

УДК 681.24:519.1

*В.Н. Ручкин, В.А. Романчук, В.А. Фулин*

## КЛАСТЕРНОЕ ПРЕДСТАВЛЕНИЕ ЯВНОГО И НЕЯВНОГО ПАРАЛЛЕЛИЗМА НЕЙРОПРОЦЕССОРНЫХ СИСТЕМ

*Предложена обобщенная модель анализа явного параллелизма на основе кластеризации и неявного параллелизма получаемых нечетких структур нейропроцессорных систем. Разработана продукционная модель экспертной системы, анализирующей различные нечеткие структуры на основе лингвистических переменных по основным техническим параметрам: количество модулей, объем микропрограммной памяти, производительность системы и др.*

**Ключевые слова:** *нейропроцессорная система, теоретико-множественная модель, классы эквивалентности кластеров, явный параллелизм, кластеризация, неявный параллелизм, нечеткая кластеризация, лингвистические переменные.*

**Введение.** Инженерная реализация теоретических нейронов У. Мак-Каллока и У. Питтса [1] в виде нейропроцессоров позволяет избавиться от недостатков, заложенных в последовательной организации вычислительного процесса Дж. фон Неймана и Гарвардской архитектуры: низкая эффективность использования дорогостоящей памяти, пониженный коэффициент использования аппаратуры и необходимость разработчика подстраивать алгоритм решения задачи под ее «жесткую» структуру. Использование нейропроцессорной системы (НПС) позволяет разработчику, наоборот, подстраивать ее структуру под решаемую задачу. В основе современных ВС также лежат микропроцессорные архитектуры WLIV, EPIC SIMD и др. Таким образом в современных микропроцессорах (МП) и НПС много общего, несмотря на то, что они разные по своей организации системы. С реализацией эффективного разбиения на кластеры [2,3] появляется актуальное и перспективное направление создания более эффективных кластерных нейропроцессорных структур как нового класса интеллектуальных систем. Более того, разработка кластерных НПС позволит использовать явный и неявный параллелизм для создания интеллектуальных компиляторов как один из вариантов объединения явного статического параллелизма с неявным динамическим. Работа проводилась в рамках гранта РФФИ №14-07-00261а «Кластеризация и организация распределенных вычислительных систем на основе нейропроцессоров».

**Цель работы** заключается в разработке процедуры выбора кластерных нейропроцессорных систем с использованием явного и неявного параллелизма и анализа получаемых структур по

критериям технических параметров для создания интеллектуальных компиляторов.

Работа организована следующим образом. В первом разделе объяснена актуальность предлагаемого исследования. Далее приводится обобщенная модель явного параллелизма НПС. Затем описана продукционная модель экспертной системы явного параллелизма ВПС. В следующем разделе приводятся качественные оценки значимости критериев по различным структурам обработки данных. Далее описывается алгоритм анализа неявного параллелизма посредством многокритериального нечеткого выбора и приводится описание графического интерфейса экспертной системы интеллектуальной компиляции.

**Актуальность.** Архитектура сверхдлинного командного слова (Very Long Instruction Word, VLIW) на основе параллельного микрокода была предложена Аланом Тьюрингом. В 1946 г. архитектура VLIW была реализована в виде VLIW компьютера. В дальнейшем приемниками этой архитектуры стали суперкомпьютеры Control Data CDC6600 и IBM 360/91, мини-суперкомпьютеры MultiFlow, Culler Cydrome, отечественные ЭВМ М10 и М13 Карцева и «Эльбрус-3». Венцом архитектуры VLIW стала микросхема Intel i860. В архитектуре VLIW эффект от оптимизации последовательности операций превышает результат, возникающий от повышения частоты. Поэтому быстроедействие VLIW-архитектуры больше зависит от компилятора, нежели от аппаратуры. В связи с этим вышеперечисленные проекты не нашли серьезного коммерческого применения и развития.

В настоящее время специалисты [4] ожидают появления суперскалярного VLIW-процес-

сора с "параллелизмом в квадрате", объединяющего явный статический параллелизм с неявным динамическим. Однако отсутствие способов совмещения статического и динамического изменения порядка выполнения команд требует новых подходов и методов. Например, в некоторых системах по отношению к существующим классическим архитектурам "RISC-inside CISC-outside" переупорядочивания добиваются путем переноса интеллектуальных функций из аппаратного обеспечения в программное, т.е. в компилятор. Что, в свою очередь, ведет к упрощению аппаратного обеспечения и максимального использования "скрытого параллелизма" на уровне команд. Другим методом переупорядочивания является использование большей ширины "выдачи" команд (Wide Issue Width, WIW) и длинных (глубокие) конвейеров с большой задержкой (Deep Pipeline Latency, DPL).

Сказанное ускоряет развитие альтернативных повышению частоты способов увеличения быстродействия, одним из которых является разработка принципиально новых и хорошо распараллеливаемых алгоритмов с элементами «умной» (интеллектуальной) компиляции.

Подобный компилятор выстраивает группы операций согласно явному параллелизму в формате очень длинных слов инструкций так, чтобы обеспечивать быстрый запуск и более эффективное исполнение функциональными модулями. Чтобы обеспечить больший параллелизм, компьютеры должны наблюдать за операциями, исполняющимися на разных базовых блоках, с целью размещения этих операций в одну и ту же длинную инструкцию путем прокладки «маршрута» по всей программе – трассировки. Планировщик вычислений должен осуществлять оптимизацию на уровне всей программы, а не отдельных базовых блоков. Компилятор рассчитывает наиболее подходящий маршрут и планирует прохождение, рассматривая его как один большой базовый блок. Затем рекурсивно повторяет этот процесс для других программных веток до самого конца программы. Кроме того, компилятор выполняет различные «интеллектуальные шаги»: развертывание программного цикла, IF-преобразование для удаления всех логических переходов из подвергающихся трассировке секций, перемещение их с одного места на другое до обнаруженного ветвления и возможность формирования отката назад. При этом плата за увеличение быстродействия намного меньше стоимости компиляции.

**Обобщенная модель явного параллелизма.** Модель выбора аппаратных и программных средств НПС базируется на функциональном принципе, согласно которому главную роль играет множество операций в отношении многопроцессорных структур [5,15, 18].

Проектируемая вычислительная структура НПС функционирует согласно алгоритмам обработки и передачи информации  $A^{(j)}, \forall j = \overline{1, N}$ , каждый из которых представляет собой упорядоченную последовательность алгоритмов цифровой обработки информации, обучения и функционирования нейронных сетей, например: фильтрации, сжатия, шкалирования, автоконтроля и других.

Алгоритм – конечный кортеж операций  $O_l$ , определяемый согласно выражению:  $A^{(j)} = \langle O_1, O_q, \dots, O_L, O_2, O_1, \dots, O_r \rangle$  длиной  $|A^{(j)}|$ .

НПС рассматривается как совокупность устройств, реализованных на основе выбранной элементной базы – chipset, характеризующейся множеством микронейрокоманд  $MNC = \{MNC_1, MNC_2, \dots, MNC_m\}$ , а также производительностью; стоимостью и др.

Решение задачи отображения множества операций в множество микронейрокоманд (MicroNeuroCode) математически сводится к нахождению отображения

$$O_l \rightarrow \{MNC_m\}; \forall m = \overline{1, K_m}; \forall l = \overline{1, L}, \quad (1)$$

где под множеством микронейрокоманд конкретного комплекта НПС подразумевается внутренний язык нейроассемблера. В работе в качестве примера для исходных данных используется система команд NM 640X.

Тогда в зависимости от решения задачи (1) выбора каждому  $j$ -му алгоритму обработки ставится в соответствие нейропрограмма обработки  $PR^{(j)}$  посредством определяемого отображения:

$$A^{(j)} \rightarrow PR^{(j)}, j = \overline{1, N}. \quad (2)$$

Под программой обработки информации  $PR^{(j)}$  понимается кортеж микронейрокоманд:  $PR^{(j)} = \langle MNC_1, MNC_2, \dots, MNC_i, \dots, MNC_M \rangle$ .

Выражение (2) математически описывает процесс программирования (обучения нейронной сети) и **компиляции**.

При этом характеристиками рассматриваемой программы  $PR^{(j)}$  являются: длина программы  $|PR^{(j)}|$ , определяемая как общее число микронейрокоманд, входящих в программу; время выполнения программы  $T = \sum_{m=1}^m t_m$ , где  $t_m$  – время выполнения  $m$ -й команды, причем  $t_m \in T: PR^{(j)} \Rightarrow (PR^{(j)}, T)$ . При этом выражение (2) определяет однопроцессорный вариант НПС, что соответствует централизованной структуре обработки информации.

Далее с целью распараллеливания (2) необходимо осуществить кластеризацию одним из известных методов теории распознавания обра-

зов, различающихся критериями: 1) сумма внутриклассовых дисперсий или сумма квадратов ошибок; 2) анализ матриц рассеяния; 3) метод «к-внутригрупповых средних»; 4) метод Фореля движения гипершаров фиксированного радиуса к «сгущению» объектов.

Каждый из перечисленных методов имеет свои достоинства и недостатки. В работе авторами предлагается использовать теоретико-множественный подход, позволяющий исходную нейропрограмму разбить на непересекающиеся множества классов эквивалентности.

Для решения задачи разбиения введем понятие равенства кластеров  $CL_l$  и  $CL_k$  некоторой нейропрограммы  $PR^{(j)}$ :  $CL_l = CL_k$ , под которым далее понимается равенство длин подпрограмм указанных кластеров  $|CL_l| = |CL_k|$  и совпадение их с точностью до команды  $MNC_i^{(k)} = MNC_i^{(l)}$ ,  $PR^{(j)} = \langle MNC_i, MNC_1, \dots, MNC_j \rangle$ .

$$CL_l = CL_k = \begin{cases} |CL_l| = |CL_k|, \forall l, k = \overline{1, N} \\ MNC_i^{(l)} = MNC_i^{(k)}, \forall i = \overline{1, |CL_l|} \end{cases} \quad (3)$$

При этом выражение (3) является критерием качества разбиения на кластеры исходной программы с точностью до микронейрокоманды.

Далее вводится понятие структуры НПС  $S_w \in S$ , под которой понимается отношение параллельности выполнения кластеров  $CL_l, CL_k$ :  $CL_l S_w CL_k$ ;  $CL_l, CL_k \in PR$  в НПС.

Таким образом, структура  $S_w$  системы обработки информации ставит в соответствие некоторой  $j$ -й программе обработки  $PR$  совокупность независимых и неравных кластеров  $CL_l$ , число которых равно числу классов эквивалентности  $L$ , а кратность ( $CL_l$ ) определяется порядком класса эквивалентности ( $a_l$ ):

$$\forall o = \overline{1, N}, PR^{(j)} \Rightarrow \{(CL_l)^{a_l}\}, \forall q = 1, a_l; \forall l = \overline{1, L}. \quad (4)$$

Выражение (4) определяет уже распределенную структуру  $S_w \in S$  НПС, отвечающей свойствам рефлексивности, симметричности и транзитивности. Поэтому оно является отношением эквивалентности разбиения нейропрограммы на независимые модули и представляет процедуру явного параллелизма. Для сохранения семантики исходной программы вводятся явный и неявный параллелизм кластеров. Далее рассмотрим возможные варианты решения задачи (3) в виде продукционной модели экспертной системы (ЭС).

**Продукционная модель ЭС анализа явного параллелизма.** В результате решения задачи (4) получим различные варианты структурной организации НПС, которые составляют основу продукционной модели экспертной системы анализа явного параллелизма.

Связи между фактами представлены эвристическими правилами выражениями декларативного знания об отношениях между объектами. В результате работа экспертной системы будет подчиняться следующему алгоритму.

Пусть  $L$  – число классов эквивалентности,  $|a_l|$  – порядок каждого класса. Рассмотрим 4 случая.

$$1. \forall L, |a_l| = 1,$$

**1.1.** Обмен информацией между кластерами в классах осуществляется последовательно, имеем конвейерную структуру.

**1.2.** Данные требуются одновременно всем кластерам классов, имеем векторную структуру.

$$2. L = 1, |a_l| = q.$$

**2.1.** Обмен информацией между кластерами в классах осуществляется последовательно, имеем конвейерную структуру.

**2.2.** Данные требуются одновременно всем кластерам классов, имеем векторную структуру.

$$3. \forall L, |a_l| = q.$$

**3.1.** Обмен информацией между кластерами в классах осуществляется последовательно, имеем конвейерную структуру.

**3.2.** Обмен информацией между кластерами в классах осуществляется последовательно с небольшим исключением кластеров  $l$ -го класса, имеем конвейерную структуру.

**3.3.** Обмен информацией между кластерами в классах, кроме  $l$ -го, осуществляется последовательно, а  $l$ -му классу данные требуются одновременно, имеем конвейерно-векторную структуру.

**3.4.** Кластеры обмениваются данными последовательно, однако в некоторых классах данные требуются одновременно, имеем конвейерно-векторную структуру.

**4.**  $|a_l| = L$  в общем виде имеем матричную структуру.

**4.1.** Данные сразу требуются кластерам всех классов, но в некоторых классах требуется последовательный обмен, имеем векторно-конвейерную структуру.

**4.2.** Данные требуются одновременно кластерам всех классов, но кластеры  $l$ -го класса обмениваются информацией последовательно, имеем векторно-конвейерную структуру.

**4.3.** Данные требуются одновременно кластерам всех классов, кроме некоторых кластеров  $l$ -го класса, имеем векторную структуру.

**4.4.** Данные требуются одновременно всем кластерам классов, имеем векторную структуру. Рассмотренные выше структуры являются четкими, так как сочетают в себе элементы явного параллелизма: конвейера, вектора, конвейер-вектора или вектора-конвейера.

**4.5.** При этом ряд задач распараллеливается, как в векторной структуре, а ряд элементов как в конвейере. В результате имеем множество сложных конвейерно-векторных, векторно-конвейерных структур или матричных НПС, число микропроцессоров в которых определяется по уже известным соотношениям. Каждая из перечисленных выше структур может представлять множество возможных конфигураций и поэтому должна быть классифицирована, например, с использованием ЛП на базе нечетких. Такие сложные и неопределенные структуры являются нечеткими структурами, и они имеют свой неявный параллелизм, например, с элементами конвейера или вектора. Указанные НПС можно реализовать на кристалле на базе многоядерных процессоров. Полученные соотношения являются базовыми для обучения экспертных систем.

**Качественные оценки значимости критериев по различным структурам.** На практике процесс выбора НПС и ее структуры является сложной многокритериальной задачей [5-7], так как из всего полученного многообразия структур  $S_w \in S$  НПС, эксперт должен на основании обобщенной оценки каждой альтернативы выбрать наилучшую по совокупности противоречивых критериев: производительность ( $1/T_R$ ), объем микропрограммной памяти ( $|MP|$ ), количество микропроцессорных модулей ( $N_0$ ), время простоя ( $T_{nn}$ ) и др. Для конкретизации выбора все вышеперечисленные критерии предлагается распределять в виде кортежа, т. е. в порядке важности технического проектирования и в дальнейшем называть **стратегией выбора**.

Предложенная авторами [8, 13, 16] методика многокритериального выбора имеет в своей основе нечеткие множества, где характеристическая функция имеет область определения отрезок  $E = [a, b]$ , а элементами являются лингвистические переменные (ЛП). Введение теории нечетких множеств позволяет моделировать плавное изменение свойств нейрокомпьютерных реализаций с учетом качественных структурных связей, что особенно важно. При этом решение задачи выбора происходит одновременно с процедурой принятия решения.

Эксперт оценивает структуры и критерии с помощью понятий нечеткой логики или термов  $t \in T$ . Причем каждая нечеткая переменная имеет на отрезке  $E = [a, b]$  функцию принадлежности  $m_t(e)$ , т. е.  $t = \{m_t(e), e\}$ .

Воспользуемся двумя видами нечетких переменных: **бинарной ЛП** «отношение значимости критерия»  $R_{j/j+1}$  или «отношение полезности

структуры»  $Q_{j/j+1}$  и **унарной ЛП** «качественная оценка значимости критерия»  $m_{z_j}(x)$  или «качественная оценка полезности структуры»  $m_{z_j, si}(x, y)$ .

Значения бинарных ЛП «отношение значимости критерия» и «отношение полезности структуры» определяются по нечетким алгоритмом высказывания правил вида: «если  $A$ , то  $B$ ». Два и более правила нечетких высказываний объединяются связкой «иначе»: «если  $A$ , то  $B$ , иначе  $C$ »  $= [A][B] + [A] * [C]$  или связкой «объединение» («если  $A$ , то  $B$ , иначе  $C$ »)  $= m_A / \bigcup(B), 1 - m_A / \bigcup(C)$ .

Оценка значимости каждого из введенных критериев производится согласно стратегии выбора по следующему правилу:

$$Z_j = Z_{j+1} \circ R_{j/j+1}, j = n-1, n-2, \dots, 1. \quad (5)$$

Функция принадлежности нечеткого множества  $Z_j$  является результатом макс-минной операции:

$$m_{z_j}(x) = \bigcup_{y \in Y} m_{z_{j+1}}(y) \bigcap m_{R_{j/j+1}}(y, x). \quad (6)$$

Для вычисления весов значимости критериев нечеткие множества необходимо преобразовать в скаляры, например выбором такого значения бинарной переменной, при котором функция принадлежности достигает максимума. Затем шкалируются и нормализуются скалярные оценки значимости критериев. В результате каждый критерий получает вес  $W_i, \forall i = \overline{1, n}; \sum_{i=1}^n W_i = 1$ .

Аналогично из лингвистических оценок отношения полезности получается нормализованная оценка полезности по каждому  $J$  критерию  $F_{ij}$  для каждой альтернативы  $S_w$ .

Под интегральной характеристикой предложенного многокритериального нечеткого выбора будем понимать аддитивную функцию полезности  $U_i$ , которая вычисляется в заключительной части предлагаемой методики для альтернативных вариантов структур  $S_w$  обработки информации по совокупности всех критериев. Кроме того, ранжируются варианты по значению

$$U_i = \sum_{j=1}^n W_j * F_{ij}. \quad (7)$$

По полученным данным и определяется предпочтительный вариант структуры  $S_w \in S$  НПС с максимальной функцией полезности.

**Алгоритм неявного параллелизма многокритериального нечеткого выбора структуры.** В результате исследования авторами предлагается

ся алгоритм неявного параллелизма многокритериального нечеткого выбора, включающий в себя следующие шаги [8].

1. Выбрать носители  $\epsilon=[0,1]$  и получить начальное распределение с количеством критериев  $n$ .

2. Ранжировать критерии для определения стратегии выбора.

3. Вызвать процедуру, определяющую значение ЛП «отношение значимости критерия».

4. Вызвать процедуру, определяющую значение ЛП «качественная оценка значимости критерия» на основе формулы (6).

5. Определить номера носителей, при которых значения критериев достигают единицы.

6. Проранжировать оценки по формуле  $H_i = 3(X_j^k + 1) + 1$ .

7. Получить нормализованные веса по формуле:  $W_j = H_j / \sum_{j=1}^n H_j$ .

8. Вызвать процедуру, определяющую значение ЛП «отношение полезности структуры», используя формулу (5).

9. Вызвать процедуру, определяющую ЛП «качественная оценка полезности структуры» на основе формулы (6).

10. Получить скалярные оценки  $Y_{ij}^k$  и определение номера тех носителей, при которых значения структур достигают единицы.

11. Вычислить оценки, шкалировать по формуле  $H_{ij} = 3(Y_{ij}^k + 1) + 1$ .

12. Получить нормализованные веса  $F_{ij} = H_{ij} / \sum_{j=1}^n H_{ij}$ .

13. Пока текущий номер  $J \leq n$ , повторять вычисления, начиная с п. 8, для всего множества критериев.

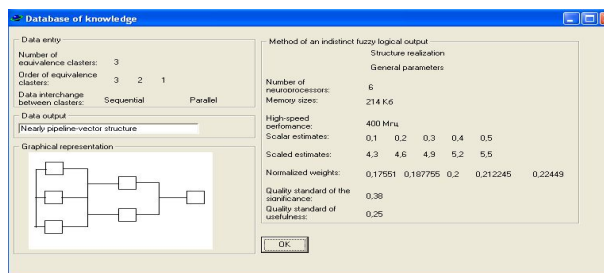
14. Вычислить аддитивную функцию полезности по формуле (7).

15. Вывести результат анализа неявного параллелизма многокритериального нечеткого выбора НПС.

**Описание графического интерфейса ЭС анализа неявного параллелизма.** Из материала, приведенного выше, видно, что нечеткий выбор вычислительной структуры является сложным трудоемким процессом, содержащим большой объем исходной информации [9-11]. В связи с этим была разработана экспертная система на языке Visual Prolog [12,13, 17,19], что приведет к существенному сокращению сроков выбора. Для базы знаний выделяется поток исходных данных характеристики алгоритмов: число классов эквивалентности  $L$ , порядок каждого класса  $|a_i|$ , обмен данными между фрагментами

классов, множество микрокоманд выбранного микропроцессорного набора и упорядоченное множество критериев в виде стратегии выбора  $Z$ . Причем обмен данными между фрагментами классов эквивалентности может быть последовательным, параллельным, последовательно-параллельным или параллельно-последовательным.

В итоге, используя предложенную методику многокритериального нечеткого выбора, можно сформировать рекомендации по выбору структуры НПС [20] в виде нечетких переменных термов: К – конвейерная структура, ПК – почти конвейерная структура, КВ – конвейерно-векторная структура, ВКВ – вроде конвейерно-векторная структура, М – матричная структура, ВВК – вроде векторно-конвейерная структура, ВК – векторно-конвейерная структура, ПВ – почти векторная структура, В – векторная структура, функции принадлежности по каждой структуре и все технические параметры НПС: количество вычислительных модулей НПС, объем памяти, производительность, время простоя и др.



Графический интерфейс многокритериального нечёткого выбора НПС

Полученные данные и заданные стратегии выбора  $Z$  являются исходными данными для работы алгоритма логического вывода. Вся полученная информация заносится в таблицу [13,14].

**Качественные оценки значимости критериев**

| № | Стр-па Кр-ий | Качественная оценка значимости критериев | Скалярн.        | Шкалир.          | Нормал из веса $F_{ij}$ |
|---|--------------|--|-----------------|------------------|-------------------------|
|   |              |  | оценки $X_{ij}$ | оценк и $W_{ij}$ |                         |
| 1 | 1/Tr         | 0 0 0 0 0.50.50.70.7 1 0.5               | 0.9             | 6.7              | 0.3                     |
| 2 | MP           | 0.50.7 1 0.50.50.30.1 0 0 0              | 0.2             | 4.6              | 0.2                     |
| 3 | $N_0$        | 0 0 0 0.10.40.50.7 1 0.50.4              | 0.8             | 6.4              | 0.28                    |
| 1 | $S_1$        | 1 0.50.50.3 0 0 0 0 0 0                  | 0               | 4                | 0.24                    |
|   | $S_2$        | 0.20.50.70.7 1 1 0.5 0 0 0               | 0.5             | 5.5              | 0.32                    |
|   | ..           | .....                                    | .               | .                | .                       |
|   | $S_m$        | 0 0 0 0 0 0.20. 7 1 1                    | 1               | 7                | 0.44                    |
| 2 | $S_1$        | 1 1 0.50.50.5 0 0 0 0 0 0                | 0.1             | 4.3              | 0.26                    |
|   | $S_2$        | 0.20.40.50.7 1 1 0.50.5 0 0              | 0.6             | 5.8              | 0.35                    |
|   | ..           | .....                                    | .               | .                | .                       |
|   | $S_m$        | 0 0 0 0 0 0.20.4 1 1 0.5                 | 0.8             | 6.4              | 0.39                    |
| 3 | $S_1$        | 0 0 0 0.10.40.50.7 1 0.40.4              | 0.7             | 6.1              | 0.35                    |
|   | $S_2$        | 0 0 0 0.10.4 1 0.40.1 0 0 0              | 0.5             | 5.5              | 0.325                   |
|   | ..           | .....                                    | .               | .                | .                       |
|   | $S_m$        | 0 0 0 0.10.4 1 0.40.1 0 0 0              | 0.5             | 5.5              | 0.325                   |

На основании вышеизложенного вычисляется аддитивная функция полезности  $U_i$  альтерна-

тивных вариантов структур НПС реализации компьютера по совокупности всех заданных критериев:

$$U_1 = \sum_{j=1}^n W_j * F_{1j}, j = 0.3; U_2 = \sum_{j=1}^n W_j * F_{2j}, j = 0.32$$

$$U_3 = \sum_{j=1}^n W_j * F_{3j}, j = 0.38.$$

**Заключение.** В статье предложена обобщенная модель анализа явного параллелизма на основе предлагаемой кластеризации при выборе нейропроцессорной системы. Описана продукционная модель экспертной системы выбора явного параллелизма НПС. Для решения задачи многокритериального нечеткого выбора приводятся качественные оценки значимости критериев по различным структурам обработки данных. Авторы демонстрируют анализ неявного параллелизма посредством многокритериального нечеткого выбора. В заключение приводится описание графического интерфейса экспертной системы. На основе нечеткой кластеризации производится анализ получаемых нечетких структур по различным техническим характеристикам согласно стратегии выбора: быстродействие ( $1/T_R$ ), объем микропрограммной памяти ( $|MP|$ ), количество микропроцессорных модулей ( $N_0$ ). Результаты экспериментального исследования для значений качественной оценки значимости критериев, указанных в таблице, показывают, что предпочтительным вариантом реализации структуры НПС является векторно-конвейерная структура с максимальной функцией полезности по указанной стратегии выбора. Таким образом, использование НПС позволяет разработчику подстраивать ее структуру под решаемую задачу.

#### Библиографический список

1. Романчук В.А., Ручкин В.Н. Алгоритмы анализа вычислительных структур на базе нейропроцессоров // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2012. № 40. С.61-67.
2. Ruchkin, V. Romanchuk, R. Sulitsa, "Clustering, Restorability and Designing Of Embedded Computer Systems Based On Neuroprocessors", 2nd Mediterranean Conference on Embedded Computing MECO – 2013 Budva, Montenegro, pp. 58-61.
3. Григоренко Д.В., Ручкин В.Н. Повышение восстанавливаемости кластерных нейропроцессорных систем обработки данных // Цифровая обработка сигналов. 2013. № 1. С. 67-72.
4. Jordans R., Jozwiak L., Corporaal H., "Instruction Set Architecture Exploration of VLIW ASIPs Using a Genetic Algorithm", 3<sup>rd</sup> Mediterranean Conference on Embedded Computing MECO – 2013 Budva, Montenegro, pp.32-35.
5. Корячко В.П., Скворцов С.В., Таганов А.И., Шибанов А.П. Эволюция автоматизированного проектирования электронно-вычислительных средств //

Радиотехника. 2012. № 3. С. 97–103.

6. Ручкин В.Н. Методы распараллеливания алгоритмов обработки измерительной информации // Электронное моделирование. 1989. Т.11. № 3, С.38-41.

7. Ivutin A.N., Larkin E.V. Estimation of Latency in Embedded Real-Time Systems 3rd Mediterranean Conference on Embedded Computing MECO – 2014. Budva, Montenegro. pp. 236-239.

8. Ruchkin V.N., Kostrov B.V., Kolesenkov A.A., Ruchkina E.V. Anthropogenic Situation Express Monitoring on the Basis of Fuzzy Neural Networks Proceedings of the 3rd Mediterranean Conference on Embedded Computing MECO, 2014. Budva, Montenegro. pp. 166-169.

9. Ручкин В.Н., Романчук В.А., Фулин В.А. Проектирование нейропроцессорных систем на основе нечеткой кластеризации // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2014. № 50-1. С.87-93.

10. Костров Б. В., Ручкин В. Н., Фулин В. А. Искусственный интеллект и робототехника. М.: Диалог-МИФИ. 2008. С. 132-135.

11. Bekhtin Yury, Gurov Victor, Guryeva Maria Algorithmic Supply of IR Sensors with FPN Using Texture Homogeneity Levels 3<sup>rd</sup> Mediterranean Conference on Embedded Computing MECO – 2014. Budva, Montenegro. pp. 252-255.

12. Романчук В.А., Ручкин В.Н. Разработка программных средств анализа нейропроцессорных систем // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2010. № 40. С.61-66.

13. Ручкин В.Н., Фулин В.А. Архитектура компьютерных сетей. М.: Диалог-МИФИ, 2008.

14. Ручкин В.Н., Романчук В.А., Фулин В.А. Разработка модели сложной нейропроцессорной системы // Цифровая обработка сигналов. 2012. № 4. С. 70-74.

15. Ручкин В. Н. Проектирование и выбор специализированных средств обработки информации. М.: МГОУ" Политехн. ин-т", 1997.

16. Костров Б.В., Ручкин В.Н., Фулин В.А. Основы искусственного интеллекта. М.: ДЕСС: ТехБук, 2007.

17. Ручкин В. Н., Романчук В.А., Пролыгина А.А., Фулин В.А. Экспертная система нечеткой кластеризации нейропроцессорных систем // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. 2014. № 6. С. 162-167.

18. Романчук В. А., Ручкин В. Н. Оценка результатов моделирования вычислительных систем на базе нейропроцессоров // Известия тульского государственного университета. Технические науки.-Тула: Издательство ТулГУ. 2013. № 9. С. 194-203.

19. Злобин В.К., Григоренко Д.В., Ручкин В.Н., Романчук В.А. Кластеризация и восстанавливаемость нейропроцессорных систем обработки данных // Известия тульского государственного университета. Технические науки. 2013. № 9-2.

20. Романчук В. А., Ручкин В. Н. Разработка алгоритмов определения вида структуры нейропроцессорной системы на основе описания связей ее элементов // Информатика и прикладная математика: межвуз. сб. науч. тр. Рязань: РГУ имени СА Есенина. 2011. № 17. С. 106-109.