

МОДЕЛИ НЕЙРОНОПОДОБНЫХ СИСТЕМ. ДИНАМИЧЕСКИЕ РЕЖИМЫ ПРЕОБРАЗОВАНИЯ ИНФОРМАЦИИ

В. Г. Яхно

1. Введение

Сложное поведение многих природных систем определяется различными вариантами адаптивных реакций на разнообразные внешние сигналы. Такие системы обычно состоят из взаимосвязанных однотипных активных элементов. К наиболее известным системам преобразования информационных сигналов относятся биомембраны, нейроны, нейронные ансамбли, нервные ткани, искусственные аналоги нейронных систем, и многие другие активные распределенные системы.

Обычно распределенные системы называют *нейроноподобными*, если они состоят из активных элементов с *несколькими устойчивыми (или «квазустойчивыми»)* состояниями и между такими неравновесными элементами существуют *нелокальные пространственные связи* (см., например, [1–15]).

Среди различных моделей можно выделить несколько групп моделей для нейроноподобных систем. Сразу же отметим, что любое предлагаемое разбиение на «базовые» модели может быть выполнено неоднозначным образом. Варианты в сильной степени зависят от представлений исследователя о важности и необходимой степени «огрубления» тех или иных деталей изучаемых процессов.

К первой группе относятся модели однородных одно-, двух-, трех- и более компонентных неравновесных, нейроноподобных систем. Каждая из компонент в таких моделях может, в частности, характеризоваться своими схемами активных механизмов и значениями релаксационных временных параметров.

Такие модели описывают параллельное преобразование входных воздействий на основе возможных комбинаций из «базовых» структур коллективной активности – элементарных нелинейных структур. Процессы формирования и взаимодействия таких структур используются для описания динамики однородных нейроноподобных систем.

Ко второй группе относятся модели «элементарных» классификаторов или ячеек принятия решений с фиксированными алгоритмами, в которых возможно управление алгоритмами обработки изображений с целью оптимизации режимов распознавания как под особенности вида сигнала, так и под задачи, решаемые адаптивной распознающей системой.

Операции обработки фрагментов сложного изображения в блоках моделей адаптивных распознавателей могут осуществляться в параллельном режиме. Для этого используются модели неравновесных распределенных систем первой группы. Точность принимаемых решений и оптимальность функционирования адаптивных распознавателей зависит от алгоритмов, адекватно соответствующих задаче, и оптимальных параметров работы этих алгоритмов.

На основе рассматриваемых в этой работе двух групп базовых моделей возможно конструирование распознающих систем с более точными операциями кодирования, например, за счет подстройки архитектуры системы, автоматического выбора алгоритмов под временные и ситуационные особенности обрабатываемого сигнала, а также за счет формирования ассоциаций между потоками сигналов различных модальностей (видео, акустические, тактильные, химические сигналы и т. п.).

Важно отметить, что изучение режимов реагирования базовых моделей нейроноподобных систем относится к классической области интересов нелинейной динамики, связанной как с классификацией моделей, так и с классификацией динамических режимов для каждой группы базовых моделей.

2. Модели однородных нейроноподобных систем

Нейроноподобные системы представляют собой слои из взаимодействующих активных элементов (нейронных ансамблей) с пространственно распределенными активирующими и угнетающими (тормозными) воздействиями. Особенности вывода уравнений для усредненной активности нейроноподобных элементов с *классическим* типом связей рассматривались в работах [1–11].

Известно существование однородных участков в нервной системе головного мозга. Таким образом, например, организованы периферические отделы анализаторных систем. Представления об однородности могут быть с успехом распространены на стабильные по функциональной организации участки нервной системы, предназначенные для параллельной обработки потока сенсорной информации.

При создании однородной модели эти структуры представляются состоящими из плоских слоев, образованных одинаковыми по своим свойствам элементами, которые связаны определенным образом с соседями. Опираясь на результаты работы [8], рассмотрим простейший, одномерный вариант модели, описывающий изменение уровней активационных процессов в

аксонных, дендритных деревьях и в телах нейронов с помощью усредненных переменных. Основные параметры такой распределенной системы будем считать однородными и оценивать усредненными по пространству величинами. Схема одномерной структуры взаимосвязей между элементами в классической нейронной сети из возбуждающих и тормозных нейронов показана на рис. 1.

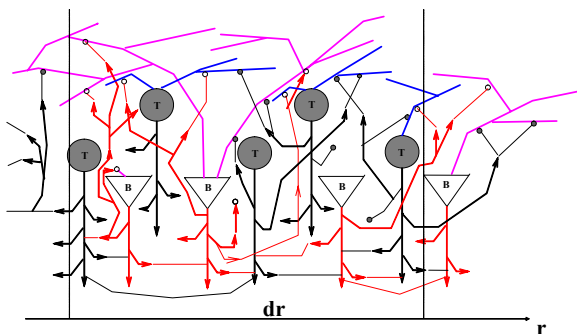


Рис. 1. Схема связей между дендритными и аксонными деревьями в ансамбле нейроноподобных элементов с возбуждающими (белые) и тормозными (темные) влияниями.

Нейроны связаны между собой через густую сеть аксонных и дендритных нервных волокон. Импульсы, генерируемые телами нейронов, по древовидной сети аксонных волокон распространяются до синапсов, которые выделяют нейромедиаторы (возбуждающие или тормозные, в зависимости от вида нейрона). Нейромедиаторы действуют на мембрану дендритных волокон, и связанные с этими воздействиями изменения электрических потенциалов передаются на тело нейрона. В результате на мембране тела нейрона формируется так называемый постсинаптический потенциал (ПСП).

Для возбуждающих нейронов постсинаптический потенциал обозначают как ВПСП, а для тормозных нейронов – ТПСП. При превышении ВПСП или ТПСП соответствующей пороговой величины $t_{0В}$ или $t_{0Т}$, мембрана тела нейрона начинает генерировать импульсы, которые в свою очередь снова распространяются по аксонному дереву и передают свои сигналы на дендриты других нейронов через соответствующие нейромедиаторы.

Характерные изменения $V(t)$ – напряжения на мембране пейсмекерных

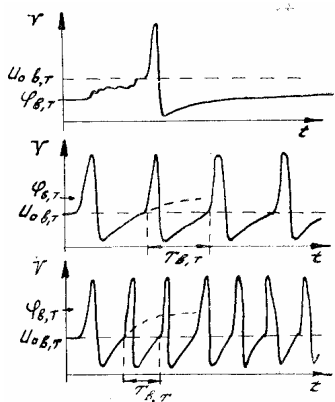


Рис. 2. Потенциалы действия, генерируемые мембраной тела нейрона.

клеток – показаны на рис. 2. Длительность импульса (потенциала действия) порядка нескольких миллисекунд, амплитуда порядка 0,1 В. Потенциалы действия разделены участками, где напряжение меняется медленно. За возбужденным состоянием следует состояние рефрактерности, в течение которого нейрон не способен реагировать на приходящие к нему сигналы возбуждения. Через некоторое время способность к возбуждению восстанавливается, и нейрон возвращается к состоянию покоя. Волна потенциала действия распространяется вдоль аксона со скоростью от нескольких метров до десятков метров в секунду.

Интенсивность стимула, действующего на нейрон, определяет частоту генерируемых импульсов. Отметим, что в таких клетках частота генерации импульсов зависит от соотношения между порогом $t_{0B, T}$ и величиной действующего ВПСП или ТПСП. Фазы импульсов, генерируемых различными нейронами в ансамблях, считаются распределенными случайно.

Итоговое изменение потенциала на теле нейрона, получившееся в результате временного и пространственного суммирования синаптических сигналов, зависит от частот нервных импульсов, приходящих на дендритное дерево данного нейрона по аксонным волокнам от других нейронов.

В рассматриваемой модели параметры нейронного ансамбля и входящих в него нейронов считаются однородными и оцениваются усредненными по пространству величинами. Усреднение проводится на длинах порядка 0,1 мм, много меньших, чем характерные размеры нейронного ансамбля (до нескольких сантиметров), но значительно превышающих размеры тела отдельного нейрона ($\sim 0,01$ мм).

Введен следующий набор усредненных переменных:

$u_B(t, \vec{r})$ – средняя доля активных («зажженных») волокон в единице объема в аксонных деревьях возбуждающих нейронов;

$u_T(t, \vec{r})$ – средняя доля активных волокон в единице объема в аксонных деревьях тормозных нейронов;

φ_B – величина среднего ВПСП для нейронов с возбуждающим медиатором;

φ_T – величина среднего ТПСП для нейронов с тормозным медиатором;

$E_{В,Т} []$ – средние числа возбуждающих или тормозных нейронов в единице объема, у которых постсинаптический потенциал (ПСП) превосходит пороговое значение активации нейронов;

$t_{0В}$ и $t_{0Т}$ – соответственно средние пороговые значения активации возбуждающих и тормозных нейронов;

Для этих переменных составляются два набора уравнений, описывающих прохождение сигналов по аксонным и дендритным деревьям нейронного ансамбля. Первый набор уравнений выводится из баланса численности «зажженных» волокон в аксонных деревьях, причем уравнения баланса составляются как для импульсов, бегущих в волокнах слева направо ($\bar{\rho}_{В,Т}$), так и для импульсов, бегущих справа налево ($\bar{\rho}_{В,Т}$). При этом изменение доли волокон с импульсами, бегущими слева направо, определяется балансным уравнением (см. схему для выделенного отрезка r до $r + dr$ на рис. 1):

$$d\bar{\rho}_{В,Т} / dt = -\Gamma_1 \bar{\rho}_{В,Т} - \Gamma_2 \bar{\rho}_{В,Т} + \Gamma_3 \bar{\rho}_{В,Т} + \Gamma_4 \bar{\rho}_{В,Т} + v_{В,Т} \cdot (d\bar{\rho}_{В,Т} / dr) + \frac{E_{В,Т} [\phi_{В,Т}(r, t)]}{T_{В,Т}}. \quad (1)$$

Слагаемые в правой части уравнения означают:

$-\Gamma_1 \bar{\rho}_{В,Т}$ – убыль импульсов за счет достижения ими синапсов;

$-\Gamma_2 \bar{\rho}_{В,Т}$ – убыль импульсов за счет поворота волокон аксонных деревьев и перехода их в импульсы, бегущие справа налево;

$+\Gamma_3 \bar{\rho}_{В,Т}$ – увеличение количества волокон с импульсами за счет ветвления аксонных волокон с прежним направлением;

$+\Gamma_4 \bar{\rho}_{В,Т}$ – увеличение доли волокон с импульсами за счет поворота волокон аксонных деревьев и перехода импульсов, бежавших справа налево в импульсы бегущие слева направо;

$v_{В,Т} \cdot (d\bar{\rho}_{В,Т} / dr)$ – разница между количеством «зажженных» волокон с левой и правой сторон выделенного отрезка от r до $r + dr$; $v_{В,Т}$ – средние величины проекций скоростей импульсов возбуждения в аксонных волокнах на ось r ($v_{В,Т} \sim 5$ м/с [5–8, 16–17]);

$E_{В,Т} [\phi_{В,Т}(r, t)] / T_{В,Т}$ – увеличение количества волокон с импульсами внутри отрезка от r до $r + dr$ за счет генерации импульсов нейронами с ПСП превышающим порог возбуждения; предполагается, что средние длины аксонных деревьев значительно превышают длину отрезка усреднения; $T_{В,Т}$ – средний период, с которым импульсы генерируются нейронами, если их ПСП превышает порог возбуждения (см. рис. 2) ($T_{В} \sim 10$ мс; $T_{Т} \sim 5$ мс [5–8, 16–17]).

Аналогичное уравнение баланса записывается для изменяющейся доли волокон с импульсами, бегущими справа налево:

$$d\bar{\rho}_{B,T} / dt = -\Gamma_1 \bar{\rho}_{B,T} - \Gamma_4 \bar{\rho}_{B,T} + \Gamma_3 \bar{\rho}_{B,T} + \Gamma_2 \bar{\rho}_{B,T} + v_{B,T} \cdot (d\bar{\rho}_{B,T} / dr) + \frac{E_{B,T}[\phi_{B,T}(r, t)]}{T_{B,T}} \quad (2)$$

Зависимости $E_{B,T}[\]$, описывающие генерацию импульсов нейронами, можно переписать в виде

$$E_{B,T}[\] = P_{B,T} F_{B,T}[-t_{0B,T} + \phi_{B,T}],$$

где $P_{B,T}$ – плотность нейронов ($P_B \sim 2 \cdot 10^{-5}$ 1/мкм³; $P_T \sim 10^{-7}$ 1/мкм³ [59, 63, 72]), а нелинейные, нормированные на единицу функции $F_B[-t_{0B} + \phi_B]$ и $F_T[-t_{0T} + \phi_T]$ имеют ступенчатый вид около значений $(t_{0B} - \phi_B) = 0$ и $(t_{0T} - \phi_T) = 0$ (рис. 3).

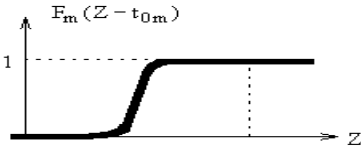


Рис. 3. Характерный вид нелинейной функции, описывающей процесс генерации импульсов.

Второй набор уравнений определяется процессами распространения сигналов в дендритных волокнах.

Если пренебречь временем задержки передачи сигнала по дендритному дереву, то усредненные величины ПСП ϕ_B и ϕ_T в зависимости от числа «зажженных» волокон различного типа, окружающих «усредненную клетку», могут быть записаны с помощью уравнений

$$\phi_B = \int_{-\infty}^{+\infty} \Phi_{BB}(\xi - \vec{r}) u_B(t, \xi) d\xi - \int_{-\infty}^{+\infty} \Phi_{BT}(\xi - \vec{r}) u_T(t, \xi) d\xi \quad (3)$$

$$\phi_T = \int_{-\infty}^{+\infty} \Phi_{TB}(\xi - \vec{r}) u_B(t, \xi) d\xi - \int_{-\infty}^{+\infty} \Phi_{TT}(\xi - \vec{r}) u_T(t, \xi) d\xi \quad (4)$$

Функции $\Phi_{mp}(\xi - \vec{r})$ задают величины пространственных воздействий на потенциал мембраны тела «усредненного нейрона» ($m = B, T$) в точке \vec{r} , со стороны аксонных окончаний ($p = B, T$), от «усредненных нейронов», расположенных в точке ξ . Поскольку сигнал на дендриты одинаково передается синапсами от аксонов, приходящих с разных направлений, то при определении суммарной величины ПСП используются переменные $u_{B,T}(t, \vec{r}) = (\bar{\rho}_{B,T} + \bar{\rho}_{B,T})$. При введении дополнительных переменных $u'_{B,T}(t, \vec{r}) = (\bar{\rho}_{B,T} - \bar{\rho}_{B,T})$ и предположении равноправности правого и левого направлений в структуре сети (т. е. изотропности архитектуры связей в од-

номерном ансамбле, когда $\Gamma_2 = \Gamma_4$, $\Gamma_3 = \Gamma_3$) уравнения (1) и (2) можно переписать (складывая и вычитая их) в следующем виде:

$$du'_{B,T}(t, r)/dt = -\frac{1}{\tau_{2B,T}}u'_{B,T}(t, \bar{r}) + v_{B,T}(du'_{B,T}(t, r)/dr) + 2P_{B,T} \frac{E_{B,T}[\Phi_{B,T}(r, t)]}{T_{B,T}}, \quad (5)$$

$$du'_{B,T}(t, r)/dt = -\frac{1}{\tau_{2B,T}}u'_{B,T}(t, \bar{r}) + v_{B,T}(du'_{B,T}(t, r)/dr), \quad (6)$$

где $\tau_{1B,T} = 1/(\Gamma_1 - \Gamma_3)$ – характерное время последействия, т. е. среднее время между генерацией импульса нейроном и реакцией дендритов, на котором оканчиваются аксонные окончания этого нейрона. Это время включает в себя время задержки импульсов на синапсах и время, в течение которого волокна в аксонном дереве могут находиться в «зажженном» состоянии в случае одновременного прекращения активности всех нейронов ($\tau_{1B} \sim 20$ мс; $\tau_{1T} \sim 200$ мс [5–8, 16–17]); $\tau_{2B,T} = 1/(\Gamma_1 + 2\Gamma_2 - \Gamma_3)$ – среднее время, за которое фронт активации в аксоне проходит расстояние между точками ответвления коллатералей, поворачивающих в обратную сторону ($\tau_{2B} \sim 10^{-2}$ мс; $\tau_{2T} \sim 2 \cdot 10^{-2}$ мс [5–8, 16–17]).

При этом для изотропного случая, когда количество импульсов, бегущих в волокнах слева направо, может быстро сравняться с количеством импульсов, бегущих справа налево, получаются уравнения следующего вида:

$$\partial u_B(t, \bar{r})/\partial t = -\frac{1}{\tau_{1B}}u_B(t, \bar{r}) + D_B \cdot \partial^2 u_B(t, \bar{r})/\partial x^2 + \beta_{FB}F_B[-t_{0B} + \phi_B], \quad (7)$$

$$\partial u_T(t, \bar{r})/\partial t = -\frac{1}{\tau_{1T}}u_T(t, \bar{r}) + D_T \cdot \partial^2 u_T(t, \bar{r})/\partial x^2 + \beta_{FT}F_T[-t_{0T} + \phi_T], \quad (8)$$

где $D_i = v_i^2 \tau_{2i}$, $i = B$ или T для соответственно возбуждающих или тормозных нейронов, а $\beta_{FB,T} = 2P_{B,T}/T_{B,T}$.

Решение системы уравнений (3)–(4) и (7)–(8) при заданном начальном условии $u_{B,T}(t=0, r) = u_{0B,T}(r)$ описывает пространственно-временную динамику в такой однородной нейроноподобной системе. Такая модельная система представляет собой упрощенный вариант уравнений, приведенных в работах Сбитнева [5–7]. Основное отличие от модели Вильсона и Коуэна [2] заключается в том, что в последней пространственные связи между нейронами предполагаются неизменными во времени, тогда как на самом деле среднее число связей (волокон в «зажженном» состоянии) меняется и время их изменений порядка $\tau_{2B,T}$.

Рассмотрим ряд возможных вариантов моделей при различном виде основных параметров системы.

В первом случае предположим, что размер дендритных деревьев много меньше $\nu_{B,T} \sqrt{\tau_{2B,T} \cdot \tau_{1B,T}}$ – диффузионной длины за счет аксонных связей. Тогда от модели в интегродифференциальной форме можно перейти к уравнениям типа «реакция–диффузия»:

$$\partial u(t, \bar{r}) / \partial t = D_B \cdot \partial^2 u(t, \bar{r}) / \partial x^2 + \Psi(u, g), \quad (9)$$

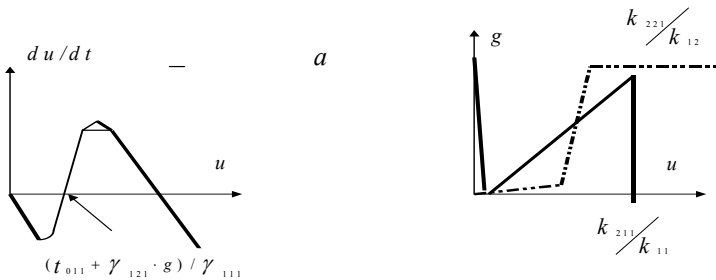
$$\partial g(t, \bar{r}) / \partial t = D_T \cdot \partial^2 g(t, \bar{r}) / \partial x^2 + \varphi(u, g), \quad (10)$$

в которых уровень активности тормозных нейронов переобозначен через переменную $g(t, \bar{r})$, а функции $\Psi(u, g)$ и $\varphi(u, g)$ определяются особенностями механизмов неравновесности в рассматриваемой системе. Для нейроноподобной системы с набором M популяций возбуждающих нейронов со своими порогом и характеристиками дендритных деревьев и I популяций для тормозных нейронов нелинейные функции записываются в виде

$$\Psi(u, g) = -k_{11}u(t, \bar{r}) + \sum_{m=1}^M k_{21m}F_{1m}[-t_{0m} + \gamma_{11m}u(t, \bar{\xi}) - \gamma_{12m}g(t, \bar{\xi})], \quad (11)$$

$$\varphi(u, g) = -k_{12}g(t, \bar{r}) + \sum_{m=1}^I k_{22m}F_{2m}[-t_{0m} + \gamma_{21m}u(t, \bar{\xi}) - \gamma_{22m}g(t, \bar{\xi})]. \quad (12)$$

Варианты таких зависимостей для наиболее интересных динамических реакций в случае одного и двух видов возбуждающих нейронов и одного вида тормозных нейронов показаны на рис. 4. Видно, что пороговые характеристики различных популяций нейронов позволяют формировать многоуровневую активную систему. При соответствующем подборе параметров в такой системе можно сформировать различные варианты триггерных, ждущих либо автоколебательных режимов отдельных нейроноподобных элементов.



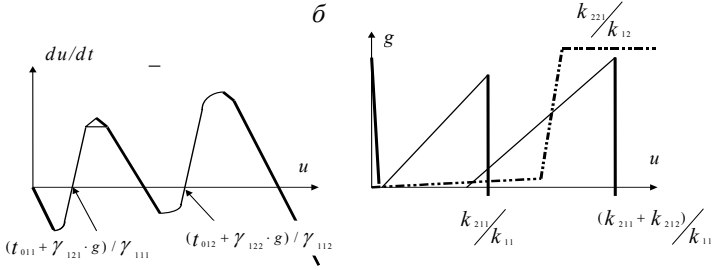


Рис. 4. Варианты вида нелинейной функции $\Psi(u, g)$ при заданных значениях переменной $g(t, \bar{r})$ и нуль-изоклин $\Psi(u, g) = 0$, $\Phi(u, g) = 0$ в уравнениях (9)–(12), используемых для описания сосредоточенного нейроноподобного элемента: *a* – случай взаимодействия одного вида возбуждающих нейронов и одного вида тормозных нейронов; *б* – случай совместной работы двух ансамблей возбуждающих нейронов и одного ансамбля тормозных нейронов.

Разнообразные варианты моделей могут быть сформированы за счет изменения вида функций пространственных связей, задаваемых видом дендритных деревьев и характером расположения на них синаптических окончаний от аксонных деревьев. Для случая, когда активность популяции тормозных нейронов описывается линейной функцией и влияние тормозных нейронов на себя мало ($\Phi_{T,T}(\xi - \bar{r}) \sim 0$), а также размер дендритных деревьев тормозных нейронов много больше $v_T \sqrt{\tau_{2T} \cdot \tau_{1T}}$ – диффузионной длины – за счет аксонных связей, системы уравнений (3)–(4) и (7)–(8) можно свести к упрощенному варианту однокомпонентной «базовой» модели с латеральными (боковыми в пределах слоя) связями:

$$g / \tau_2 = \beta_{F2} \left[-t_{0T} + \int_{-\infty}^{\infty} \Phi_{T,B}(\xi - r) u(\xi, t) d\xi \right], \quad (13)$$

$$\frac{du}{dt} = -\frac{u}{\tau_1} + \beta_{F2} F_B \left[-t_{0B} + \int_{-\infty}^{\infty} \Phi_{B,B}(\xi - r) u(\xi, t) d\xi - \int_{-\infty}^{\infty} \Phi_{B,T}(\xi - r) g(\xi, t) d\xi \right] + D_1 \frac{\partial^2 u(t, \bar{r})}{\partial r^2}, \quad (14)$$

или в виде одного уравнения:

$$\frac{du}{dt} = -\frac{u}{\tau_1} + \beta_{F1} F_B \left[-t_{01} + \int_{-\infty}^{\infty} \Phi_1(\xi - r) u(\xi, t) d\xi + D_1 \frac{\partial^2 u(t, \bar{r})}{\partial r^2} \right], \quad (15)$$

где

$$\Phi_1(\xi - \vec{r}) = \Phi_{\text{BB}}(\xi - \vec{r}) - \tau_2 \beta_{F2} \int_{-\infty}^{+\infty} \Phi_{\text{T,B}}(\xi - \eta) \Phi_{\text{B,T}}(\eta - \vec{r}) d\xi, \quad (16)$$

$$t_{01} = t_{0\text{B}} - t_{0\text{T}} \tau_2 \beta_{F2} \int_{-\infty}^{+\infty} \Phi_{\text{B,T}}(\xi) d\xi$$

Выполненные преобразования из (3)–(4), (7)–(8) в (15) показывают, что сеть взаимосвязанных возбуждающих и тормозных нейронов может работать как единый ансамбль из активных элементов, обладающий достаточно сложной, немонотонной зависимостью (16) вида функции пространственных связей. Примеры вариантов формирования немонотонных функций пространственных связей показаны на рис. 5.

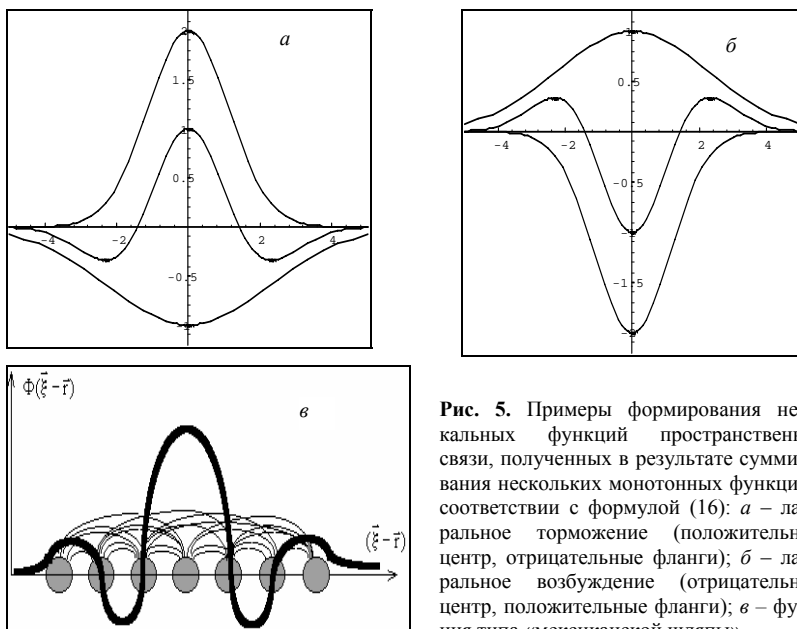


Рис. 5. Примеры формирования нелокальных функций пространственной связи, полученных в результате суммирования нескольких монотонных функций в соответствии с формулой (16): а – латеральное торможение (положительный центр, отрицательные фланги); б – латеральное возбуждение (отрицательный центр, положительные фланги); в – функция типа «мексиканской шляпы».

Другой вариант модели, соответствующий случаю двухкомпонентной системы:

$$\frac{du}{dt} = -\frac{u}{\tau_1} + \beta_{F1}(g) F_1 \left[-t_1(g) + \int_{-\infty}^{\infty} \Phi_1(\xi - r, g) u(\xi, t) d\xi \right] + D_1 \frac{\partial^2 u(t, \vec{r})}{\partial r^2}, \quad (17)$$

$$\frac{dg}{dt} = -\frac{g}{\tau_2} + \beta_{F2}(g) F_2 \left[-t_2(g) + \int_{-\infty}^{\infty} \Phi_2(\xi - r, g) u(\xi, t) d\xi \right] + D_2 \frac{\partial^2 g(t, \vec{r})}{\partial r^2} \quad (18)$$

может быть получен в предположении совместной работы многих ансамблей возбуждающих и тормозных нейронов. Одни ансамбли обеспечивают фор-

мирание и изменения функций пространственной связи, другие – изменения величин порогов $t_{1,2}$, или $\tau_{1,2}^{-1}$; $\beta_{F1,2}(g)$ – плотность активированных нейронных клеток (это возможно, если аксон-аксонные синапсы блокируют распространение импульсов от возбужденных нейронов). Результат работы многих ансамблей может быть описан с помощью двух наиболее важных (или можно назвать эффективных) переменных $u(t, \vec{r})$ и $g(t, \vec{r})$.

В таблице приведены примеры возможного изменения основных характеристик двухкомпонентных уравнений при формировании упрощенного вида «базовых» моделей.

$\frac{\tau_u}{\tau_g}$	$\tau_{F1,2}(g)$	$u = \frac{\tau_u}{\tau_{F1}} F_1(u, g)$ $g = \frac{\tau_g}{\tau_{F2}} F_2(u, g)$	$F_m[z]$	$th_1(g)$	$\Phi_1(\xi)$	$\Phi_2(\xi)$	$a = a(g)$	ДИСКРЕТНОСТЬ ПО		
								(t, r)	(t)	(r)
$\frac{\tau_u}{\tau_g} \ll 1$	$\tau_{F1,2} = \text{const}$									
$\frac{\tau_u}{\tau_g} = 1$										

Учитывая предположения, сделанные при выводе данного набора базовых моделей, нетрудно составить перечень возможных вариантов для их дальнейших модификаций. Более реалистичные модели сетевых систем из взаимосвязанных нейроноподобных элементов потребуют включить в рассмотрение и проводить описание:

- совместной работы трех, четырех, и может быть даже большего числа переменных (так называемые многокомпонентные системы);
- одновременной работы нескольких механизмов неравновесности, приводящих к трем и большему числу устойчивых стационарных состояний активных элементов;
- влияний, связанных с разнообразными неоднородностями, известными для реальных нейроноподобных систем;
- влияний возможных анизотропных свойств реальных сетевых систем;

д) изменений динамики поведения, вызванных внутренними или внешними шумовыми воздействиями и т. п.

Для каждого вида модифицированных моделей потребуются дальнейшее изучение особенностей автоволновых или более сложных пространственно-временных структур коллективной активности в сети из взаимосвязанных нейроноподобных элементов.

В зависимости от различных сочетаний характерных параметров нейроноподобной среды можно получить разнообразные варианты «базовой» модели (7)–(18).

Из наиболее характерных моделей можно выделить следующие группы.

1. Функции $\Phi_1(\bar{\xi} - \bar{r})$ и $\Phi_2(\bar{\xi} - \bar{r})$ представлены монотонно спадающими зависимостями, что качественно соответствует диффузионным пространственным связям в уравнениях (9) или (10). Тогда при различных видах $F_{B,T}[-t_{OB,T} + \Phi_{B,T}]$ реализуются свойства триггерного переключателя, ждущего автогенератора, генератора периодических сигналов или многоуровневого устройства (см. рис. 4). Такого вида «диффузионные» модели используются для описания процессов структурообразования в «плазменных» системах [18–27]). Также они используются при рассмотрении процессов распространения импульсов возбуждения в сердечной, мышечной тканях [18–20, 28–29]), в клеточных популяциях при морфологических трансформациях [30–31]), при описании других клеточных систем [30–32]. Диффузионные модели применяют для описания различных химических реакций [24, 33–35], их используют в алгоритмах обработки информации [36–47].

2. Функции $\Phi_i(\bar{\xi} - \bar{r})$ имеют вид так называемого «латерального» торможения, $\Phi(r) = (1 - b(\cdot)r^2)e^{-\alpha(\cdot)r^2}$, а $F_m[\cdot]$ имеет ступенчатый вид, то такая система построена в основном для описания процессов в однородных нейронных сетях сетчатки глаза живых объектов, коры некоторых отделов головного мозга и т. п. [2, 4, 8–11, 14, 48–49]), и получила сейчас популяционную «социологическую» интерпретацию. К такому типу могут быть отнесены системы, в которых «нормальная» реакция активных элементов связана с положительным воздействием на «ближайшее» окружение («родственники»), отрицательным, угнетающим воздействием на ближних соседей, способных конкурировать с «родственниками», и слабым воздействием или нейтральным отношением к дальним элементам популяции. Если вместо одной ступеньки будет $\Pi[Z]$, определенная через две функции Хевисайда: $F[Z - T_1] - F[Z - T_2]$, то приходим к моделям простейших «социально-экономических» процессов [50–52]).

3. Функции $\Phi_i(\bar{\xi} - \bar{r})$ могут иметь несколько переходов от положительного к отрицательному воздействию и наоборот. Либо себя и «родственников» система «угнетает», а стимулирующее воздействие оказывается бли-

жайшим соседям – своеобразная «филантропическая» реакция (см. рис. 5, б) и многие другие варианты.

4. Свою группу составляют также сети из дискретно расположенных в пространстве нейроноподобных активных элементов, известных как *Cellular Neural/Nonlinear Network*, которые рассматривались, например, в работах [53–57].

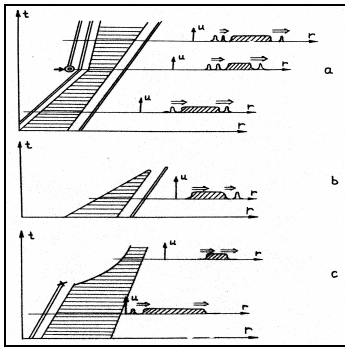
Нетрудно оценить число разнообразных сочетаний характерных параметров «базовой» модели (17)–(18), которое оказывается порядка нескольких сотен вариантов. Универсальность выбранной модели нейроноподобной среды заключается в возможности широкого использования моделей типа (17)–(18). Они применимы для описания динамики поведения многих природных активных распределенных систем. Их также используют для параллельных режимов преобразования во всех известных сейчас основных операциях предварительной обработки информации.

Приведенный набор уравнений (7)–(18) и варианты функций (см. таблицу), представляют собой один из вариантов классификации двухкомпонентных систем нейроноподобного типа.

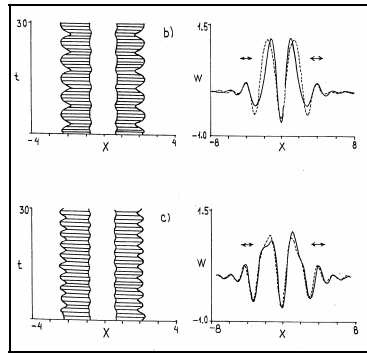
3. Примеры динамических режимов преобразования сигналов в нейроноподобных системах первой группы

Динамические процессы в моделях однородных нейроноподобных систем с нелокальными пространственными связями (первая группа моделей) были рассмотрены вначале с помощью аналитических методов, а затем изучены в компьютерных экспериментах. Основная проблема в таком исследовании связана с нахождением набора возможных стационарных пространственных структур (аттракторов) в таких неравновесных системах (см. уравнения (7) – (18)), а также с анализом переходных процессов между такими структурами. При рассмотрении процессов в нейроноподобных моделях первой группы оказалось возможным использовать основные элементы качественного анализа, применявшегося ранее при рассмотрении автоволновых процессов в однородных неравновесных системах с диффузионными пространственными связями [8, 18–20]. Затем, дополнительно, были выведены также новые характеристики для описания особенностей динамики структур коллективной активности в системах с нелокальными пространственными связями [12–14].

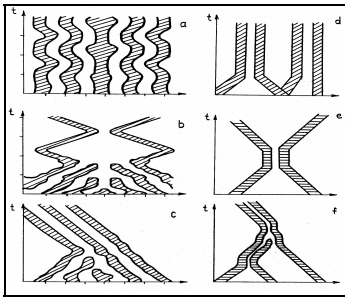
На рис. 6. приведены наиболее характерные примеры динамических структур в однородных двухкомпонентных нейроноподобных системах [12–14, 58–60].



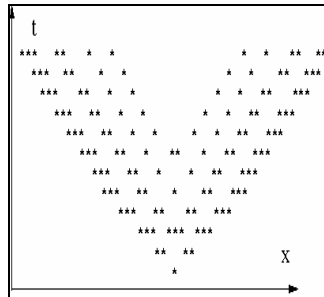
a



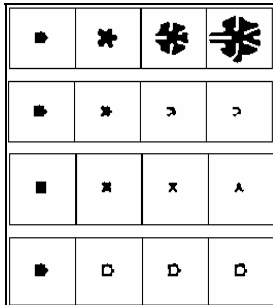
б



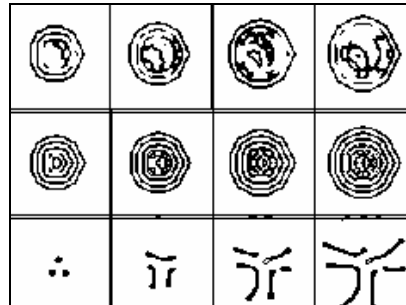
в



г



д



е

Рис. 6. Примеры структур в однородных нейроноподобных системах: $a-z$ – 8 режимов характерной автоволновой динамики структур в одномерных системах; x – пространственная ось, y – временная ось; активные состояния заштрихованы; a – варианты переходных режимов при формировании областей активности с дополнительными импульсами у фронта перехода за счет нелокальных связей; чем больше дополнительных импульсов, тем меньше скорость распространения такого фронта; снижение скорости заднего фронта (верхний рисунок) вызвано стимуляцией дополнительного импульса внешним воздействием; b – два взаимодействующих «пульсирующих» импульса в случае синфазных (верхний рисунок) и противофазных (нижний рисунок) движений их фронтов; v – формирование «пачки» остановившихся импульсов в случае «пульсирующего» и обычного режимов их существования (сверху); примеры процессов отражения импульсов в случае «пульсирующего» и обычного режимов их существования (средний рисунок); подавление импульсов и формирование «пачки» распространяющихся импульсов в случае «пульсирующего» и обычного режимов их существования (внизу); z – формирование распространяющихся областей «мигающей» активности за счет собственного подавления и латерального возбуждения; d – пример формирующейся структуры, вызванной неустойчивостью фронта в расширяющейся области активности (верхний рисунок); два варианта формирования «скелетона» из-за неустойчивости фронта в сжимающейся области активности (средние рисунки); выделение контура (нижний рисунок); e – примеры формирования структур в системе с двумя порогами активации и разным видом нелокальных пространственных связей; $d-e$ – в каждом квадрате – двумерная структура активности, вдоль каждой из горизонтальных линий приведены по 4 примера эволюции структур во времени.

Как видно из примеров на рис. 6, нелокальность пространственной связи обеспечивает существование новых структур [12–14, 56–58], связанных с дополнительными устойчивыми импульсами, пульсирующими режимами и режимами отражения импульсов при взаимодействии, «мигающими» режимами распространения активных областей (рис. 6, a), неустойчивостями при распространении плоского фронта, а также рядом других режимов, вызванных нелокальностью пространственных связей (рис. 6, b).

Для исследования более полного набора автоволновых структур в однородных нейроноподобных системах были разработаны специализированные варианты интерактивных программных продуктов. Анализ показал, что основные особенности характерных решений (в том числе и показанных на рис. 6) управляются тремя типами параметров:

а) параметры, определяющие временную динамику отдельного элемента: τ_1^{-1} , τ_2^{-1} и $\beta_{F_1}(g)$, $\beta_{F_2}(g)$, t_{0m} , $F_{im}[\]$, непрерывность или дискретность изменения переменных во времени;

б) параметры, определяющие пространственные связи между активными элементами в пространстве: D_i , $\Phi_{mp}(\xi - \bar{\xi})$; дискретность расположения активных элементов в пространстве;

в) параметры, связанные с особенностями вида начального условия и формируемой пространственной структуры.

Цель исследований, проводимых с помощью такой интерактивной системы, состоит в поиске для каждого вида моделей (например, полученных из

приведенной таблицы) наиболее полного набора возможных решений как в одномерном, так и в двумерном случаях.

Понятно, что чем подробнее будет набор таких решений, тем более точным будет язык описания динамических режимов в природных нейроноподобных системах.

Полученные решения для описания автоволновых процессов использовались, например:

а) при интерпретации динамики взаимодействия волн распространяющейся депрессии [59];

б) для описания режимов нормального восприятия и патологических нарушений при прохождении сенсорных сигналов в корковых структурах мозга [60];

в) при оценке параметров автоволновых процессов в сердечной мышце [29, 61] и сравнении модельных расчетов автоволн выброса кальция в мышечных клетках с экспериментальными данными [62–65].

Другая интересная область применения полученных решений связана с определением условий, при которых начальное изображение может трансформироваться в набор упрощенных изображений, которые, в свою очередь, используются для вычисления необходимых кодовых признаков. В частности, было продемонстрировано, что в одних и тех же однородных нейроноподобных системах за счет изменения параметров системы можно осуществить широкий набор преобразований начального изображения. К таким операциям, в частности, относятся: выделение контуров и скелетов для изучаемых объектов на изображении; выделение линий заданного направления и объектов заданного размера; определение областей с заданной текстурой и границ между разными текстурами; локализация точек пересечения линий и многие другие операции (см. рис. 7) [66–70].

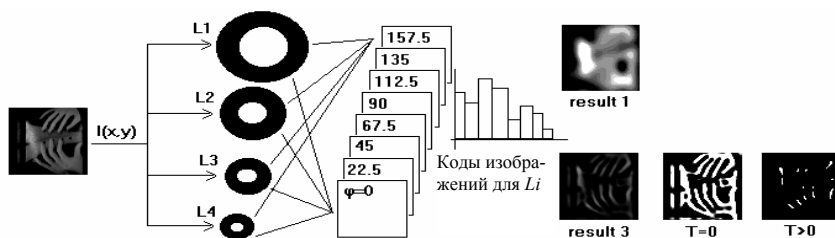


Рис. 7. Пример схемы, используемой для параллельного преобразования входного изображения в наборы требуемых кодовых описаний отдельных фрагментов.

Для выполнения всех этих операций в лаборатории автоволновых процессов ИПФ РАН использовались одно- или двухкомпонентные модели нейроноподобных систем. Такие модели исходно ориентированы на режимы параллельного преобразования входных изображений. До настоящего времени не встречалось ограничений для использования алгоритмов нейроноподобного кодирования при выделении любых фрагментов из анализируе-

мого входного изображения. Аппаратная реализация таких алгоритмов в параллельной архитектуре позволит резко сократить время предобработки сложных изображений большого масштаба.

4. Схемные модели адаптивных распознающих систем

Основной предмет теории распознавания образов составляет изучение различных алгоритмов преобразования потока сигналов какого-либо одного заданного типа, а также рассмотрение операций сравнения соответствующих «кодовых» величин, получаемых при описании видео, акустических, тактильных и других информационных сигналов (см., например, [71–73]). В теории параллельных вычислений на нейроноподобных средах модели такого типа относятся к системам с «крупнозернистой» структурой, потому что каждый блок такой системы выполняет свою заданную операцию и расположен в определенной «ветке», пути (последовательности алгоритмов) преобразования сигналов (в отличие от однородного «мелкозернистого» уровня) [74]. Такая «крупнозернистая» структура позволяет использовать рабочий язык огрубленного описания динамических процессов при трансформации потоков информационных сигналов в системах с различными параметрами. Фактически, такие схемы описывают основные наборы последовательных или параллельных вычислений при обработке информационных сигналов.

Модели для элементарных систем с адаптивными свойствами состоят из блоков преобразования информационных сигналов, блоков сохранения кодового описания этих сигналов и используемых для их обработки алгоритмов (моделей), блоков оценки близости сигналов и принятия решений. Если требуется использование режимов параллельного преобразования сигналов, то работа всех этих блоков может осуществляться на основе моделей однородных нейроноподобных систем.

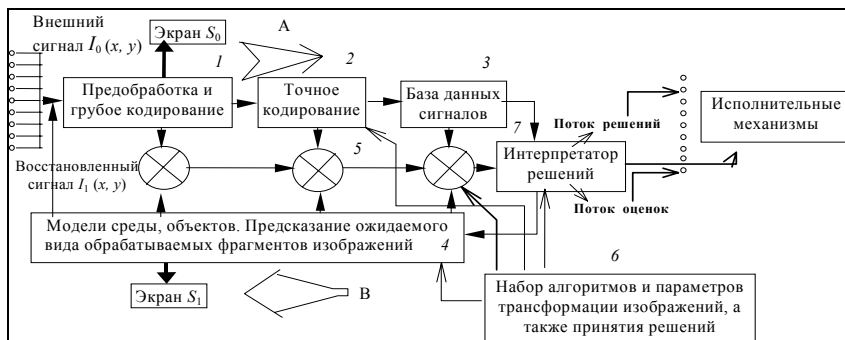


Рис. 8. Этапы трансформации потоков информационных данных и взаимодействие между различными обрабатывающими блоками в адаптивной системе принятия решений с фиксированным набором алгоритмов (нейроноподобные системы второй группы).

Архитектура нейроноподобных адаптивных систем распознавания ориентирована на выполнение операций оптимальной настройки системы на вид обрабатываемого изображения при фиксированном и заранее заданном наборе используемых алгоритмов. В модельном описании функциональных взаимосвязей желательно выбрать минимальный набор операций, требуемый для реализации поставленных перед системой целей. На рис. 8 представлен набор последовательностей операций (по мнению автора, необходимый и достаточный) для автоматического управления адаптивно-классификационными процессами и связанными с ними процессами принятия решений [75–80]. Схема построена на взаимодействии следующих основных стадий или последовательностей операций с информационными сигналами:

а) последовательность операций «кодирования» (стрелка А) – исходное изображение на входе (которое может контролироваться на экране S_0) преобразуется в дерево кодовых значений (блоки 1–3), которые представляют собой описание особенностей исходного изображения в терминах эксперта-учителя;

б) последовательность операций обратного восстановления, «генерации» предполагаемого входного изображения по имеющимся в архиве кодовым значениям (стрелка Б, блоки 3–4), т. е. формирование представления данного классификатора о том первоначальном сигнале, по которому было создано такое дерево кодовых значений (это изображение может контролироваться на экране S_1);

в) последовательность операций для формирования оценок точности соответствия или «невязок» (блоки 5) кодовых значений на соответствующих друг другу уровнях в путях «кодирования» и восстановления изображений, смысл этих оценок носит мотивационный характер, потому что по их величине формируется решение в блоке 7;

г) алгоритмы формирования сигнала «принятие решения» (блок 7), на основе полученных оценок сравнения. С помощью эксперта-учителя или алгоритмов, определяющих стратегию поведения, возможно управление вариантами алгоритмов кодирования и восстановления потоков обрабатываемых изображений (блок 6).

Аналогичные архитектуры взаимодействия сигналов при поиске оптимальных алгоритмов для их преобразования рассматривались также, например, в работах [81–83]. Практически все известные системы кодирования сложных сигналов также могут быть интерпретированы на основе такой схемы. Стандартные процедуры при обучении людей также соответствуют представленной на схеме последовательности операций (см. рис. 8). Практически любой процесс обучения представляет собой уточнение и согласование операций кодового описания с операциями восстановления исходного сигнала из кодов и сопоставления полученных результатов.

Основная особенность этой базовой модельной системы заключается в формальном представлении необходимых и достаточных управляющих воздействий между информационными потоками и алгоритмами обработки этих потоков. В частности, вычисленные параметры изображений информационных сигналов (входные и промежуточные изображения, разнообразные кодовые описания, оценки точности соответствия, или «невязки» – мотивационные оценки) влияют на величины управляющих параметров для каждой из операций (кодирования-декодирования, вычисления мотивационных оценок (невязок), принятия решений), которые в свою очередь изменяют параметры информационного потока. По виду динамики этого процесса вычисляются оценки точности для используемых алгоритмов кодирования-декодирования и формируются мотивационные сигналы для реакции системы. По ним, например, определяются условия, при которых необходимо корректировать параметры действующих алгоритмов или проводить замену «старых» алгоритмов на «новые» алгоритмы кодирования.

5. Примеры динамических процессов при настройке нейроподобных распознающих систем

Рассмотрим некоторые режимы работы такой динамической системы.

Точность работы алгоритмов распознавания, даже при небольшом наборе обучающих примеров, может быть проверена по результатам циклического процесса, когда полученное кодовое описание входного изображения восстанавливается в интерпретацию этого входного изображения, затем восстановленное изображение снова запускается на кодирование и так далее. Скорость сходимости значений в этом цикле «кодирование → восстановление → кодирование → ...» и величины отличий от первоначально полученных значений характеризуют адекватность и точность выбранных алгоритмов. Такой режим, как известно, используется при обучении живых систем. Он позволяет на малом количестве примеров адаптировать алгоритмы на выделение наиболее важных признаков изображения. В этом процессе можно увидеть также аналогию с тем, что называется процессом сознания, т. е., процессом, когда изучаемый образ находится в цикле периодической обработки, анализа и проверки. Если же система не использует процесс восстановления с последующим сравнением (в частности, если предыдущий опыт работы уже убедил ее в корректности выбранных алгоритмов), то решение принимается сразу же по кодовым признакам, и передается на запуск исполнительных механизмов. Этот режим, по-видимому, аналогичен инстинктивным, неосознанным, реакциям в живых системах.

В качестве наглядного подтверждения существования у животных функциональной системы восстановления зрительных образов, можно привести известные всем факты четкого восприятия изображений во сне. В условиях, когда сигнал на внешних сенсорах отсутствует, внутренние процессы «акти-

вазии кодов в базе данных» запускают функционирование нейронных ансамблей, связанных с восстановлением зрительных образов. В бодрствующем состоянии у животного внешние сигналы от сенсоров, по-видимому, превалируют над сигналами внутренней интерпретации кодов. Из обыденной жизни и медицинской практики хорошо известно также явление галлюцинаций, при котором некоторые люди могут четко воспринимать (ощущать) отсутствующую на самом деле сенсорные сигналы.

Все живые системы, несомненно, проявляют свойства иерархически организованных адаптивных распознающих систем. Поэтому важно использовать известные для них данные при разработке технических систем распознавания. Архитектура моделей адаптивных распознающих систем позволяет формализовать процессы настройки алгоритмов и использовать некоторые режимы живых систем для использования их в технических системах распознавания с повышенной точностью. В частности, при разработке алгоритмов биометрической идентификации человека была использована архитектура адаптивной настройки.

Обычно эффективность кодирования проверяют в процедуре тестирования большого набора входных сигналов с подсчетом статистических оценок – FAR, FRR (ошибок первого и второго рода). Эта стандартная операция проверки обычно занимает много времени, а также с ее помощью трудно определить, какие операции в алгоритме кодирования приводят к потере точности.

Модель адаптивной распознающей системы позволяет выполнить настройку многих операций даже на одном или малом количестве примеров входных сигналов (см., например, рис. 9). При этом подбираются наиболее оптимальные параметры выбранного алгоритма для выполнения поставленной цели. Проверяется также устойчивость алгоритмов кодирования в процедуре замкнутого, итеративного процесса: кодирование – восстановление, затем повторное кодирование восстановленного изображения. В результате были выбраны наиболее адекватные режимы распознавания человека по изображению его руки, что привело к повышению точности принятия решений в несколько раз.

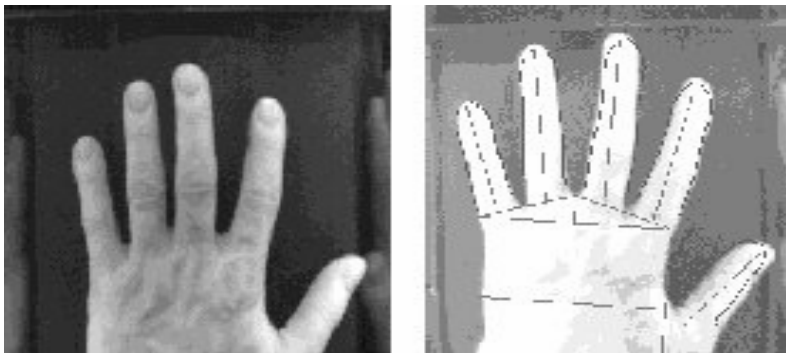


Рис. 9. Пример сопоставления результатов преобразования исходного изображения в контурное и обратное восстановление из кодовой таблицы контура, показанного на исходном полутоновом изображении.

Аналогичный подход настройки алгоритмов позволил оптимизировать работу «*Music Recognition System*» – системы распознавания искомых музыкальных фрагментов при анализе непрерывного звукового потока.

Сейчас такую архитектуру автоматической настройки биометрических систем предполагается использовать во всех новых разработках лаборатории автоволновых процессов ИПФ РАН.

Использование формализованных режимов настройки моделей адаптивной распознающей системы представляет интерес также для диагностики и «терапии» различных психологических особенностей взаимодействия живых систем.

Рассмотрим, например, некоторые, весьма понятные с житейской точки зрения, режимы непонимания при общении между адаптивными распознающими системами.

а) Во взаимодействующих системах используются для распознавания разные модели ситуаций и связанные с ними алгоритмы кодирования – декодирования (это может быть связано с разными целями, мотивациями разных систем или просто с отсутствием подходящих алгоритмов), в результате наблюдается ситуация полного непонимания (нарушения в блоках 1, 2). В частном случае, алгоритм одной из систем может быть ориентирован на «образное» кодирование, ассоциативные связи в семантической сети «образов», в то время как другая система строит восприятие на логической модели из цепочки выводов и опирается на оценки обоснованности выводов. Это пример взаимодействия людей с образным и логическим мышлением. Известно, что такие люди очень часто не понимают друг друга [84].

б) Входные сигналы, передаваемые между адаптивными системами, представлены в некотором заранее закодированном «жаргонном» виде (несоответствия алгоритмов в блоках 1, 2, 4). Взаимодействующие распознающие системы либо имеют возможность (мотивации) произвести перекоди-

ровку к уже имеющимся у них кодовым представлениям (адаптация в блоке 7), и тогда проявляются элементы понимания, либо не имеют такой возможности (например, потому что перестройка используемых моделей требует дополнительных затрат энергии), и тогда – непонимание (отсутствие настроек в блоке 7).

в) Во входных сигналах распознающая система в первую очередь выделяет такие признаки ситуации, которые препятствуют включению тех адекватных алгоритмов обработки, которые необходимы для распознавания принятого потока информации (нарушение работы в блоке 7 ведет к нарушениям в блоках 1, 2, 4). Например, распознающий автомат для понимания потока информации должен затрачивать определенный уровень энергии, в то же самое время он получает сигналы от соседей о малой важности этой информации. В этом случае, если приоритеты сигналов от соседей (или экономии своей энергии) оказываются выше, чем коэффициент мотивации к восприятию входного информационного потока, адаптации алгоритмов распознавания не происходит, и адаптивная система отключается от процесса анализа входных информационных сигналов и т. д.

Приведенные примеры объединяются одним известным афоризмом: *«Вы не воспринимаете нас не потому, что наши представления неверны или сложны, а потому, что наши представления не входят в ваши понятия».*

Список возможных жизненных и экспериментальных примеров, подтверждающих эффективность схемы (см. рис. 8) для адаптации используемых алгоритмов, можно увеличивать и дальше. В тоже время, более перспективным для разработки такого вида адаптивных систем было бы обнаружение условий и фактов (например, по предложению от вдумчивых читателей), когда описанная схема динамической системы становится неэффективной.

Заключение

Приведенные в данной работе наборы моделей для однородных нейроноподобных систем и модельных схем для процессов адаптивного распознавания сложных потоков информации ориентированы на описание характерной динамики как биологических систем, так и соответствующих им искусственных аналогов. Из экспериментов известно, что временное изменение пространственных структур активности в живых системах встречается на всех уровнях иерархической организации, включая молекулярный, мембранный, клеточный, популяционный и другие уровни. Почти во всех случаях такие «нелинейные динамические структуры» связаны с различными вариантами функциональных состояний этих объектов.

Собранные к настоящему времени экспериментальные и теоретические данные позволяют утверждать, что различные виды динамических структур активности в нейроноподобных системах, а также особенности преобразова-

ния информационных потоков в модельных распознающих системах могут быть основой для описания поведения биологических систем, а также сложных реакций в физических и химических системах, вовлеченных в обработку информации. Следовательно, совместное использование набора базовых моделей и данных о динамике структур самоорганизационной активности (получивших названия автоволновых процессов, динамических структур, и т. п.) формирует язык для описания режимов поведения многих природных нейроноподобных систем.

Приведенные здесь базовые модели и их решения обсуждались с сотрудниками лаборатории автоволновых процессов ИПФ РАН. Всем сотрудникам, решившим заниматься этой тематикой, я искренне благодарен. Особую признательность выражаю И. В. Нуйдель, Н. С. Беллюстину, А. А. Тельных, П. Г. Хурлапову, А. Л. Иванову и А. В. Чайкину за их активное желание реализовать обсуждаемые идеи в конкретных разработках.

Работа выполнялась при частичной поддержке гранта РФФИ 01-01-00388, российско-голландского гранта NWO-RFBR №005-RUS 99/2, а также частичной поддержке гранта АФГИР №RMO-10214-BNL №36943.

Литература

1. Позин Н. В. Моделирование нейронных структур. М.: Наука, 1970.
2. Wilson H. R., Cowan J. D. A mathematical theory of the functional dynamics of cortical and thalamic neuron tissue // *Kibernetik*. 1973. V. 13. P. 55-80; *Biophys. J.* 1972. V. 12. P. 1-24.
3. Соколов Е. Н., Шмелев Л. А. Нейробионика. М.: Наука, 1983; Соколов Е. Н., Вайткявичюс Г. Г. Нейроинтеллект: от нейрона к нейрокомпьютеру. М.: Наука, 1989.
4. Свечников С. В., Шквар А. М. Нейротехнические системы обработки информации. Киев: Наукова думка, 1983.
5. Сбитнев В. И. // *Биофизика*. 1975. Т. 20. С. 699-702.
6. Сбитнев В. И. // *Биофизика*. 1976. Т. 21. С. 1072-1076.
7. Сбитнев В. И. // *Биофизика*. 1977. Т. 22. С. 523-528.
8. Кудряшов А. В., Яхно В. Г. Распространение областей повышенной импульсной активности в нейронной сети // *Динамика биологических систем*. 1978. Вып. 2. С. 45-59.
9. Tuckwell H. C., Miura R. M. A mathematical model for spreading cortical depression // *Biophys. J.* 1978. 23. P. 257.
10. Голубев В. Н., Рабинович М. И., Таланов В. И., Шкловер В., Яхно В. Г. Критические явления в неоднородных возбудимых средах. Моделирование на «TV-аналоге» // *Письма в ЖЭТФ*. 1985. Т. 42, вып. 3. С. 84-87.
11. Фролов А. А., Муравьев И. П. Нейронные модели ассоциативной памяти. М.: Наука, 1987.
12. Мастеров А. В., Рабинович М. И., Толков В. Н., Яхно В. Г. Исследование режимов взаимодействия автоволн и автоструктур в нейроноподобных средах // *Коллективная динамика возбудителей и структурообразование в биологических тканях*. ИПФ АН СССР. 1988. С. 89-104.
13. Мастеров А. В., Яхно В. Г. Анализ стационарных волн в однокомпонентной возбудимой среде с нелокальными связями // ИПФ АН СССР. *Коллективная динамика возбудителей и структурообразование в биологических тканях*. 1988. С. 198-208.
14. Yakhno V. G. Basic models of hierarchy neuron-like systems and ways to analyse some of their complex reactions // *Optical Memory & Neural Network*. 1995. V. 4, № 2. P. 141-155.
15. Горбань А. Н. Обучение в нейронных сетях. М.: Парграф, 1990.
16. Экклз Д. Тормозные пути в центральной нервной системе. М.: Мир, 1971.

17. Прибрам К. Языки мозга. М.: Прогресс, 1975.
18. Васильев В. А., Романовский Ю. М., Яхно В. Г. Автоволновые процессы // М.: Наука, 1987.
19. Васильев В. А., Романовский Ю. М., Яхно В. Г. Автоволновые процессы в распределенных кинетических системах // УФН. 1979. Т. 128, вып. 4. С. 625-666.
20. Vasiliev V. A., Romanovskii Y. M., Chernavskii D. C., Yakhno V. G. Autowave processes in kinetic systems. Spatial and temporal self-organization in physics, chemistry, biology, and medicine // With 113 figures, D. Reidel Publishing Company, 1987.
21. Кернер Б. С., Осипов В. В. Автосолитоны. М.: Наука, 1991.
22. Кернер Б. С., Осипов В. В. // ЖЭТФ. 1978. Т. 74. С. 1675-1697; 1980. Т. 79, С. 2218-2238; 1982. Т. 83. С. 2201-2214; 1985. Т. 89. С. 589-607; Микроэлектроника. 1981. Т. 10. С. 407-432; 1983. Т. 12. С. 512-529; 1985. Т. 14. С. 389-407;
23. Поляков В. П., Поляков С. В. Автоволновые процессы в нижней ионосфере, модифицированной мощным радиоизлучением // Автоволновые процессы в системах с диффузией / Под ред. М. Т. Греховой. Горький: ИПФ АН СССР, 1981. С. 166-175.
24. Франк-Каменецкий Д. А. Диффузия и теплопередача в химической кинетике. М.: Наука, 1967.
25. Поляков С. В., Яхно В. Г. О термодиффузионном механизме генерации неоднородностей электронной концентрации в F-слое ионосферы // Физика плазмы. 1980. Т. 6, № 2. С. 383-387.
26. Семенов В. Е. Волна пробоя в самосогласованном поле электромагнитного волнового пучка // Физика плазмы. 1982. Т. 8, № 3. С. 613-618.
27. Райзер Ю. П. Лазерная искра и распространение разрядов. М.: Наука, 1974.
28. Романовский Ю. М., Степанова Н. В., Чернавский Д. С. Математическое моделирование в биофизике. М.: Наука, 1975; Математическая биофизика. М.: Наука, 1984.
29. Иваницкий Г. Р., Кринский В. И., Сельков Е. Е. Математическая биофизика клетки. М.: Наука, 1978.
30. Рабинович М. И., Езерский А. Б. Динамическая теория формообразования. М.: Янус-К, 1998. 192 с.
31. Белинцев Б. Н. // УФН. 1983. Т. 141. С. 55-101.
32. Романовский Ю. М., Теплов В. А. // УФН. 1995. Т. 165, № 5. С. 555-578.
33. Абарбанель Г. Д. И., Рабинович М. И. и др. Синхронизация в нейронных ансамблях // УФН. 1993. Т. 166, № 4. С. 363-390.
34. Колебательные процессы в биологических и химических системах. М.: Наука, 1967.
35. Жаботинский А. М. Концентрационные автоколебания. М.: Наука, 1974.
36. Рамбиди Н. Г., Чернавский Д. С., Кринский В. И. и др. Недискретные биомолекулярные информационно-логические устройства: физические принципы и возможные пути построения // Итоги Науки и Техники ВИНТИ. Сер. «Физические и математические модели нейронных сетей». 1992. Т. 5. Ч. 1, С. 49-178.
37. Rambidi N. G., Maksimychiev A. V., Usatov A. V. Implementation of image processing operations using light-sensitive chemical dynamic media // Optical Memory & Neural Networks. 1995. V. 4, № 2, P. 99-109.
38. Conrad M. Molecular computing: the lock-key paradigm // Computer. 1992. V. 25, № 11. P. 6-9.
39. Conrad M. Emergent computation through self-assembly // Nanobiology. 1993. V. 2, P. 5-30.
40. Balkarey Yu. I., Cohen A. S., Evtkhov M. G., Elinson M. I. Autowave collective excitations in neural networks with feedbacks // Optical Memory & Neural Networks. 1995. V. 4, № 2. P. 119-126.
41. Балкарей Ю. И., Елинсон М. И. Нейрологография основанная на автоволновых средах // Микроэлектроника. 1993. Т. 22, № 5. С. 14-19.
42. Krinsky V. I., Biktashev V. N., Efimov. I. R. Autowave principles for parallel image processing // Physica D. 1991. V. 49, № 1-2. P. 247-253.

43. *Kuhnert L.* A new optical photochemical memory-device in a light-sensitive chemical active medium // *Nature*. 1986. V. 319. P. 393.
44. *Коваленко А. С., Яцимирский К. Б., Лучина Л. Н., Андреев Е. А., Тихонова Л. П.* О влиянии низкоинтенсивного электромагнитного излучения на концентрационные волны Белоусова-Жаботинского // *ДАН*. 1989. Т. 304, № 5. P. 1143-1147.
45. *Kuhnert L., Agladze K. I., Krinsky V. I.* Image processing using light-sensitive chemical wave // *Nature*. 1989. V. 337. P. 244.
46. *Королева В. И., Кузнецова Г. Д.* Оценка возбуждающих и тормозных факторов в динамике циклического возбуждения коры большого мозга // *Электрофизиологические исследования стационарной активности в головном мозге*. М.: Наука, 1983. С. 173.
47. *Королева В. И., Горелова Н. А.* Свойства распространяющейся депрессии во время разных фаз циклического возбуждения коры мозга крысы // *Нейрофизиология*. 1983. Т. 15, № 3. С. 226.
48. *Bellustin N. S., Zemskov S. P., Yakhno V. G.* Dynamics of neuron-like media consisting of adaptive elements // *Proc. of SPIE: Optical Neural Networks / Ed. A. Mikhaelian*. 1994. V. 2430. P. 155-164.
49. *Bellustin N. S., Zemskov S. P., Yakhno V. G.* Neuron-like elements for modeling of social and economic problems // *Proc. of The Second International Symposium on Neuroinformatics and Neurocomputers*. Rostov-on-Don, Russia, September, 20-23, 1995. P. 311-315.
50. *Беллустин Н. С., Яхно В. Г.* Пространственно-временная динамика в простейших экономических системах // *Нелинейные волны. Синхронизация и структуры*. Ч. 2. / Под ред. М. И. Рабиновича, М. М. Суцика, В. Д. Шалфеева. Нижний Новгород: ННГУ, 1995. С. 99-104.
51. *Chua L. O. and Yang L.* Cellular neural networks: theory. Applications // *IEEE Trans. On Circuit and Systems*. 1988. V. 35. P. 1257-1290.
52. *Chua L. O., Roska T.* The CNN Paradigm // *IEEE Trans. on Circuits and Systems I*. 1993. V. 40, № 3. P. 147-156.
53. *Rekeczky Cs., Roska T. and Ushida A.* CNN-based difference-controlled adaptive nonlinear image filters // *Int. J. of Circuit Theory and Applications*. 1998. V. 26. P. 375-423.
54. *Rekeczky Cs. and Chua L. O.* Computing with front propagation: active contour and skeleton models in continuous-time CNN // *J. of VLSI Signal Processing Systems*. 1999. V. 23, № 2/3. P. 373-402.
55. *Rekeczky Cs.* Active contour and skeleton models in continuous-time CNN // *Special Session of the 14th IEEE European Conference on Circuit Theory and Design ECCTD'99 in Stresa, August, 1999*.
56. *Яхно В. Г.* Процессы самоорганизации в распределенных нейроноподобных системах. Примеры возможных применений // *Нейроинформатика 2001. Лекции по нейроинформатике*. М.: МИФИ, 2001. С. 103-141.
57. *Yakhno V. G.* Dynamics of autowave processes in neuron-like systems and CNN technology // *Proc. of the 6th IEEE Int. Workshop on Cellular Neural Networks and their Applications, Catania, Italy, 2000*. P. 33-38.
58. *Yakhno V. G., Bellustin N. S., Krasil'nikova I. G., Kuznetsov S. O., Nuidel I. V., Panfilov A. I., Perminov A. O., Shadrin A. V., Shevryev A. A.* Research decision-making system operating with composite image fragments using neuron-like algorithms // *Radiophysics*. 1994. V. 37, № 8. P. 961-986.
59. *Кузнецова Г. Д., Пелиновский Д. Е., Яхно В. Г.* Математические модели динамики волн распространяющейся депрессии в коре головного мозга // *Изв. вузов. Прикладная Нелинейная Динамика*. 1994. Т. 2, № 3-4. С. 86-99.
60. *Kuznetsova G. D., Nuidel I. V., Khurlapov P. G., Yakhno V. G.* Modeling of normal and pathological sensor activity image transformation versions in an animal's cortex // *Optical Memory and Neural Networks: Optical Information Science and Technology / ed. Andrei L. Micaelian. Proc. of SPIE*, 1998. V. 3402. P. 486-499.
61. *Кринский В. И., Яхно В. Г.* Спиральные волны возбуждения в сердечной мышце // *Нелинейные волны / Отв. ред. М. И. Рабинович. Горький: ИПФ АН СССР*. 1980. С. 200-214.

62. *Каньшева С. А., Ключков Б. Н., Толков В. Н., Яхно В. Г.* Моделирование динамических структур в мышечных тканях // Медицинская биомеханика. Рига, 1986. С. 145-150.
63. *Coleman A. W., Coleman J. R., Griffin J. D., Weltman J. K., Chapman K. M.* Methylxanthine-induced escalation: a propagated wave phenomenon observed in skeletal muscle developing in culture // Proc. Nat. Acad. Sci. USA. 1972. V. 69, № 3. P. 613-616.
64. *Kort A. A., Lakatta e.g.* Propagation velocity and frequency of spontaneous microscopic waves in intact rat papillary muscle are Ca²⁺ - dependent // Biophys. J. 1984. V. 45, № 2, p. 2. P. 94a.
65. *Lea T.J.* Free calcium measurement in cells // Nature. 1977. V. 269, № 5624. P.108.
66. *Bellustin N. S., Kuznetsov S. O., Nuidel I. V., Yakhno V. G.* Neural networks with close nonlocal coupling for analysing composite images // Neurocomputing. 1991. V. 3. P. 231-246.
67. *Yakhno V. G., Nuidel I. V.* Modeling of sensory information transformations // Neurocomputer as the basis of thinking computers. М.: Nauka, 1993. P. 207- 223.
68. *Yakhno V. G., Bellustin N. S., Krasilnikova I. G., Kuznetsov S. O., Nuidel I. V., Panfilov A. I., Perminov A. O., Shadrin A. V., Shevyrev A. A.* research decision-making system operating with composite image fragments using neuron-like algorithms // Radiophysics. 1994. V. 37, №8. P. 961-986.
69. *Nuidel I. V., Kuznetsov S. O.* Using of Neural Networks for Image Processing // Radiophysics. 1994. V. 37, № 8. P. 1053-1061.
70. *Kuznetsov S. O., Nuidel I. V., Panfilov A. I., Yakhno V. G.* Image preprocessing by neuron-like algorithms // Optical Memory and Neural Networks: Optical Information Science and Technology / ed. Andrei L.Micaelian. Proc. of SPIE. 1998. V. 3402. P. 479-485.
71. *Браверман Э. М., Мучник И. Б.* Структурные методы обработки эмпирических данных. М.: Наука, 1983.
72. *Дуда Р., Харп П.* Распознавание образов и анализ сцен. М.: МИР, 1976.
73. *Патрик Э.* Основы теории распознавания образов. М.: Советское Радио, 1980.
74. *Arbib M. A.* Schemes and neural networks for sixth generation computing // J. of Parallel and Distributed Computing. 1989. V. 6, № 2. P. 185 -216.
75. *Telnykh A. A., Yakhno V. G.* Neuron-like models of the second and third levels - adaptive recognition system // Proc. of XII International conference on Neurocybernetics. Neurocybernetics Problems. 1999. P. 164-168.
76. *Яхно В. Г., Нуйдель И. В., Тельных А. А., Бондаренко Б. Н., Сборщиков И. Ф., Хилько А. И.* Метод адаптивного распознавания информационных образов и система для его осуществления. Российский Патент № 2160467, 1999.
77. *Бондаренко Б. Н., Нуйдель И. В., Сборщиков И. Ф., Тельных А. А., Хилько А. И., Яхно В. Г.* Адаптивное построение изображений нейроноподобной исследовательской системой // Препринт ИПФ РАН. Нижний Новгород, 2001. № 559. 29 С.
78. *Бондаренко Б. Н., Коган А. Н., Нуйдель И. В., Сборщиков А. В., Тельных А. А., Хилько А. И., Хурлапов П. Г., Яхно В. Г.* Разработка адаптивных алгоритмов распознавания сложных изображений в нейроноподобных средах // Труды четвертой конференции по радиофизике 5 мая 2000. Н. Новгород, 2000. С. 207-208.
79. *Яхно В. Г.* Процессы самоорганизации в распределенных нейроноподобных системах. Примеры возможных применений // Нейроинформатика 2001. Лекции по нейроинформатике. М.: МИФИ, 2001. С. 103-141.
80. *Yakhno V. G.* Dynamics of autowave processes in Neuron-like systems and CNN technology // Cellular Neural Networks and their Applications. Proc. of the 6th IEEE International Workshop, Catania, Italy, 2000. P. 33-38.
81. *Fukushima K.* Neural network model of selective attention in visual pattern recognition and associative recall // Applide Optics. 1983. V. 26, № 23 P. 4985-4992; Neural network for visual pattern recognition. Computer. 1988. P. 65-67.
82. *Fukushima K.* Cognitron: a self-organizing multilayered neural network model // NHK Technical Monograph. 1981. № 30; Neocognitron: a new algorithm for pattern recognition tolerant of deformation and shifts in position. NHK Technical Labs.Tokyo. Pattern Recognition, 1982. V. 15. P. 455-169,

83. *Зверев В. А.* Физические основы формирования изображений волновыми полями // ИПФ РАН. 1998. 252 с.
84. *Уолтер Грэй.* Живой мозг. М.: Мир, 1966. 295 с.