

МОДЕЛИРОВАНИЕ НЕЛИНЕЙНЫХ ДИСКРЕТНЫХ СИСТЕМ НА ОСНОВЕ ПЕРСЕПТРОНА С РАСЩЕПИТЕЛЕМ

Ланнэ А.А., Соловьева Е.Б.

Введение

Применение различных нелинейных систем расширяет область использования математических моделей, описывающих нелинейные устройства по соотношению вход-выход. Универсальные формы таких математических моделей можно разделить на два класса:

– полиномиальные модели с линейно-входящими параметрами, к которым относятся усеченный ряд Вольтерры [1, 2], функциональный полином Вольтерры [1, 2], многомерный многочлен по семейству расщепленных сигналов [3, 4], нелинейная авторегрессионная модель [5];

– модели с нелинейно-входящими параметрами – различные виды нейронных цепей [6, 7]. Известно, что перцептронные цепи являются аппроксиматорами функций и функционалов [8 – 11].

Нейронные цепи привлекательны в ситуации, когда полиномиальная модель дает медленно уменьшающуюся с ростом степени полиномиальной модели погрешность аппроксимации нелинейного оператора F_S , однозначно отображающего множество X входных сигналов $x(n) \in X$ во множество Y^o выходных сигналов $y^o(n) \in Y^o$ нелинейной дискретной системы (НДС) согласно уравнению

$$y^o(n) = F_S[x(n)].$$

Здесь n – нормированная дискретная переменная времени, $n \in [0, G_n]$, G_n – длительность финитного или период периодического дискретного сигнала.

Трудность нахождения параметров нейронных моделей НДС состоит в решении с заданной точностью аппроксимационной задачи

$$\|y^o(n) - y(n)\| \rightarrow \min_{x(n) \in X}, \quad (1)$$

где $y(n)$ – выходной сигнал модели НДС,

$$y(n) = F[x(n)],$$

F – оператор, аппроксимирующий оператор F_S НДС, при появлении множества локально оптимальных решений. В равномерной C и среднеквадратичной L_2 метриках норма погрешности аппроксимации оператора F_S оценивается соответственно

$$\|y^o(n) - F[x(n)]\| = \max_{x(n) \in X} |y^o(n) - F[x(n)]|,$$

Полиномиальная и трехслойная перцептронные цепи с расщепителем на входе каждой из них рассматриваются как универсальные аппроксиматоры нелинейных операторов дискретных систем в равномерной и среднеквадратичной метриках. На основе перцептронных моделей синтезируются нелинейные эквалайзеры для компенсации нелинейных искажений в каналах связи. Оценивается точность восстановления сигналов и выполняется сравнение перцептронных и полиномиальных моделей эквалайзеров с расщепителем.

$$\|y^o(n) - F[x(n)]\| = \frac{1}{Q} \sqrt{\sum_{q=1}^Q (y_q^o(n) - F[x_q(n)])^2}.$$

Чем сложнее нейронная модель НДС, тем труднее найти решение задачи (1), обеспечивающее заданную точность аппроксимации, из-за медленной сходимости алгоритма расчета к оптимальному решению и появления большого числа локальных оптимумов.

В статье предложены упрощенные перцептронные модели НДС – полиномиальный и трехслойный перцептрон с расщепителем сигналов (ППР и ТПР соответственно), рассматриваемые как универсальные аппроксиматоры оператора F_S в равномерной C , следовательно, и в среднеквадратичной L_2 метриках. Поскольку расщепитель конструируется на классе входных сигналов НДС, он адаптирован к воздействию НДС, что позволяет уменьшить размерность задачи аппроксимации (1) и в результате облегчить процесс ее решения.

Нелинейные модели НДС на базе расщепителя и перцептронного преобразователя

Согласно теории расщепления сигналов [3, 4], оператор F НДС представляется композицией двух операторов: оператора F_p расщепителя и оператора нелинейного безынерционного преобразователя (НБП).

Оператор-расщепитель F_p преобразует скалярные входные сигналы $x(\vec{a}, n) \in X^p$ НДС, где $\vec{a} \in G_a$ – вектор параметров сигнала из множества G_a параметров, в соответствующие векторные сигналы

$$\vec{x}_p(\vec{a}, n) = F_p[x(\vec{a}, n)] = [x_{p1}(\vec{a}, n), x_{p2}(\vec{a}, n), \dots, x_{pm}(\vec{a}, n)]^t,$$

где t – знак транспонирования, таким образом, чтобы выполнялись условия:

– векторные сигналы не исчезали, т. е. $\vec{x}_p(\vec{a}, n) \neq \vec{0}$ при всех $\vec{a} \in G_a$, $n \in [0, G_n]$;

– векторные сигналы в каждый момент времени разные, т. е. при любых $\vec{a}_1 \neq \vec{a}_2$, $\vec{a}_1 \in G_a$, $\vec{a}_2 \in G_a$,

$n_1 \neq n_2, n_1 \in [0, G_n], n_2 \in [0, G_n]$ имеет место неравенство $\bar{x}_p(\bar{a}_1, n_1) \neq \bar{x}_p(\bar{a}_2, n_2)$.

Преобразование сигналов оператором F_p рассмотрим на следующем примере. Выполним расщепление сигнала $x(nT) = \cos(nT)$ в точках $n = 0, 1, 2, 3$ при периоде дискретизации $T = \pi/2$. Из табл. 1. видно, что указанный сигнал в разные моменты времени ($nT = \pi/2$ и $3\pi/2$) принимает одинаковые (нулевые) значения. Следовательно, сигнал $x(nT)$ не расщеплен по переменной времени n .

Оператор-расщепитель F_p преобразует скалярный сигнал $x(nT)$ в векторный сигнал, например,

$$\bar{x}_p(nT) = [\cos(nT), \sin(nT)]^t,$$

Сигнал $\bar{x}_p(nT)$ расщеплен по переменной времени n , поскольку, как видно из табл. 1, он не исчезает и его значения различны при разных n .

Таблица 1

Расщепление сигнала $x(nT) = \cos(nT)$

n	nT	$x(nT) = \cos(nT)$	$\bar{x}_p(nT)$
0	0	1	$[1, 0]^t$
1	$\pi/2$	0	$[0, 1]^t$
2	π	-1	$[-1, 0]^t$
3	$3\pi/2$	0	$[0, -1]^t$

Расщепление сигналов реализуется линейными, нелинейными, стационарными, нестационарными математическими преобразованиями [3]. Способы расщепления зависят от класса расщепляемого сигнала. Важным критерием выбора способа расщепления является минимальность числа каналов расщепителя (минимальность длины вектора расщепленных сигналов).

Оператор нелинейного безынерционного преобразователя осуществляет отображение векторных сигналов $\bar{x}_p(\bar{a}, n)$ в скалярные выходные сигналы $y(n) \in Y$ НДС. Математические формы НБП могут быть различны. Для построения перцептронных НДС с расщепителем в качестве моделей НБП используем следующие структуры:

1. ППР, описываемый уравнением

$$y(n) = G(P^L[\bar{x}_p(\bar{a}, n)]) = G(v(n)), \tag{2}$$

где G – сигмоидальная функция активации,

$P^L[\bar{x}_p(\bar{a}, n)]$ – полином степени L по семейству расщепленных сигналов

$$\bar{x}_p(\bar{a}, n), v(n) = P^L[\bar{x}_p(\bar{a}, n)].$$

Блок-схема модели (2) НДС показана на рис. 1.

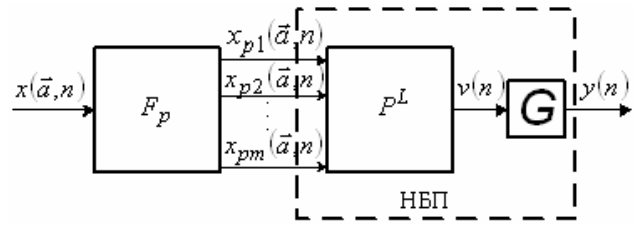


Рис. 1.

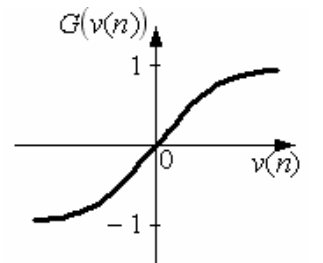
Сигмоидальная функция G в модели (2) – гиперболический тангенс (биполярное преобразование)

$$G(v(n)) = \frac{1 - e^{-2v(n)}}{1 + e^{-2v(n)}}, \tag{3}$$

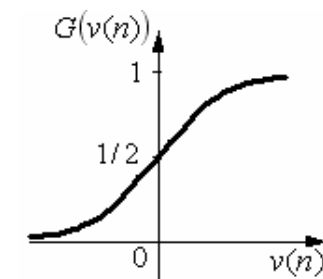
или логистическая (униполярная) функция

$$G(v(n)) = \frac{1}{1 + e^{-v(n)}}. \tag{4}$$

На рис. 2, а, б изображены биполярная и униполярная функции активации соответственно [6, 7].



а



б

Рис.2

Полином $P^L[\bar{x}_p(\bar{a}, n)]$ расщепленных сигналов, содержащийся в перцептронной модели (2), имеет вид

$$P^L[\bar{x}_p(\bar{a}, n)] = \sum_{i_1=0}^{I_1} \sum_{i_2=0}^{I_2} \dots \sum_{i_m=0}^{I_m} C_{i_1 i_2 \dots i_m} [x_{p1}(\bar{a}, n)]^{i_1} \times [x_{p2}(\bar{a}, n)]^{i_2} \dots [x_{pm}(\bar{a}, n)]^{i_m}, \tag{5}$$

где степень $L = I_1 + I_2 + \dots + I_m$.

Следует отметить, что многомерный многочлен (5) может быть использован для описания соотношения вход-выход НДС. В этом случае он является полиномиальной моделью системы.

2. ТПР показан на блок-схеме НДС рис. 3.

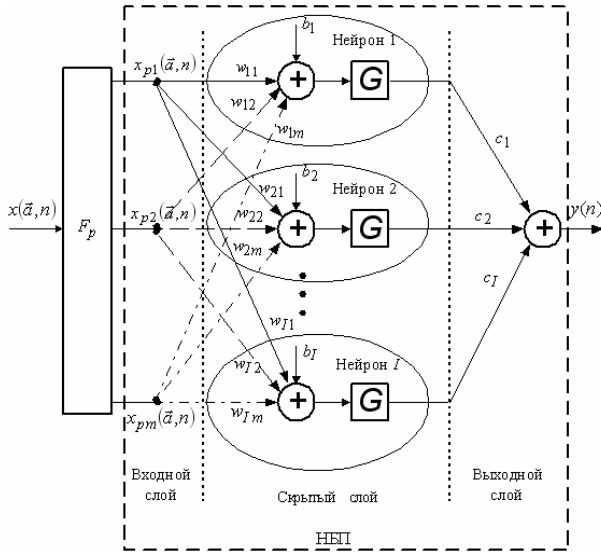


Рис. 3.

Слои перцептрона сформированы следующим образом:

- входной слой образуют элементы $x_{pj}(\vec{a}, n)$, $j = 1, 2, \dots, m$ вектора расщепленных сигналов $\vec{x}_p(\vec{a}, n)$ – входные сигналы нейронной цепи;
- скрытый слой содержит матрицу весов

$$[W] = [w_{ij}]_{\substack{i=1,2,\dots,N \\ j=1,2,\dots,m}}, \text{ вектор смещений } \vec{b} = [b_1, b_2, \dots, b_I]^t \text{ и}$$

сигмоидальные функции активации G вида (3) или (4);

- выходной слой включает вектор весов

$\vec{c} = [c_1, c_2, \dots, c_I]$ и выходной сигнал $y(n)$ нейронной цепи. Переменная I определяет число нейронов в скрытом слое.

Согласно блок-схеме, изображенной на рис. 3, трехслойная перцептронная модель НДС с расщепителем имеет вид

$$y(n) = \sum_{i=1}^I c_i G \left(\sum_{j=1}^m w_{ij} x_{pj}(\vec{a}, n) + b_i \right). \quad (6)$$

Перцептроны с расщепителем сигналов – универсальные аппроксиматоры оператора НДС

Покажем, что полиномиальный перцептрон с расщепителем, блок-схема которого изображена на рис. 1, является универсальным аппроксиматором оператора F_s НДС в метрике C , следовательно, и в метрике L_2 . Для этого докажем следующую теорему.

Теорема. При любом $\varepsilon > 0$ существует ППР (2) с внутренним полиномом (5) расщепленных сигналов конечной степени L такой, что для всех $x(\vec{a}, n) \in X$, где X – компакт в метрике C ,

$$\left\| y(n) - G \left(P^L [\vec{x}_p(\vec{a}, n)] \right) \right\| \leq \varepsilon.$$

Доказательство. Известно, что при расщеплении входных сигналов существует полином $P^L [\vec{x}_p(\vec{a}, n)]$, однозначно описывающий соотношение между множеством воздействий $x(\vec{a}, n) \in X$ и множеством выходных

$v(\vec{a}, n) \in V$ сигналов полиномиального преобразователя при справедливости последнего указанного неравенства [3, 4]. Функция активации G выполняет однозначное нелинейное преобразование согласно выражениям (3) или (4).

Из равенств (2), (3) и (4) получим уравнение

$$P^L [\vec{x}_p(\vec{a}, n)] = \eta(y(n)), \quad (7)$$

где соответственно

$$\eta(y(n)) = -\frac{1}{2} \ln \left(\frac{1-y(n)}{1+y(n)} \right) \quad \text{и}$$

$$\eta(y(n)) = -\ln \left(\frac{1-y(n)}{y(n)} \right).$$

Диапазон изменения сигнала $y(n) = G(v(n))$ в уравнении (7) показан на рис. 2.

Из выражения (7) следует, что полином $P^L [\vec{x}_p(\vec{a}, n)]$ однозначно в метрике C описывает соотношение между множествами сигналов $x(\vec{a}, n)$ и $\eta(y(n)) = v(\vec{a}, n)$. Однозначность соотношения (7) приводит к однозначности его обратного преобразования (2).

Таким образом, нелинейное преобразование

$G(P^L [\vec{x}_p(\vec{a}, n)])$ является оператором, аппроксимирующим в метрике C и, следовательно, в метрике L_2

соотношение вход-выход НДС.

Поскольку трехслойный перцептрон, содержащий два и более нейронов с сигмоидальными функциями активации, описанными усеченным рядом Тейлора, при двух и более входных сигналах эквивалентен полиномиальному перцептрону степени $L \geq 4$ [10], из рассмотренной теоремы следует утверждение.

Утверждение. При любом $\varepsilon > 0$ и входных расщепленных сигналах существует ТПР (6) с $I \geq 2$, $m \geq 2$ такой, что для всех $x(\vec{a}, n) \in X$, где X – компакт, в метрике C

$$\left\| y(n) - \sum_{i=1}^I c_i G \left(\sum_{j=1}^m w_{ij} x_{pj}(\vec{a}, n) + b_i \right) \right\| \leq \varepsilon.$$

Таким образом, полиномиальный и трехслойный перцептроны с расщепителем являются универсальными аппроксиматорами оператора НДС. Следует отметить, что расщепление множества входных сигналов – необходимое условие аппроксимации оператора системы.

Синтез перцептронных эквалайзеров

Построим полиномиальный и трехслойный перцептроны с расщепителем, моделирующие нелинейный эквалайзер (НЭ) на выходе канала связи (КС) при двухпозиционном воздействии КС $s^o(n)$, принимающим значения $\{-1, 1\}$.

Модель нелинейного КС – модель Винера с линейной динамической частью и квадратичной безынерционной нелинейностью [11, 12]. Уравнение КС имеет вид

$$x(n) = x_1(n) + 0.2x_1^2(n), \quad (8)$$

$$\text{где } \begin{cases} x_1(n) = 0.3482s^o(n) + \\ 0.8704s^o(n-1) + 0.3482s^o(n-2) \end{cases}. \quad (9)$$

На заданном множестве воздействий $s^o(n)$ модель КС (выражения (8), (9)) дает конечное множество выходных сигналов $x(n)$.

Задача НЭ – восстановить сигналы $s^o(n)$ при воздействиях $x(n)$ согласно операторному уравнению

$$s(n) = F[x(n)] .$$

Параметры модели оператора F эквалайзера определяются в результате решения задачи аппроксимации

$$\|s^o(n) - s(n)\| \rightarrow \min_{x(n) \in X} .$$

Отметим, что линейный фильтр, как следует из выражения (9), является неминимально-фазовым, следовательно, линейный эквалайзер (инверсный фильтр) неустойчив. В результате восстановление сигналов возможно только с помощью нелинейного эквалайзера.

НЭ построим в виде каскадного соединения расщепителя и НБП, реализуемого как ППР и ТПР.

Расщепитель для класса сигналов $x(n)$ необходим, поскольку при условии

$$s^o(n) = -s^o(n-2), \tag{10}$$

в точках $x(n)$, определяемых из выражения (8) и показанных на рис. 4, наблюдается неоднозначность отображения вход-выход НЭ. Для устранения неоднозначности следует расщепить сигналы $x(n)$, $x(n) \in X$.

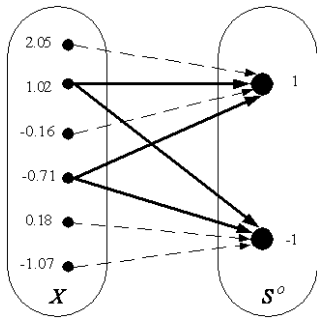


Рис.4.

Согласно [13], вектор расщепленных сигналов формируем следующим образом:

$$\bar{x}_p(n) = [x(n), x(n-1)] . \tag{11}$$

В табл. 2 показано, что неоднозначность отображения множеств при условии (10) и, следовательно, при равенстве $x(n) = as^o(n-1) + 0.2(as^o(n-1))^2$, где $a = 0.8704$, полученном из (8), (9), устраняется за счет расщепления сигналов.

Эквалайзер реализуем в виде полиномиального (2) и трехслойного (6) персептронов с расщепителем (11), а также полинома (5) расщепленных сигналов (11) с учетом $y^o(n) = s^o(n)$, $y(n) = s(n)$.

Нейронные цепи содержат биполярные функции активации (3).

Параметры нейронных моделей определялись алгоритмом обратного распространения ошибки [6, 7].

Точность восстановления сигналов $s(n)$ оценивалась в среднеквадратичной метрике по формуле

$$\varepsilon = \frac{1}{N-4} \sqrt{\sum_{n=5}^N [s^o(n) - s(n)]^2} .$$

где N – число передаваемых символов (длина последовательностей $s^o(n)$, $s(n)$), $N = 1000$.

В табл. 3 приведены значения среднеквадратичной погрешности восстановления сигналов и количество параметров Q в моделях НЭ разной степени (полином (5) и ППР (2)) и с разным числом нейронов (ТПР (6)). Результаты получены при выполнении 600 циклов расчета в алгоритме обратного распространения ошибки. Расчет проводился при разных исходных значениях параметров нейронных моделей.

Таблица 2

Вектор расщепленных сигналов на множестве X при условии (10)

$s^o(n-1)$	$s^o(n-2)$	$\bar{x}_p(n)$
-1	1	$[-a + 0.2(-a)^2, a + 0.2a^2]$
-1	-1	$[-a + 0.2(-a)^2, -a + 0.2(-a)^2]$
1	1	$[a + 0.2a^2, a + 0.2a^2]$
1	-1	$[a + 0.2a^2, -a + 0.2(-a)^2]$

Погрешность ε и количество параметров Q в моделях НЭ

Степень L , число нейронов I	Полином расщеплен- ных сигналов		ППР		ТПР	
	ε	Q	ε	Q	ε	Q
$L = I$						
1	0.0282	3	0.0285	3	0.0254	3
2	0.0278	6	0.0281	6	0.0098	9
3	0.0216	10	$1.2987 \cdot 10^{-14}$	10	$5.1815 \cdot 10^{-8}$	13
4	0.0060	15	$1.2918 \cdot 10^{-14}$	15	$4.6591 \cdot 10^{-8}$	17

Анализ табл. 3 показывает, что:

– ППР дает более высокую точность обработки при меньшей степени внутреннего многочлена расщепленных сигналов, чем другие модели НЭ с расщепителем;

– слагаемые четных степеней (2-й и 4-й) полиномиального персептрона с расщепителем не влияют на качество работы НЭ, поэтому их можно исключить, тем самым, упростить модель НЭ. При $L = 1 \rightarrow Q = 3$, $L = 3 \rightarrow Q = 7$, $L = 5 \rightarrow Q = 13$.

Выполним компенсацию нелинейных искажений сигналов в присутствии гауссовского шума $\xi(n)$ в КС. В этом случае на НЭ действуют сигналы $\tilde{x}(n) = x(n) + \xi(n)$.

При разном отношении сигнал/шум

$$snr = 20 \lg \left(\frac{\sqrt{\sum_{n=5}^N x^2(n)}}{\sqrt{\sum_{n=5}^N \xi^2(n)}} \right), \text{ дБ}$$

вычислены среднеквадратичная погрешность ε и логарифм вероятности ошибки на символ $\lg BER = \lg(BER)$,

где $BER = \frac{m}{N}$, m – количество ошибок восстановления символов (значений) $s(n)$.

Результаты компенсации представлены на рис. 5. На рис. 5, а изображены зависимости $\varepsilon(snr)$ при $L = I = 1, 2, \dots, 5$ (кривые 1, 2, ..., 5 соответственно). Жирными линиями показаны зависимости, полученные ППР, тонкими линиями – ТПР. На рис. 5, б изображены

аналогичные кривые для зависимостей $\lg BER(snr)$ (в некоторых точках snr значения $\lg BER$ отсутствуют, поскольку в этих точках $m = 0$).

Из рис. 5 видно, что при действии в КС гауссовского шума полиномиальный персептронный НЭ с расщепителем степени $L \geq 3$ восстанавливает сигналы более точно по сравнению с ТПР.

Заключение

Дополнение полиномиальной и трехслойной персептронных моделей НДС расщепителем, включенным на входе нейронных цепей и адаптированным к входным сигналам, упрощает нелинейные модели, что ведет к сокращению размерности задачи аппроксимации оператора НДС.

Персептронные модели с расщепителем являются универсальными аппроксиматорами оператора НДС в равномерной и среднеквадратичной метриках, следовательно, они гарантируют получение математических моделей НДС с заданной точностью. Сложность нахождения параметров персептронных моделей заключается в определении глобального оптимума на фоне множества локальных оптимальных решений задачи аппроксимации нелинейного оператора.

В рассмотренном примере синтеза НЭ показано, что полиномиальный персептронный эквалайзер с расщепителем обеспечивает высокую точность компенсации нелинейных искажений сигналов в КС при меньшей степени внутреннего многочлена по сравнению с ТПР и

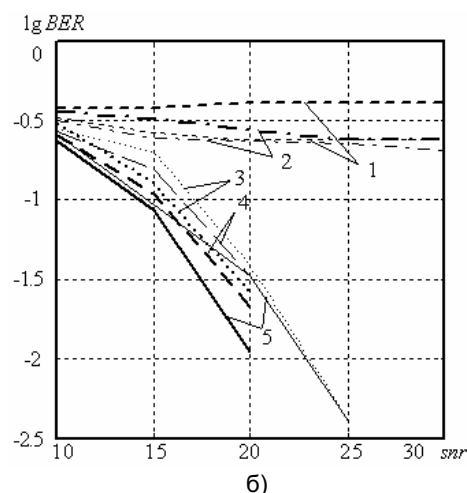
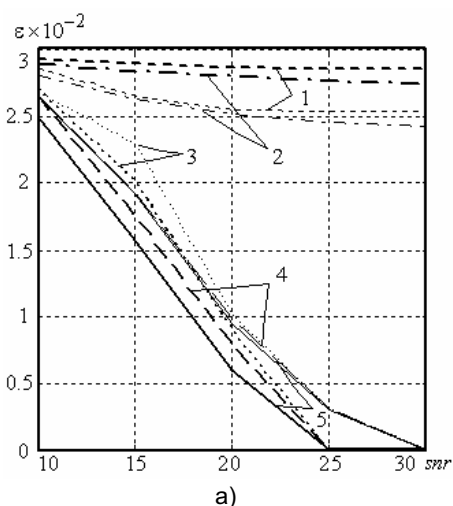


Рис. 5

полиномиальной моделью НЭ с расщепителем (см. табл. 3). Превосходство ППР над его аналогами сохраняется в присутствии гауссовского шума в КС (см. рис. 5).

Список литературы

- Mathews V.J., Sicuranza G.L. Polynomial signal processing.– New York.: John Wiley & Sons, 2000.– 452 p.
- Основы цифровой обработки сигналов: Курс лекций / А. И. Солонина, Д. А. Улахович, С. М. Арбузов, Е. Б. Соловьева, – СПб.: БХВ-Петербург, 2005.–753с.
- Ланнэ А.А. Нелинейные динамические системы: синтез, оптимизация, идентификация.– Л.: ВАС, 1985.– 286 с.
- Ланнэ А.А. Нейронные цепи, тринадцатая проблема Гильберта и задачи обработки сигналов // Вестник молодых ученых. Технические науки. 2001. №2. С. 3–26.
- Chen S., Billings S.A. Representations of non-linear systems: the NARMAX model // Int. J. Control. 1989. V.49., № 3. P.1013–1032.
- Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. – : Финансы и статистика, 2002.– 334 с.
- Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети. MATLAB 6.– М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002.– 496 с.
- Chen T., Chen H. Universal approximation to nonlinear operators by neural networks with arbitrary activation functions and its application to dynamical systems // IEEE Trans. Neural Networks. 1995. V.6, № 4. P.911–917.
- Chen S., Gibson G.J., Cowan C.F.N. Adaptive channel equalisation using a polynomial-perceptron structure // IEE Proceedings. 1990. V.137., Pt. 1, № 5. P.257–264.
- Xiang Z., Bi G., Le-Ngoc T. Polynomial-perceptrons and their applications to fading channel equalization and co-channel interference suppression // IEEE Trans. SP. 1994. V.42, № 9. P.2470–2480.
- Chang C.-H., Siu S., Wei C.-H. A polynomial-perceptron based decision feedback equalizer with a robust learning algorithm // Signal Processing. 1995. V.42, № 9. P.145–158.
- Kechriotis G., Zervas E., Manolakos E. S. Using recurrent neural networks for adaptive communication channel equalization // IEEE Trans. Neural Networks. 1994. Vol.5, №2. P.267–278.
- Соловьева Е.Б. Компенсация нелинейных искажений сигналов в каналах связи методом расщепления // Цифровая обработка сигналов. 2005. №4. С.2–8.

9-я Международная Конференция и Выставка ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ И ЕЕ ПРИМЕНЕНИЕ

28-30 марта 2007 г., Москва, Россия

The 9th International Conference and Exhibition
DIGITAL SIGNAL PROCESSING AND ITS APPLICATIONS

ИНФОРМАЦИОННОЕ ПИСЬМО

Уважаемый коллега!

Приглашаем Вас принять участие в работе 9-ой Международной конференции и выставки «Цифровая обработка сигналов и ее применение – DSPA'2007», которая состоится в Москве 28-30 марта 2007 года

ОРГАНИЗАТОРЫ:

- Российское научно-техническое общество радиотехники, электроники и связи им. А.С. Попова
- IEEE Signal Processing Society
- Российская секция IEEE
- Институт радиотехники и электроники РАН
- Институт проблем управления РАН
- Институт проблем передачи информации РАН
- Московский научно-исследовательский телевизионный институт
- Компания AUTEX Ltd. (АВТЭКС)

ОСНОВНЫЕ НАПРАВЛЕНИЯ РАБОТЫ КОНФЕРЕНЦИИ:

- Теория сигналов и систем
- Теория и методы ЦОС
- Цифровая обработка многомерных сигналов
- Цифровая обработка речевых и звуковых сигналов
- Цифровая обработка изображений
- ЦОС в системах телекоммуникаций
- ЦОС в радиотехнических системах
- ЦОС в системах управления
- Цифровая обработка измерительной информации
- Нейрокомпьютерная обработка сигналов и изображений
- Цифровое телевидение и телевидение
- Цифровое радиовещание
- ЦОС в системах защиты информации
- Проектирование и техническая реализация систем ЦОС
- Проблемы подготовки специалистов в области ЦОС

СРОКИ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ МАТЕРИАЛОВ

до 20 декабря 2006
Тексты тезисов и докладов

после 20 января 2007
Информация для авторов о приеме докладов на сайте: www.rntores.ru

15 февраля 2007
Рассылка приглашений по почте

ДОКЛАДЫ ДОЛЖНЫ НАПРАВЛЯТЬСЯ В ПРОГРАММНЫЙ КОМИТЕТ ПО АДРЕСУ:

Российское НТОРЭС им. А.С. Попова, Рождественка, 6/9/20, стр. 1, Москва, 107031
Тел. (495) 621-1639 (Мусьянов Михаил Иванович), 621-0610, 621-7108; Факс: (495) 621-1639

Е-mail: nto.popov@mtu-net.ru; tor@rgta.ryazan.ru
[http:// www.dspa.ru](http://www.dspa.ru) и www.rntores.ru (раздел конференции)