

УДК 534.231

ИССЛЕДОВАНИЕ ВОЗМОЖНОСТЕЙ И ЭФФЕКТИВНОСТИ ВЫПОЛНЕНИЯ ОПЕРАЦИИ НАД СИГНАЛАМИ В НЕЙРОННЫХ СЕТЯХ

А. Г. Хоботов ^{1*}, А. И. Хилько ^{1,2}, А. А. Тельных ¹

¹ Институт прикладной физики РАН;

² Нижегородский госуниверситет им. Н. И. Лобачевского, г. Нижний Новгород, Россия

Обсуждаются возможности регистрации и эффективность обработки информации в нейронных сетях свободной динамики с контекстно-зависимыми параметрами при представлении данных в сигнальной форме. На примере численных стохастических экспериментов продемонстрирована возможность обработки информации с помощью нейронных сетей свободной динамики. Обсуждается близость рассмотренных сетей нейронным структурам естественной биологической природы. На конкретных примерах исследована устойчивость сетей свободной динамики с контекстно-зависимыми параметрами при решении задач, связанных с регистрацией сигналов при наличии шумов.

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время искусственные нейронные сети (ИНС), построенные по аналогии с системами обработки информации в естественных нейронных сетях (ЕНС) в живых организмах, активно исследуются и широко используются для решения различных практических задач [1]. Чаще всего при этом применяются хорошо изученные возможности ИНС различной архитектуры по выявлению корреляционных зависимостей во входном информационном потоке, что позволяет решать задачи распознавания образов, устранения избыточности представления информации при архивации данных и реализации процедур экстраполяции и интерполяции для решения экономических и иных задач [1–5]. Нейронные сети являются нелинейными динамическими системами, в которых возникают сложные структуры и процессы, которые также могут использоваться для анализа информации и, в частности, для сигнального представления и обработки данных. Этим вызван повышенный интерес к исследованиям структур в нелинейных динамических системах. Так, например, в работах [6–9] описаны возможные динамические процессы в ИНС. В статье [10] дается классификация ИНС по типу динамики. В работе [11] показано, что ИНС, связанные с обработкой информации, могут интерпретироваться как сети конечной динамики, например сети Хопфилда с хеббовским правилом обучения. Наиболее значимые результаты исследований различных эффектов коллективной динамики получены в работах зарубежных и отечественных авторов [12–20]. В частности, на уровне моделей коллективной динамики нейронных ансамблей изучены принципы распространения и передачи импульсов между клетками, а также исследованы явления синхронизации и кластерообразования [16, 21–23]. Необходимо отметить, что в последнее время был получен ряд значимых результатов, связанных с проявлением различных эффектов коллективной динамики в нейронных сетях [24–29]. На основании результатов исследований описания и динамики нейронных сетей, а также из экспериментальных наблюдений можно предположить, что при работе ЕНС информация может сохраняться и обрабатываться и в виде динамических структур — сигналов или протекающих во времени процессов. Рассмотрим

* algenn3@gmail.com

подробнее такие возможности на примере нейронных сетей свободной динамики с контекстно-зависимыми параметрами [25–30]. В отличие от традиционных моделей нейронных сетей, имеющих, как правило, конечную динамику (которую можно определить как «принудительную», по крайней мере на этапе обучения), обусловленную модификацией синаптических весов связи, и подробно описанных в литературе (см., например, [1]), в сетях «свободной» динамики (см., например, [6–9, 14, 15]) предполагается, что нейронная сеть представляет собой некую (в большинстве случаев изотропную) среду, в которой реализуются динамические процессы. Динамика такой системы определяется начальным состоянием её параметров, которые не меняются в процессе её эволюции.

1. ДИНАМИЧЕСКИЙ СПОСОБ РЕГИСТРАЦИИ И ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ИНФОРМАЦИИ В ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЯХ

В ИНС, например в сети Хопфилда [18], «каждый записанный образ является стационарным решением динамики, определяющей правилами Хэбба» [24]. Однако процессы в ЕНС часто имеют сложный, продолжающийся во времени автоколебательный характер [30]. Такие процессы в них могут поддерживаться долго. Из экспериментальных наблюдений можно предположить, что в нейросетевых структурах естественной природы носителями информационного содержания являются не только стационарные состояния, но и сигналы, определяемые автоколебательной динамикой в нейронной среде. При исследовании ИНС, моделирующих ЕНС, показано, что условием их стационарной динамики является монотонность пороговой функции и взаимность однородной и изотропной функции связи [7]. При выполнении этих условий после некоторого переходного процесса ИНС переходит в стационарное динамическое состояние. Динамические состояния ИНС характеризуются аттракторами [31]. В частности, это могут быть регулярные аттракторы — неподвижные точки в фазовом пространстве системы (устойчивые состояния равновесия), предельные циклы (устойчивые периодические движения), а также торы (квазипериодические колебания). При несоблюдении указанных выше условий динамика нейронных сетей имеет более сложный, немонотонный, характер, при котором могут формироваться и странные хаотические аттракторы (режимы детерминированного хаоса), фазовая траектория которых является непериодической и не замыкается на типичных интервалах наблюдения. При этом наблюдаются режимы функционирования с экспоненциальной неустойчивостью, для которых малые отклонения от первоначального режима нарастают. Динамика ИНС может характеризоваться энтропией Колмогорова—Синая H_{KS} (KS-энтропией) [31–34]. В частности, если динамика системы является периодической (предельный цикл) или квазипериодической (тор), то с течением времени t расстояние $d(t)$ между траекториями изначально близких точек в фазовом пространстве не возрастает и KS-энтропия равна нулю ($H_{KS} = 0$). При наличии в системе устойчивой неподвижной точки $d(t) \rightarrow 0$ и $H_{KS} = 0$. В случае хаотической динамики системы KS-энтропия больше нуля ($H_{KS} > 0$). Таким образом, KS-энтропия, являясь максимальным из характеристических показателей Ляпунова, позволяет судить о скорости, с которой утрачивается информация о начальном состоянии системы. Таким образом, можно утверждать, что класс ИНС, в которых возможна динамика, характеризующаяся нулевой KS-энтропией, может обеспечивать представление и хранение информации в динамической форме, когда в сети формируются сложные колебательные процессы, которые могут иметь стационарный характер при компенсации диссипации внешними источниками энергии. Возможность существования таких режимов в ИНС обсуждалась в ряде исследований, например [7, 9, 35, 36]. Экспериментально наблюдаемая ритмическая электрическая активность коры головного мозга живых организмов также может рассматриваться как косвенное подтверждение того, что хранение информации в мозге может организовываться и в сигнальном

виде, т. е. в виде сложных динамических колебательных режимов (см., например, [37]).

Для оценки информационных возможностей сигнального способа представления данных используем шенноновскую меру количества информации [33], определяемую на основе информационной энтропии. Эта мера характеризует устранение неопределённости об исследуемом процессе или системе в результате наступления некоторого события, которое определяет состояние системы или значение параметра, оценивающего это состояние. Заметим, что энтропия величины, имеющей непрерывное распределение, независимо от вида функции этого распределения равна бесконечности [30]. Можно показать, что ограничение количества регистрируемой нейросетевой системой наблюдения информации определяется только конечным динамическим диапазоном системы регистрации [38–41], обусловленным аддитивным шумом на входе нейросетевой системы наблюдения.

Предположим, что на синапсы нейронной сети поступает сигнал $Y(t) = X(t) + N(t)$, где $X(t)$ — регулярная компонента, а $N(t)$ — шум. Тогда количество информации в сигнале Y относительно X определяется как $I(Y \rightarrow X) = H(Y) - H(Y/X)$ — взаимная информация между случайными переменными Y и X . Считая регистрацию сигнала безошибочной [35, 42], получим $I(X \rightarrow Y) = H(Y) - H(N)$. Можно показать [35], что верхняя граница оценки количества информации в этом случае определяется как $I(X \rightarrow Y) = \log_2(L_Y/L_N)$, где L_Y — диапазон распределения амплитуды сигнала, L_N — диапазон равномерно распределённого шума. Если допустить, что отношение амплитуд сигнала и шума на синаптическом контакте равно 1000, то $L_Y/L_N \approx 10^3$ и величина количества информации, регистрируемой на синаптическом контакте в конкретный момент времени, составляет $I(X \rightarrow Y) \approx 10$ бит. В предположении, что регистрация сигналов в нейросетевых структурах происходит в режимах предельного цикла или тора, когда KS-энтропия равна нулю ($H_{KS} = 0$), при длине предельного цикла аттрактора 10^3 количество информации, регистрируемой на таком аттракторе, составляет 10^4 бит. Число состояний системы с таким объёмом информации равно максимальному числу, которое может быть записано в системе счисления с числом разрядов 10^3 и основанием 2^{10} . В случае квазипериодической динамики, когда аттрактор является тором, порядок величины регистрируемого количества информации как минимум удваивается. Отметим, что по предварительным оценкам для регистрации такого количества информации потенциально требуется структура, состоящая из относительно небольшого количества нейронов.

2. ВЫПОЛНЕНИЕ ОПЕРАЦИЙ НАД СИГНАЛАМИ С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ СВОБОДНОЙ ДИНАМИКИ

Хранение информации в ИНС в сигнальном виде предполагает и выполнение с помощью ИНС операций над сигналами. Можно предположить, что с процедурной точки зрения ИНС выполняют несколько основных функциональных операций: запоминание, хранение и узнавание (сопоставление). Рассмотрим возможности осуществления нейронными сетями операций над произвольными, в том числе знакопеременными, сигналами. Для формирования выполняющих такие операции ИНС будем исходить из предположения, что в ЕНС существуют некоторые механизмы модификации весов связей и других параметров нейронов, которые основываются на использовании значений контекстных параметров регистрируемых отсчётов входных сигналов в пространственно-временной плоскости.

В работах [38–41] рассматривались возможности сетей свободной динамики для осуществления адаптивного наблюдения, в частности использование ИНС с контекстно-зависимыми параметрами для сравнения сигналов $U(t)$ и $V(t)$. Такая операция является ключевой при решении задачи наблюдения объектов, когда один из сравниваемых сигналов, $V(t)$, является гипотезой,

формируемой на основе априорной информации в виде параметрической модели. В данной работе рассмотрим возможность сравнения сигналов с помощью нейронной сети с контекстно зависимыми параметрами с существенно редуцированной структурой в приложении к решению задачи наблюдения объекта в виде сигнала в присутствии шумов. Будем полагать, что при осуществлении такой операции с помощью ИНС каждый отсчёт на выходе сенсорного элемента сети является результатом активации обоими сравниваемыми сигналами. Сигнал Q на выходе редуцированной структуры ИНС в этом случае можно описать следующим образом:

$$Q[U(t), V(t)] = 1 - \left(\int_0^T V(t) dt \right)^{-1} \int_0^T V(t) F[U(t), V(t)] dt,$$

$$F[U(t), V(t)] = \begin{cases} 0, & -|U(t)| \leq [V(t) - U(t)]V(t) |V(t)|^{-1}; \\ 1, & -|U(t)| > [V(t) - U(t)]V(t) |V(t)|^{-1}, \end{cases} \quad (1)$$

где T — интервал, в котором измеряются временные отсчёты смеси регулярного сигнала с шумом $U(t)$. Пороговая функция в (1) зависит от амплитуды входного (наблюдаемого) сигнала. Поскольку в такой ИНС накопление отсчётов осуществляется после выполнения порогового преобразования F величин каждого отсчёта, сравнение сводится в основном к логическим операциям, что может существенно ускорить его по отношению к часто используемым ковариационным методам. Однако при этом устойчивость сравнения может уменьшиться, т. к. в (1) не учитываются корреляционные связи между отсчётами, как это делалось в работах [34, 35, 42]. Проанализируем устойчивость процедуры сравнения сигналов ИНС (1) методом численного стохастического моделирования. Для оценки эффективности выполнения такой операции с помощью ИНС будем сопоставлять результаты наблюдения с вариантом наблюдения, в котором используется корреляционное сравнение [34]. Для конкретизации исследуем наблюдение (определение параметров) искажённого шумами сигнала (объекта) $U(t) = S(t, \tau_0, \Omega_0) + n(t)$. В качестве объекта наблюдения рассмотрим сигнал, где $S(t, \tau_0, \Omega_0) = A(t - \tau_0) \sin[(\omega - \Omega_0)(t - \tau_0) + \gamma(t - \tau_0)^2]$ — сложно модулированный импульс с линейной частотной модуляцией (ЛЧМ) и огибающей

$$A(t - \tau_0) = \begin{cases} A \sin(\pi t)^k, & |t - \tau_0| \leq T_0/2; \\ 0, & |t - \tau_0| > T_0/2, \end{cases}$$

где $k = 0, 1, \dots, N$ — параметр, регулирующий «крутизну» огибающей сигнала, T_0 — длительность сигнала, γ — коэффициент перестройки частоты. Функция $n(t)$ — шум с нормальным распределением. В качестве оцениваемых параметров сигнала (изображения наблюдаемого объекта) рассмотрим его задержку τ_0 и частотное смещение Ω_0 . В качестве реплики $V(t)$ будем использовать сигнал $S(t, \tau, \Omega)$, параметры которого (τ, Ω) будут перебираться.

Результаты сравнения сигналов с помощью ковариации и ИНС (1) показаны на рис. 1. Выходной сигнал сети $Q[U(t), V(t)]$ (кривая 4 на рис. 1) представляет собой результат нелинейного преобразования, управляемого репликой. Его энергия уменьшается пропорционально сближению параметров сигналов, так что минимум энергии выходного сигнала соответствует максимальному совпадению характеристик сравниваемых сигналов. При расчётах рассматривался входной сигнал $U(t)$ в виде ЛЧМ-импульса $S(t)$ с длительностью 1 с и частотной девиацией 110 Гц. В качестве шума $n(t)$ рассматривался нормальный шум в частотном интервале сигнала. Отношение сигнала к шуму (SNR) на входе ИНС при расчётах (см. рис. 1) составляет 0,5 дБ с учётом приведения шума к частотному диапазону полезного сигнала. Структура ИНС формировалась априорной информацией в виде функции реплики $V(t)$, представляющей собой смещённый по времени сигнал единичной амплитуды, параметры которого, в частности временное

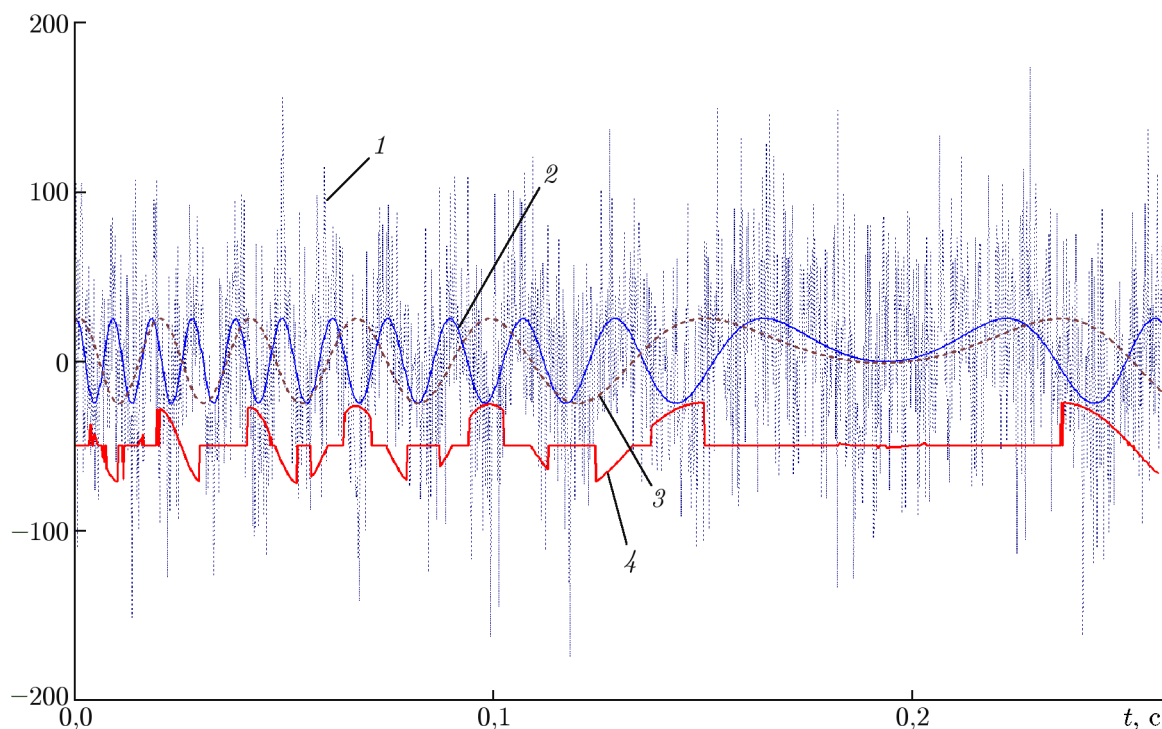


Рис. 1. Иллюстрация особенностей сравнения сигналов нейронной сетью (1): 1 — входной сигнал $U(t)$ с белым шумом, 2 — входной сигнал $S(t)$ без шума, 3 — $V(t)$ сигнал реплики, 4 — выходной сигнал сети $Q[U(t), V(t)]$. Значения сигналов выражены в относительных единицах

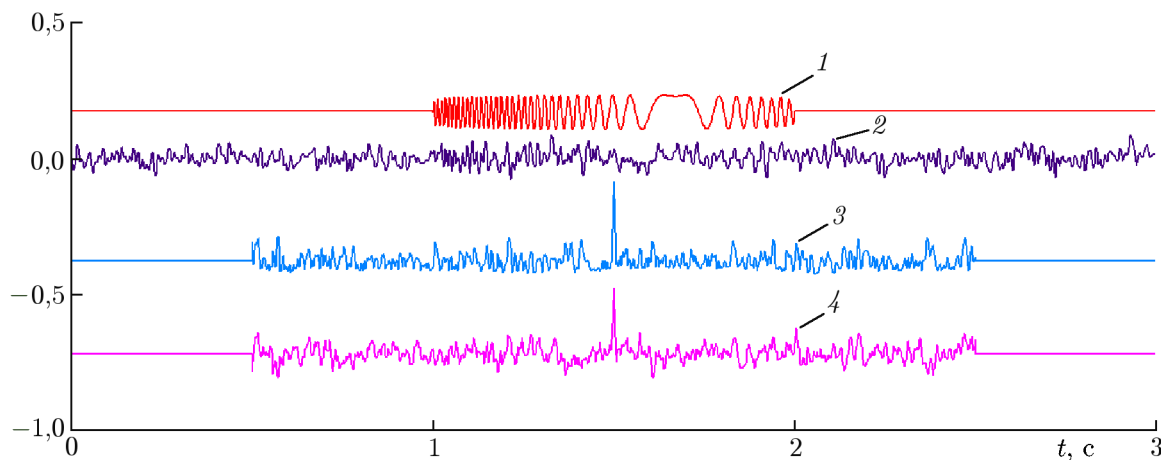


Рис. 2. Результаты моделирования сравнения ЛЧМ-сигналов ковариационным методом и ИНС-методом: 1 — входной сигнал без шума, 2 — входной сигнал с гауссовым шумом, 3 — сигнал, полученный ковариационной свёрткой сигналов, 4 — результат сравнения сигналов нейронной сетью (1). Значения сигналов выражены в относительных единицах

и частотное смещение, изменялись. На рис. 2 представлены результаты моделирования сравнения ЛЧМ-сигналов с помощью нейросетевого метода (1) в сопоставлении с методом на основе ковариационной свёртки сигналов. При моделировании сравнения сигналов на вход подавалась смесь ЛЧМ-сигнала (с теми же параметрами, которые принимались при расчётах на рис. 1) и шума, распределённого в частотной полосе ЛЧМ-сигнала, при $\text{SNR} \approx -5,8$ дБ на входе (рис. 2,

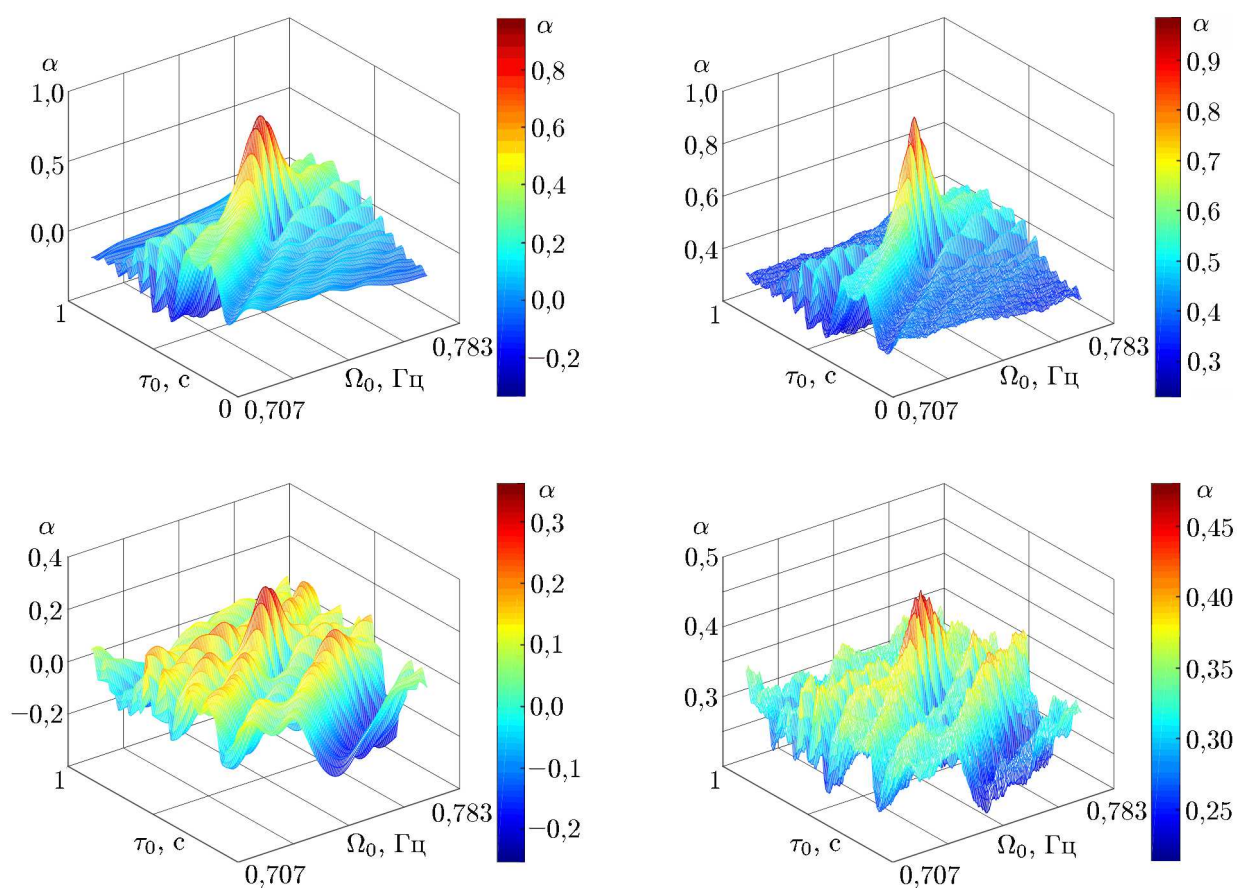


Рис. 3. Распределение оценок α результатов сравнения сигналов на плоскости параметров сигнала τ_0 и Ω_0 (слева — корреляционный, справа — нейросетевой метод) при $\text{SNR} \approx -4,5$ дБ (сверху) и $\text{SNR} \approx -7$ дБ (снизу) на входе системы для одной реализации шума

линия 2). Входной сигнал последовательно для всего интервала задержек сравнивается с тестовым сигналом (рис. 2, линия 1) в виде ЛЧМ-сигнала, смещаемого по параметру τ . Откликом рассмотренных методов сравнения являются функции взаимной корреляции и функция нейросравнения (рис. 2, линии 3 и 4 соответственно). Из приведённых результатов расчётов видно, что выходной отклик нейросетевой процедуры сравнения ЛЧМ-сигналов близок отклику коррелятора. В качестве оценки эффективности процедур сравнения будем использовать пиковое значение выходного отклика ИНС (PSNR) в точке совпадения параметров входного сигнала (τ_0 , Ω_0) и соответствующих параметров тестового сигнала (τ , Ω), рассчитанное для обеих процедур сравнения. Как показывают оценки, для сигналов на рис. 2 разность пиковых значений SNR для приведённых выше способов сравнения сигналов составила $\text{PSNR} \approx 1,7$ дБ. Достоверность оценок, получаемых при использовании двух рассматриваемых алгоритмов сравнения, различным образом падает как с ростом уровня шумовой помехи, так и при отклонении параметров τ и Ω от точки совпадения их значений с истинными (см. рис. 3 и 4). Это проявляется в уменьшении величины экстремума отклика и его смещении от истинного значения для рассматриваемых алгоритмов сравнения, а также в появлении большого числа ложных локальных экстремумов, т. е. неоднозначности и недостоверности решения (см. рис. 3). При этом видно, что отклик в пространстве параметров τ и Ω при ИНС-сравнении острее, т. е. уровень взаимной энергии выше, чем при корреляционном методе. Отклик ИНС имеет большую по сравнению с коррелятором

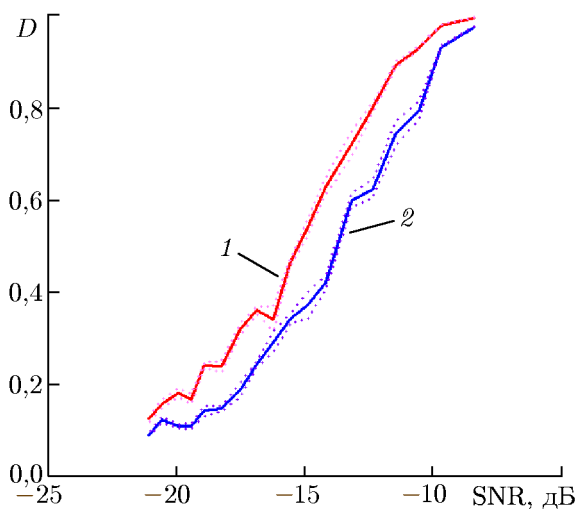


Рис. 4. Сопоставление рабочих характеристик — зависимости достоверности D от SNR на входе при вероятности ложной тревоги 0,0001. Графики построены при усреднении по 10^4 реализациям шума для корреляционного метода (линия 1) и ИНС-метода (2) сравнения при одинаковых условиях наблюдения. Пунктирными линиями показаны доверительные интервалы с величиной $\pm 3\sigma$, где σ — стандартное отклонение

не учитываются связи отдельных нейронов в ИНС. Такой алгоритм является достаточно универсальным и может эффективно использоваться при наблюдении объектов, объём априорной информации о которых относительно мал. Вместе с этим рассматриваемый при моделировании корреляционный метод сравнения позволяет учесть все связи отдельных отсчётов в пределах приёмной апертуры. Как показывают расчёты, в целом, когда в ИНС учитывается связь всех нейронов, определяемая априорной информацией о наблюдаемом объекте в виде тестовой функции, устойчивость ИНС-метода превышает устойчивость корреляционного метода [34]. При этом скорость выполнения операций с помощью ИНС возрастает. Процедура сравнения с помощью ИНС (1) и других, нередуцированных ИНС с контекстно-зависимыми параметрами обобщается и на случай осуществления алгебраических операций над сигналами. Отметим, что возможности ИНС с контекстно-зависимыми параметрами не исчерпываются реализацией приведённых выше процедур. На их основе можно реализовать и процедуры получения «сигнальных препаратов» различной природы, которые представляют интерес при решении задач быстрого распознавания и анализа сложно построенных объектов. Эти процедуры могут использоваться для выделения наиболее информационно значимых характеристик сигналов. Вид этих характеристик определяется характером решаемой задачи. Меняя вид параметров функций порогового преобразования F и функции весовой связи отсчётов, можно синтезировать сети, позволяющие реализовать различные операции предобработки (препарирования) сигналов [38–41].

3. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе исследовались возможности и эффективность обработки представленной в сигнальной форме информации в нейронных сетях свободной динамики с контекстно-зависимы-

высокочастотную изрезанность, что, по-видимому, является следствием высокой чувствительности к шумам используемых в ИНС нелинейных операций. Важным преимуществом ИНС по отношению к коррелятору является существенное сокращение требуемых вычислительных ресурсов для сравнения сигналов. При выполнении сравнений в очень больших объёмах это становится весьма существенным обстоятельством. Однако значительное ускорение процедур за счёт устранения связей между нейронами приводит к падению устойчивости алгоритма сравнения к шумам. Это видно при сравнении рабочих характеристик, построенных при усреднении по 10^4 реализациям шума в точке (τ_0, Ω_0) , для двух рассматриваемых методов при одинаковых условиях наблюдения (см. рис. 4). Из приведённых графиков следует, что устойчивость метода ИНС-сравнения приблизительно на 2 дБ меньше по отношению к корреляционному методу. Однако ИНС-метод при своей реализации требует на порядок меньшего объёма вычислений. Меньшая устойчивость ИНС-метода в рассматриваемом варианте связана с тем, что при сравнении

ми параметрами. Выполнены численные эксперименты методом стохастического моделирования нейронных сетей свободной динамики. Показана возможность выполнения процедур обработки информации в виде сигналов. На конкретных примерах исследована устойчивость сетей свободной динамики с контекстно-зависимыми параметрами при решении задач, связанных с наблюдением сигналов на фоне шумов. Показано, что для сравнения сигналов с помощью ИНС требуются существенно меньшие вычислительные ресурсы, чем в случае использования корреляционных методов. Установлено, что при этом устойчивость ИНС-метода и коррелятора сравнимы. Проведённое рассмотрение ИНС, строго говоря, не позволяет описывать процессы, происходящие в реальных биологических системах, т. к. исследованные ИНС не отражают структурную организацию мозга и не учитывают детали функционирования физиологических нейронов. Однако нейронные сети свободной динамики с контекстно-зависимыми параметрами могут представлять интерес при построении моделей механизмов хранения и обработки информации в живых организмах, в частности при выполнении локационных операций дельфинами и летучими мышами.

Работа выполнена при поддержке Российского научного фонда (проект 14-11-00693).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Haykin S. Neural Networks: A Comprehensive Foundation. New York: Macmillan College Publishing Company, 1994. 345 p.
2. Fukushima K., Miyake S. // Pattern Recognition. 1982. V. 15. P. 455.
3. Carpenter G., Grossberg S. // Computer Vision, Graphics and Image Understanding. 1987. V. 37. P. 54.
4. Kohonen T. Self-Organizing Maps. Berlin, Heidelberg, New York: Springer, 1995. V. 30. P. 263.
5. Simpson P. K. A. A Review of Artificial Neural Systems II: Paradigms, Appl. and Implementations. San Diego: General Dynamics, 1988. 232 p.
6. Belliustin N. S., Khobotov A. G. // Int. Symposium on Neuroinformatics and Neurocomputers. Rostov-on-Don, 20–23 September, 1995. P. 274.
7. Белюстин Н. С. Препринт № 234 НИРФИ. Нижний Новгород, 1993. 25 с.
8. Belliustin N. S., Kuznetsov S. O., Nuideil I. V., et al. // Neurocomputing. 1991. No. 3. P. 231.
9. Pelinovsky D. E., Yakhno V. G. // Neural Network World. 1993. No. 3. P. 443.
10. Conklin J., Eliasmith C. // J. Computational Neurosci. 2005. V. 18, No. 18. P. 183.
11. Eliasmith C. // Neural Computation. 2005. V. 17, No. 6. P. 1276.
12. Dayan P., Abbott L. F. Theoretical Neuroscience. Cambridge, USA: MIT Press, 2001. 576 p.
13. Abarbanel H. D., Rabinovich M. I., Sushchik M. M. Introduction to Nonlinear Dynamics for Physicists. Singapore: World Sci. Publ., 1993. 576 p.
14. Абарбанель Г. Д., Рабинович М. И., Селверстон А. и др. // Успехи физ. наук. 1996. Т. 166. № 4. С. 363.
15. Рабинович М. И., Мюезинолу М. К. // Успехи физ. наук. 2010. Т. 180. С. 371.
16. Афраймович В. С., Некоркин В. И., Осипов Г. В., Шалфеев В. Д. Устойчивость, структуры и хаос в нелинейных сетях синхронизации. Горький: ИПФ АН СССР, 1989. 245 с.
17. McCulloch W., Pitts W. // Bull. Mathemat. Biology. 1943. V. 5, No. 4. P. 115.
18. Hopfield J. J. // Proc. National Academy Sci. 1982. V. 79. P. 2554.
19. Rinzel J., Terman D., Wang X.-J., Ermentrout B. // Science. 1998. V. 279. P. 1351.
20. Marti D, Rinzel J. // Neural Comput. 2013. V. 25, No. 1. P. 1.
21. Izhikevich E. M. // IEEE Trans. Neural Networks. 2003. V. 14, No. 6. P. 3211.

22. Izhikevich E. M., Desai N. S., Walcott E. C., Hoppensteadt F. C. // Trends Neurosci. 2003. V. 26. P. 161.
23. Kuramoto Y. Chemical Oscillations, Waves, and Turbulence. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 1984. 321 p.
24. Hebb D. O. The Organization of Behavior. N. York: John Wiley & Sons, 1949. P. 17.
25. Izhikevich E. M., Gally J. A., Edelman G. M. // CerebCortex. 2004. V. 14, No. 8. P. 933.
26. Izhikevich E. M. // Neural Comput. 2006. V. 18, No 2. P. 245.
27. Iudin D. I., Sergeyev Ya. D., Hayakawa M. // Commun. Nonlinear Sci. Numerical Simulation. 2015. V. 20, No. 3. P. 861.
28. Иудин Ф. Д., Иудин Д. И., Казанцев В. Б. // Письма в ЖЭТФ. 2015. Т. 101, № 4. С. 289.
29. Iudin D. I., Tyukin I., Gorban A. N., et al. // IFAC-PapersOnLine. 2016. V. 49, No. 14. P. 68.
30. Nicolis J. S. Dynamics of Hierarchical Systems: An Evolutionary Approach. Berlin-Heidelberg: Springer-Verlag, 1986. 235 p.
31. Колмогоров А. Н. // ДАН СССР. Т. 124. С. 754.
32. Синай Я. Г. // ДАН СССР. Т. 125. С. 1200.
33. Shannon C. E. // Bell System Techn. J. 1948. V. 27. P. 379.
34. Синай Я. Г. Теория фазовых переходов: строгие результаты. М.: Наука, 1980. 287 с.
35. Celletti A., Villa A. E. P. // J. Statist. Phys. 1996. V. 84, No. 5. P. 1379.
36. Takens F. // Neural Inform. Proc. Systems. 1981. V. 7. P. 366.
37. Sokolova L. S., Maminskoev R. I. // Human Physiology. 2006. V. 32, No. 5. P. 5.
38. Khobotov A. G., Khilko A. I., Yakhno V. G., et al. // Opt. Memory and Neural Networks (Information Optics). 2008. V. 17, No. 4. P. 299.
39. Хоботов А. Г., Хилько А. И., Романова В. И. // Изв. вузов. Радиофизика. 2013. Т. 56, № 2. С. 104.
40. Хоботов А. Г., Хилько А. И., Яхно В. Г., Романова В. И. // Труды Всеросс. конф. «Нелинейная динамика в когнитивных системах», 18–21 июня 2011 г., Нижний Новгород. С. 214.
41. Хилько А. И., Яхно В. Г., Хоботов А. Г. и др. // Труды Всеросс. конф. «Нелинейная динамика в когнитивных системах». 18–21 июня 2011 г., Нижний Новгород. С. 210.

Поступила в редакцию 9 декабря 2015 г.; принята в печать 26 января 2018 г.

STUDYING THE POSSIBILITIES AND EFFICIENCY OF OPERATION WITH SIGNALS IN NEURAL NETWORKS

A. G. Khobotov, A. I. Khil'ko, and A. A. Tel'nykh

We discuss the possibility of recording and the efficiency of processing of information in free-dynamics neural networks with context-dependent parameters when the data are presented in signal form. On the example of numerical stochastic experiments, we demonstrate the possibility of processing of information by free-dynamics neural networks. Closeness of the considered networks to structures of natural biological nature is discussed. Using particular examples, we study the stability of free-dynamics networks with context-dependent parameters in solving problems related to recording of signals in the presence of noise.