

DOI: <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2024.10.6>

УДК: 621.396.61

СИСТЕМА ВВОДА ЦИФРОВЫХ ПРЕДЫСКАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ ОБОБЩЕННОЙ ПОЛИНОМИАЛЬНОЙ МОДЕЛИ С ПАМЯТЬЮ ДЛЯ GAN УСИЛИТЕЛЕЙ МОЩНОСТИ

И.Е. Кащенко¹, А.П. Павлов¹

¹ Омский научный центр СО РАН (Институт радиофизики и физической электроники)
644024, г. Омск, проспект К. Маркса, д.15

Статья поступила в редакцию 22 октября 2024 г.

Аннотация. Современные усилители мощности на основе GaN транзисторов сталкиваются с рядом проблем, связанных с их физическими свойствами и эксплуатационными условиями. Высокая выходная мощность таких усилителей мощности сопровождается значительными нелинейными искажениями, особенно при работе в режиме насыщения. Усилители на основе GaN транзисторов обладают выраженными эффектами «короткой» памяти, что приводит к зависимости текущих искажений от предыдущих состояний сигнала. В то же время, поддержка широкополосных сигналов требует высоких скоростей обработки и больших вычислительных ресурсов. Классические методы цифровых предискажений не всегда справляются с задачей эффективной компенсации искажений в реальном времени для усилителей мощности на основе GaN транзисторов. Эти проблемы усложняют процесс линеаризации усилителей мощности на основе GaN транзисторов и требуют разработки новых методов, способных эффективно компенсировать нелинейности и эффекты памяти без существенного увеличения затрат и сложности системы. Цель работы – создание и анализ эффективности системы цифровых предискажений на основе обобщенной полиномиальной модели с памятью для улучшения

линейности и эффективности усилителей мощности на основе GaN транзисторов в беспроводных системах связи. В работе представлена архитектура системы ввода цифровых предискажений на основе обобщенной полиномиальной модели с памятью. Использование данной модели позволяет улучшить эффективность подавления нелинейных искажений на выходе усилителя мощности на основе GaN транзисторов. Практическая значимость – предлагаемая архитектура может быть реализована на ПЛИС, СБИС или СнК с минимальным количеством вычислительных ресурсов.

Ключевые слова: цифровые предискажения, обобщенная полиномиальная модель с памятью, эффект памяти, усилитель мощности, GaN транзисторы.

Финансирование: Работа выполнена по государственному заданию Омского научного центра СО РАН (номер госрегистрации проекта 122011200349-3).

Автор для переписки: Кащенко Игорь Евгеньевич, i.kashchenko@inbox.ru

Введение

С развитием беспроводных технологий и увеличением требований к скорости и качеству передачи данных, нитрид-галлиевые (GaN) усилители мощности становятся все более востребованными из-за их высокой выходной мощности и эффективности. Нитрид-галлиевые (GaN) транзисторы являются перспективной технологией для создания высокоэффективных усилителей мощности благодаря своим уникальным свойствам: высокой подвижности электронов, широкому запрещенному интервалу (3.4 В) и способности работать при высоких температурах и напряжениях. Это позволяет создавать усилители с высокой выходной мощностью и эффективностью [1, 2].

Однако эксплуатация усилителей мощности сопряжена с проблемами нелинейных искажений и эффектов памяти, которые ухудшают качество передаваемого сигнала и снижают спектральную эффективность систем связи.

Цифровые предискажения являются одним из наиболее эффективных методов компенсации нелинейностей усилителей мощности. Однако классические методы цифровые предискажения часто не справляются с задачей

линеризации усилителей из-за их выраженных эффектов памяти и необходимости обработки широкополосных сигналов в реальном времени [3, 4].

В данной работе предлагается система ввода цифровых предискажений на основе обобщенной полиномиальной модели с памятью (Generalized Memory Polynomial, GMP), которая учитывает особенности усилителей мощности и позволяет эффективно компенсировать их нелинейности и эффекты памяти [5].

1. Нелинейные аналитические модели усилителей мощности на основе GaN транзисторов

Для анализа нелинейных свойств усилителей мощности на основе GaN транзисторов целесообразно использовать аналитические модели на основе рядов Вольтерра и их усеченных версий, ввиду достаточной исследованности математического аппарата и возможности моделирования инерционных свойств [6, 7]. Кроме того, на базе данных моделей возможно построение эффективных систем ввода предискажений [8,9].

Существует большое количество разновидностей нелинейных аналитических моделей на основе рядов Вольтерра. Однако, с практической точки зрения, наиболее актуальны следующие модели:

- Полиномиальная модель с памятью (MP);
- Обобщенная полиномиальная модель с памятью (GMP) [5];
- Усеченные варианты обобщенной полиномиальной модели с памятью (reduced GMP) [10];
- Модель на основе рядов Вольтерра (Volterra) [9];
- Модель на основе рядов Вольтерра с девиацией динамики (DDR Volterra) [9].

Построение модели основано на экстракции параметров модели усилителя мощности, представляя сам усилитель в виде «черного ящика», т.е. не обладая информацией о его внутренней архитектуре. Экстракция параметров усилителя мощности основана на информации о сигнале на входе усилителя мощности и не его выходе.

Так как усилители мощности основе GaN транзисторов обладают высокими инерционными свойствами, таким образом для их корректного описания требуются модели, учитывающие «эффекты» памяти. В тоже время использование сложных для вычисления моделей приводит к неоправданному увеличению времени, в случае если это не приводит к существенному повышению точности моделирования.

Анализ нелинейных свойств усилителей мощности на основе GaN транзисторов был выполнен с помощью нескольких моделей. Полиномиальная модель с памятью (MP):

$$y(n) = \sum_{k=1}^K \sum_{m=0}^M h_{k,m} x(n-m) |x(n-m)|^{k-1}, \quad (1)$$

где $y(n)$ – выходной сигнал усилителя мощности в момент времени n ; $x(n)$ – входной сигнал в момент времени n ; K – порядок нелинейности; M – глубина «памяти» для каждого порядка нелинейности K ; $h_{k,m}$ – коэффициенты модели, которые находятся методом наименьших квадратов.

Обобщенная полиномиальная модель с памятью (GMP):

$$y(n) = \sum_{k=1}^{K_a} \sum_{m=0}^{M_a} h_{k,m} x(n-m) |x(n-m)|^{k-1} + \sum_{m=0}^{M_b} \sum_{k=2}^{N_b} \sum_{l=1}^{L_b} d_{m,k,l} x(n-m) |x(n-m-l)|^{k-1} + \sum_{m=0}^{M_c} \sum_{k=2}^{N_c} \sum_{l=1}^{L_c} e_{m,k,l} x(n-m) |x(n-m+l)|^{k-1}, \quad (2)$$

где K_a, N_a – параметры для первых членов (основной памяти); M_b, N_b, L_b – параметры для перекрестной памяти с отрицательными задержками; M_c, N_c, L_c – параметры для перекрестной памяти с положительными задержками; $h_{k,m}, d_{m,k,l}, e_{m,k,l}$ – коэффициенты модели, описывающие различные взаимодействия.

Усеченный вариант обобщенной полиномиальной модели с памятью (reduced GMP) не учитывает перекрестные члены с положительными задержками:

$$y(n) = \sum_{k=1}^{K_a} \sum_{m=0}^{M_a} h_{k,m} x(n-m) |x(n-m)|^{k-1} + \sum_{m=0}^{M_b} \sum_{k=2}^{N_b} \sum_{l=1}^{L_b} d_{m,k,l} x(n-m) |x(n-m-l)|^{k-1}, \quad (3)$$

где M_a, N_a – параметры для первых членов (основной памяти); M_b, N_b, L_b – параметры для перекрестной памяти с отрицательными задержками; $h_{k,m}, d_{m,k,l}$ – коэффициенты модели, описывающие различные взаимодействия.

Основным критерием оценки точности модели может быть нормализованная среднеквадратичная ошибка (NMSE). Она измеряет разницу между сигналом на выходе модели и фактическим измеренным сигналом:

$$NMSE = \frac{\sum_{n=1}^N |y_{meas}(n) - y_{analytic}(n)|^2}{\sum_{n=1}^N |y_{meas}(n)|^2}, \quad (4)$$

где $y_{meas}(n)$ – фактический выходной сигнал; $y_{analytic}(n)$ – сигнал на выходе модели.

Экстракция параметров можно выполнить с помощью метода наименьших квадратов, примененного для базисных функций аналитических моделей:

$$h = (\Phi^H \Phi)^{-1} \Phi^H y, \quad (5)$$

где h – вектор коэффициентов модели; Φ – матрица базисных функций для МР или GMP моделей; y – вектор выходных значений; H – обозначает эрмитово сопряжение (транспонирование и комплексное сопряжение).

Для практического анализа нелинейных свойств был использован макет усилители мощности основе GaN транзисторов с выходной мощностью 50 Вт и частотным диапазоном от 2 до 3 ГГц. В качестве тестового сигнала использовался OFDM-сигнал с полосой 100 МГц. Количество параметров моделей определялось априорно с целью достижения минимальных значений NMSE для каждой из моделей. На рисунке 5 представлены спектры сигналов на выходе моделей МР, усеченной GMP, GMP в сравнение с измеренным спектром на выходе усилителя на основе GaN транзисторов.

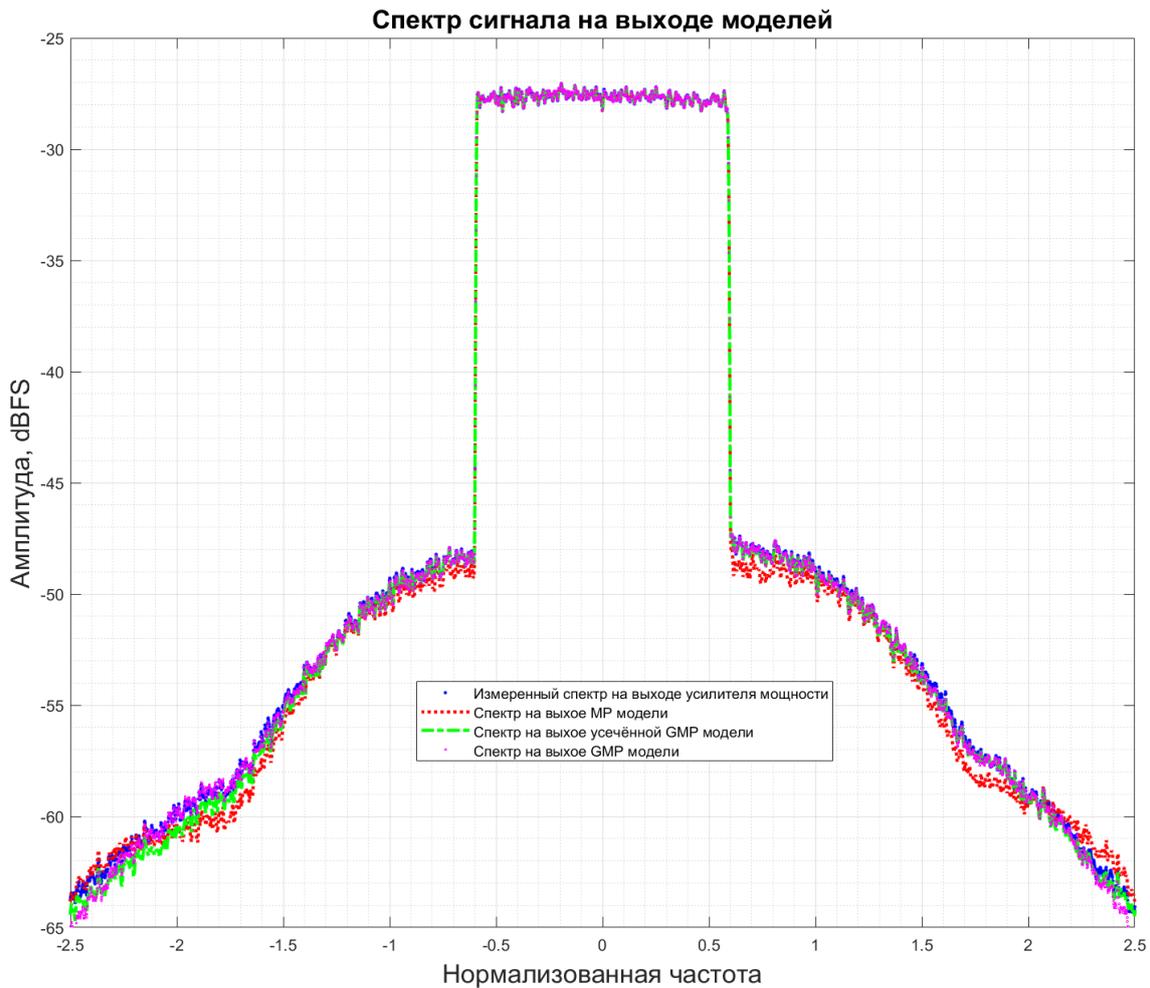


Рис. 1. Спектры сигналов на выходе моделей МР, усеченной GMP, GMP в сравнение с измеренным спектром на выходе усилителя на основе GaN транзисторов.

Как видно из представленных графиков, модели на основе GMP наиболее точно повторяют измеренный спектр, в отличие от МР модели. Оценка NMSE подтверждает более высокую точность GMP моделей.

В таблице 1 представлена оценка NMSE для моделей МР, усеченной GMP и GMP.

Таблица 1. Оценка NMSE для моделей МР, усеченной GMP и GMP.

Модель	NMSE, лин	NMSE, дБ	Кол-во параметров:
МР	0,004087	-47,7	30
Усеченная GMP	0,000755	-62,4	68
GMP	0,000605	-64,5	102

Очевидно, что высокая точность полной GMP модели достигается за счет большего количества коэффициентов. Вычислительная сложность модели при этом напрямую зависит от количества параметров.

Так как система ввода предсказаний, как правило, основана на инверсной модели усилителя мощности, то на нее напрямую влияет точность модели усилителя мощности, а также вычислительная сложность реализации этой модели. Таким образом возникает задача построение эффективной системы ввода предсказаний с высокой эффективностью подавления нелинейных искажений и при этом низкой вычислительной сложностью.

2. Оптимизация параметров системы ввода предсказаний на основе GMP модели для усилителей мощности на основе GaN транзисторов

С точки зрения степени влияния на моделирования нелинейных свойств, не все члены GMP модели имеют одинаковый вес, что подтверждается оценкой моделей усилителя мощности на основе GaN транзисторов. Очевидно, что основной член GMP модели – MP модель имеет более высокий вес в параметризации нелинейных свойств, далее, некий средний вес имеет член для перекрестной памяти с отрицательными задержками и затем уже наименьший вес имеет член для перекрестной памяти с положительными задержками. Кроме того, для усилителей мощности на основе GaN транзисторов.

Обычно архитектура модели и соответственно количество параметров выбираются априорно. Однако, это можно сделать с помощью решения задачи оптимизации с известным априорным набором параметров и заданием весовых коэффициентов. Достаточно простым методом решения оптимизации количества параметров GMP модели в заданных условиях может быть симплекс-метод Нелдера-Мида [10].

Постановка задачи оптимизации может быть выражена следующим образом:

$$\min_{\theta} NMSE(\theta) = \min_{K_a, M_a, M_b, N_b, L_b, M_c, N_c, L_c} NMSE(K_a, M_a, M_b, N_b, L_b, M_c, N_c, L_c), \quad (6)$$

где $\theta =: Ka, Ma, Mb, Nb, Lb, Mc, Nc, Lc$ – вектор параметров, которые необходимо оптимизировать. Тогда выражение (4) примет вид:

$$NMSE(\theta) = \frac{\sum_{n=1}^N |y_{meas}(n) - y_{analytic}(n, \theta)|^2}{\sum_{n=1}^N |y_{meas}(n)|^2}. \quad (7)$$

Алгоритм оптимизации на основе метода Нелдера-Мида может быть записан:

- Инициализация: начальный симплекс, состоящий из $n+1$ вершин, где n – размерность параметров: $Ka, Ma, Mb, Nb, Lb, Mc, Nc, Lc$;
- Оценка функции: вычисление значений целевой функции (NMSE) в каждой вершине симплекса;
- Сравнение и движение: на каждой итерации симплекс сжимается, расширяется или перемещается в направлении, которое ведет к уменьшению значения целевой функции;
- Конвергенция: итерации продолжаются, пока не достигнут критерии останова, такие как малые изменения в значениях параметров или в целевой функции.

Начальный симплекс задается на основе взвешенных значений доверительных интервалов для параметров: $Ka, Ma, Mb, Nb, Lb, Mc, Nc, Lc$. При этом происходит группировка параметрам в зависимости от их принадлежности к тому или иному члену GMP модели.

3. Имитационное моделирование системы ввода предсказаний на основе GMP модели для усилителей мощности на основе GaN транзисторов с оптимизацией параметров

В качестве объекта исследования и анализа эффективности предлагаемого алгоритма использована полученная GMP модель усилителя мощности на основе GaN транзисторов с большим набором параметров (более 200). Для обучения системы ввода предсказаний на основе GMP модели использована схема с

непрямым обучением, позволяющая ускорить процесс сходимости и избавиться от априорного нахождения начальных параметров системы. На рисунке 2 представлена структурная схема системы ввода предсказаний с непрямым обучением.

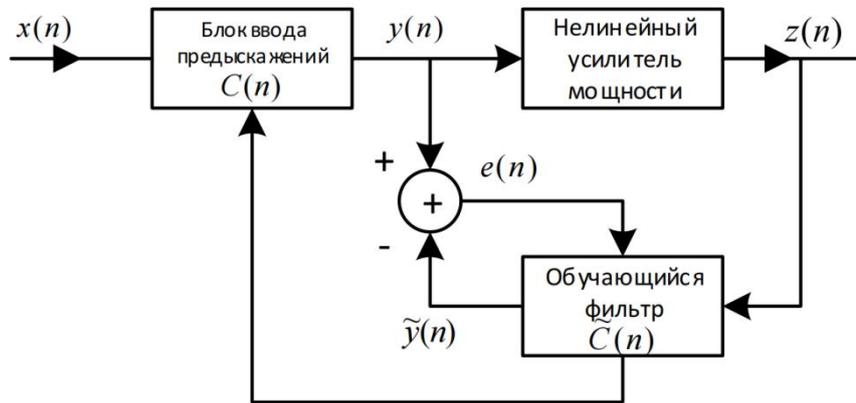


Рис. 2. Структурная схема системы ввода предсказаний с непрямым обучением.

Обучение фильтра можно производить с помощью различных алгоритмов, наибольшим быстродействием обладают алгоритмы на основе рекурсивного метода наименьших квадратов (RLS), дополненные алгоритмами регуляризации для повышения устойчивости при плохой обусловленности матрицы ковариации [11]. Плохая обусловленность возникает в следствии большой зашумленности входных данных. В свою очередь большая зашумленность данных возникает из-за яркого проявления коротких эффектов памяти в усилителе мощности на основе GaN транзисторов.

Основным критерием оценки качества системы ввода предсказаний является оценка NMSE и спектральных составляющих на выходе модели усилителя мощности. Критерии остановки алгоритма оптимизации:

- Достижение минимального порога значений NMSE;
- Превышения установленного предела для количества итераций;
- Отсутствие улучшений значений NMSE при последующих итерациях.

Набор параметров разделен на три группы: MP – полиномиальная модель с памятью (основной член), Neg – член перекрестной памяти с отрицательными задержками, Pos – член перекрестной памяти с положительными задержками.

На основании этого разделения оптимизируемые параметры имеют соответствующие веса и поиск оптимальных значений имеет направленный градиент с преобладанием МР члена. Это позволяет ограничивать пространство работы алгоритма оптимизации и быстрее сходится к необходимому минимуму параметров.

В таблице 2 представлены результаты работы алгоритма оптимизации параметров системы ввода предсказаний на основе GMP модели.

Таблица 2. Результаты работы алгоритма оптимизации параметров системы ввода предсказаний на основе GMP модели.

Кол-во параметров:	NMSE, дБ	Кол-во итераций	Преобладающие члены GMP (MP, Neg, Pos)
30	-47.5 дБ	100	MP
40	-52,3 дБ	135	MP
50	-57,5	180	MP + Neg
60	-60,5	250	MP + Neg
70	-65,2	360	MP + Neg + Pos
80	-65,8	540	MP + Neg + Pos
90	-66,1	670	MP + Neg + Pos
100	-66,3	950	MP + Neg + Pos

Как видно из таблицы 2, при 70 и более параметрах достигается значение $NMSE > -65$ дБ. Дальнейшее увеличение количества параметров и оптимизация не приводят к существенному улучшению NMSE. При этом значительно растет количество итераций алгоритма оптимизации. Кроме того, стоит отметить, что когда количество параметров становится равным 70 и более происходит добавление члена перекрестной памяти с положительными задержками, что положительно сказывается на значении NMSE.

Исходя из этого, оптимальное, с точки зрения вычислительных ресурсов и значения NMSE, количество параметров будет равно 70. На рисунке 3

представлены спектры сигналов на выходе системы ввода предискажений на основе GMP с различным количеством параметров.

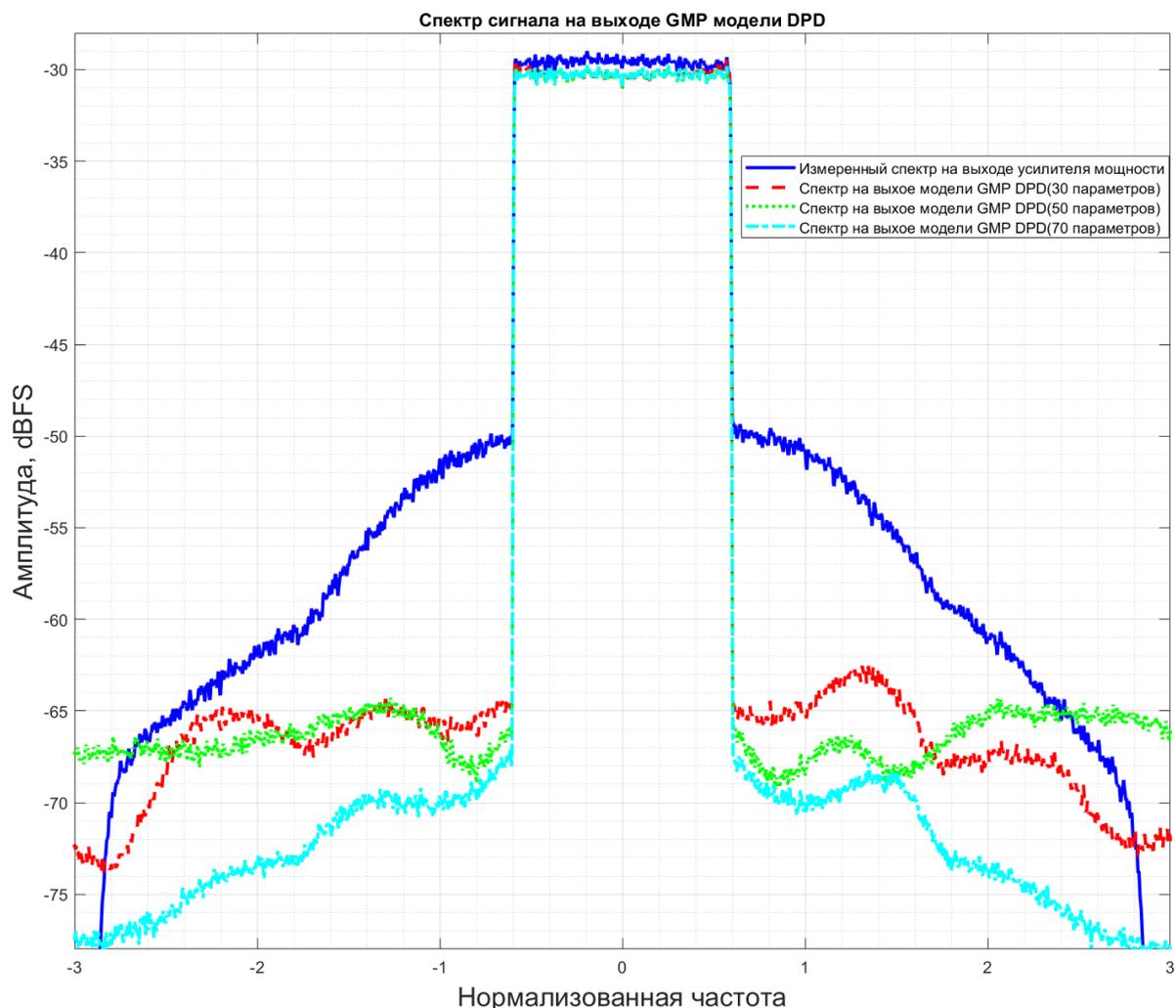


Рис. 3. Спектры сигналов на выходе системы ввода предискажений на основе GMP с различным количеством параметров.

При количестве параметров равном семидесяти обеспечивается наилучшее подавление внеполосных искажений, уровень ACPR (отношение общей мощности соседнего канала к мощности основного канала) уменьшился на 18 дБ в сравнении с уровнем, измеренным на выходе усилителя мощности на основе GaN транзисторов. Модели с меньшим количеством параметров не позволяют в достаточной мере компенсировать внеполосные искажения, достигаемый уровень снижения ACPR равен 13-15 дБ. При этом для моделей с меньшим количеством параметров наблюдаются предел подавления спектральных

искажений, выраженный в отсутствии ослабления спектральных компонент в дальней зоне.

Таким образом с помощью системы ввода предискажений на основе обобщенной полиномиальной модели с памятью и оптимальным набором параметров удалось линеаризовать усилитель мощности на основе GaN транзисторов.

Заключение

Предлагаемая система цифровых предискажений на основе обобщенной полиномиальной модели с памятью позволяет линеаризовать усилители мощности на основе GaN транзисторов. Особенностью представленной системы цифровых предискажений является то, что количество ее параметров подобрано с помощью алгоритма оптимизации Нельдера-Мида. Это позволяет минимизировать вычислительные ресурсы целевой платформы, на которой будет реализована система цифровых предискажений. Оптимальный набор параметров позволяет снизить уровень нелинейных искажений на выходе усилителя мощности на основе GaN транзисторов, обладающего выраженными эффектами короткой «памяти».

Финансирование: Работа выполнена по государственному заданию Омского научного центра СО РАН (номер госрегистрации проекта 122011200349-3).

Литература

1. Iqbal M., Piacibello A. GaN HEMT based class-F power amplifier with broad bandwidth and high efficiency // 2016 International Conference on Integrated Circuits and Microsystems (ICICM). – IEEE, 2016. – С. 131-134.
2. Khalid N., Abbas T., Ihsan M.B. Power amplifier design using GaN HEMT in class-AB mode for LTE communication band // 2015 International Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IWCMC). – IEEE, 2015. – С. 685-689.
3. Pedro J. et al. A review of memory effects in AlGaIn/GaN HEMT based RF PAs // 2021 IEEE MTT-S International Wireless Symposium (IWS). – IEEE, 2021. – С. 1-3.
4. Aikio J.P. et al. Effects and Modeling of GaN PA Distortion in TDD Mode Using 5G NR Signal // 2023 International Workshop on Integrated Nonlinear Microwave and Millimetre-Wave Circuits (INMMIC). – IEEE, 2023. – С. 1-3.
5. Morgan D.R. et al. A generalized memory polynomial model for digital predistortion of RF power amplifiers // IEEE Transactions on signal processing. – 2006. – Т. 54. – №. 10. – С. 3852-3860.
6. Hemsli C.S., Panazio C.M. Sparse Flexible Reduced-Volterra Model for Power Amplifier Digital Pre-Distortion // IEEE Access. – 2022. – Т. 10. – С. 121970-121984.
7. Chen W. et al. A low complexity moving average nested GMP model for digital predistortion of broadband power amplifiers // IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers. – 2022. – Т. 69. – №. 5. – С. 2070-2083.
8. Younes M. et al. An accurate complexity-reduced “PLUME” model for behavioral modeling and digital predistortion of RF power amplifiers // IEEE Transactions on Industrial Electronics. – 2010. – Т. 58. – №. 4. – С. 1397-1405.
9. Zhu A., Pedro J.C., Brazil T.J. Dynamic deviation reduction-based Volterra behavioral modeling of RF power amplifiers // IEEE Transactions on microwave theory and techniques. – 2006. – Т. 54. – №. 12. – С. 4323-4332.

10. Nelder J.A., Mead R. A simplex method for function minimization // The computer journal. – 1965. – Т. 7. – №. 4. – С. 308-313.
11. Кащенко И.Е. Регуляризация RLS-алгоритма для адаптивных систем ввода цифровых предсказаний / И. Е. Кащенко, А. П. Павлов // Радиотехника. – 2024. – Т. 88, № 1. – С. 141-148.

Для цитирования:

Кащенко И.Е., Павлов А.П. Система ввода цифровых предсказаний на основе обобщенной полиномиальной модели с памятью для GaN усилителей мощности. // Журнал радиоэлектроники. – 2024. – №. 10. <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2024.10.6>