УДК 621.391.82

КАСКАДНЫЙ ПРЕДКОМПЕНСАТОР ДЛЯ ЛИНЕАРИЗАЦИИ ХАРАКТЕРИСТИКИ УСИЛИТЕЛЯ МОЩНОСТИ

Соловьева Е.Б., *д.т.н., профессор, заведующая кафедрой теоретических основ электротехники Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета "ЛЭТИ" им. В.И. Ульянова (Ленина), e-mail: selenab@hotbox.ru*

Предложена каскадная структура нелинейного цифрового предкомпенсатора, синтезируемого прямым алгоритмом обучения. Показано, что наибольшую точность линеаризации усилителя мощности с моделью Винера-Гаммерштейна обеспечивает каскадный предкомпенсатор, включающий полиномиальную персептронную сеть и радиально ограниченную модель Вольтерры.

Ключевые слова: усилитель мощности, цифровой предкомпенсатор, линеаризация, модель Винера-Гаммерштейна, модель Вольтерры, персептронная сеть.

Введение

С развитием мобильной связи все более жесткие требования предъявляются к передающим СВЧ-устройствам, содержащим усилители мощности (УМ). Увеличение скорости передачи данных приводит к расширению полосы частот сигналов и, как следствие, к появлению нелинейных искажений в выходных сигналах УМ [1], [2]. Совершенствование методов синтеза адаптивных предкомпенсаторов (предысказителей, digital predistorter, DPD) для линеаризации УМ является актуальной задачей. Наряду с модификацией полиномиальных моделей DPD развиваются методы синтеза DPD в виде нейронных сетей [3]. Нейронные модели DPD могут быть существенно проще полиномиальных, что важно при аппаратной реализации DPD.

В работе предлагается использовать функционально связанную искусственную нейронную сеть (functional link artificial neural network, FLANN) [3-5] и полиномиальную персептронную сеть (polynomial perceptron network, PPN) [5], [6] для синтеза каскадного DPD с целью повышения уровня подавления нелинейных искажений сигналов в УМ. Выполняется сравнительный анализ указанных моделей на примере синтеза DPD, компенсирующего нелинейные искажения в модели Винера-Гаммерштейна УМ на классе GSM-сигнала с четырьмя несущими.

Адаптивный DPD с каскадной структурой

Задача DPD – внести нелинейные предыскажения, которые позволят компенсировать нелинейные искажения усилителя (линеаризовать УМ). Блок-схема включения адаптивного DPD с применением прямого алгоритма его обучения [7] изображена на рис. 1. Здесь DPD содержит два каскадно-соединенных блока B1 и B2.

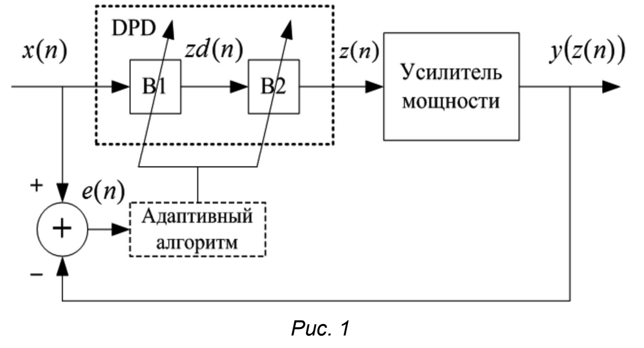

Рис. 1

Блоки B1 и B2 описываются соответствующими операторными уравнениями:

$$zd(n) = S_1[x(n)],$$

$$z(n) = S_2[zd(n)],$$

где n – нормированное дискретное время, $x(n)$, $z(n)$ – входной и выходной сигналы DPD, $zd(n)$ – выходной сигнал блока B1 предкомпенсатора, $S_1[\cdot]$ и $S_2[\cdot]$ – нелинейные операторы.

Параметры моделей $S_1[\cdot]$ и $S_2[\cdot]$ находим в метрике L_2 последовательно (вначале – параметры модели $S_1[x(n)]$, затем модели $S_2[zd(n)]$) с помощью итерационного метода (метода простых итераций [8]) при решении задачи аппроксимации

$$\| y(z(n)) - x(n) \| \Rightarrow \min_{n \in [0,\, N_x]},$$

где $y(z(n))$ – выходной сигнал усилителя мощности, N_x – длительность сигнала $x(n)$. В качестве моделей $S_1[\cdot]$ и $S_2[\cdot]$ могут выступать как полиномиальные конструкции, так и нейронные сети.

Рассмотрим преобразования, предшествующие методу простых итераций. Введем приближенное равенство

$$y(z(n)) \cong x(n), \qquad (1)$$

преобразуем его следующим образом:

$$x(n) - y(z(n)) \cong 0,$$

$$z(n) \cong z(n) + (x(n) - y(z(n))) = P[z(n)],$$

где P – нелинейный оператор, отображающий множество сигналов Z в себя. Оператор P называется оператором сжатия, если выполняется условие Липшица [9]

$$\|P[z_2] - P[z_1]\| \le \alpha \, \|z_2 - z_1\|,$$

где $\forall\, z_1, z_2 \in Z$, α – множитель, не зависящий от z_1, z_2, $0 < \alpha < 1$.

Согласно принципу сжатых отображений, оператор P задает метод последовательных приближений (простых итераций [8], [9])

$$z_{k+1}(n) = z_k(n) + (x(n) - y(z_k(n))) =$$
$$= z_k(n) + e_k(n), \ \ k \geq 1,$$

где k – номер итерации, $e_k(n)$ – ошибка приближения сигналов из выражения (1) на k-й итерации расчета, $e_k(n) = x(n) - y\left(z_k(n)\right)$.

Усилитель мощности является слабонелинейным устройством, его модель можно представить в виде сходящегося функционального ряда Вольтерры (предкомпенсатор также слабонелинеен). Следовательно, сходимость итерационной процедуры синтеза DPD определяется слабой нелинейностью усилителя, выходной сигнал $y(z_k(n))$ которого рассчитывается на итерациях.

Сигнал $zd(n)$ формируем итерационной процедурой. Расчет можно выполнить двумя способами:

$$zd_{k+1}(n) = z_k(n) + e_k(n) \tag{2}$$

или

$$zd_{k+1}(n) = zd_k(n) + e_k(n). \tag{3}$$

На практике применяем формулу (3), при которой параметры моделей блоков B1 и B2 находятся с использованием выходных сигналов соответствующих блоков. В результате параметры моделей B1 и B2 сходятся к истинным значениям с большей точностью, чем при равенстве (2).

При $k = 1$ полагаем $z_1(n) = zd_1(n) = x(n)$.

В рассмотренном подходе параметры моделей блоков B1 и B2 DPD находятся в два этапа. В результате:

– точность синтеза DPD повышается, так как решение, полученное на первом этапе аппроксимации (блок B1), уточняется на втором этапе (блок B2);

– частично снимается проблема плохой обусловленности, поскольку размерность задач, решаемых на каждом этапе аппроксимации, может быть меньше размерности задачи аппроксимации, решаемой при типовой (одноблочной) структуре DPD.

В качестве моделей операторов $S_1[\cdot]$ и $S_2[\cdot]$ каскадно-соединенных блоков DPD используем FLANN [3-5] и PPN [5], [6].

Функционально связанная искусственная нейронная сеть (FLANN)

FLANN является однослойной сетью (в ней отсутствует внутренний слой) [3-5]. Алгоритм обучения такой сети включает меньшее число преобразований и обеспечивает более быструю сходимость к решению задачи аппроксимации по сравнению с традиционными нейронными сетями.

Модель FLANN имеет вид

$$y(n) = f\left(\sum_{i=1}^{G} w_i \varphi_i\left(\vec{X}(n)\right)\right) = \\ = f\left(\vec{W}^T \vec{\Phi}\left(\vec{X}(n)\right)\right), \tag{4}$$

где f – нелинейная функция активации, $\vec{X}(n)$ – вектор воздействий, $\vec{X}(n) = \left[x_1(n), x_2(n), ..., x_Q(n)\right]^T$, T – знак транспонирования, $\vec{W}(n)$ – вектор весов сети, $\vec{W} = \left[w_1, w_2, ..., w_G\right]^T$, $\vec{\Phi}\left(\vec{X}(n)\right)$ – вектор функций φ_i, $i = 1, 2, ..., G$,

$$\vec{\Phi}\left(\vec{X}(n)\right) = \left[\varphi_1\left(\vec{X}(n)\right), \varphi_2\left(\vec{X}(n)\right), ..., \varphi_G\left(\vec{X}(n)\right)\right]^T,$$

$y(n)$ – выходной сигнал модели.

Функции φ_i, $i = 1, 2, ..., G$ преобразуют входные сигналы в базисные функции с помощью, например, тригонометрического полинома, полинома Лежандра, Чебышева, а также выполняют многомерное преобразование базисных функций. Формирование базисных функций в модели (4) служит для понижения числа обусловленности при решении задачи аппроксимации с высокой степенью нелинейности.

Структурная схема FLANN показана на рис. 2.

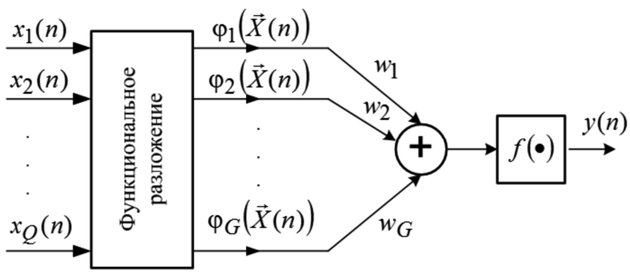

Рис. 2

Для синтеза DPD используем модель (4) с линейной функцией активации f и базисными функциями – полиномами Чебышева $T_i\left(\vec{X}(n)\right)$ степени i, $i = 1, 2, \dots, P$ [3], [10]. В этом случае модель (4) имеет вид

$$y(n) = \vec{W}^T \vec{\Phi}\left(\vec{X}(n)\right), \tag{5}$$

где

$$\vec{\Phi}(\vec{X}(n)) = [1, T_1(x_1(n)), ..., T_Q(x_Q(n)), ...,$$
$$..., T_2(x_1(n)), ..., T_2(x_Q(n))^T, ...,$$
$$..., T_1(x_1(n))T_1(x_2(n)), ...,$$
$$..., T_1(x_{Q-1}(n))T_1(x_Q(n)), ..., T_P\left(x_1(n)\right), ..., T_P(x_Q(n))]^T.$$

Блок «Функциональное разложение» (рис. 2) представляется структурой, показанной на рис. 3, включающей формирование полиномов Чебышева и их многомерное преобразование.

FLANN с чебышевскими базисными функциями будем называть чебышевской функционально связанной искусственной нейронной сетью (Chebyshev functional link artificial neural network, CFLANN). Отметим, что CFLANN соответствует двухслойной персептронной нейронной сети [10].

CFLANN в DPD должна формировать выходной сигнал со спектром, расположенным в полосе пропускания усилителя на частотах входного сигнала и комбинационных частотах интермодуляционных составляющих, порождаемых нелинейностью УМ [11]. Составляющие модели CFLANN конструируются при перемножении каждого сомножителя из верхнего столбца табл. 1–4 на каждый сомножитель из соответствующего нижнего столбца. В таблицах знак $*$ – знак комплексного сопряжения, переменная i – смещение сигнала во времени. В итоге образуется вектор $\vec{\Phi}(\vec{X}(n))$, который умножается на вектор коэффициентов согласно формуле (5). Таким образом, конструируется модель CFLANN с нечетными членами.

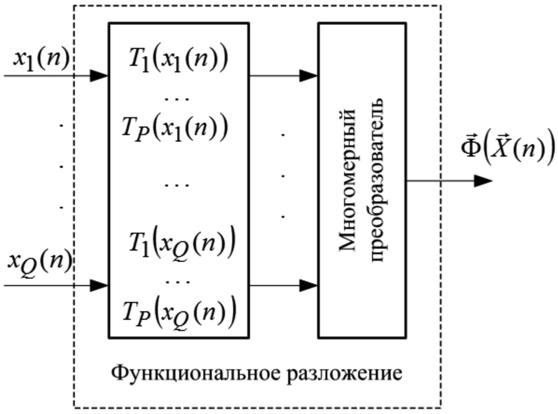

Рис. 3

Таблица 1. Множители составляющих 3-й степени модели CFLANN

Первый сомножитель	$2x^2(n)-1$
	$x(n)x(n-i)$,
	$2x^2(n-i)-1$
Второй сомножитель	$x^*(n)$
	$x^*(n-i)$

Таблица 2. Множители составляющих 5-й степени модели CFLANN

Первый сомножитель	$4x^3(n)-3x(n)$
	$4x^3(n-i)-3x(n-i)$
	$(2x^2(n)-1)\,x(n-i)$
	$(2x^2(n-i)-1)\,x(n)$
Второй сомножитель	$2(x^*(n))^2-1$
	$2(x^*(n-i))^2-1$
	$x^*(n)x^*(n-i)$

Таблица 3. Множители составляющих 7-й степени модели CFLANN

Первый сомножитель	$8x^4(n)-8x^2(n)+1$
	$8x^4(n-i)-8x^2(n-i)+1$
	$(2x^2(n)-1)\,(2x^2(n-i)-1)$
	$x(n)\,(4x^3(n-i)-3x(n-i))$
	$x(n-i)\,(4x^3(n)-3x(n))$
Второй сомножитель	$4(x^*(n))^3-3x^*(n)$
	$4(x^*(n-i))^3-3x^*(n-i)$
	$(2(x^*(n))^2-1)\,x^*(n-i)$
	$(2(x^*(n-i))^2-1)\,x^*(n)$

Таблица 4. Множители составляющих 9-й степени модели CFLANN

Первый сомножитель	$16x^5(n)-20x^3(n)+5x(n)$
	$16x^5(n-i)-20x^3(n-i)+5x(n-i)$
	$x(n)(8x^4(n-i)-8x^2(n-i)+1)$
	$x(n-i)(8x^4(n)-8x^2(n)+1)$
	$(4x^3(n)-3x(n))\,(2x^2(n-i)-1)$
	$(4x^3(n-i)-3x(n-i))\,(2x^2(n)-1)$
Второй сомножитель	$8(x^*(n))^4-8(x^*(n))^2+1$
	$8(x^*(n-i))^4-8(x^*(n-i))^2+1$
	$(2(x^*(n))^2-1)\,(2(x^*(n-i))^2-1)$
	$(4(x^*(n))^3-3x^*(n))\,x^*(n-i)$
	$(4(x^*(n-i))^3-3x^*(n-i))\,x^*(n)$

Полиномиальная персептронная сеть (PPN)

PPN – однослойная сеть (без внутреннего слоя), что обеспечивает простоту алгоритма ее обучения и высокую скорость сходимости к решению задачи аппроксимации.

Модель PPN имеет вид [5], [6]

$$y(n) = f(\vec{W}^T\vec{F}(\vec{X}(n))), \tag{6}$$

где f – нелинейная функция активации, $\vec{X}(n)$ – вектор воздействий, $\vec{X}(n) = \left[x_1(n), x_2(n), ..., x_Q(n)\right]^T$, T – знак транспонирования, $\vec{W}(n)$ – вектор весов нейронной сети, $\vec{W} = \left[w_1, w_2, ..., w_G\right]^T$, $\vec{F}\left(\vec{X}(n)\right)$ – вектор функций, содержащий элементы с многомерным преобразованием,

$$\vec{F}(\vec{X}(n)) = \left[1, x_1(n), ..., x_Q(n), ..., x_1^2(n), ..., \right.$$
$$..., x_Q^2(n), ..., x_1(n)x_2(n), ..., x_{Q-1}(n)x_Q(n), ...,$$
$$\left. ..., x_1^P(n), ..., x_Q^P(n)\right]^T,$$

P – степень элемента вектор-функции, $y(n)$ – выходной сигнал модели.

Структурная схема PNN изображена на рис. 4.

Анализ PPN и FLANN показывает, что PPN (рис. 4) может быть преобразована во FLANN (рис. 2) путем дополнительного преобразования входных сигналов в базисные функции на основе полиномов Лежандра, Чебышева и т.д.

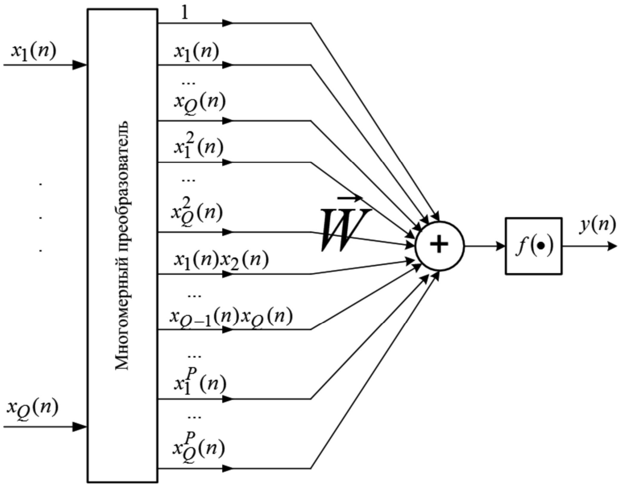

Рис. 4

При синтезе DPD введем в модель (6) линейную функцию активации. В итоге запишем

$$y(n) = \vec{W}^T \vec{F}\left(\vec{X}(n)\right). \tag{7}$$

Вектор воздействий $\vec{X}(n)$ сформируем с помощью линии задержки и выполним многомерное преобразование в $\vec{F}$ модели (7) с учетом правил конструирования интермодуляционных спектральных составляющих в выходном сигнале DPD [11]. В результате получим используемую для синтеза DPD модель PPN вида

$$y(n) = y_1(n) + y_2(n), \tag{8}$$

где

$$y_1(n) = \sum_{i=0}^{M} x(n-i) \sum_{k=0}^{(P-1)/2} w_{2k+1}^{(1)} \left|x(n-i)\right|^{2k} +$$

$$\sum_{i=1}^{M} x(n-i) \sum_{k=1}^{(P-1)/2} w_{2k+1}^{(2)} \left|x(n)\right|^{2k} +$$

$$+\sum_{i=0}^{M} x^*(n-i)\, x^2(n) \sum_{k=0}^{(P-3)/2} w_{2k+3}^{(3)} \left|x(n)\right|^{2k} +$$

$$+\sum_{i=1}^{M} x^*(n) x^2(n-i) \sum_{k=0}^{(P-3)/2} w_{2k+3}^{(4)} \left|x(n-i)\right|^{2k} +$$

$$+\sum_{i=1}^{M} x(n) \sum_{k=1}^{(P-1)/2} w_{2k+1}^{(5)} \left|x(n-i)\right|^{2k} +$$

$$+x^2(n) \sum_{i=0}^{M} x^*(n-i) \sum_{k=0}^{(P-3)/2} w_{2k+3}^{(6)} \left|x(n-i)\right|^{2k} +$$

$$+\left|x(n)\right|^2 \sum_{i=0}^{M} x(n-i) \sum_{k=0}^{(P-3)/2} w_{2k+3}^{(7)} \left|x(n-i)\right|^{2k} +$$

$$+\sum_{i=0}^{M} \left(x^*(n)\right)^2 x^3(n-i) \sum_{k=0}^{(P-5)/2} w_{2k+5}^{(8)} \left|x(n-i)\right|^{2k}. \tag{9}$$

$*$ – знак комплексного сопряжения, M, P – длина памяти и степень модели соответственно,

$$y_2(n) = \sum_{i=1}^{M} \left(x^*(n-i)\right)^2 x^3(n) \sum_{k=0}^{(P-5)/2} w_{2k+5}^{(9)} \left|x(n)\right|^{2k} +$$

$$+\sum_{i=1}^{M} x^*(n) x^2(n-i) \sum_{k=1}^{(P-3)/2} w_{2k+3}^{(10)} \left|x(n)\right|^{2k} +$$

$$+\sum_{i=1}^{M} \left(x^*(n-i)\right)^2 x^3(n) \sum_{k=1}^{(P-5)/2} w_{2k+5}^{(11)} \left|x(n-i)\right|^{2k} +$$

$$+\sum_{i=1}^{M} \left(x^*(n)\right)^2 x^3(n-i) \sum_{k=1}^{(P-5)/2} w_{2k+5}^{(12)} \left|x(n)\right|^{2k} +$$

$$+\left|x(n)\right|^2 \sum_{i=1}^{M} x(n) \sum_{k=1}^{(P-3)/2} w_{2k+3}^{(13)} \left|x(n-i)\right|^{2k} +$$

$$+\sum_{i=1}^{M} \left|x(n-i)\right|^2 x(n) \sum_{k=1}^{(P-3)/2} w_{2k+3}^{(14)} \left|x(n)\right|^{2k}. \tag{10}$$

Отметим, что выражение (9) является радиально ограниченной моделью Вольтерры (redially pruned Volterra model, RPVM). Модель RPVM – регрессионная форма усеченного ряда Вольтерры. Ядра Вольтерры в RPVM строятся на сетке n-мерного куба (гиперкуба), радиальные направления выбираются на базе ядра 3-го порядка [12], [13].

Компенсация нелинейных искажений в модели Винера-Гаммерштейна УМ

Низкочастотная модель Винера–Гаммерштейна УМ класса AB описывает каскадное соединение следующих блоков [13], [14]:

– линейной динамической цепи с передаточной функцией

$$H_1(z) = \frac{1+0,5z^{-2}}{1-0,2z^{-1}};$$

– безынерционной нелинейности

$$w(n) = b_1 v(n) + b_3 v(n)\left|v(n)\right|^2 + b_5 v(n)\left|v(n)\right|^4,$$

где $b_1 = 1,0108 + 0,0858j$, $b_3 = 0,0879 - 0,1583j$, $b_5 = -1,0992 - 0,8891j$, $v(n)$ — выходной сигнал динамической цепи с $H_1(z)$;

– линейной динамической цепи с передаточной функцией

$$H_2(z) = \frac{1-0,1z^{-2}}{1-0,4z^{-1}}.$$

Воздействие низкочастотной модели УМ – комплексная огибающая GSM-сигнала с четырьмя несущими в частотной полосе 20 МГц, расположенной относительно центральной частоты 1,845 ГГц. Частота дискретизации огибающей GSM-сигнала $f_д$ =184,32 МГц.

Для линеаризации описанной модели УМ построены адаптивные DPD с применением модели 9-й степени CFLANN, RPVN (9) при $P = 7$, модели (8) PPN при $P = 7$, а также каскадных соединений указанных моделей. Отметим, что в выражениях (9), (10) верхние пределы операторов суммирования равнялись $(P-1)/2$.

Длина памяти исследуемых моделей равнялась четырем ($M = 4$ в (9), (10)).

Точность линеаризации УМ оценивалась с помощью нормированной среднеквадратичной погрешности (normalized mean-square error, NMSE, дБ), рассчитываемой по формуле

$$\mathrm{NMSE} = 10\log_{10}\left(\frac{\sum_{n=0}^{N_x-1}\left|y\left(z(n)\right)-x(n)\right|^2}{\sum_{n=0}^{N_x-1}\left|x(n)\right|^2}\right),$$

где $x(n)$ – входной сигнал длиной N_x отсчетов ($N_x = 106\,339$) каскадного соединения DPD и PA, изображенного на рис. 1, $y(z(n))$ – выходной сигнал УМ.

Значения NMSE, полученные на 45-й итерации адаптации DPD, а также число параметров Q в моделях DPD, представлены в табл. 5.

Таблица 5. NMSE и число параметров Q в моделях DPD

	NMSE, Q	NMSE	Q
	Модель 9-й степени CFLANN	–65,04	226
	RPVM (9) при $P = 7$	–72,87	145
	Модель (8) PPN при $P = 7$	–75,50	221
Каскадное соединение	Модель 9-й степени CFLANN и модель 7-й степени CFLANN	–69,42	375
	RPVM (9) при $P = 7$ и RPVM (9) при $P = 7$	–78,14	290
	Модель (8) PPN при $P = 7$ и RPVM (9) при $P = 7$	–79,14	366

Из анализа табл. 5 следует:

– модель PPN обеспечивает более высокую точность линеаризации УМ, чем RPVM и модель CFLANN,

– применение каскадной структуры DPD повышает точность линеаризации УМ. Большая точность линеаризации достигается при каскадной структуре DPD с моделью PPN.

Заключение

В работе синтезированы адаптивные DPD с каскадной структурой на основе прямого алгоритма обучения. В качестве моделей блоков DPD использованы: функционально связанная нейронная сеть, полиномиальный персептрон, радиально ограниченная модель Вольтерры.

В каскадном DPD задача аппроксимации нелинейного оператора решалась поэтапно. При таком подходе частично снимается проблема плохой обусловленности, характерная для задач с высокой степенью нелинейности моделей, а также повышается точность линеаризации УМ за счет лучшего приближения к оптимальным параметрам DPD.

Компенсация нелинейных искажений сигналов в УМ с моделью Винера-Гаммерштейна на классе GSM-сигнала с четырьмя несущими показала, что более точную линеаризацию характеристики УМ обеспечивает каскадный DPD, состоящий из PPN и RPVM, худший результат дает DPD на основе моделей CFLANN.

Литература

1. RF power amplifier behavioral modeling / D. Schreurs, M. O'Droma, A. A. Goacher, M. Gadringer.– N. Y.: Cambridge University Press, 2009.

2. Legarda J. Feedforward amplifiers for wideband communication systems.– The Netherlands, Dordrecht: Springer, 2006.

3. Li M., Liu J., Jiang Y., Feng W. Complex-Chebyshev functional link neural network behavioral model for broadband wireless power amplifiers // IEEE Trans. MTT.– 2012.– Vol. 60, № 6, Part 2.– P. 1979–1989.

4. Identification of nonlinear dynamic systems using functional link artificial neural networks / J. C. Patra, R. N. Pal, B. N. Chatterji, G. Panda // IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics – Part B: Cybernetics.– 1999.– Vol. 29, № 2.– P. 254–262.

5. Nonlinear channel equalization for QAM signal constellation using artificial neural networks / J. C. Patra, R. N. Pal, R. Baliarsingh, G. Panda // IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics – Part B: Cybernetics.– 1999.– Vol.29, № 2.– P. 262–271.

6. 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.

7. Zhou D., DeBrunner V. E. Novel adaptive nonlinear predistorters based on the direct learning algorithm // IEEE Trans. SP.–2007.– Vol. 55.– № 1.– P. 120–133.

8. Бахвалов Н. С., Жидков Н. П., Кобельков Г. М. Численные методы.– М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2003.

9. Лебедев В. И. Функциональный анализ и вычислительная математика.– М.: Физматлит, 2000.

10. Lee T. T., Jeng J. T. The chebyshev polynomial based unified model neural networks for function approximations // IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics – Part B: Cybernetics.– 1998.– Vol. 28, № 6.– P. 925–935.

11. On the baseband representation of a bandpass nonlinearity / G. T. Zhou, H. Qian, L. Ding, R. Raich // IEEE Trans. SP.– 2005.– Vol. 53, № 8, P. 2953–2957.

12. A new approach to pruning Volterra models for power amplifiers / C. Crespo-Cadenas, J. Reina-Tosina, M. J. Madero-Ayora, J. Munoz-Cruzado // IEEE Trans. SP.– 2010.– Vol. 58.– № 4.– P. 2113–2120.

13. Соловьева Е. Б. Предкомпенсатор Вольтерры с девиацией динамики для линеаризации усилителя мощности // Известия вузов. Радиоэлектроника.– 2011.– Т.54, № 10.– С. 29–36.

14. A robust digital baseband predistorter constructed using memory polynomials / L. Ding, G. T. Zhou, D. R. Morgan, Z. Ma, J. S. Kenney, J. Kim, C. R. Giardina // IEEE Trans. Com.– 2004.– Vol. 52.– № 1.– P. 159–165.

CASCADE PREDCOMPENSATOR FOR POWER AMPLIFIER LINEARIZATION

Solovyeva E. B.

Cascade structure of nonlinear digital predcompensator synthesized by the direct learning algorithm is proposed. It is shown that the most accuracy of linearization of power amplifier described by Wiener-Hammerstein model is provided with the cascade predcompensator including the polynomial perceptron network and redially pruned Volterra model.