные после последней итерации, представляют собой выходной параметр обучения. Эти весовые функции вводятся в сеть и сеть считается обученной. Для проверки работы сети используется контрольный комплект данных. Если в результате моделирования будет установлено, что нейронная сеть удовлетворяет требованиям управления сложным технологическим процессом, то она может быть использована для прогнозирования:

- процентного содержания готового класса – 0,070 мм в системе управления первой стадии измельчения – классификации и магнитной сепарации;
- процентного содержания магнитного железа в промпродуктах второй и третьей стадии измельчения – классификации и магнитной сепарации.

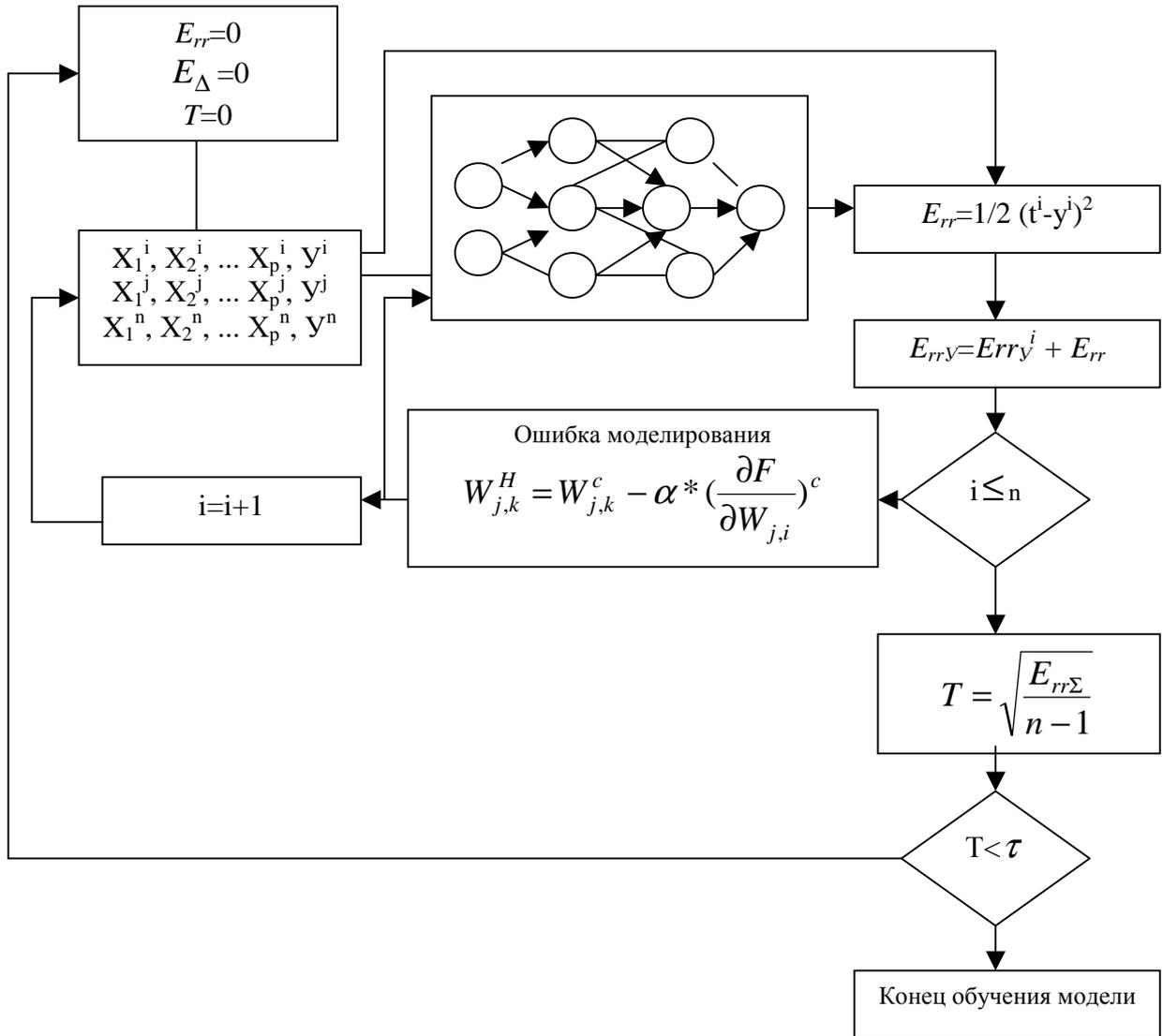


Рис. 3. Алгоритм работы нейронной сети

Для многослойной нейронной сети с двумя скрытыми слоями, тремя входными нейронами, одним выходным нейроном и системой обозначения, представленной на рис. 2, применяются следующие алгебраические уравнения:

$$I(n) = U_{o,n} + \sum_{i=1}^3 U_{i,n} * X_i; \quad (4)$$

$$Z(n) = \frac{1}{1 + e^{-I_n}} \text{ для } n=1,5 \quad (5)$$

Первый скрытый слой состоит из уравнений (4) и (5).

Второй слой описан следующими системами уравнений:

$$II(j) = V_{oj} + \sum_{n=1}^5 V_{n,j} * Z(n); \quad (6)$$

$$ZZ(j) = \frac{1}{1 + e^{-II_j}} \text{ для } j=1,5 \quad (7)$$

В уравнениях (4-7) использованы обозначения:

$U$  – весовые значения на связях с первым скрытым слоем;  $Z(n)$  – выход нейронов первого скрытого слоя;  $II$  – сумма весовых параметров, вводимых в нейроны во втором скрытом слое;  $ZZ(j)$  – выход нейронов второго скрытого слоя.

Идентификацию выходного слоя выполним так:

$$I(k) = W_{o,k} + \sum_{j=1}^5 W_{j,k} * ZZ(j); \quad (8)$$

$$T_k = \frac{1}{1 + e^{-I_k}} \text{ для } k=1 \quad (9)$$

Ошибку моделирования будем оценивать по формуле:

$$E = 0,5 \sum_k [Y_k - T_k]^2 \text{ для } k=1, \quad (10)$$

где  $E$  – функция погрешности;  $T_k$  – выходной параметр сети;  $Y_k$  – экспериментальное значение выходного параметра.

Уравнения (4-10) являются стандартным выражением распространения сигнала в загрузку нейронной сети [6].

После выявления погрешности, которая используется в процедуре определения новых весовых функций, последние уточняются по следующей формуле:

$$W_{j,k}^n = W_{j,k}^0 - \eta \left( \frac{\partial E}{\partial W_{j,k}} \right); \quad (11)$$

$$V_{n,j}^n = V_{n,j}^0 - \eta \left( \frac{\partial E}{\partial V_{n,j}} \right); \quad (12)$$

$$U_{i,n}^n = U_{i,n}^0 - \eta \left( \frac{\partial E}{\partial U_{i,n}} \right), \quad (13)$$

где выражения в скобках являются частными производными и погрешности (10) касательно весовых функций на различных связанностях. Введем постоянную обучения, которую обозначим как некоторую малую постоянную величину  $\eta$ . Так как погрешность  $\eta$  – это функция весовых переменных, то частные производные определяются следующим образом:

$$\frac{\partial E}{\partial W_{j,k}} = \frac{\partial E}{\partial T_k} * \frac{\partial T_k}{\partial I_{(k)}} * \frac{\partial I_{(k)}}{\partial W_{j,k}} = -[Y_k - T_k] * T_k (1 - T_k) * ZZ_{(j)} \quad (14)$$

для  $j=1,5$  и  $k=1$ ,

где  $E, T_k, I_k$  – получено в управлении (8) - (10) соответственно.

Таким же образом представлены остальные необходимые производные:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial V_{n,j}} &= \frac{\partial E}{\partial T_k} * \frac{\partial T_k}{\partial I_k} * \frac{\partial I_k}{\partial ZZ_{(j)}} * \frac{\partial ZZ_{(j)}}{\partial \Pi_{(j)}} * \frac{\partial \Pi_{(j)}}{\partial V_{n,j}} = \\ &= -[Y - T_k] * T_k (1 - T_k) * W_{j,k} * ZZ_{(j)} * (1 - ZZ_j) * Z_{(n)} \end{aligned}$$

для  $n=1,5, j=1,5, k=1$ ; (15)

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial U_{i,n}} &= \frac{\partial E}{\partial T_k} \frac{\partial I_k}{\partial I_k} \frac{\partial I_k}{\partial ZZ_{(j)}} \frac{\partial ZZ_{(j)}}{\partial \Pi_{(j)}} \frac{\partial \Pi_{(j)}}{\partial Z_{(n)}} \frac{\partial Z_{(n)}}{\partial I_{(n)}} \frac{\partial I_{(n)}}{\partial U_{i,n}} = \\ &= -[Y_k - T_k] * T_k * (1 - T_k) * W_{j,k} * ZZ_j * (1 - ZZ(j)) * \\ &* V_{nj} * Z_{(n)} * (1 - Z_{(n)}) * X_i \end{aligned} \quad (16)$$

Результаты имитационного моделирования сложного технологического процесса с помощью нейронной сети (рис. 2) и алгоритма (рис. 3), сведены в таблицу, анализируя которую можно сделать вывод о высокой точности прогнозирования выходных переменных, характеризующих работу стадий обогащения, и разработать целый комплекс систем управления процессами обогащения руд на базе рассмотренной искусственной нейронной сети.

### Выводы.

1. В работе применена искусственная нейронная сеть для моделирования сложного технологического процесса обогащения руд. Спрогнозированные выходные параметры работы трех стадии измельчения – классификации – магнитной сепарации в технологической линии обогащения руд соответствует заданной точности моделирования, а поэтому модель может быть использована для коррекции заданий локальных систем управления.

2. Разработанный подход интеллектуального управления сложным технологическим процессом на базе нейронной сети позволяет:

- выполнять визуальное моделирование сложных технологических процессов измельчения – классификации – магнитной сепарации, что ускоряет работы на стадии проектирования и отладки системы управления с программируемыми контроллерами;

- использовать разработанные алгоритмы для настройки ПИД - регуляторов нижнего уровня управления;

- строить робастные системы распределенного управления технологическими линиями обогащения руд путем формирования закона управления и проведения идентификации в темпе протекания процесса.

#### Результаты имитационного моделирования и обучения нейронной сети

Прогнозируемый параметр	Параметры	Количество опытов	Ошибка моделирования
Содержание готового класса – 0,070 мм. $X - 0,070$	$X_1$ – расход воды в слив классификатора; $X_2$ – циркуляционная нагрузка; $X_3$ – плотность слива классификатора	100	0,08
Содержание магнитного железа в промпродукте первой стадии обогащения $\beta_{Fe1}$	$X_3$ – плотность слива классификатора; $X$ – удельный вес исходной руды; $X_{n1}$ – удельный вес промпродукта первой стадии	100	0,05
Содержание магнитного железа в промпродукте второй стадии обогащения $\beta_{Fe2}$	$X_4$ – плотность слива гидроциклона $\varnothing 700$ мм; $X_{n2}$ – удельный вес промпродукта второй стадии; $X_{\beta_{Fe1}}$ – содержание магнитного железа в промпродукте первой стадии обогащения	100	0,05
Содержание магнитного железа в промпродукте третьей стадии обогащения $\beta_{Fe3}$	$X_5$ – плотность слива гидроциклона $\varnothing 700$ мм; $X_{пз}$ – удельный вес промпродукта третьей стадии; $X_{\beta_{Fe2}}$ – содержание магнитного железа в промпродукте второй стадии обогащения.	100	0,05

#### Список литературы

1. Бабец Е.К., Горлов Н.И., Жуков С.А. Ситуационное управление технологическими процессами добычи и переработки руд (производственный менеджмент): Монография – Днепропетровск: Наука и образование, 2001.- 289 с.
2. Хорольский В.П. Адаптивные системы многоуровневого управления технологическими процессами переработки руд: Автореф. дис.... д-ра техн. наук – Л., 1989, - 40с.
3. Хорольский В.П. Интеллектуальная система управления обогатительной фабрикой окисленных руд //Изв. вузов. Горн. журн. – 1992. - №10. – С. 37-41.
4. Бир С. Мозг фирмы: Пер с англ. – М.: Радио и связь 1993 – 416 с.
5. Васильев С.Н. Расширение потенциала управления с помощью новых средств представления и обработки знаний //Проблемы управления и информации. – 2002 - №4 – С. 21-36.
6. Leftery H Tsoukalas, Robert E Uhrig “Euzzy and Neural Approaches in Engineering” John Wiley and Sons, 1997.