

Библиографический список

1. Воловик В.Д., Лазурик-Эльцуфин В.Т. // ФТТ 1973, Т.15. Вып. 8. С.2305
2. Блажевич С.В., Гришаев И.А., Петренко В.В., Фурсов Г.Л. //ФТТ. 1975. Т.17. Вып. 12. С.3636.
3. Коваленко А.Д. Термоупругость. Издательское объединение "Вища школа", 1975, 216 с.
4. D. I Proskurovsky, V. Rotshtein, G. E. Ozur, A. B. Markov, and D. S. Nazarov, J. Vac. Sci. Technol. A 1694, 2480 (1998).

MATHEMATICAL MODELING OF THERMOELASTIC WAVE EXCITED IN A THICK PLATE WITH PULSE ACCELERATED PARTICLE STREAM

S.V.Bladzevich, M.N.Beknazarov, S.N.Nemtsev

The authors have worked out a method of modeling an acoustic response to the pulse effect of wide accelerated charged particle beam on a plate.

УДК 621.396.01

ДВУНАПРАВЛЕННАЯ АССОЦИАТИВНАЯ ПАМЯТЬ НА ОСНОВЕ НЕПРЕРЫВНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ АДАПТИВНОЙ РЕЗОНАНСНОЙ ТЕОРИИ

В.Д. Дмитриенко¹, А.Ю. Заковоротный¹

1 - Национальный технический университет "Харьковский политехнический институт", 61002, г. Харьков, ул. Фрунзе, 21, e-mail: arcade@datasvit.net

В статье, рассмотрена актуальная на сегодняшний день проблема создания ассоциативной памяти, способной запоминать новые ассоциации без полного переобучения нейронной сети. Разработка новой сети

выполнена на основе нейронных сетей адаптивной резонансной теории, обладающих свойством "стабильности-пластичности", т.е. нейронных сетей, способных запоминать новую информацию без искажения уже запомненной информации.

ВВЕДЕНИЕ

При построении систем диагностики и управления сложными техническими объектами трудно обойтись без использования механизма запоминания и выбора ассоциаций. В настоящее время для запоминания ассоциаций все чаще используются ассоциативные нейронные сети [1-4]. Если при построении системы управления или диагностики информация об объекте управления достаточно полна, то для запоминания ассоциаций может использоваться целый ряд нейронных сетей, к которым относятся непрерывные и дискретные сети прямого распространения [3, 4], непрерывные и дискретные сети, получившие название двунаправленной ассоциативной памяти [1-4] и нейросегевая ассоциативная память СМАС [5]. Но при построении систем управления и диагностики новых объектов, информация о которых далека от полноты и может уточняться в процессе их функционирования, применение известных ассоциативных нейронных сетей затруднено, поскольку запоминание новых ассоциаций требует полного и часто весьма трудоемкого переобучения этих сетей [3, 4]. Перечисленные нейронные сети также накладывают ряд ограничений на форму входных векторов (изображений). Кроме того, известные нейронные сети не в состоянии отделить новые образы от искаженных или зашумленных известных.

Невозможность решить проблему чувствительности (пластичности) к новой информации при сохранении (стабильности) уже имеющейся информации характерна и для большинства других известных нейронных сетей. Это привело к разработке принципиально нового типа нейронных сетей – сетей адаптивной резонансной теории [3-7]. Эти сети в известной мере решают проблему пластичности – стабильности.

Нейронные сети адаптивной резонансной теории (АРТ) относят входное изображение к одному из известных классов изображений, если оно в достаточной степени подобно или резонирует с прототипом этого класса. Если найденный прототип с определенной точностью, задаваемой специальным параметром сходства, соответствует входному изображению, то в режиме обучения он модифицируется, чтобы стать более похожим на предъявленное изображение, а в режиме распознавания остается в активном состоянии соответствующий распознающий нейрон. Когда входное изображение недостаточно подобно ни одному из имеющихся прототипов, то на его основе и в режиме обучения, и в режиме распознавания создается прототип нового класса. Это возможно благодаря наличию в сети большого числа избыточных нейронов, которые не используются до тех пор, пока в этом нет необходимости (если избыточных нейронов нет, то новое входное изображение не вызывает реакции сети). Таким образом, новые образы могут запоминаться сетью без искажения уже запомненной ранее информации.

В настоящее время разработан целый ряд нейронных сетей АРТ [3-13], однако отсутствуют нейронные сети АРТ со свойствами двунаправленной ассоциативной памяти (ДАП).

1. АРХИТЕКТУРА ДАП НА ОСНОВЕ НЕПРЕРЫВНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ АРТ

Целью статьи является разработка ДАП на основе непрерывных нейронных сетей АРТ для запоминания динамических процессов объектов управления или диагностики.

ДАП на основе нейронных сетей АРТ состоит из двух параллельно работающих модулей, каждый из которых представляет собой нейронную сеть АРТ-2Д [14].

Нейронная сеть АРТ-2Д (рис. 1) состоит из двух параллельно работающих модулей, каждый из которых является модифицированной сетью АРТ-2 [14]. Первый

модуль нейронной сети АРТ-2Д (рис. 1) предназначен для запоминания в режиме обучения минимальных значений $I_{k\min}^l(t_l)$ переменных $I_k(t_l)$ ($k=1, \dots, K$) в l -м ($l=1, \dots, L$) режиме функционирования объекта в учитываемом множестве $I_{k1}^l(t_l), I_{k2}^l(t_l), \dots, I_{kn_r}^l(t_l)$ обучающих процессов в момент времени t_l , а второй – максимальных значений $I_{k\max}^l(t_l)$ переменных $I_k(t_l)$ ($k=1, \dots, K$) в l -м ($l=1, \dots, L$) режиме функционирования объекта.

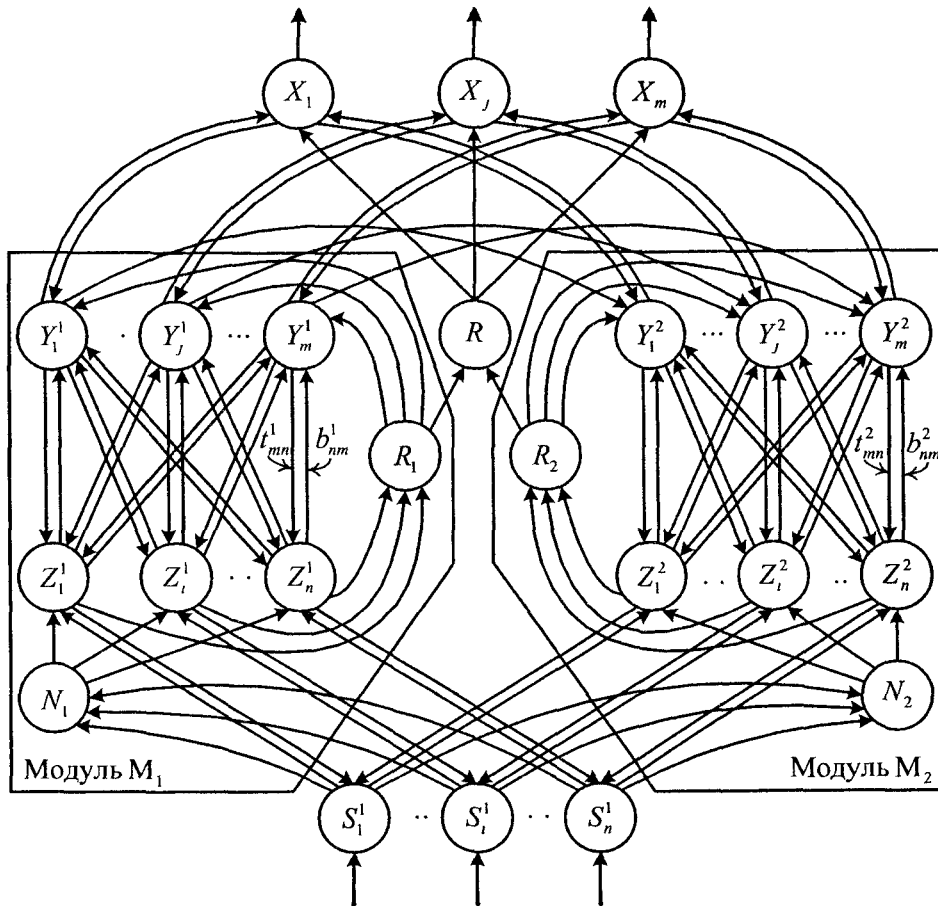


Рис. 1. Архитектура нейронной сети АРТ-2Д

В режиме распознавания первый модуль выполняет сравнение входного изображения с функциями $I_{k\min}^l(t_l)$, а второй модуль – соответственно с функциями $I_{k\max}^l(t_l)$. При задании L режимов функционирования объекта по переменным $I_k(t_l)$ ($k=1, \dots, K$), нетрудно представить ситуацию, когда по $I_{k\min}^l(t_l)$ или по $I_{k\max}^l(t_l)$ выполняется соответственно L соотношений:

$$I_k(t_l) \geq I_{k\min}^l(t_l), \quad l=1, \dots, L$$

или

$$I_k(t_l) \leq I_{k\max}^l(t_l), \quad l=1, \dots, L.$$

В связи с этим введены связи между парами Y_j^1 и Y_j^2 ($j=1, \dots, m$) Y -нейронов, предназначенных для распознавания одного и того же режима функционирования объекта

в разных модулях. С помощью этих связей Y -нейроны первого модуля управляют соответствующими распознающими нейронами второго модуля.

Нейрон-победитель второго модуля (рис. 1) выделяется не в результате соревнования между распознающими элементами, а сигналом с нейрона-победителя Y_j^1 первого модуля после проверки соответствия нейрона Y_j^1 по величине параметра сходства p входного изображения и изображения, хранящегося в весах его связей. Выделенный нейрон Y_j^2 второго модуля также проверяется по величине параметра сходства p . Если он выдерживает эту проверку и выдерживает последующую проверку по величине параметра сходства и пара нейронов Y_j^1 и Y_j^2 , то на выходе распознающего нейрона X_j сети АРТ-2Д появляется единичный сигнал, свидетельствующий о распознавании наблюдаемого режима функционирования объекта. Если нейрон Y_j^2 модуля M_2 или пара элементов Y_j^1, Y_j^2 нейронной сети АРТ-2Д не выдерживают проверку по величине параметра сходства, то нейрон Y_j^1 модуля M_1 затормаживается ($U_{выхY_j^1} = -1$), а нейрон Y_j^2 модуля M_2 переводится в неактивное состояние ($U_{выхY_j^2} = 0$).

Двунаправленная ассоциативная память, приведенная на рис. 2, состоит из двух модулей на основе непрерывных нейронных сетей АРТ-2Д. В состав модулей M_1 и M_2 (рис. 2) входят сенсорные слои элементов, соответственно S_i^1 и S_j^2 ($i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$), которые принимают пары ассоциативных входных изображений $(S_1^{u1}, S_1^{u2}), (S_2^{u1}, S_2^{u2}), \dots, (S_q^{u1}, S_q^{u2})$, где $S_r^{u1} = (S_{r1}^1, \dots, S_{rn}^1), S_r^{u2} = (S_{r1}^2, \dots, S_{rk}^2)$, $r = 1, \dots, q$ – бинарные входные вектора r -й пары ассоциативных изображений. Элементы сенсорных S -слоев модулей M_1 и M_2 передают входные изображения интерфейсным нейронам Z_i^1, Z_i^2 и Z_l^3, Z_l^4 ($i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$), соответственно модулей M_{11}, M_{12} и M_{21}, M_{22} нейронной сети. Элементы интерфейсных слоев Z_i^1, Z_i^2 и Z_l^3, Z_l^4 ($i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$) связаны с элементами распознающих слоев Y_j^1, Y_j^2 и Y_g^3, Y_g^4 ($j, g = 1, \dots, m$), соответственно модулей M_{11}, M_{12} и M_{21}, M_{22} нейронной сети. Соединение между элементами интерфейсных и распознающих слоев в модулях M_1 и M_2 осуществляется двумя видами взвешенных связей с весовыми коэффициентами $b_{ij}^1, b_{ij}^2, b_{lg}^3, b_{lg}^4$ ($i = 1, \dots, n; j, g = 1, \dots, m; l = 1, \dots, k$) и $t_{ji}^1, t_{ji}^2, t_{gl}^3, t_{gl}^4$ ($j, g = 1, \dots, m; i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$). Первый вид связей передает сигналы от элементов интерфейсного слоя к элементам распознающего слоя, а второй – от элементов распознающего слоя к элементам интерфейсного слоя. В модулях M_{11}, M_{12} и M_{21}, M_{22} слои Y_j^1, Y_j^2 и Y_g^3, Y_g^4 ($j, g = 1, \dots, m$) являются слоями соревнующихся нейронов, в которых каждый элемент может находиться в одном из трех состояний: активном, неактивном, заторможенном. В результате распознавания входных изображений в каждом из модулей M_{11}, M_{12} и M_{21}, M_{22} нейронной сети остается активным только один нейрон распознающего слоя

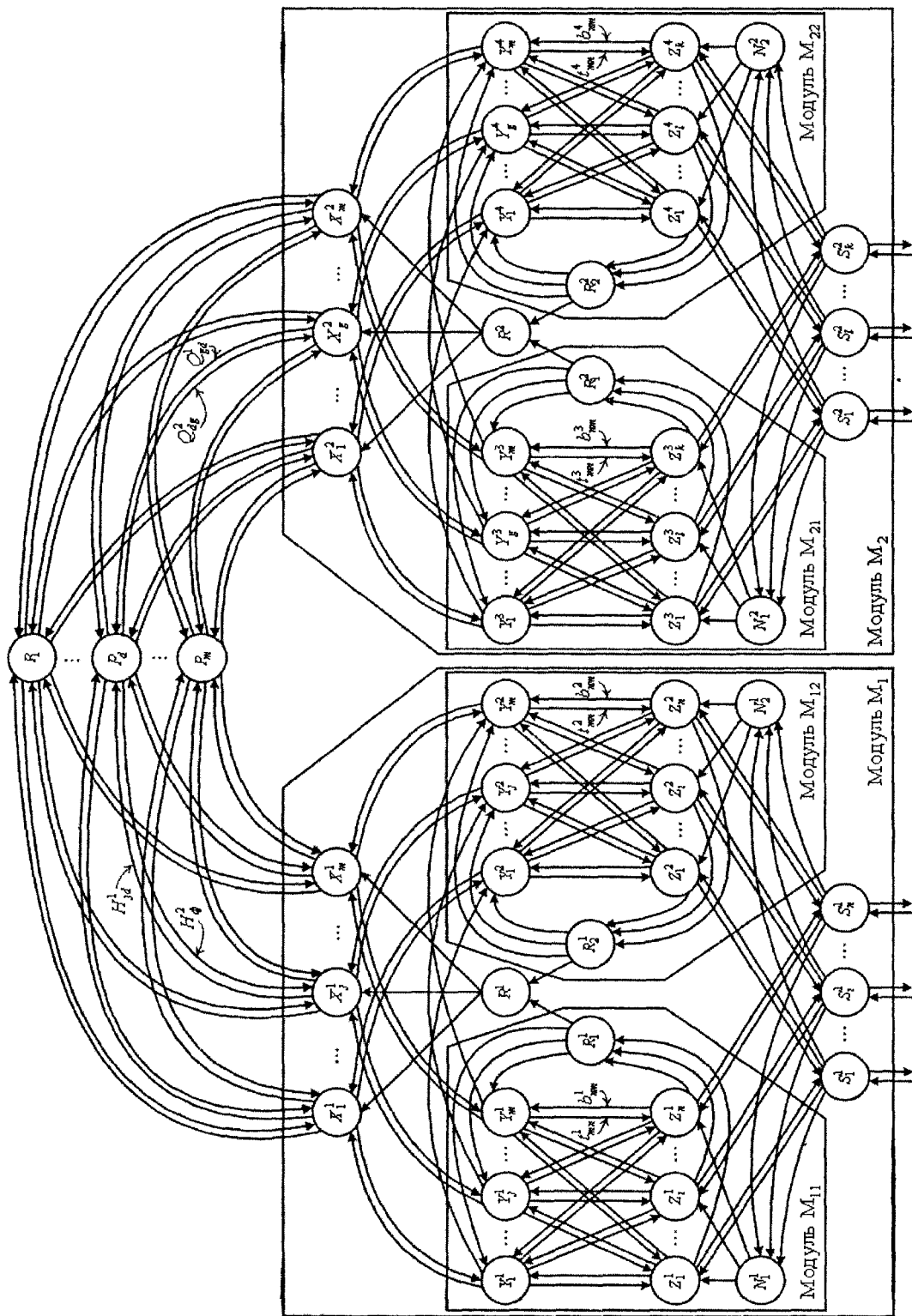


Рис. 2. Двухнаправленная ассоциативная память на основе нейронных сетей АРТ-2Д

Y_j^1, Y_j^2 и Y_G^3, Y_G^4 ($1 \leq j, G \leq m$) в соответствующих им слоях Y_j^1, Y_j^2 и Y_g^3, Y_g^4 ($j, g = 1, \dots, m$) нейронной сети. С помощью решающих нейронов R_1^1, R_2^1 и R_1^2, R_2^2 , определяются параметры сходства p_1^1, p_2^1 и p_1^2, p_2^2 , соответственно для модулей M_{11}, M_{12} и M_{21}, M_{22} нейронной сети, а с помощью нейронов R^1 и R^2 , которые входят в состав модулей M_1 и M_2 , определяются общие параметры сходств p^1 и p^2 .

Архитектуру сети, кроме модулей M_1 и M_2 на основе нейронных сетей АРТ-2Д, определяет слой промежуточных нейронов P_d ($d = 1, \dots, m$), который связывает модули M_1 и M_2 нейронной сети. На этапе обучения модули M_1 и M_2 нейронной сети будут запоминать пары ассоциативных изображений. При этом, наряду с установлением значений весов связей внутри каждого из модулей, будут устанавливаться и матрицы весовых коэффициентов промежуточного слоя нейронов P_d ($d = 1, \dots, m$). С помощью этих весовых коэффициентов осуществляется ассоциативная связь между запомненными изображениями двух модулей. Процесс обучения новой нейронной сети считается законченным, когда по окончании очередной эпохи обучения отсутствуют изменения весовых коэффициентов: $b_{ij}^1, b_{ij}^2, b_{lg}^3, b_{lg}^4$ и $t_{ji}^1, t_{ji}^2, t_{gl}^3, t_{gl}^4$ ($j, g = 1, \dots, m; i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$). Матрицы весов связей между элементами распознающих слоев модулей M_1 и M_2 нейронной сети и элементами промежуточного слоя на условие останова обучения не влияют.

В режиме распознавания входных изображений и определения им ассоциативных изображений n - или k -мерные входные вектора могут подаваться соответственно на входы S_i^1 или S_l^2 ($i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$) элементов, соответственно модулей M_1 и M_2 нейронной сети. При работе нейронной сети в этом режиме не предполагается подача изображений на оба поля входных элементов одновременно. Нейрон-победитель X_J^1 или X_G^2 модулей M_1 или M_2 , активизируется сигналами от пары нейронов распознающих слоев, соответственно модулей M_{11}, M_{12} или M_{21}, M_{22} . Нейрон X_J^1 определяется сигналами нейронов-победителей Y_J^1 и Y_J^2 распознающих слоев Y_J^1, Y_J^2 ($j = 1, \dots, m$). Аналогичным образом определяется и нейрон-победитель X_G^2 для модуля M_2 нейронной сети, соответствующими сигналами нейронов-победителей Y_G^3 и Y_G^4 распознающих слоев Y_g^3, Y_g^4 ($g = 1, \dots, m$). В свою очередь нейроны-победители Y_J^1 и Y_G^3 , выбираются в результате соревнования нейронов распознающих слоев Y_j^1 и Y_g^3 ($j, g = 1, \dots, m$) модулей M_{11} и M_{21} нейронной сети. Нейроны-победители Y_J^2 и Y_G^4 модулей M_{12} и M_{22} , выбираются не в результате соревнования нейронов распознающих слоев Y_j^2 и Y_g^4 ($j, g = 1, \dots, m$) модулей M_{12} и M_{22} , а сигналами с соответствующих нейронов-победителей Y_J^1 и Y_G^3 модулей M_{11} и M_{21} , после их проверки по величине параметров сходства p_1^1 и p_1^2 . В связи с этим введены связи между парами Y -нейронов Y_j^1, Y_j^2 и Y_g^3, Y_g^4 ($j, g = 1, \dots, m$) модулей M_1 и M_2 нейронной сети. Выделенный таким образом нейрон Y_J^2 (или нейрон Y_G^4) модуля M_{12} (или модуля M_{22}) также проверяется по величине параметров сходства p_2^1 и p_2^2 . Если нейрон Y_J^2 (или нейрон Y_G^4) выдерживает эту проверку и выдерживает последующую проверку по величине параметра сходства и пара нейронов Y_J^1, Y_J^2 (или Y_G^3, Y_G^4) для модуля M_1 (или для модуля M_2), то на выходе распознающего нейрона X_J^1 или X_G^2 модулей M_1 или M_2 появляется единичный сигнал, свидетельствующий о распознавании входного изображения. Если

нейрон Y_J^2 или Y_G^4 либо пары элементов Y_J^1, Y_J^2 или Y_G^3, Y_G^4 , модулей M_1 и M_2 , не выдерживают проверку по величине параметров сходства, то нейрон Y_J^1 или Y_G^3 , затормаживается ($U_{выхY_J^1} = -1$ или $U_{выхY_G^3} = -1$), а нейрон Y_J^2 или Y_G^4 , переводится в неактивное состояние ($U_{выхY_J^2} = 0$ или $U_{выхY_G^4} = 0$).

После выбора нейрона-победителя X_J^1 или X_G^2 одного из модулей M_1 или M_2 , осуществляется выбор нейрона-победителя другого модуля нейронной сети. Он определяется не в результате соревнования нейронов распознающего слоя, а активизируется нейроном-победителем модуля распознавшего входное изображение через связи элементов P -слоя. Этот второй нейрон-победитель с помощью нисходящих связей восстановит в интерфейсном слое Z -элементов своего модуля хранящееся в его памяти ассоциативное изображение. Ассоциативное изображение повторится на слое S -элементов этого модуля и поступит на его выходы. Таким образом, произойдет выбор изображения ассоциативного входному изображению, поданному на вход другого модуля нейронной сети.

2. АЛГОРИТМ ОБУЧЕНИЯ НОВОЙ ДАП

В алгоритме приняты следующие обозначения:

m – максимальное число пар запоминаемых ассоциативных изображений;

n и k – число компонент во входном векторе (изображении) соответственно для модуля M_1 и M_2 ;

p_1^1, p_2^1 и p_1^2, p_2^2 – параметры сходства между входным вектором и векторами, хранящимися в весах связей победивших нейронов, соответственно Y_J^1, Y_J^2 и Y_G^3, Y_G^4 модулей M_{11}, M_{12} или M_{21}, M_{22} нейронной сети; диапазон допустимых значений параметров сходства: $0 < p_1^1, p_2^1 \leq 1$; $0 < p_1^2, p_2^2 \leq 1$;

p^1 и p^2 – параметры сходства модулей M_1 и M_2 ;

q – число пар запоминаемых ассоциативных изображений;

b_{ij}^1, b_{ij}^2 и b_{lg}^3, b_{lg}^4 ($i = 1, \dots, n; j, g = 1, \dots, m; l = 1, \dots, k$) – веса связей от элементов интерфейсного слоя к элементам распознающего слоя, соответственно модулей M_{11}, M_{12} и M_{21}, M_{22} ; рекомендуемое начальное значение при обучении: $b_{ij}^1 = b_{ij}^2 = b_{lg}^3 = b_{lg}^4 = 1$ ($i = 1, \dots, n; j, g = 1, \dots, m; l = 1, \dots, k$);

t_{ji}^1, t_{ji}^2 и t_{gl}^3, t_{gl}^4 ($j, g = 1, \dots, m; i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$) – веса связей от элементов распознающего слоя к элементам интерфейсного слоя, соответственно модулей M_{11}, M_{12} и M_{21}, M_{22} ; рекомендуемое начальное значение при обучении: $t_{ji}^1 = t_{ji}^2 = t_{gl}^3 = t_{gl}^4 = 1$ ($j, g = 1, \dots, m; i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$);

$U_{вых S_i^1}, U_{вых S_l^2}$ ($i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$) – выходные сигналы элементов S -слоя, соответственно модулей M_1 и M_2 нейронной сети;

$U_{вх.Z_i^p}, U_{вых.Z_i^p}$ и $U_{вх.Z_i^q}, U_{вых.Z_i^q}$ ($p=1, 2; i=1, \dots, n; q=3, 4; l=1, \dots, k$) – входные и выходные сигналы элементов интерфейсного слоя, соответственно модулей M_{11}, M_{12} и M_{21}, M_{22} нейронной сети;

$U_{вых.Y_j^1}, U_{вых.Y_j^2}$ и $U_{вых.Y_g^3}, U_{вых.Y_g^4}$ ($j, g=1, \dots, m$) – выходные сигналы распознающих элементов, соответственно модулей M_{11}, M_{12} и M_{21}, M_{22} нейронной сети;

$U_{вых.X_j^1}, U_{вых.X_g^2}$ ($j, g=1, \dots, m$) – выходные сигналы распознающих элементов, соответственно модулей M_1 и M_2 нейронной сети;

$(S_1^{u1}, S_1^{u2}), (S_2^{u1}, S_2^{u2}), \dots, (S_q^{u1}, S_q^{u2})$ – пары ассоциативных изображений, принадлежащих обучающим множествам M_l^u ($l=1, \dots, L$) входных изображений, относящихся к L образам (динамическим режимам), $L \ll q$;

$S_r^{u1} = (S_{r1}^1, \dots, S_{rn}^1), S_r^{u2} = (S_{r1}^2, \dots, S_{rk}^2), r = 1, \dots, q$ – бинарные входные вектора r -й пары ассоциативных изображений, соответственно для модулей M_1 и M_2 ;

$I_{kmin}^l(t_i), I_{kmax}^l(t_i)$ ($l=1, \dots, L; k=1, \dots, K; t_i=0, 1, 2, \dots$) – соответственно минимальное и максимальное значение переменной $I_k(t_i)$ в l -м ($l=1, \dots, L$) режиме функционирования объекта в учитываемом множестве $\{I_{k1}^l(t_i), I_{k2}^l(t_i), \dots, I_{kM_l}^l(t_i)\}$, обучающих процессов в моменты времени t_i ;

$\|Y\|$ – норма вектора Y ;

P_d ($d=1, \dots, m$) – нейроны промежуточного слоя, которые связывают модули M_1 и M_2 ассоциативной нейронной сети;

H_{jd}^1, Q_{gd}^1 и H_{dj}^2, Q_{dg}^2 ($j, d, g=1, \dots, m$) – веса связей от соответственно элементов распознающего слоя модуля M_1 к элементам промежуточного P -слоя и от элементов промежуточного P -слоя к элементам распознающего слоя модуля M_2 нейронной сети;

Алгоритм обучения нейронной сети, предполагает выполнение следующих шагов:

Шаг 1. Иницируются параметры сходства и все веса связей ассоциативной нейронной сети.

Шаг 2. Задаются нулевые выходные сигналы всех распознающих элементов модулей M_{11}, M_{12} и M_{21}, M_{22} нейронной сети:

$$U_{вых.Y_j^p} = 0; U_{вых.Y_g^q} = 0; U_{вых.X_j^1} = 0; U_{вых.X_g^2} = 0; p=1, 2; q=3, 4; j, g=1, \dots, m.$$

Шаг 3. Для каждого обучающего множества M_l^u ($l=1, \dots, L$) входных изображений, относящихся к одному режиму функционирования объекта, выполняются шаги 4 – 22.

Шаг 4. Для каждого множества M_l^u ($l=1, \dots, L$) входных изображений, относящихся к одному режиму функционирования объекта, определяется множество верхних $I_{kmax}^l(t_i)$ и нижних $I_{kmin}^l(t_i)$ огибающих для каждого из K процессов:

$$I_{kmax}^l = \max(I_{k1}^l(t_i), I_{k2}^l(t_i), \dots, I_{kM_l}^l(t_i)), l=1, \dots, L; k=1, \dots, K; t_i=0, 1, 2, \dots, T,$$

$$I_{kmin}^l = \min(I_{k1}^l(t_i), I_{k2}^l(t_i), \dots, I_{kM_l}^l(t_i)), l=1, \dots, L; k=1, \dots, K; t_i=0, 1, 2, \dots, T.$$

Полученными огибающими активизируются нейроны сенсорных слоев S_i^1 и S_i^2 ($i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$), соответственно модулей M_1 и M_2 :

$$U_{\text{вых}.S_{rl}^1} = S_{rl}^{u1}; U_{\text{вых}.S_{rl}^2} = S_{rl}^{u2}, \quad i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k.$$

Шаг 5. Для каждой из огибающих выполняются шаги алгоритма 6 – 17.

Шаг 6. Аналогичным образом, как и в алгоритме обучения нейронной сети АРТ-2Д, формируются входные сигналы элементов интерфейсных слоёв Z_i^1, Z_i^2 и Z_l^3, Z_l^4 ($i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$) модулей M_{11}, M_{12} и M_{21}, M_{22} нейронной сети.

Шаг 7. Формируются выходные сигналы элементов интерфейсных слоев Z_i^1, Z_i^2 и Z_l^3, Z_l^4 ($i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k$) модулей M_{11}, M_{12} и M_{21}, M_{22} ассоциативной нейронной сети:

$$U_{\text{вых}.Z_i^p} = U_{\text{вх}.Z_i^p}; U_{\text{вых}.Z_l^q} = U_{\text{вх}.Z_l^q}; \quad p = 1, 2; q = 3, 4; l = 1, \dots, k.$$

Шаг 8. Для всех незаторможенных распознающих Y -нейронов модулей M_{11}, M_{12} и M_{21}, M_{22} нейронной сети, рассчитываются их выходные сигналы:

$$U_{\text{вых}.Y_j^k} = \sum_{i=1}^n b_{ij}^k U_{\text{вых}.Z_i^k}, \quad \text{если } U_{\text{вых}.Y_j^k} \neq -1, \quad k = 1, 2; j = 1, \dots, m;$$

$$U_{\text{вых}.Y_g^r} = \sum_{l=1}^k b_{lg}^r U_{\text{вых}.Z_l^r}, \quad \text{если } U_{\text{вых}.Y_g^r} \neq -1, \quad r = 3, 4; g = 1, \dots, m.$$

Шаг 9. Пока не найдены нейроны-победители распознающих слоев Y_j^1, Y_j^2 и Y_g^3, Y_g^4 ($j, g = 1, \dots, m$), соответственно модулей M_{11}, M_{12} и M_{21}, M_{22} , весовые вектора которых в соответствии с заданными значениями параметров сходства p_1^1, p_2^1 и p_1^2, p_2^2 соответствуют верхним и нижним огибающим входных векторов S_r^1 и S_r^2 , выполняются шаги 10 – 17 (для обоих модулей M_1 и M_2 или для одного из них).

Шаг 10. В Y -слоях модулей M_{11}, M_{12} и M_{21}, M_{22} определяются нейроны, соответствующие Y_j^1, Y_j^2 и Y_g^3, Y_g^4 , удовлетворяющие условиям:

$$U_{\text{вых}.Y_j^k} \geq U_{\text{вых}.Y_j^k}, \quad k = 1, 2; j = 1, \dots, m; \quad U_{\text{вых}.Y_g^l} \geq U_{\text{вых}.Y_g^l}, \quad l = 3, 4; g = 1, \dots, m.$$

Если элементов Y_j^1, Y_j^2 и Y_g^3, Y_g^4 в Y -слоях модулей M_{11}, M_{12} и M_{21}, M_{22} несколько, то выбираются элементы с наименьшими индексами. Если найденный нейрон-победитель является заторможенным, то входное изображение для данного модуля не может быть запомнено.

Шаг 11. Выходным сигналам нейронов-победителей Y_j^1, Y_j^2 и Y_g^3, Y_g^4 присваиваются единичные значения: $U_{\text{вых}.Y_j^1} = U_{\text{вых}.Y_j^2} = U_{\text{вых}.Y_g^3} = U_{\text{вых}.Y_g^4} = 1$, а все остальные незаторможенные нейроны, распознающих слоев модулей M_{11}, M_{12} и M_{21}, M_{22} переводятся в неактивное состояние:

$$U_{\text{вых}.Y_j^1} = U_{\text{вых}.Y_j^2} = U_{\text{вых}.Y_g^3} = U_{\text{вых}.Y_g^4} = 0, \quad j, g = 1, \dots, m, \quad j \neq J, g \neq G.$$

Шаг 12. Рассчитываются выходные сигналы элементов интерфейсных слоев Z_i^1, Z_i^2 ($i = 1, \dots, n$) и Z_l^3, Z_l^4 ($l = 1, \dots, k$) соответственно модулей M_{11}, M_{12} и M_{21}, M_{22} нейронной сети:

$$U_{\text{вых}} Z_i^1 = U_{\text{вых}} Y_J^1 t_{Ji}^1, U_{\text{вых}} Z_i^2 = U_{\text{вых}} Y_J^2 t_{Ji}^2, i = 1, \dots, n;$$

$$U_{\text{вых}} Z_l^3 = U_{\text{вых}} Y_G^3 t_{Gl}^3, U_{\text{вых}} Z_l^4 = U_{\text{вых}} Y_G^4 t_{Gl}^4, l = 1, \dots, k.$$

Шаг 13. Определяются параметры сходства p_1^1, p_2^1 и p_1^2, p_2^2 , соответственно для модулей M_{11}, M_{12} и M_{21}, M_{22} нейронной сети:

$$p_1^1 = \frac{\|P_1^l(k, t_i)\|}{K(T+1)}, p_2^1 = \frac{\|P_2^l(k, t_i)\|}{K(T+1)},$$

где $P_1^l(k, t_i)$ и $P_2^l(k, t_i)$ – функции, соответствующие l -му динамическому режиму, распознаваемому по соответственно максимальным $I_{k\max}^l(t_i)$ и минимальным $I_{k\min}^l(t_i)$ значениям,

$$P_1^l(k, t_i) = \begin{cases} 1, & \text{если } I_{k\max}^l(t_i) \geq I_k^l(t_i), k = 1, \dots, K, t_i = 0, 1, \dots, T, \\ 0, & \text{если } I_{k\max}^l(t_i) < I_k^l(t_i), k = 1, \dots, K, t_i = 0, 1, \dots, T, \end{cases}$$

$$P_2^l(k, t_i) = \begin{cases} 1, & \text{если } I_{k\min}^l(t_i) \leq I_k^l(t_i), k = 1, \dots, K, t_i = 0, 1, \dots, T, \\ 0, & \text{если } I_{k\min}^l(t_i) > I_k^l(t_i), k = 1, \dots, K, t_i = 0, 1, \dots, T, \end{cases}$$

$\|P_1^l(k, t_i)\|$ и $\|P_2^l(k, t_i)\|$ – нормы функций $P_1^l(k, t_i)$ и $P_2^l(k, t_i)$, определяемые соотношениями:

$$\|P_1^l(k, t_i)\| = \sum_{k=1}^K \sum_{t_i=0}^T P_1^l(k, t_i), \|P_2^l(k, t_i)\| = \sum_{k=1}^K \sum_{t_i=0}^T P_2^l(k, t_i);$$

K – число процессов в распознаваемых режимах функционирования объекта.

Параметры сходства p_1^2 и p_2^2 для модуля M_2 сети определяются аналогичным образом.

Шаг 14. Проверяется по вычисленным параметрам сходства p_1^1, p_2^1 и p_1^2, p_2^2 правильность выбора нейронов-победителей Y_J^1, Y_J^2 и Y_G^3, Y_G^4 . Если $p_1^1 < p^1$, то условие не выполняется, элемент Y_J^1 затормаживается: $U_{\text{вых}} Y_J^1 = -1$; осуществляется переход к шагу 10 алгоритма. Если $p_1^1 \geq p^1$, то условие, подтверждающее правильность выбора нейрона-победителя Y_J^1 модуля M_{11} выполняется и осуществляется переход к следующему шагу алгоритма. Аналогичным образом проводится проверка правильности выбора нейронов-победителей Y_J^2, Y_G^3, Y_G^4 в соответствующих им слоях Y_J^2, Y_g^3, Y_g^4 ($J, g = 1, \dots, m$) модулей M_{12}, M_{21}, M_{22} нейронной сети.

Шаг 15. Производится проверка правильности выбора нейронов-победителей по общим параметрам сходства p^1 и p^2 , соответственно для модулей M_1 и M_2 нейронной сети. Если $p^1 \leq p_1^1 + p_2^1 - 1$ и $p^2 \leq p_1^2 + p_2^2 - 1$, то подтверждается правильность выбора нейронов-победителей Y_J^1, Y_J^2 и Y_G^3, Y_G^4 соответственно для модулей M_{11}, M_{12} и M_{21}, M_{22} нейронной сети и осуществляется переход к следующему шагу алгоритма. Если условие не выполняется, то осуществляется переход к шагу 10 алгоритма.

Шаг 16. Адаптируются веса связей элементов Y_J^1, Y_J^2 и Y_G^3, Y_G^4 , соответственно для модулей M_{11}, M_{12} и M_{21}, M_{22} нейронной сети:

$$b_{iJ}^1 = U_{\text{вх}.Z_i^1}, t_{Ji}^1 = U_{\text{вх}.Z_i^1}, b_{iJ}^2 = U_{\text{вх}.Z_i^2}, t_{Ji}^2 = U_{\text{вх}.Z_i^2}, i = 1, \dots, n;$$

$$b_{lG}^3 = U_{\text{вх}.Z_l^3}, t_{Gl}^3 = U_{\text{вх}.Z_l^3}, b_{lG}^4 = U_{\text{вх}.Z_l^4}, t_{Gl}^4 = U_{\text{вх}.Z_l^4}, l = 1, \dots, k.$$

Шаг 17. Пары нейронов-победителей Y_J^1, Y_J^2 и Y_G^3, Y_G^4 активизируют соответствующие им элементы распознающих слоев X модулей M_1 и M_2 .

Шаг 18. Проверяется условие окончания обучения модулей M_1 и M_2 нейронной сети, если оно не выполняется, то продолжается обучение одного или обоих модулей сети, в противном случае осуществляется переход на следующий шаг алгоритма с целью определения весов связей нейронов P -слоя.

Шаг 19. Для каждой пары входных изображений (S_r^{u1}, S_r^{u2}) , $r = 1, \dots, q$ выполняются шаги 20 – 22.

Шаг 20. Входными изображениями S_r^{u1} и S_r^{u2} ($r = 1, \dots, q$), подаваемыми соответственно на входы модулей M_1 и M_2 нейронной сети, определяются нейроны-победители X_{Jr}^1, X_{Gr}^2 модулей M_1 и M_2 нейронной сети.

Шаг 21. Определяются веса связей между нейроном-победителем X_{Jr}^1 модуля M_1 и элементами P -слоя:

$$H_{Jr, Jr}^1 = H_{Jr, Jr}^2 = 1; H_{Jr, d}^1 = H_{Jr, d}^2 = 0, d, j = 1, \dots, m; d \neq Jr; j \neq Jr.$$

Шаг 22. Определяются веса связей между нейроном-победителем X_{Gr}^2 модуля M_2 и элементами P -слоя:

$$Q_{Gr, Gr}^2 = Q_{Gr, Gr}^1 = 1; Q_{Gr, d}^2 = Q_{Gr, d}^1 = 0, d, g = 1, \dots, m; d \neq Gr; g \neq Gr.$$

Шаг 23. Останов.

3. АЛГОРИТМ РАБОТЫ НОВОЙ ДАП В РЕЖИМЕ ОПРЕДЕЛЕНИЯ АССОЦИАТИВНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Алгоритм работы нейронной сети в режиме определения ассоциативных изображений, предполагает выполнение следующих шагов:

Шаг 1. Иницируются параметры сходства нейронной сети и все ее веса связей.

Шаг 2. На вход любого из модулей сети подается входное изображение. Допустим, что входное изображение S_r^1 подается на вход первого модуля сети. Тогда аналогичным образом, как и в алгоритме обучения, определяется нейрон-победитель X_{Jr}^1 модуля M_1 нейронной сети.

Шаг 3. Определяется нейрон-победитель X_{Gr}^2 модуля M_2 нейронной сети. Он выделяется не в результате соревнования между распознающими элементами модуля M_2 , а единичным сигналом элемента P_{Jr} , который, в свою очередь, в активное состояние переводится нейроном-победителем X_{Jr}^1 :

$$U_{\text{вых}.X_{Gr}^2} = 1, U_{\text{вых}.X_g^2} = 0, g = 1, \dots, m, g \neq Gr.$$

При этом выходному сигналу нейрона-победителя X_{Gr}^2 присваивается единичное значение $U_{вых.X_{Gr}^2} = 1$, а все остальные нейроны, распознающего слоя модуля M_2 нейронной сети, переводятся в неактивное состояние: $U_{вых.X_g^2} = 0, g = 1, \dots, m, g \neq Gr$.

Шаг 4. Единичным выходным сигналом с нейрона-победителя X_{Gr}^2 модуля M_2 , в активное состояние переводятся нейроны-победители Y_{Gr}^3 и Y_{Gr}^4 в соответствующих им слоях Y_g^3 и Y_g^4 ($g = 1, \dots, m$) модулей M_{21} и M_{22} нейронной сети. При этом выходным сигналам нейронов Y_{Gr}^3 и Y_{Gr}^4 модулей M_{21} и M_{22} нейронной сети, присваивается единичное значение $U_{вых.Y_{Gr}^3} = 1$ и $U_{вых.Y_{Gr}^4} = 1$, а все остальные нейроны, распознающих Y -слоев модулей M_{21} и M_{22} , переводятся в неактивное состояние: $U_{вых.Y_g^3} = 0, U_{вых.Y_g^4} = 0, g = 1, \dots, m, g \neq Gr$.

Шаг 5. Рассчитываются выходные сигналы элементов интерфейсных слоев Z_l^3 и Z_l^4 ($l = 1, \dots, k$) модулей M_{21} и M_{22} нейронной сети:

$$U_{вых.Z_l^3} = t_{Gl}^3, U_{вых.Z_l^4} = t_{Gl}^4, l = 1, \dots, k.$$

Шаг 6. На основе выходных сигналов элементов интерфейсных слоев Z_l^3 и Z_l^4 ($l = 1, \dots, k$) модулей M_{21} и M_{22} нейронной сети, формируются входные и выходные сигналы элементов входного слоя S_l^2 ($l = 1, \dots, k$), модуля M_2 нейронной сети. Полученное на выходе модуля M_2 изображение $S_r^2 = (S_{r1}^2, \dots, S_{rk}^2)$, является ассоциацией изображению $S_r^1 = (S_{r1}^1, \dots, S_{rn}^1)$ ($r = 1, \dots, q$), которое подается на элементы входного слоя модуля M_1 нейронной сети.

Шаг 7. Останов.

Математическое моделирование архитектуры и алгоритмов функционирования двунаправленной ассоциативной памяти построенной на основе непрерывных нейронных сетей адаптивной резонансной теории при выборе ассоциаций для различных режимов функционирования динамических объектов подтвердили работоспособность предложенной нейронной сети.

4. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Таким образом, на основе непрерывных нейронных сетей адаптивной резонансной теории разработана новая двунаправленная ассоциативная память, способная в отличие от известных нейронных сетей запоминать новую информацию без переобучения нейронной сети.

Библиографический список

1. Оссовский С. Нейронные сети для обработки информации. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344с.
2. Руденко О.Г., Бодянский Е.В. Основы теории искусственных нейронных сетей. – Харьков: ТЕЛТЕХ, 2002. – 317 с.
3. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. М.: Горячая линия – Телеком, 2001. – 382 с.

4. Fausett L. Fundamentals of Neural Networks. Architectures, Algorithms and Applications. – New Jersey: Prentice Hall Int., Inc., 1994. – 461 p.
5. Руденко О.Г., Кессонов А.А. Нейростеваемая сеть СМАС и ее применение в задачах идентификации и управления динамическими объектами // Кибернетика и системный анализ. – 2005. – № 5. – С. 16 – 28.
6. Carpenter G.A., Grossberg S. A. massively parallel architecture for self-organising neural pattern recognition machine // Computing, Vision, Graphics and Image Processing. – 1987. – Vol. 37. – P. 54 – 115.
7. Grossberg S. Competitive learning: From interactive activation to adaptive resonance // Cognitive Science. – 1987. – Vol. 11. – P. 23 – 63.
8. Дмитриенко В.Д., Расрас Р.Д., Сырой А.М. Специализированное вычислительное устройство для распознавания динамических режимов объектов управления // Інформаційно-керуючі системи на залізничному транспорті. – 2002. – № 1. – С. 15 – 22.
9. Дмитриенко В.Д., Кореунов Н.И. Основы теории нейронных сетей. – Белгород: БИИММАП, 2001. – 159 с.
10. Костылев А.В., Мезеушева Д.В. Опыт разработки систем управления на основе нейронных сетей для асинхронных электроприводов // Электротехника. – 2004. – № 9. – С. 39 – 42.
11. Ланкин Ю.П. Самоадаптирующиеся нейронные сети / Препринт ТО № 3. – Красноярск: Институт биофизики СО РАН, Теоротдел, 1997. – 21 с.
12. Ланкин Ю.П. Адаптивные сети с самостоятельной адаптацией / Препринт ТО № 4. – Красноярск: Институт биофизики СО РАН, Теоротдел, 1998. – 17 с.
13. Басканова Т.Ф., Ланкин Ю.П. Алгоритмы самостоятельной адаптации для нейронных сетей/ Препринт ТО № 5. – Красноярск: Институт биофизики СО РАН, Теоротдел, 1998. – 14 с.
14. Дмитриенко В.Д., Заковоротный А. Ю. Непрерывная нейронная сеть АРТ для распознавания режимов функционирования динамических объектов // Научные ведомости, серия “Информатика и прикладная математика”. – № 1. – 2005.

BIDIRECTIONAL ASSOCIATIVE MEMORY ON THE BASIS OF CONTINUOUS NEURAL NETWORKS OF ADAPTIVE RESONANT THEORY.

V.D.Dmitrienko, A.J.Zakovorotny

The article deals with such an issue of the day as the problem of creating associative memory capable of keeping in mind new associations without complete retraining of neural network. A new network was created on the basis of neural networks of adaptive resonant theory with the property of “stability-plasticity”, i.e. neural networks capable of memorizing new information without distortion of memorized information.

УДК 519.673, 539.182

ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМА ЛАНЦОША К РЕШЕНИЮ ОДНОМЕРНЫХ КВАНТОВЫХ ЗАДАЧ

Шкловский А.Г.¹, Старовойтов А.С.¹

1 - Белгородский государственный университет Российская Федерация, 308015, г. Белгород, ул. Победы, 85

Описан алгоритм Ланцоша, применяемый для расчета собственных векторов и собственных значений одномерного уравнения Шредингера с гладким потенциалом. Оценка точности получаемых результатов дана на примере гармонического осциллятора.

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время большое внимание уделяется так называемым «быстрым» алгоритмам линейной алгебры, которые применяются в различных моделях, в том числе и в задачах квантовой механики.

Для получения высокой точности расчетов в квантовой механике можно использовать прямые алгоритмы решения уравнения Шредингера, которые при малом