

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ МНОГОПРОЦЕССОРНАЯ ЭВМ С НЕЙРОПОДОБНОЙ СТРУКТУРОЙ

ВВЕДЕНИЕ

Решение написать эту работу возникло после прочтения статьи профессора А.И. Шевченко "Искусственный интеллект на пороге третьего тысячелетия".

"На рубеже третьего тысячелетия отношение общественности и некоторых ученых к фундаментальным и прикладным исследованиям в области искусственного интеллекта аналогично тому, которое было в 40-60 годах по отношению к кибернетике. Хватит ли у нас здравого смысла не повторять ошибок своих предшественников?" [1]. Прекрасно! Действительно, хватит ли у нас здравого смысла?

"Виктор Михайлович Глушков и его коллеги опередили время на несколько десятилетий, сформулировав основные направления в развитии вычислительной техники и искусственного интеллекта. ... К сожалению, время распорядилось таким образом, что Украина, потенциально занимающая ведущее место в мире в области кибернетики, фактически не смогла выйти на мировой рынок средств вычислительной техники и программного обеспечения. ... Относительно вычислительной техники, мировой рынок уже занят, и ее производители делают все, чтобы у них было меньше конкурентов" [1].

И все же, число фирм, изготавливающих микропроцессоры на основе СБИС-технологий, расширяется. Работая в диапазоне частот 100-500 МГц, такие микропроцессоры достигли "суперкомпьютерных" производительностей в сотни MFLOPS.

Одновременно анализ развития современной компьютерной индустрии свидетельствует о приближающемся кризисе компьютерных архитектур. С ростом степени интеграции СБИС модель последовательного счета вошла в фазу структурного насыщения. В рамках этой модели невозможно только за счет совершенствования СБИС-технологий сохранять прежние сверхвысокие темпы наращивания вычислительной производительности (производительности, взятой в отношении к единице площади или к одному транзистору). Наилучшие показатели полезного использования единицы площади при степени интеграции более 3-5 млн. транзисторов на кристалле могут быть достигнуты на параллельных многопроцессорных архитектурах, размещаемых на поверхности кристалла [2, 3].

У нас остался, пожалуй, последний шанс использовать сложившуюся ситуацию для восстановления утерянных позиций в разработке вычислительных средств. В фундаментальных исследованиях в этой области Украина еще не утратила своих позиций. Убедительные научные и практические результаты получены в Институте проблем искусственного интеллекта. Значительные теоретические результаты имеет Институт кибернетики. В Институте проблем математических машин и систем автором данной работы в результате синтеза технологий обработки информации в растущих семантических сетях, нейронных сетях и интеллектуальных системах разработана новая технология обработки информации - новый класс нейронных сетей (нейроподоб-

ные растущие сети), не имеющий аналогов в мире. Возможности нового класса нейронных сетей обсуждаются на многих международных конференциях.

Сегодня большинство ученых, занимающихся проблемой разработки вычислительных средств, понимают, что будущий компьютер должен обладать элементами интеллекта и возможностью общения с человеком при помощи органов чувств [1].

Однако использование ЭВМ с традиционной архитектурой для решения задач искусственного интеллекта оказывается неэффективным, так как в этих задачах основной вес приходится на обработку символьной информации да, собственно, и в других задачах, решаемых на универсальных ЭВМ, на вычисления приходится 7-10% их ресурсов, а остальные расходуются на символьную обработку.

В связи с этим, возникает проблема создания ЭВМ с новой, нетрадиционной архитектурой, позволяющей осуществлять распознавание и обработку символьной информации, выполнять анализ и классификацию, делать логический вывод и другие операции, характерные для систем искусственного интеллекта, так же эффективно, как и вычислительные операции.

С этих позиций рассмотрим информационно-вычислительные процессы в ЭВМ во времени и пространстве, информационную структуру и архитектуру интеллектуальной многопроцессорной ЭВМ с нейроподобной структурой.

ОБРАБОТКА ИНФОРМАЦИИ В ЭВМ С ПОЗИЦИИ ПРОСТРАНСТВЕННО-ВРЕМЕННЫХ ХАРАКТЕРИСТИК

В однопроцессорных ЭВМ операции над байтами или словами выполняются последовательно, и информационно-вычислительное пространство таких ЭВМ является одномерным.

Разработчики процессоров создают чипы, содержащие большое количество функциональных узлов, что позволяет параллельно обрабатывать больше команд, но одновременно приходится существенно усложнять управляющие цепи для распределения потока команд по обрабатываемым узлам. Последовательная структура кода программ и большая частота ветвлений делают задачу распараллеливания потока команд весьма сложной. Современные процессоры содержат огромное количество управляющих элементов для того, чтобы минимизировать потери производительности, связанные с ветвлениями, и извлечь как можно больше "скрытого параллелизма" из кода программ. Они изменяют порядок команд во время исполнения программы, пытаются предсказать, куда необходимо будет перейти в результате очередного ветвления, и выполняют команды до вычисления условий ветвления. Если путь ветвления предсказан неверно, процессор должен сбросить полученные результаты, очистить конвейеры и загрузить нужные команды, что требует достаточно большого числа тактов. Таким образом, процессор, теоретически выполняющий четыре команды за такт, на деле выполняет менее двух [4].

Очевидно, что это является основным тормозом в повышении производительности вычислительных машин. Ученые ведут усиленные поиски по созданию многопроцессорных машин, позволяющих распараллеливать информационно - вычислительные процессы, т.е. осуществлять обработку информации в двумерном пространстве. Так, кристалл систолической матрицы в VASP осуществляет одномерную и двумерную

конвейерную обработку высокого уровня, а в системах ААР, NON-VON, СНiP, Connection Machine и др. применяются структуры двумерных матриц [5, 6]. Интересна разработка фирмы Parsytec, которая создала ряд высокопроизводительных ЭВМ с распределенной памятью под названием Parsytec GS (GigaCube или GigaCluster). Система Parsytec GS спроектирована как пространственная трехмерная сеть из высокопроизводительных вычислительных узлов (кластеров), которые объединены линиями связи вдоль трех направлений. Однако существующие архитектурные решения современных ЭВМ ограничивают возможность перехода к многомерной и интеллектуальной обработке информации, в первую очередь, из-за сложности распределения и маршрутизации информации по многомерной структуре ЭВМ.

ОБРАБОТКА ИНФОРМАЦИИ В НЕЙРОПОДОБНЫХ РАСТУЩИХ СЕТЯХ

Под нейроподобной растущей сетью понимается совокупность взаимосвязанных нейроподобных элементов, предназначенных для приема и преобразования информации, причем в процессе приема информации сеть увеличивается в размерах - растет.

Нейроподобные элементы соответствуют сочетаниям признаков, определяющих описания понятий, объектов, ситуаций или явлений, условные и безусловные рефлексы, реакции, мотивации и т.п. В теории нейроподобных сетей основными понятиями являются понятия структуры, раскрывающей схему связей и взаимодействия между элементами сети, а также понятие архитектуры. Нейроподобные растущие сети представляются следующими категориями:

топологическая (пространственная) структура - это граф связей элементов сети;

логическая структура определяет правила формирования связей и элементов сети, а также логику ее функционирования;

физическая структура - схема связей физических элементов сети (в случае аппаратной реализации нейроподобной сети).

Архитектура сети определяется единством физической и логической структур.

Топологическая структура нейроподобной растущей сети представляется связным ориентированным графом (рис.1). Вершины графа, не имеющие заходящих дуг, называются рецепторами, остальные вершины называются нейроподобными элементами.

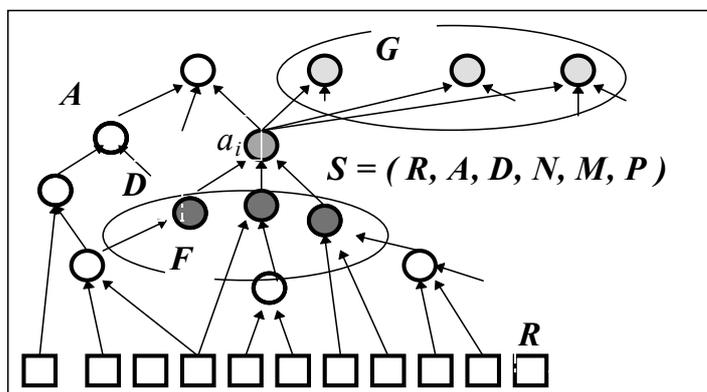


Рис.1. Нейроподобная растущая сеть

Нейроподобные растущие сети формально задаются следующим образом: $S = (R, A, D, M, P, N)$, где $R = \{r_i\}$, $i = \overline{1, n}$ - конечное множество рецепторов; $A = \{a_i\}$, $i = \overline{1, k}$ - конечное множество нейроподобных элементов; $D = \{d_i\}$, $i = \overline{1, e}$ - конечное множество дуг, связывающих рецепторы с нейроподобными элементами и нейроподобные элементы между собой; $P = \{P_i\}$, $i = \overline{1, k}$ $N = h$, где P - порог возбуждения вершины a_i , $P = f(m_i) > P_0 (P_0)$ - минимально допустимый порог возбуждения) при условии, что множеству дуг D , приходящих на вершину a_i , соответствует множество весовых коэффициентов $M = \{m_i\}$, $i = \overline{1, w}$, причем m_i может принимать как положительные, так и отрицательные значения.

В сети выделяется подмножество F возбужденных вершин из множества вершин, имеющих непосредственную связь с вершиной a_i , и подмножество возбужденных вершин сети G , не имеющих исходящих связей с другими возбужденными вершинами. Символами $\overline{\overline{F}}$ и $\overline{\overline{G}}$ обозначаются мощности подмножеств F и G соответственно.

Логическая структура н-РС определяется набором правил ее построения. В соответствии с первым правилом, в сети осуществляется классификация описываемых понятий или объектов, а в соответствии со вторым правилом, осуществляется их обобщение. В результате, в процессе поступления информации на рецепторы сети в ней осуществляется восприятие информации, ее классификация, обобщение, преобразование и запоминание.

Правило 1. Если при восприятии информации возбуждается подмножество вершин F из множества вершин, имеющих непосредственную связь с вершиной a_i , и $\overline{\overline{F}} \geq h$, то связи вершины a_i с вершинами из подмножества F ликвидируются и к сети присоединяется новая вершина a_{i+1} , входы которой соединяются со входами всех вершин подмножества F , а выход вершины a_{i+1} соединяется с одним из входов вершины a_i , причем входящим связям вершины a_{i+1} присваиваются весовые коэффициенты m_i , соответствующие весовым коэффициентам ликвидированных связей вершины a_i , а вершине a_{i+1} присваивается порог возбуждения P_i , равный $f(m_i)$, (функции от весовых коэффициентов связей, входящих в вершину a_{i+1}). Исходящей связи этой вершины присваивается весовой коэффициент t_i , равный $f(P_i)$. Связям, исходящим из рецепторов, присваивается весовой коэффициент, равный $f(b_i)$, (функции от кода признака b_i , соответствующего данному рецептору).

Правило 2. Если при восприятии информации возбуждается подмножество вершин G и $\overline{\overline{G}} \geq h$, то к сети присоединяется новая ассоциативная вершина a_{i+1} , которая соединяется заходящими дугами со всеми вершинами подмножества G . Каждой из заходящих дуг присваивается весовой коэффициент t_i , равный $f(P_i)$ соот-

ветствующей вершины из подмножества G , а новой вершине a_{i+1} присваивается минимальный порог возбуждения P_i , равный функции от весовых коэффициентов t_i , входящих дуг. Новая вершина находится в состоянии возбуждения.

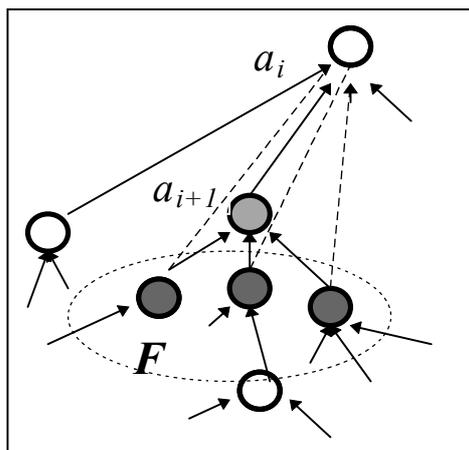


Рис. 2. Правило 1

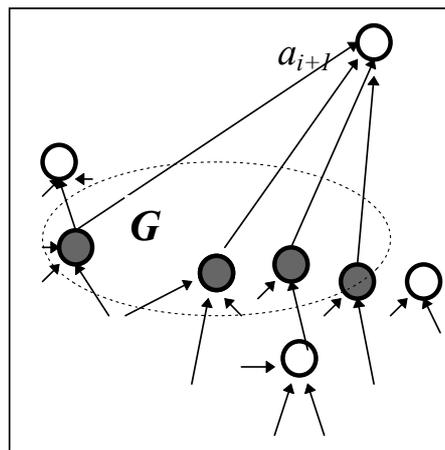


Рис. 3. Правило 2

Нейроподобные растущие сети являются динамической структурой, которая изменяется в зависимости от значения и времени поступления информации на рецепторы, а также предыдущего состояния сети. В ней информация об объектах представляется ансамблями возбужденных нейроподобных элементов (вершин) и связями между ними. Запоминание описаний объектов и ситуаций сопровождается вводом в сеть новых вершин и дуг при переходе какой-либо группы рецепторов и нейроподобных элементов в состояние возбуждения. Процесс возбуждения волнообразно распространяется по сети.

Многомерные нейроподобные растущие сети. В биологических средах информация об одном и том же объекте или классе объектов представляется в различных отображениях, например, у человека в зрительном, вербальном, тактильном и др. В связи с этим, при моделировании описаний внешнего мира необходимо иметь возможность отражать данные описания в различных взаимосвязанных многомерных структурах. Такой структурой и являются многомерные нейроподобные растущие сети.

Определение 1. Информационным пространством называется область нейроподобной растущей сети, состоящая из множества вершин и дуг, объединенных в единую структуру.

Определение 2. Множество взаимосвязанных ациклических графов, описывающих нейроподобную растущую сеть в различных информационных пространствах, называется многомерной нейроподобной растущей сетью.

Топологическая структура многомерной нейроподобной растущей сети (мн-РС) представлена на рис.4. Формально мн-РС задается пятеркой: $S = (R, A, D, P, N)$, при этом $R \supset R_l, R_r, R_v$; $A \supset A_l, A_r, A_v$; $D \supset D_l, D_r, D_v$; $P \supset P_l, P_r, P_v$, где R_l, R_r, R_v - конечное подмножество рецепторов; A_l, A_r, A_v - конечное подмножество нейроподобных элементов; D_l, D_r, D_v - конечное подмножество дуг; P_l, P_r, P_v - конечное подмножество порогов возбуждения нейроподобных элементов, принадлежащих, на-

пример, лингвистическому, речевому или визуальному информационному пространству; N - конечное множество переменных коэффициентов связности.

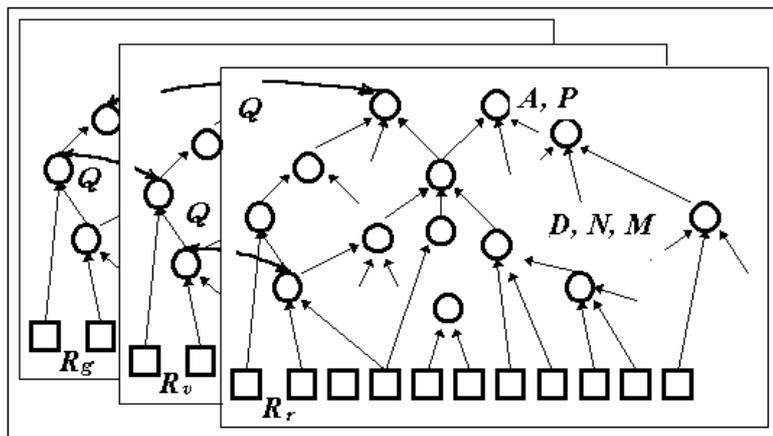


Рис.4. Многомерная нейроподобная растущая сеть

Логическая структура многомерной нейроподобной растущей сети для каждого информационного пространства A_1, A_r, \dots, A_v определяется правилами 1, 2, общими для н-РС и мн-РС, и правилом 3, которое отражает специфику построения мн-РС.

Правило 3. Если при восприятии информации, представляемой в различных информационных пространствах, возбуждается подмножество Q конечных вершин, то эти вершины соединяются между собой двунаправленными дугами.

В соответствии с правилом 3, осуществляется объединение описаний объектов или ситуаций в различных информационных пространствах. При этом в мн-РС выделяется подмножество Q конечных вершин описываемого объекта, условий или ситуаций (рис. 4) [7].

Рецепторно-эффекторные нейроподобные растущие сети. Базовым принципом физиологии высшей нервной деятельности является основной закон биологии - единство организма и среды. Этот закон предусматривает приспособительную изменчивость организма относительно среды. В основе приспособительного поведения любого организма лежит способность к обучению, т.е. способность запоминать последствия своих действий. Можно сказать, что изучение разумного поведения – это, в какой-то мере, исследование способности приобретать знания о связях в окружающем мире. Между обучением и запоминанием существует некоторое формальное различие. При обучении делается упор на приобретение знаний, а при запоминании - на хранение и использование имеющихся знаний в виде конкретной информации. «Организм обучается путем построения сенсорно-моторных схем: он извлекает из своего опыта соотношения между информацией, воспринимаемой его сенсорными системами, и своими действиями (моторной активностью)» - Жан Пиаже [8]. Таким образом, взаимодействие биологических объектов с окружающей средой осуществляется через акты движения. Мы выполняем различные движения - ходьба, жесты, мимика, письмо, речь и др. Принято считать, что регуляция поведения биологических систем, включая регуляцию

движений, строится на двух принципах: принципе сенсорных коррекций текущего движения и принципе прямого управления [9, 10]. С целью обеспечения возможности моделирования процессов обучения и приобретения знаний возникла необходимость разработать рецепторно-эффекторные нейроподобные растущие сети. В рецепторно-эффекторных нейроподобных растущих сетях выделяются рецепторные R поля (аналог сенсорной и рецепторной областей биологических объектов), эффекторные E поля (аналог моторной области биологических объектов), рецепторные A_r и эффекторные A_e зоны. Рецепторно-эффекторные нейроподобные растущие сети подразделяются на однослойные, многослойные и многомерные рецепторно-эффекторные нейроподобные растущие сети.

Топологическая структура рецепторно-эффекторной нейроподобной растущей сети (рэн-РС) представляется графом (рис.5). В рэн-РС выделяются подмножества возбужденных вершин F_r и F_e рецепторной и эффекторной зон соответственно и подмножества возбужденных вершин сети G_r и G_e рецепторной и эффекторной зон. Символами \overline{F} и \overline{G} обозначаются мощности подмножеств F_r, F_e , и G_r, G_e соответственно.

Рецепторно-эффекторные нейроподобные растущие сети формально задаются следующим образом: $S = (R, A_r, D_r, P_r, N_r, E, A_e, D_e, P_e, M_e, N_e)$, $R = \{r_i\}$, $i = \overline{1, n}$ - конечное множество рецепторов, $A_r = \{a_i\}$, $i = \overline{1, k}$ - конечное множество нейроподобных элементов рецепторной зоны, $D_r = \{d_i\}$, $i = \overline{1, e}$ - конечное множество дуг рецепторной зоны, $E = \{e_i\}$, $i = \overline{1, e}$ - конечное множество эффекторов, $A_e = \{a_i\}$, $i = \overline{1, k}$ - конечное множество нейроподобных элементов эффекторной зоны, $D_e = \{d_i\}$, $i = \overline{1, e}$ - конечное множество дуг эффекторной зоны, $P_r = \{P_i\}$, $P_e = \{P_i\}$, $i = \overline{1, k}$, где P_i - порог возбуждения вершины a_{ir}, a_{ie} $P_i = f(m_i)$ при условии, что множеству дуг D_r, D_e , приходящих на вершину a_{ir}, a_{ie} , соответствует множество весовых коэффициентов $M_r = \{m_i\}$, $M_e = \{m_i\}$, $i = \overline{1, w}$, причем m_i может принимать как положительные, так и отрицательные значения. N_r, N_e - переменные коэффициенты связности рецепторной и эффекторной зон.

Логическая структура рэн-РС. Поскольку в состав рэн-РС входят рецепторные и эффекторные зоны, взаимодействующие между собой, возникает необходимость в разработке правил построения и функционирования сети. Эти правила представляют собой сочетания правил 1, 2, описанных выше.

Рецепторно-эффекторные нейроподобные растущие сети являются динамической структурой, которая изменяется в зависимости от внешней информации, поступающей на рецепторное поле, и информации, генерируемой эффекторной зоной во внешний мир. Запоминание внешней информации сопровождается вводом в сеть новых вершин и дуг в рецепторной зоне, а генерация информации во внешний мир сопровождается вводом в сеть новых вершин и дуг в эффекторной зоне. Образование новых вершин и дуг сопровождается переходом какого-либо ансамбля рецепторов или нейроподобных

элементов, или рецепторов и нейроподобных элементов рецепторной зоны и ансамбля эффекторов или нейроподобных элементов, или эффекторов и нейроподобных элементов эффекторной зоны в возбужденное состояние. Процесс возбуждения волнообразно распространяется по сети.

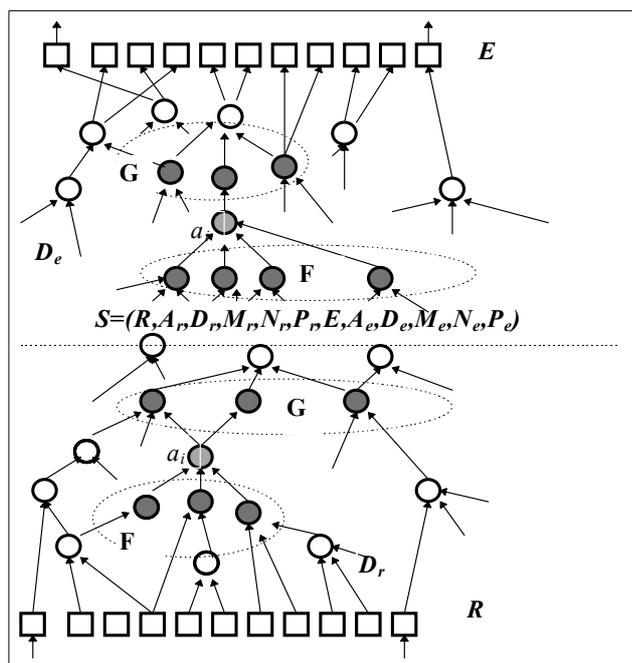


Рис.5. Рецепторно-эффекторная нейроподобная растущая сеть

Многомерные рецепторно-эффекторные нейроподобные растущие сети. Для запоминания и обработки описаний образов объектов или ситуаций проблемной области, а также генерации управляющих воздействий с помощью различных информационных пространственных представлений вводятся многомерные рецепторно-эффекторные нейроподобные растущие сети.

Определение 3. Множество взаимосвязанных двухсторонних ациклических графов, описывающих рецепторно-эффекторные нейроподобные растущие сети в различных информационных пространствах, называются многомерными рецепторно-эффекторными нейроподобными растущими сетями.

Топологическая структура многомерной рецепторно-эффекторной нейроподобной растущей сети (мрэн-РС) представляется графом (рис.6). Формально мрэн-РС задаются следующим образом:

$$S = (R, A_r, D_r, P_r, M_r, N_r, E, A_e, D_e, P_e, M_e, N_e), \quad R \supset R_v, R_s, R_t, \quad A_r \supset A_v, A_s, A_t, \\ D_r \supset D_v, D_s, D_t, \quad P_r \supset P_v, P_s, P_t, \quad M_r \supset M_v, M_s, M_t, \quad N_r \supset N_v, N_s, N_t, \quad E \supset E_r, E_d, E_e, \\ A_e \supset A_r, A_d1, A_d2, \quad D_e \supset D_r, D_d1, D_d2, \quad P_e \supset P_r, P_d1, P_d2, \quad M_e \supset M_r, M_d1, M_d2, \\ N_e \supset N_r, N_d1, N_d2$$

здесь: R_v, R_s, R_t - конечное подмножество рецепторов, A_v, A_s, A_t - конечное подмножество нейроподобных элементов, D_v, D_s, D_t - конечное подмножество дуг,

P_v, P_s, P_t - конечное множество порогов возбуждения нейроподобных элементов рецепторной зоны, принадлежащих, например, визуальному, слуховому, тактильному информационным пространствам, N - конечное множество переменных коэффициентов связности рецепторной зоны, $E_r, Ed1, Ed2$ - конечное подмножество эффекторов, $A_r, Ad1, Ad2$ - конечное подмножество нейроподобных элементов, $D_r, Dd1, Dd2$ - конечное подмножество дуг эффекторной зоны, $Pr, Pd1, Pd2$ - конечное множество порогов возбуждения нейроподобных элементов эффекторной зоны, принадлежащих, например, речевому информационному пространству и пространству действий. N - конечное множество переменных коэффициентов связности эффекторной зоны.

Логическая структура мрэн-РС описывается такими же правилами, как и логическая структура рецепторно-эффекторных нейроподобных растущих сетей, и дополнительно правилом 4, определяющим формирование связей между описаниями объектов в различных информационных пространствах.

Правило 4. Если при поступлении на рецепторные поля различных информационных пространств внешней информации в рецепторных зонах этих информационных пространств возбуждается подмножество Q_r конечных вершин, принадлежащих этим описаниям, и при этом в эффекторных зонах соответствующих информационных пространств возбуждается подмножество Q_e конечных вершин, вырабатывающих набор действий, соответствующих входной информации, то вершины рецепторных зон этих информационных пространств, принадлежащие подмножеству Q_r , соединяются между собой двунаправленными дугами. Вершины эффекторных зон, принадлежащие подмножеству Q_e , также соединяются между собой двунаправленными дугами (рис.6).

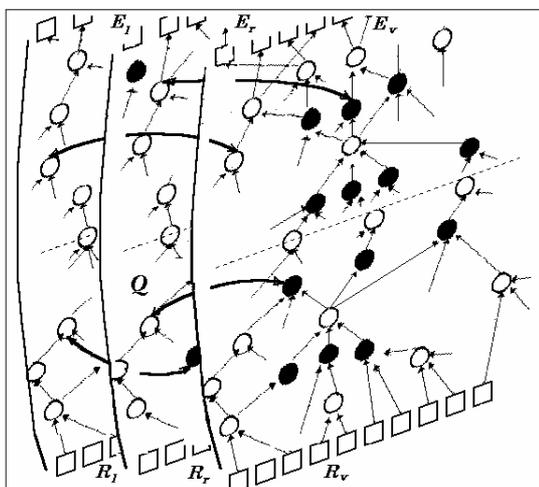


Рис.6. Многомерная рецепторно-эффекторная нейроподобная растущая сеть

Таким образом, в рэн-РС информация о внешнем мире, его объектах, их состояниях и ситуациях, описывающих взаимоотношения между ними, а также информация о действиях, вызванных этими состояниями, сохраняется вследствие ее отражения в структуре сети, а поступление новой информации вызывает формирование новых ас-

социативных вершин и связей и их перераспределение между вершинами, возникшими ранее, при этом выделяются общие части этих описаний и действий, которые автоматически классифицируются и обобщаются.

Интеллектуальная ЭВМ должна обладать способностями к обучению и самообучению, т.е. модифицировать свое поведение в результате накопления "жизненного" опыта. Кроме того, она станет интеллектуальной только тогда, когда будет обладать функциями, присущими мышлению человека. Структура мрэн-РС позволяет подойти к рассмотрению возможности моделирования некоторых функций мышления.

МОДЕЛИРОВАНИЕ ОСНОВНЫХ ФУНКЦИЙ МЫШЛЕНИЯ НА МНОГОМЕРНОЙ СТРУКТУРЕ РЭН-РС

Впервые модельную трактовку основных психологических понятий (мышление, мысль, сознание, подсознание) дал Н. Амосов на основе разработанной им гипотезы о сетевом разуме с системой усиления-торможения (СУТ). Эти понятия выглядят следующим образом:

1. Мышление - взаимодействие моделей, направляемое чувствами и СУТ.
2. Мысль - модель, усиленная СУТ в данный момент.
3. Сознание - движение активности по значимым моделям, усиленным СУТ, отражающим важнейшие отношения в системе субъект - среда.
4. Подсознание - взаимодействие моделей, ослабленных СУТ. Оно обеспечивает подготовку моделей для сознания, распознавание заученных образов и выполнение привычных движений [11].

Рассмотрим моделирование основных функций мышления на многомерных нейроподобных рецепторно-эффекторных растущих сетях.

Как известно, многомерная структура рэн-РС содержит: рецепторное поле, представленное множеством рецепторов $R \supset R_z, R_s, \dots, R_d$, где R_z, R_s, \dots, R_d - подмножества рецепторов зрительной, слуховой и других (например, тактильных, вкусовых) областей; эффекторное поле, представленное множеством эффекторов $E \supset E_r, E_{dl}, \dots, E_{dn}$, где E_r, E_{dl}, E_{dn} - подмножества эффекторов речевой области и различных областей действий; рецепторные зоны ассоциативных вершин A_r и эффекторные зоны ассоциативных вершин A_e .

В структуре рэн-РС выделяются области безусловных и условных рефлексов, а также области накопления знаний и мотиваций. Однако такое деление структуры рэн-РС чисто условно, так как элементы указанных областей распределены в случайном порядке по всей сети. Безусловные рефлексы относят к врожденным, а условные - к приобретенным.

В нашем случае моделирования интеллекта к безусловным рефлексам мы относим ту часть рэн-РС, которая формируется при создании системы и обеспечивает ее внутренние потребности такие, как обеспечение оптимального напряжения питания, включение резервного источника питания в случае отключения основного, контроль работоспособности отдельных узлов и их сочетаний, а также потребности ее развития, например, непрерывное поступление информации (любопытность), возможность общения с подобными системами, человеком и др. К условным рефлексам отнесем ту

часть сети, которая формируется в процессе обучения. Хотя это разделение довольно условно, так как, например, на начальных этапах обучения вождению автомобиля стажер выполняет операции управления осознанно, обдумывая каждое движение и тем самым вырабатывая условные рефлекс управления. Но водитель, имеющий многолетний стаж вождения автомобиля, управляет им не задумываясь, выполняя операции управления автоматически, на уровне безусловных рефлексов. В нашем случае в рэн-РС во время обучения (формирование весовых коэффициентов связей и порогов возбуждения вершин сети) формируется область условных рефлексов, а на уровне умения (установления, фиксации коэффициентов связей и порогов возбуждения) эта область переходит в область безусловных рефлексов.

Восприятие - информация, поступающая из внешнего мира на рецепторное поле и далее, в рецепторной зоне в соответствии с правилами формирования сети, описанными во второй главе, запоминается, анализируется, классифицируется, обобщается и при каждом новом поступлении усиливается (подтверждается) или ослабляется (увеличивая или ослабляя весовые коэффициенты связей и изменяя пороги возбуждения узлов) и таким образом накапливается, осуществляя ее фильтрацию в соответствии с принципом ассоциативного восприятия, выражающегося в том, что классифицируется только та информация, которая сочетается с предыдущей информацией, запомненной в сети.

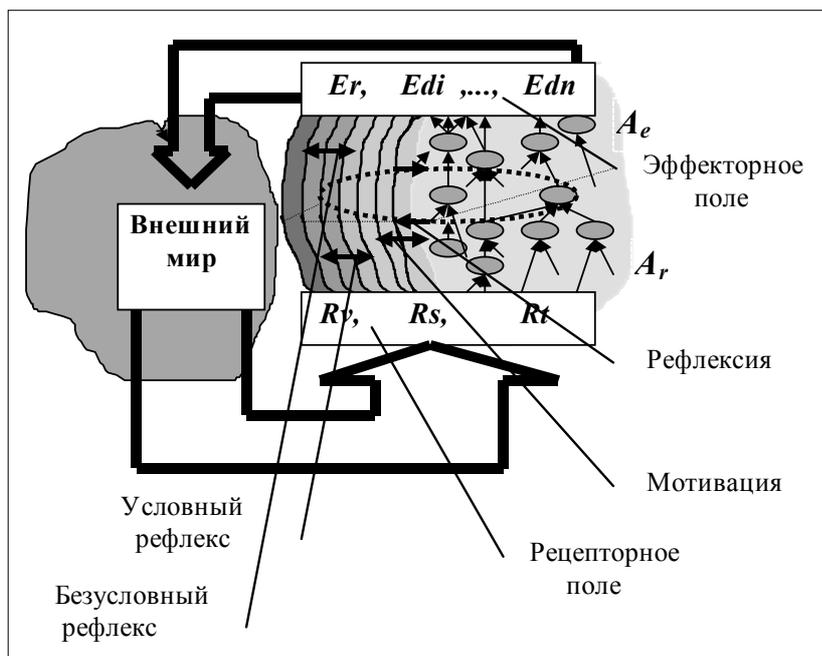


Рис. 7. Схема моделирования функций мышления

Действие - в соответствии с информацией (условием), формируемой в рецепторной зоне, в эффекторной зоне (в соответствии с правилами, описанными выше) целевая ситуация анализируется, классифицируется, обобщается, усиливается, если цель достигается, или ослабляется в противном случае, вырабатывая в эффекторном поле сигналы управления органами воздействия на внешний мир.

Рефлексия - информация циркулирует в замкнутом контуре рецепторной и эффекторной зон.

Неосознанная реакция - внешняя информация через область безусловных рефлексов воздействует на внешний мир. Осознанная реакция - внешняя информация через область условных рефлексов и знаний воздействует на внешний мир.

Интуиция - выделение новых комбинаций возбуждения нейроподобных элементов (случайным образом, по аналогии, в соответствии с различными правилами) и в соответствии с этим формирование новых связей и узлов [12].

В соответствии с определениями основных психологических понятий, предложенных Н.Амосовым, в структуре рэн-РС эти определения можно сформулировать следующим образом:

1. Мышление - взаимодействие возбужденных ансамблей нейроподобных элементов, направляемое ансамблями возбужденных нейроподобных элементов, соответствующих мотивационных областей.
2. Мысль - ансамбль нейроподобных элементов, возбужденных в данный момент.
3. Сознание - движение активности по ансамблям нейроподобных элементов, направляемое нейроподобными элементами, мотивационных областей, отражающее важнейшие отношения в системе субъект - среда.
4. Подсознание - взаимодействие ансамблей нейроподобных элементов, обеспечивающих поиск целевых ситуаций, не передавая возбуждение в эффекторную зону. Оно обеспечивает подготовку моделей для сознания, распознавание заученных образов и выполнение привычных движений

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ МНОГОПРОЦЕССОРНАЯ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ МАШИНА

На базе идеологии функционирования нейроподобных растущих сетей возможно построение интеллектуальной многопроцессорной вычислительной машины (ИВМ). Такая ИВМ может быть реализована на обычных цифровых логических микросхемах средней степени интеграции или на специализированных СБИС. Основным элементом такой системы является микропроцессорный вычислительный модуль содержащий n - микропроцессоров с памятью, связанных линейными шинами. Модули соединяются в блоки, которые, в свою очередь, объединяются в одно, двух и более блочную структуру, образуя интеллектуальный высокопродуктивный вычислитель. Фактически, такой вычислитель представляет собой однородную, многомерную, активную ассоциативную память (Рис. 8).

Информационно-вычислительные процессы в ИВМ могут быть организованы в двумерном пространстве, если информация в режиме обучения поступает на вход первого микропроцессорного модуля и постепенно, волнообразно заполняет память микропроцессорных элементов, переходя последовательно от одного модуля к другому, которые одновременно выполняют запоминание и обработку этой информации, ориентируясь на частоту появления событий с учетом их значимости. В режиме распознавания и принятия решений информация поступает одновременно на все микропроцессорные элементы, определяющие, к какому классу или подклассу образов или решаемых задач принадлежит вводимая информация.

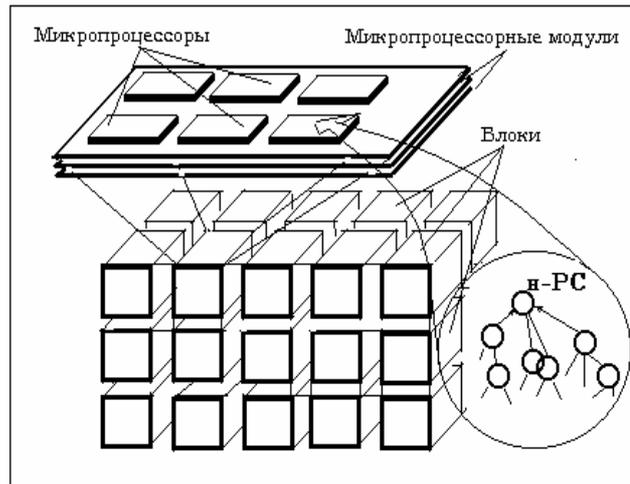


Рис. 8. Структура вычислителя ИВМ

Информационно-вычислительные процессы будут осуществляться в трехмерном пространстве, если информация поступает параллельно на входы n - модулей, выполняющих классификацию, запоминание и обработку информации по всем плоскостям.

На рис.9 изображена структура одноблочной ИВМ.

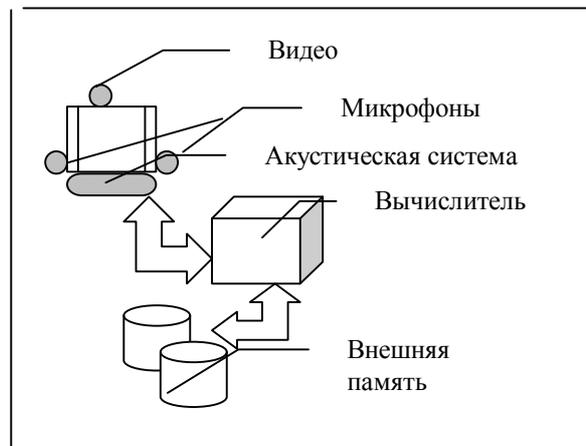


Рис.9. Структура одноблочной ИВМ

На рис.10 модификации ее структур. Возможность наращивания вычислительных блоков ИВМ позволяет модифицировать структуру ИВМ под задачи пользователя, увеличивая ее вычислительную мощность (от персональной ЭВМ до супер-ЭВМ).

В качестве микропроцессора с памятью в ИВМ может быть использован транспьютер или, например, чип памяти с интегрированным микропроцессором фирмы Texas Instruments. Чип имеет возможность обрабатывать информацию из памяти своего кристалла.

Если в памяти такого чипа разместить программу формирования нейроподобной сети, то благодаря встроенному микропроцессору информация в ней будет накапливаться, классифицироваться и обобщаться параллельно с аналогичными процессами, протекающими в других чипах. Таким образом, есть реальная возможность построения

ИВМ с эмулированной нейроподобной структурой. В дальнейшем в планах ведущих корпораций, изготавливающих микрочипы, заложена разработка кристаллов, которые будут иметь возможность изменять в процессе работы свою логику, т.е. элементы кристалла и связи между ними могут изменяться. На таком чипе уже будет возможно построить ИВМ с не эмулированной, а реальной нейроподобной структурой.

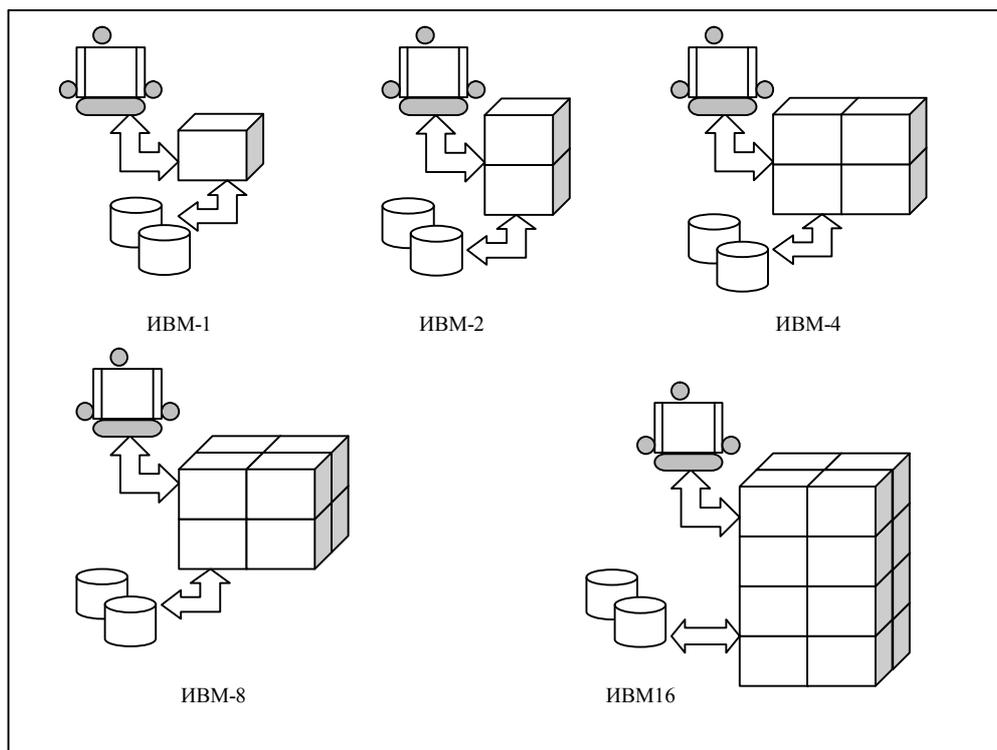


Рис.10. Модификации структур ИВМ

В настоящее время реализация ИВМ с реальной нейроподобной структурой возможна на специально разработанных под эту идеологию СБИС.

ИНФОРМАЦИОННАЯ СТРУКТУРА

В рассматриваемой информационной структуре ИВМ объединяются существующие технологии использования ЭВМ с новыми информационными технологиями и принципами построения систем искусственного интеллекта. Схема новой информационной технологии по Г.С.Поспелову (рис.11) состоит из программно - аппаратных средств, интеллектуального интерфейса пользователя, стандартных средств математического обеспечения ЭВМ, базы данных и базы знаний с их системами управления и прикладных программ.

Интеллектуальный интерфейс позволяет осуществлять общение пользователя с ЭВМ, не знающего языков программирования, за счет использования логико-лингвистических знаний, реализуемых с применением программно - аппаратных средств и базы знаний, от-

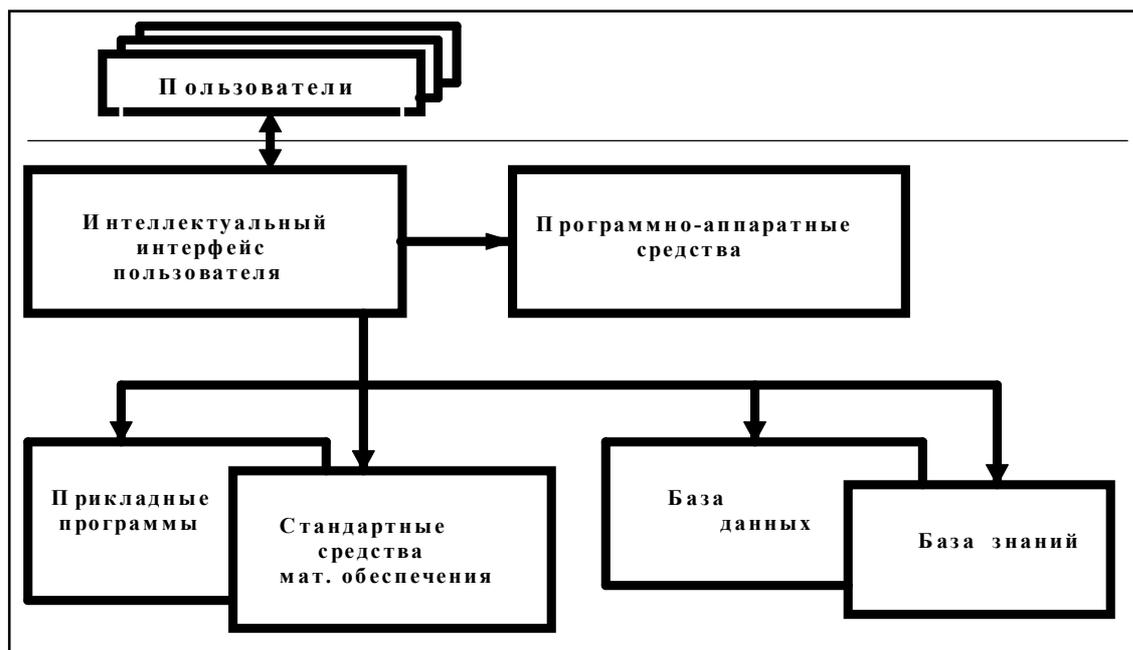


Рис.11. Новая информационная технология по Г.С. Поспелову

личающихся от данных следующими специфическими признаками: внутренняя интерпретируемость, структурированность, связность и активность [13, 14]. Информационная структура интеллектуальной ЭВМ, представленная на рис. 12.

Она содержит интерфейс общения, управление системой, библиотеку программ, базу данных и базу знаний, организованных в многомерную нейроподобную сеть. Структура, сформированная на многомерных нейроподобных сетях, позволяет в закодированном сжатом виде хранить, объединять, обрабатывать и передавать такие типы данных, как текст, графика, анимация, оцифрованные изображения, видео, звук, речь и др.

В нейроподобных растущих сетях во время их формирования осуществляются сжатие и классификация информации в соответствии со структурой признакового пространства, представляющего эту информацию. Одновременно в процессе запоминания и классификации между информационными фрагментами устанавливаются отношения (связи), образующие семантику и прагматику связей фактов и явлений. Сформированные связи позволяют, просматривая сеть, использовать знания в соответствии с отношениями, связывающими их отдельные фрагменты. В процессе решения задач осуществляются целенаправленный, активный поиск и использование информации.

Таким образом, растущие нейроподобные сети обладают свойствами структурированности, связности, интерпретируемости и активности. В информационной структуре системы интерфейс общения обеспечивает возможность диалога и обучения (ввод правил и описаний объектов) в текстовом, звуковом или графическом режимах. Управление системой содержит программные или микропрограммно-аппаратные средства, с помощью которых формируются нейроподобная многомерная растущая сеть и словарь системы.

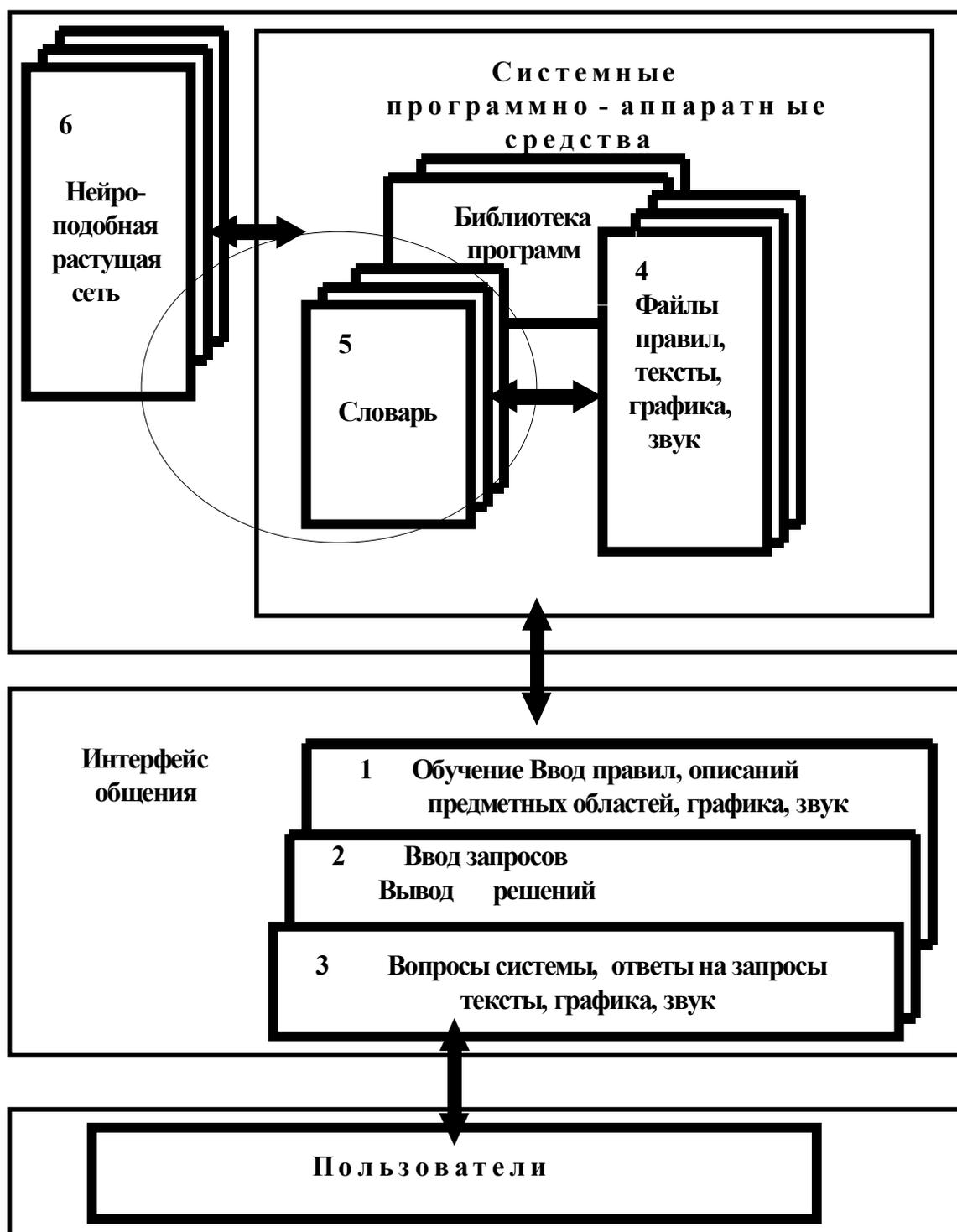


Рис.12. Информационная структура интеллектуальной ЭВМ

Словарь может формироваться отдельным файлом. В целях соблюдения конфиденциального доступа к системе словарь может записываться на отдельный носитель и изыматься из системы.

АРХИТЕКТУРА ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ МНОГОПРОЦЕССОРНОЙ ЭВМ С НЕЙРОПОДОБНОЙ СТРУКТУРОЙ

Предлагаемая концепция архитектуры мультипроцессорной интеллектуальной ЭВМ с однородной многомерной нейроподобной структурой позволяет запоминать и классифицировать вводимую информацию, выполнять операции в соответствии с этой информацией, ориентируясь на частоту появления событий с учетом их вероятности и значимости.

Архитектура интеллектуальной ЭВМ основана на применении новых технологий обработки информации, новых подходов к архитектурной и программной организации системы с использованием теории растущих семантических сетей с нейроансамблевой структурой, модульности и однородности аппаратных и программных средств, исследовании матричных структур с нейроансамблевой организацией, использовании матричных структур с многомерной нейроансамблевой организацией, исключая физическую реализацию связей между узлами нейросети и дуальной архитектурной организации.

Архитектура интеллектуальной ЭВМ обладает своеобразной двойственностью, выражающейся в том, что на нижнем уровне система представлена классической фон-неймановской архитектурой, но организация ее работы, основанная на теории растущих нейроподобных сетей, создает новый верхний уровень архитектуры, отличный от классической. Таким образом, возникает дуализм архитектур, как бы архитектура с последовательной обработкой информации в архитектуре с параллельной обработкой, основанной на построении многомерной растущей нейроподобной сети с использованием принципов искусственного интеллекта.

Рассмотрим архитектуру интеллектуальной ЭВМ с классических позиций. По Г.Майерсу [15], архитектура современных вычислительных систем предполагает многоуровневую организацию. Понятие "архитектура ЭВМ" определяется как распределение функций, реализуемых системой, по отдельным ее уровням и точное определение границ между этими уровнями, т.е., если архитектура системы занимает некоторый уровень, то вначале необходимо установить, какие системные функции выполняются компонентами системы, расположенными на смежных уровнях, и затем определить интерфейсы для рассматриваемого уровня. Таким образом, архитектура вычислительной системы может быть представлена следующим набором уровней абстракции (рис. 13).

Первый уровень определяет функции обработки данных, выполняемых системой и внешним миром. Взаимодействие с внешним миром осуществляется через интерфейсы 1, 2, 3. Это языки программирования, языки описаний и управления заданиями на логическом и физическом уровнях и др.

Следующий уровень определяет границу между системным, программным и аппаратным обеспечением. Архитектура этого уровня определяет разграничение функций

между процессором и основной памятью, процессорами ввода - вывода и устройствами управления внешними устройствами - интерфейсы 4, 5, 7.



Рис.13. Архитектура современных вычислительных систем по Майерсу

Уровень архитектуры процессора представляется интерфейсом микропрограмм 6 и интерфейсом между процессором и основной памятью 8.

И, наконец, многопроцессорная архитектура - предусматривает распределение функций между группой процессоров.

Архитектура интеллектуальной многопроцессорной ЭВМ характеризуется высшим уровнем децентрализации и параллелизма и состоит из двух сверхуровней: архитектуры верхнего уровня и архитектуры нижнего уровня (рис.14).

Архитектура верхнего уровня включает уровни архитектуры системы и архитектуры программного и микропрограммного обеспечения.

Архитектура системы определяет функции, выполняемые системой и пользователями (внешний мир). Взаимодействие системы с внешним миром определяется естественным языком или ограниченным естественным языком (текстовые файлы описаний проблемной области, файлы правил взаимодействия атрибутов проблемной области и др.), программными и микропрограммными средствами формирования и обработки нейросети. С помощью средств верхнего уровня система выполняет многоуровневую параллельную обработку множества информационных признаков (определение наличия признаков и связей между описываемыми объектами, установление весовых коэффициентов связей и порогов срабатывания элементов, обработку информации, соответствующей данному признаку в узловых элементах нейросети) и, таким образом, формирует внутри матрицы, представляющей нейроподобную сеть, многомерную нейроансамблевую структуру.

Аппаратная поддержка многомерных нейроподобных растущих сетей позволяет достичь высоких скоростей обработки информации. Однако при традиционном подходе аппаратной реализации нейронных сетей встречаются труднопреодолимые препятствия реализации большого количества связей, что ограничивает размер сети и, соответственно, ее эффективность.

В предлагаемой концепции реализации нейроподобной растущей сети эти трудности преодолены за счет отсутствия физических связей между узлами, что позволяет создавать сети с неограниченным числом псевдосвязей. Особенности системы дают возможность (после соответствующего обучения) практически мгновенно получить результат.

Нижний уровень, включающий средства отображения и предварительной обработки входной информации (преобразование входной информации, представленной, например, в форме естественного языка, во внутреннее представление, например, в виде наборов признаковых кодов), осуществляя вычисления и обработку данных в соответствии с условиями, описанными входной информацией (описание задачи) и знаниями о данном классе задач, представленных в многомерной структуре нейросети, реализован на традиционной фон-неймановской архитектуре.

В целом, осуществляет свою работу на принципах ассоциативных систем искусственного интеллекта, выполняя следующие функции: описание ситуаций и образование понятий, преобразование ситуаций, выделение новых понятий, формирование ассоциативных связей, ассоциативный поиск, планирование действий, обучение и самообучение и др.

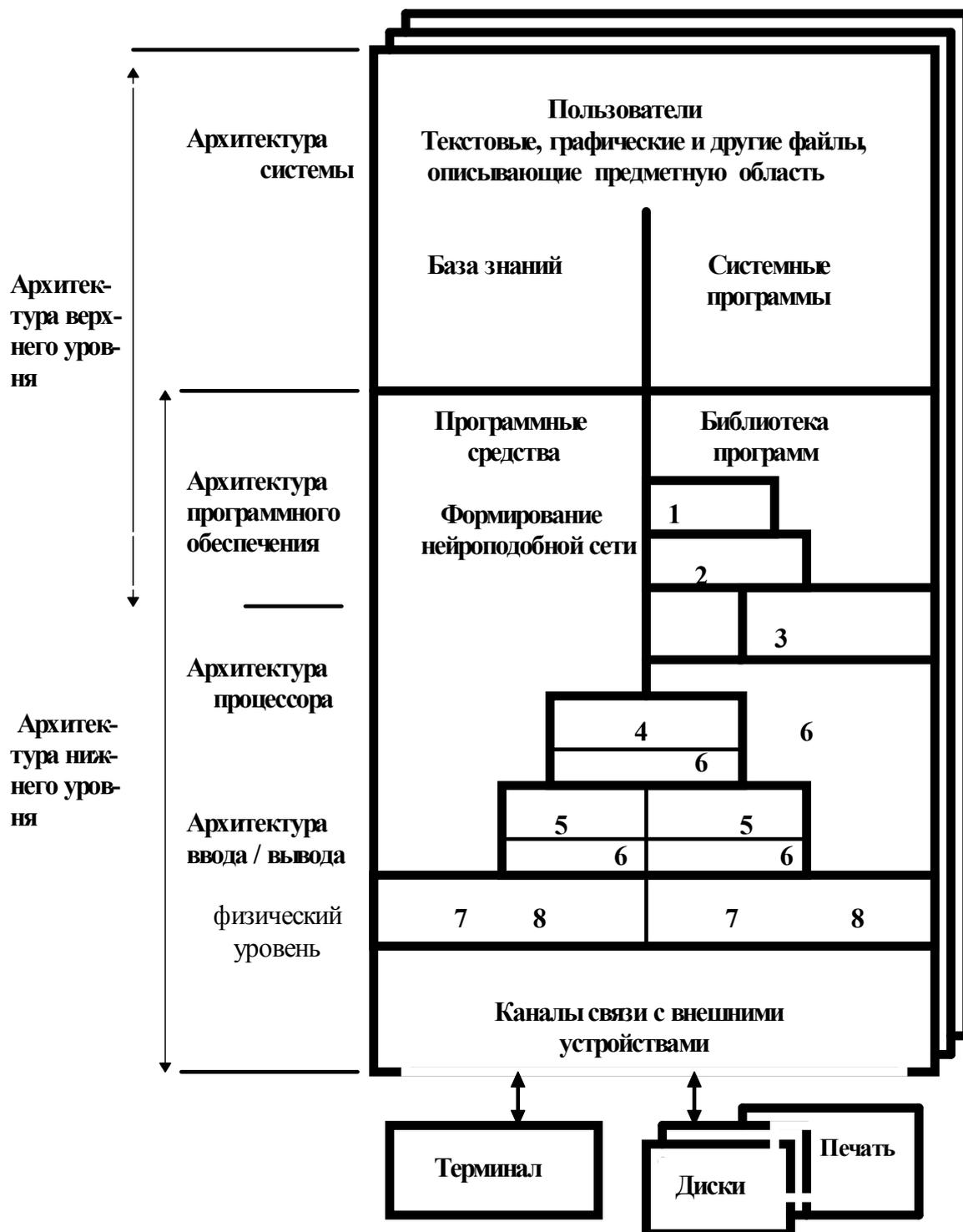


Рис.14. Архитектура интеллектуальной многопроцессорной ЭВМ

Использование в архитектуре нейроструктуры позволяет совместить в ней как базу данных, так и базу знаний. Данные в сети представлены совокупностью возбужденных узлов (микропроцессоров, хранящих физические параметры данных), а знания - совокупностью связей между узлами, а также весовыми коэффициентами связей и порогами срабатывания (возбуждения) узлов. Организация работы уровня системы, заключающаяся в вычислении некоторых функций (например, в операциях подсчета вероятностных характеристик связей и сравнения результатов с порогом возбуждения узла) и выполнении ряда других операций, не требует специальных программных или аппаратных средств ведения базы данных или базы знаний. Программы, осуществляющие управление формированием сети и выполняющие пересчет коэффициентов активности узлов, распределены по сети, несложны, и их структура не зависит от содержания знаний и особенностей описываемой предметной области. Преобразование сети осуществляется с помощью специального рекурсивного алгоритма, позволяющего формировать в недрах модуля микропроцессорных элементов или непосредственно из самих микропроцессоров растущую нейроструктуру, перестраиваемую в зависимости от каждого нового ввода информации. Многоуровневость структуры позволяет фиксировать в ней знания о знаниях, т.е. преобразовывать нейроструктуру сети, сформированную ранее зафиксированными правилами, в соответствии с новыми правилами. Функции мультипроцессорной архитектуры в системе тесно связаны, поглощая друг друга, с функциями архитектуры программного обеспечения и архитектуры каждого микропроцессорного модуля. В классических многопроцессорных вычислительных системах модульный характер организации аппаратных и программных средств ставит эффективность обработки информации в зависимость от качества согласования логической архитектуры задачи и физической структуры обрабатываемых ресурсов. При отсутствии такого согласования значительная часть ресурсов может простаивать в ожидании результатов промежуточных вычислений. Указанная организация архитектуры системы позволяет решить данную проблему путем динамического связывания логической и физической структур в процессе загрузки информации (одновременно с обработкой признаков кодов) в матрицу микропроцессорных элементов. Одной из наиболее важных особенностей архитектуры системы (в этом и состоит ее отличие от существующих реализаций мультипроцессорных систем) в том, что в ней идеология управления каждым тактом осуществляется только внутри каждого микропроцессорного элемента, тогда как в целом в системе таймер заменяется механизмом индексации, который фиксирует те моменты времени, когда в микропроцессорных модулях закончились переходные процессы, вызванные изменением входного воздействия. Архитектура верхнего уровня позволяет в режиме обучения системы записывать информацию совершенно произвольно в структуре нейросети и в любой последовательности. Другими словами, отсутствие системы адресации позволяет создавать базы знаний, не заботясь об их размерах, и наращивать число микропроцессорных модулей теоретически не ограничено. Ограничения обуславливаются только техническими требованиями. Кроме того, такая организация распределенной активной памяти обеспечивает системе высокую живучесть, так как программные модули управления и информация из различных проблемных областей распределены по отдельным микропроцессорным элементам. При выходе из строя нескольких микропроцессорных элементов система не теряет работоспособности потому, что из описа-

ния каждой проблемной области пропадает лишь небольшая часть информации, расположенная в потерявших работоспособность элементах. И это без специальных средств усиления живучести системы. Если же ввести специальные средства сохранения информации при отказах, то она приобретает свойства высокоживучей системы.

В вышеприведенном описании архитектура системы рассматривается с позиции функционального распределения уровней по Г. Майерсу.

Однако архитектура системы может быть рассмотрена и с точки зрения движения информационных потоков (потоков команд и потоков данных).

По Флинну [16], архитектуры вычислительных машин подразделяются на следующие классы.

Одиночный поток команд и одиночный поток данных (ОКОД) класс однопроцессорных систем.

Одиночный поток команд и множественный поток данных (ОКМД) система с единственным общим модулем управления работой множества процессорных модулей, одновременно обрабатывающих поток команд, класс ассоциативных или параллельных процессоров. К ним относятся ассоциативные системы, в которых процессорные модули реализуют адресацию в соответствии с содержимым данных. Типичные ассоциативные системы могут рассматриваться как специальный случай матричных систем, в которых простые процессоры последовательной побитовой обработки связаны с суперсловами ассоциативной памяти. Применяются для обработки радиолокационных сигналов, поиска информации и распознавания образов. Это системы STARAN, RAP, концептуальная машина Ли и др. [16]. Матричные системы составляют матричную конфигурацию со связями с непосредственными соседями, в которых процессорные модули управляются общим потоком и обрабатывающие данные в параллель. К ним относятся системы ILLIAC IV, PEPE, IBM 3838, APS и др. Структура матричной системы образуется из структуры ансамбля путем введения линейных связей между соседними процессорами [17]. В свою очередь, ансамбли представляют собой системы, в которых процессорные модули упорядочиваются потоком управления и, фактически, являются машинами с низкой степенью связности. Комбинацию классов ОКОД и ОКМД представляют ортогональные системы, ведущие обработку двумя процессорами. Обычным - класса ОКОД и ассоциативным - класса ОКМД, используя общую память в режиме разделения оборудования. В качестве примера можно привести систему OMEN 60 и концептуальную машину Шумана.

Множественный поток команд и одиночный поток данных (МКОД) - класс конвейерных процессоров или процессоров поточной обработки. В них осуществляется одновременное выполнение множества команд при последовательном прохождении потока данных через общую магистраль нескольких специализированных процессоров [14]. Конвейерные или магистральные системы, в свою очередь, подразделяются по типу команд: с обычными или векторными командами, по типу построения конфигурации магистрали: на статические и динамические, по типу обработки в магистрали: макромагистральные и командно-магистральные [18÷20]. К ним относятся CDC 660, STAR 100, MUS, IBM 360/195, CRAY 1 и CRAY 2.

Множественный поток команд и множественный поток данных (МКМД), класс многопроцессорных и многомашинных вычислительных систем. Многопроцессорная система содержит несколько процессорных модулей с общей иерархической памятью,

выполняющих одновременную обработку нескольких команд и данных под единым управлением. Многопроцессорные системы, как правило, территориально сосредоточены и могут быть однородными и неоднородными. К однородным многопроцессорным системам относятся: концептуальная машина Холланда, объединение однотипных моделей IBM 360, IBM 370, ЕС, АСВТ - М, система МИНСК 22, МИНИМАКС и др.; к неоднородным можно отнести концептуальную машину Эстрина, объединение разнотипных моделей IBM 360, IBM 370, ЕС, АСВТ - М, системы INTIP, ASP, RADCAP, систему ДНЕПР-2 и др. [14, 16, 17, 18].

С этих позиций архитектура интеллектуальной мультипроцессорной системы представляет собой однородную, матричную многопроцессорную систему с распределенной памятью, распределенным управлением и объединяет в себе системы класса ОКОД, ОКМД, МКОД, и МКМД [17].

Так, на нижнем уровне система представлена ОКОД-архитектурой. На верхнем архитектурном уровне, в режиме обучения, система может быть представлена как система ОКМД, одна многофункциональная команда - запомнить информационный признак, выявить закономерности, классифицировать, связать, определить и запомнить вероятность события или действия и волнообразный поток описаний предметной области. Здесь под волнообразным потоком понимается распространение потока информации по матричной структуре волной, последовательно заполняя и формируя нейроподобную сеть, при этом волнообразный процесс по мере формирования сети повторяется n раз, пока не сформируется структура сети. При этом в явном виде многофункциональная команда не существует. Она заключена во входной информации, которая содержит в себе признаки управления программно-аппаратными средствами системы. В режиме обучения система, анализируя вводимую информацию с помощью внутренних микропрограммно-аппаратных средств архитектуры нижнего уровня, осуществляет вышеназванные функции псевдомногофункциональной команды. В режимах распознавания, принятия решений, логического вывода или других аналогичных режимах система может быть определена как МКМД - множественный поток запросов и множественный поток данных. В режиме распараллеливания вычислительных задач система представляется архитектурой МКМД-анализ запроса на вычисление и их распараллеливание, а в процессе выполнения вычислений система представляется рекурсией архитектур МКМД-фрагменты задачи, требующие параллельных вычислений, и МКОД-фрагменты задачи, требующие конвейерной обработки. Таким образом, рассмотренная архитектура системы объединяет в себе вышеперечисленные классы вычислительных систем, т.е. обладает гибкой структурной организацией, перестраиваемой в зависимости от решаемых задач.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье рассмотрены нейроподобные растущие сети как база построения интеллектуальной многопроцессорной ЭВМ. А также информационная структура и архитектура ЭВМ с нейроподобной структурой. Естественно, работа далека от полноты рассмотрения решаемого вопроса, да и невозможно это сделать в рамках одной статьи. Цель данной работы - показать возможность построения интеллектуальной ЭВМ на нейроподобной структуре и, соответственно, преимущества, обеспечиваемые таким подходом.

ЛИТЕРАТУРА

1. Шевченко А.И. Искусственный интеллект на пороге третьего тысячелетия // Искусственный интеллект. - 1998. - № 2. - С. 13-24.
2. Затуливетер Ю. Компьютерные архитектуры: неожиданные повороты // HARD'n'SOFT, компьютерный журнал для пользователей. - 1996. - № 2. - С. 89-94.
3. Морозов А.А. Новые информационные технологии в системах принятия решений // УСИМ. - 1993. - № 3. - С.13-22.
4. Дорофеев Н. Архитектура IA64 . <http://www.reklama.ru> .
5. Койкэ Н. Суперкомпьютеры с параллельной обработкой информации. - Дзехо сери, 1987. - т. 28, № 1. - С. 94-105.
6. Морозов А.А. Ситуационные центры – основа управления организационными системами большой размерности // Математические машины и системы. 1997. - № 2. С. 7-15.
7. Яценко В.А. Рецепторно-эффекторные нейроподобные растущие сети - эффективное средство моделирования интеллекта. I // Кибернетика и системный анализ. – 1995. - № 4. - С. 54-62.
8. Яценко В.А. Многомерные нейроподобные растущие сети как средство интеллектуализации ЭВМ // Кибернетика и системный анализ. - 1994. - № 4. - С. 41-56.
9. Линдсей П., Норман Д. Переработка информации у человека (Введение в психологию) / Под ред. Лурия А.Р. М.: 1974. - С. 549.
10. Данилов Н.Н., Крылова А.Л. Физиология высшей нервной деятельности. М.: Изд-во МГУ. 1989. – 399 с.
11. Амосов Н.М. Алгоритмы разума. - К.: Наук. думка, 1979. - 223 с.
12. Яценко В.А. Моделирование основных функций нервной деятельности // KDS-95. Международная конференция "Знания - Диалог - Решение" (Ялта, 9-14 октября 1995 г.) Сборник научных трудов в двух томах. - Т.2. - С. 458-465.
13. Поспелов Г.С. Искусственный интеллект - основа новой информационной технологии. М.: Наука, 1988. - 278 с.
14. Поспелов Г.С., Поспелов Д.А. Искусственный интеллект - прикладные системы. М.: Знание, 1985. - 48 с. (Математика. Кибернетика; Вып. 9).
15. Майерс Г. Архитектура современных ЭВМ. Пер. с англ. – М.: Мир, - 1985.- В 2 кн. Кн.1. - 364 с.
16. Turn R. Computers in the 1980 s. N.Y. London. Columbia Univ. Press. 1974. 11.
17. Shore J.E. Second thoughts on parallel processing. Comput. Electr. Engng. 1973. 1. № 1.
18. Handler W. On classification schemes for computer systems in the post-von-Neuman-Era // Lect. Notes Comput. Sci., 1975. № 26.
19. Ramamoorthy C.V., Li H. F. Pipeline architecture // Computing Surveys. 1977. 9. № 1. P. 64.
20. Theis D.J. Vector supercomputers. // Comput. 1974. № 7, 4.