

**Л. А. СТАНКЕВИЧ**

Санкт-Петербургский государственный политехнический университет

**E-mail: [stank@phtf.stu.neva.ru](mailto:stank@phtf.stu.neva.ru)**

## **НЕЙРОЛОГИЧЕСКИЕ СРЕДСТВА СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ РОБОТОВ**

### **Аннотация**

В данной работе обсуждаются возможности использования в системах управления интеллектуальных роботов нейрологических средств управления (базовых модулей, когнитивных и актуаторных структур), способных обучаться и формировать рациональное поведение. Показано, что системы управления современными интеллектуальными роботами по функциям и организации должны быть подобны нервной системе человека. Предлагается создавать такие системы с использованием нейрологических средств, техники слияния информации, техники интеллектуального управления, а также многоагентной технологии. Приводится пример разработки и применения нейрологических средств в системе управления гуманоидного робота.

**LEV A. STANKEVICH**

Saint-Petersburg State Polytechnical University

**E-mail: [stank@phtf.stu.neva.ru](mailto:stank@phtf.stu.neva.ru)**

## **NEUROLOGICAL MEANS FOR CONTROL SYSTEMS OF INTELLECTUAL ROBOTS**

### **Abstract**

Usage possibilities are discussed for neurological control means (basic modules, cognitive and actuator structures) as applied to control systems of intellectual robots. These means are suggested to be able to learn and to form a rational behavior. It is shown control systems for the modern intellectual robots must be similar functionally and structurally to the human nervous system. Such systems could be developed using neurological means, sensor fusion and intelligent control techniques as well as multiagent technology. An example of development and application of the neurological means with reference to control system for humanoid robot is considered.

## Введение

В последнее время обсуждаются возможности использования в системах интеллектуального управления специальных *нейрологических средств*, способных обучаться в реальном времени отображению сложных функций и процессов [1, 2]. Эти средства имеют в основе нейронные сети и логических системы на правилах. Базовыми нейрологическими модулями можно считать клетки и ядра, реализующие аппроксимацию функций. Эти модули могут иметь различные базисы: интервально-логический, нечетко-логический и вероятностно-логический. Модули могут использоваться как компоненты локальных сетей, способных преобразовывать образы, и распределенных сетей, способных реализовать сложные процессы управления, составленные из компонентных функций.

На базе нейрологических средств, можно строить *когнитивные и актуаторные структуры*, способные обучаться, формировать рациональное поведение и исполнять действия объектов в среде. Использование таких структур позволяет создавать *интеллектуальные системы управления* динамическими объектами со *сложным поведением*, составленным из множества более простых поведений, которые комбинируются нужным образом в зависимости от текущей ситуации.

Наиболее сложное поведение может быть реализовано при использовании наряду с когнитивными а актуаторными структурами, построенными на нейрологических средствах, *многоагентной технологии* [3]. В этом случае сложное поведение может быть декомпозировано на ряд менее сложных поведений, каждое из которых может быть реализовано в структуре внутреннего (возможно виртуального) агента. Многоагентная технология позволяет организовать оптимальное взаимодействие между такими агентами, в результате которого может генерироваться много более сложное поведение, чем то, которое могли бы обеспечить отдельные агенты.

Разработка *интеллектуальных роботов* является одним из важных направлений, объединяющих искусственный интеллект и робототехнику. Интеллектуальные роботы прошли путь развития от исследовательских вариантов интегральных роботов [4] до современных роботов гуманоидного класса [5, 6], которые в ближайшем будущем должны стать полноценными помощниками человека, имеющими его образ и близкое к человеческому поведение.

Системы управления интеллектуальных роботов постоянно совершенствуется. Если для управления первыми интегральными роботами исполь-

зовались в основном эвристики и методы, основанные на использовании символических знаний [7], то в дальнейшем стали широко применяться и *методы, основанные на нейронных и нейрологических сетях* [8]. При создании систем управления современными интеллектуальными роботами значительное повышение эффективности управления может быть достигнуто применением нейрологических средств.

Система интеллектуального управления при использовании нейрологических средств, на которых строятся когнитивные и актуаторные структуры виртуальных агентов, становится похожей по функциям и организации на нервную систему человека. Поэтому ее можно условно назвать *искусственной нервной системой*. Целесообразно создавать такую систему, как иерархическую многосвязную систему, все уровни которой реализуются с использованием нейрологических средств [9].

Примером использования нейрологических средств является разработка *системы управления для антропоморфного робота* АРНЭ с 28-ю степенями подвижности [10]. Система интеллектуального управления этого робота построена с использованием нейрологических средств и комбинированной технологии на основе техники слияния сенсорной информации и техники интеллектуального управления.

В перспективном проекте *системы интеллектуального управления гуманоидного робота* наряду с использованием нейрологических средств, предполагается использование многоагентной технологии и средств самоорганизации. Это может позволить организовать поведение робота, подобное поведению человека.

## **Нейрологические средства систем управления**

Ранние исследования по нейрофизиологии позволили разработать теорию формальных нейронных сетей. Сейчас формальные нейронные сети успешно используются при решении задач, связанных с распознаванием образов и управлением, в том числе и в робототехнике. Исследования по нейрофизиологии показали также, каким образом некоторые функции и процессы реализуются в нейронных структурах мозга. Так, на основании исследования мозжечковых структур было показано, что информация на входах в нейронные структуры кодируется с использованием принципов грануляции, т. е. квантования, учитывающего неопределенности информации, и обрабатывается ассоциативно и логически [11]. Раскрыты также некоторые

методы формирования и ассоциативной обработки функций в нейронных сетях мозга. Это позволило разработать *нейрологические средства*, основанные на слиянии принципов обучения в нейронных сетях и принципов ассоциативной и логической обработки информации.

Нейрологические средства позволяют организовать процессы решения задач в системах управления сложным поведением максимально подобно тем процессам обработки информации, которые имеют место в биологическом прототипе — центральной нервной системе человека. При этом предполагается, что имеет место [1, 2]:

- гранулированное представление информации, дающее возможность решать задачи в условиях неопределенностей;
- ассоциативная и логическая обработка когнитивных функций, позволяющая эффективно реализовать их отображение и сохранение;
- ассоциативная и логическая обработка когнитивных процессов, позволяющая производить параллельное и последовательное преобразование образов единообразно на всех уровнях системы управления.

Рассмотрим методы грануляции, ассоциативно-логической обработки функций и процессов, а также методы автоматического формирования таких функций и процессов.

### Грануляция

Необходимость грануляции связана с неопределенностью информации в реальных условиях. Обработка информации в виде коллекции нечетко определенных гранул не является строго формализованной, но соответствует человеческой способности обрабатывать реальную информацию, получившуюся в результате грануляции объекта. Именно грануляция позволяет реализовать логические рассуждения и ассоциативную обработку реальной информации единообразно и подобно тому, как это делают структуры человеческого мозга.

Теория нечеткого информационного гранулирования разрабатывается Л. Заде и его последователями как обобщение нечеткого подхода [12]. Здесь обобщенная информационная грануляция (GIG — Generality Information Granulation) принята в качестве одной из базисных концепций когнитивной обработки информации. GIG предполагает, что любой составной информационный объект (переменная, отображение, образ) может быть декомпозирован на гранулы.

Каждая гранула является набором элементарных объектов, которые связаны вместе неопределенностью, близостью, подобностью и функциональностью. Формально объект  $O_c$  может быть представлен гранулированно, т. е.:

$$\begin{aligned} O_c &= \text{ins}_g(G_1, \dots, G_i, \dots, G_N), \\ G_i &= \text{has}_a(A_1, \dots, A_j, \dots, A_M), \\ G_i &= \text{has}_a(A_1, \dots, A_j, \dots, A_M), \\ A_j &= \text{has}_v(V_1, \dots, V_q, \dots, V_Q), \end{aligned} \quad (1)$$

где  $A_j$  —  $j$ -й атрибут гранулы  $G_i$ ;  $V_q$  —  $q$ -е значение атрибута  $A_j$ ;  $\text{ins}_g$  — отношение включения для гранул;  $\text{has}_a$  и  $\text{has}_v$  — отношение «имеет» для атрибута и значения соответственно. Пример грануляции: объект «голова» включает гранулы «нос», «глаз», «щека» и т. д., имеющие атрибуты «размер», «форма» и т. п. со значениями, например, для первого атрибута — «большой», «малый» и т. п. Гранулы могут быть точными, т. е. с четкими границами (интервалы переменных, выделенные области определения функций и отношений, сегменты образов) и неточными — с нечеткими или вероятностными границами (терм-множества переменных, элементы нечетких или вероятностных графов, нечеткие или вероятностные правила и др.). Соответственно, атрибуты и значения точных и неточных гранул будут точными или неточными.

### Ассоциативно-логическая обработка информации

Обработка гранулированной информации основана на использовании ассоциативных отображений (AM). AM является особой формой отображения векторной функции в виде сетевой вычислительной структуры, которая должна обладать хорошими аппроксимирующими свойствами. Возможно использование одиночных (SAM) и множественных (MAM) отображений.

Формально AM, SAM и MAM могут быть представлены модельными наборами вида:

$$\begin{aligned} AM &= \{X, Y, S, U, F\}, \\ SAM &= \{P_x, P_y, AM\}, \\ MAM &= \{P_x, P_y, \{AM_t, t = 1, \dots, T\}\}. \end{aligned} \quad (2)$$

Компоненты, входящие в наборы, имеют следующие назначения:  $X, Y$  — множества входных и выходных параметров (векторные);  $S, U$  — множе-

ства структур и структурных единиц, их составляющих;  $F$  — множество базисных функций, реализуемых в узловых элементах;  $P_x, P_y$  — входной и выходной векторы;  $AM_t$  — *SAM* для  $t$ -го момента времени протекания когнитивного процесса;  $T$  — период времени процесса с фиксированными моментами  $t$ , в которые реализуются  $AM_t$ , составляющие  $M$ .

Предлагается реализовать ассоциативную обработку функций с использованием обучаемых сетевых компонентов типа клеток и ядер а процессов — локальных и распределенных сетей, составленных из клеток и ядер.

**Клетка** (*C* — *Cell*) является минимальным обучаемым элементом, способным самостоятельно обрабатывать информацию в гранулированном виде. Формализованная модель клетки может быть представлена набором множеств:

$$M_c = \{X, W_c, H_x, S_c, H_y, BF, y\}, \quad (3)$$

где  $X = \{x_0, \dots, x_n\}$  — множество входных параметров;  $W_c = \{w_0, \dots, w_v\}$  — множество регулируемых весов ( $m \geq n$ );  $H_x = \{h_{x1}, \dots, h_{xq}\}$  — множество скрытых входных параметров, соответствующих информационным гранулам на входах;  $H_y = \{h_{y1}, \dots, h_{ye}\}$  — множество скрытых выходных параметров, соответствующих информационным гранулам на выходах;  $S_c = \{s_{c1}, \dots, s_{cr}\}$  — множество связей скрытых входных и выходных информационных гранул, определяющих цепочку преобразований гранул при активизации этой связи;  $BF = \{bf_1, \dots, bf_k\}$  — множество базисных функций активаторных элементов клетки;  $y_c$  — выходной параметр клетки.

Такая информационная модель поддерживается структурно-функциональной моделью клетки в виде (рис.1):

$$C = \text{ins\_f}(IG, A(a_1, \dots, a_N, S_c, W_c), DG, T_c), \quad (4)$$

где *IG* — информационный гранулятор, формирующий множество  $H_x$ ; *A*(·) — активатор, состоящий из множества активаторных элементов  $a_i, i = 1, \dots, N$ , выполняющих преобразования скрытых информационных параметров и формировании множества  $H_y$  в соответствии со связями  $S_c$  и весами  $W_c$ ; *DG* — дегранулятор, формирующий выходной параметр  $y$ ;  $T_c$  — настройщик, формирующий множество связей  $S_c$  и весов  $W_c$  при настройке клетки на отображение  $X \rightarrow y$ , аппроксимирующее функцию  $y = F(X)$ ; *ins\_f* — отношение включения структурно-функциональных компонент.

Клетка является универсальным преобразователем информации (адаптивным аппроксиматором), имеющим  $n$  входов и один выход. Она соответ-

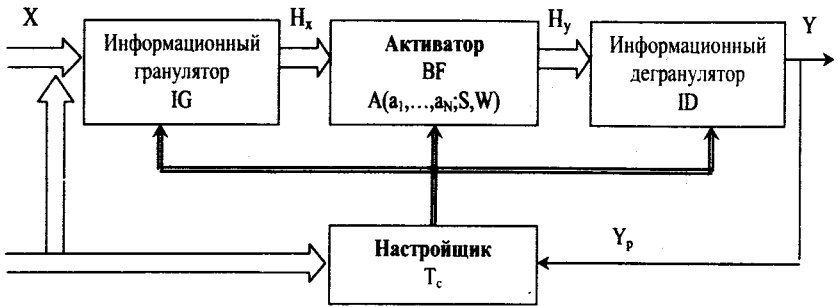


Рис. 1. Структурная модель клетки

ствует в модельном плане биологическому нейрону с его сетью синапсов, через которые организуются связи с другими нейронами, а также медиаторными регулируемыми средствами. Преобразующие возможности клетки определяются набором базисных функций активаторных элементов и системой связей, образующих внутренние цепочки преобразований. Отображение  $X \rightarrow y$  в клетке можно представить как цепочку отображений:

$$X \rightarrow y : (W_x, X) \rightarrow (Be, H_x) \rightarrow (W_h, S_c, BF_c) \rightarrow (Af, H_y) \rightarrow (w_y, y), \quad (5)$$

где множество входных параметров  $X$  представляется вектором с функционально определенными компонентами:  $(x_1, \dots, x_n)$  — сигнальные параметры (стимул клетки),  $x_0$  — пороговый параметр;  $(W_x, X)$  — взвешивающее преобразование входного вектора  $X$  по вектору  $W_x$ ;  $(Be, H_x)$  — преобразование перед активизацией ( $Be$  — Before), в результате которого получается множество параметров  $H_x$  (грануляция и вычисление скрытых параметров: атрибутов и значений атрибутов);  $(W_h, S_c, BF_c)$  — внутреннее преобразование, регулируемое весами  $W_h$  и связями  $S_c$  и определяемое базисными активаторными функциями  $BF_c$ ;  $(Af, H_y)$  — преобразование после активизации ( $Af$  — After), в результате которого получается множество параметров  $H_y$  (дегрануляция и вычисление скрытых параметров).  $(w_y, y)$  — взвешивающее преобразование выходного параметра по вектору при его ветвлении и смешивании с выходными параметрами других клеток.

Заметим, что взвешивающие преобразования используют наборы регулируемых весов, входящие в множество  $W_c = (W_x, W_h, w_y)$ .

Клетка при обработке входной информации отображает ее в выходной

параметр с помощью базисных функций  $BF_c$ . Эти функции определяют вид преобразований гранул переменных, поступающих на входы активных элементов. В активаторе клетки активные элементы связаны в цепочки и образуют ассоциативную сеть, реализующую отображение информации от входов к выходу клетки. Полный набор базисных функций  $BF_c$  включает: логическое агрегатирование путем пересечения или объединения; инверсию и взвешивание в разных вариантах, определяемых типами переменных и гранул: четкие переменные и интервальные гранулы, нечеткие переменные и гранулы — нечеткие множества, вероятностные переменные и гранулы — вероятностные множества.

**Ядро** ( $N$  — Nucleus) содержит «склеенные» клетки (рис.2). Информационная модель ядра может быть формально представлена набором множеств (3), где  $X = (X_1 \vee X_2 \vee X_M)$  представляет собой «склеенное» множество входов клеток, входящих в ядро;  $W_N, H_x, H_y$  — множества весов и скрытых параметров ядра,  $S_N$  — множество связей ядра, объединяющее связи клеток,  $BF$  — набор базисных функций активаторных элементов, одинаковый для всех клеток; скалярный выход  $y$  заменен на векторный  $Y$  — объединенное множество выходных параметров ядра.

Объединение клеток может быть полным, когда ядро имеет единый гранулятор, активатор, дегранулятор и настройщик, т. е.

$$N = \text{ins\_}f(IG_N, A_N, DG_N, T_N). \quad (6)$$

В какой-то мере ядро с частичным объединением клеток можно считать однослойной сетью клеток с входами, параллельно подведенными к каждой клетке (от каждого входа к каждой клетке). Такое представление ядра используется в нейроинформатике для конструирования слоистых и модульных нейросетей. В данной работе оно использовано для моделирования биологических ядер, реализующих поведенческие функции с несколькими связанными параметрами, зависящими от ряда общих аргументов, т. е.

$$Y = F(X)y_j = f_j(x_1, \dots, x_N); j = 1, \dots, N. \quad (7)$$

*Образ* рассматривается как главный информационный элемент, который формируется как матрица или вектор со связанными координатами. Преобразование образов является основным операционным компонентом при реализации процессов, как последовательностей таких преобразований. Такие преобразования выполняются в структурных компонентах, таких как локальные или распределенные сети.



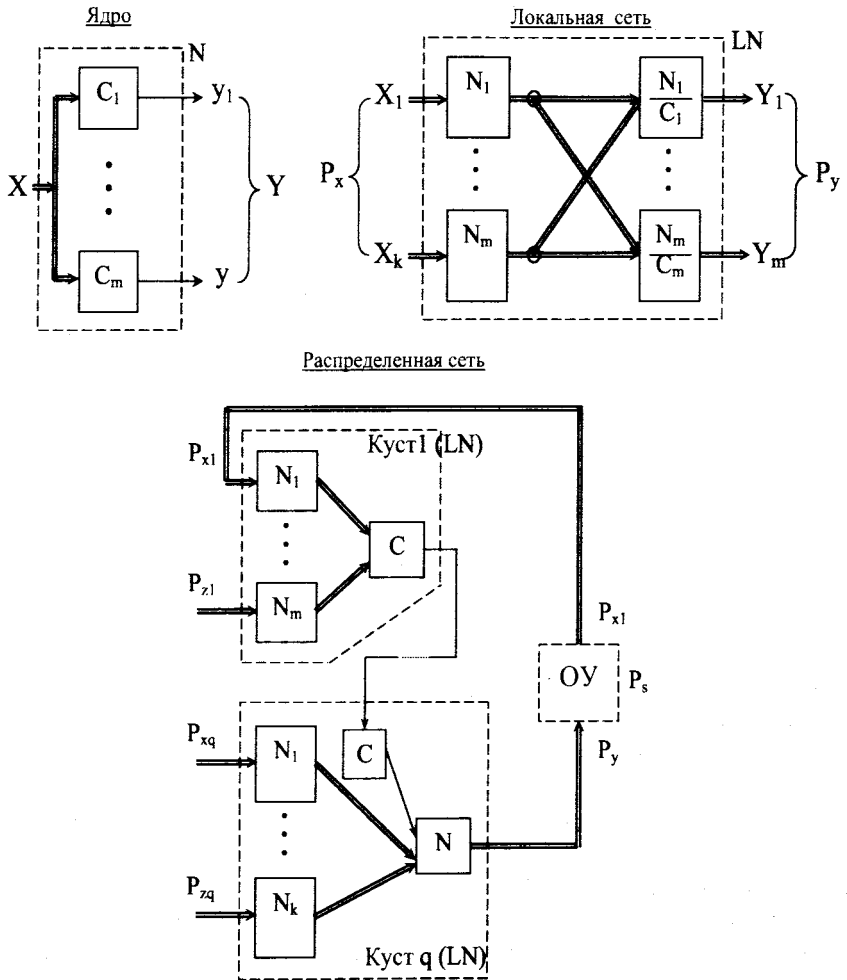


Рис. 2. Компонентные нейробиологические средства

**Локальная сеть** (LN — Local Network) содержит связанные клетки и ядра. Локальная сеть рассматривается как самостоятельный модуль обработки образов (рис.2).

Информационная модель локальной сети может быть представлена набором множеств:

$$M = \{P_X(X, C_X), W_{LN}, S_{LN}, P_Y(Y, C_Y)\}, \quad (8)$$

где  $X$  и  $C_X$  — вектор образа  $P_X$  и связи между его координатами, т. е. множество входных параметров и связи между ними, определяющие входной (преобразуемый сетью) образ  $P_X$ ;  $W_{LN}$  — множество регулируемых весов связей между клетками и ядрами, входящими в локальную сеть;  $S_{LN}$  — множество связей клеток и ядер, входящих в локальную сеть;  $Y$  и  $C_Y$  — вектор образа  $P_Y$  и связи между его координатами, т. е. множество выходных параметров и связей между ними, определяющих выходной (преобразованный сетью) образ  $P_Y$ .

Структурная модель локальной сети имеет вид:

$$LN = (C_1, \dots, C_Q; N_1, \dots, N_K, L_{Ln}), \quad (9)$$

где  $C_i$  и  $N_j$  —  $i$ -я клетка и  $j$ -е ядро локальной сети, соответственно;  $L_{Ln}$  — обучатель (Learner), формирующий множество весов связей  $W_{LN}$  элементов сети.

Наличие разноуровневых компонентов (клеток и ядер) в локальной сети позволяет строить достаточно сложные преобразующие структуры с полносвязной и слоистой организацией. Локальные сети с полносвязной организацией используются для ассоциативного запоминания образов подобно описанным в литературе рекуррентным нейросетям с обратными связями. Локальные сети со слоистой организацией предназначены для классификации образов или аппроксимации заданных преобразований образов.

**Распределенная сеть** (DN — Distributed Network) имеют кустовую организацию. Они включают несколько подсетей (кустов), между которыми имеют место слабые (одинарные) связи (рис.2). Кусты строятся как локальные сети, обрабатывающие образы в соответствии с компонентными функциями процессов в системе. Так могут реализоваться процессы, определяющие сложное поведение объекта управления.

Распределенные сети могут преобразовывать образы замкнуто: образы, проходящие через кусты, возвращаются преобразованные опять на первый

куст. Динамический процесс преобразования образов в распределенной сети определяется цепочкой отображений:

$$P_{X/t_1} \rightarrow F_{k1}(P_X, P_{Z1}) \rightarrow \dots \rightarrow F_q(P_X, P_{Zq}) \rightarrow P_{Y/t_1} \rightarrow (OY) \rightarrow (10) \\ \rightarrow P_{S/t_2} \rightarrow P_{X/t_2},$$

где  $t_1$  и  $t_2$  — моменты времени, соответствующие 1-му и 2-му циклам преобразований;  $F_{ki}$  — отображенные образы в  $i$ -ом кусте;  $P_S$  — образ состояния объекта управления;  $P_X, P_Y, P_Z$  — входной, выходной и внешний образы распределенной сети. При этом имеют место слабые связи между кустами, определяемые малыми весами  $w_{i,i+1}$ . Такая организация сетей позволяет учесть влияние на процесс управления дополнительных факторов, изменяющих это управление через вводимые в кусты внешние образы  $P_Z$ .

Нейрологические модули оказались удобными для адаптивной функциональной аппроксимации, т. е. формирования функций путем обучения в реальном времени, и кратковременного хранения при их частом использовании. Для долговременного хранения большого числа разных функций более удачным решением является «перекачка» информации в более компактные структуры нейронных сетей. Реализация процессов, составленных из последовательности функций, требует формирования соответствующих структур на цепочках нейрологических или нейронных компонент в решающей части системы, которая играет роль своеобразной рабочей памяти.

**Автоматическое формирование функций, процессов.** Представление функций в форме ассоциативных отображений предполагает использование для их формирования параметрического или структурного обучения. В первом случае при обучении изменяются только параметры фиксированных связей узловых элементов отображений, а во втором — сами связи и, значит, структура отображения.

Для разных вариантов обучаемых модулей, построенных для работы с функциями, могут быть использованы различные методы обучения и самообучения. Наилучшие результаты на практике дает применение модулей с нечетко-логическим базисом и локальным обучением. Однако такие модули расходуют много памяти и могут использоваться в основном для обучения в процессе работы и кратковременного хранения функций. Длительное хранение функций более выгодно с использованием модулей нейронного

типа, поскольку здесь требуется значительно меньше памяти. Однако время обучения в таких модулях значительно больше.

Представление процессов в виде цепочек функций также предполагает параметрическое и структурное обучение. Часто здесь может использоваться обучение с подкреплением (Reinforcement learning — RL) [13]. RL относится к целенаправленному обучению через взаимодействие со средой. Производится обучение тому, что делать, т.е. как отобразить ситуацию в действие, чтобы максимизировать числовой сигнал поощрения от среды. Две характеристики: поиск путем «проб и ошибок» и учет задержанного поощрения, отличают RL от других подходов. Любой метод, который пригоден для этой проблемы, может быть назван RL-методом. Полное определение проблемы RL в настоящее время дается в терминах оптимального управления и марковских процессов решений. В нашем случае обучение производится по эпизодам процесса, которые оцениваются специальной функцией с поощрением лучших эпизодов.

Топология структур системы управления, построенных из нейробиологических компонентов, может быть синтезирована обучением в соответствии с предварительно определенными целями управления в известной среде. По аналогии с нервной системой главным принципом формирования топологии является самоорганизация.

*Самоорганизация* является сложным процессом, включающим самосборку, самообучение и самосовершенствование системы. Самосборка может быть организована на основе процедур поиска в заданном топологическом пространстве возможных элементов структуры и связей между ними. Самообучение является оптимизационной процедурой с использованием в качестве критерия оптимизации некоторую функцию цели. Такая процедура должна обеспечить настройку параметров структуры для того, чтобы обеспечить целенаправленное поведение объекта управления в непрерывно изменяемой среде. Самосовершенствование является процессом коррекции и дополнения начальной базы знаний о топологии структур системы управления (своеобразной генетической информации). Система может использовать эту информацию при самосборке и самообучении, чтобы направлять поисковые и оптимизационные процессы.

Процесс самоорганизации может быть реализован по-разному в зависимости от того, как должна быть организована система.

*Централизованная организация* предполагает, что система организуется одним нейробиологическим компонентом, содержащим информацию о структуре всей системы (метаинформацию) и обеспечивающим мониторинг те-

кущего качества системы в терминах цели.

*Децентрализованная организация* основана на том, что каждый нейрологический компонент должен содержать информацию об его соседях в структуре и получать информацию о текущем качестве всей системы. При этом каждый компонент сам определяет собственное поведение.

*Комбинированная организация* использует как централизованный, так и децентрализованный способы организации. Здесь все нейрологические компоненты имеют информацию о своих соседях в структуре и сами определяют свое поведение. Однако имеется и центральный компонент, который содержит метаинформацию и в случаях необходимости улучшения качества системы может корректировать поведение любого компонента структуры системы управления.

## Реализация базовых нейрологических модулей

Базовыми нейрологическими модулями являются клетки и ядра, поскольку именно они позволяют формировать путем обучения функции, которые здесь считаются основными элементами при построении процессов управления. На этих базовых модулях строятся локальные сети, которые являются преобразователями образов, и распределенные сети, в которых формируются процессы, как последовательности преобразований образов.

Клетки и ядра, построенные в соответствии с приведенными здесь структурами, могут быть реализованы в интервально-логическом, нечетко-логическом или вероятностно-логическом базисах. Далее рассмотрим возможные реализации клеток и ядер в нечетко-логическом базисе, который представляется нам наиболее подходящим для построения процессов управления.

Базовые модули должны иметь обрабатывающую и обучающую части. Обрабатывающая часть модуля является носителем функции, которая конкретизируется настройкой параметров активатора (весов связей между элементами сети активатора). Настройка этих параметров производится настройщиком в соответствии с алгоритмом обработки примеров конкретной функции.

Обрабатывающая часть модуля, реализованная в нечетко-логическом базисе, имеет информационный гранулятор, построенный на принципе фазификации, активатор с нечетко-логическими вычислительными элементами и информационный дегранулятор, построенный на принципе дефазификации.

фикации (рис.3).

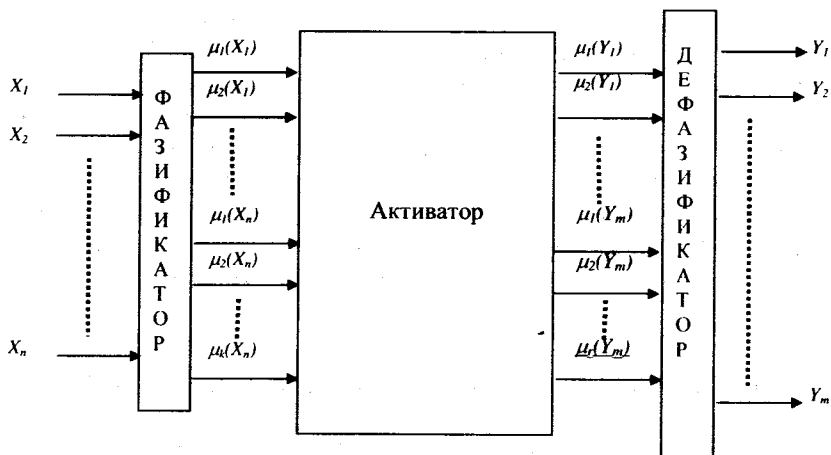


Рис. 3. Обрабатывающая часть нейрологического модуля

Разработаны и исследованы три модели активатора: проекционная, сеточная и кластерная.

### Проекционная модель

Проекционная модель является самой простой из разработанных моделей (рис.4).

Здесь  $\mu_j(x_i)$  — значение  $j$ -й функции принадлежности  $i$ -го входного сигнала,  $\mu_i(y_r)$  — значение  $i$ -й функции принадлежности выходного сигнала. Функция, реализуемая активатором, может быть представлена, как

$$\mu_m(y_r) = \bigcap_{i=1}^n \bigcup_{j=1}^{k_i} \mu_j(x_i) w_{l+m,p+j}. \quad (11)$$

Здесь введены следующие дополнительные обозначения:  $n$  — число входов, определяющее размерность входного вектора;  $w_{ij}$  — весовой коэффициент связи;  $k_i$  — число термов  $i$ -го входа;  $l$  — индекс, соответствующий первому терму  $r$ -го выхода;  $p$  — индекс, соответствующий первому терму  $i$ -го входа.

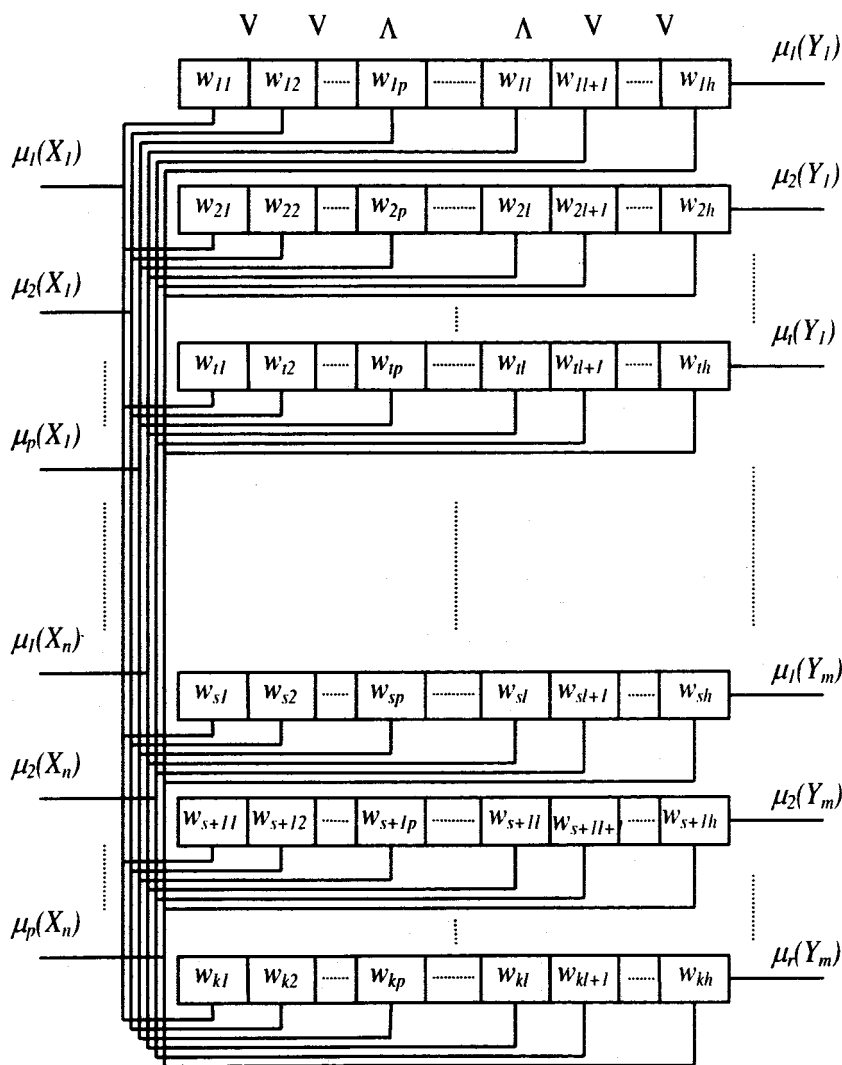


Рис. 4. Проекционная модель активатора

Наиболее эффективный метод обучения нейробиологического модуля с проекционной моделью активатора — *генетический алгоритм*. Процесс обучения представляет собой оптимизацию путем направленного случайного поиска весовых коэффициентов связей активаторных элементов с применением операторов кроссовера, мутации и селекции.

Преимуществами этой модели являются:

- низкие требования к используемой памяти весовых коэффициентов;
- простота структуры активатора;
- хорошая способность к обобщению при аппроксимации функций.

Эта модель, однако, имеет серьезные ограничения по применимости. Она не может быть обучена тем преобразованиям образов, для которых полная информация не может быть запомнена в проекциях. Кроме того, для обучения в этой модели невозможно использовать относительно простые градиентные алгоритмы.

### Сеточная модель

Сеточная модель является универсальной в плане способности реализации практически любых преобразований входного вектора в выходной (рис.5).

Здесь  $\mu_{k_i}(X_i)$  является значением  $k_i$  функции принадлежности  $i$ -го входного сигнала,  $\mu(y)$  — значение функции принадлежности выходного сигнала (показан случай векторного входа и скалярного выхода). Функция принадлежности, реализованная активатором, может быть представлена в следующей форме

$$\mu(y) = \bigcup_{k_1 \dots k_n}^{m_1 \dots m_n} \left( w_{k_1 \dots k_n} \prod_{i=1}^n \mu_{k_i}(X_i) \right). \quad (12)$$

Здесь введены следующие дополнительные обозначения:  $n$  — число входов, определяющее размерность входного вектора;  $w_{i_1 \dots i_j}$  — весовые коэффициенты связей активаторных элементов;  $m_i$  — число термов  $i$ -го входа.

Для обучения в такой модели может быть использован простой алгоритм вычисления весов связей. Этот алгоритм будет показан на примере нейробиологического модуля, который будет рассматриваться далее.



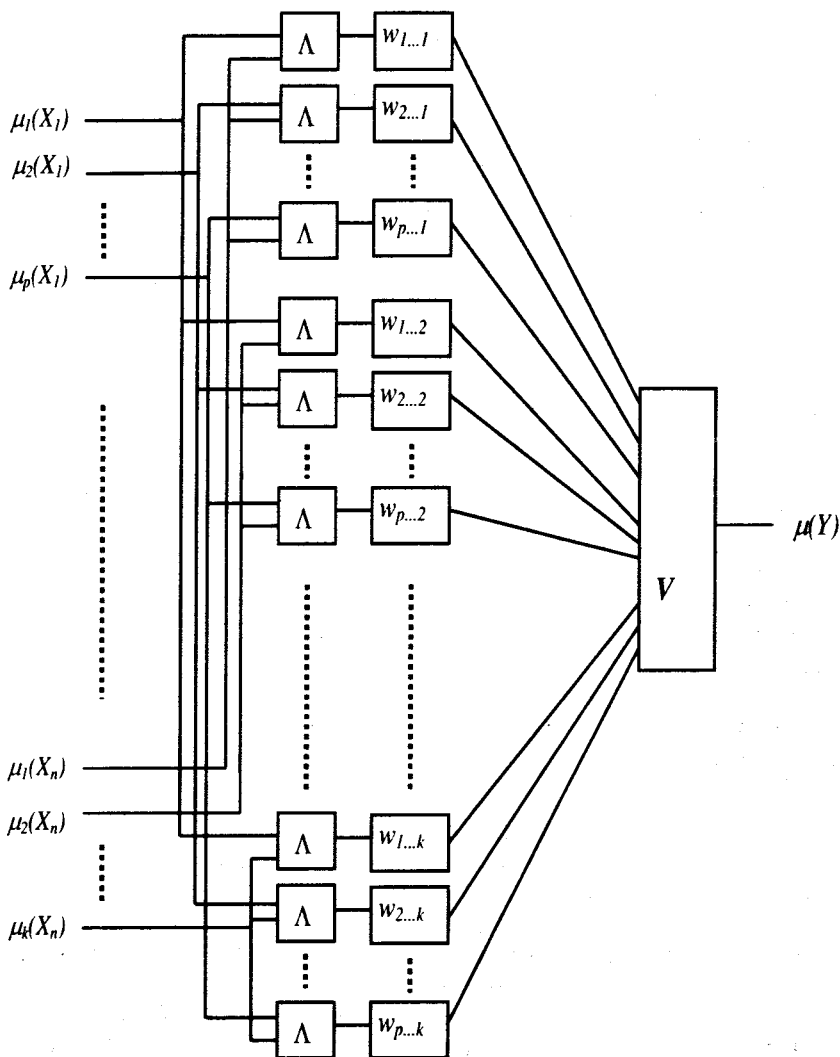


Рис. 5. Структура активатора для сеточной модели

Преимуществами модели являются:

- простота структуры и обучающего алгоритма;
- возможность обучения в реальном времени;
- способность аппроксимации практически любой непрерывной функции.

Модель имеет недостатки в плане избыточности внутренней структуры, высокими требованиями к размеру требуемой памяти и низкой способности к обобщения при аппроксимации функций.

### Кластерная модель

Кластерная модель активатора может быть представлена структурой рис.6.

Эта модель не требует предварительного определения набора термов входных переменных, поскольку они формируются динамически при обработке примеров отображения функции. Более того, при использовании кластерной модели можно обойтись без дегранулятора и посылать сигнал, формируемый активатором непосредственно на выход модуля. В этом случае можно проиграть в точности аппроксимации, но использовать значительно меньшие потребляемые ресурсы (память и вычислительную мощность).

Здесь также  $\mu_j(x_i)$  означает значение  $j$ -й функции принадлежности  $i$ -го входного сигнала. Функция, реализуемая активатором, может быть представлена в следующем виде

$$Y = \text{sign} (w_k) \bigcup_{i=1}^m \left| w_i \bigcap_{j=1}^n \mu_{ij}(X_j) \right|. \quad (13)$$

Здесь введены следующие дополнительные обозначения:  $n$  — число входов, определяющее размерность входного вектора;  $m$  — число примеров числовых отображений функции;  $w_i$  — весовые коэффициенты связей элементов активатора для  $i$ -го термина;  $k$  — число определяющих термов.

Настройка весовых коэффициентов и координат границ и центров определяющих термов реализуется путем обучения с использованием специального алгоритма.

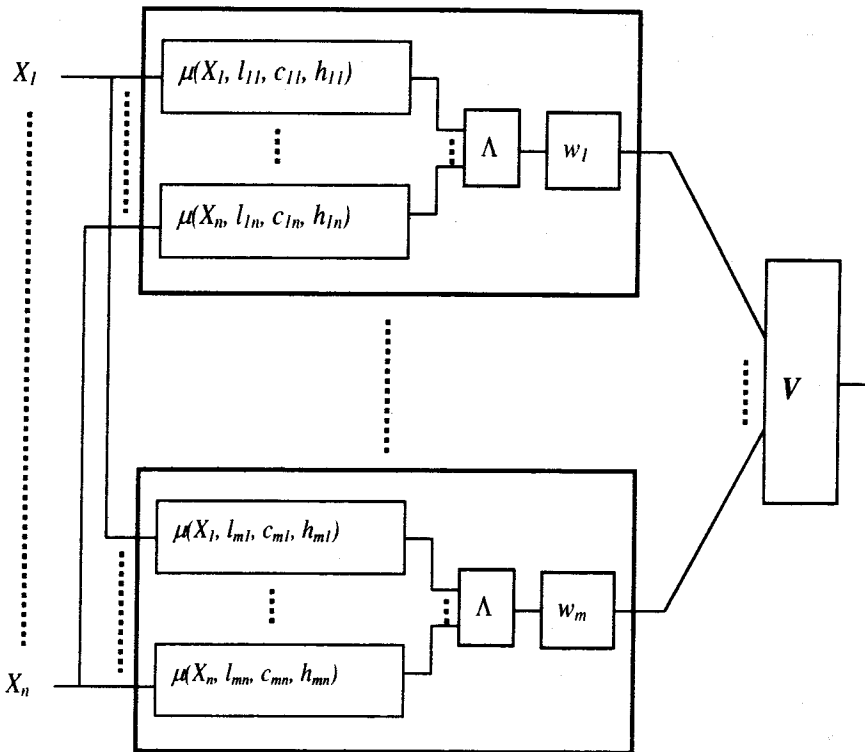


Рис. 6. Структура активатора для кластерной модели

Преимуществами модели являются:

- простота структуры и обучающего алгоритма;
- способность аппроксимации практически любой непрерывной функции;
- хорошая способность к обобщению при аппроксимации; низкие требования к расходованию памяти.

В качестве недостатка можно отметить возможные сложности при аппаратной реализации нейробиологических модулей с использованием этой модели.

Исследования показали, что кластерная модель является наиболее пригодной для построения нейробиологических модулей. Такая модель комбинирует преимущества проекционной и сеточной модели и является универсальным адаптивным аппроксиматором с низкими требованиями к расходуемой памяти.

В табл. 1 приведены оценки представленных моделей по критериям:

- вычислительной сложности при обработке информации;
- требованиям к размеру памяти;
- точности отображения функций.

Предполагается, что для управляющих применений вычислительная сложность является наиболее важным критерием, за которым следуют требования к памяти и точность отображения функции.

Таблица 1. Сравнительная оценка свойств проекционной, сеточной и кластерной моделей

	<b>Проекционная модель</b>	<b>Сеточная модель</b>	<b>Кластерная модель</b>
<b>Сложность</b>	$2p \cdot n \cdot \Delta t_1 + 3p \cdot n \cdot \Delta t_2$	$p \cdot 2^n \cdot n \cdot \Delta t_1 + p \cdot 2^n \cdot (n + 1) \cdot \Delta t_2$	$\sqrt{e} \cdot n \cdot \Delta t_1 + \sqrt{e} \cdot n \cdot \Delta t_2$
<b>Объем памяти</b>	$p \cdot \sum_{k=1}^n m_k$	$p \cdot \prod_{k=1}^n m_k$	$3 \cdot e \cdot n$
<b>Точность</b>	Невозможно отображение сложных функций	Возможно отображение сложных функций в режиме интерполяции	Возможно отображение сложных функций с простой интерполяцией

В таблице введены следующие обозначения:  $n$  — число входов;  $m_k$  — число термов  $k$ -го входа;  $p$  — число термов выходного сигнала;  $e$  — число примеров числового отображения функции;  $\Delta t_1$  — время оценки функции принадлежности;  $\Delta t_2$  — максимальное/минимальное время оценки.

Моделирование на PC Pentium с тактовой частотой 1 ГГц выявило следующие допустимые диапазоны для введенных факторов:  $n$ :  $4 \div 12$ ;  $m_k$ :  $5 \div 7$ ;  $p$ :  $8 \div 12$ ;  $e$ :  $200 \div 2000$ ;  $\Delta t_1 = 10 \cdot \Delta t_2$ .

## Когнитивные нейрологические системы управления и агенты

Понятие когнитивности (cognition) давно используется в когнитивной психологии и связывает концепции познания и знаний [14]. Когнитивная психология детально изучает информационные процессы мозга человека. Предполагается, что мозг воспринимает информацию, т. е. обрабатывает ее сенсорными системами и формирует структурированную систему знаний. Знания сначала фиксируются в кратковременной памяти, а затем накапливаются и хранятся в долговременной памяти в кодированном виде. Формирование и накопление знаний связано с концепцией познания. Концепция мышления, т. е. ментальной обработки информации, определяет процесс использования знаний решения различных задач. Результаты исследования процессов обработки информации, связанных с познанием и мышлением, позволили построить *когнитивную теорию*, описывающую работу мозга на основе информационного подхода.

Специалисты по интеллектуальным системам, использующие когнитивную теорию, стали трактовать познание с технической точки зрения, как способность системы автоматически извлекать знания и накапливать их в памяти в процессе обучения. Мышление трактуется, как использование знаний и выводов на них для формирования рационального поведения системы. При этом используются аналоги ментальных операций, связанные с выводом путем рассуждений или ассоциативным выводом. В рамках когнитивной теории были выделены и частично изучены основные *когнитивные функции и процессы*, определяющие познание и мышление. Эти результаты оказались полезными при разработке *когнитивных систем*, которые должны обеспечивать решение сложных задач обработки информации и управления на основе моделирования когнитивных функций и процессов, протекающих в мозге человека при решении подобных задач. Реальные успехи в создании систем, способных реализовать даже уже известные исследователям когнитивные функции и процессы мозга, пока небольшие. Трудности определяются сложностью и недостаточной изученностью этих функций и процессов, а также ограниченными возможностями используемых вычислительных структур, таких как логические или нейронные сетевые вычислители.

Сложное поведение объектов можно обеспечить, создавая *когнитивные системы управления* на основе формализованных методов обучения и ментального решения задач [1, 2]. Эти методы позволяют строить обу-



Рис. 7. Управляющие структуры когнитивной системы

чаемые модули для работы с когнитивными функциями — *когнитивные модули* — и сети таких модулей для организации когнитивных процессов — *когнитивные структуры*. Когнитивные структуры позволяют накапливать в процессе обучения необходимые знания и выбирать ментальным образом нужные действия при организации целесообразного индивидуального и коллективного поведения (рис.7). Оказалось полезным выделить в отдельную группу функции управления силовыми приводами (актуаторами) динамических объектов. Они, как и когнитивные функции, тоже могут быть реализованы на обучаемых компонентах. Можно выделить также процессы управления системой актуаторов объекта, которые здесь условно названы актуаторными процессами. По аналогии с когнитивными структурами, введем актуаторные структуры (АС), способные обучаться и реализовать процессы в системе актуаторов объекта. Эти процессы, как правило, связаны

с отработкой заданий на координированное управление исполнительными устройствами объекта.

Когнитивные системы управления, построенные в соответствии с изложенными принципами, могут в общем случае включать выделенные ветви: восприятия информации о среде, генерации поведения (цепочек управляемых действий) с учетом текущей ситуации, и координированного исполнения действий (рис. 7). Координация выделенных ветвей требует реализации когнитивных процессов их взаимодействия с помощью специальных когнитивных структур. Таким образом, в когнитивных системах при управлении объектами реализуются цепочки преобразований следующего вида:

$$\{E \rightarrow S \rightarrow CSP \rightarrow CSB \rightarrow B \rightarrow CSB \rightarrow CSC \rightarrow AS \rightarrow A \rightarrow R \rightarrow E\},$$

где  $E$  — среда,  $S$  — сенсоры,  $CSP$  — КС «Восприятие»,  $CSB$  — КС «Восприятие-Поведение»,  $B$  — выбранные поведенческие компоненты,  $CSB$  — КС «Восприятие-Поведение-Управление»,  $CSC$  — КС «Поведение-Управление»,  $AS$  — АС координации управления,  $A$  — актуаторы,  $R$  — робот,  $E$  — среда.

**Когнитивные и актуаторные структуры** предлагается строить как сети нейрологических модулей, соединенных прямыми и обратными связями. В когнитивных системах управления когнитивные структуры должны воспринимать цели, ограничения и вырабатывать сигналы селекции поведения в зависимости от текущей ситуации (состояния объекта управления и внешнего мира). На выходах каждой когнитивной структуры формируются сигналы активизации выбранного поведения. Актуаторные структуры должны воспринимать задания на перемещение объектов управления или взаимодействия с другими объектами среды и вырабатывать сигналы управления отдельными актуаторами. Компонентами структур являются модули типа клеток, ядер и локальных сетей с настраиваемыми путем обучения параметрами. Связи между компонентами отображают передачи выработанных ими сигналов другим компонентам или обратных сигналов от них.

Разработки в области когнитивной теории мозга и недавние исследования по нейрофизиологии позволили сформировать новую *гипотезу о строении и функционировании нервной системы*, связывающую эти области знаний о ней. Так, нейрофизиологи частично прояснили локализацию некоторых когнитивных процессов в нейронных структурах мозга [15]. Показано, что в зависимости от сложности когнитивных функций и процессов в мозгу используются локальные, проекционные и перекрывающиеся нейронные сети. Кроме того, показано превалирующее значение замкнутых

подсистем внутри нервной системы человека, которые реализуют поведенческие процессы. Эти подсистемы представляют собой цепочки нейронных модулей (локальных сетей), распределенные по ряду областей нервной системы, включая мозг и сенсомоторные области. Такие цепочки постоянно активны, но только, если их активность высока по отношению к другим, они выполняют свои поведенческие функции реально. Они пересекаются и взаимодействуют между собой в перекрывающихся областях мозга. Объединения таких цепочек можно считать *агентами нервной системы*. Внутри объединения можно выделить когнитивные и актуаторные структуры, формирующие и исполняющие целенаправленные согласованные поведения агентов нервной системы. Агенты могут конкурировать между собой или кооперироваться для организации сложного поведения. Коллективная работа сообщества агентов, подчиненная некоторым «социальным» законам нервной системы, приводит к ее оптимальному функционированию. Перекрывающиеся области мозга выполняют роль социального регулятора, коммутирующего связи агентов и координирующего их действия. По существу, это мета-агент, который видит больше других и улучшает работу сообщества агентов системы. С помощью когнитивных и актуаторных структур агент извлекает информацию о среде от своих или используемых совместно с другими сенсоров, активизирует нужные обрабатывающие функции в своих наборах микроколонок нейронов коры мозга (нейронных модулях) и управляет своими или совместными эффекторами для воздействия на среду. Агенты самоорганизуются за счет генетической информации и могут самосовершенствоваться в процессе эволюции.

Такая гипотеза послужила основой для разработки методологии создания *многоагентных когнитивных систем управления* [2]. Структура многоагентной когнитивной системы включает три рассмотренные ранее ветви обработки информации, связанные пересекающимися когнитивными структурами, которые организуют взаимодействия между выделенными виртуальными агентами (рис.8).

Нейрологическими компонентами такой системы являются ядра (N — Nucleuses), составленные из параллельно включенных клеток. Они могут обучаться простым когнитивным или аффективным функциям. Из ядер формируются локальные сети (LN — Local Networks) и распределенные кустовые сети проекционного уровня (PN — Projective Networks), работающие с образами. Объединение когнитивно-аффективных процессов, реализованных на соответствующих компонентах, образуют внутренние *когнитивные агенты* (ca — cognitive agent), которые, за счет настройки функций



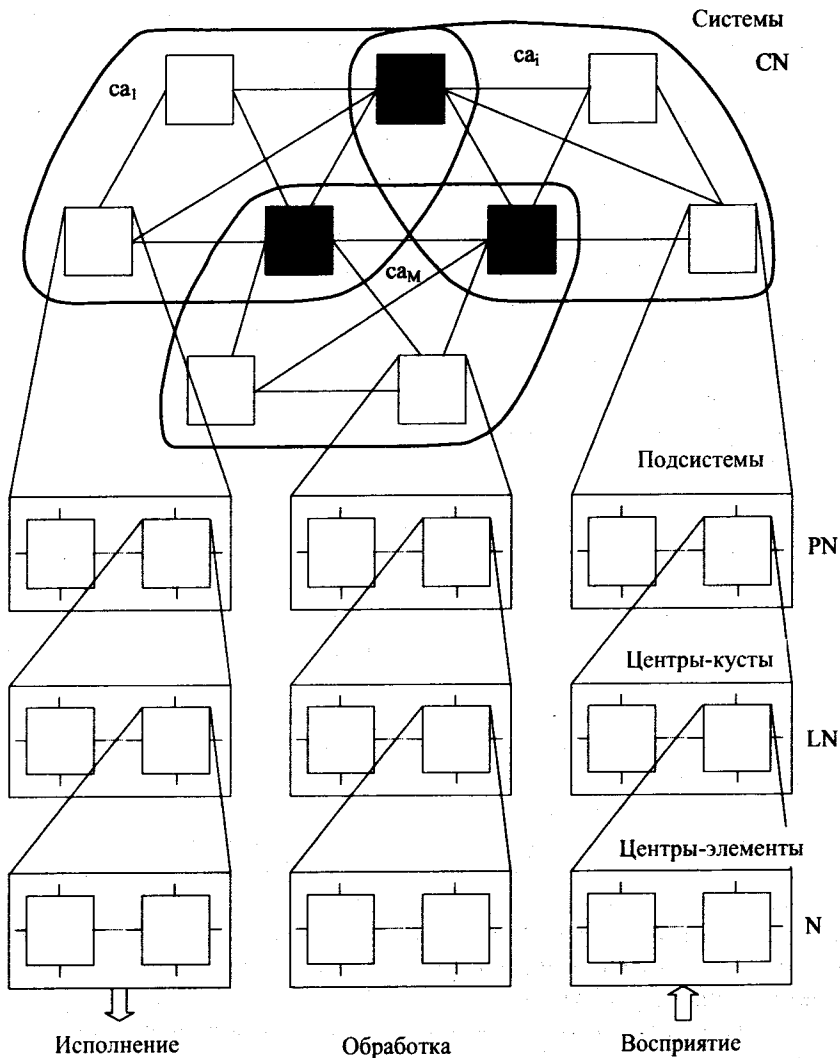


Рис. 8. Структура многоагентной когнитивной системы

восприятия, обработки и исполнения путем обучения, обеспечивают определенное поведение робота. Внутренние агенты взаимодействуют между собой через общие обучаемые компоненты уровня перекрывающихся сетей (CN — Cross Networks). В общем случае такая многоагентная когнитивная система управления может быть организована с несколькими уровнями (центры-элементы и кусты, подсистемы и системы).

Когнитивные агенты составляют основу когнитивной системы управления, построенной по многоагентной технологии [3]. Предшествующие разработки интеллектуальных управляющих агентов, таких как ATLANTIS [16], не имели компоненты обучения в процессе работы. Первые попытки разработки интеллектуальных обучаемых или когнитивных агентов и систем привели к необходимости разработки специальных *когнитивных архитектур* и математического аппарата для их описания и конструирования. Когнитивные архитектуры представляют собой модели человеческих рассуждений. Примерами ранних когнитивных архитектур являются системы ACT [17] и SOAR [18]. Они основаны на продукционных системах. В них рабочая память моделирует кратковременную память человека, а память продукции является частью долговременной памяти. Обе системы имеют сложные механизмы разрешения конфликтов и сохранения результатов в форме новых продукций, которые могут быть использованы, чтобы избежать подобных выводов в будущих ситуациях.

Более поздние разработки по когнитивным архитектурам базировались на абстрактных подходах с использованием модальной, динамической и темпоральной логик. В последних вариантах когнитивных архитектур предлагалось включение нескольких уровней обработки информации. Верхний уровень знаний, соответствующий модальному подходу, может быть неточным. В то же время, более низкий символичный уровень, соответствующий подходам с символическим представлением знаний, должен быть более точным, поскольку здесь используются логические процедуры вывода. Наиболее интересной когнитивной архитектурой является BDI (Belief-Desire-Intention)–архитектура [19]. Она использует такие когнитивные концепции, как Убеждение, Желание и Намерение, а также специальную BDI–логику для манипулирования ими.

Перспективными являются когнитивные агенты комбинированной архитектуры с многослойной структурой и многоуровневой организацией поведения. При использовании нейробиологических средств такие агенты становятся обучаемыми и даже самообучаемыми. Кроме того, поведение агентов может быть очень сложным, подобным человеческому. Примерами так

построенных агентов являются: *агент-футболист*, разработанный для игровой среды футбола роботов (RoboCup), а также *агент-пилот*, разработанный для симуляции воздушных операций в среде с противодействием [20]. Первый агент имеет реактивную архитектуру и трехуровневую организацию поведения (навыки, индивидуальное поведение и координация в команде). Агент-пилот имеет комбинированную архитектуру: нижний реактивный уровень реализует с помощью многослойной структуры простые исполняемые поведения, средний BDI-уровень генерирует текущее поведение в соответствии с индивидуальным намерением агента, а верхний BDI-уровень обеспечивает координацию с целью согласования намерений взаимодействующих агентов и выработки их общего намерения, которое используется для коррекции индивидуального намерения агента.

На основе исследований упомянутых программных агентов разработан *общий метод организации многоуровневого поведения когнитивных агентов*, управляющих динамическими объектами, с использованием когнитивных структур, реализованных на нейробиологических средствах. Предполагается, что в общем случае когнитивный агент должен иметь, как минимум, трехуровневое поведение: нижний уровень реализует примитивные поведения динамического объекта управления, средний уровень обеспечивает сложное индивидуальное поведение объекта, верхний уровень отвечает за коллективное поведение объекта при взаимодействии его с другими объектами при выполнении общих заданий.

На верхнем уровне агента используется когнитивная структура (рис.9), построенная как сеть обучаемых модулей, которые формируют набор когнитивных функций (CF), определяющих когнитивные процессы организации взаимодействий роботов в группе. Эта когнитивная структура включает три уровня: групповых целей, обмена сообщений и согласования действий.

Когнитивные функции, обрабатываемые в первом слое структуры, имеют первыми аргументами общие цели (G) группы агентов, которые можно рассматривать, как коллективные «желания». Вторыми аргументами этих функций являются состояния мира объекта (WS) и его внутренние состояния (IS), которые формируются в результате обработки текущей сенсорной информации в модуле модели мира (WM) и информации от внутренних датчиков в модуле внутренней модели (IM). Эта информация может рассматриваться, как «убеждения» агента, которые могут изменяться во времени. В результате обработки аргументов когнитивные функции возвращают сигналы селекции необходимых поведений агента при работе в группе.

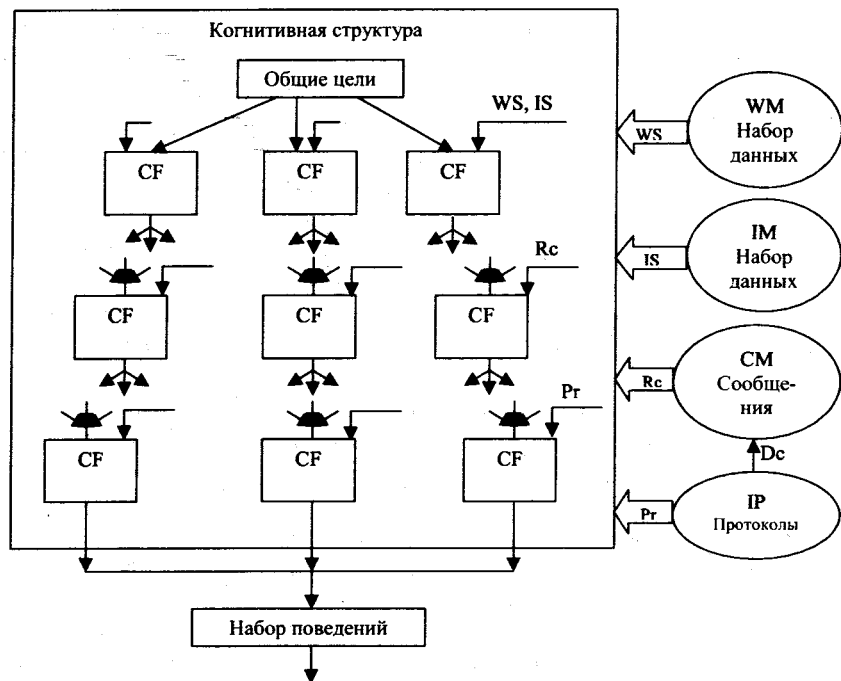


Рис. 9. Когнитивная структура верхнего уровня агента

Для этого они должны быть настроены (обучены) классификации текущих ситуаций среды и принятию решений о текущих целях и соответствующих действиях объекта, управляемого агентом. Здесь возможно обучение с учителем, фиксирующим примеры правильной классификации ситуаций и нужных действий, или же самообучение с использованием подкреплений, автоматически формируемых по критерию достижимости желаемых целей агента.

Когнитивные функции, реализуемые во втором слое структуры, в качестве первых аргументов воспринимают текущие ситуации и цели, полученные первым слоем. Вторыми аргументами каждой из когнитивных функций являются признаки ( $Rc$ ), формируемые путем обработки полученных сообщений (приходящих от других агентов, в том числе и в ответ на запросы данного агента) модулем коммуникаций агента ( $CM$ ). Возвра-

щаемыми значениями этих когнитивных функций являются текущие цели и действия, откорректированные с учетом принятых сообщений от других агентов. Когнитивные функции второго слоя, как правило, формируются путем обучения с учителем, который отбирает, как эксперт, правильные реакции на сообщения.

Когнитивные функции, сформированные в третьем слое структуры, в качестве первых аргументов имеют возвращаемые значения когнитивных функций первого и второго слоев. Вторыми аргументами являются сигналы синхронизации протокола взаимодействий (Pt), которые вырабатываются модулем протокола взаимодействий (IP). Возвращаемыми значениями этих функций являются текущие цели и действия по коммуникациям с другими агентами (формирование сообщений в соответствии с протоколом согласований намерений агента с другими агентами). Когнитивные функции этого слоя формируются путем обучения по примерам правильного взаимодействия в соответствии с принятым протоколом.

В результате последовательной обработки когнитивных функций в когнитивной структуре верхнего уровня агента реализуются когнитивные процессы формирования текущих целей и соответствующих планов действий, которые можно рассматривать, как «намерения» агента, согласованные с намерениями других агентов. Эти намерения инициируют соответствующее коллективное поведение агента из набора взаимодействующих поведений, которые умеет выполнять агент. Такие поведения можно рассматривать, как «коллективные умения» агента. Согласованные намерения агента передаются на средний уровень когнитивного агента (он не показан на рисунке).

Средний уровень агента имеет свою когнитивную структуру, обрабатывающую информацию о состоянии мира объекта и его внутреннем состоянии (WS, IS) и формирующую текущие цели и соответствующие действия агента (индивидуальные намерения), руководствуясь либо согласованными намерениями, сформированными на верхнем уровне, либо общими целями агента без согласований с другими агентами. Индивидуальные намерения инициируют соответствующее индивидуальное поведение агента из набора поведений, которые умеет выполнять агент (индивидуальные умения).

Нижний уровень структуры агента может иметь свою когнитивную структуру, которая обрабатывает внутренние состояния объекта (IS) и, в соответствии с намерениями, выработанными на среднем уровне, формирует сигналы выбора навыков, которым обучен агент. Эти навыки выбираются из набора навыков (примитивных умений), которые предназначены для

реализации конкретных действий управляемого объекта, инициированных в результате работы всех уровней структуры агента.

Когнитивные структуры всех уровней агентов, которые также являются когнитивными системами управления, могут быть реализованы на описанных здесь нейробиологических средствах. Компонентами таких структур являются модули-ядра (рис.2), в которых путем обучения формируются когнитивные функции. Локальные сети из таких модулей образуют когнитивные структуры, которые реализуют определенные когнитивные процессы выбора поведений по текущей ситуации. Эти структуры настраиваются также путем обучения.

В качестве примера рассмотрим *структуру модуля-ядра*, построенную на основе сеточной модели и реализованную в программном агенте-футболисте (рис.10). Модуль реализует нечетко-нейронное (In-Out) отображение входного  $n$ -мерного вектора  $X$ , в выходной  $m$ -мерный вектор  $Y$  и его просмотр (Look). Обработывающая часть (Process Unit) включает гранулятор (fuz), активатор, состоящий из блока ассоциативного вывода, реализующий процедуру взвешенной агрегации и объединения (Inference), и памяти весов (Memory), и дегранулятор (dfuz). Обучающая часть (Learning Unit) включает два гранулятора (fuz), блок вычисления текущих весов (Current Weight), реализующий процедуру коррекции весов (w-update), и регистры (Reg) для образов (Pattern). Используются следующие внутренние процедуры:

- $\text{fuz}(x_i, \mu^q(x_i))$  — фазификация, вычисляющая степень принадлежности переменной  $x_i$  к  $q$ -й нечеткой грануле этой переменной;
- $\text{inference}(ln, w_i, \mu_{xi}^q; i = 1, \dots, I; q = 1, \dots, K)$  — взвешенная агрегация, вычисляющая каждую степень принадлежности переменной  $y_j$  к  $q$ -й нечеткой грануле этой переменной путем агрегирования степеней принадлежности входных переменных  $x_i$ , с дальнейшим умножением результата на вес  $w_i$  и объединением;  $I, K$  — количество агрегируемых степеней принадлежности и нечетких гранул соответственно;  $ln$  — номер слоя сети, в котором выполняется агрегация;
- $\text{dfuz}(\mu_{yj}^q, y_j; q = 1, \dots, K; j = 1, \dots, M)$  — дефазификация, вычисляющая значение выходного параметра  $y_j$ , исходя из степеней принадлежности значения этого параметра к нечетким гранулам шкалы параметра;
- $\text{w-update}(w_p, \mu_y^*, \mu_y, p)$  — коррекция веса при обучении;  $w_p$  — текущий вес;  $\mu_y^*, \mu_y$  — степени принадлежности правильного и текущего

значений выходного параметра  $y$  к нечеткой грануле соответственно (правильное значение параметра берется из примера для обучения);  $p$  – номер примера; в результате операции находится веса при обработке  $p + 1$  примера.

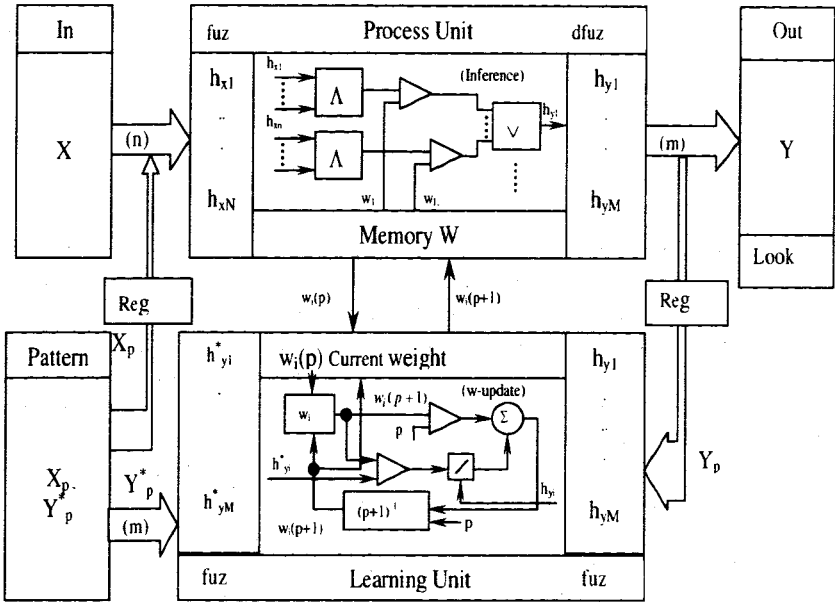


Рис. 10. Структура нейрологического модуля

Рассмотрим пример конкретизации процедур fuz, inference, dfuz, w-update для случая двух входных переменных  $x_1, x_2$  и одной выходной переменной  $y$ . Пусть каждая переменная декомпозируется на три нечетких гранулы и функции принадлежности значений переменных к гранулам имеют треугольный вид. Тогда указанные процедуры примут форму ( $q = 1, 2, 3$

— номер гранулы на шкале):

$$\begin{aligned} \text{fuz} : \mu_x^q &= ((x - l_q)c_{ql}^{-1} \Leftarrow l_q < x < m_q) \\ &\vee ((r_q - x)c_{qr}^{-1} \Leftarrow m_q < x < r_q) \vee \end{aligned} \quad (14)$$

$$(0 \Leftarrow \text{else}); c_{ql} = m_q - l_q; c_{qr} = r_q - m_q,$$

$$\text{inference} : \mu_y^q = \bigvee_{i=1}^{i=9} (w_i^q \wedge_{q,r=1}^{q,r=3} (\mu_{x1}^q, \mu_{x2}^r)), \quad (15)$$

$$\text{dfuz} : y^q = 0.5(y_n^q + y_r^q) = 0.5(\mu_y^q/c_{qn} + \mu_y^q/c_{qr}); \quad (16)$$

$$y = \sum_{q=1}^K \mu_y^q y^q / \sum_{q=1}^K \mu_y^q,$$

$$\begin{aligned} \text{w-update} : w_{p+1} &= w_p(p/p + 1) + w_p(\mu_y^*/\mu_y)/(p + 1); \\ p &= 1, \dots, n_p. \end{aligned} \quad (17)$$

Здесь введены дополнительные обозначения:  $l_q$ ,  $m_q$ ,  $r_q$  — координаты левого основания, вершины и правого основания треугольной функции принадлежности;  $\wedge$  — нечеткая операция пересечения множеств (min), примененная к парным комбинациям степеней принадлежности значений входных переменных к  $q$ -й грануле;  $\vee$  — нечеткая операция объединения множеств (max), примененная к 9-ти парным результатам парных операций пересечения с учетом их весов.

Рассмотренный подход к построению когнитивных систем управления и агентов на базе нейрологических средств в настоящее время используется при разработке систем управления такими сложными динамическими объектами, как интеллектуальные роботы. Создание эффективных систем управления для таких роботов сейчас является одним из самых актуальных направлений в связи с бурным развитием работ в области человекоподобных роботов [5]. Прогнозы показывают, что в ближайшей перспективе рынок таких роботов может конкурировать даже с рынком автомобилей.

## Интеллектуальные роботы и системы управления

По мере развития искусственного интеллекта возникло естественное стремление к переходу от создания изолированных эвристических и интеллектуальных программ к разработке систем, которые могли бы решать интеллектуальные задачи при активном взаимодействии со средой. Это привело к созданию *интеллектуальных роботов*, в которых сведены в единый комплекс интеллектуальные средства принятия решений, а также сенсорные и моторные системы.



В начальный период проводились работы по созданию, так называемых, *интегральных роботов* (систем «глаз-рука», «глаз-рука-ухо», «глаз-тележка»). Понятие «интегральный робот» впервые было введено Н. Нильсоном применительно к устройству «Шейки», разработанному и исследовавшемуся Стенфордском исследовательском институте в период 1966–1972 годов [4]. Устройство представляло собой тележку, имеющую сенсоры типа «глаза» и тактильных щупов и способную перемещаться и передвигать предметы. В дальнейшем в лабораториях США, Англии, Японии и других стран было создано и исследовано множество вариантов интегральных роботов. В России тоже разрабатывались и исследовались подобные роботы. Один из них, ЛПИ-3, был оснащен системой технического зрения, тактильными сенсорами на схватах двух рук, голосовой командной системой [7]. Исследования в области интегральных роботов серьезно продвинули теорию интеллектуального управления, а также дали много эффективных решений для разработки наземных, подводных и космических робототехнических комплексов.

В настоящее время к интеллектуальным роботам могут быть отнесены многочисленные варианты реальных мобильных и виртуальных программных роботов с интеллектуальным управлением. *Мобильные роботы*, предназначенные для работы в одиночку (в экстремальных условиях, при обслуживании больных и детей, в охранных системах и пр.), часто выпускаются серийно и имеют относительно простые системы интеллектуального управления. Мобильные роботы, способные работать в группе (разведывательные, обеспечивающие связь, боевые, охранные, игровые и пр.), еще только осваиваются и имеют сложные системы интеллектуального управления. *Программные роботы* (softrobots) стали разрабатываться недавно для применений в качестве информационных или персональных помощников, поисковых интернет-агентов, виртуальных игровых агентов и пр. Наиболее сложными являются игровые роботы-агенты, например, для соревнований на Кубок роботов (RoboCup).

Многочисленные попытки разработки мобильных *антропоморфных роботов* (андроидов), которые были названы так за внешнее сходство с человеком, позволили разработать основные положения теории ходьбы механизмов на двух ногах [6]. Однако успехи в практической реализации таких роботов были очень незначительными. В последующие годы происходило постоянное совершенствование, как конструкций двуногих шагающих роботов, так и их систем управления. Наконец, в начале XXI века, благодаря последним технологическим достижениям мехатроники, микроэлектрони-

ки, разработкам в области интеллектуального управления роботами, были созданы первые *гуманоидные роботы*. Именно так стали теперь называть автономные шагающие человекоподобные роботы нового поколения [5, 6]. Создание этих роботов ознаменовало серьезный успех искусственного интеллекта и робототехники, знаменующий начало эры полноценных помощников человека, похожих на него не только по форме, но и по поведению.

Система управления первого интеллектуального робота «Шейки» была многоуровневой и осуществляла интегральную обработку сенсорной информации, формирование на ее основе модели внешней среды, планирование последовательных действий для решения задач в данной среде и их выполнение с дополнительным планированием на более низких уровнях. То, что робот мог взаимодействовать непосредственно с реальной средой, имело принципиальное значение для синтеза его системы управления. Это позволило моделировать поведение биологических объектов путем системного рассмотрения реализующих это поведение процессов в рамках замкнутого поведенческого акта — от формирования целей к их достижению за счет планирования и выполнения последовательности преобразований проблемной среды. Реализация такой системы потребовала использования интеллектуальных методов, поэтому системы такого рода называли также называть *интеллектуальными системами управления*.

Традиционно интеллектуальные системы управления мобильными роботами строились иерархическими, например, с 5-ю уровнями: стратегическим, тактическим, адаптивным, программным и исполнительным. При этом использовалась гипотеза о пирамидном строении нервной системы человека [7]. На верхних уровнях принимается и обрабатывается задание от оператора, а на нижних — формируется множество управлений приводами степеней подвижности робота. При этом верхний стратегический уровень анализирует задание и планирует деятельность робота для его выполнения. Тактический уровень осуществляет управление реализацией плана действий в соответствии с последовательностью операций, предусмотренных планом. Адаптивный уровень осуществляет коррекцию действий при изменениях условий внешней среды. Все перечисленные верхние уровни управления используют сенсорную информацию о среде. Нижний уровень программного управления реализует отдельные элементарные операции с помощью заранее подготовленного набора программ для их выполнения. Самый нижний уровень является исполнительным и непосредственно управляет приводами робота. Нижние уровни управления используют ин-

формацию от внутренних датчиков робота о положении степеней подвижности и состояниях его компонентов.

Такие системы, реализованные с использованием символистских методов, основанных на обработке символьных знаний, имели ограниченные возможности при решении задач управления сложным поведением и адаптации к среде. В современных системах управления интеллектуальными роботами используются, как символистские, так и коннективистские, основанные на нейронных сетях, методы решения задач управления. Первые позволяют планировать действия роботов, а вторые — строить обучаемые устройства распознавания образов, принятия решений и исполнения элементарных действий робота.

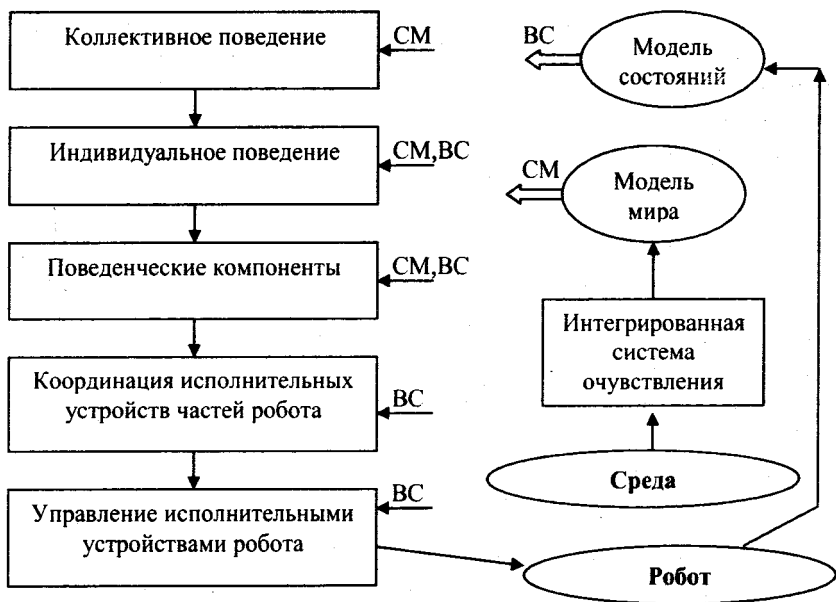


Рис. 11. Структура системы управления интеллектуальным роботом

Современные интеллектуальные мобильные роботы, способные работать совместно с другими роботами или человеком, имеют наиболее сложную многоуровневую систему управления (рис.11). Она должна включать Интегрированную систему очувствления, объединяющую системы виде-

ния, акустики, тактильного и силомоментного очувствления, внутреннего состояния робота и др., и поставляющую информацию в модули Модели состояния и Модели мира робота для использования информации о Состоянии Мира (СМ) и Внутреннем Состоянии (ВС) всеми уровнями управления. Нижний уровень должен обеспечивать непосредственное управление исполнительными устройствами робота (приводами степеней подвижности). Второй уровень системы должен осуществлять координированное управление частями робота (устройствами перемещения, манипуляторами, сенсорными устройствами и пр.) при выполнении заданных движений. На третьем и четвертом уровнях необходимо выбрать и реализовать компоненты индивидуального поведения робота (восприятие объектов сцены, навигацию в среде, работы с объектами, отработка команд и программ) с использованием заготовленного набора поведенческих компонент. Для организации групповой работы роботов и целенаправленного безопасного функционирования в среде людей в системе управления должен быть уровень коллективного поведения, обеспечивающий выбор и реализацию функций, необходимых для координации поведений робота при работе в среде других роботов или людей.

Сложность поведения интеллектуальных роботов приводит к необходимости поиска нетрадиционных путей построения их систем управления. Один из таких путей состоит в использовании *принципов организации нервной системы человека*, раскрытых современной психологией и нейрофизиологией. Основополагающим принципом является *клеточное* строение нервной системы. Техническая реализация этого принципа может быть сведена к аппаратному или программному вариантам многоуровневых сетевых систем управления на однородных клеточных вычислителях (на формальных или неформальных нейронах или других обучаемых компонентах). Такие системы можно отнести к чисто коннективистским системам, поскольку в них не используются средства, основанные на обработке символических знаний. По существу, такой подход связан с созданием так называемого компьютерного мозга робота.

Современные коннективистские системы управления интеллектуальных роботов, реализованные на базе компьютерного мозга, пока по возможностям значительно уступает человеческому мозгу. Так, японская корпорация Фудзицу еще в 1997 году объявила о создании нейрокомпьютерного мозга робота, эквивалентного по интеллекту системе из 100 биологических нейронов. Такой мозг успешно решает задачи распознавания образов и синергетического управления приводами робота, но его мощности недо-

статочно для организации сложного человекоподобного поведения робота при взаимодействии с людьми или другими роботами.

Значительное усиление интеллекта роботов может дать использование при создании систем управления роботом рассмотренных здесь *когнитивных принципов и нейробиологических компонент*. Предполагается, что именно на базе нейробиологических средств могут быть созданы когнитивные системы и агенты, которые позволят обеспечить сложное, близкое к человеческому, поведение современных интеллектуальных роботов гуманоидного класса.

Появление первых интеллектуальных роботов гуманоидного класса вызвало широкий интерес во всем мире. О создании гуманоидных роботов (ГР) объявили сразу несколько ведущих японских фирм и лабораторий: Honda — P3, Asimo; Sony — SDR-3 и 4; Fujitsu — HOAP-1; JSC Laboratory — H-7. Эти результаты являются следствием большого интереса и мощной поддержки таких работ со стороны правительства и ведущих фирм Японии. Так, фирма Honda финансирует и ведет работы по ГР, начиная с 1983 года. Роботы P3 и Asimo представляют 3-е поколение ГР фирмы. До них лаборатории фирмы разработали более 10-ти прототипов, начиная от двуногих платформ и кончая полностью автономными человекообразными роботами нормального и среднего роста (P3 имеет рост 180 см., Asimo — 120 см.). Фирма Sony разработала пока лучший в мире вариант малого ГР (SDR-4 имеет рост 53 см.). Этот робот — результат многолетних работ с Институтом Гуманоидных роботов (HRI) университета Waseda с привлечением ведущих ученых и робототехников мира. Робот SDR-4, который предполагается выпускать серийно, может делать практически полный набор человеческих движений и имеет достаточно сложное поведение, позволяющее ему общаться с людьми и выполнять простые работы. Система осязания и управления позволяет этому роботу распознавать лица и голоса людей, выполнять простые задания в известной ему среде, а также обмениваться сообщениями с людьми или другими ГР.

Первыми применениями гуманоидных роботов будут: уход за больными, выполнение домашних работ, подвижные игры, обслуживание в общественных местах. В дальнейшем, не исключено их применение для ведения боевых операций, борьбы с террористами, охраны и т. д. Созданная в 1997 году федерация RoboCup, которая организует научные симпозиумы и соревнования на Кубок роботов, провозгласила своей главной целью создание к 2050-му году команды гуманоидных роботов, которые смогли бы обыграть в футбол команду чемпионов-людей. Ученые и инженеры

верят в успех этого фантастического проекта. Однако для этого потребуются огромные усилия по дальнейшему развитию конструкции и средств управления движением и поведением роботов в реальной среде во взаимодействии с другими роботами или людьми.

ГР отличаются от традиционных мобильных роботов большим числом (более 28-ми) связанных степеней подвижности, которыми необходимо управлять координировано для выполнения походки на двух ногах и манипуляций двумя руками. Он должен иметь сложное поведение. Следуя рассмотренной ранее структуре (рис.11), система управления ГР должна иметь систему очувствления, интегрирующую системы видения, акустики, тактильного и силомоментного очувствления, внутреннего состояния робота и др., и специальные модули слияния сенсорной информации и формирования внутренней и внешней моделей робота (модели состояния и модели мира) для использования их всеми уровнями. Нижний уровень должен обеспечивать непосредственное управление многочисленными актуаторами (приводами степеней подвижности) ГР с использованием функций инверсной кинематики. Следующий по рангу уровень системы должен осуществлять координированное управление частями тела ГР (торсом, руками, ногами и головой) при выполнении заданных движений с использованием функций кинематической координации (например, через обученные позы). На третьем уровне необходимо реализовать элементы интеллектуального поведения ГР (видение сцены, походки разного типа, маневры, работы с неживыми объектами, отработка сложных команд и программ движения и манипулирования) с использованием заготовленного набора функций индивидуальных поведений. Для организации взаимодействия ГР с другими ГР или человеком и целенаправленного безопасного функционирования в среде людей в системе управления должен быть еще один уровень (а может быть и не один), обеспечивающий выбор и реализацию подходящих к ситуации функций взаимодействующих поведений, т. е. функций, необходимых для координации совместной работы.

Бурное развитие ГР идет по пути улучшения их конструкции и усложнения поведения. Последнее особенно важно при использовании ГР в среде людей или подобных же роботов. Для таких ГР принципиально иметь поведение, подобное человеческому. Один их путей достижения этого — создание *искусственной нервной системы* (ИНС), подобной по функциям и поведению нервной системе человека [9].

Рассмотрим основные моменты, связанные с возможностью построения ИНС для ГР. Структурно в ИНС можно выделить несколько связан-

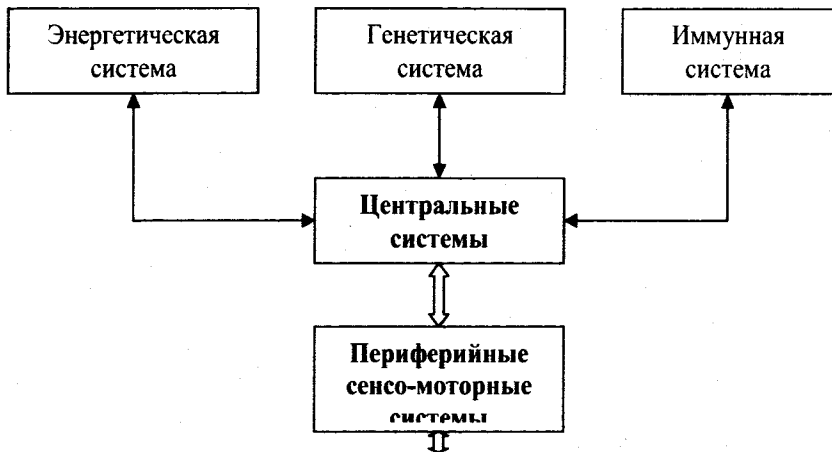


Рис. 12. Структура искусственной нервной системы

ных систем, названных по аналогии системами биологического прототипа (рис.12). Предполагается, что ИНС может быть реализована на бортовой компьютерной сети ГР. Часть аппаратных и программных средств может быть выделена на *Центральные* и *Периферийные сенсо-моторные* системы со своими наборами когнитивных и актуаторных структур соответственно. Бортовая компьютерная сеть ГР может иметь выход во внешние сети, в том числе и Интернет. Поскольку возможно проникновение компьютерных вирусов, имеет смысл говорить и об системе, защищающей бортовую сеть от вирусов и следящей за нормальным функционированием компонент. ГР является автономной машиной с собственным источником энергии, которым тоже надо управлять. Поэтому дополнительно требуется *Энергетическая* система, управляющая энергетикой робота. ИНС предполагается создавать на базе некоторого универсального набора аппаратных и программных средств, моделирующих клеточные структуры нервной системы. Для специализации и обучения этих средств функциям восприятия, действия и защиты нужна *Генетическая* система, использующая определенным образом сформированную и обновляемую генетическую информацию и процедуры самоорганизации ИНС.

Генетическая система должна иметь информацию и процедуры, необходимые для самоорганизации ИНС. Она призвана обеспечить эволюцию

ИНС при изменяющихся условиях и целевых установках робота. При «рождении» ИНС используется «генетическая» информация о структуре системы, связях компонент и процедурах, определяющих функционирование. Исходно, в начале эволюционного цикла, в ГР формируются Центральные, Периферийные, Энергетическая и Иммунная компонентные системы ИНС и определяется базовый набор внутренних агентов и их функций с фиксированными связями для их взаимодействия. Может быть определен и внутренний мета-агент, улучшающий координацию компонентных систем ИНС, но, в принципе, внутренние агенты должны уметь функционировать и без него. Внутренние агенты строятся на цепочках модулей, способных обучаться в реальном времени. В этих модулях могут быть записаны целевые установки и ограничения, а также некоторые базисные знания. Далее в процессе работы системы эти знания могут пополняться в режиме доучивания. В процессе эволюции системы модули могут клонироваться и обучаться, если требуется решение новых задач или расширяется набор функций.

Представляется возможным создание таким образом построенной ИНС для ГР на базе описанных здесь нейробиологических средств, формализованных когнитивных методов и многоагентной технологии. Предполагается, что ИНС для ГР строится, как многоагентная когнитивная система, где каждый внутренний агент, построенный на нейробиологических средствах, отвечает за свой набор поведений, получает информацию от своих или общих сенсоров, формирует сигналы управления своими или общими актуаторами и взаимодействует с другими внутренними агентами системы для организации рационального поведения робота в реальной среде. Такая многоагентная когнитивная система, согласно принципам нервно-системной организации, должна иметь иерархическую структуру с перекрывающимися функциональными компонентами, с помощью которых организуется работа внутренних агентов, реализующих индивидуальное или коллективное поведение робота. В случае коллективной работы, ИНС, управляющая ГР, должна функционировать как агент глобальной многоагентной системы, определяющей функционирование группы ГР. Для этого данный агент-ИНС должен иметь средства для коммуникаций с агентами-ИНС, управляющими другими роботами, при выполнении работ в коллективе.

Построенная на нейробиологических компонентах многоагентная система может быть настроена на требуемые поведения путем обучения каждого внутреннего агента генетически определенному для него набору когнитивных и актуаторных функций, из которых формируются когнитивно-



актуаторные процессы, объединение которых и может рассматриваться как внутренний агент. Обмен информацией и взаимодействие внутренних агентов производится через специальные нейрологические компоненты, которые адаптируются к нужному взаимодействию при пробном решении задач. Мета-агент также адаптируется, меняя приоритеты задач и организуя обработку «внимания».

Такая система может выполнять роль ИНС, поскольку она полнофункциональна и обладает универсальностью, т. е. может быть пригодна для роботов любых применений. На современном этапе развития робототехники такие системы призваны обеспечить рациональное поведение робота в среде себе подобных (без человека в искусственной или реальной жизни) или в человеческой среде (с человеком в реальной жизни).

Далее будут рассмотрены некоторые варианты систем управления интеллектуальных роботов, в которых используются или могут быть использованы нейрологические средства, когнитивный подход и многоагентная технология.

## **Нейрологические системы управления для интеллектуальных роботов**

### **Система управления антропоморфного робота**

В рамках проекта АРНЭ (Антропоморфный робот организации Новая ЭРА) такой робот разрабатывается в Санкт-Петербурге, ОАО «Новая ЭРА». Проект выполняется с сентября 2001 года.

*Первый этап* проекта завершен в июле 2003 года созданием робота АРНЭ-02 с 28-ю степенями подвижности, высотой 123 см и весом 53 кг. Базовая (актуаторная) часть системы управления реализована на бортовой сети микроконтроллеров. Дополнительные возможности управления (взаимодействие с оператором и функционирование в реальной среде с людьми) обеспечивается интеллектуальной частью системы, реализованной на удаленном компьютере. Эта удаленная часть системы принимает по радиоканалу сигналы от цветной телекамеры и микрофона, установленных на роботе. Видеосигнал обрабатывается с целью распознавания и локализации цветных реперных знаков, установленных на рабочей сцене, и некоторых объектов простой формы. Эта информация используется для управления перемещениями робота и манипуляциями с объектами. Акусти-

ческий сигнал обрабатывается с целью распознавания простых голосовых команд оператора. Имеется также возможность синтеза голосовых сообщений, которые «проговаривает» робот.

На *втором этапе* проекта, реализуемом в настоящее время, разрабатывается более совершенная система управления, которая может быть использована как интеллектуальная система управления роботами или другими автономными мобильными аппаратами (беспилотными самолетами, торпедами, ракетами и пр.). Этот вариант системы управления создается на базе когнитивного подхода и комбинированной технологии, включающей применение нейрологических средств, техники слияния сенсорной информации, техники интеллектуального управления поведением и исполнением действий (рис. 13).

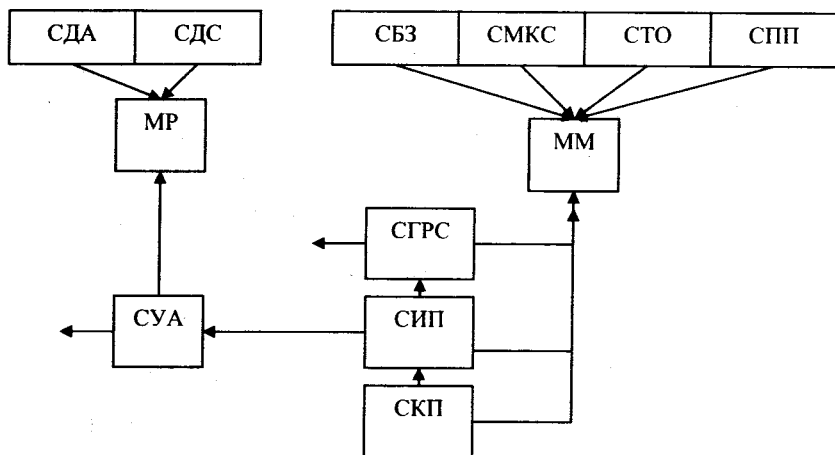


Рис. 13. Структура системы управления антропоморфным роботом

В структуре, показанной на рис. 13, использованы следующие сокращения: СДА – Система Датчиков Актуаторов, СДС – Система Диагностики Состояния, СБЗ – Система Бинокулярного Зрения, СМКС – Система Многоканального Слуха, СТО – Система Тактильного Очувствления, СПП – Система Пространственного Положения, МР – Модель Робота, ММ – Модель Мира, СУА – Система Управления Актуаторами, СГРС – Система Генерации Речевых Сообщений, СИП – Система Индивидуального Поведения, СКП – Система Коллективного Поведения.

**Нейрологические средства**, используемые во втором варианте системы управления, включают модули, специально разработанные для работы с когнитивными и актуаторными функциями, построенные с использованием описанных здесь адаптивных нечетко-логических моделей: проекционной, сеточной и кластерной.

**Техника слияния сенсорной информации** предполагает объединение результатов работы нескольких сенсорных систем робота и построение модели состояния робота и модели мира. Для нормального функционирования робота необходимы полнофункциональные наборы датчиков состояний и сенсорных систем.

Для восприятия кинематического и динамического состояний робота (взаимного положения и скоростей перемещения частей тела робота) используется **система датчиков актуаторов** (потенциометрических датчиков абсолютного положения актуаторов и токовых датчиков электроприводов степеней подвижности робота) со следующими функциями:

- определение положений терминальных точек частей робота (рук, ног, туловища, шеи и головы);
- определение статического центра масс робота;
- определение динамических параметров терминальных точек робота (скоростей и ускорений);
- определение динамического центра масс робота;
- распознавание поз робота (положение кинематически связанных частей робота).

Для восприятия диагностической информации о состоянии систем робота разработана **система диагностики** (строится на датчиках энергетики, отказов приводов, отказов электроники) со следующими функциями:

- определение уровня запаса энергии;
- определение отказов и диагностика актуаторов с электроприводами;
- определение отказов и диагностика модулей электроники;
- определение перегрузки робота при выполнении силовых действий.

Для восприятия зрительной информации о среде разрабатывается **система бинокулярного зрения** со следующим предполагаемым набором когнитивных функций и процессов:

- выделение и сегментация полутоновых объектов;
- обучение и распознавание полутоновых объектов произвольной формы (роботов, машин, людей и пр.);

- вычисление координат в трехмерном пространстве сцены методом триангуляции;
- распознавание сцены (набора объектов и локализации их на сцене);
- распознавание лиц (до 10-ти на сцене);
- распознавание артикуляции губ и лица;
- распознавание жестов-команд;
- распознавание примитивных движений с целью дальнейшего воспроизводства системой управления;
- слежение за выделенными объектами;
- слежение за изменениями на сцене (движение объектов, появление и исчезновение их и т. д.).

Для восприятия акустической информации о среде разрабатывается *система многоканального слуха* со следующим предполагаемым набором функций:

- распознавание командных предложений с распознаванием содержания команд;
- распознавание слитно произносимых предложений;
- синтаксический и семантический анализ предложений;
- формирование семантической базы знаний при обработке речевых сообщений;
- устранение влияний акустических помех с выделением источника полезного сигнала;
- распознавание голосов (до 10-ти в помещении);
- ориентация на источник знакомой речи.

Для восприятия внешних силовых воздействий разрабатывается *система тактильного очувствления* со следующими функциями:

- определение формы объекта при ощупывании вслепую;
- определение места и величины силового воздействия.

Для пространственного восприятия разрабатывается *система пространственного положения* со следующими предполагаемыми функциями:

- получение вертикали в поле сил тяжести;
- определение динамических возмущений;
- определение курса;
- определение динамических возмущений при заданном курсе;

- определение ориентации в заданном трехмерном пространстве (курса, тангажа и крена);
- определение динамических возмущений при заданной ориентации.

Техника сенсорного слияния позволяет объединить некоторые датчиковые и сенсорные системы для их совместного использования при реализации сложного поведения робота. Так, результаты работы системы датчиков актуаторов и системы диагностики, предлагается использовать для создания системы «Внутренняя модель», которая интегрирует всю воспринятую информацию о внутреннем состоянии робота. Эта система должна вырабатывать вектор признаков текущего внутреннего состояния робота, который необходим для работы когнитивных и актуаторных структур системы управления ГР. Результаты работы систем бинокулярного зрения, многоканального слуха, тактильного и силового очувствления и пространственного положения, предлагается использовать при создании системы «Модель мира», которая интегрирует всю воспринятую этими системами информацию состоянии среды, окружающей робот. Эта система должна формировать набор знаний о среде, которые необходимы для работы когнитивных структур системы управления робота.

*Техника управления поведением* предполагает использование интеллектуальных методов для реализации координированного управления поведением робота в условиях неопределенности среды. Для нормального функционирования робота необходим полнофункциональный набор средств управления поведением.

Для речевого общения робота с людьми и роботами разрабатывается *система генерации речевых сообщений* со следующими предполагаемыми функциями:

- генерация сообщений из памяти в ответ на команды (ответчик);
- проговаривание текстовой информации (диктор);
- синтез сообщений в диалоге (собеседник).

Для управления роботом, функционирующим при отсутствии контактов с другими роботами, разрабатывается *система управления индивидуальным поведением* со следующими функциями:

- генерация плана действий в соответствии с заданием;
- создание в режиме обучения собственной модели объекта по интегрированной информации от датчиков и систем очувствления;
- обучение работе в соответствии со сформированной моделью;

- создание в режиме обучения модели среды (сцены) по интегрированной информации от системы бинокулярного зрения и тактильного очувствления;
- навигация с использованием построенной модели среды;
- управление поведением при исполнении плана целенаправленных действий робота;
- обучение действиям, основанное на наблюдении за подобными действиями;
- обучение навыкам выполнения специальных действий (например, игре с мячом).

Для управления роботом, функционирующим в коллективе роботов или людей, разрабатывается *система управления коллективным поведением* со следующими функциями:

- координация действий при выполнении работ в группе роботов;
- координация действий при контактах с людьми;
- обучение взаимодействию при работе в группе роботов;
- обучение взаимодействию с человеком;
- обучению взаимодействию в игре (предполагается использование робота в играх на Кубок Роботов – RoboCup).

*Техника управления движениями* предполагает использование методов координированного управления движениями частей тела робота (рук, ног, торса, шеи и головы).

Для управления телом робота с 28-ю степенями подвижности разрабатывается *система управления актуаторами* со следующими функциями:

- синхронизация и буферизация при взаимодействии с системой управления индивидуальным поведением (формирование очереди заданий на движения и обратных связей для коррекции внутренней модели робота);
- формирование координированных траекторий конечных элементов тела робота при отработке заданий на согласованные движения (ходьба, бег, прыжки и манипуляции с разными параметрами);
- определение заданий для степеней подвижности частей тела через функции инверсной кинематики;
- коррекция заданий для обеспечения устойчивости в малом (при малых силовых возмущениях, компенсируемых за счет движения стоп);

- коррекция заданий для обеспечения устойчивости в большом (при больших силовых возмущениях, компенсируемых за счет изменений позы тела робота);
- коррекция заданий для обеспечения устойчивости при отрыве от поверхности опоры (при прыжках с использованием системы пространственного положения);
- управление отработкой заданий приводами степеней подвижности с учетом динамики.

### Система управления гуманоидного робота

В перспективе антропоморфный робот АРНЭ должен трансформироваться в робот гуманоидного класса. Определяющими факторами такой трансформации являются улучшение конструкции робота (повышение гибкости, реактивности, разработка специальной энергетической установки и т. д.), а также обеспечение человекоподобного поведения робота в среде людей или себе подобных роботов. В плане второго фактора перспективным направлением является разработка системы управления для гуманоидного робота по типу искусственной нервной системы, о которой здесь уже говорилось. Поэтому архитектуру системы управления гуманоидного робота предполагается строить на основе многоагентной технологии и средств самоорганизации системы (рис. 14). При этом предполагается сохранить как базовую часть, рассмотренную ранее систему управления антропоморфного робота.

**Многоагентная технология** позволяет строить систему управления роботом, как набор внутренних (виртуальных) агентов, каждый из которых обеспечивает свой набор поведений, а совместная работа агентов позволяет реализовать рациональное поведение робота в текущей ситуации.

Используя такой подход, предлагается выделить следующие внутренние (виртуальные) **агенты** системы:

- агент «Слышу-Говорю», реализующий акустическое взаимодействие с объектами среды (акустическое восприятие и голосовое общение с людьми или другими роботами);
- агент «Вижу-Слышу-Говорю», реализующий зрительно-акустическое взаимодействие с объектами среды (зрительное и акустическое восприятие и общение);

- агент «Вижу-Перемещаюсь», реализующий зрительное восприятие и целенаправленные перемещения среди объектов среды;
- агент «Вижу-Манипулирую», реализующий зрительное восприятие и целенаправленные манипуляции объектами среды;
- агент «Слышу-Вижу-Координирую», реализующий зрительно-акустическое восприятие и координированное поведение при работе в группе роботов;
- агент «Безопасно-Контактирую», реализующий контроль безопасности и коррекции действий в опасных ситуациях при взаимодействии с людьми;
- агент «Слышу-Вижу-Учусь», реализующий зрительно-акустическое восприятие и обучение поведению в разных режимах.

В соответствии с многоагентной технологией и когнитивным подходом система управления ГР может быть реализована в виде коллектива из  $M$  когнитивных агентов, взаимодействующих по принципам кооперации или конкуренции. Такие агенты являются самостоятельными когнитивными системами, имеющими свои роли в коллективе агентов. Объединения агентов с разными ролями создают формации.

Пусть имеется коллектив агентов и набор ролей по числу агентов, которые могут им назначаться, т. е.:

$$CA = \{ca_1, \dots, ca_M\}; R = \{r_1, \dots, r_M\}, (r_i \neq r_j), \quad (18)$$

где  $ca_i$  —  $i$ -й агент,  $r_i$  —  $i$ -я роль. Формации являются компонентами, объединяющими роли из набора  $R$ , т. е.:

$$F = \{R, (U_1, \dots, U_K)\}; U_i \subset R: U = \{r_{i1}, \dots, r_{iK}\} (r_q \neq r_l), \quad (19)$$

где  $F$  — набор формаций,  $U_i$  —  $i$ -я формация, причем в каждой формации может быть выделена главная роль.

Отображение  $CA \rightarrow R$  может не определяться априорно, если когнитивные агенты гомогенны. Если в разные моменты времени жизни системы требуется организовать разные формации, роли могут перераспределяться (гибкие роли).

В качестве стратегий взаимодействия целесообразно использовать: Контрактный сетевой протокол (CNP — Contract Net Protocol), Торговую стратегию (NS — Negotiation Strategy) и т. п. Для многоагентных когнитивных систем хороший эффект дает кооперативная стратегия, основанная на



динамических социальных знаниях (DSK – Dynamical Social Knowledge), объединяющую CNP и NS [3]. Эта стратегия имеет две концепции: Contract Frame (CF) и DSK-base. CF состоит из элементов:

$$CF = \{goal(d_i), CA, alpha - cut, deadline(dl_i), contractset(c_1, \dots, c_m), winners\}, \quad (20)$$

где  $goal(d_i)$  – кооперативная задача для взаимодействующих агентов (цель); CA – группа агентов, участвующих в кооперативном процессе;  $alpha - cut$  – процедура выделения агентов, в которых открываются CF для цели;  $deadline(dl_i)$  – срок закрытия CF;  $contractset(c_1, \dots, c_m)$  – конечное число путей достижения цели;  $winners$  – один или группа победителей, которые захватывают CF.

В таком варианте кооперации каждая возможная цель описывается структурой данных, где запоминается набор контрактов, который решает целевую задачу (сценарий договоренностей). В течение процесса кооперации динамически строится DSK-база. Она используется, чтобы проводить торговлю, основанную на кооперации (NS-стратегию). Такая стратегия важна для открытых автономных многоагентных систем и может работать даже при большом числе когнитивных агентов.

**Средства самоорганизации** включают Модель системы и компонент Самоорганизация, которые обеспечивают автоматическое конфигурирование и настройку всей системы на решение задач управления конкретным вариантом робота.

*Модель системы* определяется исходно и конкретизируется под цели системы. Она должна содержать накопленную ко времени создания системы *генетическую информацию* о конфигурации системы, среде, поведенческих функциях и процессах, которые она должна реализовать. Эта информация используется в процессе самоорганизации всей системы (самосборки, самообучения и пр.) системами компонента *Самоорганизация*.

Процесс самоорганизации реализуется с помощью специальных средств компонента Самоорганизации. Здесь необходимы средства коррекции Модели системы для реконфигурации системы под новые цели, средства построения и коррекции Модели мира для настройки на среду, Модели поведения для настройки поведенческих функций и процессов, Модели робота для настройки актуаторных функций и процессов.

*Модель мира* образуется при начальном взаимодействии робота с объектами среды. Она содержит текущую и прогнозируемую статическую и

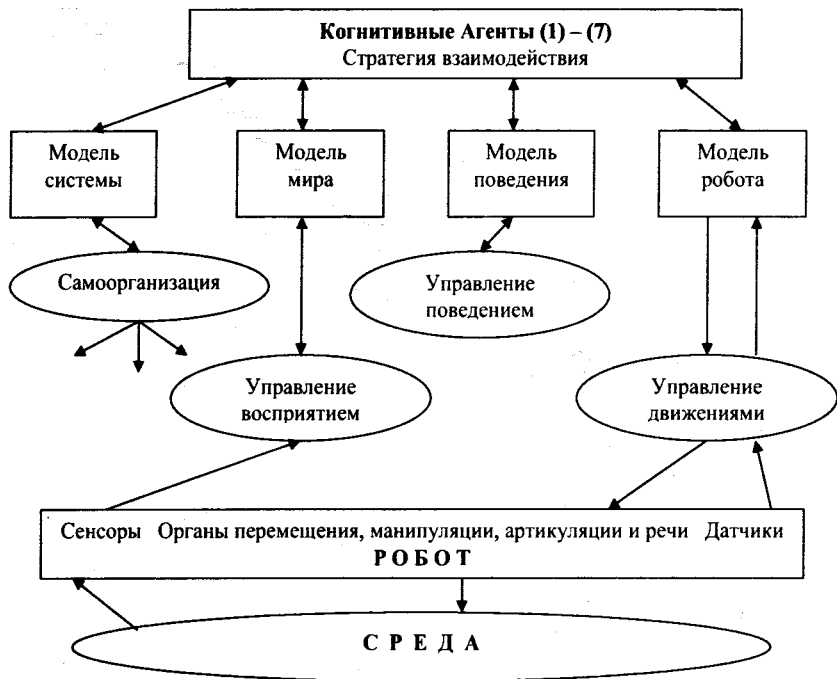


Рис. 14. Система управления гуманоидного робота

динамическую информацию о самом роботе, объектах среды и их отношениях. Такая информация в интегрированной форме получается в результате обработки многомодальной сенсорной информации системами компонента *Управление восприятием*. Интегрированная информация используется внутренними агентами системы в процессе выбора и реализации компонент поведения робота в текущей ситуации с прогнозированием последствий их реализации.

*Модель поведения* образуется при взаимодействиях робота с объектами среды в процессе целенаправленных действий. Она содержит набор поведений и отношений для их выбора в текущей ситуации. Эта информация используется внутренними агентами системы для организации индивидуального и коллективного поведения робота. Модель поведения используется также системами компонента *Управление поведением*, которые

исполняют поведения.

*Модель робота* образуется при начальном взаимодействии системы и «тела» робота. Система должна иметь изначально представление о теле робота, т. е. о его кинематике, динамике, датчиках и актуаторах, сенсорах и пр. При взаимодействии это представление конкретизируется путем настройки параметров. Эта информация о состоянии робота используется внутренними агентами системы при реализации всех управлений актуаторами робота с прогнозированием последствий их реализации. Модель робота используется системами компонента *Управление движениями*. На базе этой модели могут быть построены вспомогательные системы, обеспечивающие функционирование всей системы в целом: *Система управления энергетикой робота*, вырабатывающая действия по защите от перегрузок и подпитке источников энергии, и *Иммунная система*, защищающая программы системы управления от поражения вирусами, которые могут проникнуть через внешние каналы связи.

Рассмотренные проекты систем управления интеллектуальными роботами предполагается реализовать с использованием разработанной программной среды для конструирования когнитивных систем управления и агентов с реализацией когнитивных функций на сети нейрологических модулей. После разработки набора когнитивных функций предполагается использовать эту программную среду для создания когнитивных и актуаторных структур, а также когнитивной системы управления и когнитивных агентов в целом при разработке описанных здесь систем управления антропоморфного и гуманоидного роботов.

## Заключение

В настоящее время создан программный пакет COM Toolkit для разработки и моделирования нейрологических средств систем управления. Он основан на фундаментальной COM (Component Object Model) технологии и написан на языке C++. В пакете имеются средства проектирования нейрологических модулей, а также когнитивных и актуаторных структур на таких модулях с интервально-логическим, нечетко-логическим и вероятностно-логическим базисами. Все модули поддерживают грануляцию на входах. Моделирование показало, что наиболее предпочтительными для решения многих задач управления с адаптацией в реальном времени являются нейрологические модули с нечетко-логическим базисом, построенные на базе сетевой и кла-

стерной моделей. Разрабатываются также специальные обучаемые модули, которые более эффективны при использовании обучения с подкреплением.

Разработка и исследование антропоморфного робота АРНЭ с системой управления, построенной для отработки основных конструктивных и алгоритмических решений, показали необходимость использования обучаемых компонентов. Моделирование актуаторных и когнитивных структур, построенных на нейрологических средствах, в плане разработки перспективных вариантов систем управления робота АРНЭ показало их высокую эффективность. Так, на актуаторных уровнях нейрологические компоненты позволяют, например, решать в реальном времени задачи инверсной кинематики при управлении позами робота с одновременным изменением до 22-х степеней подвижности. Использование нейрологических средств позволяет, именно за счет обучения, значительно лучше решать задачи обеспечения устойчивости робота при больших возмущениях, а также оптимизации походки по критерию минимума расхода энергии. Применение нейрологических средств на верхних уровнях систем управления позволяет строить когнитивные структуры, обеспечивающие сложное поведение роботов, например, при обходе нескольких движущихся объектов.

Проведено моделирование с использованием нейрологических средств некоторых когнитивных структур перспективной системы управления гуманоидного робота. К ним относятся и когнитивные структуры, обеспечивающие работу ряда внутренних агентов системы, например, защиту от отказов, управление энергетикой, а также выполнение целевых задач (навигацию в среде с движущимися препятствиями, игру с мячом, собирание объектов пр.). Поведение роботов гуманоидного класса отрабатывается и исследуется на примере управления виртуальным роботом-футболистом в симуляционной среде соревнований RoboCup Soccer, проводимых с 1997 года среди университетов и фирм, занимающихся разработкой роботов игровых и промышленных применений. На основе этих исследований отрабатывается программное обеспечение гуманоидных роботов, позволяющее им играть в футбол в команде себе подобных и выступать в гуманоидной лиге RoboCup. Игровое применение такого робота позволит отработать управление сложными движениями и поведением в группе, что необходимо для его нормального использования в реальной среде с участием людей или других роботов.

Исследования программных агентов в различных виртуальных средах показали хороший эффект от использования нейрологических средств в агентах-спасателях (игровая среда RoboCup Rescue), а также в агентах-

пилотах (среда воздушного симулятора для отработки взаимодействий беспилотных летательных аппаратов при выполнении заданий в группе).

## Литература

1. Станкевич Л.А. Когнитивные нейрологические системы управления // *Проблемы нейрокибернетики* (Материалы XII Международной конференции по нейрокибернетике, Ростов-на-Дону, октябрь 1999), Ростов-на-Дону, 1999.
2. Станкевич Л.А. Многоагентные когнитивные нейрологические системы управления // IV Всероссийская конференция «*Нейрокомпьютеры и их применение*», НКП2000 (Москва, 16–18 февраля 2000), М., 2000.
3. Weiss G. (Ed.). *Multiagent Systems. A Modern Approach to Distributed Artificial Intelligence*. – The MIT Press, Cambridge, MA, London, UK, 1999.
4. Нильсон Н. Мобильный автомат, построенный с использованием принципов искусственного интеллекта // В сб. статей «*Интегральные роботы*» под ред. Г.Е. Поздняка, Мир, 1973.
5. URL: <http://androidworld.com>
6. Tevatia G. and Schaal S. Inverse Kinematics for Humanoid Robots // In Proceedings of *IEEE Int. Conference on Robotics and Automation (ICRA 2000)*, 2000.
7. Юревич Е.И. Основы робототехники. – М.: Машиностроение, 1985.
8. Станкевич Л.А., Лыпарь Ю.И. Когнитивные структуры в системах управления роботами // Материалы 13-й НТК «*Экстремальная робототехника*» (16–18 апреля 2002 г.), Изд-во СПбГТУ, СПб, 2002.
9. Станкевич Л.А. Искусственная нервная система гуманоидного робота // Труды Юбилейной международной конференции по нейрокибернетике (Ростов-на-Дону, 25–28 сентября 2002), Ростов-на-Дону, 2002.
10. Соболев П. В журнале «Компьютерра», 21 октября 2003, №40(515).
11. Albus D. *Brain Behavior and Robotics*. BYTE Books, 1987.
12. Zadeh L. Towards a Theory of Fuzzy Information Granulations its Centrality to Human Reasoning and Fuzzy Logic // *Fuzzy Set and Systems*, vol. 90, 1997.
13. Barto A. and Sutton R. *Reinforcement Learning: An Introduction*. – The MIT Press, 1998.
14. Сазо П. Когнитивная психология. – М.: Мир, 1967.
15. Шенерд Г. Нейробиология. Том 1. – М.: Мир, 1987.
16. Hayes-Roth B. An Architecture for Adaptive Intelligent Systems // *Artificial Intelligence*, vol.72, 1995, pp. 325–365.

17. *Anderson J.* The Architecture of Cognition. – Harvard University Press, Cambridge, MA, 1983.
18. *Laird J. et al.* Soar: An Architecture for general intelligence // *Artificial Intelligence*, 33(1): 1-64, 1987.
19. *Bratman M.* Intention, Plans, and Practical Reasoning. – Harvard University Press: Cambridge, MA, 1987.
20. *Котенко И. В., Станкевич Л. А.* Командная работа агентов в реальном времени // *Новости искусственного интеллекта*, №3 (57), 2003.

**Лев Александрович СТАНКЕВИЧ**, кандидат технических наук, профессор Санкт-Петербургского политехнического университета, начальник лаборатории моделирования и управления сектора робототехники ОАО «Новая ЭРА». Научные интересы — интеллектуальное управление, когнитивные системы, нейробиологические средства, многоагентные системы управления, футбол роботов, гуманоидные роботы. Автор более 100 печатных работ, 4 учебных пособий и 1 монографии. Организатор команд по футболу роботов и участник чемпионатов мира по футболу роботов (RoboCup) в симуляционной лиге. Является одним из организаторов создания первого в России гуманоидного робота APHE.