

возможно исследование ионных токов, и в частности быстрого выходящего тока, при ритмической активности нейрона.

Автор глубоко признателен М. Б. Штарку за обсуждение данной работы.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Hodgkin A. L., Huxley A. F. Quantitative Description of Membrane Current and its Application to Conduction and Excitation in Nerve.—*J. Physiol.*, 1952, vol. 117, p. 500—544.
2. Ходоров Б. И. Общая физиология возбудимых мембран. М.: Наука, 1975.
3. Крышталь О. А., Пидопличко В. И. Внутриклеточная перфузия гигантских нейронов улитки.—*Нейрофизиология*. 1975, т. 7, с. 327—329.
4. Герасимов В. Д., Костюк П. Г., Майский В. А. Возбудимость гигантских нервных клеток различных представлений легочных моллюсков в растворах, не содержащих ионы натрия.—*Бюл. эксп. биол.*, 1964, т. 58, № 1.
5. Connor I. A., Stevens C. F. Voltage Clamp Studies of a Transient Outward Membrane Current in Gastropod Neuronal Somata.—*J. Physiol.*, 1971, vol. 213, p. 21—30.
6. Kostyuk P. G., Krishtal O. A., Doroshenko P. A. Outward Currents in Snail Neurons. I. Inactivation Kinetics.—*Comp. Biochem. Physiol.*, 1975, vol. 510, p. 259—263.
7. Neher E., Lux H. D. Differential Action of TEA on Two K-Current Components of a Molluscan Neurone.—*Pflug. Arch.*, 1972, vol. 336, p. 87—100.
8. Geduldig D., Junge D. Sodium and Calcium Components of Action Potential in the Aplysia Giant Neurone.—*J. Physiol.*, 1968, vol. 199, p. 347—365.
9. Крышталь О. А. Блокирующее действие ионов кадмия на кальцевый входящий ток в мембране нервной клетки.—*ДАН*, 1976, т. 231, № 4.

*Поступила в редакцию 16 января 1981 г.*

УДК 612.8

А. А. ФРОЛОВ, А. П. ХАРИТОНОВ

(Москва)

### МОДЕЛЬ МЕСТНОГО УСЛОВНОГО РЕФЛЕКСА НА СЕТИ ПЛАСТИЧЕСКИХ НЕЙРОНОВ

Одним из важных аспектов работы мозга является установление корреляционных взаимоотношений между параметрами сложного раздражителя, обусловленное замыканием временной связи между афферентными нейронами одной модальности, адекватными этому раздражению. Как указывал И. П. Павлов, это замыкание обеспечивает вступление афферентных нейронов «в функциональные связи как между собой для образования сложных... раздражений, так и непосредственно в условные связи с различными деятельностями организма» [1]. Это положение И. П. Павлова нашло развитие в трудах Э. А. Асратяна и его сотрудников в концепции местного условного рефлекса [2—4]. В работах Д. Марра формирование временной связи между параметрами сложного раздражителя рассмотрено на моделях «простой» [5] и «классифицирующей» [6] памяти. Под функцией простой памяти понимается воспроизведение на ее выходе нейронной активности, соответствующей полному паттерну активности на входе, по части элементов этого паттерна. Замыкание временной связи, осуществляемое простой памятью, является необходимой предпосылкой для формирования «классификационных единиц» в классифицирующей памяти. Классификационная единица может рассматриваться как местное условное состояние, в своей

структуре отражающее устойчивые связи между различными параметрами сложных естественных раздражителей. Согласованная работа как единого функционального блока нейронных элементов, составляющих классификационную единицу, обеспечивает оптимальную переработку информации в нервной системе при наличии информационной избыточности внешнего мира [6]. В свете представлений Э. А. Асратяна [7] классификационную единицу можно назвать «местным казуальным условным состоянием».

В литературе интенсивно обсуждается вопрос о механизмах нейронной пластичности, обеспечивающих замыкание различных форм временной связи. В большинстве моделей [5, 6, 8, 9] рассматривается механизм хеббовской модификации памяти как наиболее эффективный с точки зрения информационной емкости. По гипотезе Хебба [10] при формировании условных рефлексов происходит модификация тех синапсов, для которых при сочетании условного и безусловного раздражителей пресинаптическая активность сопровождается постсинаптической спайковой активностью. Однако до сих пор нет прямых экспериментальных доказательств существования хеббовской пластичности. В то же время показано, что в основе замыкания различных форм временной связи могут лежать изменения возбудимости нейрона [11, 12] или длительная синаптическая потенция, зависящая только от пресинаптической активности нейрона [13]. Оба механизма характеризуются повышением реактивности нейрона, т. е. усилением его выходного сигнала в ответ на входной сигнал прежней интенсивности, причем эта реактивность проявляется диффузно по отношению ко всем входам и выходам нейрона. В данном случае в качестве наименьшего элемента памяти выступает не синапс, как в модели Хебба, а нейрон целиком. Имеющиеся экспериментальные факты об изменении реактивности нейрона требуют анализа возможного вклада этого механизма пластичности в замыкание различных форм временной связи. В работе [14] показано, что при выработке условных рефлексов информационная емкость нейронной сети, способность к обучению у которой основана на изменении реактивности нейрона, сравнима при одинаковом числе пластических элементов с информационной емкостью сети с хеббовским механизмом пластичности.

В настоящей работе информационная емкость нейронной сети с изменением реактивности нейронов рассмотрена на модели простой памяти.

**Описание модели.** Рассматриваемая сеть по структуре сходна с однослойным перцептроном [15] и состоит из трех слоев нейронных элементов: входного, ассоциативного и выходного. Предполагается, что каждый элемент может находиться только в двух состояниях: активном и неактивном. Каждому сложному раздражителю соответствует некоторый пространственный паттерн активности на слое входных элементов. При анализе простой памяти предполагается, что активность каждого входного элемента статистически независима от активности других элементов и активация всех входных элементов равновероятна. При запоминании входного паттерна повышают свою реактивность ранее не модифицированные элементы ассоциативного слоя, на которых происходит надпороговая конвергенция синапсов от активных элементов входного слоя. В модели рассмотрен случай, когда ассоциативные элементы (АЭ) имеют только два состояния модификации: с низкой и высокой реактивностью. Таким образом, каждому входному паттерну активности может быть поставлен в соответствие определенный набор модифицируемых им АЭ. Большое число возможных комбинаций модифицированных АЭ обеспечивает большую емкость памяти. При этом след каждого раздражителя распределен по всему объему памяти. Это обеспечивает большую устойчивость памяти к частичным разрушениям. Связи между входными, выходными и ассоциативными элементами предполагаются случай-

ными в соответствии с распространенным представлением о том, что многие функции нервной системы реализуются по вероятностным законам [16]. По существу, рассматриваемая модель является одним из примеров приложения стохастического квазиголографического подхода к изучению памяти [5, 6, 8, 14].

При подаче на входной слой некоторой части ранее запомненного паттерна в ассоциативном слое преимущественно активируются АЭ, модифицированные этим паттерном. Их усиленная реакция обеспечивает восстановление на выходном слое такой же активности, как при предъявлении на вход полного паттерна. Ниже рассмотрен случай зеркальной симметрии связей между тремя слоями сети относительно ассоциативного слоя, когда каждый АЭ связан с симметричными элементами во входном и выходном слоях (рис. 1). Зеркальность в настоящей модели имитирует наличие в нервной системе детерминированных специфических путей [17]. При этом паттерн, воспроизводимый на выходе, совпадает с полным паттерном на входе. При воспроизведении возможны ошибки двух типов: отсутствие в выходном паттерне элементов, входящих в полный паттерн («забывание»), и включение в выходной паттерн элементов, отсутствующих в полном входном паттерне («ложное узнавание»). Увеличением числа АЭ можно снизить вероятность указанных ошибок до любой требуемой величины.

В модели рассматривается случай, когда каждый полный паттерн представлен активностью  $l$  входных элементов из общего числа  $n$ , а воспроизведение полного паттерна на выходе обеспечивается активацией на входе  $\lambda l$  элементов полного паттерна. При этом предполагается, что часть паттерна, используемая для его восстановления, не входит полностью ни в один другой записанный паттерн. Это предположение оправдано, если мала вероятность того, что среди  $L$  записанных в памяти паттернов встретится хотя бы один, отличающийся от данного менее, чем на  $(1 - \lambda)l$  элементов. Это условие выполняется при

$$L * \left( \sum_{i \geq \lambda l} C_i^l C_{n-l}^{l-i} / C_n^l \right) \ll 1. \quad (1)$$

Число входов на АЭ предполагается фиксированным и равным  $m$ , что обеспечивает статистическую независимость возникновения условий модификации на данном АЭ при записи в память различных паттернов. Это предположение соответствует биномиальному случаю организации связей в перцентроне [16].

**Результаты.** Число связей  $i$ , активируемых на входе одного АЭ полным паттерном, описывается гипергеометрическим распределением [18]. При этом вероятность модификации некоторого АЭ одним паттерном

$$q_1 = \sum_{i \geq K_0}^m C_m^i C_{n-m}^{l-i} / C_n^l,$$

где  $K_0$  — порог модификации АЭ при записи.

Так как при фиксированном для всех АЭ числе входов  $m$  возникновение условий модификации при записи некоторого паттерна статистически не зависит от наличия таких условий при записи других паттернов, то вероятность модификации данного АЭ после записи  $L$  паттернов будет

$$q = 1 - (1 - q_1)^L \simeq 1 - e^{-q_1 L}. \quad (2)$$

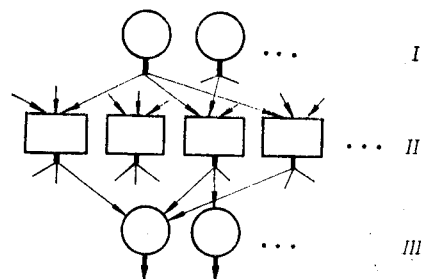


Рис. 1. Схема нейронной сети:  
I — входные, II — ассоциативные, III — выходные элементы.

Рассмотрим процесс воспроизведения некоторого запомненного ранее паттерна, активизируя на входе  $\lambda l$  его элементов. Вероятность того, что данный АЭ связан с  $i$  элементами из полного паттерна мощности  $l$  и  $j$  элементами из его части  $\lambda l$ , задается выражением [19]

$$p(i, j) = C_{\lambda l}^j C_{(1-\lambda)l}^{i-j} C_{n-l}^{m-i} / C_n^m. \quad (3)$$

При этом в силу симметрии связей относительно ассоциативного слоя такой АЭ посылает  $(i-j)$  связей к  $(1-\lambda)l$  элементам воспроизводимого паттерна в выходном слое и  $(m-i)$  связей к посторонним элементам.

Предположим, что активируются те АЭ, у которых  $j \geq K_1$ , где  $K_1$  — некоторый установленный порог активации АЭ при воспроизведении. Среди активированных АЭ окажутся как модифицированные, так и немодифицированные элементы. Заведомо модифицированными будут те АЭ, у которых  $i \geq K_0$ . Эти элементы по условию модификации изменили свою реактивность при записи самого восстанавливаемого паттерна. Среди АЭ, у которых  $i < K_0$ , модифицированные элементы будут встречаться с вероятностью  $q$ . Таким образом, среднее число усиленных модификацией сигналов от одного АЭ к одному выходному элементу, принадлежащему воспроизводимой части паттерна,

$$p_1 = q \sum_{\substack{i < K_0 \\ j \geq K_1}} \sum p(i, j) \frac{i-j}{(1-\lambda)l} + \sum_{\substack{i \geq K_0 \\ j \geq K_1}} \sum p(i, j) \frac{i-j}{(1-\lambda)l}, \quad (4)$$

а к постороннему выходному элементу соответственно

$$p_2 = q \sum_{\substack{i < K_0 \\ j \geq K_1}} \sum p(i, j) \frac{m-i}{n-l} + \sum_{\substack{i \geq K_0 \\ j \geq K_1}} \sum p(i, j) \frac{m-i}{n-l}. \quad (5)$$

Так как для рассмотренных далее случаев  $p_1 \ll 1$  и  $p_2 \ll 1$ , то эти величины можно считать равными вероятностям связи некоторого модифицированного и активированного АЭ с выходными элементами, принадлежащими и не принадлежащими воспроизводимому паттерну. Если  $N$  — полное количество АЭ, то число усиленных модификацией сигналов, приходящих при воспроизведении на выходные элементы, принадлежащие воспроизводимому паттерну, равно в среднем  $N_1 = Np_1$  с дисперсией  $D_1 = N_1$  при  $p_1 \ll 1$ , а для посторонних элементов соответственно —  $N_2 = D_2 = Np_2$ . При  $N_1 \gg 1$  и  $N_2 \gg 1$  распределения вероятностей для чисел  $N_{1,2}$  можно аппроксимировать функциями ошибок. Если установить порог активации выходного элемента равным  $N_0$ , где  $N_2 < N_0 < N_1$ , то вероятность ошибки первого типа («забывание») составит  $\mathcal{P}_1 = \Phi(a_1)$ , где

$$a_1 = (N_1 - N_0) / \sqrt{D_1}, \quad (6)$$

а вероятность ошибки второго типа («ложного срабатывания») —  $\mathcal{P}_2 = \Phi(a_2)$ , где

$$a_2 = (N_0 - N_2) / \sqrt{D_2}. \quad (7)$$

Здесь  $\Phi(a) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_a^\infty e^{-a^2/2} da$  — функция ошибок,  $a_1$  и  $a_2$  — расстояния от

порога активации до соответствующих центров распределения, отнесенные к среднеквадратическим отклонениям. Из формул (6) и (7) легко найти число ассоциативных элементов  $N$ , обеспечивающих работу сети при требуемом уровне вероятностей ошибок  $p_1$  и  $p_2$ :

$$N = [(a_1 \sqrt{p_1} + a_2 \sqrt{p_2}) / (p_1 - p_2)]^2. \quad (8)$$

Вероятность появления на выходном слое хотя бы одной ошибки, как

первого, так и второго типа, задается выражением

$$\mathcal{P}_n = \left[ \frac{(1 - \mathcal{P}_0)^{(1-\lambda)l} \left(1 + \frac{a_1}{a_2} \sqrt{\frac{p_2}{p_1}}\right)^{n-l}}{(1-\lambda)l} \right] e^{-\eta} \quad (9)$$

$$a_1 \approx \left[ 2 \ln \frac{1}{\eta a^1} \right],$$

$$a_2 \approx \left[ 2 \ln \frac{(n-l) \left(1 + \frac{a_2}{a_1} \sqrt{\frac{p_2}{p_1}}\right)^{1.2}}{\eta a^2} \right]. \quad (10)$$

В уравнениях (10) в первых частях имеется слабая (логарифмическая) зависимость от  $a_1$  и  $a_2$ , поэтому эти уравнения легко решаются методом итераций. В первом приближении

$$a_1 = [2 \ln((1-\lambda)l/d_1)]^{1/2}, \quad a_2 = [2 \ln((n-l)/d_2)]^{1/2}. \quad (11)$$

Здесь

$$d_1 = \eta \{2 \ln [(1-\lambda)l(1 + \sqrt{p_2/p_1})]\}^{-1/2}, \quad d_2 = \eta \{2 \ln [(n-l)(1 + \sqrt{p_1/p_2})]\}^{-1/2}.$$

**Обсуждение.** Целью дальнейшего анализа является оптимизация структуры сети для достижения минимального значения  $N$  при заданных величинах  $l$ ,  $n$ ,  $L$ ,  $\lambda$  и  $\mathcal{P}_0$ . Для упрощения анализа в формуле (8) выделим члены, дающие наиболее сильную зависимость от параметров, варьируемых при оптимизации  $m$ ,  $K_0$ ,  $K_1$ , представив ее в виде

$$N = 2\gamma q L l \left(1 + \frac{a_1}{a_2} \sqrt{\frac{p_1}{p_2}}\right) \ln \frac{n-l}{d_2}, \quad (12)$$

где выражение в скобках относительно слабо зависит от  $m$ ,  $K_0$ ,  $K_1$ , а коэффициент

$$\gamma = p_2 / (q(p_1 - p_2)^2 L l) \quad (13)$$

является определяющим для величины  $N$  и не зависит от  $P$ . Вероятность  $p_2$  в формуле (13) в результате преобразования формулы (5) может быть представлена как

$$p_2 = q \sum_{m \geq j \geq K_1} \frac{C_{\lambda l}^j C_{n-\lambda l}^{m-j}}{C_n^m} \frac{m-j}{n-\lambda l} + (1-q) \sum_{j \geq K_1} \sum_{m \geq i \geq j} P(i, j) \frac{m-i}{n-l}. \quad (14)$$

Аналогично

$$p_1 - p_2 = (1-q) \frac{n-l-m+K_0}{(1-\lambda)l(n-l)} \frac{C_{n-l}^{m-K_0} C_l^{K_0}}{C_n^m} \sum_{K_1 \leq j < K_0} \times$$

$$\times \frac{C_{\lambda l}^j C_{(1-\lambda)l}^{K_0-j} (K_0-j)}{C_l^{K_0}}. \quad (15)$$

В выражении (14) первая сумма заведомо больше второй, так как она получена суммированием по  $i$  тех же членов, что во второй сумме, но по области  $0 \leq i \leq m$ , а не по меньшей области  $K_0 \leq i \leq m$ . Поэтому при  $q \sim 1 - q \sim 1/2$  для качественной оценки величины  $\gamma$  можно ограничиться только первой суммой в выражении для  $p_2$ . Дальнейший анализ проводился в предположении  $l \ll n$  для двух крайних случаев  $lm/n \gg \gg \ln L$  и  $lm/n \ll K_0$ .

1. Случай  $lm/n \gg \ln L$ . В этом приближении возможна аппроксимация гипергеометрических распределений в формулах (14) и (15) нормальными. Тогда

$$\gamma \approx \frac{(2\pi)^{3/2} a_5^2}{(1-q)^2 L a_4} \exp \{a_3^2 + a_5^2 - a_4^2/2\}, \quad (16)$$

где

$$\begin{aligned} a_3 &= (K_0 - lm/n)/\sqrt{lm/n}, \\ a_4 &= (K_1 - \lambda lm/n)/\sqrt{\lambda lm/n}, \\ a_5 &= (K_1 - \lambda K_0)/\sqrt{\lambda(1-\lambda)K_0}, \end{aligned}$$

причем

$$a_5 = (a_4 - a_3\sqrt{\lambda})/\sqrt{1-\lambda}. \quad (17)$$

Минимальное значение  $\gamma$  по  $a_i$  достигается в рассматриваемом приближении при минимуме показателя экспоненты в формуле (16). С учетом выражения (17) этому соответствует значение  $a_4 = 2a_3\sqrt{\lambda}/(1+\lambda)$ . Для вычисления минимума  $\gamma$  по  $a_3$  следует учесть зависимость  $q$  от  $a_3$  по формуле (2). Заменяя опять в выражении для  $q_i$  гипергеометрическое распределение нормальным и обозначив  $Q = q_1 L$ , можно получить

$$\gamma = (2\pi)^{\frac{1+3\lambda}{2(1+\lambda)}} \frac{\sqrt{\lambda(1-\lambda)}}{2(1+\lambda)} \left(\frac{L}{a_3}\right)^{\frac{1-\lambda}{1+\lambda}} \frac{e^{2Q}}{Q^{2/(1+\lambda)}}.$$

Минимум  $\gamma$  по  $a_3$  определяется минимумом по  $Q$ , который достигается при  $Q = 1/(1+\lambda)$ . При этом

$$\gamma = e\pi\sqrt{\lambda(1-\lambda)} [e(1+\lambda)L/\sqrt{2\pi}a_3]^{(1-\lambda)/(1+\lambda)}, \quad (18)$$

$$a_3 = \{2 \ln \{L(1+\lambda)/(4\pi \ln L)^{1/2}\}\}^{1/2}. \quad (19)$$

Замена гипергеометрических распределений нормальными в формулах (14) и (15) допустима при  $lm/n \gg a_3^2$ , т. е. с учетом формулы (19) при  $lm/n \gg \ln L$ , что и предполагалось при анализе этого приближения.

2. Случай  $lm/n \ll K_0$ . В этом приближении суммы в выражениях для  $p_2$  и  $q_1$  могут быть заменены первыми слагаемыми. Кроме того, оказывается, что в довольно широкой области применения параметров минимум  $\gamma$  по  $K_1$  достигается при  $K_1 = K_0 - 1$ . Тогда

$$\gamma = \frac{e^{2Q} (l-1)! (\lambda l - K_0 + 1)!}{Q^{2Q} K_0! (l-K_0)! (\lambda l)!}, \quad (20)$$

$$Q = L \frac{l!}{K_0! (l-K_0)!} \frac{m!}{(m-K_0)! n^{K_0}}.$$

На рис. 2, а показана область в координатах  $K_0$  и  $m$ , в которой ищется минимум функции  $\gamma$ . Он находится внутри области, если  $m > K_0 > 2$ , при этом  $K_0 = (1+\lambda l)/l(1-\lambda)$ . На рис. 2, б показана та же область в координатах  $\lambda$ ,  $\ln L$ . Если  $l \gg 1$ , то в точке оптимума  $K_0 = \lambda/(1-\lambda)$ , при этом

$$\gamma = 2e(1-\lambda) (1/\lambda)^{\lambda/(1-\lambda)},$$

$$m \approx \frac{\lambda n}{l(1-\lambda)} e^{-\frac{\ln 2L}{\lambda}(1-\lambda)}. \quad (21)$$

Рис. 2. Область поиска минимума  $\gamma$ . При значениях параметров на рисунке б, соответствующих заштрихованной области, оптимум находится внутри заштрихованной области рисунка а.

На границе  $K_0 = m \gg 2$

$$\gamma = 2e(1/\lambda)^{m-1}/m, \quad m \approx \ln(2L)/\ln(n/l). \quad (22)$$

На границе  $K_0 = 2$

$$\gamma = e/\lambda, \quad m = n/(\ln L). \quad (23)$$

Следует заметить, что на границе  $m = K_0$  в суммах, входящих в выражения для  $p_2$  и  $q_1$ , остаются только первые члены, поэтому формулы (20) в этом случае являются точными. В других случаях относительную ошибку формул (20) по сравнению с выражениями (14) и (15) можно оценить по параметру  $\mathcal{E} = lm/(nK_0) \approx \exp\{-\ln 2L/K_0\}$ . Интересно сопоставить результаты, полученные при рассмотрении этих крайних случаев. На рис. 3 приведена зависимость  $\gamma$  и  $m$  от  $\ln L$  при значениях  $\lambda = 0,5$  и  $\ln(n/l)^2 = 5$ . Кривая 1 соответствует формуле (18), а кривая 2 на участке  $AB$  — формуле (23), а на участке  $BC$  — формуле (22). Штрихом показано изменение величины  $\mathcal{E}$ , задающей точность оценок при  $lm \ll nK_0$ . Видно, что для всего диапазона изменения  $L$  более эффективно использование сети с параметрами, соответствующими случаю  $lm/(nK_0) \ll 1$ . При этом величина  $\gamma$  не превышает 10 вплоть до значений  $\ln L \sim 10$ . Интересно отметить, что в широкой области изменения  $L$  число входов на один ассоциативный элемент в оптимальном случае должно быть мало (при  $3,5 \leq \ln L < 10$   $m \leq 4$ ).

На рис. 4 приведены аналогичные зависимости, но в предельном случае  $(1-\lambda) \ll 1$ . Участок  $AB$  на кривых 2 рассчитан по формулам (21), а  $BC$ , как и для предыдущего случая, — по формуле (22). Видно, что теперь имеется участок  $(1-\lambda) \ln L < 1$ , на котором использование сетей с  $lm/n \gg 1$  эффективнее, чем сетей с противоположными свойствами. Кроме того, есть участок, на котором оба предельных случая дают для величины  $\gamma$  близкие результаты. Для этого участка существует две ветви решений, не переходящие друг в друга при вариациях параметров. Для всего диапазона значений  $L$  величина оптимального значения коэффициента  $\gamma$  не превосходит  $20(1-\lambda)$ , а число  $m \sim 1/(1-\lambda)$ .

**Результаты.** Анализ свойств рассматриваемой нейронной сети показал, что при оптимальном подборе ее параметров для двух крайних случаев малых и больших значений  $lm/n$  минимальное число пластических нейронов, потребное для осуществления функции «простой памяти», может быть приближенно задано формулой

$$N \sim \gamma L l \ln(n/d_2), \quad (24)$$

где коэффициент пропорциональности является числом порядка единиц. Не исключено, что расчет для двух рассмотренных крайних случаев дает лишь локальные минимумы для значений  $\gamma$ , и при использовании полных формул (14) и (15) можно получить меньшие величины  $\gamma$ , чем это задается выражениями (18) или (21)–(23). При таком допущении

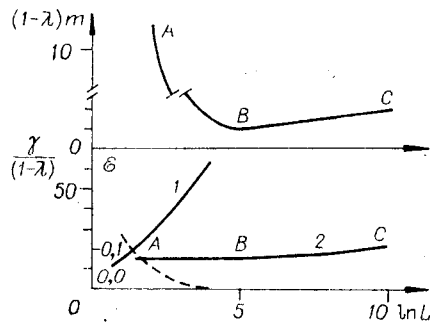


Рис. 3. Зависимость коэффициента  $\gamma$  и числа  $m$  от  $\ln L$  при  $\lambda = 0,5$ ,  $\ln(n/l)^2 = 2,5$ .

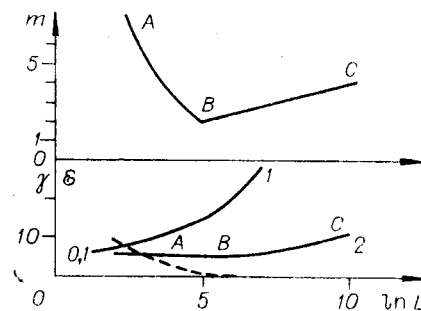


Рис. 4. Зависимость коэффициента  $\gamma$  и числа  $m$  от  $\ln L$  при  $(1-\lambda) \ll 1$  и  $\ln(n/l)^2 = 5$ .

эти выражения следует трактовать как некоторую верхнюю оценку для числа АЭ, необходимых для осуществления указанной функции.

Формула (24) может быть сопоставлена с выражением для числа  $N_0$  двоичных элементов памяти, необходимых для решения той же задачи в оптимально построенной детерминированной сети. Число  $N_0$  можно приближенно оценить по формуле

$$N_0 = Ll \log_2 n. \quad (25)$$

Здесь  $\log_2 n$  — число двоичных ячеек для записи номера одного из  $l$  заданных элементов паттерна активности на входе. Видно, что формулы (24) и (25) структурно однотипны, а отношение  $N/N_0$  порядка единиц. Таким образом, для сети, реализующей функцию простой памяти, как и для рассмотренной ранее в [14] сети, способной к замыканию условного рефлекса, число двоичных пластических элементов стохастически организованной квазигомографической сети лишь в несколько раз превосходит предел, устанавливаемый теорией информации. Сопоставив это с результатами работ Бриндли и Д. Марра, в которых также подчеркнута экономичность подобной организации обучающихся сетей, для случая синаптической пластичности можно заключить, что рассмотренный способ построения нейронных сетей, по-видимому, дает небольшой избыток необходимого числа пластических элементов по сравнению с идеальным детерминированным случаем независимо от выбранного механизма пластичности. Проведенный в работе анализ сети, в которой в качестве механизма пластичности выбрано повышение реактивности нейрона, показал, что этот довольно часто наблюдаемый физиологический феномен может столь же эффективно лежать в основе обучения, как и синаптическая пластичность.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Павлов И. П. Ответ физиолога психологам.— Полн. собр. соч. М.—Л.: Изд-во АН СССР, 1949, т. 3, с. 429.
2. Асратян Э. А. Очерки по физиологии условных рефлексов. М.: Наука, 1970.
3. Гасанов У. Г. Внутреннее торможение. Экспериментальные исследования. М.: Наука, 1972.
4. Варга М. Е., Тверицкая И. Н. Изменения вызванных потенциалов при систематическом применении ряда однородных сигналов с переменным межстимульным интервалом.— Журн. высш. нервн. деят., 1976, т. 26, с. 375.
5. Marr D. Simple Memory: A Theory for Archicortex.— Trans. Roy. Soc. Lond., 1971, vol. B262, p. 23.
6. Marr D. A Theory for Cerebral Neocortex.— Proc. Roy. Soc. Lond., 1970, vol. B176, p. 161.
7. Асратян Э. А. Каузальный условный рефлекс.— Вопросы философии, 1970, т. 10, с. 117.
8. Brindley G. S. Nerve net Models of a Plausible Size, that Perform Many Simple Learning Tasks.— Proc. Roy. Lond., 1969, vol. B174, p. 173.
9. Скребицкий В. Г., Русинова Е. В. Пластические перестройки реактивности корковых нейронов.— Журн. высш. нервн. деят., 1973, т. 23, вып. 4, с. 791.
10. Hebb D. O. The Organisation of Behaviour. N. Y.: Wiley, 1949.
11. Литвинов Е. Г., Логунов Д. Б. Роль изменений возбудимости конвергентного нейрона в формировании временной связи.— В кн.: XXV совещание по проблемам высшей нервной деятельности, посвященное памяти И. П. Павлова. Вып. 2. Л., 1977, с. 87.
12. Woody C. D., Black-Cleworth P. Differences in Excitability of Cortical Neurons as a Function of Motor Projection in Conditioned cats.— J. Neurophysiol., 1973, vol. 36, p. 1104.
13. Воронин Л. Л. О клеточных механизмах условнорефлекторной деятельности.— Журн. высш. нервн. деят., 1976, т. 26, вып. 4, с. 705.
14. Литвинов Е. Г., Фролов А. А. Сеть пластических нейронов с немодифицирующимися синапсами, способная к формированию условного рефлекса (мембранная модель обучения).— Биофизика (в печати).



15. Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики. М.: Мир, 1965.
16. Берне Б. Неопределенность в нервной системе. М.: Мир, 1969.
17. Edelman J., Mountcastle V. Mindful Brain. Cambridge, Massachusetts, and London, 1978.
18. Корн Г., Корн Т. Справочник по математике. М.: Наука, 1968.

*Поступила в редакцию 20 января 1981 г.*

УДК 612.822.3.087

**М. Н. ЦИЦЕРОШИН**

*(Ленинград)*

### МЕТОД ВЫЯВЛЕНИЯ ЛОКАЛЬНЫХ НЕОДНОРОДНОСТЕЙ ПОЛЯ БИОПОТЕНЦИАЛОВ ГОЛОВНОГО МОЗГА

Большинство получивших широкое распространение методов пространственного анализа биоэлектрической активности мозга используют представление об электроэнцефалограмме (ЭЭГ) как о случайном процессе. Однако поскольку на конвексительной поверхности мозга существует единое биопотенциальное поле, а локальная ЭЭГ, зарегистрированная от одного или даже от множества отведений, всегда является частным случаем его дискретизации, то естественным представляется применение к полю биопотенциалов мозга методов анализа случайных полей.

При практическом исследовании случайных полей возникают специфические трудности и проблемы, связанные с большим объемом исходных и перерабатываемых данных. Поэтому часто прибегают к вынужденному сокращению и преобразованию информации о поле, переходя к изучению неполных данных о реализациях поля в виде сечений или проекций поля [1]. Обычная ЭЭГ как результат регистрации поля в течение длительного времени в одной точке представляет собой линейное сечение  $\xi(x_0, y_0, t)$  поля  $\xi(x, y, t)$ . Проекция поля получается при усреднении значений поля по одной или нескольким координатам, в число которых входит и время.

Нами был разработан метод анализа локальных неоднородностей поля биопотенциалов головного мозга, который оказался эффективным при изучении пространственно-временных характеристик ЭЭГ различного спектрального состава при переходе от бодрствования к различным стадиям сна как у взрослого человека, так и у детей различного возраста [2, 3]. Настоящая статья посвящена некоторым важным особенностям данного метода, в частности возможным вариантам соотношений между собой интенсивностей изучаемых процессов и их корреляционных связей, поскольку в предыдущих публикациях эти вопросы не освещались.

В нашем методе используется понятие о проекции поля на ось времени, которая образуется при интегрировании реализации поля по пространственным координатам:

$$\xi_{x,y}(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \xi(x, y, t) dx dy.$$

В этом случае отводимые биопотенциалы от каждого из  $N$  электродов после усиления электроэнцефалографом подаются на суммирующее и усредняющее устройство.