

Предсказатели сигналов с прямым обучением для усилителей мощности

В.И. Джиган

Институт проблем проектирования в микроэлектронике РАН, г. Москва djigan@ippm.ru

Аннотация — Настоящая статья представляет две архитектуры адаптивных цифровых предсказателей сигналов (Digital Predistorters, DPD) для усилителей мощности радиопередатчиков. Это предсказатели с прямым обучением. Они отличаются от известных тем, что обладают повышенной скоростью сходимости в случае использования в них адаптивного алгоритма по критерию наименьшего квадрата (Least Mean Square, LMS). Предлагаемое решение также позволяет использовать в качестве алгоритмов адаптации более эффективные по скорости сходимости и остаточной среднеквадратичной ошибке (СКО) в установившемся состоянии рекурсивные алгоритмы по критерию наименьших квадратов (Recursive Least Squares, RLS), которые не могут быть использованы в известных DPD с прямым обучением. Представлены результаты моделирования, демонстрирующие эффективность предложенного решения.

Ключевые слова — цифровой предсказатель сигналов, Digital Predistorter (DPD), прямое обучение, нелинейный адаптивный фильтр, алгоритм по критерию наименьшего квадрата (Least Mean Square, LMS), рекурсивный алгоритм по критерию наименьших квадратов (Recursive Least Squares, RLS).

I. ВВЕДЕНИЕ

Сегодня адаптивная обработка сигналов [1]-[5] играет все более важную роль в оборудовании радиотехнических систем различного назначения, где уже широко используются линейные или нелинейные адаптивные фильтры. Одной из задач, решаемых с помощью нелинейных адаптивных фильтров, является задача линеаризации усилителей мощности радиопередатчиков цифровых систем связи, в которых часто используются усилители работающее в режиме насыщения. Такие усилители обеспечивают не только высокий коэффициент полезного действия (КПД), но и вносят нелинейные искажения в передаваемые сигналы.

Проблема построения усилителей мощности, одновременно обладающих высоким КПД и малыми нелинейными искажениями, на сегодняшний день все еще не решена. Поэтому на практике устранение нелинейных искажений часто обеспечивается путем предискажения входных сигналов усилителей мощности. Предискажение осуществляется таким образом, что в результате выходной сигнал каскадного соединения «предсказатель и усилитель мощности» не содержит или практически не содержит нелинейных искажений [6]-

[8]. Так как предискажение сигналов в общем случае осуществляется путем цифровой обработки сигналов, то такая технология называется цифровое предискажение, а устройства, реализующие эту технологию, – цифровыми предсказателями (Digital Predistorters, DPD).

Нелинейная передаточная функция DPD является обратной к нелинейной передаточной функции усилителя мощности. Как следствие, так называемые амплитудно-амплитудная (Amplitude-to-Amplitude Modulation, AM-AM) и амплитудно-фазовая (Amplitude-to-Phase Modulation, AM-PM) характеристики каскадного соединения «DPD и усилитель мощности» становятся линейными.

DPD обычно строятся на базе нелинейных адаптивных фильтров, в основе которых находятся многоканальные линейные адаптивные фильтры. Сегодня существует два основных вида DPD: с косвенным обучением (Indirect Learning, IL) [9]-[12] и с прямым обучением (Direct Learning, DL) [13]-[14].

В настоящей статье представлены две математически эквивалентные архитектуры DL DPD, отличающиеся от известных DL DPD-архитектур более высокой скоростью сходимости и меньшей среднеквадратичной ошибкой (СКО) в установившемся состоянии.

II. ПРЕДСКАЗАТЕЛИ С КОСВЕННЫМ И ПРЯМЫМ ОБУЧЕНИЕМ

IL DPD обладают рядом известных недостатков. Так, входной сигнал IL DPD является зашумленным, поскольку поступает с выхода усилителя мощности, что смещает оптимальное решение задачи адаптивной фильтрации, лежащей в основе работы DPD. Также в таком DPD требуется использовать два фильтра: адаптивный и его копию. Ну а самое главное, что в этой архитектуре фильтр-копия DPD, осуществляющий предискажение сигнала, в каскаде с усилителем мощности, и усилитель мощности в каскаде с адаптивным DPD, осуществляющим оценку нелинейной передаточной характеристики усилителя, не коммутативны, так как являются нелинейными. Поэтому такая архитектура не является оптимальной.

Эти недостатки отсутствуют в DL DPD (см. рис. 1). Такой DPD с точки зрения архитектуры можно рассматривать как упрощенный вариант устройства активного шумоподавления (Active Noise Control, ANC) [15].

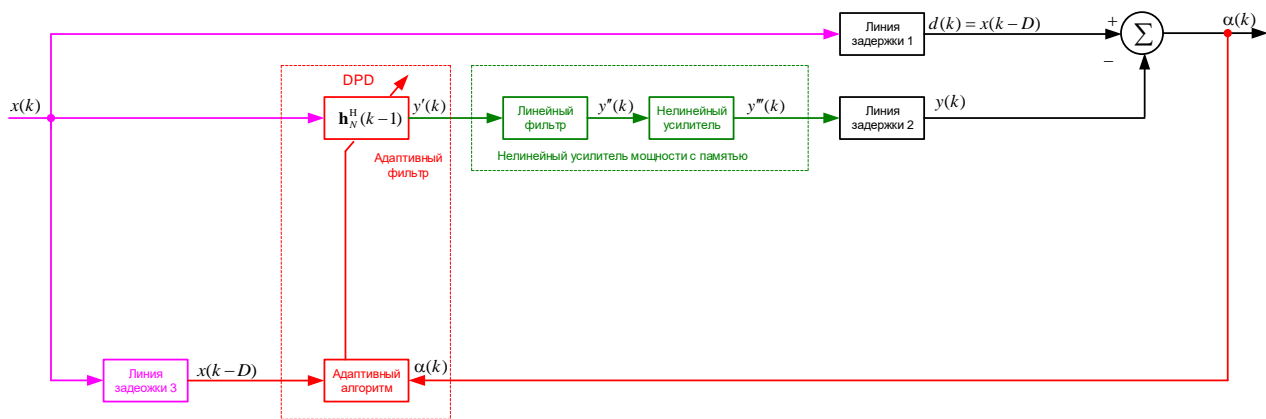


Рис. 1. Стандартный DL DPD

Архитектура нелинейного фильтра DPD определяется способом аппроксимации нелинейной передаточной функции усилителя мощности. Наиболее часто аппроксимация осуществляется с помощью полиномиальных фильтров, сплайнов или нейронных сетей [16]-[19]. Другие виды аппроксимации используются реже. Способы аппроксимации не являются предметом рассмотрения настоящей статьи. Независимо от способа аппроксимации, нелинейные адаптивные фильтры строятся на базе многоканальных линейных адаптивных фильтров, которые в процессе работы минимизируют среднеквадратичную ошибку (СКО) между требуемым и выходным сигналами.

В DPD обычно возникает задержка его выходного сигнала, обусловленная особенностями реализации (на рис. 1 они не показаны), что приводит к задержке выходного сигнала усилителя мощности $y'''(k)$. На рис. 1 эта задержка вносится «Линией задержки 2». Данная задержка вместе с задержкой собственно DPD (как фильтра) и нелинейного усилителя мощности, который в общем случае может быть представлен как нелинейный четырехполосник с памятью, оценивается в D отсчетов обрабатываемых сигналов. Так как сигнал $y(k)$ появляется с задержкой в D отсчетов относительно передаваемого сигнала $x(k)$, то в задаче предсказания для формирования требуемого сигнала $d(k)$ адаптивного фильтра, сигнал $x(k)$ также должен быть задержан на D отсчетов, что осуществляется с помощью «Линии задержки 1», т.е. $d(k) = x(k-D)$. Из-за этого DPD должен функционировать таким образом, чтобы $y(k) \rightarrow x(k-D)$. Это достигается, если

$$|\alpha(k)| = |d(k) - y(k)| = |x(k-D) - y(k)| \rightarrow \min.$$

Следовательно, в данной задаче работа адаптивного алгоритма основана на использовании сигнала ошибки $\alpha(k)$, формируемого из задержанных сигналов. Поэтому сигнал $x(k)$, который также используется адаптивным алгоритмом для вычисления весовых

коэффициентов DPD, должен быть задержан на такое же число отсчетов D . На рис. 1 эта задержка осуществляется с помощью «Линии задержки 3». Таким образом, входной сигнал для адаптивного алгоритма – это также задержанная копия сигнала $x(k)$.

Архитектура на рис. 1 – это стандартная архитектура DL DPD. В ее основе находится нелинейный адаптивный фильтр, который, как уже указывалось, может быть построен на базе многоканальных нелинейных фильтров, независимо от способа аппроксимации нелинейности. Для вычисления весовых коэффициентов адаптивного фильтра в DPD могут быть использованы любые адаптивные алгоритмы, базирующиеся на стратегиях градиентного поиска, такие как алгоритм по критерию наименьшего квадрата (Least Mean Square, LMS), его нормализованная версия (Normalized LMS, NLMS), а также ее обобщение – алгоритм аффинных проекций (Affine Projection, AP) или его быстрые, т.е. вычислительно эффективные версии (Fast AP, FAP) [4].

III. ПРОБЛЕМЫ ПРЕДИСКАЗИТЕЛЕЙ С ПРЯМЫМ ОБУЧЕНИЕМ

Из-за наличия «Линии задержки 3» в D отсчетов (см. рис. 1) максимально допустимый шаг сходимости градиентных алгоритмов μ_{\max} для адаптивных фильтров с комплексными весовыми коэффициентами, а случае DPD эти коэффициенты, как правило, являются комплексными, должен быть ограничен значением

$$\mu_{\max} < \frac{2}{3 \sum_{m=1}^M (N_m + D) \sigma_{x_m}^2}, \quad (1)$$

где $\sigma_{x_m}^2$ – дисперсия входных сигналов $x_m(k)$ многоканального адаптивного фильтра, M – число каналов этого фильтра, а N_m – число весовых коэффициентов в каждом m -м канале.

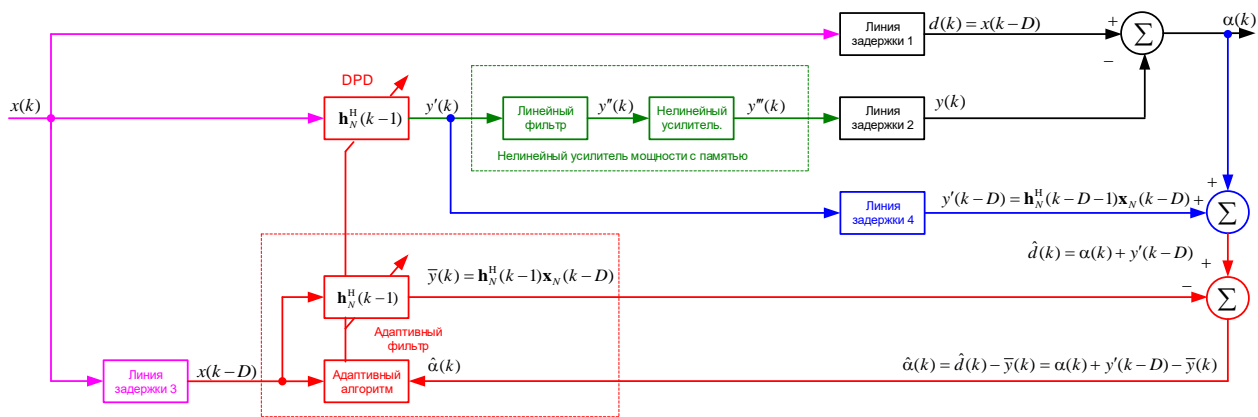


Рис. 2. Предлагаемый DL DPD

Очевидно, что значение (1) меньше, чем максимально допустимый шаг сходимости градиентных алгоритмов без задержки входного сигнала $x(k)$ [4]:

$$\mu_{\max} = < \frac{2}{3 \sum_{m=1}^M N_m \sigma_{x_m}^2}. \quad (2)$$

Это означает, что переходный процесс градиентных адаптивных фильтров, используемых в архитектуре (рис. 1) будет длиннее, чем в случае, если бы использовался шаг сходимости (2). Однако шаг сходимости (2) не может быть использован, так как он слишком большой, из-за чего адаптивный фильтр может стать нестабильным. Кроме того, более эффективные многоканальные адаптивные рекурсивные алгоритмы по критерию наименьших квадратов Recursive Least Squares (RLS) [4] не могут быть использованы в данной архитектуре, так как в них отсутствует параметр, подобный шагу сходимости, с помощью которого можно было бы замедлить процесс адаптации, обеспечивая тем самым стабильную работу.

IV. АРХИТЕКТУРА МОДИФИЦИРОВАННЫХ ПРЕДИСКАЗИТЕЛЕЙ С ПРЯМЫМ ОБУЧЕНИЕМ

В настоящей статье представлен вариант DL DPD, основанный на подходе, использованном в [20]–[22]. Для этого DL DPD (рис. 1) модифицируется таким образом, чтобы адаптивный фильтр и адаптивный алгоритм использовали одни и те же задержанные сигналы $x(k-D)$, как это показано на рис. 2.

В этом случае сигнал ошибки, используемый в адаптивном алгоритме образуется за два шага.

Шаг 1. Используя сигнал $\alpha(k)$, сигнал $d(k)$ оценивается как

$$\begin{aligned} \hat{d}(k) &= d(k) - y(k) + y'(k-D) = \\ &= \alpha(k) + y'(k-D), \end{aligned}$$

где

$$y'(k-D) = \mathbf{h}_N^H(k-D-1)\mathbf{x}_N(k-D).$$

Шаг 2. Сигнал ошибки адаптивного алгоритма определяется как

$$\hat{\alpha}(k) = \hat{d}(k) - \bar{y}(k),$$

где

$$\bar{y}(k) = \mathbf{h}_N^H(k-1)\mathbf{x}_N(k-D).$$

Так как в установившемся состоянии $\mathbf{h}_N(k-D-1) \approx \mathbf{h}_N(k-1)$, то $y'(k-D) \approx \bar{y}(k)$, а

$$\begin{aligned} \hat{\alpha}(k) &= \hat{d}(k) - \bar{y}(k) = \\ &= \alpha(k) + y'(k-D) - \bar{y}(k) \approx \alpha(k). \end{aligned} \quad (3)$$

В настоящей статье в формулах строчными буквами обозначаются скалярные переменные и элементы векторов. Векторы и матрицы обозначаются жирными строчными и заглавными буквами, соответственно. Верхний индекс T обозначает операцию транспонирования вектора, а верхний индекс H – операцию эрмитова сопряжения, т.е. транспонирования вектора и комплексное сопряжение его элементов, обозначаемое символом *. Нижний индекс N обозначает число элементов в векторе или число элементов $N \times N$ в квадратной матрице.

Таким образом, выполнив указанную модификацию DPD (рис. 1), а также упростив ее, заменяя оценку импульсного отклика четырёхполосника «DPD, линейный фильтр, нелинейный усилитель и линия задержки 2» одинаковыми «Линией задержки 1», «Линией задержки 3» и «Линией задержки 4», можно получить новую версию DL DPD в виде, представленном на рис. 2. В этой архитектуре DL DPD, адаптивный фильтр и адаптивный алгоритм используют один и тот же вектор входных сигналов $\mathbf{x}_N(k-D)$. Это, согласно (2), позволяет увеличить скорость сходимости градиентных LMS-, NLMS- и AP-алгоритмов за счет использования большего значения шага сходимости μ .

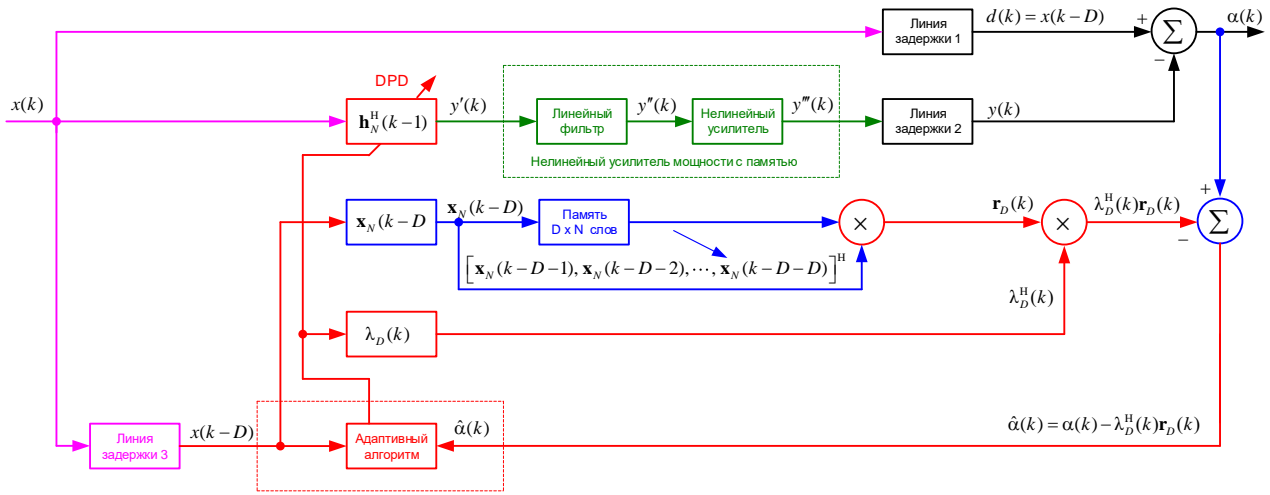


Рис. 3. Предлагаемый DL DPD при $N \gg MD$

В архитектуре (рис. 1) могут быть использованы и RLS-алгоритмы адаптивной фильтрации, если корреляционная матрица $\mathbf{R}_N(k) = E\{\mathbf{x}_N(k)\mathbf{x}_N^H(k)\}$ входных сигналов многоканального адаптивного фильтра не является вырожденной. Здесь $E\{\bullet\}$ – оператор усреднения.

В случае использования LMS-алгоритма, вычисление разности сигналов $y'(k-D) - \bar{y}(k)$, присутствующей в уравнении (3), может быть выполнено с малой вычислительной нагрузкой в DL DPD на рис. 3, который математически эквивалентен DL DPD на рис. 2. Для решения этой задачи используется метод [23].

Так как

$$\begin{aligned} \hat{\alpha}(k) &= \alpha(k) + \mathbf{h}_N^H(k-D-1)\mathbf{x}_N(k-D) - \\ &- \mathbf{h}_N^H(k-1)\mathbf{x}_N(k-D) = \\ &= \alpha(k) - [\mathbf{h}_N^H(k-1) - \mathbf{h}_N^H(k-D-1)]\mathbf{x}_N(k-D), \end{aligned} \quad (4)$$

то в (4), разность векторов $\mathbf{h}_N^H(k-1) - \mathbf{h}_N^H(k-D-1)$ можно вычислять рекурсивно. Чтобы это показать, для начала запишем уравнение вычисления весовых коэффициентов LMS-алгоритма LD DPD (рис. 2):

$$\mathbf{h}_N(k) = \mathbf{h}_N(k-1) + \mu(k)\mathbf{x}_N(k-D)\hat{\alpha}^*(k). \quad (5)$$

Уравнение (5) приведено в форме с переменным шагом сходимости $\mu(k)$. Его нужно учитывать в дальнейшем, если данный шаг меняется со временем (от отсчёта к отсчету) по определенному закону с целью уменьшения длительности переходного процесса адаптации в начале работе адаптивного фильтра и остаточной СКО в установившемся режиме [4].

Используя (5), вектор \mathbf{h}_N для D предшествующих отсчетов можно представить с помощью D уравнений как

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_N(k-1) &= \mathbf{h}_N(k-2) + \\ &+ \mu(k-1)\mathbf{x}_N(k-D-1)\hat{\alpha}^*(k-1), \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_N(k-2) &= \mathbf{h}_N(k-3) + \\ &+ \mu(k-2)\mathbf{x}_N(k-D-2)\hat{\alpha}^*(k-2), \end{aligned} \quad (7)$$

⋮

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_N(k-D) &= \mathbf{h}_N(k-D-1) + \\ &+ \mu(k-D)\mathbf{x}_N(k-D-D)\hat{\alpha}^*(k-D). \end{aligned} \quad (8)$$

Затем, используя (7) – (8), уравнение (6) можно представить как

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_N(k-1) &= \\ &= \mu(k-1)\mathbf{x}_N(k-D-1)\hat{\alpha}^*(k-1) + \\ &+ \mu(k-2)\mathbf{x}_N(k-D-2)\hat{\alpha}^*(k-2) + \\ &+ \dots + \\ &+ \mu(k-D)\mathbf{x}_N(k-D-D)\hat{\alpha}^*(k-D) + \\ &+ \mathbf{h}_N(k-D-1). \end{aligned} \quad (9)$$

Тогда, используя (9), разность векторов весовых коэффициентов (4) можно записать как

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_N(k-1) - \mathbf{h}_N(k-D-1) &= \\ &= [\mathbf{x}_N(k-D-1), \mathbf{x}_N(k-D-2), \dots, \\ &\dots, \mathbf{x}_N(k-D-D)] \times \\ &\times \begin{bmatrix} \mu(k-1)\hat{\alpha}^*(k-1) \\ \mu(k-2)\hat{\alpha}^*(k-2) \\ \vdots \\ \mu(k-D)\hat{\alpha}^*(k-D) \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (10)$$

Теперь, используя (10), скалярное произведение векторов в (4) можно вычислить как

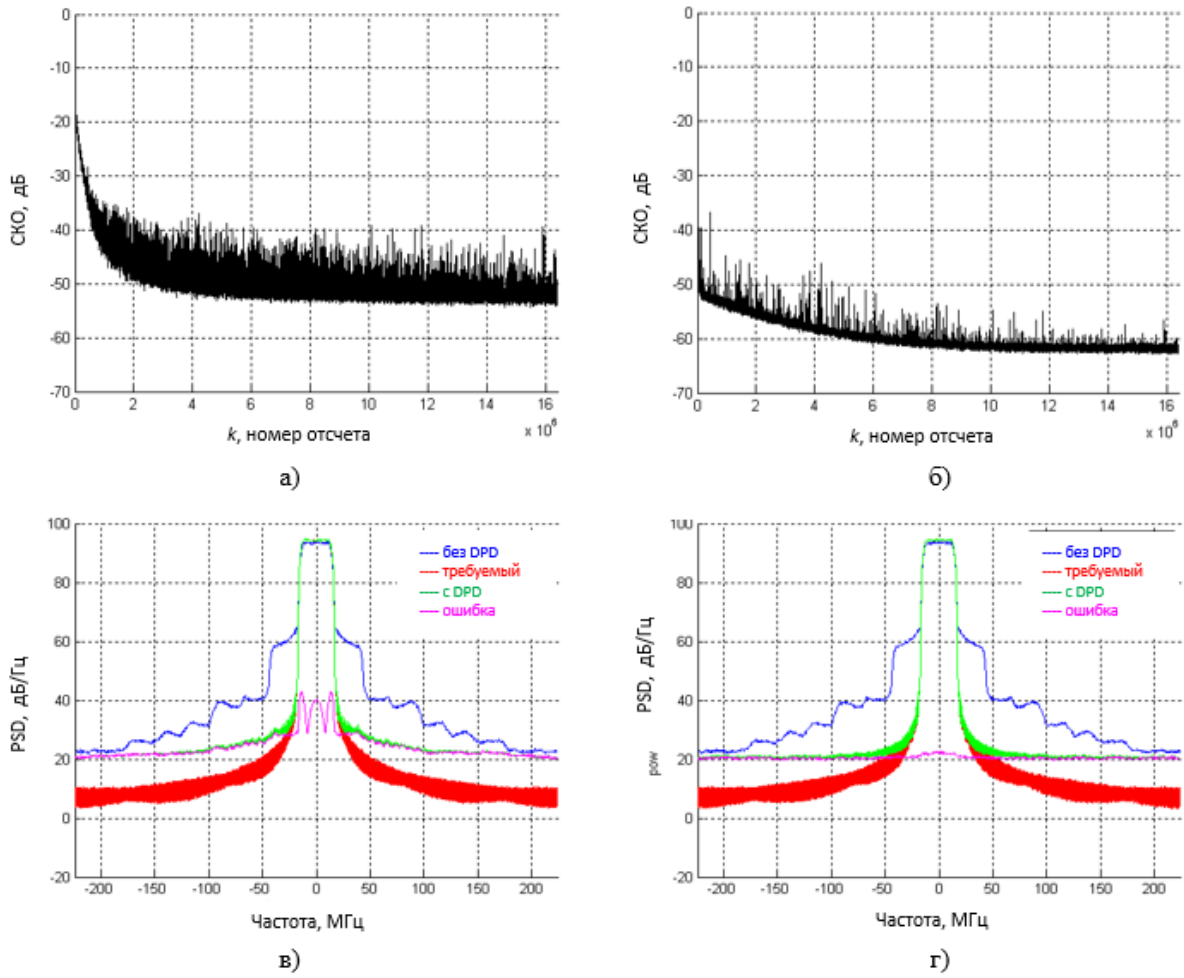


Рис. 4. Результаты моделирования: слева – стандартный DL DPD, справа – предлагаемый DL DPD, верхний ряд – переходные процессы в терминах СКО, нижний ряд – PSD обрабатываемых сигналов в установившемся режиме

$$\begin{aligned}
 & \left[\mathbf{h}_N^H(k-1) - \mathbf{h}_N^H(k-D-1) \right] \mathbf{x}_N(k-D) = \\
 & = \left[\mu(k-1) \hat{\alpha}(k-1), \mu(k-2) \hat{\alpha}(k-2), \dots, \right. \\
 & \left. \dots, \mu(k-D) \hat{\alpha}(k-D) \right] \times \\
 & \times \begin{bmatrix} r_1(k-D-1) \\ r_2(k-D-2) \\ \vdots \\ r_D(k-D-D) \end{bmatrix} = \lambda_D^H(k) \mathbf{r}_D(k), \quad (11)
 \end{aligned}$$

где

$$\mathbf{r}_D(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_N^H(k-D-1) \\ \mathbf{x}_N^H(k-D-2) \\ \vdots \\ \mathbf{x}_N^H(k-D-D) \end{bmatrix} \mathbf{x}_N(k-D), \quad (12)$$

а

$$\begin{aligned}
 \lambda_D(k) &= \\
 &= \left[\mu(k-1) \hat{\alpha}^*(k-1), \mu(k-2) \hat{\alpha}^*(k-2), \dots, \right. \\
 & \left. \dots, \mu(k-D) \hat{\alpha}^*(k-D) \right]^T. \quad (13)
 \end{aligned}$$

Таким образом, используя (11) – (13), уравнение (4) можно вычислять как

$$\hat{\alpha}(k) = \alpha(k) - \lambda_D^H(k) \mathbf{r}_D(k). \quad (14)$$

Если $N \gg DM$, то используя (14) вместо (4), можно уменьшить арифметическую сложность DL DPD на основе LMS-алгоритма.

Аналогичные вычисления могут быть использованы в NLMS- и AP-алгоритмах адаптивной фильтрации.

V. МОДЕЛИРОВАНИЕ ЭКВАЛАЙЗЕРА

Для оценки качества предлагаемого DL DPD было проведено его моделирование с использованием LMS-алгоритма адаптивной фильтрации. Один из

результатов моделирования приведен на рис. 4. Для архитектуры (рис. 1), шаг сходимости был выбран из условия (1), а для архитектуры (рис. 2), – из условия (2). В моделировании были использованы модель усилителя мощности с некоторым типом нелинейности и способом ее аппроксимации. Величина задержки D равнялась 1000 отсчетам обрабатываемых сигналов.

На рис. 4а) и рис. 4б) приведены графики переходных процессов в терминах СКО $E\{\alpha(k)^2\}$. Из графиков видно, что известный DL DPD (рис. 1) существенно хуже по длительности переходного процесса и СКО в установившемся состоянии чем предлагаемый DL DPD (рис. 2). При более длинном наблюдении установлено, что переходный процесс в DPD (рис. 2) примерно в 50 раз короче, чем в DPD (рис. 1).

На рис. 4в) и рис. 4г) приведены графики спектральной плотности мощности (Power Spectral Density, PSD) в различных точках исследуемых устройств в установившемся состоянии. Здесь синими кривыми обозначены PSD сигнала на выходе нелинейного усилителя без DPD. Видно, что в этом сигнале образуются паразитные интермодуляционные составляющие, обусловленные нелинейной природой усилителя мощности. PSD сигнала на выходе усилителя мощности с DPD (зеленая кривая) практически совпадает с PSD передаваемого сигнала в основной полосе частот. Однако видно, что PDS (фиолетовая кривая) сигнала ошибки (разности сигналов на выходе усилителя мощности с DPD и на входе DPD) зависит от архитектуры DPD. Эта ошибка в DPD (рис. 1) больше чем в DPD (рис. 2).

Аналогичные результаты для RLS-алгоритма (в работе не представлены) показывают, что в таких же условиях моделирования переходный процесс в DPD (рис. 2) примерно в 1500 раз короче, чем в DPD (рис. 1), на базе LMS-алгоритма. И как уже указывалось, в архитектуре (рис. 1) RLS-алгоритмы не могут быть использованы вообще.

VI. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Таким образом, в настоящей работе продемонстрированы работоспособность предлагаемого DL DPD, его существенно большая скорость сходимости и меньшая СКО в установившемся состоянии при реализации DPD на основе LMS- и RLS-алгоритмов адаптивной фильтрации по сравнению с известной архитектурой DL DPD при ее реализации на основе LMS-алгоритма.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Sayed A.H. Fundamentals of adaptive filtering. John Wiley and Sons, Inc., 2003. – 1125 p.
- [2] Diniz P.S.R. Adaptive filtering algorithms and practical implementation, 4-th ed. Springer Science + Business Media, 2013. 652 p.
- [3] Farhang-Boroujeny B. Adaptive filters theory and applications, 2-nd ed. John Wiley & Sons, 2013. 778 p.
- [4] Джиган В.И. Адаптивная фильтрация сигналов. Теория и алгоритмы. М.: Техносфера, 2013. 528 с.
- [5] Haykin S. Adaptive filter theory, 5-th ed. Pearson Education Inc., 2014, 889 p.
- [6] Nezami M.K. Fundamentals of power amplifier linearization using digital pre-distortion // High Frequency Electronics, 2004. V. 3. № 8. P. 54–59.
- [7] Luo F.-L. Digital front-end in wireless communications and broadcasting. Cambridge University Press, 2011. 763 p.
- [8] Gharaibeh K.M. Nonlinear distortion in wireless systems: modeling and simulation with MATLAB. – John Wiley & Sons Ltd., 2012. – 355 p.
- [9] Gao F.X.Y., Snelgrove W.M. Adaptive linearization of a loudspeaker // Proceedings of the International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. 1991. P. 3589–3592
- [10] Eun C., Powers E.W. A new Volterra predistorter based on indirect learning architecture // IEEE Transactions on Signal Processing. 1997. V. 4. № 1. P. 223–227.
- [11] Lim Y.H., Cho Y.S., Cha I.W., Youn D.H. Adaptive nonlinear prefilter for compensation of distortion in nonlinear systems // IEEE Transaction on Signal Processing. 1998. V. 46. № 6. P. 1726–1730.
- [12] Ding L., Zhou G.T., Morgan D.R., Ma Z., Kenney J.S. A robust digital baseband predistorter constructed using memory polynomial // IEEE Transaction on Communications. 2004. V. 52. № 1. P. 159–165.
- [13] Ding Y., Liu Y., Nikhamhang, Sano A. Adaptive linearization of power amplifier in OFDM systems // SICE-ICASE International Joint Conference. 2006. P. 751–754.
- [14] Zou D., DeBrunner V.E., Novel adaptive nonlinear predistorters based on the direct learning algorithms // IEEE Transactions on Signal Processing. 2007. V. 55. № 1. P. 120–133.
- [15] Kuo S.M., Morgan D.S. Active noise control // Proceedings of the IEEE. 1999. V. 87. № 6. P. 943–973.
- [16] Mathews V.J., Sicuranza G.L. Polynomial signal Processing. Wiley-Interscience, 2000. 452 p.
- [17] Scarpiniti M., Comminiello D., Parisi R., Uncini A. Nonlinear spline adaptive filtering // Signal Processing. 2013. V. 93. № 4. P. 772–783.
- [18] Solovyeva E.B. Neural networks as nonlinear compensator models for digital communication systems // International Conference on Computer Technologies in Physical and Engineering Applications. 2014. V. 93. № 4. 2 p.
- [19] Comminiello D., Principe J.C., Eds. Adaptive learning methods for nonlinear system modeling. Elsevier Inc., 2018. 367 p.
- [20] Bouchard M., Quednau S. Multichannel Recursive-Least-Squares algorithms and Fast-Transversal-Filter algorithms for active noise control and sound reproducing system // IEEE Transactions on Speech and Audio Processing. 2000. V. 8. № 5. P. 606–618.
- [21] Djigan V.I., Petrovsky A.A., Jingfan Qin, Yang Song. Modified hybrid active noise control system // Proceedings of the IEEE East-West Design and Test Symposium. 2015. P. 82–87.
- [22] Djigan V.I., Dolgikh D.A., Smekalov A.I., Shi H. Predistortion device // United State Patent № US 10171041 B2. H 03F 1/32. Publ. 01.01.2019. 36 p.
- [23] Poltman R.D. Conversion of the delayed LMS algorithm into the LMS algorithm // IEEE Signal Processing Letters.

Direct Learning Digital Predistorters for Power Amplifiers

V.I. Djigan

Institute for design problems in microelectronics of Russian Academy of Sciences

Moscow, djigan@ippm.ru

Abstract — The power amplifier linearization problem arises in equipment of communication systems, where an amplifier of a transmitter has to operate in a saturation region, providing a high efficiency, but suffering from nonlinear distortions. The problem is often solved by means of the power amplifier input signal predistortion in a way, when the output signal of the predistorter and power amplifier in cascade becomes distortionless. As the predistortion is generally carried out in the digital domain, the technology is called a digital predistortion and the predistortion device is called a Digital Predistorter (DPD). A DPD produces a nonlinear transfer function, which is an inverse to that of a power amplifier. This action linearizes the Amplitude-to-Amplitude Modulation (AM-AM) and Amplitude-to-Phase modulation (AM-PM) functions of the DPD and power amplifier in cascade. DPDs are generally built on the non-linear adaptive filters base, which are represented by multichannel linear filters. Presently there are two main kinds of the DPDs: with indirect learning and with direct learning. The given paper presents a new direct learning DPD and demonstrates its efficiency comparing with the traditional direct learning DPD. The new DPD is presented in two mathematically equivalent forms. One of the forms proposes an efficient implementation, if DPD output signal delay in samples is much less than total number of weights of an adaptive filter, based on Least Mean Square (LMS) algorithm. The DPD simulation results are presented. The results in form of transient response and power spectral density graphs demonstrate the proposed DPD efficiency when the LMS and Recursive Least Squares (RLS) adaptive filtering algorithms are used comparing with traditional direct learning DPD, which can use only gradient search adaptive filtering algorithms like LMS, Normalized LMS (NLMS) or Affine Projection (AP).

Keywords — Digital Predistorter (DPD), direct learning, non-linear adaptive filter, Least Mean Square (LMS) algorithm, Recursive Least Squares (RLS) algorithm.

REFERENCES

- [1] Sayed A.H. Fundamentals of adaptive filtering. John Wiley and Sons, Inc., 2003. – 1125 p.
- [2] Diniz P.S.R. Adaptive filtering algorithms and practical implementation, 4-th ed. Springer Science + Business Media, 2013. 652 p.
- [3] Farhang-Boroujeny B. Adaptive filters theory and applications, 2-nd ed. John Willey & Sons, 2013. 778 p.
- [4] Djigan V.I. Adaptivnaya fil'traciya signalov. Teoriya i algoritmy (Adaptive filtering: theory and algorithms). Moscow: Tekhnosfera, 2013, 528 p.
- [5] Haykin S. Adaptive filter theory, 5-th ed. Pearson Education Inc., 2014, 889 p.
- [6] Nezami M.K. Fundamentals of power amplifier linearization using digital pre-distortion // High Frequency Electronics, 2004. V. 3. № 8. P. 54–59.
- [7] Luo F.-L. Digital front-end in wireless communications and broadcasting. Cambridge University Press, 2011. 763 p.
- [8] Gharaibeh K.M. Nonlinear distortion in wireless systems: modeling and simulation with MATLAB. – John Wiley & Sons Ltd., 2012. – 355 p.
- [9] Gao F.X.Y., Snelgrove W.M. Adaptive linearization of a loudspeaker // Proceedings of the International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. 1991. P. 3589–3592
- [10] Eun C., Powers E.W. A new Volterra predistorter based on indirect learning architecture // IEEE Transactions on Signal Processing. 1997. V. 4. № 1. P. 223–227.
- [11] Lim Y.H., Cho Y.S., Cha I.W., Youn D.H. Adaptive nonlinear prefilter for compensation of distortion in nonlinear systems // IEEE Transaction on Signal Processing. 1998. V. 46. № 6. P. 1726–1730.
- [12] Ding L., Zhou G.T., Morgan D.R., Ma Z., Kenney J.S. A robust digital baseband predistorter constructed using memory polynomial // IEEE Transaction on Communications. 2004. V. 52. № 1. P. 159–165.
- [13] Ding Y., Liu Y., Nikhamhang, Sano A. Adaptive linearization of power amplifier in OFDM systems // SICE-ICASE International Joint Conference. 2006. P. 751–754.
- [14] Zou D., DeBrunner V.E., Novel adaptive nonlinear predistorters based on the direct learning algorithms // IEEE Transactions on Signal Processing. 2007. V. 55. № 1. P. 120–133.
- [15] Kuo S.M., Morgan D.S. Active noise control // Proceedings of the IEEE. 1999. V. 87. № 6. P. 943–973.
- [16] Mathews V.J., Sicuranza G.L. Polynomial signal Processing. Wiley-Interscience, 2000. 452 p.
- [17] Scarpiniti M., Comminiello D., Parisi R., Uncini A. Nonlinear spline adaptive filtering // Signal Processing. 2013. V. 93. № 4. P. 772–783.
- [18] Solovyeva E.B. Neural networks as nonlinear compensator models for digital communication systems // International Conference on Computer Technologies in Physical and Engineering Applications. 2014. V. 93. № 4. 2 p.
- [19] Comminiello D., Principe J.C., Eds. Adaptive learning methods for nonlinear system modeling. Elsevier Inc., 2018. 367 p.
- [20] Bouchard M., Quednau S. Multichannel Recursive-Least-Squares algorithms and Fast-Transversal-Filter algorithms for active noise control and sound reproducing system // IEEE Transactions on Speech and Audio Processing. 2000. V. 8. № 5. P. 606–618.
- [21] Djigan V.I., Petrovsky A.A., Jingfan Qin, Yang Song. Modified hybrid active noise control system // Proceedings of the IEEE East-West Design and Test Symposium. 2015. P. 82–87.
- [22] Djigan V.I., Dolgikh D.A., Smekalov A.I., Shi H. Predistortion device // United State Patent № US 10171041 B2. H 03F 1/32. Publ. 01.01.2019. 36 p.
- [23] Poltman R.D.. Conversion of the delayed LMS algorithm into the LMS algorithm // IEEE Signal Processing Letters.