

## Раздел VI. Вычислительные комплексы нового поколения и нейрокомпьютеры

УДК 004.896

А.Н. Берёза, М.В. Ляшов

### АППАРАТНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ НЕЧЕТКИХ КОНТРОЛЛЕРОВ НА ПЛИС\*

**Введение.** Одним из направлений развития вычислительных систем являются встраиваемые (embedded) системы, выполняющие чётко определённые задачи, связанные с обработкой данных в реальном масштабе времени. Обычно встраиваемые системы представляют собой ограниченные в габаритах и энергопотреблении модули, управляемые низкопроизводительным, по сравнению с персональным компьютером, вычислителем, в качестве которого используются микроконтроллеры, сигнальные процессоры и процессоры персональных компьютеров предыдущих поколений. Основными особенностями встраиваемых систем являются высокие требования к надёжности, чётко определенная задача, ограниченность и невозможность расширения вычислительной мощности и объемов оперативной, и постоянной памяти, ограничение размеров печатных плат и энергопотребления. Решение задач в прикладных областях, где используются встраиваемые системы, часто требует обработки неполной, неточной и размытой информации, что приводит к необходимости использования знаний человека-эксперта. Перспективным методом решения таких задач является применение аппарата нечеткой логики, что определяется возможностью реализации произвольного нелинейного преобразования входных данных в сочетании с простотой его лингвистического описания.

**Основные положения теории нечетких систем.** Аппарат нечетких множеств и нечеткой логики применяется для решения задач, в которых исходные данные являются ненадежными и слабо формализованными [1-7]. Сильные стороны такого подхода:

- ◆ описание условий и метода решения задачи на языке, близком к естественному;
- ◆ универсальность: согласно знаменитой теореме FAT (Fuzzy Approximation Theorem), доказанной Б. Коско (B. Kosko) в 1993 г., любая математическая система может быть аппроксимирована системой, основанной на нечеткой логике;
- ◆ эффективность (связана с универсальностью), поясняемая рядом теорем, аналогичных теоремам о полноте для искусственных нейронных сетей.

Вместе с тем, для нечетких экспертных и управляющих систем характерны и определенные недостатки:

- ◆ исходный набор постулируемых нечетких правил формулируется экспертом-человеком и может оказаться неполным или противоречивым;

---

\* Работа выполнена при поддержке: РФФИ (грант № 08-01-00473), РНП 2.1.2.3193.

- ♦ вид и параметры функций принадлежности, описывающих входные и выходные переменные системы, выбираются субъективно и могут оказаться не вполне отражающими реальную действительность.

В системе нечеткого вывода можно выделить множество используемых в системе нечетких правил, базу данных, содержащую описания функций принадлежности, а также механизм вывода и агрегирования (суммирования), который формируется применяемыми правилами импликации. В качестве входных и выходных сигналов выступают измеряемые величины, однозначно сопоставляющие входным значениям соответствующие выходные значения. Для обеспечения взаимодействия множеств этих двух видов вводится нечеткая система с так называемыми фуззификатором (преобразователем множества входных данных в нечеткое множество) на входе и дефуззификатором (преобразователем нечетких множеств в конкретное значение выходной переменной) на выходе. Структура такой системы представлена на рис. 1 [1, 2].

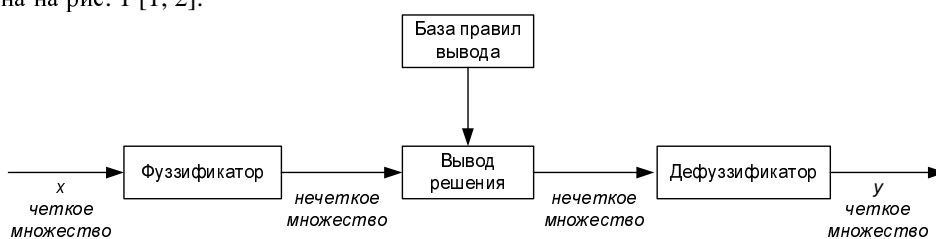


Рис. 1. Структура нечеткой системы с фуззификатором и дефуззификатором

Фуззификатор преобразует точное множество входных данных в нечеткое множество, определяемое с помощью значений функций принадлежности, тогда как дефуззификатор решает обратную задачу – он формирует однозначное решение относительно значения выходной переменной на основании многих нечетких выводов, вырабатываемых исполнительным модулем нечеткой системы. Выходной сигнал этого модуля может иметь вид нечетких множеств, определяющих диапазон изменения выходной переменной. Дефуззификатор преобразует этот диапазон в одно конкретное значение, принимаемое в качестве выходного сигнала всей системы.

Обобщенная функциональная структура контроллера нечеткой логики, (см. рис. 1), может быть представлена в расширенной форме, которая в явном виде демонстрирует правила нечеткого вывода так, как это изображено на рис. 2.

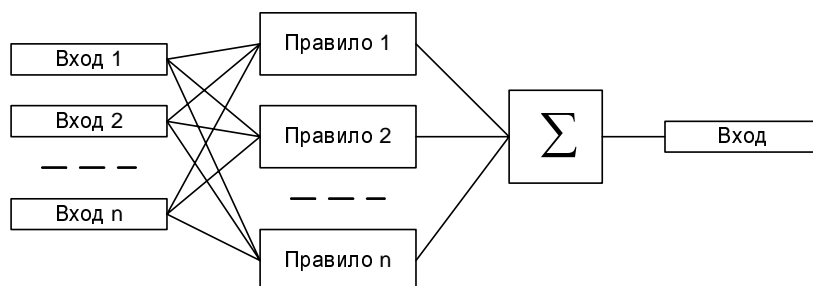


Рис. 2. Структура контроллера нечеткой логики

Поскольку допускается применение множества нечетких правил, в ней также предусмотрен блок агрегирования, чаще всего реализуемый в виде логического

сумматора (оператор Max). Описываемая система вывода называется системой Мамдани-Заде. Она очень популярна в обычных (неадаптивных) нечетких системах. Как правило, в модели Мамдани-Заде присутствуют следующие операторы:

- ◆ оператор логического или арифметического произведения для определения результирующего уровня активации, в котором учитываются все компоненты вектора условия  $x$ ;
- ◆ оператор логического или арифметического произведения для определения значения функции принадлежности для всей импликации;
- ◆ оператор логической суммы как агрегатор равнозначных результатов импликации многих правил;
- ◆ оператор дефuzziфикации, трансформирующий нечеткий результат в четкое значение выходной переменной  $y$ .

Пример системы вывода Мамдани-Заде показан на рис. 3.

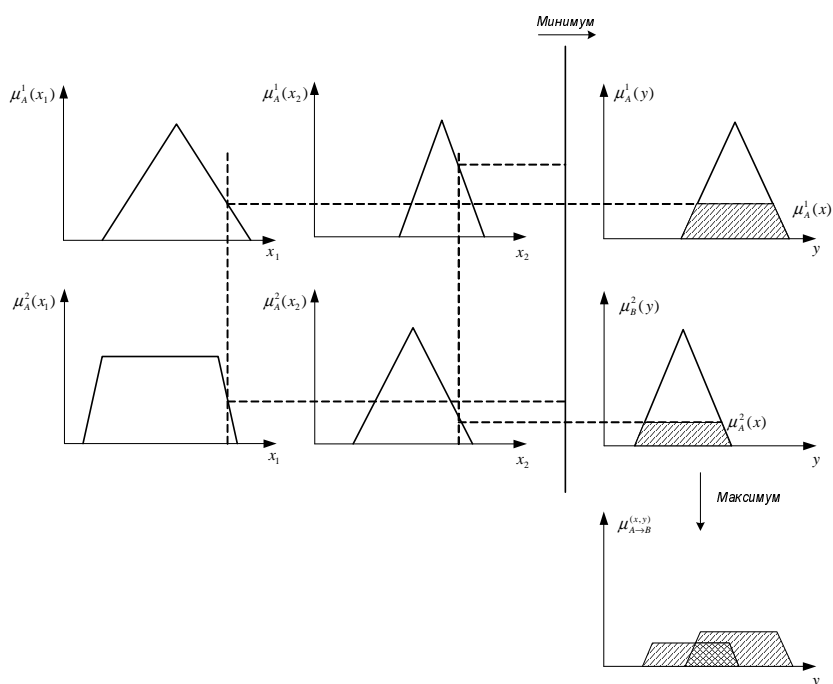


Рис. 3. Пример системы вывода Мамдани-Заде

Логическое произведение (оператор Min) используется как для агрегирования нечетких правил относительно конкретных переменных  $x_i$  ( $i = 1, 2$ ), образующих вектор  $x$ , так и на уровне импликации  $A \rightarrow B$  для одиночных правил вывода. Агрегирование импликаций, касающихся правил 1 и 2, проводится с использованием логической суммы (оператор Max). В правой нижней части рисунка представлен результат в виде функций принадлежности переменной  $y$ . Для получения четкого значения  $y$  применяется процедура дефuzziфикации.

**Аппаратная реализация контроллера нечеткой логики.** Принципиальная схема контроллера нечеткой логики по системе вывода Мамдани-Заде (см. рис. 3) в файле верхнего уровня, созданная в пакете Quartus II, показана на рис. 4. Контроллер создан с использованием языка проектирования цифровых устройств VHDL и схематехнического редактора Quartus II.

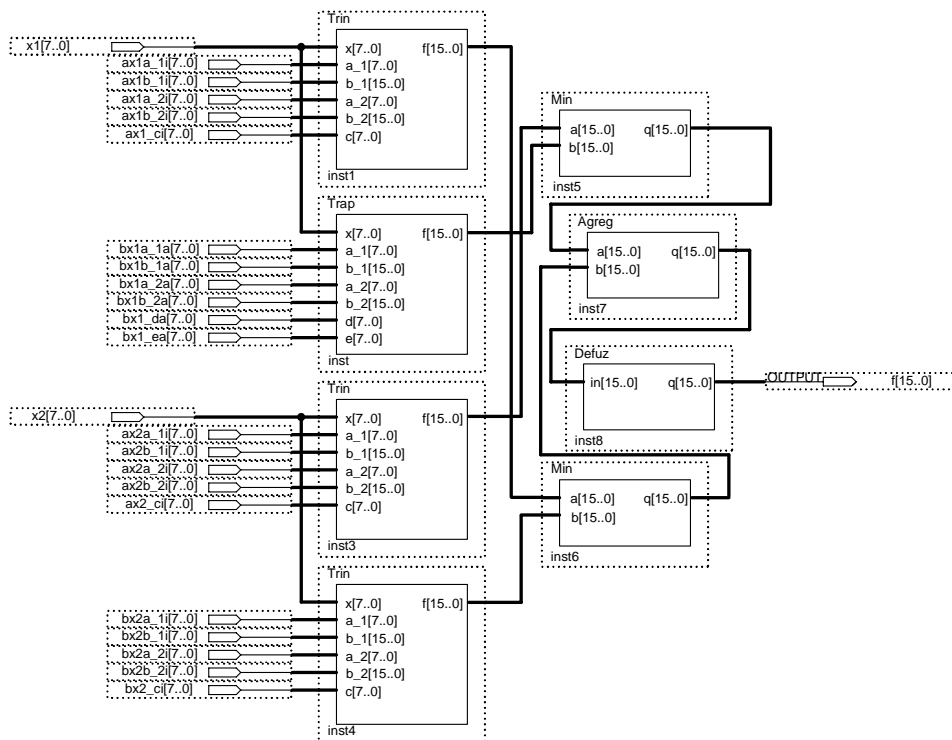


Рис. 4. Принципиальная схема контроллера нечеткой логики в файле верхнего уровня, созданная в пакете Quartus II

Блоки T1in и T1ap образуют фузификатор, который преобразует  $N$ -мерный входной вектор  $x = [x_1, x_2, \dots, x_N]$  в нечеткое множество  $A$ , характеризуемое функцией принадлежности  $\mu_A(x)$  с четкими переменными. Принципиальная схема блока T1in показана на рис. 5.

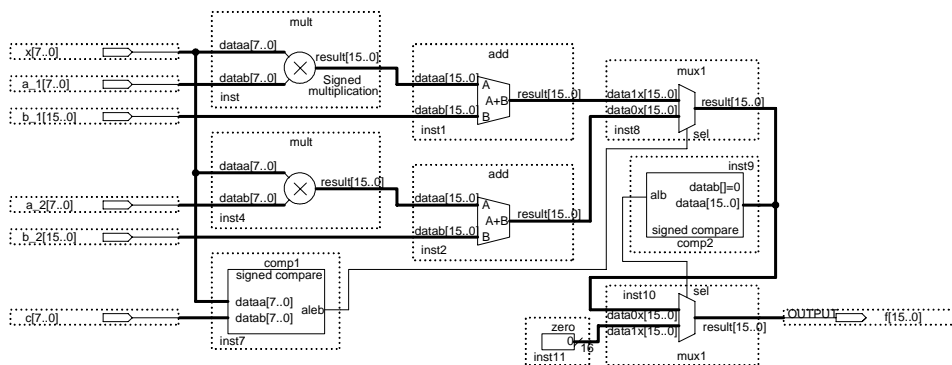


Рис. 5. Принципиальная схема блока T1in

Блок T1in реализует треугольную функцию принадлежности (рис. 6,а). На входы  $a_1$ ,  $b_1$  и  $a_2$ ,  $b_2$  подаются значения  $a$  и  $b$  уравнений прямых ( $y = ax + b$ )  $a_1$ - $b$  и  $b$ - $a_2$ , которые образуют функцию принадлежности.

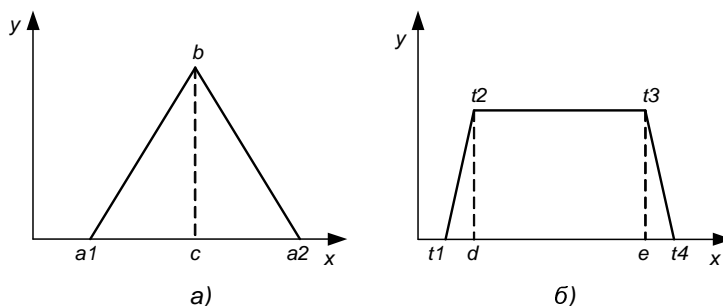


Рис. 6. Функции принадлежности, реализуемые блоками *Trin* и *Trap*

Блок *Trap* принципиальная схема которого показана на рис. 7 реализует трапециевидальную функцию принадлежности представленную на рис. 6,б.

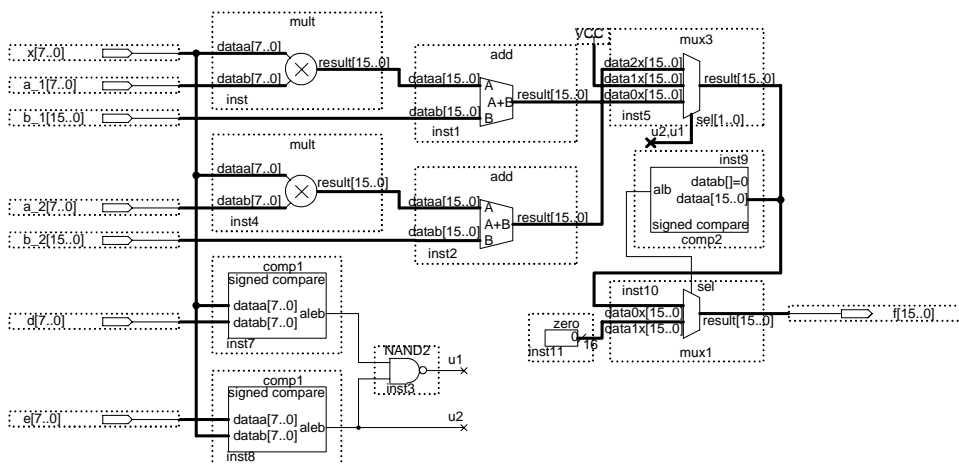


Рис. 7. Принципиальная схема блока *Trap*

Изменяя значения входов  $a_1$ ,  $b_1$  и  $a_2$ ,  $b_2$  блоков *Trin* и *Trap*, можно изменять параметры функций принадлежности во время работы контроллера.

Блок дефuzziфикатора *Defuz* трансформирует нечеткое множество в детерминированное значение  $y$  в форме выбора максимального из максимальных значений  $y$ .

В результате моделирования работы контроллера нечеткой логики в системе автоматического проектирования *Quartus II* временная задержка составляет не более 40 нс. Один модуль сумматора занимает в микросхеме семейства *Stratix EP1S10F484C5* фирмы *Altera* менее 7%.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Осовский С.* Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
2. *Ярушкина Н.Г.* Основы теории нечетких и гибридных систем: Учеб. пособие. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 320 с.
3. *Новак В., Перфильева И., Мочкорж И.* Математические принципы нечеткой логики / Пер. с англ.; Под ред. Аверкина А.Н. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2006. – 352 с.
4. *Берштейн Л.С., Боженюк А.В.* Нечеткие графы и гиперграфы. – М.: Научный мир, 2005. – 256 с.

5. *Круглов В.В.* Нечеткая логика и искусственные нейронные сети. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2001. – 224 с.
6. Прикладные нечеткие системы / Под ред. Т. Тэрано, К. Асаи, М. Сугэно. – Минск: НТООО "ТетраСистемс", 1997. – 367 с.
7. *Кофман А.* Введение в теорию нечетких множеств: Пер. с франц. – М.: Радио и связь, 1982. – 432 с.
8. *Бандман О.А.* Специализированные процессоры для высокопроизводительной обработки данных. – Новосибирск: Наука, 1988. – 204 с.

УДК 621.301: 681.32

**В.В. Сарычев, М.Г. Ткаченко**

### **ПРОЕКТИРОВАНИЕ ЦИФРОВЫХ ФИЛЬТРОВ С ПЕРЕСТРАИВАЕМЫМИ ПАРАМЕТРАМИ**

Одной из областей применения перестраиваемых цифровых фильтров являются интеллектуальные системы автоматизированного проектирования канальных процессоров систем сбора и обработки информации. Аппаратура сбора данных при испытании объектов должна поддерживать уровень достоверности и в экстремальных ситуациях, когда ценность информации значительно возрастает. В то же время, считается, что необходимым условием повышения эффективности информационно-телеметрического обеспечения является ограничение мощности информационных потоков [1]. Следовательно, первичные преобразователи в измерительных каналах должны уметь адаптивно перестраивать свои параметры. И, если технология управления коэффициентом усиления стала традиционной, то частотные параметры фильтров определяются на этапе проектирования из расчета максимальной интенсивности сигнала и остаются неизменными. Современные приемники потоков информации в достаточной степени интеллектуализированы и способны работать в синхронном и асинхронном режимах. Это дает возможность формировать потоки цифровых отсчетов от датчика с переменной частотой дискретизации. При этом и цифровые фильтры должны перестраиваться, поэтому задача проектирования таких фильтров является актуальной.

Одной из задач при проектировании является выбор типа цифрового фильтра, эффективного в плане вычислительных и временных затрат [2]. Несмотря на наличие высокопроизводительных сигнальных процессоров существует ряд приложений цифровой фильтрации, где актуальна проблема снижения вычислительных затрат (число операций на отсчет сигнала). Сократить их в ряде случаев можно путем применения рекурсивных фильтров с конечной импульсной характеристикой (КИХ) вместо нерекурсивных, которые, как и нерекурсивные, могут иметь линейную фазовую характеристику. Рекурсивный КИХ-фильтр общего вида может иметь следующую структуру (рис. 1).

Реализация такого фильтра осуществляется следующим образом. Задается исходная КИХ или ее аппроксимация в виде:

$$g(n) = \sum_{r=1}^R g_r(n), \quad g_r(n) = \begin{cases} d_{r,p} n^p + d_{r,p-1} n^{p-1} + \dots + d_{r,1} n + d_{r,0}, & n_r^{\text{left}} \leq n \leq n_r^{\text{right}}, \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases}$$

где  $g_r(n)$  – отрезки полиномов в общем случае разной степени с разными постоянными коэффициентами  $d_{r,p}$ ;  $r$  – номер отрезка;  $R \geq 1$  – число отрезков;  $n_r^{\text{left}} \leq n_r^{\text{right}}$  – соответственно левые и правые границы отрезков. Обычно выбирается  $n_{r-1}^{\text{right}} + 1 = n_r^{\text{left}}$  (отрезки расположены вплотную).

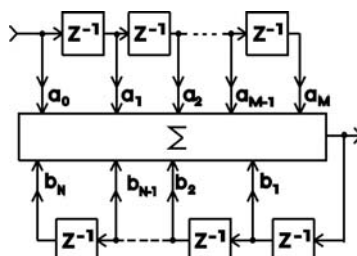


Рис. 1. Структура рекурсивного КИХ-фильтра общего вида

Коэффициенты нерекурсивной части фильтра  $a_m = \nabla^{p_{\max}+1} g(m)$ , где  $\nabla^{p_{\max}+1} g(m)$  –  $(p_{\max}+1)$ -я обратная конечная разность от КИХ  $g(m)$ ,  $p_{\max}$  – максимальная степень отрезков  $g_r(n)$  для  $1 \leq r \leq R$ . Если учесть, что  $\nabla^{p_{\max}+1} g(m) = 0$  всюду, кроме  $n_r^{\text{left}} \leq m \leq n_r^{\text{left}} + p$  или  $n_r^{\text{right}} \leq m \leq n_r^{\text{right}} + p$ , то для отрезков, расположенных вплотную,

$$a_m = \begin{cases} \nabla^{p_{\max}+1} g_1(m), & n_1^{\text{left}} \leq m \leq n_1^{\text{left}} + p_{\max}, \\ \sum_{r=2}^R [\nabla^{p_{\max}+1} g_{r-1}(m) + \nabla^{p_{\max}+1} g_r(m)], & n_r^{\text{left}} \leq m \leq n_r^{\text{left}} + p_{\max}, \\ \nabla^{p_{\max}+1} g_R(m), & n_R^{\text{right}} \leq m \leq n_R^{\text{right}} + p_{\max}, \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases} \quad (1)$$

Для  $R = 1$  вторая строка формулы игнорируется. Коэффициенты рекурсивной части

$$b_N = \begin{cases} (-1)^{N+1} C_{p_{\max}+1}^N, & 1 \leq N \leq p_{\max} + 1, \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases}$$

где  $C_{p+1}^N$  – биномиальные коэффициенты.

Если отрезки полиномов расположены вплотную, вычислительные затраты составляют  $(R+2)(p_{\max}+1)$  сложений и столько же умножений на отсчет сигнала. Выигрыш по затратам в сравнении с нерекурсивными фильтрами с исходной КИХ  $g(m)$  будет  $K \geq M / [(R+2)(p_{\max}+1)]$ , где  $M$  – длина КИХ  $g(m)$ . Обычно  $p_{\max} \leq 4-6$ , поэтому при больших  $M$  выигрыш получается значительным.

По сравнению со структурами общего вида (рис.1) структуры на интеграторах независимо от  $R$  требуют на  $p_{\max}$  умножений меньше (умножение на  $b_N = 1$  в структуре (рис.1) не учитываем). Однако в структурах на интеграторах разрядность чисел больше из-за усиления высокочастотной части спектра входного сигнала дифференциатором  $(p_{\max}+1)$ -го порядка, входящим в нерекурсивную часть. Для структуры (рис.1) такой эффект отсутствует, так как усиление этой части компенсируется одновременным ослаблением ее интегратором  $(p_{\max}+1)$ -го порядка (рекурсивная часть). Для снижения разрядности рекомендуется применять полиномы

возможно меньшей степени (2-3, максимум 4), что, однако, приводит к росту вычислительных затрат (до 30%).

Коэффициенты  $a_m$  в цепях прямых связей одинаковы как для структуры обобщенного вида, так и для структур на интеграторах, что позволяет применять формулу (1) для этих методов, если отрезки КИХ расположены вплотную.

Недостатком предложенного метода является то, что для обеспечения конечности импульсной характеристики и устойчивости фильтров необходимо точное выполнение операций в фильтре.

В случае реализации фильтра в виде каскадного соединения нерекурсивной части (см. рис. 1 для  $b_N = 0$ ) и рекурсивной (см. рис. 1 для  $a_0 = 1$ , остальные  $a_m = 0$ ) операции в этих частях должны выполняться точно. Умножение на постоянный коэффициент в цепи соединения частей допускается, но также должно выполняться точно.

Для устранения этого недостатка предлагается введение в цепь обратной связи интеграторов умножения на постоянный коэффициент  $\alpha < 1$ , но  $\alpha \approx 1$ , обеспечивающий затухание ИХ интегратора, а также устойчивость фильтра в целом даже при неточном выполнении операций. Разностное уравнение интегратора с затуханием  $y(n) = x(n) + \alpha y(n-1)$ , где  $y(n)$  – выходной сигнал,  $x(n)$  – входной. ИХ рекурсивного фильтра в этом случае будет являться квазиконечной. Под квазиконечностью ИХ понимается наличие малой остаточной бесконечной ИХ (БИХ).

При введении затухания возникает ряд погрешностей. Одна из них – погрешность округления или усечения из-за дробности  $\alpha$ . Поскольку на каждом такте происходит умножение  $\alpha$  на содержимое сумматора, а на следующем такте это произведение снова поступает на сумматор, разрядность содержимого сумматора быстро растет (в основном за счет дробной части). Это приводит к округлению или усечению чисел. Другая погрешность проявляется в искажении формы исходной ИХ  $h_s(n)$  (рис. 2, ИХ  $h_r(n)$  при  $0 \leq n \leq M-1$ ). Третья погрешность выражается в появлении затухающей остаточной БИХ из-за введения затухания в интеграторы (рис. 2, ИХ  $h_r(n)$  при  $n \geq M$ ). Искажения формы ИХ, а также наличие остаточной БИХ приводят к квазилинейности фазовой характеристики, если фазовая характеристика исходного фильтра (до введения затухания) была линейной.

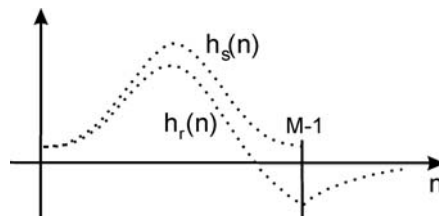


Рис. 2. Исходная импульсная характеристика  $h_s(n)$  и импульсная характеристика  $h_r(n)$ , искаженная после введения затухания

Уровень остаточной БИХ может быть уменьшен до величины, соизмеримой с погрешностью квантования путем компенсации этой БИХ для каждого интегратора. Для этого на вход  $i$ -го интегратора подается входной сигнал фильтра, задержанный на  $M$  тактов, умноженный на  $-h_{r,i}(M)$ , где  $h_{r,i}(n)$  – отклик  $i$ -го интегратора на единичный импульс (дискретная  $\delta$ -функция), поданный на вход фильтра (не интегратора). Если на входе интегратора уже имеется связь с такой задержкой, то для ограничения ИХ достаточно из соответствующего весового коэффициента вычесть  $h_{r,i}(M)$ .



Для уменьшения разрядности чисел рекомендуется включать интеграторы после нерекурсивной части, так как входящий в эту часть дифференциатор обеспечит отсутствие постоянных составляющих на входе любого интегратора и предотвратит их накопление.

Таким образом, предлагаемый метод позволяет строить рекурсивные фильтры общего вида с квазиконечной ИХ. В случае квазисимметричной или квазиантисимметричной ИХ фазовая характеристика будет квазилинейной. Эксперименты показали, что при компенсации остаточных БИХ их уровень соизмерим с погрешностями квантования чисел в процессоре (для процессора Intel Pentium –  $10^{-6}$  и  $10^{-15}$  соответственно для 32- и 64-разрядных чисел с плавающей точкой). Для ИХ в виде аппроксимации окна Хэмминга двумя отрезками полинома 3-й степени,  $\alpha = 0.99999$ ,  $M = 5000$ , фазовая погрешность на частоте среза составила  $0,05^\circ$ , а среднеквадратическое значение этой погрешности в полосе пропускания –  $0,02^\circ$ .

Таким образом, в интеллектуальных системах автоматизированного проектирования при жестких ограничениях, накладываемых на время перестройки параметров, целесообразно использовать рекурсивные фильтры с конечной или квазиконечной импульсной характеристикой.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Воронцов В.Л., Лукин Р.П. Повышение эффективности информационно-телеметрического обеспечения в условиях риска потерь информации // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. – 2006, №3.
2. Сарычев В.В., Ткаченко М.Г. Использование цифровых фильтров в канальных процессорах информационно-измерительных систем. – М.: Естественные и технические науки. 2008, №1.

УДК 681.324

Ю.А. Цветкова

### КОМПЛЕКСНЫЙ ПОДХОД К ПОВЫШЕНИЮ ЭФФЕКТИВНОСТИ МНОГОМАШИНЫХ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ СИСТЕМ

**Введение.** Современное развитие средств моделирования требует от компьютеров (ЭВМ) все большей производительности, повышение которой идет по пути создания разнообразных аппаратных ускорителей (акселераторов (АК)) вычислительного процесса и вычислительных систем (ВС) [1-5].

Среди ВС наиболее эффективны по набору показателей (производительность /стоимость; широкий класс приложений; надежность; масштабируемость и др.) многомашинные (кластерные) ВС на базе сетевых Switch-технологий, которые в настоящее время широко применяются при построении разнообразных Grid-систем [2, 6].

Статья посвящена комплексному подходу к повышению эффективности многомашинной ВС путем эволюции ее структуры (объединение кластера ЭВМ и кластера акселераторов на базе сетевой Switch-технологии) и оптимизация обработки соответствующего этой структуре класса задач. Данная структура ВС позволяет эффективно обрабатывать широкий класс практически важных задач.

**1. Условия эффективности обработки задач в ВС.** Задача с объемом счета ( $v$ ) в простых операциях (ОП) может быть выполнена одним процессором (узлом)

с производительностью  $P1$  [ОП/с] или кластером из  $N$  узлов с пиковой производительностью  $P_{кл} = P1 * N$ , но если узлы зависимы, то  $P_{кл}(N) < P1 * N$ . Требуемое от ВС число узлов на определенном временном отрезке и логические зависимости по обмену данными задается графом задачи. Если ВС выделяет ресурс точно в требуемый момент (и не раньше и не позже) и в необходимом объеме (не меньше и не больше), то эффективность обработки  $\eta=1$ , а  $P(N(t), t)=P1 * N(t)$ . Это режим идеальной адаптивной обработки (идеальный динамический режим). Назовем ее графовым параллельным компьютером (ГПК). Для ГПК выполняются условия:  $N(t)=n(t)$ , где  $n(t)$  – текущий параллелизм задачи, и время обмена  $T_{обм}=0$ . В статическом режиме (СР)  $P_{кл}(N)=const$  и всегда  $\eta < 1$ . В статье рассматривается лишь статический режим. Для идеального СР существуют соотношения для параметров обработки, которые определяются только параметрами задачи и числом  $N$  ( $1 < N \leq n_{max}$ ), где  $n_{max}$  – наибольший параллелизм задачи. При  $N > n_{max}$  величина  $\eta$  резко уменьшается.

$$\eta = S(N) / N = 1 / (1 + \bar{T}_{изб}(N)); \quad (1 < N < n_{max}); \quad (1)$$

$$S(N) = T1 / T_{сч}(N), \quad \bar{T}_{изб}(N) = T_{изб}(N) / T1,$$

где  $S(N)$  – ускорение обработки;  $T_{изб}(N)$  – избыточный ресурс кластера;  $\bar{T}_{изб}(N)$  – нормированное значение величины  $T_{изб}(N)$ ;  $T1$ ,  $T_{сч}(N)$  – время счета программы соответственно одним и  $N$  узлами.

Значение  $T_{изб}(N) > 0$  обусловлено только изменением параллелизма задачи  $n(t)$  в ходе счета ( $0 < t \leq T_{сч}(N)$ ).

По процессу счета можно выбрать оптимальный вариант по выбранным приемлемым значениям ускорения и эффективности ( $N_{опт}$ ;  $S(N_{опт})$ ;  $\eta(N_{опт})$ ).

Учитывая, что зависимость (1) нелинейная и для каждой задачи своя, то оптимизация осуществляется методом целенаправленного подбора  $N$  по специальному алгоритму.

При обработке задачи в реальной ВС к  $T_{сч}(N)$  добавляется время внешнего обмена  $T_{обм}(N)$  и тогда время обработки задачи  $T_{обр}(N) \leq T_{сч}(N) + T_{обм}(N)$ . Знак ( $<$ ) обусловлен возможностью процесса обмена на фоне процесса счета, что требует независимых каналов обмена и достигается установкой коммутаторов. Величина  $\eta$  снижается дополнительно также из-за несоответствия структур графа задачи и структуры ВС. Необходимость максимального соответствия структур для достижения  $\eta_{max}$  доказана практикой [1].

В [2] отмечается, что разброс величины  $P_{кл}(N)$  от пиковой составляет от 90% до 2% и для ВС с  $N > 10$  вопрос согласования структур выходит на передний план. Граф является информационным ядром задачи, т.е. содержит информацию о специфике, числе и объеме операторов, их связях в ходе выполнения задачи. Поэтому для согласования структур необходимо представлять граф в различных эквивалентных формах.

**2. Эквивалентные формы представления графа задачи и их использование для повышения эффективности обработки задач в ВС.** Математическая модель задачи представляется операторами различного уровня и каждому уровню соответствует свой граф. Каждый последующий уровень получается из предыдущего декомпозицией его операторов (разложением). При этом последний включает только самые простые (+, -, \*, /).

Понятие оператора более общее, чем понятие функции и охватывает как простые операции, так и сложные. Над ними возможны различные преобразования,

при этом сложный оператор может представляться множеством простых [3]. Оператор связывает переменные причинно-следственной связью и может описывать различные связи (линейные, нелинейные, статические, динамические и другие). Практическая реализация операторов может быть программной, аппаратной или программно-аппаратной.

Для целей статьи представляют интерес следующие формы эквивалентного представления графа задачи:

- 1) функциональная форма (ФФ);
- 2) каноническая параллельная форма (КПФ);
- 3) гомоморфная свертка (ГС) [2].

Применим первую форму (ФФ), для чего разделим конечное множество операторов графа задачи  $q_i \in Q$  ( $i=1,2,\dots, I$ ) на три подмножества так, чтобы:

$Q^1 \cup Q^2 \cup Q^3 = Q$  и  $Q^1 \cap Q^2 = Q^3$ , при этом  $q_i^1 \in Q^1$  будут обрабатываться только универсальными ЭВМ,  $q_i^2 \in Q^2$  – только АК, а  $q_i^3 \in Q^3$  – ЭВМ совместно с АК.

Повышение производительности ЭВМ с помощью АК осуществлялось всегда по мере развития больших интегральных схем (БИС) [3, 4]. АК разгружает центральный процессор ЭВМ от узкоспециализированных операторов, обусловленных спецификой задачи – вычисление элементарных и специальных функций, прямое и обратное преобразование Фурье, операции над матрицами и другие. Ускорение в выполнении операторов аппаратным путем по сравнению с программным может достигать для некоторых операторов до 100 [4]. Для повышения эффективности обработки задачи на кластере из универсальных совместимых ЭВМ объединим его с кластером из АК. Пример двухслойной структуры гетерогенного кластера из четырех ЭВМ с АК и двух коммутаторов K1, K2 представлен на рис. 1. Данная структура обладает новыми качествами. Повышается производительность кластера за счет ускорения счета в обоих слоях и ускорение обмена в слоях и между слоями. Коммутатор образует R/2 независимых каналов обмена, где R – число портов. Повышается надежность.

Управление обработкой задачи возлагается на одну из ЭВМ. Связь между ЭВМ и ее АК (оформлены в виде отдельной платы) осуществляется по внутренней шине. АК получает задания от ЭВМ, выполняет их самостоятельно (или коллективно в своем слое) и отправляет результаты ЭВМ.

Для выбора оптимального варианта обработки воспользуемся второй и третьей формами представления (КПФ, ГС). Форма КПФ позволяет представить граф задачи в виде групп (подграфов) независимых операторов от начала графа, а гомоморфная свертка – в виде подграфов операторов по их связности в порядке их обработки от начала графа.

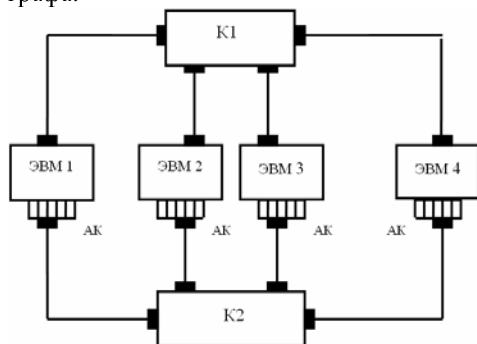


Рис. 1. Двухслойная структура гетерогенного кластера

Форма КПФ позволяет определить внутренний параллелизм задачи в группах ( $n^k$ ), где  $k=1,2,3 \dots K_{\max}$  – (число групп) и максимальный параллелизм задачи  $n^{K_{\max}}$ . Общее число узлов в ЭВМ должно быть  $N \geq n^{K_{\max}}$ . КПФ позволяет также с помощью отображения операторов групп на конкретное число узлов ЭВМ ВС составлять расписание их работы по специальным алгоритмам без учета и с учетом обмена, моделировать процесс обмена отдельно. КПФ составляется по матрице смежности графа задачи с помощью ЭВМ, начиная со входных операторов. При этом множество  $Q$  разбивается на упорядоченные подмножества (группы)  $Q_k$  ( $k=1,2,3 \dots K_{\max}$ ) так, что  $Q_1 \cup Q_2 \cup Q_3 \dots \cup Q_{K_{\max}}=Q$  и  $Q_1 \cap Q_2 \cap Q_3 \dots \cap Q_{K_{\max}}=\emptyset$ . Число “ $K$ ” есть порядковый номер оператора  $q_i$  от начала графа по логическим связям  $q_i^k \in Q^k$  ( $k=1,2,3 \dots k_{\max}$ ). Если некоторому  $q_i$  соответствует несколько различных чисел  $k$ , то применяется специальный способ “фиктивных операторов” для выбора одного значения. Изложение этого способа не входит в план статьи. После преобразования граф примет линейную групповую форму (КПФ) удобную для параллельной обработки и будут представляться уже не матрицей смежности  $V(I \times I)$ , а числом  $(k_{\max}-1)$  матриц смежности  $V_k^{k+1}$  ( $k=1,2,3 \dots (k_{\max}-1)$ ) значительно меньшего размера. Матрицы  $V_k^{k+1}$  связывают смежные группы операторов  $Q_k$  и  $Q^{k+1}$ , а число ‘ $k$ ’ указывает на последовательность их обработки. Операторы одной группы независимы между собой и могут обрабатываться параллельно или последовательно.

Выбирается оптимальный вариант обработки по счету путем ряда итераций, начиная с  $N=n^{K_{\max}}$  и постепенно уменьшая число узлов. На каждой итерации осуществляется распределение операторов по ЭВМ. Для этого с помощью третьей формы (ГС) по матрицам  $V_k^{k+1}$  ( $k=1,2,3 \dots (k_{\max}-1)$ ) множество  $Q$  разделяется на подмножества, в которых универсальные операторы обрабатываются только последовательно, а специальные операторы могут обрабатываться одновременно в своем слое с универсальными.

Число вариантов разбиения, как правило, выражается очень большим числом. Из них можно выбрать оптимальный вариант по загрузке ЭВМ и времени внешнего обмена. Распределение подмножеств  $Q^l$  ( $l=1,2,3 \dots L$ ) по ЭВМ осуществляется с учетом их производительности. Если  $Q^l$  соответствует общее число операций  $V^l$  [оп], то каждой  $m$ -ой ЭВМ набирается объем

$$V_m = \frac{P_m}{\sum_{m=1}^M P_m} * \sum_{l=1}^L V^l, \quad (2)$$

где  $P_m$  – производительность отдельной ЭВМ ( $m=1,2,3 \dots M$ );  $M$  – число ЭВМ;  $\sum_{l=1}^L V^l = V[on]$  – общее число операций в задаче;  $V = \sum_i^I V_i$ , где  $V_i$  – объем отдельного оператора  $q_i$ .

При таком распределении обработка задачи будет закончена всеми ЭВМ примерно одновременно. Аналогичная оптимизация при необходимости может выполняться для обработки подграфов в ЭВМ, в качестве которых могут выступать SMP-серверы с различным числом процессоров.

После оптимального распределения объема  $V$  по ЭВМ моделируется процесс внешнего обмена между ЭВМ и выбирается оптимальный вариант, при котором  $T_{обм} = T_{обм \min}$ . При моделировании берутся реальные характеристики коммуникационной системы кластера и сетевой Switch-технологии. Моделирование осуществляется по тому же алгоритму, что и для процесса счета. Затем можно выполнять полное моделирование – одновременно для всех процессов счета и обмена, которое проводится по более сложному алгоритму.

**3. Применение разработанной структуры ВС.** Данная структура может успешно применяться для моделирования процессов в сложных системах, операторы которых разнообразны по своей физической природе и описываются различными системами уравнений большой размерности и специальными уравнениями. Системы уравнений большой размерности для решения разбиваются по всем узлам кластера, включая АК. Структура ВС позволяет осуществлять внешние обмены типа: ЭВМ-ЭВМ, ЭВМ-АК, АК-АК. При решении частных задач они разбиваются по ЭВМ, а АК выполняют спецоператоры и вспомогательные операции по заданию ЭВМ. Кластер комплектуется из готовых элементов – ЭВМ, коммутаторов, линий связи, интерфейса и программного обеспечения. Для АК также существуют программы для широкого класса задач, а при необходимости могут быть выполнены по заказу. Данная ВС может быть применена: в системах автоматизированного проектирования, в технологических и диагностических комплексах; для замены части натуральных испытаний сложных объектов испытанием на математических моделях в различных режимах и обработки полученных численных результатов; в качестве тренажерного комплекса для подготовки операторов; для моделирования групповых действий объектов (роботов, боевых машин) – с ЭВМ тогда связываются отдельные объекты, которые взаимодействуют в своем слое.

На основании изложенного можно сделать вывод: объединение кластера ЭВМ и кластера акселераторов, и согласование структур графа задачи и кластера выбором оптимального варианта обработки задачи повышает эффективность предлагаемой структуры кластера на широком классе задач.

**Заключение.** Разработан комплексный подход к повышению эффективности многомашинной ВС. Он состоит в усложнении структуры ВС за счет кластера акселераторов, а также в согласовании структур графа задачи и ВС выбором оптимального варианта обработки. Изложено содержание процесса оптимизации на основе различных форм эквивалентного представления графа задачи (канонической параллельной формы и гомоморфной свертки). Разработанная структура кластера на основе двухслойной коммутации эффективна на широком классе задач, так как обладает повышенной производительностью по процессам счета и обмена, а так же повышенной надежностью.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Пятибратов А.П., Гудыно Л.П., Кириченко А.А.* Вычислительные системы, сети и телекоммуникации / Учебник 2-е издание. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 512 с.
2. *Воеводин В.В., Воеводин Вл.В.* Параллельные вычисления. – СПб.: БХВ-Петербург, 2004. – 608 с.
3. *Балашов Е.П. и др.* Микро и мини-ЭВМ / Учебное пособие для вузов – Л.: Энергоиздат, 1984. – 376 с.
4. *Хвоц С.Т. и др.* Микро процессоры и микро ЭВМ в системах автоматического управления / Справочник. – Л.: Машиностроение, 1987. – 640 с.
5. *Солонина А.И., Улахович Д.А., Яковлев Л.А.* Алгоритмы и процессоры цифровой обработки сигналов. – СПб.: БХВ-Петербург, 2002. – 464 с.
6. *Олифер В.Г., Олифер Н.А.* Компьютерные сети. Принципы, технологии, протоколы / Учебник для вузов 2-е издание. – СПб.: Питер, 2005. – 864 с.

УДК 004.421.6

Е.В. Мешкова

**МЕТОДИКА ПОСТРОЕНИЯ КЛАССИФИКАТОРА ТЕКСТА НА ОСНОВЕ ГИБРИДНОЙ НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ**

Представленная в данной статье модель нейронной сети является попыткой найти гибридную архитектуру, в которой можно компенсировать недостатки семантической и ассоциативной нейронной сетевых парадигм для решения задачи автоматической классификации текста [1].

Исходя из сравнительного анализа семантических и нейронных сетей [2], предложена модель, позволяющая взаимно компенсировать недостатки обоих подходов. Предложенная модель нейронной сети состоит из трех слоев, которые выстроены иерархически, обобщая первоначальные единицы текста (слова) в понятия, и, затем, в области знаний.

**Первый слой** содержит нейроны, которым присваиваются значения слов (в дальнейшем – *слова*). Нейроны-*слова* связываются между собой на основе словарных определений *понятий*, в которые входят, и имеют прямые связи с соответствующими нейронами-*понятиями* второго слоя. Каждому *понятию* соответствует ряд нейронов-*слов* первого слоя.

**Второй слой** включает в себя нейроны как *понятия*, связанные с нейронами-*словами* первого слоя, которые входят в его определение, и с нейронами *областей знаний* (третий слой). Нейроны-*понятия* принадлежат различным *областям знаний*.

**Третий слой** составляют нейроны как *области знаний*. За каждой *областью знаний* закреплены соответствующие им *понятия*, которые могут принадлежать одновременно нескольким *областям знаний*. Третий слой является выходным и показывает, к какой области знания относится текст.

Таким образом, каждый нейрон сети соответствует слову, понятию, области знаний. Закрепление за нейроном конкретного значения (слова, понятия, области определения) осуществляется посредством присвоения порядкового номера каждому нейрону, которому соответствует закрепленное за ним слово, понятие, область определения, находящееся под таким же номером в библиотеке. Для каждого слоя создается своя библиотека.

Библиотека первого слоя включает в себя *слова*, за которыми закреплены нейроны, а также наименования всех *понятий* и *областей знаний* (ссылающиеся на соответствующие им *понятия* и *области знаний* во втором и третьем слоях). Это обусловлено тем, что слова, содержащиеся в тексте, проверяются на наличие в библиотеке первого слоя и подаются на вход. Библиотеки второго и третьего слоя содержат, соответственно, *понятия* и *области знания*, за которыми закреплены нейроны.

Закрепление отношений между нейронами внутри слоя, и с нейронами верхнего, по отношению к взятому, слоя, реализуется с помощью матриц смежности. Содержанию слоев сети соответствуют библиотеки, нейроны связаны между собой как внутри слоя, так и с нейронами верхнего, по отношению к взятому, слоя.

Построенная сеть представляет собой гибрид семантической и ассоциативной нейронной сети. Как известно, семантическая сеть – множество понятий (слов и словосочетаний), связанных между собой. Для каждого нейрона сети сформирован набор смысловых связей и заранее установлены семантические отношения, отражен-

ные в матрицах смежности, приведенных ниже. В данной модели применены семантические сети на начальном этапе обучения ассоциативной нейронной сети [3].

Если структура и принцип построения сети являются семантическими, то способ передачи сигнала нейронами аналогичен ассоциативной нейронной сети [3].

Нейрон первого слоя построенной сети (на начальном этапе) имеет количество входов, равное количеству установленных связей. Весовой коэффициент каждого синапса отражен в матрице весовых коэффициентов. Нейрон может, как принимать сигнал, так и передавать его.

Предложенная гибридная модель сети может быть представлена в виде графа, вершинами которого являются нейроны, а ребрами – установленные между ними связи, причем в виде графа представима, как вся сеть, так и отдельный слой. Следовательно, связи между нейронами, как внутри одного слоя, так и между нейронами разных слоев могут быть описаны матрицами смежности. Связи между нейронами первого слоя отражены квадратной матрицей  $V_1$  размерности  $n \times n$ , где  $n$  – количество нейронов первого слоя, элемент которой  $v_{ij}$  характеризует связь  $i$ -го нейрона с  $j$ -м нейроном. Отношения между нейронами-словами первого слоя и нейронами-понятиями второго слоя представлены матрицей смежности  $V_{12}$  размерности  $n \times t$ , где  $n$  – количество нейронов первого слоя, а  $t$  – количество нейронов второго слоя. Элемент матрицы  $V_{12}$   $v'_{ij}$  характеризует связь  $i$ -го нейрона-слова с  $j$ -м нейроном-понятием. Наличие связи между нейронами считается установленным, если  $v'_{ij} = 1$ .

Следует отметить, что нейроны-понятия на начальном этапе не связаны между собой, поэтому матрица  $V_2$  не рассматривается. Отношения нейронов-понятий (второй слой) и нейронов-областей знаний (третий слой) представлены в матрице  $V_{23}$  аналогичной матрицам  $V_1$  и  $V_{12}$ .

Матрицы смежности могут быть скорректированы на основе нечетких множеств, так как одни и те же нейроны слов и понятий принадлежат одновременно разным определениям и областям знаний.

Далее на основании матриц смежности создаются матрицы весовых коэффициентов для каждого слоя, отражающие значения синапсов нейронов. Синапсы (умножители) осуществляют связь между нейронами, умножая входной сигнал на число, характеризующее силу связи (вес синапса). На начальный момент для создаваемой модели входы и выходы равносильны, т.е. нейрон может, как принимать, так и передавать сигнал по своим связям. Каждой связи нейрона соответствует синапс, варианты установления синапсов рассчитываются на основе суммы всех весовых коэффициентов для каждого нейрона, равной одному и тому же произвольно заданному числу. Таким образом, наиболее часто встречающиеся слова получают меньшее значение, так как с большей вероятностью являются стоп-словами. Подобный подход индексирования по частоте часто используется в статистических методах распознавания и классификации текста.

Значения синапсов связанных между собой нейронов представлены матрицей весовых коэффициентов  $WI$  (размерности  $n \times n$ , где  $n$  – количество нейронов первого слоя), элемент которой  $wI_{ij}$  характеризует вес  $i$ -го синапса  $j$ -го нейрона, где  $i$  – номер нейрона,  $j$  – номер входа данного нейрона. Элемент матрицы  $wI_{ij}$  отражает силу связи  $i$ -го нейрона с  $j$ -м нейроном.

Как уже было отмечено, одно и то же слово может входить в определения различных понятий.

Начальное возбуждение  $x$ , подаваемое на вход сети, принимается за единицу, далее сигнал передается с помощью активационной пороговой функции [4], аналогично передаче сигнала в нейронных сетях.

На начальном периоде обучения слова-определения, связанные между собой и входящие в определение одного понятия, зациклены друг на друга и посылают возбуждения соответствующему понятию благодаря не столько подстройке коэффициентов, сколько пороговой функции и самой структуре сети. На третьем этапе, когда осуществляется генерация новых весовых коэффициентов, изменяется коэффициент, влияющий на чувствительность функции, и повышается чувствительность сети к более слабым сигналам. Возбуждение передается по установленным связям, причем на него влияет активационная функция, определяющая выходной сигнал, и весовой коэффициент связи. Сеть построена так, что на начальном этапе весовые коэффициенты минимально влияют на передачу сигнала от нейрона-*слова* к нейрону-*слову* и от нейронов-*слов* к нейрону-*понятию*.

На работу сети влияют также такие параметры, как пороговое значение, при котором нейрон передает возбуждение, количество тактов передачи возбуждения, значение перехода и стабилизации сигнала. В представленной модели данные параметры могут изменяться в процессе работы сети.

**Пример работы сети.** *Понятию* «изотоп» ставится в соответствие определение: «Нуклиды(9) с одинаковым(10) числом(11) протонов(12)», где каждое слово пронумеровано, и еще несколько понятий. *Понятию* «кварки» – определение: «фундаментальные(4) частицы(2) материи(5), из которых состоят(6) протоны(12) и нейтроны(13)».

Предположим, на вход пришло одно из слов-*определений* – «нуклид»(9). Нейрон **9** передает свое возбуждение (начальное возбуждение равно 1) связанным с ним нейронам **10**, **11**, **12**. На первом такте нейрон **10** передает полученное возбуждение на **11** и **12**. Полученное возбуждение умножается на вес синапса и суммируется [5], далее преобразуется пороговой активационной функцией  $f(s)$  и идет на выход. Аналогично с нейронами **11**, **12**, которые также получили первоначальный сигнал от нейрона **9** и передают возбуждение связанным с ними нейронам. задается пороговая величина  $D$ , при значении  $f(s) > D$  сигнал не передается. В данном случае принимается  $D = 0,5$ . На втором такте нейроны **10**, **11** и **12** передают возбуждение друг другу, помимо этого нейрон **12** передал возбуждение не связанным с другими нейронам **2**, **4**, **5**. Уже на 3 такте получается зацикливание связанных между собой нейронов друг на друга, в случае такого зацикливания возбуждение передается в слой 2 «понятий». Помимо этого, нейрон **12** на такте 1 передал сигнал связанным с ним нейронам **2**, **4**, **5**.

Из расчетов передачи сигналов нейронов видно, что активационная функция сильно увеличивает небольшой по значимости сигнал. Поэтому на втором этапе обучения сети ее параметры будут скорректированы, так как возникнет необходимость большего влияния со стороны весовых коэффициентов для сохранения установленных на этапе 1 связей. Если необходимо получить больше «родственных» понятий, принадлежащих к этой же области знаний, можно увеличить количество тактов.

Таким образом, на 1 этапе обучения (функционирования) сети выявляется количество в тексте специализированных терминов, порождающих зацикливание слов-определений и вызывающих обращение к слою понятий, а далее – к слою областей знаний или тематических разделов.

Нужно отметить, что модель может использоваться практически для всех областей, в которых существует четкая, сложившаяся терминология, и для смежных областей знаний. Преимуществом данной модели является также то, что она является не только классификатором, но и, в некоторой степени, системой, выделяющей ключевые темы, исходя из заложенной в текст терминологии. Эта же черта, а



также способность к выделению неявных ассоциаций [1, 3], отличает ее от классических статистических методов, частично использованных в модели. Отметим также, что предложенная модель позволяет значительно упростить сложный и трудоемкий процесс обучения нейронной сети. Разработанная методика создания гибридной нейросетевой модели позволяет классифицировать текст на основе заложенной в текст терминологии и выделения неявных ассоциаций. Разработан алгоритм построения и функционирования гибридной нейросетевой модели, структура сети и ключевые параметры сети.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Мешкова Е.В.* Построение гибридной модели на основе семантической и ассоциативной сетевых парадигм. – Шахты: ЮРГУЭС, 2004.
2. *Мешков В.Е., Мешкова Е.В.* Автоматическая классификация текстов на основе ассоциативных нейронных сетей // Материалы междунар. научн.-практ. конф. «Информационные технологии и информационная безопасность в науке, технике и образовании» «ИНФОТЕХ – 2002» 30 сентября – 5 октября 2002г., Севастополь, Украина.
3. *Мешкова Е.В., Мешков В.Е.* Применение семантических сетей на начальном этапе обучения ассоциативных нейронных сетей // Материалы Международной научной конференции «Анализ и синтез как методы научного познания». – Таганрог: ТРТУ, 2004, Ч. 3. – 76 с.
4. *Круглов В.В., Борисов В.В., Харитонов Е.В.* Нейронные сети: конфигурации, обучение, применение. – Смоленск: Изд-во МЭИ, филиал в г. Смоленске, 1998.
5. *Круглов В.В., Борисов В.В.* Искусственные нейронные сети. Теория и практика / 2-е изд., стереотип. – М.: Горячая линия-Телеком, 2002. – 382 с.

## Раздел VII. Проблемы образования

УДК 681.3

В.М. Курейчик, В.И. Писаренко, Ю.А. Кравченко

### ИННОВАЦИОННЫЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В ПОСТРОЕНИИ СИСТЕМ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ ГРУППОВЫХ РЕШЕНИЙ\*

**Введение.** Одним из недостатков сложившейся образовательной системы является частое отсутствие в комплексе целей такого компонента, как развитие потенциальных творческих возможностей личности. В результате человек с недостаточно развитым творческим мышлением в дальнейшем испытывает трудности, работая в коллективе, принимая решения в условиях ограниченной информации, устанавливая связи между понятиями и явлениями. В контексте общих интеллектуальных способностей человека творческие способности определены как *креативность*. С деятельностной точки зрения креативность может проявляться в составляющих познавательной деятельности – в ходе решения творческих задач, участия в проектах и т.д. В рамках познавательной деятельности креативность определяют как *дивергентное мышление*, которое характеризуется способностью выдвигать множество в равной степени правильных идей при решении некоторой проблемы, нестандартностью самого мышления. Дивергентное мышление характеризуют быстрота, гибкость, оригинальность и точность [1]. Важными качествами компетентного специалиста являются умения выдвигать максимальное количество разнообразных, нестандартных идей, находить необычные решения, совершенствовать продукт творчества, добавляя детали, стремиться к завершенности. Таким образом, у человека с развитым дивергентным мышлением должны быть в достаточной степени выражены навыки в *когнитивном (познавательном), психомоторном и аффективном (эмоциональном)* видах деятельности.

Развитию у человека вышеперечисленных качеств во многом способствуют технологии открытого образования. Если рассматривать *систему открытого образования (СОО)* с технической точки зрения, это – использование принципов открытых систем при создании технологических систем в образовании [1, 2], что обеспечивает адаптивность и мобильность образовательных технологий. В социальном плане это – система организационных, педагогических и информационных технологий, обеспечивающих мобильность и доступность образовательных услуг [4].

Рассматривая метапринципы СОО, а именно – *аксиологический, культурологический, гуманистический, герменевтический, синергетический и валеологический*, остановимся на синергетическом метапринципе. Этот принцип требует, чтобы в результате образования обучаемым достигался синергетический эффект, при котором сумма полученных знаний дает дополнительное качество, не присут-

---

\* Работа выполнена при поддержке: РФФИ (гранты № 07-01-00174).

вующее в слагаемых [2]. Таким образом, *уровень образованности* – не только освоение определенной суммы знаний, но и умение:

- ◆ действовать в рамках согласованных целей и задач;
- ◆ согласовывать свои действия с действием партнера;
- ◆ самостоятельно развиваться.

Скорее всего, это умение может быть приобретено только при совместной (групповой) работе, когда рождаются идеи более высокого качества, чем при индивидуальной деятельности тех же обучаемых. Это происходит за счет интерактивного эффекта. Большая степень взаимодействия приводит к «перекрестному опылению» [3]. Идея, которая сама по себе может быть отвергнута в силу недостаточной обоснованности или непрактичности, дорабатывается совместными усилиями, додумывается другими и, тем самым, улучшается, становится все более конструктивной.

**Инновационные технологии в групповом обучении.** Необходимо отметить, что при совместной работе продуцируются идеи более высокого качества, чем при индивидуальной мыслительной деятельности тех же личностей. Данный эффект происходит за счет интерактивности процесса принятия решений в группе.

Говоря об инновационных подходах к организации образовательных процессов, необходимо помнить, что *инновации* многомерны, и как технологии обучения являются малоизученными дидактическими явлениями, трудно поддающимися классификации и технологизации. Учитывая, что основной парадигмой инновационного обучения является создание *модели рефлексивной взаимосвязи обучающего и обучаемого* как самоорганизующихся систем, можно сделать вывод о целесообразности разработки групповых инновационных моделей и методов обучения. Так как качество подготовки специалиста в этом случае в большей степени будет определяться не объемом усвоенного им содержания учебного материала, а системой методов его профессиональной подготовки, что и составит приоритет самоорганизации обучения в современном образовании.

С точки зрения теории принятия решений, при самоорганизации и активизации образовательных процессов, обучаемый является равноправным членом группы, принимающей решение, а обучающий, в зависимости от ситуации, может быть владельцем проблемы, несущим ответственность за принятые решения, руководителем активной группы, экспертом-профессионалом или консультантом по принятию решений [12]. Такая модель рефлексивной взаимосвязи обучающего и обучаемых является основой самоорганизации образовательных групп.

На основе предложенной групповой образовательной модели можно эффективно реализовывать основные функции инновационных технологий в образовании:

1. Моделирование профессиональной деятельности как педагогической системы обучения.
2. Развитие профессиональных способностей обучаемых в интерактивной форме.
3. Совершенствование качества учебно-воспитательного процесса.

Расширим спектр рассматриваемых навыков в различных видах деятельности человека с развитым дивергентным мышлением. Согласно современным исследованиям в данной области, личность – комплекс шести сложных систем обработки информации: сенсорной, моторной, когнитивной, аффективной, стилевой (индивидуально-смысловой), ценностной (общественно-значимой) [5]. Таким образом, учитывая необходимость развития всех навыков личности, можно явно проследить переход от информационно-когнитивной тенденции образования к культурно-исторической (личностной) педагогике, в основе которой будет лежать самоорга-

низация обучения. Самоорганизующиеся системы обучения моделируются на основе рефлексии. В них обучаемый рассматривается как рефлексивный (самоорганизованный на основе прошлого опыта) и рефлексивный (самоорганизующийся на основе феноменального опыта) субъект. Тогда обучающая деятельность педагога – рефлексивное управление, суть которого заключается в передаче оснований для принятия решений самому обучаемому в системе трех основных процессов его самоорганизации: самоопределения, самопознания и самоактуализации [5]. Основу интерактивных обучающих систем образует деятельность обучаемого и обучающего как равноправных субъектов образовательного процесса. Интегральный показатель оптимального управления (минимум) для самоорганизующихся образовательных систем – минимум воздействия и максимум развития.

$$\sum_i U(z_i, t_i) \rightarrow \min, \quad (1)$$
$$z_i \geq z_{\max},$$
$$t_i \leq t_0,$$

где  $U(z_i, t_i)$  – показатель оптимального воздействия;  $z_i$  – уровень знаний (развития);  $t_i$  – затраченное на обучение время;  $z_{\max}$  – необходимый уровень знаний (развития);  $t_0$  – допустимое время обучения.

Для достижения положительных результатов применения интерактивных систем группового обучения необходимо развивать их в направлениях адаптации к традиционным формам учебных занятий и организации полного технологического цикла инновационного обучения. Его основными этапами являются:

- ◆ осмысление будущим специалистом модели своей деятельности;
- ◆ приобретение и развитие опыта профессиональной самореализации;
- ◆ подготовка к выполнению функций своей деятельности в обычных и экстренных ситуациях.

Можно выделить три основных направления инновационного личностно-ориентированного развития: гносеологическое, аксиологическое и нормативное. Данные направления обеспечат целенаправленное развитие креативности и развитие моральной саморефлексии обучаемого, объединяя, тем самым, три социокультурные сферы: образовательную, профессиональную и социальную.

**2. Модель группового обучения.** Говоря о современных методах обучения, подразумеваем «*субъект-субъектный*» подход, когда обучаемый воспринимается не как «объект» воздействия и управления, а как личность («субъект»), обладающая собственными характеристиками и психофизиологическими особенностями [10]. С этой точки зрения эффективным методом активации образовательных процессов является *интерактивное обучение* как способ познания, осуществляемый в формах совместной деятельности обучающихся, т.е. интерактивное обучение – имитация интерактивных видов деятельности: моделирование ситуаций; оценка проведенных действий; создание реальной атмосферы коллективного разрешения проблем [11].

Известно, что навыки не передаются, но интерактивные методы обучения позволяют осуществить перенос способов организации деятельности и получить новый опыт общения. В таком виде обучение идет не от теории к практике, а от формирования нового опыта к его теоретическому осмыслению через применение [3].

В рамках решения проблем развития навыков во всех видах деятельности личности обучаемого интерактивное обучение решает задачи развития *учебно-*

познавательной, коммуникационно-развивающей и социально-ориентационной составляющих [9]. Также активно развиваются все стороны общения участников учебного процесса: *коммуникация, интеракция и перцепция*. Такое обучение построено на групповом взаимодействии. *Группа* является центральным понятием социальной психологии. Исходя из классификации групп распространенной в социальной психологии, все они делятся на пять видов: *конгломерат, ассоциация, кооперация, корпорация и коллектив*. Коллектив является самой устойчивой во времени организационной группой людей с совместной общественно полезной целью, органами управления и сложной динамикой формальных и неформальных отношений [7]. Внутри коллектива может существовать *референтная группа* – обычно небольшая, занимающая лидирующие позиции. Естественно, что желательным является наличие в референтной (малой) группе, как минимум, по одному представителю с доминирующим развитием навыков одного из видов деятельности личности (*аффективный, когнитивный, психомоторный*). С учетом соблюдения данного требования наиболее эффективной малой группой будет *триада*. На основе принципа *модерации* [8] как инновационной формы повышения квалификации специалистов различают три уровня организации обучения:

- 1) эмоциональный (уровень переживаний);
- 2) содержательный (предметный уровень);
- 3) коммуникационный (уровень взаимодействия и выполнения).

Исходя из вышесказанного, представим групповую модель обучения навыкам решения творческих задач (рис. 1).

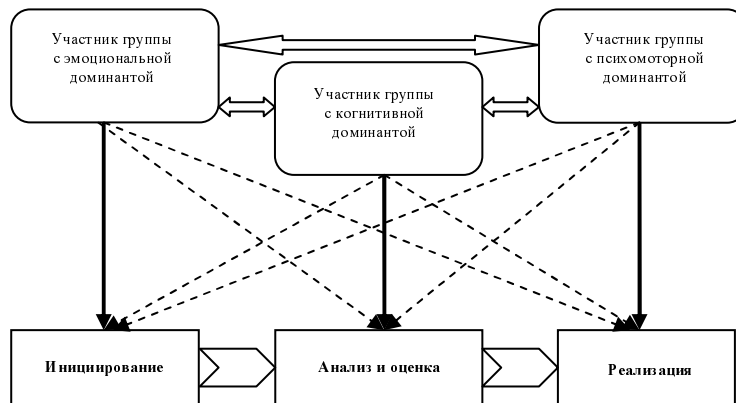


Рис. 1. Модель группового обучения навыкам решения творческих задач

Целевой функцией данного процесса группового обучения является максимальная интеграция навыков во всех видах творческой деятельности личности обучаемого. Причём, каждый вид деятельности должен быть обеспечен достаточным уровнем умений. Опишем выражение целевой функции  $F$ :

$$F = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^z (M_i \cup N_j \cup Z_k) \rightarrow \max, \quad (2)$$

где  $M_i$  – множество признаков, характеризующих эмоциональную доминанту участника группы;  $N_j$  – множество признаков, характеризующих когнитивную доминанту участника группы;  $Z_k$  – множество признаков, характеризующих психомоторную доминанту участника группы.

Причём,  $m \geq m_0$ ,  $n \geq n_0$ ,  $z \geq z_0$ , где  $m_0, n_0, z_0$  – минимально приемлемые наборы признаков, характеризующих определенную доминанту.

Рассмотрим возможности применения *кейс-метода* (case study) как техники обучения, использующей описание реальных ситуаций. Кейс-метод – сложная многоаспектная исследовательская аналитическая технология коллективного обучения, которая является синергетической технологией и синергетической разновидностью проектной технологии [3]. В обычной обучающей проектной технологии процесс разрешения имеющейся проблемы осуществляется посредством совместной деятельности учащихся, тогда как в кейс-методе формирование проблемы и путей ее решения происходит на основании кейса, который является одновременно и техническим заданием, и источником информации для осознания вариантов эффективных действий.

По отношению к другим технологиям обучения кейс-метод можно представить как сложную систему, в которую интегрированы другие, более простые методы познания: моделирование; системный анализ; проблемный метод; мысленный эксперимент; методы описания, классификации; игровые методы и др. Проблемы коллективного поведения необходимо рассматривать в контексте теории систем, теории управления и теории игр. Основной идеей системного анализа является применение декомпозиции исходной задачи на более простые. В мультиагентных системах идея декомпозиции воплощается в принцип распределенного решения подзадач с их координацией для получения стратегии коллективного поведения.

Подобную технологию можно положить в основу принципов построения многоаспектной аналитической системы (среды) машинного обучения. Построенные на основе предложенных принципов интеллектуальные системы обучения и контроля качества знаний и уровня понимания позволяют оказывать прямое воздействие на развитие качеств, характеризующих дивергентное мышление. Интеллектуальная мультиагентная система представляет собой множество интеллектуальных агентов, распределенных в сети, которые мигрируют по ней в поисках релевантных данных, знаний, процедур, решений и кооперируются для достижения поставленных целей [6]. Саморазвиваемость и самоорганизованность основана на идее автоматического развития искусственных, когнитивных структур модели и знаний по результатам взаимодействия программных средств (агентов) с экспертами и испытуемыми. В ходе развития системы предусмотрено создание как индивидуальных агентов (эксперт и обучаемый), так и усредненных агентов и интегрированных супер - агентов, которые являются результатом объединения когнитивных структур в единое когнитивное поле. Главная черта такой системы – взаимодействие между агентами, т.е. установление двусторонних и многосторонних динамических отношений между субъектами как необходимое условие формирования виртуальных сообществ. Главными характеристиками такого взаимодействия являются направленность, избирательность, интенсивность и динамичность.

**Заключение.** Можно сделать вывод, что инновирование обучения как одно из слагаемых инновационного развития образовательного процесса есть интерактивная технология соединения в образовательном процессе моделей экстенсивного (передающего обучаемому максимальный багаж знаний), продуктивного (подготавливающего к определенному виду деятельности), и интенсивного (вырабатывающего стремление к самосовершенствованию) обучения. В статье предложена модель группового обучения навыкам решения творческих задач. Исследования проводились на основе методов активизации обучения. Результаты работы показывают, что применение технологий интерактивного обучения позволяет усилить синергетический эффект образовательного процесса за счет формирования у обучаемых нового опыта и перехода к его теоретическому осмыслению через применение.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Виленский В.Я., Образцов П.И., Уман А.И. Технологии профессионально-ориентированного обучения в высшей школе: Учебное пособие / под ред. В.А. Сластенина. – М.: Педагогическое общество России, 2004. – 192 с.
2. Кулагин В.П. Инновационные технологии и информатизация образования: Учебник // ГНУ «Госинформобр». – М.: Янус-К, 2005. – 180 с.
3. Панина Т.С., Вавилова Л.Н. Современные способы активизации обучения: Учебное пособие для вузов/ под ред. Т.С. Паниной. – М.: Издательский центр «Академия», 2006. – 176 с.
4. Захарова И.Г. Информационные технологии в образовании: Учебное пособие для вузов. – М.: Издательский центр «Академия», 2007. – 192 с.
5. Герасимов А.М., Логинов И.П. Инновационный подход в построении обучения: Учебное пособие. – М.: АПК и ПРО, 2001. – 64 с.
6. Андрейчиков А.В., Андрейчикова О.Н. Интеллектуальные информационные системы: Учебник. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 424с.
7. Столяренко Л.Д. Основы психологии. – Ростов н/Д, 1997.
8. Тенфер Й. Модерация как средство повышения эффективности работы на собраниях и заседаниях // [www.Ngosnews.ru/nwfa/method/04\\_skil.htm](http://www.Ngosnews.ru/nwfa/method/04_skil.htm).- 2004.
9. Кларин М.В. Интерактивное обучение – инструмент освоения нового опыта. – М.: Педагогика, 2000.
10. Загвязинский В.И. Теория обучения: Современная интерпретация: Учебное пособие. – М.: Педагогическое общество России, 2001.
11. Касаткин С.Ф. Техника обратной связи в аудитории. – М.: Новые знания, 2002.
12. Ларичев О.И. Теории и методы принятия решений: Учебник. – М.: Логос, 2000. – 296с.

УДК 321.3

**В.В. Бова**

**МЕТОДЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ В ПОСТРОЕНИИ АДАПТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫХ ПРОЦЕССОВ\***

**Введение.** В настоящее время информационная обучающая среда, созданная средствами новых информационных технологий, рассматривается как составная часть среды обучения и выступает как «сложное, многоаспектное образование, своеобразная результирующая всех информационно-знаниевых и коммуникационных потоков, на пересечении которых находится человек» [1]. Значение компьютерного обучения возрастает по мере развития информатизации общества, но по своей эффективности оно отстает от индивидуального обучения с учителем. Этот недостаток порождается малым уровнем интеллектуальности систем обучения в плане выработки эффективных стратегий представления учебного материала. Актуальность данной работы определяется необходимостью повышения эффективности образовательного процесса на основе разработки адаптивных моделей ситуационного управления интеллектуальными компьютерными обучающими системами (ИКОС). В работе рассматриваются методы решения задач управления и принятия решений в условиях неопределенности, обеспечивающие повышение функционирования ИКОС в слабо формализованных предметных областях.

**Метод принятия решений по обучению с использованием семантической модели предметной области.** Современные системы компьютерного обучения

\* Работа выполнена при поддержке: РФФИ (гранты № 07-01-00174).