

- [6] Воронков Г.С., Рабинович З.Т. *Сенсорная и языковая системы - две формы представления знаний*. Новости искусственного интеллекта. 2, 1993, 116-124.
- [7] Воронков Г.С., Чечкин А.В. *Нейронные семиотические системы как интеллектуальные среды*. КИИ-96 - пятая национальная конференция с международным участием "Искусственный интеллект - 96" Казань, 5-11 октября 1996. Сборник научных трудов трех томов Казань 1996. том 1, 26-35.
- [8] Чечкин А.В. *Математическая информатика*. М.: Наука, 1991, 412.
- [9] Чечкин А.В. *Ультрамедиа - новое направление в развитии искусственного интеллекта*. Журнал. Интеллектуальные системы. М. 1996, 73-80.
- [10] Alexander V. Chechkin *Ultramedia - the new type of intellectual systems*. Tenth International Conference on Mathematical and Computer Modelling and Scientific Computing, 5-8 July, 1995. Boston, USA.
- [11] Alexander V. Chechkin *Self-organization and selfteaching in intellectual medium*. International Conference on SelfOrganization on Complex Structures. 24-28 september. 1995, Berlin. Germany.

О моделировании быстрых интеллектуальных процессов обыденного мышления *

О.П. Кузнецов

1 Введение

Современные подходы искусственного интеллекта, основанные на компьютерной парадигме, т.е. на алгоритмической обработке символьных данных, постепенно исчерпывают свои возможности. Зайдя в тупик непреодолимых вычислительных сложностей, они так и не сумели раскрыть тайну высокой эффективности медленного мозга, т.е. его умения несмотря на крайне низкую по сравнению с ЭВМ скорость процессов в нервных сетях - решать некоторые сложные интеллектуальные задачи (узнавание, ориентирование в реальных ситуациях, речевое поведение и т.д.) гораздо быстрее, чем это делают компьютерные методы. Такая эффективность мозга, проявляющаяся прежде всего в ситуациях обыденного мышления, свидетельствует о том, что организация информационных структур и процессов обыденного мышления существенно отличается от организации компьютерных процедур. Исследование этих особенностей и создание на их основе информационных моделей могло бы, на наш взгляд, значительно расширить возможности интеллектуальных систем и повысить их эффективность.

Такие исследования естественно проводить "снизу", на уровне микроструктур, строя различные модели "некомпьютерных" представлений информации и их обработки в нейронных сетях. Здесь будет описан один из возможных подходов к построению таких моделей, названный

* Работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (грант 96-01-00819).

псевдооптическим. Однако информационные проблемы, связанные с обыденным мышлением, полезно исследовать и "сверху": оставив в стороне традиционные психологические подходы, можно попытаться рассматривать обыденное мышление как систему, основанную на знаниях (когнитивную систему), использующую и модифицирующую свои знания в ходе взаимодействия с другими когнитивными системами. Некоторые соображения по этому поводу будут изложены во второй части статьи.

2 Псевдооптические нейронные сети - модель интерферирующего нейрона

В статье [1] были сформулированы некоторые информационные принципы, отсутствующие в компьютерной парадигме, но, по-видимому, присущие информатике мозга. Эти принципы заключаются в следующем:

- 1) Использование несимвольных, аналоговых представлений информации. Именно такие представления позволяют в адекватных терминах говорить о нечеткости, яркости, устойчивости и других характеристиках, присущих информационным структурам мозга.
- 2) Наличие механизмов, работающих со сходством вместо тождества и связанных с эффектами размывания и обострения образов.
- 3) Малая глубина информационных процессов в сочетании с высоким уровнем параллелизма. Только такое сочетание способно обеспечить высокую скорость получения результата при малой скорости самих процессов. Эффективность дискретного (компьютерного) параллелизма ограничена сложностью управления и борьбой с коллизиями. Этот недостаток лишен аналоговый параллелизм со свойствами линейных систем, при котором запись в память не стирает предыдущую запись, а накладывается на нее, что при чтении позволяет эти записи разделить.
- 4) Распределенность информации: локально хранится и считывается глобально. Иначе говоря, то, что на входе и выходе воспринимается как локальная единица информации, может храниться в большой зоне памяти (в которой одновременно хранится и другая информация) и, следовательно, может быть считано только при глобальной обработке этой

информации. При небольших объемах информации такая организация памяти будет не слишком эффективной, поскольку она предполагает большое число связей между элементами (по типу "каждый с каждым"). Но и в этом случае она может оказаться оправданной из-за высокой надежности хранения: повреждение небольшой части зоны памяти повреждает лишь небольшую часть записей, необходимых для воспроизведения любой единицы информации. При увеличении объемов хранимой информации эффективность распределенных схем будет возрастать.

5) Параметричность модели: информационные свойства модели должны зависеть не только от ее архитектуры, но и от легко изменяемых непрерывных параметров, модификация которых позволяет менять свойства модели без перестройки связей между элементами.

Предлагаемая ниже модель нейронной сети ориентирована на реализацию этих требований.

На протяжении последних десятилетий различными исследователями [2] - [5] высказывалась гипотеза о сходстве процессов получения и считывания изображений в оптической голографии со многими информационными процессами мозга. В работах [6, 7, 1] был предложен конструктивный подход к реализации этой гипотезы, который опирается на новую модель нейрона, названного интерферирующим. В сетях из таких нейронов можно моделировать различные оптические, и, в частности, голографические эффекты. Поэтому они названы псевдооптическими нейронными сетями (ПНС).

Интерферирующий нейрон N имеет m_N входов, q_N выходов и характеризуется тремя положительными действительными числами: порогом P_N , выходной интенсивностью I_N и потенциалом $U_N(t)$, зависящим от времени и не превышающим порога. Нейрон может находиться в пассивном (воспринимающем) или активном (генерирующем) состоянии. Нейроны соединены однонаправленными волокнами, имеющими две характеристики: длину d и скорость v прохождения сигналов. Сигнал S_i длительности τ_i - это функция $S_i(t) = I_i s_i(t)$, определенная на интервале длины τ_i , где $s_i(t)$ - периодическая функция с частотой ν_i , а I_i - константа, называемая интенсивностью сигнала. Пример функции s_i - функция $s_i(t) = \sin 2\pi\nu(t - t_1)$, $t_1 = \text{const}$. Для дальнейшего конкретный вид функции s_i несущественен, и сигнал S_i полностью определяется тройкой параметров (I_i, ν_i, τ_i) . Сигнал S_i возникает в точке волокна в момент t_{1i} и оканчивается в момент $t_{0i} = t_{1i} + \tau_i$, если в этой точке

функция S_i определена на интервале $\square t_{1i}, t_{0i} \square$. Если в начальной точке волокна сигнал S_i возник в момент t_{1i} , то в конечной точке возникнет в момент $t_{1i} + d/v$. Для сигнала S_i , распространяющегося со скоростью v , введем понятие длины волны $\lambda_i = v/\nu_i$. Предполагается, что все сигналы, поступающие на вход одного нейрона, имеют одинаковую частоту ν . Если на входе N в момент t_{1i} возник сигнал S_i , а на другом входе в момент t_{1j} возник сигнал S_j , то величину

$$(1) \quad \varphi_{ij} = 2\pi\nu(t_{1j} - t_{1i})$$

назовем разностью фаз между S_i и S_j на входе N . Состоянием входов нейрона в момент t называется вектор $\sigma(t) = (I_1(t), \dots, I_m(t))$, где $I_j(t) = 0$, если на j -м входе нет сигнала в момент t , и $I_j(t) = I_j$, если на нем есть сигнал с интенсивностью I_j .

Величину $I(t)$, вычисляемую по формуле

$$(2) \quad I(t) = \sum_{i=1}^m I_i t + 2 \sum_{i,j \leq m} \sqrt{I_i(t)I_j(t)} \cos \varphi_{ij}$$

(вторая сумма берется по всем неупорядоченным парам (i, j) , $i \neq j$) назовем суммарной входной интенсивностью в момент t .

Нейрон функционирует следующим образом. Пусть в момент t нейрон N пассивен и имеет потенциал $U_N(t)$, состояние входов (I_1, \dots, I_m) на отрезке $\square t, t' \square$ постоянно, I - суммарная интенсивность. Тогда 1) если $U_N(t) + I\nu(t' - t) < P_N$, то

$$(3) \quad U_N(t') = U_N(t) + I\nu(t' - t);$$

2) в противном случае существует момент t^* , $t < t^* < t'$, такой, что $U_N(t) + I\nu(t^* - t) = P_N$; в момент t^* нейрон становится активным, и на каждом из его q_N выходов возникает сигнал $S_N = (I_N/q_N, \nu, \tau_N)$, где

$$(4) \quad \tau_N = \frac{P_N}{I_N\nu}$$

(время разряда равно времени заряда от сигнала с теми же параметрами). В момент $t^* + \tau_N$ нейрон снова переходит в пассивное состояние $U_N(t^* + \tau_N) = 0$.

Определенное выше функционирование нейрона опирается на формулу (2), которая предполагает, что на данном отрезке времени существует фиксированное число входных сигналов. Однако на входах нейрона в разные моменты времени существуют разные сигналы; каждый сигнал S_i возникает в некоторый момент t_{1i} , заканчивается в момент t_{0i} и имеет длительность $\tau_i = t_{0i} - t_{1i}$.

Для произвольного временного интервала справедливо следующее утверждение, названное в [6, 1] теоремой интерференции.

Теорема. Если на интервале $\square t, t' \square$ на вход нейрона N поступило m сигналов и потенциал U_N не превысил порога, то

$$(5) \quad U_N(t + t') = U_N(t) + \nu \left(\sum_{i \leq m} \sum_{j \leq m} \sqrt{I_i I_j} \cos \varphi_{ij} \tau_{ij} \right)$$

где i и j независимо принимают все значения от 1 до m и, следовательно, сумма содержит и пару (i, j) , и пару (j, i) .

Величина τ_{ij} - это время совместного сосуществования сигналов S_i и S_j . Ее можно выразить через разность фаз. Так как для пар (i, j) и (j, i) τ_{ij} одинаково, для расчета можно выбрать пару с положительной разностью фаз. Пусть $\varphi_{ij} \geq 0$ и $t_{1j} \geq t_{1i}$. Тогда $\tau_{ij} = 0$, если сигнал S_i закончился раньше, чем начался S_j , т.е. $t_{1j} > t_{0i}$ и $\varphi_{ij} > 2\pi\nu\tau_i$. Для $\tau_{ij} > 0$ возможны два случая:

$$(6) \quad \tau_{ij} = \begin{cases} \tau_i - \frac{\varphi_{ij}}{2\pi\nu} & \text{(в силу (1)), если } t_{0j} \geq t_{0i}, \\ \tau_j, & \text{если } t_{0j} < t_{0i}. \end{cases}$$

причем $0 \leq \varphi_{ij} \leq 2\pi\nu\tau$.

Если все длительности сигналов одинаковы и равны τ , из $t_{1j} > t_{1i}$ следует $t_{0j} > t_{0i}$ и второй случай в (6) невозможен, т.е. $\tau_{ij} = \tau - \frac{\varphi_{ij}}{2\pi\nu}$. Если, кроме того, все интенсивности входных сигналов равны I , то в условиях теоремы

$$(7) \quad U_N(t + t') = U_N(t) + I\nu \left(\sum_{i \leq m} \sum_{j \leq m} \left(\tau - \frac{\varphi_{ij}}{2\pi\nu} \right) \cos \varphi_{ij} \right),$$

где сумма берется по всем i, j , таким, что $|\varphi_{ij}| \leq 2\pi\nu\tau$.

Из свойств интерферирующего нейрона видно, что в поведении ПНС важную роль должны играть фазовые соотношения времен поступления

сигналов на входы нейронов сети. Модели ПНС, в которых эти времена определяются только временем распространения сигнала по волоку и временем дозаряда потенциала нейрона до порога, называются геометрическими. Модели, в которых эти времена зависят от задержек в синапсах нейронов, называются синаптическими.

3 Запись и восстановление информации в псевдооптических сетях

Все геометрические модели нейронной голографии основаны на общей схеме, содержащей слой-источник A , слой B , в котором размещается образ-объект, изображаемый распределением потенциалов его нейронов (чем ближе к порогу потенциал нейрона, тем "светлее" соответствующая точка образа), слой C (голограмма), в котором в результате интерференции сигналов от A и B возникает распределение потенциалов, являющееся голографической записью информации об образе A и слой D , в котором после "освещения" голограммы C источником восстанавливается образ B . Каждый слой - это множество нейронов одинаковыми параметрами, расположенных на некоторой поверхности на равном расстоянии друг от друга. Связи между слоями в разных моделях могут различаться, но в любом случае выходы A и B должны быть связаны со входами C , а выходы C - со входами D . Скорости частоты сигналов во всей сети одинаковы. Главная задача при выборе параметров модели - получение в D образа, "похожего" на образ в B .

В прямолинейных геометрических сетях все слои - это прямолинейные отрезки, расположенные на плоскости. Слой C лежит на оси абсцисс, а самый левый нейрон - в начале координат. Рассмотрим класс прямолинейных сетей, в которых удается получить отчетливые голографические эффекты для образов, содержащих несколько точек. Сети этого класса характеризуются тем, что:

- 1) все слои параллельны;
- 2) слои A и B находятся на одинаковом расстоянии r от слоя C , т.е. на одной прямой;
- 3) источник A имеет те же размеры, что и слой C , и излучает плоскую волну, т.е. волну, для которой волновой фронт в двумерном про-

странстве (именно этот случай и рассматривается) представляет собой прямую. Нейрон A_i соединен только с нейроном C_i .

Введем следующие обозначения и соглашения: расстояние от D до C также равно r ; число нейронов в A , C и D одинаково и равно n ; нейроны пронумерованы от 0 до $n-1$; расстояния между нейронами в A , C и D также одинаковы и равны e ; проекция на C совпадает с C_0 . Анализ проведем для случая, когда слой B состоит из одной точки, проекция которой на C совпадает с C_{n-1} (рис.1). Все расстояния измеряются числом волн, что равносильно $\lambda = 1$.

Другие обозначения: b_i - расстояние от B_0 до C_i ; $b_i = \sqrt{r^2 + (n-1-i)^2 e^2}$; в частности, $b_{n-1} = r$; d_{il} - расстояние от C_i до D_l ; P_A, P_B, P_C - пороги, I_A, I_B, I_C - интенсивности, q_A, q_B, q_C - числа выходов нейронов слоев A, B, C , соответственно, причем $q_A = 1, q_B = q_C = n$; нейроны слоя C имеют 2 входа, нейроны слоя D - n входов; U_{C_i} - потенциал нейрона C_i ; U_{D_l} - потенциал нейрона D_l . В начальный момент $t_{C_i} = U_{D_l} = 0$.

При записи голограммы сигналы S_A и S_B инициируются одновременно. Вычислим разность фаз φ_i в точке C_i между сигналами S_A и S_B , используя формулу (1). Так как скорость прохождения сигналов $v = \lambda \nu$, а $\lambda = 1$, то $t_{1A} = \frac{r}{\nu}$, $t_{1B_i} = \frac{b_i}{\nu}$, где t_{1A} и t_{1B_i} - моменты прихода в C_i сигналов S_A и S_B , соответственно. Поэтому разность фаз φ_{AB_i} между этими сигналами в точке C_i равна $\varphi_{AB_i} = 2\pi(b_i - r)$. Если считать, что b_i - целое число, то $\cos \varphi_{AB_i} = \cos 2\pi b_i$.

Потенциал U_{C_i} вычисляется по формуле (5) для $m = 2$:

$$(4) \quad U_{C_i} = \nu(I_A \tau_A + \frac{I_B}{q_B} \tau_B + 2\sqrt{\frac{I_A I_B}{q_B}} \tau_{AB_i} \cos \varphi_{AB_i}).$$

Здесь τ_{AB_i} - время одновременного существования сигналов S_A и S_B в точке C_i . Так как голограмма C должна содержать как можно более полную информацию об объекте B , желательно, чтобы S_B полностью проинтерферировал с S_A в любой точке C , т.е. чтобы $\tau_{AB_i} = \tau_B$ для любого i . Это равенство верно, если

1. $t_{1A} \leq t_{1B_i}$ (для данного класса схем это верно всегда);
2. $t_{0A} \geq t_{0B_0}$ (в C_0 S_A заканчивается не раньше S_B).

Условие 2 равносильно условию $t_{1A} + \tau_A \geq t_{1B0} + \tau_B$, что дает неравенство

$$\frac{r}{\nu} + \frac{P_A}{I_A \nu} \geq \frac{b_i}{\nu} + \frac{P_B}{I_B \nu},$$

которое перепишем в виде

$$\frac{P_A}{I_A} - \frac{P_B}{I_B} \geq b_i - r.$$

При выполнении условия 2 формула (8) с учетом (4) принимает вид:

$$(9) \quad U_{C_i} = P_A + \frac{P_B}{q_B} + 2\sqrt{\frac{I_A I_B}{q_B}} \frac{P_B}{I_B} \cos 2\pi b_i.$$

При анализе поведения сети параметры нейрона и величины, зависящие только от них, можно считать константами. Положив $P_A + \frac{P_B}{q_B} = P$ и $2\sqrt{\frac{I_A I_B}{q_B}} \frac{P_B}{I_B} = K$, получим:

$$(10) \quad U_{C_i} = P + K \cos 2\pi b_i = P + K \cos 2\pi \sqrt{r^2 + (n-1-i)^2 \epsilon^2}$$

Процесс восстановления заключается в том, что плоская волна освещает все нейроны слоя C . Нейрон C_i дозаряжается до порога за время $\frac{P_C - U_{C_i}}{I_A \nu}$, после чего генерирует выходной сигнал, идущий во все точки D_l слоя D . Время прохождения сигнала от A через C_i до D_l равно $\tau_{il} = \frac{r}{\nu} + \frac{P_C - U_{C_i}}{I_A \nu} + \frac{d_{il}}{\nu}$, а разность фаз ψ_{ijl} между сигналами из C_i и C_j в точке D_l равна $\psi_{ijl} = 2\pi\nu(\tau_{jl} - \tau_{il}) = 2\pi(d_{jl} - d_{il} - \frac{U_{C_j} - U_{C_i}}{I_A})$, причем $d_{il} = \sqrt{r^2 + (l-i)^2 \epsilon^2} = \sqrt{r^2 + (n-1-(n-1-l+i))^2 \epsilon^2} = b_{n-1-l+i}$. В частности, $d_{i,n-1} = b_i$. Поэтому, учитывая (10), имеем:

$$(11) \quad \begin{aligned} \psi_{ijl} &= 2\pi(d_{jl} - d_{il} - \frac{K}{I_A}(\cos 2\pi b_j - \cos 2\pi b_i)), \\ \psi_{ij,n-1} &= 2\pi(b_j - b_i - \frac{K}{I_A}(\cos 2\pi b_j - \cos 2\pi b_i)) \end{aligned}$$

Потенциалы U_{D_l} слоя D вычисляются по формуле (7), где $I = \frac{I_C}{q_C}$, $\tau = \frac{P_C}{I_C \nu}$. Это дает:

$$(12) \quad U_{D_l} = \frac{I_C}{q_C} \left(\sum_{i < n} \sum_{j < n} \left(\frac{P_C}{I_C} - \frac{\psi_{ijl}}{2\pi} \right) \cos \psi_{ijl} \right),$$

где суммы берутся по всем i, j таким, что $\psi_{ijl} \leq 2\pi\nu\tau$.

Образ восстановленной точки при данных r и ϵ отчетливо начинает проявляться, начиная примерно с $n = 120$, после чего качество восстановления монотонно улучшается с ростом n . На рис.2 показан результат восстановления для $n = 201$. Восстановление образа, состоящего более чем из одной точки, требует большего числа нейронов при той же длине слоев C и D , т.е. большей плотности нейронов в слоях. Восстановление образа из трех точек при $r = 1500$, $n = 501$, $\epsilon = 1$ показано на рис.3.

В геометрических моделях наглядно моделируются различные оптические явления. Например, преломление лучей (т.е. изменение угла наклона волнового фронта при переходе из одной среды в другую) в оптике связано с различием скоростей света в этих средах. При моделировании преломления в ПНС границей двух сред служит нейронный слой, для которого скорость сигналов в выходных волокнах отличается от скорости во входных волокнах.

В ПНС можно смоделировать линзу с любым фокусным расстоянием r_f . Линза моделируется прямолинейным слоем, а ее толщина в разных точках - разностью между порогом и потенциалом в соответствующих нейронах: чем меньше эта разность, тем меньше задержка при прохождении сигнала через нейрон, что соответствует меньшей толщине линзы в данной точке. Структура сети - та же, что и выше, с тем отличием, что слой B отсутствует, а расстояние между A и C несущественно. Слой A генерирует плоскую волну, падающую на слой C , играющий роль линзы. Слой D параллелен C и находится в фокальной плоскости линзы, т.е. на расстоянии r_f от нее. Величины ϵ и n , а также соглашения о нумерации и параметрах нейронов - те же, что и выше. Центральная точка (в слое D - это фокус) имеет номер $f = (n-1)/2$, поэтому n удобно выбирать нечетным. Нейрон A_i слоя A ($i = 0, \dots, n-1$), соединен только с нейроном C_i слоя C . Нейроны слоев C и D соединены по принципу "каждый с каждым".

Распределение потенциалов U_{C_i} в слое C , при котором все сигналы от C после освещения его плоской волной из A придут в точку D_f в одной и той же фазе, вычисляется по формуле $U_{C_i} = \frac{I_A}{\lambda} \sqrt{r_f^2 + (f-i)^2 \epsilon^2 - Q}$, где Q - положительная константа. Если $Q = r$, то $U_{C_f} = 0$. Распределение потенциалов в слое D (модель освещенности в фокальной плоскости) показано на рис.4.

4 О знаниях, основанных не на истине

В основе современных систем, основанных на знаниях (когнитивных систем), лежит неявное предположение о том, что знания должны быть истинными, а методы их обработки - логическими, т.е. сохраняющими истинность. Для естественного интеллекта это справедливо лишь в случаях профессиональной умственной деятельности (скажем, ученого, юриста, законодателя). Но за пределами профессиональной сферы и логически тренированный мозг часто мыслит не по законам логики. И это вполне объяснимо. Логические процедуры медленны даже при их компьютерной реализации; попытки опереться на них в реальных бытовых ситуациях, требующих быстрых решений, могут привести к поведению, не успевающему за потоком событий. Поэтому быстрые процессы обыденного мышления не могут быть основаны только на истинных и сохраняющих ее логических процедурах.

С этим обстоятельством связан еще один, в общем-то известный, но слабо учитываемый в исследованиях по искусственному интеллекту факт: обыденное мышление слабо чувствительно к противоречиям, если они проявляются более, чем за 2-3 шага. Это также объясняется тем, что обыденное рассуждение опирается не только на истину. Для него не менее (а, может быть, и более) важна опора на "хорошие" (в смысле гештальт-психологии - см., например, [8]) структуры - "центрированные", устойчивые и т.д. Типичная для обыденного мышления тенденция к излишнему упрощению говорит о том, что ощущение устойчивости, легче достигаемое в простых структурах, часто оказывается предпочтительнее логической обоснованности. Истинность - это лишь один из видов ценности знания, способствующий его устойчивости. Принятое однажды суждение в дальнейшем всячески (в том числе и не логическими методами) защищается от опровержения. Часто можно наблюдать, как человек, отстаивающий свои суждения, охотно пользуется даже сомнительными аргументами в их пользу и стремится отвергнуть все, что им не соответствует. Знания, извлекаемые из личного опыта, по большей части хранятся в невербализованной, несимвольной форме, в этой форме они обычно и используются. Механизмы такого использования знаний не являются логическими и не гарантируют истинность суждений, получаемых на их основе. Однако они могут быть весьма эффективными в повседневной практической деятельности.

Таким образом, если рассматривать обыденное мышление как когнитивную систему, то необходимо заново рассмотреть само понятие знания. При "истинностном" подходе когнитивная система (КС) стремится иметь истинные знания: процедуры корректировки и пополнения знаний направлены на то, чтобы общий уровень истинности и логической обоснованности хранимых в ней знаний монотонно возрастал. Таковы естественные требования к знаниям в любой научной области или прикладной экспертной системе. При более широком, "неистинностном" подходе знание - это любая информация, которую КС использует в своей деятельности. Деятельность КС - это ее взаимодействие с другими КС. При этом происходит обмен информацией, в результате чего знания КС корректируются и пополняются. Каждая КС имеет свои собственные механизмы корректировки и свои критерии полезности информации, причем в "плохих" случаях эти механизмы могут не быть согласованы ни между собой, ни с объективной полезностью для КС (скажем, с критерием выживания), т.е. КС может корректировать знания себе же во вред.

В рамки такой схемы укладывается и взаимодействие исследователя с природой, которую также можно рассматривать как КС, умеющую правильно отвечать на хорошо поставленные вопросы - хотя в это взаимодействие неизбежно вмешиваются другие КС (парадигмы научной среды, бытовые особенности окружения, в котором работает ученый и т.д.). В то же время с помощью такой схемы можно описывать информационные взаимодействия, не ориентированные на получение истинных знаний: сопротивление "новым веяниям" без желания рассматривать их полезность, влияние недобросовестного учителя, нетерпимость к "чужому" внутри различных социальных групп, различные формы манипулирования сознанием, да и обычное поведение в меру невежественного человека в различных ситуациях. Такого рода личностные и групповые взаимодействия давно изучаются в социальных науках, где основное внимание уделяется социальным и психологическим факторам. В предлагаемой схеме выделяются чисто информационные аспекты взаимодействия и работы со знаниями.

Различные модели взаимодействия систем, обменивающихся информацией и модифицирующих свое поведение в ходе этого обмена по некоторым критериям целесообразности, давно известны в информатике. Еще более 30 лет назад М.Л.Цетлиным была предложена модель кол-

лективного поведения автоматов. Почти одновременно появились близкие к ней модели игр автоматов (обзор этих моделей имеется, например, в [9]). В этих моделях основной интерес представлял тот факт, что коллектив весьма простых структур при взаимодействии способен обнаруживать довольно разумное поведение. В последнее время активно ведутся исследования по моделям распределенного искусственного интеллекта [10] и многоагентных систем [11], в которых взаимодействующие системы (агенты) имеют сложную информационную структуру и обладают средствами работы со знаниями. Такие модели могли бы использоваться для исследования обыденного мышления. Однако необходимо отметить следующее. Указанные модели, как правило, ориентированы на решение определенного круга задач и в соответствии с этим имеют явно или неявно заданные извне критерии целесообразности, на основе которых они модифицируют свои знания и поведение. Обыденное мышление имеет дело с крайне широким и заранее неизвестным кругом задач, причем оценочные критерии успешности поведения являются внутренними и сами могут эволюционировать. Эти критерии - ввиду указанной широты их применения - неизбежно должны носить более общий и упрощенный (для быстрых решений) характер; но зато в силу этих же причин они, как уже отмечалось выше, не всегда соответствуют объективной целесообразности. Кроме того, они, как и знания обыденного мышления, присутствуют в нем по большей части в невербальной форме. Совокупность этих критериев следовало бы называть - как это принято в психологии - системой мотивации поведения. Интересные соображения о роли системы мотивации в естественном интеллекте и в процессах его эволюции содержатся в [12].

5 Заключение

Голографические механизмы записи и считывания информации, описанные в п.3, показывают, что в псевдооптической нейронной структуре возможны быстрые несимвольные информационные процессы. Высокая скорость достигается здесь не за счет скорости процессов в нейронах и межнейронных связях, а за счет максимального параллелизма, в котором отсутствует внешнее управление, и малой глубины. При восстановлении информации в слое D происходит естественное размывание

исходного образа (появление ненулевых потенциалов в точках, отличных от восстанавливаемой, на рис.2; неодинаковая величина потенциалов восстановленных точек на рис.3). С другой стороны, возможен и обратный процесс - обострение образов. Если для нейронов слоя D положить порог ниже потенциалов восстановленных точек (см. рис.3), то на выходе D число выданных сигналов ("сработавших" нейронов) будет равно числу точек исходного образа - иначе говоря, восстановленный образ снова становится дискретным. Кроме того, такое восстановление игнорирует несущественные различия в величинах потенциалов, т.е. на близкие образы слой D реагирует одинаково и, следовательно, производит классификацию образов по их сходству. Наконец, если голограмму в C осветить не опорным источником A а образом-объектом B , то в силу обратимости опорного источника и объекта восстановится источник A . Это будет означать, что произошло узнавание: образ распознан как принадлежащий к классу, представитель которого записан в голограмме C . Такое узнавание не требует обучения и служит примером быстрого интеллектуального процесса.

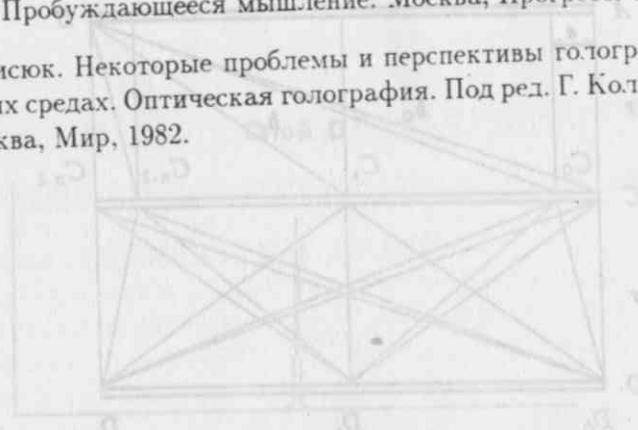
Каким образом быстрые процессы в ПНС могли бы быть использованы в когнитивных системах? Здесь, на наш взгляд, решающую роль должны играть вопросы представления знаний. Знание может использоваться в быстром процессе, только если оно представлено в виде, пригодном для быстрого считывания. "При решении проблемы когнитивная переработка воспринимаемой информации определяется требованиями, предъявляемыми к способу представления проблемной ситуации. Нужна предварительная обработка информации в зависимости от мотивов и целей. Результаты этой обработки служат "базой данных" для процессов собственно решения проблемы. Чем обозримее представлена ситуация, тем легче найти решение в смысле меньшего количества когнитивных усилий. Умного отличает то, что он может схватить ситуацию в целом, увидеть путь к успеху там, где для остальных решение скрыто множеством не связанных фактов и обстоятельств" [12]. Эта мысль, в частности, связана с формализацией проблемы понимания. На интуитивном уровне ясно, что знать не всегда означает понимать. Понимание как раз и означает целостное владение проблемой, умение быстро вовлечь в работу все знания, относящиеся к проблеме. Это можно рассматривать как наличие в когнитивной системе единого образа проблемной ситуации и соответствующих знаний, также представленных в виде

быстро считываемых образов. При такой организации знаний нужны механизмы ассоциативного поиска релевантных образов. Возможности их организации с помощью голографических методов уже отмечалась в литературе (см., например, [13]).

Список литературы

- [1] О.П. Кузнецов. Неклассические парадигмы в искусственном интеллекте. Теория и системы управления, (1995). 5. 3-23.
- [2] P.J. van Heerden. The Foundation of Empirical Knowledge. N.V. Uitgeverij Wistik-Wassenaar, Netherland. 1968.
- [3] D. Gabor. Associative Holographical Memories. IBM J. research and development. (1969) 13, n.2, 156-159.
- [4] К. Прибрам. Языки мозга.- Москва, Прогресс. 1975.
- [5] М. Арбиб. Метафорический мозг.- Москва, Мир. 1976.
- [6] О.П. Кузнецов. Голографические модели обработки информации в нейронных сетях. Докл. АН, (1992), 324, 3, 537-540.
- [7] О.П. Кузнецов. Модели голографических процессов обработки информации в нейронных сетях. Автоматика и телемеханика. (1993), 7, 160-172.
- [8] М. Вертгеймер. Продуктивное мышление. Москва, Прогресс, 1987.
- [9] В.И. Варшавский, Д.А. Поспелов. Оркестр играет без дирижера. Москва, Наука, 1984.
- [10] Generalized AI//Proc. First Europ. Workshop on Modelling Autonomous Agents in a Multi-Agent World. Eds. Y. Demazeau and J.-P. MullerP. - Cambridge, Elsevier Scientific Publishers, 1990.
- [11] В.И. Городецкий. Многоагентные системы: современное состояние исследований и перспективы применения. Новости искусственного интеллекта, (1996), 1.

- [12] Ф. Кликс. Пробуждающееся мышление. Москва, Прогресс. 1983.
- [13] Ю.Н. Денисюк. Некоторые проблемы и перспективы голографии в трехмерных средах. Оптическая голография. Под ред. Г. Колфилда. Т.2. - Москва, Мир, 1982.



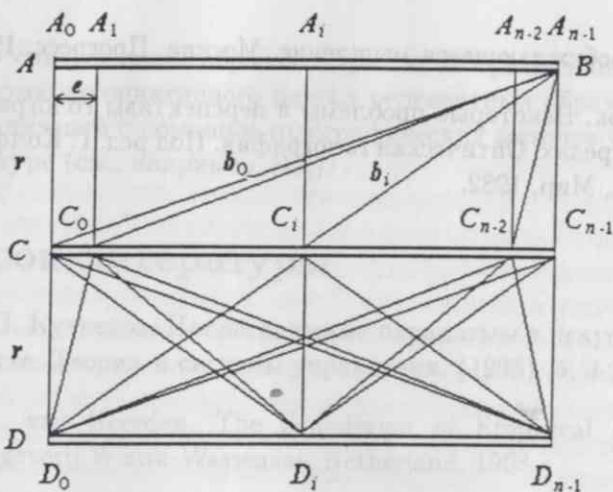


Рис. 1.

Слой D

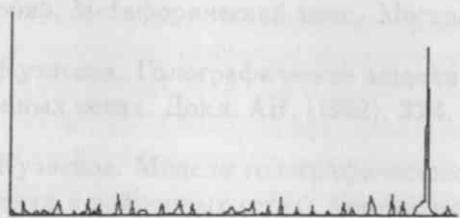


Рис. 2

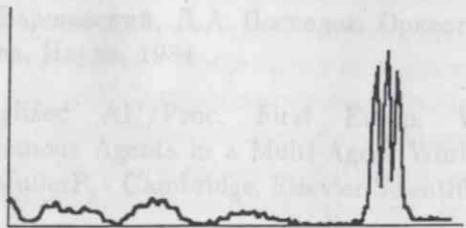


Рис. 3

Современные суперкомпьютеры, как системы массового параллелизма обработки данных

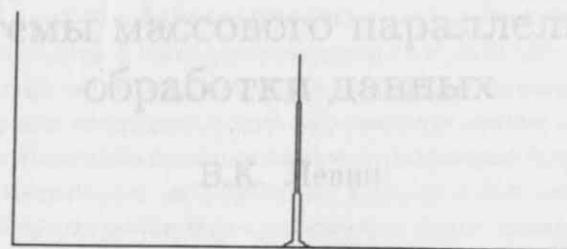


Рис. 4

В столь малом объеме информации компьютерной структуры суперкомпьютеры составляют небольшую долю, однако уровень их производительности, определяющий возможность решения наиболее сложных вычислительных задач и обработки данных, весьма оригинален: он один из стратегических показателей уровня технической культуры. В суперкомпьютерах воплощаются основные вехи развивающейся структурно-технической революции, которые затем распространяются и на образцы компьютеров массового применения. Термин "суперкомпьютер", как определяющее качество техники, получил распространение и широкое признание с выпуском вычислительной системы Cray-1 (Cray-1 — вычислительная машина с производительностью в диапазоне $0.1 \cdot 10^6$ и $1 \cdot 10^6$ операций в секунду, начало 80-х гг.), хотя он применялся и ранее, а также использовался в настоящее время. В преддверии столетия к 2000 г. суперкомпьютеры производительностью триллион и более операций в секунду называют "ультракомпьютер" и "Теракомпьютер", которые по-прежнему используются традиционные термины "высокопроизводительная вычислительная техника" (HPC — High Performance Computer).

Повышение производительности, определяемой количеством выполняемых операций (отсчитываемых в единицах времени) должно быть обеспечено ростом объема и скорости обращения памяти, увеличением скорости обмена данными, а также развитием программного обеспечения. Рост функционального быстродействия компонентов происходит, правда, более медленным темпом, что объясняется тем, что в суперкомпьютере, что соответствует реализации параллелизма на всех структурных уровнях систем [8, 9].