

# ПСЕВДООПТИЧЕСКИЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ И ИХ ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ДЛЯ БЫСТРОЙ ОБРАБОТКИ ОБРАЗНОЙ ИНФОРМАЦИИ

Кузнецов О.П.

Институт проблем управления РАН, Россия  
117806, Москва, Профсоюзная, 65,olkuznes@ipu.rssi.ru

## ABSTRACT

Networks of interfering neurons are considered. Potentials of these neurons change as a result of interference of periodical signals. It is shown that modeling of holographic and other optical phenomena is possible in networks of this kind.

Между информационными процессами мозга и компьютера имеются принципиальные различия. Запоминание, узнавание и классификация образов для человека более естественны, чем запоминание текстов или вычисления. Многие из механизмов мозга, работающих с образами, быстрее аналогичных компьютерных процедур, хотя скорость передачи сигналов в мозге в миллион раз меньше скорости сигналов в электронных схемах. Для ответа на вопрос о том, почему медленный мозг многие задачи решает быстро, предлагается подход к моделированию информационных процессов мозга в нейронных сетях, основанный на голографических принципах и принципиально отличающийся от логико-алгоритмического подхода и от традиционных моделей нейронных сетей. Аналогия между оптической голографией и информационными процессами мозга отмечалась ранее в литературе [1-5]. Однако эти идеи не были подкреплены структурными моделями. Такие модели, основанные на понятии интерферирующего нейрона, впервые предложены автором [6-8]. Поскольку в них моделируются оптические эффекты, они названы псевдооптическими нейронными сетями (ПНС).

Нейрон  $N$  ПНС характеризуется порогом  $P_N$  и потенциалом  $U_N(t)$ , зависящим от времени и изменяющимся от 0 до  $P_N$ . Сигнал  $S_i$  - это периодическая функция, определяемая интенсивностью  $I_i$ , частотой  $\nu$  и длительностью  $\tau_i$ . Если в некоторой точке сети функция  $S_i$  определена на интервале  $[t_{1i}, t_{0i}]$ , это означает, что сигнал  $S_i$  в этой точке возникает в момент  $t_{1i}$  и оканчивается в момент  $t_{0i} = t_{1i} + \tau_i$ . Сигналы распространяются по волокнам, соединяющим нейроны сети, и имеющим параметры  $d$  (длину) и  $\nu$  (скорость распространения). Для сигнала, распространяющегося со скоростью  $\nu$ , введем понятие

длины волны  $\lambda = \frac{\nu}{\nu}$ . 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

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

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

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

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  $[t, t']$  постоянно,  $I$  - суммарная интенсивность. Тогда 1) если  $U_N(t) + Iv(t' - t) < P_N$ , то

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

2) в противном случае существует момент  $t^*$ ,  $t < t^* < t'$ , такой, что  $U_N(t) + Iv(t^* - t) = P_N$ ; в момент  $t^*$  нейрон становится активным, и на каждом из его  $q_N$  выходов возникает сигнал

$$S_N = \left( \frac{I_N}{q_N}, v, \tau_N \right), \text{ где}$$

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

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

Формула (3) 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

**Теорема интерференции.** Если на интервале  $[t, t']$  на вход нейрона  $N$  поступило  $m$  сигналов и потенциал  $U_N$  не превысил порога, то

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

где  $\tau_{ij}$  - длительность одновременного существования сигналов на  $i$ -м и  $j$ -м входах,  $i$  и  $j$  независимо принимают все значения от 1 до  $m$ . Нетрудно видеть, что, если на интервале  $[t, t']$  сигналы не меняются, то (5) переходит в (3).

**Следствие 1.** В случае, когда все интенсивности одинаковы и равны  $I$ , формула (6) приобретает вид

$$U_N(t + t') = U_N(t) + Iv \left( \sum_{i \leq m} \sum_{j \leq m} \cos \varphi_{ij} \tau_{ij} \right)$$

Величина  $\tau_{ij}$  выражается через разность фаз следующим образом: если  $0 \leq \varphi_{ij} \leq 2\pi v \tau$ , то

$$\tau_{ij} = \tau_{ij} - \frac{\varphi_{ij}}{2\pi v}, \text{ если } t_{0j} \geq t_{0i}, \quad (6)$$

$$\tau_{ij} = \tau_j, \text{ если } t_{0j} < t_{0i}.$$

Если все длительности сигналов одинаковы и равны  $\tau$ , из  $t_{1j} > t_{1i}$  следует  $t_{0j} > t_{0i}$  и второй случай в (6) невозможен, т.е.  $\tau_{ij} = \tau - \frac{\varphi_{ij}}{2\pi v}$ . Это приводит к следующему утверждению.

**Следствие 2.** Если все интенсивности входных сигналов равны  $I$ , а все их длительности равны  $\tau$ , то в условиях теоремы

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

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

Все модели ПНС основаны на общей схеме, повторяющей схемы оптической голографии. Эта схема описана в [6-8] и содержит четыре нейронных слоя: слой-источник  $A$ , слой  $B$ , в котором размещается образ-объект, изображаемый распределением потенциалов его нейронов (чем ближе к порогу потенциал нейрона, тем "ярче" 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  $B$ , и слой  $D$ , в котором после "освещения" голограммы  $C$  источником  $A$  восстанавливается образ  $B$ .

Одной из особенностей ПНС, отличающей их от традиционных нейронных сетей, является существенность геометрических параметров сети: длин связей между нейронами, расстояний между слоями и между нейронами в слое, геометрии слоев. Каждый слой - это множество нейронов с одинаковыми параметрами, расположенных на некоторой поверхности на равном расстоянии друг от друга и не связанных между собой.

Из описания общей схемы видно, что выходы  $A$  должны быть связаны со входами  $B$ , выходы  $A$  и  $B$  - со входами  $C$ , а выходы  $C$  - со входами  $D$ . Скорости и частоты сигналов во всей сети одинаковы. Главная задача при выборе параметров модели - получение в  $D$  образа, "похожего" на образ в  $B$ .

В настоящей работе описывается *полная прямолинейная модель* ПНС - модель со следующими параметрами и свойствами:

1. Все четыре слоя - это прямолинейные параллельные отрезки, лежащие на одной плоскости. Расстояния между ними обозначим через  $r_{AB}$  (от  $A$  до  $B$ ),  $r_{AC}$ ,  $r_{BC}$ ,  $r_{CD}$ , соответственно, причем  $r_{AB} + r_{BC} = r_{AC}$ . Следуя принципам оптической голографии (восстановленное изображение объекта находится по другую сторону голограммы на том же расстоянии от нее, на котором находился сам объект), полагаем  $r_{BC} = r_{CD}$ . Волокна, соединяющие нейроны разных слоев, также прямолинейны. В дальнейшем будем называть их лучами. Все нейроны слоя  $A$  имеют одинаковые порог  $P_A$  и выходную интенсивность  $I_A$ . Аналогичные параметры слоев  $B, C$  обозначаются через  $P_B, P_C, I_B, I_C$ , соответственно.

2. Число нейронов  $n_C$  и  $n_D$  в  $C$  и  $D$  одинаково:  $n_C = n_D = n$ , нейроны пронумерованы от 0 до  $n - 1$ ; расстояния между нейронами одинаковы и равны  $e$ . Таким образом, отрезок  $C$  разбит точками  $C_0, \dots, C_{n-1}$ , в которых находятся нейроны, на  $n - 1$  отрезков длины  $e$ ; длина  $C$  равна  $e(n - 1)$ . То же относится и к  $D$ . Все расстояния измеряются числом волн; или, что то же самое: расстояния измеряются в обычных единицах длины, но  $\lambda=1$ .

3. Отрезок  $B$  также имеет длину  $e(n - 1)$  и разбит  $n$  точками  $B_0, \dots, B_{n-1}$  на  $n - 1$  отрезков длины  $e$ . Однако, в отличие от  $C$  и  $D$ , нейроны слоя  $B$  могут находиться не во всех точках. Номер нейрона слоя  $B$  - это номер точки, в которой он находится.

4. Коэффициенты ветвления (числа выходов) нейронов слоев  $B, C$  равны:  $q_B = q_C = n$ .

5. Параметры слоя  $A$  выбираются с учетом того, что его излучение должно моделировать два классических случая оптической голографии: точечный источник и плоскую волну. В [8] плоская волна моделировалась упрощенным образом: нейрон  $A_i$  был соединен только с нейроном  $C_i$  (т.е.  $q_A = 1$ , и интерференция в плоской волне не учитывалась). Это сильно упрощало вычисления, но снижало общность модели. В полной модели это ограничение снимается. Связи  $A$  с  $B$  строятся на основе следующих соображений: 1) каждая точка  $B_i$  соединена с  $n$  точками слоя  $A$ ; совокупность этих  $n$  лучей будем называть входным пучком  $B_i$ ; 2) геометрия входного пучка  $B_i$  не зависит от его номера; этот пучок всегда симметричен относительно перпендикуляра  $A_i B_i$ . Это приводит к структуре, показанной на рис.1. Из нее видно, что в случае плоской волны число нейронов в  $A$  должно быть больше  $n$ , точнее,  $n_A \geq 2n$ . Аналогичная структура связей имеет место между  $A$  и  $C$ . Поэтому для произвольного  $A_i$  общее число выходных лучей  $q_{A_i} \leq 2n$ , но для простоты полагаем всегда  $q_{A_i} = q_A = 2n$ . Для случая точечного источника  $n_A = 1$ , причем номер единственного нейрона  $A_i$  произволен, но по-прежнему  $q_A = 2n$ .

6. В начальный момент потенциалы  $U_{C_i} = U_{D_i} = 0$  для всех нейронов  $C_i$  и  $D_i$ . В точке  $B_i$  нейрон может либо отсутствовать, либо присутствовать. В последнем случае его потенциал  $U_{B_i}$  произволен. Распределение потенциалов в слое  $B$  представляет одномерный образ объекта: нейрон с высоким потенциалом соответствует яркой точке объекта, нейрон

с низким потенциалом - темной точке объекта, отсутствие нейрона - отсутствию объекта в данной точке.

7. Другие параметры сети и их обозначения:  $U_{A_i}$ ,  $U_{B_j}$ ,  $U_{C_k}$ ,  $U_{D_l}$  - потенциалы нейронов  $A_i$ ,  $B_j$ ,  $C_k$ ,  $D_l$  соответственно;  $S_{A_i}$ ,  $S_{B_j}$ ,  $S_{C_k}$ ,  $S_{D_l}$  - их выходные сигналы,  $a_{ij}$  - расстояние между  $A_i$  и  $B_j$  (т.е. длина волокна  $A_i$  и  $B_j$ ),  $b_{jk}$  - расстояние между  $B_j$  и  $C_k$ ,  $c_{ik}$  - расстояние между  $A_i$  и  $C_k$ ,  $d_{kl}$  - расстояние между  $C_k$  и  $D_l$ .

8. Расстояния  $a_{ij}$ ,  $b_{jk}$ ,  $c_{ik}$ ,  $d_{kl}$  вычисляются по теореме Пифагора, например,  $b_{0k} = \sqrt{r_{BC}^2 + k^2 e^2}$ . Число различных лучей  $B_j C_k$  равно  $n^2$ , однако число различных расстояний  $b_{ik}$  равно  $n$ : поскольку  $b_{ik} = b_{0, |i-k|}$ , то массив  $\{b_{00}, \dots, b_{0, n-1}\}$  содержит все расстояния  $b_{ik}$ . Для краткости вместо  $b_{0k}$  будем писать  $b_k$ . Тогда  $b_{ik} = b_{|i-k|}$ , в частности,  $b_{ii} = b_0 = r_{BC}$ . Аналогичные соотношения и обозначения сохраняются и для расстояний между другими парами слоев. Кроме того,  $b_{ij} = d_{ij}$  для всех  $i, j$ .

При формировании голограммы, т.е. распределения потенциалов в слое  $C$ , происходит следующий процесс. Плоская волна от  $A$  идет непосредственно к слою  $C$  по волокнам  $A_i C_k$  а также к слою  $B$  по волокнам  $A_i B_j$ . Нейроны слоя  $B$  насыщаются до порога, после чего генерируют выходные сигналы  $S_{B_j}$ , идущие по волокнам  $B_j C_k$  к слою  $C$ . Таким образом, в каждой точке  $C_k$  происходит интерференция сигналов от всех нейронов слоев  $A$  и  $B$ . Потенциал  $U_{C_k}$  нейрона  $C_k$  вычисляется по формуле (5), которая представляет собой сумму интерференций между всеми парами сигналов, поступающих на вход  $C_k$ .

Процесс восстановления в слое  $D$  заключается в следующем. Слой  $A$  "освещает" слой  $C$ , в результате чего каждый нейрон  $C_i$  слоя  $C$  дозаряжается до порога в момент  $t_{MC_i}$ , зависящий от потенциала  $U_{C_i}$ , накопленного в процессе записи, и генерирует выходной сигнал  $S_{C_i}$ . Сигналы  $S_{C_i}$  поступают на входы нейронов  $D_l$  в различные моменты  $t_{lC_i}$  и создают в них потенциалы  $U_{D_l}$  (первоначально равные 0), вычисляемые по теореме интерференции.

На рис.2 показано восстановление в слое  $D$  образа, состоящего из пяти равноотстоящих ярких точек.

Сложность вычислений в полной прямолинейной модели непосредственно по формулам (5)–(7) имеет порядок  $n^3$ . В работе предложены методы, понижающие эту сложность на порядок – до  $n^2$ .

Сформулированы принципы распознавания и классификации образов в ПНС. Распознавание основано на обратимости источника и образа. Если "осветить" голограмму (слой  $C$ ), в которой записан образ  $B$ , этим же образом, то в  $D$  возникнет образ  $A$ , что означает узнавание образа  $B$ . Классификация связана с выбором порога нейронов слоя  $D$ . Если исходный образ  $B$  достаточно контрастен, то пороги в  $D$  можно выбрать так, что возбудятся только нейроны  $D$ , соответствующие ярким точкам  $B$ . При восстановлении образов, "похожих" на исходный образ (имеющих те же яркие точки), в  $D$  возбудятся те же нейроны, что и будет означать отнесение этих образов к тому же классу.

В ПНС можно моделировать и другие оптические явления. В частности, в прямолинейной сети построена модель линзы [8].

Полученные результаты позволяют описывать информационные процессы мозга в волновых терминах. Многие псевдооптические понятия, используемые при описании этих процессов (яркость, четкость или размытость образов, разрешающая способность при восприятии, фокусировка и др.), получают конкретную модельную интерпретацию. Понятие внимания, плохо формализуемое в традиционных моделях, но крайне важное в процессах мозга, в ПНС естественно интерпретируется как опорный источник.

Распознавание и классификация в ПНС должны происходить без обучения, т.е. очень быстро. Это открывает пути к разгадке тайны быстрых процессов мозга и новые подходы к созданию эффективных информационных технологий, основанных на обработке образной информации.

Рис.1

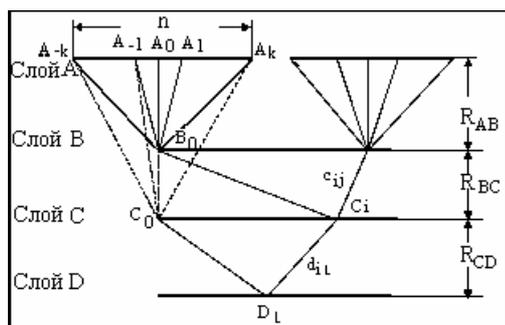
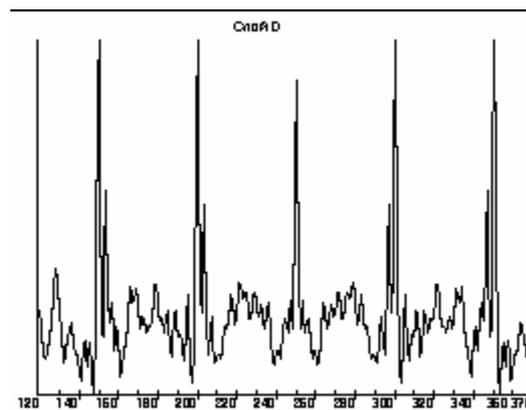


Рис.2



## ЛИТЕРАТУРА

1. Gabor D. Associative Holographical Memories. IBM J. of research and development, 1969, vol.13, n.2, pp.156-159.
2. Прибрам К. Языки мозга. М.:Прогресс, 1975.
3. Арбиб М. Метафорический мозг. М.: Мир, 1976.
4. Денисюк Ю.Н. Некоторые проблемы и перспективы голографии в трехмерных средах. /В кн.: Оптическая голография, под ред. Г.Колфилда, т.2, М.: Мир, 1982.
5. Sowa J.F. Conceptual Structures - Information Processing in Mind and Machines. Addison-Wesley Publ.Comp., 1984.
6. Кузнецов О.П. Голографические модели обработки информации в нейронных сетях. // Докл. АН, 1992, т.324, N3, с.537-540.
7. Кузнецов О.П. Неклассические парадигмы искусственного интеллекта. //Теория и системы управления, 1995, N5, с. 3-23.
8. Кузнецов О.П. Псевдооптические нейронные сети - прямолинейные модели. //Автоматика и телемеханика, 1996, N12, с.160-172.