

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ  
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ  
ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ  
«ВОРОНЕЖСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»  
(ФГБОУ ВО «ВГУ»)

На правах рукописи

Бугров Олег Владимирович

**ЦИФРОВАЯ ЛИНЕАРИЗАЦИЯ МНОГОКАНАЛЬНЫХ СИСТЕМ  
СВЯЗИ**

Специальность 1.3.4 – Радиофизика

Диссертация  
на соискание ученой степени кандидата  
физико-математических наук

Научный руководитель  
доктор физико-математических наук,  
доцент Аверина Л.И.

Воронеж – 2021

## Оглавление

ВВЕДЕНИЕ .....	4
ГЛАВА 1. МОДЕЛИРОВАНИЕ НЕЛИНЕЙНО-ДИНАМИЧЕСКИХ ХАРАКТЕРИСТИК ПЕРЕДАЮЩИХ ТРАКТОВ МНОГОКАНАЛЬНЫХ СИСТЕМ СВЯЗИ.....	11
1.1 Нелинейные искажения сигналов в усилителях мощности.....	11
1.2 Нелинейные искажения сигналов при параллельной двухполосной передаче данных .....	15
1.3 Нелинейные искажения сигналов в ММО системах.....	19
1.4 Моделирование нелинейно-динамических характеристик передающих трактов многоканальных систем .....	21
1.5 Моделирование на основе нейронных сетей .....	30
1.6 Критерии оценки точности моделирования .....	31
1.7 Сравнительный анализ моделей нелинейных динамических характеристик передающего тракта многоканальных систем .....	34
1.8 Экспериментальный сравнительный анализ моделей нелинейных динамических характеристик передающего тракта многоканальных систем .....	38
Выводы к главе 1 .....	44
ГЛАВА 2. МЕТОД ЦИФРОВЫХ ПРЕДЫСКАЖЕНИЙ ДЛЯ ПЕРЕДАЮЩИХ ТРАКТОВ МНОГОКАНАЛЬНЫХ СИСТЕМ СВЯЗИ .....	45
2.1 Метод цифровых предискажений.....	45
2.2 Цифровые предискажения в многополосных системах .....	47
2.3 Адаптивные методы идентификации.....	52
2.4 Критерии эффективности линеаризации .....	56
2.5 Сравнительный анализ цифровых корректоров для передающего тракта двухполосной системы.....	58
2.6 Сравнительный анализ цифровых корректоров для передающего тракта ММО системы.....	69
Выводы к главе 2 .....	82
ГЛАВА 3. МОДЕЛИРОВАНИЕ ПЕРЕДАЮЩЕГО ТРАКТА В ПРИСУТСТВИИ КВАДРАТУРНЫХ ИСКАЖЕНИЙ.....	83
3.1 Квадратурные искажения.....	83
3.2 Совместная модель квадратурного модулятора и усилителя мощности .....	85
3.3 Сравнительный анализ моделей нелинейных динамических характеристик передающего тракта многоканальных систем в присутствии квадратурных искажений .....	89
3.1 Экспериментальный сравнительный анализ моделей нелинейных динамических характеристик передающего тракта многоканальных систем в присутствии квадратурных искажений.....	94
Выводы к главе 3 .....	102

ГЛАВА 4. ЦИФРОВАЯ КОРРЕКЦИЯ МНОГОКАНАЛЬНЫХ СИСТЕМ В ПРИСУТСТВИИ КВАДРАТУРНЫХ ИСКАЖЕНИЙ .....	103
4.1 Совместные корректоры нелинейных эффектов и квадратурных искажений .....	103
4.2 Сравнительный анализ совместных цифровых корректоров для передающего тракта двухполосной системы в присутствии квадратурных искажений .....	105
4.3 Сравнительный анализ совместных цифровых корректоров для передающего тракта ММО системы в присутствии квадратурных искажений .....	112
Выводы к главе 4 .....	122
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	123
Список литературы.....	124

## ВВЕДЕНИЕ

Диссертационная работа посвящена развитию методов повышения спектральной и энергетической эффективности многоканальных систем беспроводной связи СВЧ диапазона на основе синтеза поведенческих моделей и построения цифровых корректоров для снижения нелинейных и квадратурных искажений, возникающих в передающих трактах таких систем.

**Актуальность темы исследования.** В настоящее время наблюдается бурный рост и развитие беспроводных систем связи, что, в свою очередь, повышает требования к энергетической и спектральной эффективности используемых устройств. На указанные характеристики наибольшее влияние оказывает усилитель мощности (УМ) передающего тракта системы. С одной стороны, с целью повышения энергетической эффективности усилитель мощности работает в нелинейном режиме, где обеспечивается максимальный КПД. С другой стороны, используемый режим приводит к нелинейным искажениям, значительно расширяющим спектр выходного сигнала и ухудшающим электромагнитную совместимость [1]. Для повышения линейности передающего тракта может быть использован метод цифровых предискажений [2–10].

Повышение скорости передачи данных основано, в том числе, на использовании сигналов со сложными методами модуляции и расширением полосы. В передающем тракте такие сигналы подвергаются не только нелинейным искажениям в усилителе мощности, но и инерционным искажениям при прохождении через фильтрующие цепи, квадратурный модулятор и смеситель. Это, в свою очередь, расширяет задачу линеаризации системы с целью усовершенствования структуры корректора, который должен учитывать и квадратурные искажения [11–13].

Другим способом повышения скорости передачи данных является применение многоканальных систем. Причем разделение каналов может быть, как частотным, так и пространственным [14–18]. К важным преимуществам таких систем можно отнести мультистандартность, которая обеспечивается за



счёт использования различных типов модуляции в каналах, и использование одного передатчика для нескольких независимых приёмников.

Для моделирования искажений, возникающих в передающем тракте многоканальных систем с частотным разделением, и цифровых корректоров для их компенсации обычно рассматривают близко расположенные сигналы на разных несущих как один широкополосный. Однако в таком случае для корректного моделирования потребуется высокая частота дискретизации АЦП и ЦАП, позволяющая захватить 5-7 полос итогового широкополосного сигнала что, как правило, делает подход нереализуемым на практике. Поэтому для таких систем необходимо осуществлять моделирование в каждом канале по отдельности. В случае многоканальных систем с пространственным разделением каналов нелинейность усилителя мощности приводит к дополнительным искажениям излучаемого сигнала из-за возникновения продуктов перекрестной модуляции между составляющими сигналов разных каналов. Поэтому традиционные модели, отражающие свойства каждого канала по отдельности, например, модель Вольтерры или полиномиальная модель [19, 20], не способны точно характеризовать исследуемую систему. Этот вывод актуализирует задачу поиска и развития алгоритмов моделирования искажений и синтеза корректоров в многоканальных системах.

С этой целью в работе предложено решение задачи моделирования нелинейно-динамических характеристик и линеаризации передающего тракта на основе нейронных сетей [21–23]. Нейронные сети находят свое применение в таких разнородных областях, как моделирование, анализ временных рядов, распознавание образов и обработка сигналов благодаря способности обучаться [24–26].

Параметры линеаризуемой системы могут изменяться в процессе работы, например, при изменении температуры или старения элементов. В этом случае, для поддержания эффективности линеаризации, необходимо адаптивно подстраивать параметры цифрового корректора. Следовательно, становится актуальной задача поиска устойчивых, относительно простых и

быстрых алгоритмов адаптивной идентификации параметров полиномиальных корректоров для многоканальных систем. Предложенный в работе метод идентификации параметров корректора позволяет уменьшить время его подстройки и, тем самым, снизить количество вычислительных операций и требования к вычислительным ресурсам [27–29].

Таким образом, использование нейронных сетей, адаптивных алгоритмов и корректоров, дополнительно учитывающих квадратурные искажения, в процедуре поведенческого моделирования нелинейно-динамических характеристик передающего тракта многоканальных систем связи и построения цифровых корректоров становится логичным шагом на пути к повышению энергетической и спектральной эффективности беспроводных систем связи.

**Целью диссертации** является повышение спектральной и энергетической эффективности многоканальных систем радиосвязи СВЧ диапазона на основе коррекции нелинейно-динамических характеристик передающего аналогового радиотракта.

**Научная задача** заключается в разработке моделей, эффективных алгоритмов и методов компенсации нелинейно-динамических искажений передающего аналогового тракта многоканальных систем радиосвязи СВЧ диапазона.

**Объектом исследования** является передающий аналоговый тракт многоканальных систем беспроводной связи, а **предметом исследования** – компенсация нелинейно-динамических искажений в передающем СВЧ радиотракте многоканальных систем.

Для достижения поставленной цели в диссертации были сформулированы и решены следующие частные задачи:

- построение нелинейно-динамической модели аналогового передающего тракта системы двухполосной параллельной передачи данных и MIMO системы, в том числе в присутствии квадратурных искажений;

- синтез цифрового корректора для компенсации нелинейно-динамических и квадратурных искажений тракта многоканальных систем;
- разработка алгоритмов адаптивного обновления параметров цифрового корректора в процессе компенсации искажений.

**Методы исследования.** При решении задач, поставленных в диссертации, использовались: методы компьютерного моделирования нелинейно-динамических систем, численные методы расчета и анализа, методы и алгоритмы теории автоматического регулирования, методы цифровой обработки сигналов, а также экспериментальные методы радиофизики.

**Научная новизна** диссертационной работы заключается в следующем:

- предложены бесструктурные нейросетевые модели передающего тракта многоканальных систем, обладающего нелинейно-инерционными свойствами, позволяющие в сравнении с известными аналогами повысить качество поведенческого описания исследуемого устройства;
- предложены нейросетевые модели передающего тракта с учетом эффекта квадратурного дисбаланса, расширяющие диапазон значений дисбаланса, при котором точность моделирования не снижается;
- разработан адаптивный алгоритм цифровой линеаризации передающего тракта на основе метода сопряженного градиента, позволивший значительно сократить количества вычислительных операций;
- разработана совместная адаптивная система управления цифровым корректором для одновременной компенсации квадратурных и нелинейно-инерционных искажений в передающем радиотракте на основе двумерной полиномиальной модели «с памятью» и метода сопряженного градиента.

**Достоверность результатов** диссертации подтверждается строгостью доказательств утверждений и наложенных ограничений, обоснованностью применения математического аппарата, результатами экспериментальных исследований на программных моделях. Достоверность экспериментальных результатов обеспечена применением аттестованной измерительной

аппаратуры, обработкой экспериментальных данных современными численными методами.

**Практическая значимость** работы состоит в следующем:

- предлагаемые бесструктурные нейросетевые модели позволяют на основе экспериментально сформированных сигналов на входе и выходе аналогового передающего тракта достичь большей точности поведенческого моделирования, например, в сравнении с полиномиальной моделью, на величину до 17 дБ по критерию *NMSE* и до 16 дБ по критерию *ACEPR*, а в присутствии квадратурных искажений - на величину до 9 дБ по критерию *NMSE* и до 17 дБ по критерию *ACEPR*. Необходимо также отметить, что результаты моделирования остаются неизменными при различных уровнях квадратурных искажений;

- предлагаемая система адаптивной цифровой линеаризации аналогового тракта позволяет снизить относительный уровень внеполосного излучения передаваемого полосового сигнала на 13 дБ и уровень деформации сигнального созвездия на 27%. При использовании совместной системы управления цифровым корректором, с одновременной компенсацией нелинейно-инерционных и квадратурных искажений, снижение уровня деформации сигнального созвездия достигает 50%. Управление цифровым корректором осуществляется только на основе отсчётов сигналов на входе и выходе передающего тракта;

- экспериментальный сравнительный анализ моделей и адаптивных методов идентификации аналогового тракта многоканальных систем связи по критериям эффективности и вычислительной сложности, позволяет выбрать подходящую архитектуру модели и цифрового корректора, в зависимости от требований к допустимым значениям внеполосных искажений, деформации сигнального созвездия и имеющимся вычислительным ресурсам.

**Основные результаты и положения, представляемые на защиту:**

- поведенческие нейросетевые модели многоканальных передающих трактов СВЧ диапазона, позволяющие наиболее точно и полно учесть возникающие нелинейно-инерционные и квадратурные искажения сигнала;
- для эффективной компенсации нелинейно-инерционных искажений сигнала, возникающих в передающем тракте многоканальной системы, достаточно применения системы цифровой коррекции на основе двумерной полиномиальной модели «с памятью»;
- алгоритм адаптивного обновления параметров полиномиального цифрового корректора многоканальной системы, использующий метод сопряженного градиента, по сравнению с рекурсивным методом наименьших квадратов позволяет кратно снизить количество вычислительных операций при сохранении эффективности коррекции;
- компенсацию квадратурного дисбаланса в передающем тракте многоканальной системы следует осуществлять одновременно с компенсацией нелинейно-инерционных искажений сигнала с использованием единого корректора на основе совместной полиномиальной модели «с памятью».

**Личный вклад автора.** Представленные в диссертации результаты были получены при непосредственном участии автора в процессах постановки задач и разработки теоретических и экспериментальных методов их выполнения.

**Апробация работы.** Основные материалы по всем разделам диссертационной работы докладывались и обсуждались на следующих конференциях: международной научно-технической конференции «Радиолокация, навигация и связь» (г. Воронеж, 2013, 2018, 2019); международной научно-технической конференции «СВЧ-техника и телекоммуникационные технологии» (г. Севастополь, 2014); международной научно-технической конференции «Кибернетика и высокие технологии XXI

века» (г. Воронеж, 2015); международной научно-технической конференции «Физика и технические приложения волновых процессов» (г. Самара, 2016).

**Публикации.** По теме диссертации опубликовано 14 работ, в том числе 1 – в издании, индексируемом в Scopus, 3 – в изданиях, рекомендованных ВАК, 4 – свидетельства о государственной регистрации программы для ЭВМ.

**Структура и объем работы.** Диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения и списка литературы из 79 наименований. Общий объем диссертации составляет 127 страниц, включая 74 рисунка и 18 таблиц.

# ГЛАВА 1. МОДЕЛИРОВАНИЕ НЕЛИНЕЙНО-ДИНАМИЧЕСКИХ ХАРАКТЕРИСТИК ПЕРЕДАЮЩИХ ТРАКТОВ МНОГОКАНАЛЬНЫХ СИСТЕМ СВЯЗИ

## 1.1 Нелинейные искажения сигналов в усилителях мощности

Рассмотрим искажения, которые сигнал может претерпевать в передающих трактах современных систем связи.

Усилители мощности в современных системах беспроводной связи предназначены для работы с широкополосными сигналами с амплитудной и фазовой модуляцией. Их работа оценивается по трём критериям: линейность, ширина полосы сигнала и энергоэффективность. Линейность подразумевает минимизацию искажений, в основном вызванных аналоговыми контурами радиочастоты, для поддержания соответствующего качества сигнала и передачи данных без потерь. Ширина полосы УМ является важным параметром для коммуникационных систем со множеством несущих или сигнальных полос. Более того, широкая полоса требуется для достижения высоких скоростей передачи данных. Энергоэффективность характеризует затраты на поддержание работы коммуникационной инфраструктуры [30–32].

В общем случае искажения – это изменения сигнала ввиду неидеальности аппаратуры передатчика. Искажения, наблюдаемые в беспроводных передатчиках, имеют множество источников и представлены следующими разновидностями: частотно зависимые, гармонические, амплитудные и фазовые искажения, искажения групповой задержки, квадратурные искажения, включающие в себя утечку гетеродина, дисбаланс усиления и фазы, и т.д. Доминирующими по вкладу являются искажения, вызванные нелинейностью усилителя мощности. Соответственно, его линеаризация определяет первостепенную цель при борьбе с искажениями сигнала в передающем тракте коммуникационной системы [33–35].

Нелинейность усилителя мощности в основном зависит от его режима работы и топологии. Можно выделить следующие режимы работы усилителя

мощности: линейный режим А, слабо нелинейный АВ и режимы с высокой нелинейностью С, D и Е. Топология говорит об архитектуре УМ, построен ли он на основе одноктактных усилителей или на одной из продвинутых архитектур, например, Догерти [36], слежения за огибающей [37] и др.

На рисунке 1.1 показан пример зависимости величины коэффициента усиления и коэффициента полезного действия (КПД) от мощности входного сигнала для нитрид-галлиевого (GaN) усилителя Догерти [35]. Видно, что при увеличении входной мощности УМ переходит во все более нелинейный режим, в котором КПД становится выше, но в то же время коэффициент усиления падает. Поэтому проектирование усилителя мощности всегда связано с неизбежным поиском компромисса между линейностью и КПД [1]. Цель разработки передающего тракта – максимизировать КПД при допустимом уровне нелинейных искажений. В свою очередь, при использовании цифровой коррекции повышение КПД достигается за счет возможного перехода в более нелинейный режим при сохранении допустимого уровня искажений, компенсируемых корректором.

Величина нелинейных искажений, вносимых усилителем мощности, зависит от уровня мощности входного сигнала или, эквивалентно, его амплитуде. Таким образом, сигналы с фазовой модуляцией, имеющие постоянную огибающую, не подвергаются нелинейным искажениям в усилителе мощности. Почти все современные коммуникационные системы используют скромный набор схем модуляции таких как: квадратурная амплитудная модуляция и продвинутые техники мультиплексирования, например, сигналы с ортогональным частотным мультиплексированием (*orthogonal frequency division multiplexing, OFDM*) или сигналы с кодовым разделением (*code division multiple access, CDMA*). В таких сигналах огибающая подвержена сильным флуктуациям.



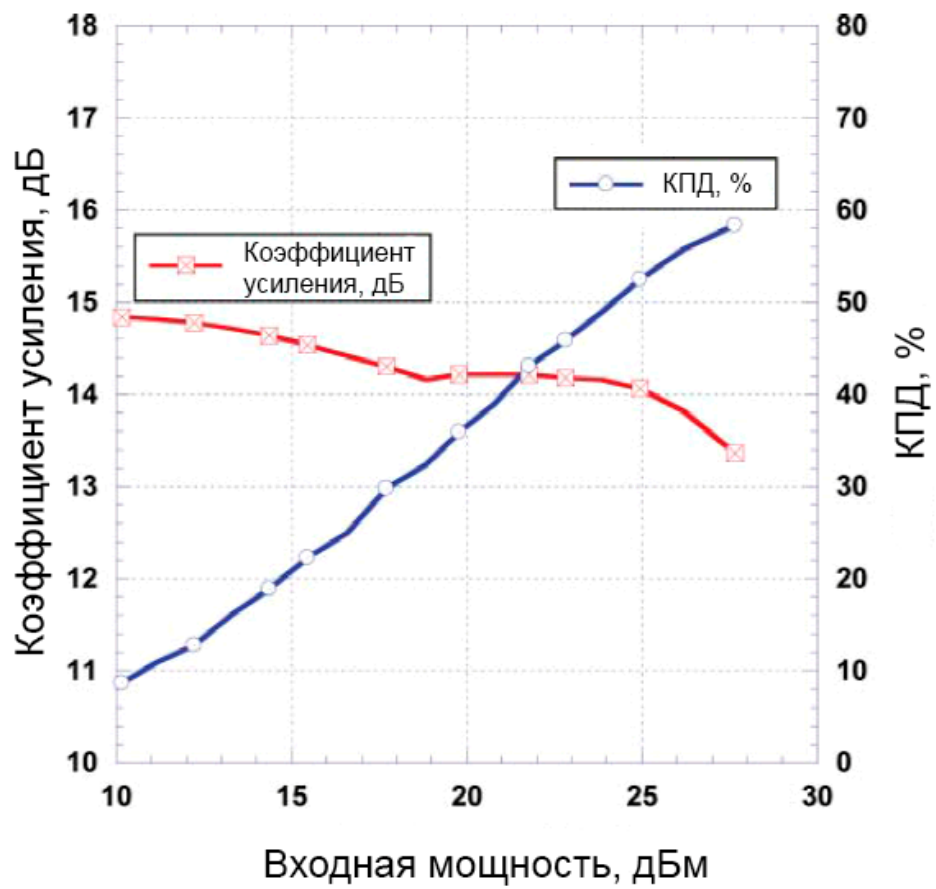


Рис.1.1 Зависимость величины усиления и эффективности от мощности входного сигнала

Величину этих флуктуаций удобно характеризовать таким параметром, как «пик-фактор» или *PAPR* (*peak to average power ratio*):

$$PAPR = 10 \log_{10} \left( \frac{P_{\text{макс}}}{P_{\text{ср}}} \right), \quad (1.1)$$

где  $P_{\text{макс}}$  - максимальное значение мощности сигнала,  $P_{\text{ср}}$  - средняя мощность сигнала.

Типичные значения пик-фактора для современных сигналов составляют 10-13 дБ. Пик-фактор и спектральная плотность мощности – критические параметры сигнала при его взаимодействии с нелинейным усилителем мощности.

Изначально мы предполагаем, что выходной сигнал УМ определяется только текущим значением входного сигнала, без зависимости от предыстории, то есть амплитудно-амплитудная и амплитудно-фазовая характеристики описываются в таком случае однозначными зависимостями (рисунок 1.2). Амплитудно-амплитудная характеристика обозначена черным цветом, амплитудно-фазовая – серым.

Однако, инерционные свойства усилителя мощности приобретают большое значение при рассмотрении систем с высокими требованиями линейности, работающих на больших мощностях и с широкополосными сигналами.

Следствием инерционных свойств УМ является то, что выходной сигнал будет определяться не только текущим значением входного сигнала, но и его предыдущими значениями, историей. Такие свойства называют «эффектом памяти» [38, 39].

Этот факт создает определённые трудности в применении метода цифровых предискажений, так как при компенсации одного типа интермодуляционных составляющих, мы не сможем скомпенсировать полностью другой.

Существует две причины возникновения эффекта памяти в УМ [40, 41]. Во-первых, тепловой эффект памяти, который возникает из-за

электротермического взаимодействия внутри силового транзистора, что является функцией мощности, рассеиваемой на транзисторе и приводит к изменению его температуры. В результате, такие характеристики транзистора, как усиление и выходная мощность начинают меняться вместе с изменением температуры. Так как температура меняется значительно медленнее, чем амплитуда входного сигнала, тепловой эффект памяти можно учесть в процессе адаптации цифрового корректора или построить семейство моделей УМ для различных температур. Во-вторых, электрический эффект памяти, источниками которого являются индуктивности, емкости и другие элементы согласующих цепей с частотно-зависимым импедансом. Усилительные элементы разных типов также обладают реактивной составляющей сопротивления. Электрический эффект памяти стоит принимать во внимание при ширине полосы сигнала более 5 МГц. Но стоит понимать, что это лишь рекомендации, и каждое приложение необходимо анализировать отдельно [42, 43].

На рисунке 1.3 представлены амплитудно-амплитудная и амплитудно-фазовая характеристика УМ с выраженными эффектами памяти, через который проходит сигнал, имеющий квадратурную модуляцию. Видно, что при наличии эффектов памяти характеристики перестают быть однозначными, как на рисунке 1.2.

## **1.2 Нелинейные искажения сигналов при параллельной двухполосной передаче данных**

Для достижения более высоких скоростей передачи данных в условиях ограниченных частотных ресурсов перспективным и экономически выгодным решением являются мультистандартные и многоканальные системы беспроводной связи. Параллельная передача позволяет эффективно использовать аппаратные средства системы связи, а именно, использовать один передатчик сразу для нескольких независимых приемников, а также

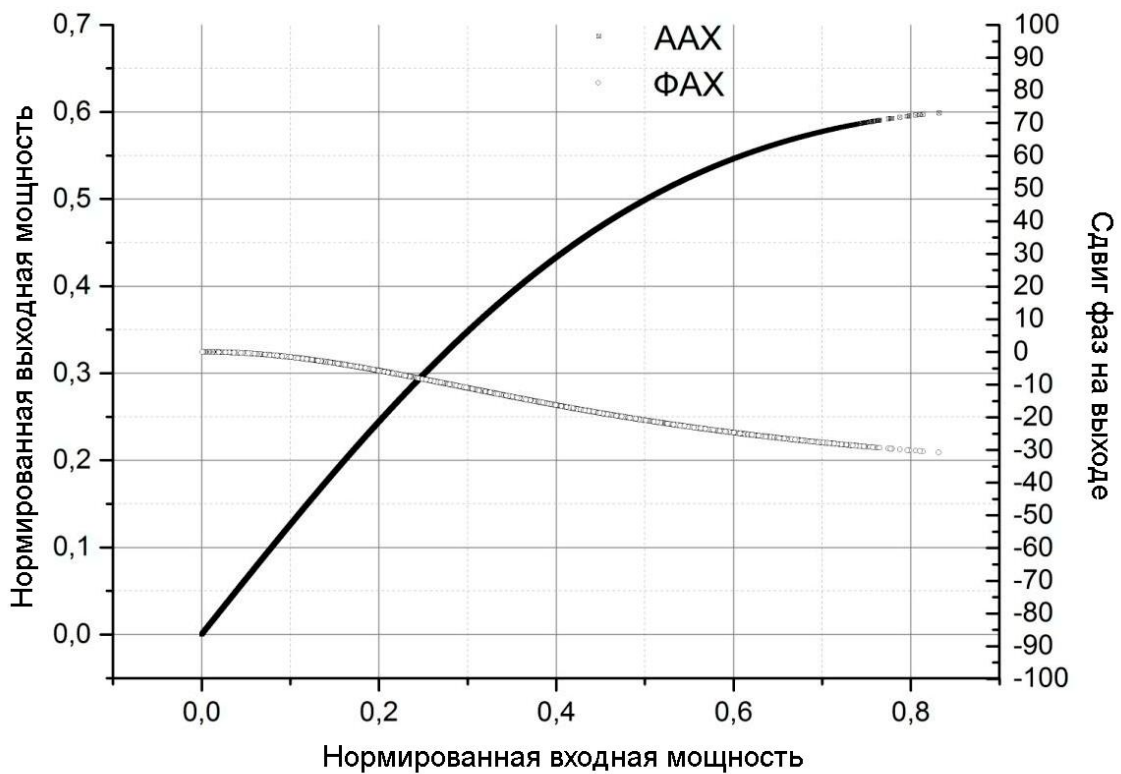


Рис.1.2 Амплитудно-амплитудная и амплитудно-фазовая характеристика усилителя мощности

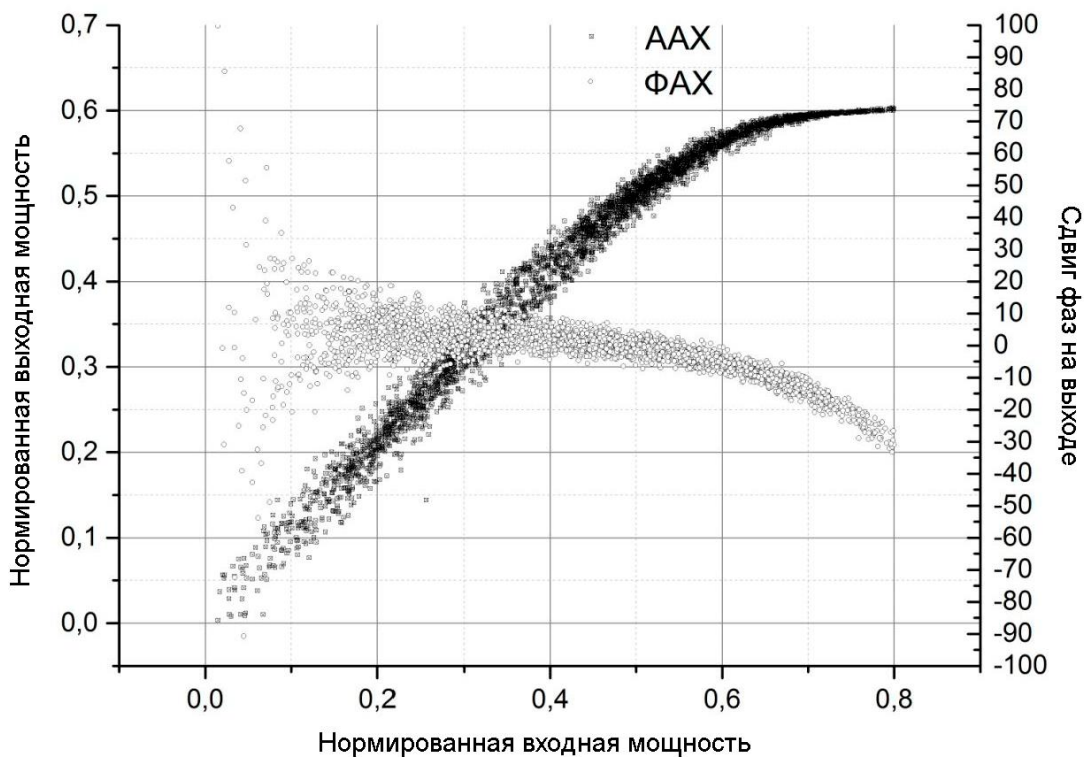


Рис.1.3 Амплитудно-амплитудная и амплитудно-фазовая характеристика усилителя мощности с выраженными инерционными свойствами

обеспечивает совместимость систем, работающих с разными стандартами. В таких системах сигналы на разных, но близко расположенных несущих частотах объединяются и затем усиливаются одним широкополосным усилителем мощности [15, 44, 45].

Рассмотрим систему двухполосной параллельной передачи данных, изображенной на рисунке 1.4: квадратуры сигнала  $x_1$  в цифровой форме на нулевой частоте формируются в модуляторе, преобразуются в аналоговую форму в ЦАП, переносятся на несущую частоту  $f_1$  в преобразовательном тракте. Такие же преобразования претерпевает сигнал  $x_2$ , который в свою очередь переносится на частоту  $f_2$ . После этого образуются общий, двухполосный сигнал на выходе сумматора, который подается на широкополосный усилитель мощности.

Для иллюстрации нелинейных преобразований, происходящих в передающем тракте двухполосной системы передачи данных, возьмем два двухтоновых сигнала вида:

$$\begin{aligned} v &= \cos((\omega_1 - \delta_1)t) + \cos((\omega_1 + \delta_1)t), \\ u &= \cos((\omega_2 - \delta_2)t) + \cos((\omega_2 + \delta_2)t), \end{aligned} \quad (1.2)$$

где  $\omega_1$  и  $\omega_2$  - несущие частоты первого и второго сигнала соответственно,  $\delta_1$  и  $\delta_2$  - значения ширины полос, которые меньше  $\omega_1$ ,  $\omega_2$  и расстояния между ними.

На выходе мы получим сигнал, который схематически представлен на рисунке 1.5 [35]. Пунктирной линией обозначены несущие частоты сигнальных полос.

Такие искажения можно разделить на 2 группы:

- внеполосные продукты интермодуляции, которые находятся за полосой полезного сигнала, поэтому не будут представлять интереса в дальнейших рассуждениях;
- внутриполосные продукты интермодуляции и продукты перекрестной модуляции, которые расположены близко к полезному сигналу и не могут быть подавлены фильтром НЧ.

Спектр выходного сигнала передающего тракта при параллельной двухполосной передаче представлен на рисунке 1.6 черным цветом, а серым

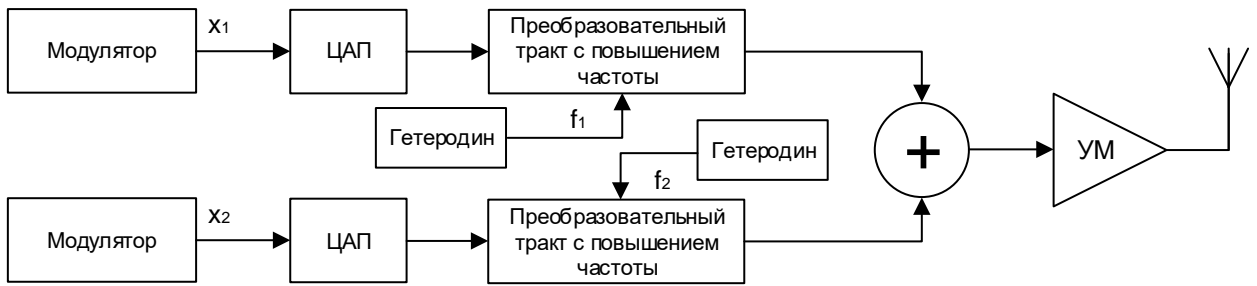


Рис.1.4 Структура передающего тракта системы двухполосной параллельной передачи данных

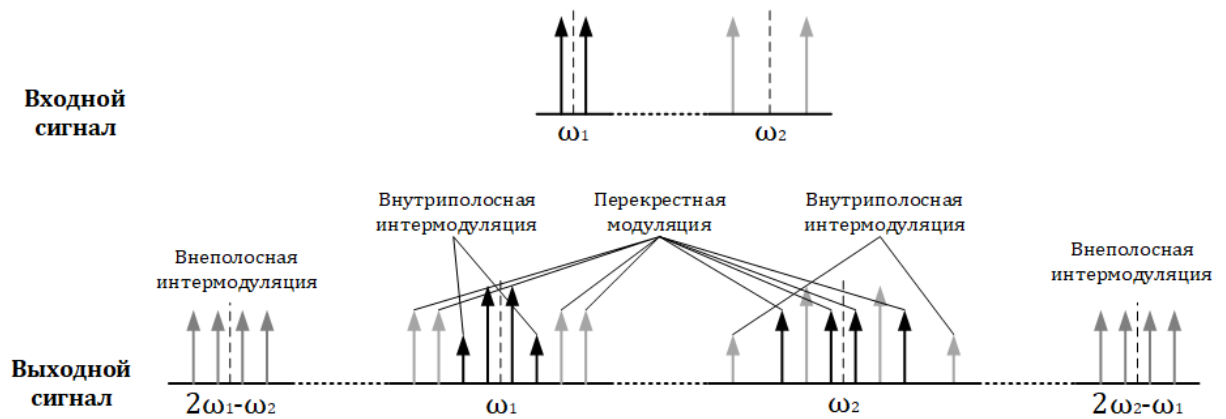


Рис.1.5 Нелинейные искажения при параллельной двухполосной передаче

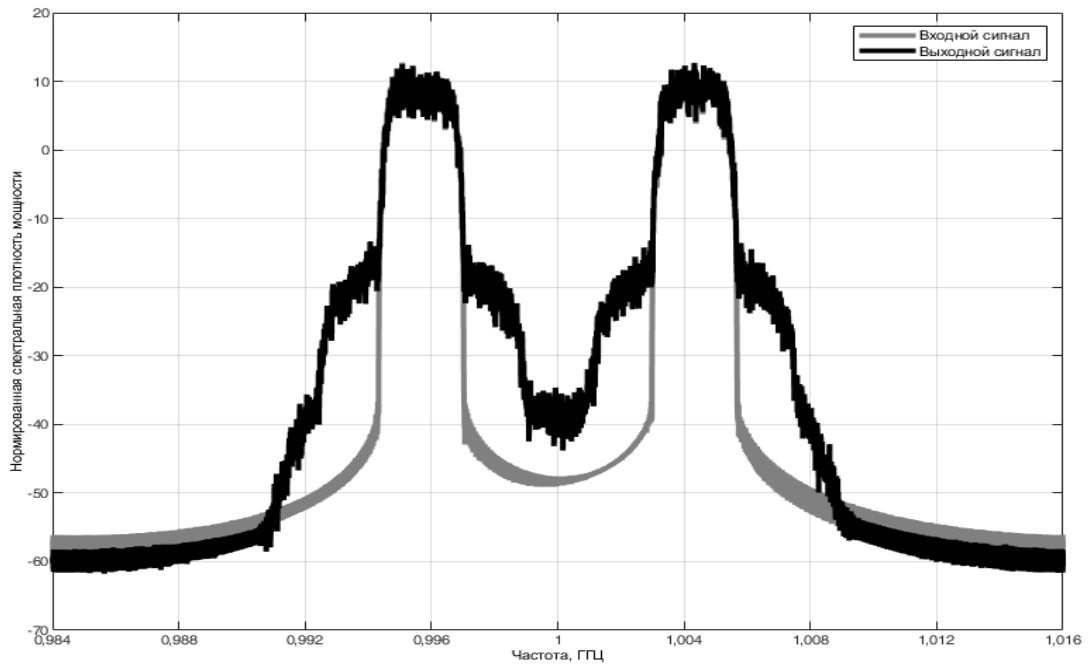


Рис.1.6 Спектральные плотности мощности сигналов при двухполосной параллельной передаче данных

цветом показан спектр исходного сигнала. По рисунку видно, насколько возрастает уровень внеполосных излучений в выходном сигнале.

### 1.3 Нелинейные искажения сигналов в MIMO системах

Интерес к системам *MIMO* (*multiple-input multiple-output*) объясняется растущей потребностью в увеличении скорости передачи данных в современных системах беспроводной связи. Идея *MIMO* состоит в использовании нескольких параллельных ветвей радиотрактов, в каждом из которых есть модулятор, усилитель мощности и антенна. Все ветви используют один и тот же частотный диапазон, что позволяет увеличить скорость передачи данных в соответствии с количеством параллельных ветвей. Такая архитектура системы связи используется на физическом уровне стандартов *IEEE* 802.11n, 802.11 a/g, 802.16 [46], а *Massive MIMO* - в технологии *5G* [47].

На рисунке 1.7 представлен передающий тракт системы *MIMO* с двумя антеннами. Представленная схема отличается от схемы двухполосной системы тем, что гетеродин является общим для двух сигнальных полос, сигналы не суммируются, а отдельно подаются на соответствующий усилитель мощности и антенну. На рисунке 1.8 изображены спектральные плотности мощности входного и выходного сигналов одного из передающих трактов *MIMO* системы, где черный цвет соответствует выходному сигналу, серый - входному. По рисунку видно, насколько увеличивается уровень внеполосных излучений в выходном сигнале.

Внедрение технологии *MIMO* сопряжено с определенными трудностями, которые включают в себя не только присущие всем системам связи вопросы линейности передатчика, квадратурного дисбаланса и динамического диапазона приемника, но и трудности, свойственные только данным системам, которые связаны с размещением ветвей *MIMO* на одной плате. Основным из таких негативных эффектов являются перекрёстные искажения, вызванные влиянием ветвей друг на друга. Существуют

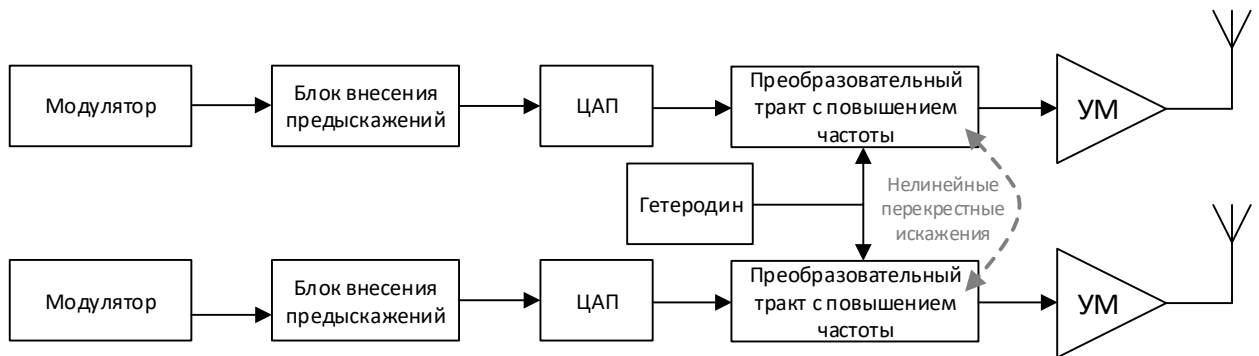


Рис.1.7 Структура передающего тракта системы ММО с двумя антеннами

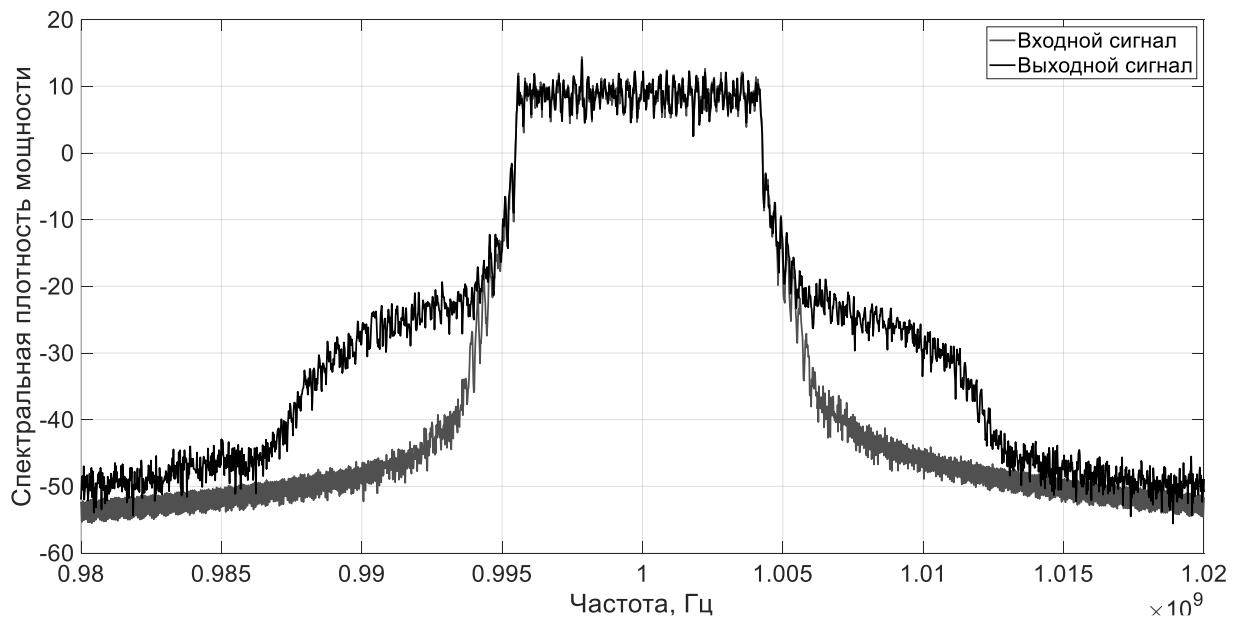


Рис.1.8 Спектральные плотности мощности сигналов в ММО системе



топологические решения, позволяющие ослабить перекрестные искажения: буферизация трактов гетеродина, заземлённое защитное кольцо, глубокая траншея, траншея из пористого кремния, подложка «кремний-на-изоляторе» и субстрат высокого сопротивления, полученный протонной бомбардировкой.

Эффективность всех перечисленных решений зависит от процесса изготовления и типа дизайна устройства, но даже при их максимальной эффективности перекрестные искажения в системе не могут быть подавлены полностью, и в коммерческих чипах *MIMO* их уровень может достигать -10 дБ.

Нелинейные перекрестные искажения возникают в нелинейном усилителе мощности тракта *MIMO* системы. Причина искажений – утечка радиосигнала через общий гетеродин и помехи на плате. Сигналы на выходах передатчика определяются следующими соотношениями [46]:

$$\begin{aligned} y_1 &= f_1(x_1 + \alpha x_2), \\ y_2 &= f_2(\beta x_1 + x_2), \end{aligned} \quad (1.3)$$

где  $y_1, y_2$  – сигналы на выходе УМ,  $x_1, x_2$  – сигналы на их входе,  $\alpha$  и  $\beta$  – коэффициенты перекрестных искажений (при симметричных искажениях  $\alpha$  и  $\beta$  равны). функции  $f_1$  и  $f_2$  описывают нелинейное поведение усилителя мощности в каждой ветви.

#### **1.4 Моделирование нелинейно-динамических характеристик передающих трактов многоканальных систем**

После анализа искажений сигнала, возникающих в передающем тракте, перейдем к построению модели тракта, отражающей его нелинейно-динамические характеристики.

Модели передающих трактов могут быть классифицированы согласно типу данных, необходимых для их реализации в физических и эмпирических моделях [48].

Физические модели требуют знания параметров электронных элементов, входящих в усилитель мощности (УМ), и теоретических

соотношений, описывающие их взаимодействия. Физические модели используют нелинейную модель активного элемента УМ для составления системы нелинейных уравнений, связывающих узловые напряжения и токи.

Описание схемы замещения УМ проводится на основе решения дифференциальных уравнений. Сложность моделирования заключается в необходимости знания детального описания внутреннего строения усилителя.

Эмпирические или поведенческие модели не нуждаются в априорном знании внутреннего устройства УМ, по этой причине они также известны как модели «черного ящика» [39]. Их анализ основан на измерении параметров входного и выходного сигналов. Поэтому точность моделирования зависит от точности измерительных приборов.

Поведенческие модели УМ на системном уровне – это системы *SISO* (*SISO* - устройство с одним входом и одним выходом [48]).

Система, для которой выход мгновенно реагирует на её вход (т.е., где отклик в любой момент времени  $y(k)$  зависит только от входного воздействия в этот же момент времени  $x(k)$ ), называется безынерционной системой или системой без «памяти» [49]. Наоборот, система, в которой выход  $y(k)$  зависит не только от входного воздействия  $x(k)$ , но и от воздействия в предыдущие моменты времени, называется динамической системой или системой с «памятью». В безынерционных системах выход-вход связаны алгебраическими выражениями, в динамических – дифференциальными по времени выражениями. В электрических цепях «память» ассоциируется с электрическим зарядом, магнитным потоком и эффектами задержки. Поэтому любые цепи, содержащие ёмкости, индуктивности, линии задержки или распределённые элементы будут проявлять «память» [20].

Для анализа цепей в режиме несущественной нелинейности широко применяются метод степенных рядов – для безынерционных систем [50, 51] и метод рядов Вольтерры – для динамических систем [52–55]. Они имеют точное математическое обоснование, обеспечивают закрытую форму решений

для откликов нелинейной системы и могут быть прямо использованы в частотной области.

Для рассматриваемой двухполосной системы моделирование имеет свои особенности. Для моделирования искажений, возникающих в передающем тракте, удобно рассматривать близко расположенные сигналы на разных несущих как один широкополосный сигнал. Однако в таком случае потребуется такая частота дискретизации АЦП и ЦАП, позволяющая обработать 5-7 полос итогового широкополосного сигнала что, как правило, делает подход нереализуемым на практике. Поэтому для таких систем необходимо обрабатывать сигнал в каждом канале по отдельности. В случае двухполосной передачи данных нелинейность усилителя мощности приводит к дополнительным искажениям излучаемого сигнала из-за возникновения продуктов перекрестной модуляции между частотными составляющими сигналов разных полос. Поэтому традиционные модели с учетом инерционных искажений, например, Вольтерры или полиномиальная модель [56, 57], не способны точно характеризовать искажения в таких системах. В данном случае нелинейная передаточная характеристика усилителя должна быть двумерной функцией от сигналов обеих полос [30, 35, 58].

Для получения выходного сигнала передающего тракта двухполосной системы реализуют так называемую обратную ветвь (рисунок 1.9), сигнал в которую отводится после усилителя мощности перед антенной. Обратная ветвь в свою очередь состоит из двух ветвей, соответствующих сигналам. В каждой ветви находится преобразовательный тракт, который переносит сигнал с несущей частоты на нулевую, после этого сигнал проходит ФНЧ и АЦП, преобразуется в цифровую форму. Отсчеты выходного сигнала в цифровой форме подаются на соответствующий блок моделирования, на который также подаются отсчёты входных сигналов обеих полос, таким образом получаем двумерную передаточную характеристику. Двумерность модели гарантирует учёт как внутриволосных продуктов интермодуляции, так и продуктов перекрёстной модуляции. Также выходные сигналы подаются на

блок расчета критериев для сравнения с моделированными сигналами, рассчитанные критерии моделирования выдаются на ПК для оценки точности модели. На основании рассчитанных критериев можно сделать вывод о пригодности выбранной модели к отражению характеристик исследуемого тракта.

Наиболее простой, но достаточно точно описывающей поведение реального устройства, моделью усилителя мощности в случае параллельной двухполосной передачи данных является двумерная полиномиальная модель «с памятью», описываемая соотношениями [20, 33, 59]:

$$\begin{aligned} y_1(n) &= \sum_{p=0}^{P-1} \sum_{r=0}^p \sum_{m=0}^{M-1} h_{p,r,m}^1 x_1(n-m) |x_1(n-m)|^{p-r} |x_2(n-m)|^r, \\ y_2(n) &= \sum_{p=0}^{P-1} \sum_{r=0}^p \sum_{m=0}^{M-1} h_{p,r,m}^2 x_2(n-m) |x_2(n-m)|^{p-r} |x_1(n-m)|^r, \end{aligned} \quad (1.4)$$

где  $P$  и  $M$  – степень нелинейности полинома и количество элементов памяти модели соответственно,  $y_1(n)$  и  $y_2(n)$  – комплексные огибающие выходных сигналов, сосредоточенных вокруг несущих частот в нижней полосе  $f_{c1}$  и верхней полосе  $f_{c2}$  соответственно,  $x_1(n)$  и  $x_2(n)$  – комплексные огибающие входных сигналов для каждой полосы,  $h_{p,r,m}^1$  и  $h_{p,r,m}^2$  – коэффициенты модели для каждой полосы.

Выбранная архитектура модели определяет количество коэффициентов модели и алгоритм их расчета в блоке моделирования. После выбора модели можно переходить к процедуре её модели – расчёту коэффициентов. Перепишем в матричном виде первое уравнение (1.4) для  $y_1$  и  $z_1$ :

$$\mathbf{y}_1 = \mathbf{X}_1 \cdot \mathbf{h}_1, \quad (1.5)$$

где  $y_1$  – вектор-столбец отсчетов выходного сигнала первой полосы,  $h_1$  – вектор-столбец идентифицируемых коэффициентов модели,  $X_1$  – матрица входных отсчетов, состоящая из векторов-строк  $x_1(n)$ , составленных в соответствие с выбранной моделью. Для двумерной полиномиальной модели «с памятью» вид матрицы следующий:

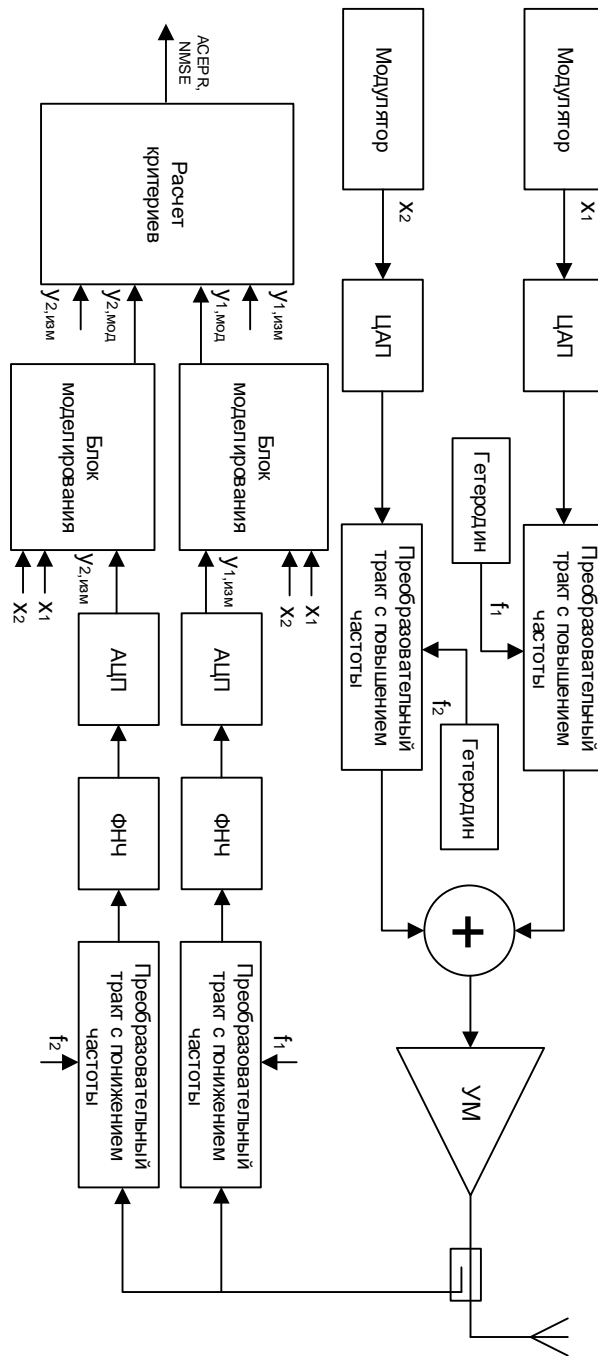


Рис.1.9 Блок-схема моделирования передающего тракта двухполосной параллельной передачи данных

$$\mathbf{X}_1 = [\mathbf{x}_1(1), \mathbf{x}_1(2), \dots, \mathbf{x}_1(N)]^T, \quad (1.6)$$

где  $N$  – количество отсчетов в обучающей последовательности, вектор строка  $\mathbf{x}_1(n)$  имеет вид:

$$\mathbf{x}_1(n) = \begin{bmatrix} x_1(n), x_1(n-1), \dots, x_1(n-M+1), \dots, x_1(n) | x_1(n) |, x_1(n) | x_2(n) |, \\ \dots, x_1(n-M+1) | x_2(n-M+1) |, \dots, x_1(n) | x_2(n) |^{p-1}, \dots, \\ x_1(n-M) | x_2(n-M) |^{p-1} \end{bmatrix}, \quad (1.7)$$

а  $\mathbf{h}_1$ , вектор-столбец идентифицируемых коэффициентов модели, имеет вид:

$$\mathbf{h}_1 = [h_{0,0,0}^{(1)}, h_{0,0,1}^{(1)}, \dots, h_{0,0,M-1}^{(1)}, h_{1,0,0}^{(1)}, h_{1,0,0}^{(1)}, \dots, h_{1,0,M-1}^{(1)}, \dots, h_{1,1,M-1}^{(1)}, \dots, h_{K-1,K-1,M-1}^{(1)}]. \quad (1.8)$$

Если матрица  $X_1$  обратима, то уравнение (1.5) решается следующим способом:

$$\mathbf{h}_1 = \mathbf{X}_1^{-1} \cdot \mathbf{y}_1. \quad (1.9)$$

Однако, в нашем случае система определяется уравнениями (1.4) и соответствует переопределенной системе. Для такой системы можно найти только приближительное решение через минимизацию ошибки. В основе большинства алгоритмов оптимизации лежит минимизация квадратичной целевой функции  $J$ , которая определяется сигналом ошибки  $\varepsilon$ . В нашем случае для первой полосы ошибка принимает вид:

$$\begin{aligned} \varepsilon_1(n) &= y_1(n) - \mathbf{h}_1(n) \cdot \mathbf{x}_1(n) = \\ &= y_1(n) - \sum_{p=0}^{P-1} \sum_{r=0}^p \sum_{m=0}^{M-1} h_{p,r,m}^1 x_1(n-m) | x_1(n-m) |^{p-r} | x_2(n-m) |^r, \end{aligned} \quad (1.10)$$

а целевая функция:

$$J = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N | \varepsilon_1^2(n) |. \quad (1.11)$$

Аналогичное выражение принимает сигнал ошибки и для второй полосы. Далее в своих выводах мы будем рассматривать выражения только для одного блока моделирования, считая, что параметры второго определяются схожими соотношениями.

Один из алгоритмов определения коэффициентов модели основан на псевдообращении Мура-Пенроуза, минимизирующем ошибку по критерию наименьших квадратов (*least squares, LS*).

Решение данной системы при использовании псевдообращения Мура–Пенроуза имеет вид [60]:

$$\mathbf{h}_1 = \mathbf{X}_1^+ \cdot \mathbf{y}_1 = (\mathbf{X}_1^* \mathbf{X}_1)^{-1} \mathbf{X}_1 \cdot \mathbf{y}_1, \quad (1.12)$$

где знак «+» описывает процедуру псевдообращения Мура–Пенроуза, а «\*» - комплексное сопряжение.

Для получения выходных сигналов *MIMO* системы обратная ветвь строится иначе, чем для двухполосной системы. Сигнал отводится с выходов каждого из усилителей мощности, фильтруется, преобразуется в цифровую форму, после чего вместе с отсчётами входного сигнала подается на блок моделирования, в котором и происходит идентификация коэффициентов модели (рисунок 1.10). Также выходной сигнал подается на блок расчёта критериев и сравнивается с моделированным выходным сигналом.

Так как передающий тракт *MIMO* системы представляет собой несколько параллельных передающих трактов одноканальной системы, то для линеаризации каждой ветви этого тракта можно использовать любую модель цифрового корректора одноканальной системы. Наиболее распространённой и достаточно эффективной является полиномиальная модель с памятью, описываемая соотношением [20]:

$$y(n) = \sum_{m=0}^M \sum_{p=1}^P h_{p,m} x(n-m) |x(n-m)|^{p-1}, \quad (1.13)$$

где  $x(n)$  и  $y(n)$  – комплексные огибающий входного и выходного сигнала соответственно,  $h_{p,m}$  – коэффициенты корректора,  $P$  – степень нелинейности модели,  $M$  – количество элементов памяти модели.

Однако, в системе *MIMO*, как было сказано выше, сигналы ветвей влияют друг на друга, в следствие чего наблюдаются перекрестные искажения, то есть выходной сигнал каждой ветви зависит от входных сигналов всех ветвей. Поэтому для *MIMO* системы следует использовать более сложные модели, отражающие эту зависимость.

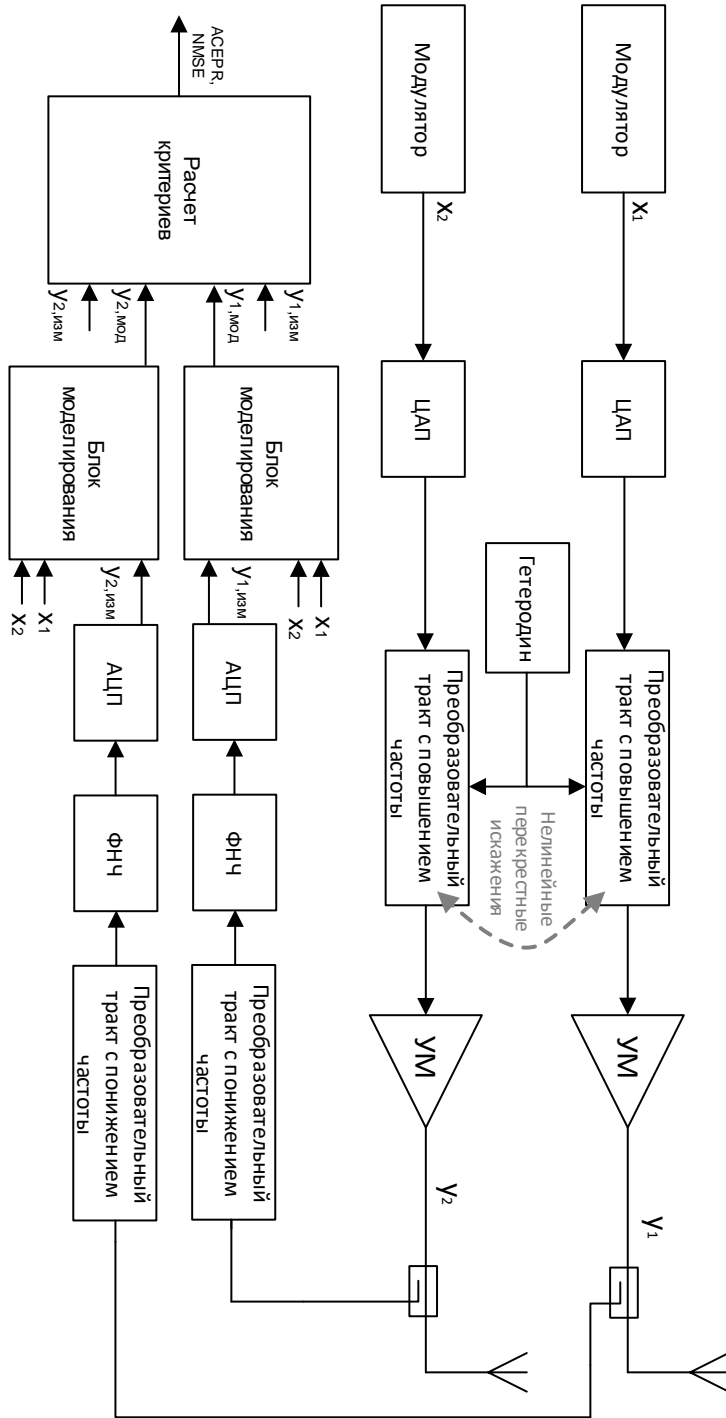


Рис.1.10 Блок-схема моделирования передающего тракта ММО-системы с двумя антеннами



Так в [46] впервые была предложена модель, позволяющая совместно характеризовать как нелинейное искажение основного сигнала в ветви, так и перекрёстные искажения, - кроссовер-модель (*CO-DPD*). В [61] были выведены соотношения для адаптивного обновления параметров кроссовер-модели на основе *LMS* и *RLS*-алгоритмов и предложена модель с уменьшенной вычислительной сложностью (*CTC-DPD*). В [62] авторы добавили в модель учет линейных искажений, возникающих в тракте после УМ, (*CCC-DPD*) и описали адаптивное обновление её параметров по *LMS*-алгоритму.

Как будет показано в работе, кроссовер-модель достаточно эффективно характеризует поведение передающего тракта *MIMO* системы, а также может успешно применяться для его цифровой коррекции. Кроссовер-модель учитывает сигналы других ветвей в каждом блоке идентификации, и для случая двух ветвей она задается соотношением:

$$y_1(n) = \sum_{m=0}^M \sum_{p=0}^P h_{1,1,p,m} x_1(n-m) |x_1(n-m)|^{p-1} + \sum_{m=0}^M \sum_{p=0}^P h_{1,2,p,m} x_2(n-m) |x_2(n-m)|^{p-1}. \quad (1.14)$$

В матричном виде уравнение (1.14) можно переписать как:

$$\mathbf{y}_1 = \mathbf{X}_1 \cdot \mathbf{h}_1, \quad (1.15)$$

где

$$\mathbf{h}_1 = (h_{1,1,0,1}, \dots, h_{1,1,0,P}, h_{1,1,1,1}, \dots, h_{1,1,M,P}, h_{1,2,0,1}, \dots, h_{1,2,0,P}, h_{1,2,1,1}, \dots, h_{1,2,M,P}), \quad (1.16)$$

$$\mathbf{X}_1 = \begin{pmatrix} x_1(1), x_1(1) |x_1(1)|, & \dots & x_1(1) |x_1(1)|^{p-1}, & \dots & x_1(1-m) |x_1(1-m)|^{p-1} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1(N), x_1(N) |x_1(N)|, & \dots & x_1(N) |x_1(N)|^{p-1}, & \dots & x_1(N-M) |x_1(N-M)|^{p-1} \\ x_2(1), x_2(1) |x_2(1)|, & \dots & x_2(1) |x_2(1)|^{p-1}, & \dots & x_2(1-m) |x_2(1-m)|^{p-1} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_2(N), x_2(N) |x_2(N)|, & \dots & x_2(N) |x_2(N)|^{p-1}, & \dots & x_2(N-M) |x_2(N-M)|^{p-1} \end{pmatrix}, \quad (1.17)$$

$$\mathbf{y}_1 = (y_1(1), \dots, y_1(N))^T, \quad (1.18)$$

где  $\mathbf{h}_1$  – вектор коэффициентов модели,  $\mathbf{X}_1$  – матрица входных отсчетов (отрицательные отсчеты  $x$  равны нулю),  $\mathbf{y}_1$  – вектор отсчетов выходного сигнала первой ветви,  $N$  – количество отсчетов. Здесь и далее аналогичным образом можно определить соотношения для второй ветви системы.

Идентифицировать модель передающего тракта *MIMO* системы можно с помощью псевдообращения Мура-Пенроуза, описанного ранее выражением (1.12).

### 1.5 Моделирование на основе нейронных сетей

В качестве альтернативы полиномиальным моделям передающих трактов системы двухполосной параллельной передачи данных и *MIMO* системы в работе были рассмотрены нейросетевые архитектуры моделирования нелинейных динамических характеристик [56, 63–65].

Многослойный персептрон или многослойная сеть прямого распространения состоит из нескольких слоев: входного, одного или нескольких скрытых и выходного. Входной сигнал в таких сетях распространяется в прямом направлении, от слоя к слою. Нейрон представляет собой единицу обработки информации в нейронной сети. На рис. 1.11 показана модель нейрона, лежащего в основе искусственных нейронных сетей. В этой модели можно выделить три основных элемента [22].

Набор синапсов или связей, каждый из которых характеризуется своим весом или силой. В частности, сигнал  $x_j$  на входе синапса  $j$ , связанного с нейроном  $k$ , умножается на вес  $\omega_{kj}$ .

Сумматор складывает входные сигналы, взвешенные относительно соответствующих синапсов нейрона. Эту операцию можно описать как линейную комбинацию.

Функция активации ограничивает амплитуду выходного сигнала нейрона. Эту функция также называется функцией сжатия.

В модель нейрона также включен пороговый элемент, обозначенный символом  $b_k$ . Эта величина отражает увеличение или уменьшение входного сигнала, подаваемого на функцию активации.

В математическом представлении функционирование нейрона  $k$  можно описать следующей парой уравнений:

$$u_k = \sum_{j=1}^m \omega_{kj} x_j, \quad (1.19)$$

$$y_k = \varphi(u_k + b_k),$$

где  $x_1, x_2, \dots, x_m$  – входные сигналы,  $\omega_{k1}, \omega_{k2}, \dots, \omega_{km}$  – синаптические веса нейрона  $k$ ,  $u_k$  – линейная комбинация входных воздействий,  $b_k$  – порог,  $\varphi(\cdot)$  – функция активации,  $y_k$  – выходной сигнал нейрона [22].

В работе были исследованы два вида нейронных сетей: многослойный персептрон и рекуррентная нейронная сеть, схемы которых приведены на рисунке 1.12 и 1.13. Обозначения на рисунках:  $x(n)$  – отсчеты входного сигнала,  $z(n)$  – отсчеты выходного сигнала, каждая прямая линия на рисунке характеризуется своим весом, каждый нейрон – смещением, «НЛ» обозначает нейрон с нелинейной функцией активации, «Л» – с линейной. Также важно отметить, что сети являются полносвязными, что означает, что каждый нейрон в любом слое соединен с каждым нейроном в предыдущем и следующем слоях. Отличие рекуррентной сети состоит в наличии обратной ветви, по которой задержанные на  $1 \dots M_y$  итераций выходные отсчеты попадают на вход нейронной сети, что имитирует поведение передающих трактов реальных систем связи на высоких частотах.

В качестве метода идентификации нейросетевых моделей был выбран алгоритм Левенберга-Марквардта, отличающийся самой высокой скоростью сходимости [35].

## 1.6 Критерии оценки точности моделирования

Для количественного определения точности моделирования характеристик передающих трактов необходимо ввести расчетные критерии.

Для моделирования используется параметр мощности ошибки в соседнем канале (*adjacent channel error power ratio, ACEPR*) [42], который позволяет оценить величину ошибки моделирования и ее распределение по спектру сигнала. Критерий *ACEPR* вычисляется таким образом:

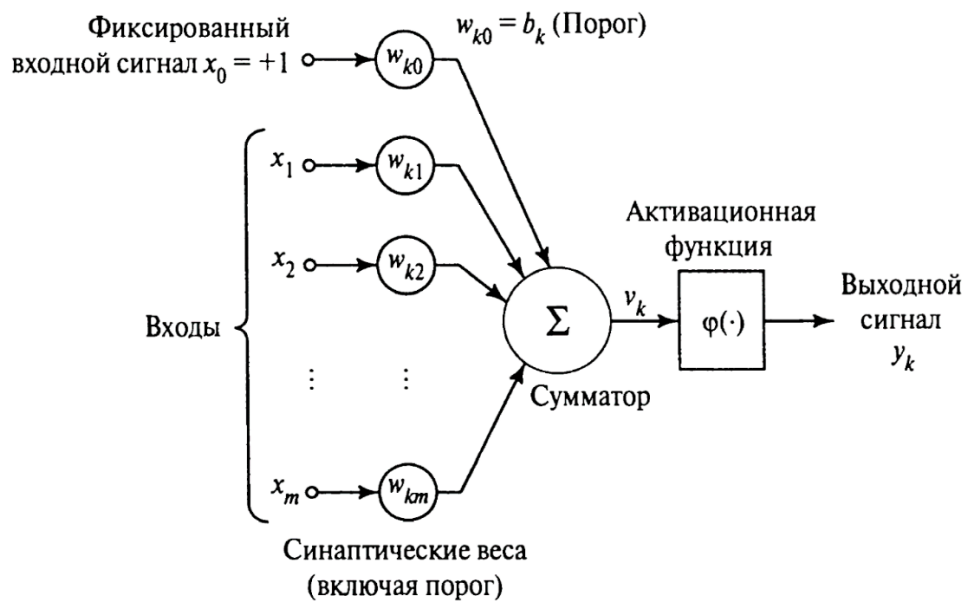


Рис.1.11 Модель нейрона

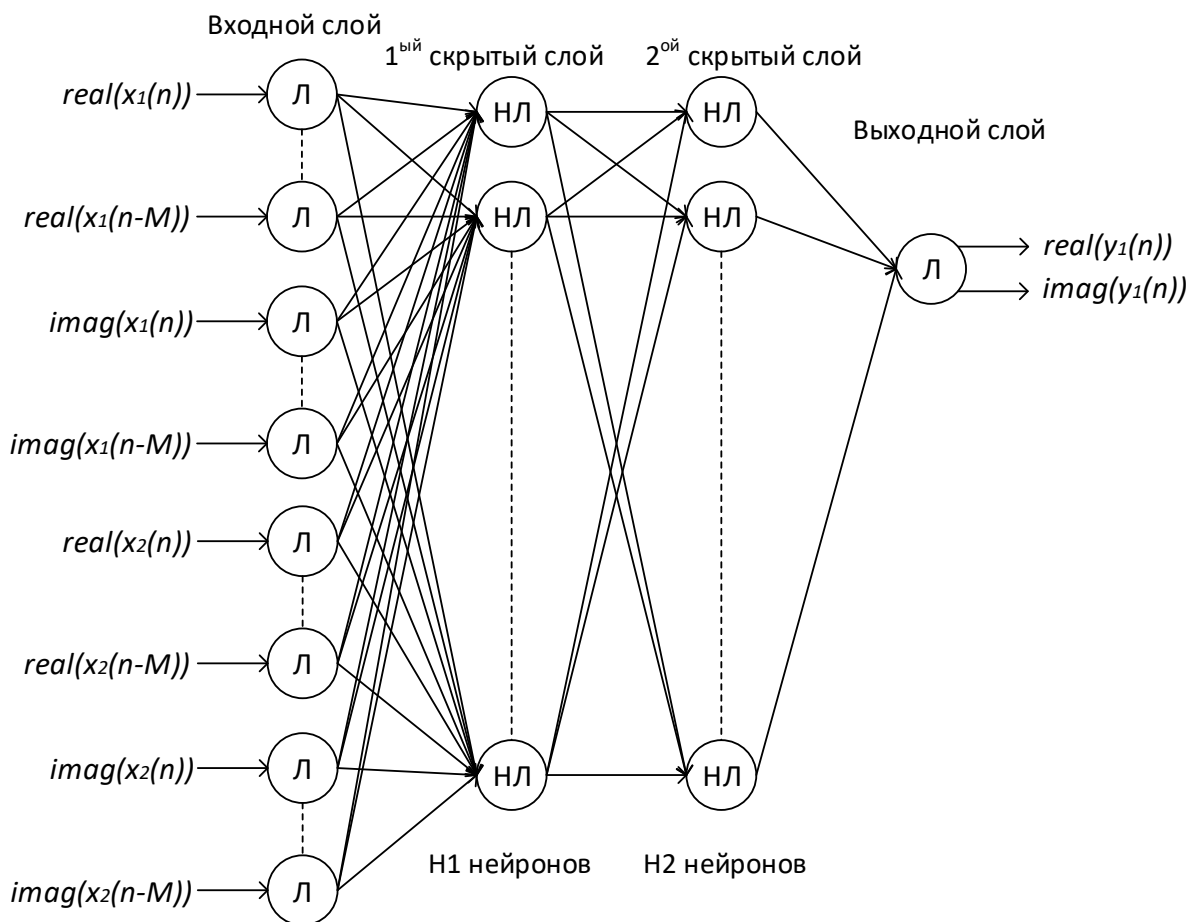


Рис.1.12 Схема многослойного персептрона

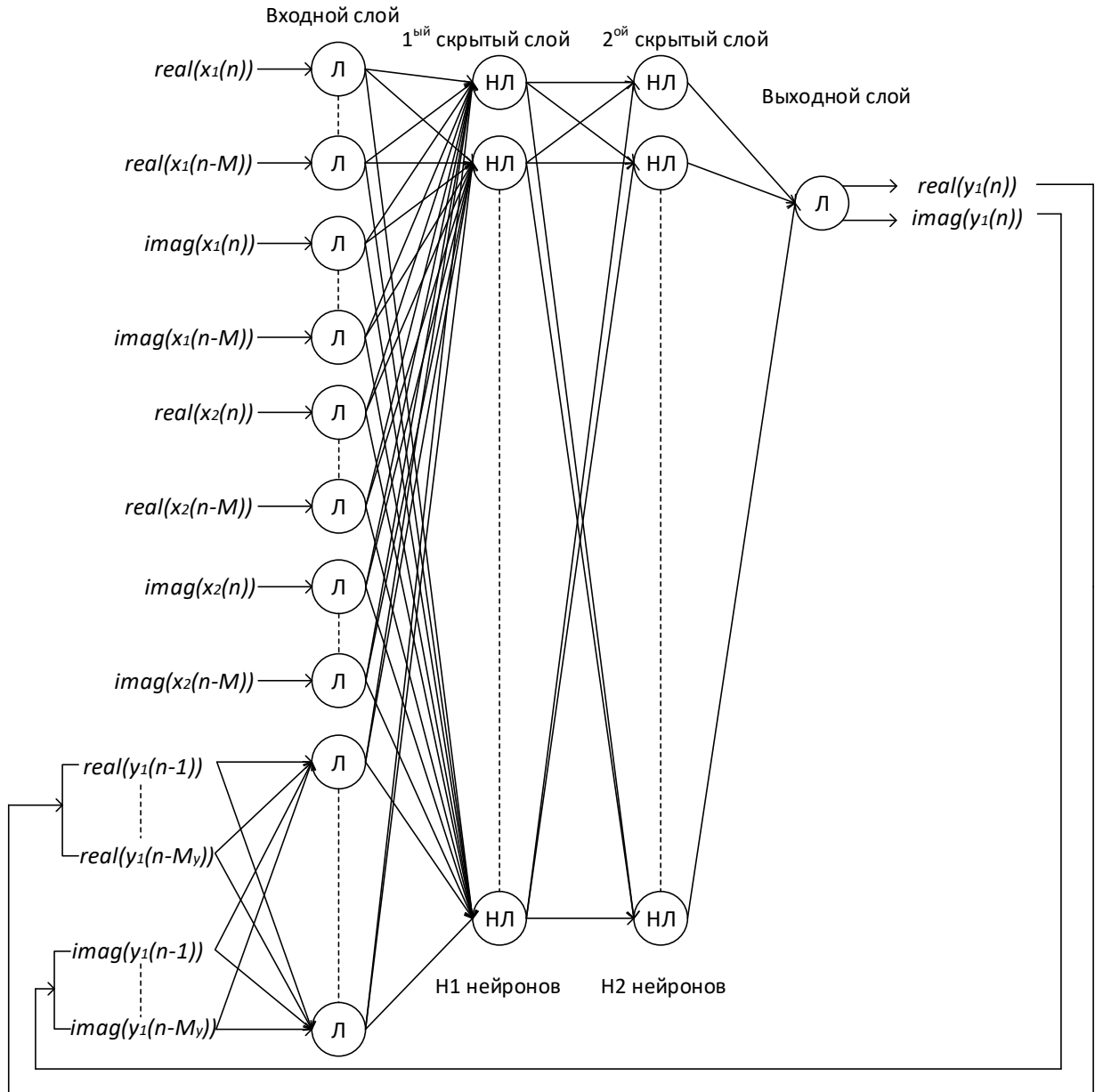


Рис.1.13 Схема рекуррентной нейронной сети

$$ACEPR = 10 \log_{10} \left( \frac{\int_{f_{\text{ос.кан.1}}}^{f_{\text{ос.кан.2}}} |S_{\text{изм}} - S_{\text{мод}}|^2 df}{\int_{f_{\text{осн.кан.1}}}^{f_{\text{осн.кан.2}}} |S_{\text{изм}}|^2 df} \right), \quad (1.20)$$

где  $f_1$  и  $f_2$  – нижние и верхние границы каналов по частоте соответственно,  $S_{\text{изм}}$  – измеренный сигнал,  $S_{\text{мод}}$  – смоделированный.

На рисунке 1.14 изображено разбиение спектра выходного сигнала на каналы, для которых будет считаться  $ACEPR$ . Черным цветом обозначена спектральная плотность мощности сигнала, а заштрихованные серые столбцы соответствуют рассчитанной для каждого частотного канала мощности сигнала.

Нормированная среднеквадратичная ошибка (*normalized mean square error, NMSE*) используется для оценки качества моделирования и показывает различия двух сигналов во временной области:

$$NMSE = 10 \log_{10} \left( \frac{\sum_{n=1}^N |S_{\text{изм}}(n)|^2 - |S_{\text{мод}}(n)|^2}{\sum_{n=1}^N |S_{\text{изм}}(n)|^2} \right). \quad (1.21)$$

## 1.7 Сравнительный анализ моделей нелинейных динамических характеристик передающего тракта многоканальных систем

Для проверки соотношений, представленных в пункте 1.44 проведем компьютерный эксперимент по моделированию нелинейных динамических характеристик усилителя мощности в двухполосной параллельной системе передачи данных и *MIMO* системе. В качестве тестируемых устройств будут выступать 4 различные модели усилителя мощности [56]:

- 1) Модель усилителя 1 задается параллельной моделью Хаммерштейна и отличается слабой нелинейностью и «эффектами памяти»;
- 2) Модель 2 основывается на полиномиальной модели с памятью [20] и характеризуется умеренной нелинейностью и слабыми «эффектами памяти»;
- 3) Модель усилителя 3 построена на базе модели Винера-Хаммерштейна [66] и отличается заметными «эффектами памяти» и нелинейностью;

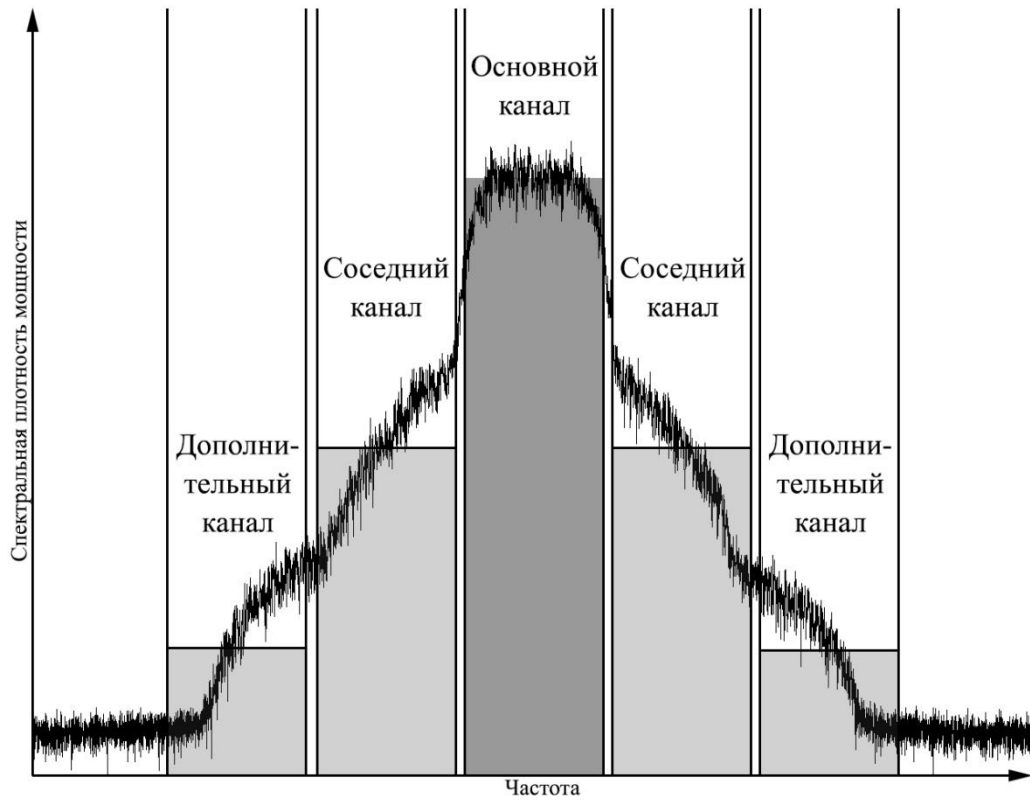


Рис.1.14 Иллюстрация расчета критерия ACEPR

4) Модель 4 определена функцией арктангенса и отличается максимальной нелинейностью и «эффектами памяти».

В среде *MatLab* программно были воплощены схемы систем на рисунках 1.9 и 1.10.

При анализе результатов моделирования важно учесть количество идентифицируемых параметров для каждой модели. Для полиномиальной модели потребовалось 12 комплексных коэффициентов, для многослойного персептрона – 332, для рекуррентной сети – 372.

Генерировалось два *QAM* сигнала с различной информацией, далее сигналы переносились на свою несущую частоту, в соответствии со схемой подавались на модель усилителя мощности. С выхода модели УМ сигналы фильтровались, переносились на нулевую частоту и вместе со входными сигналами подавались на 2 блока моделирования. Смоделированные и измеренные на выходе УМ сигналы сравнивались по критериям *ACEPR* и *NMSE*.

В качестве архитектур блоков моделирования системы выступали:

- полиномиальная модель «с памятью» на основе формулы (1.4) и псевдообращения Мура-Пенроуза (*LS*);
- две нейросетевые архитектуры: многослойный персептрон и рекуррентная сеть.

Длина обучающей последовательности составила 3000 отсчетов, порядок нелинейности полиномиальной модели (*P*) – 5, количество элементов памяти для всех архитектур (*M*) – 2. В нейросетевых архитектурах было 3 скрытых слоя по 10 нейронов, количество элементов памяти – 2, количество эпох обучения сети – 1000.

Результаты компьютерного эксперимента по моделированию выходного сигнала первой полосы двухполосной системы представлены в таблице 1.1 в дБ. В таблице «*LS*» – полиномиальная архитектура, «*MLP*» – многослойный персептрон, «*RNN*» – рекуррентная нейронная сеть, «*ACEPR L3*» и «*ACEPR R3*» - значения *ACEPR* в ближней левой и правой полосе соответственно.



Таблица 1.1

Арх-ра блока	АСЕPR L3	АСЕPR R3	NMSE	АСЕPR L3	АСЕPR R3	NMSE
	Модель 1			Модель 3		
LS	-62,58	-62,35	-55,22	-58,18	-59,26	-45,51
MLP	-55,27	-55	-48,78	-58,27	-58,27	-45,23
RNN	-56,32	-54,06	-49,14	-59,06	-59,58	-45,55
	Модель 2			Модель 4		
LS	-65,98	-64,9	-58,12	-73,93	-72,22	-46,14
MLP	-59,25	-58,83	-53,19	-74,81	-74,91	-48,01
RNN	-57,91	-57,98	-52,95	-76,2	-75,33	-48,51

Измерения для *MIMO* системы проводились для двух уровней симметричных перекрестных помех равных -10 и -30 дБ. Полученные результаты представлены, соответственно, в таблицах 1.2 и 1.3.

Таблица 1.2

Арх-ра блока	АСЕPR L3	АСЕPR R3	NMSE	АСЕPR L3	АСЕPR R3	NMSE
	Модель 1			Модель 3		
LS	-17,65	-18,32	-28,36	-59,27	-59,20	-32,00
MLP	-48,57	-47,70	-57,68	-77,42	-77,56	-48,58
RNN	-50,54	-49,18	-58,44	-76,29	-76,27	-44,24
	Модель 2			Модель 4		
LS	-22,88	-23,15	-36,09	-38,62	-38,57	-28,37
MLP	-49,62	-49,71	-59,04	-70,38	-70,98	-57,64
RNN	-49,01	-49,63	-59,18	-72,20	-72,40	-58,62

Таблица 1.3

Арх-ра блока	АСЕPR L3	АСЕPR R3	NMSE	АСЕPR L3	АСЕPR R3	NMSE
	Модель 1			Модель 3		
LS	-37,83	-38,42	-48,39	-74,13	-74,32	-43,40
MLP	-51,51	-50,54	-58,56	-76,11	-75,61	-46,82
RNN	-60,90	-59,55	-58,42	-74,54	-74,57	-45,83
	Модель 2			Модель 4		
LS	-42,55	-42,70	-54,85	-56,33	-55,66	-43,40
MLP	-48,35	-49,59	-58,97	-70,17	-70,51	-56,38
RNN	-48,99	-50,69	-59,33	-71,32	-72,10	-53,78

По результатам моделирования можно сделать следующие выводы:

1) Построенные модели позволяют корректно охарактеризовать нелинейные динамические свойства передающих трактов.

2) Преимущества нейронных сетей проявляются для всех моделей усилителей мощности. Нейросетевые архитектуры позволяют улучшить результаты моделирования по критерию *NMSE* на величину до 30 дБ – максимальная разница наблюдалась на моделях 1 и 4 в системе ММО с уровнем перекрестных помех -10 дБ. Нейросетевые архитектуры дают максимальный выигрыш на моделях с сильной нелинейностью и эффектами «памяти».

3) Результаты многослойного персептрона и рекуррентной сети отличаются незначительно.

### **1.8 Экспериментальный сравнительный анализ моделей нелинейных динамических характеристик передающего тракта многоканальных систем**

Проведён натурный эксперимент по моделированию нелинейных динамических характеристик передающего тракта двухполосной системы передачи данных для проверки выведенных в главе соотношений и полученных на компьютерном эксперименте результатов. Для проведения эксперимента был использован автоматизированный измерительный комплекс на рисунке 1.15, состоящий из векторных генератора и анализатора сигналов, ПК, маршрутизатора и усилителя мощности сантиметрового диапазона с внешним источником питания. ПК, генератор и анализатор объединены в общую локальную сеть.

По результатам компьютерного эксперимента в п. 1.7 видно незначительное отличие многослойного персептрона от рекуррентной сети, поэтому в этом эксперименте будет использована только модель многослойного персептрона.

Схема эксперимента представлена на рис. 1.9. Эксперимент происходил следующим образом – в среде *MatLab* генерировалось два *OFDM* сигнала, которые переносились на соответствующие промежуточные частоты и суммировались, далее загружались в векторный генератор сигналов, переносились на несущую частоту и подавались на усилитель мощности. Усиленный сигнал захватывался векторным анализатором последовательно на каждой из сигнальных частот. После этого на ПК идентифицировались коэффициенты модели передающего тракта и генерировался выходной сигнал модели. Измеренный и смоделированный сигналы сравнивались по критериям *ACEPR* и *NMSE*.

Выбранный порядок нелинейности равнялся 5, количество элементов памяти - 2. Для идентификации модели полиномиальной архитектуры в одном блоке требовалось 12 комплексных коэффициентов, для нейросетевой – 332.

Многослойный персептрон имел 3 скрытых слоя по 10 нейронов в каждом.

Результаты натурального эксперимента представлены на рисунках: рисунок 1.16 показывает зависимости среднего по соседним каналам *ACEPR* от уровня входного двухполосного сигнала, рисунок 1.17 – зависимости *NMSE*.

По результатам эксперимента видно, что многослойный персептрон показывает лучшие результаты моделирования, чем полиномиальная архитектура, особенно при малой мощности входного сигнала и, соответственно, малых нелинейных искажениях – выигрыш по критерию *NMSE* может достигать 18 дБ.

Такая же экспериментальная проверка эффективности полиномиальной и нейросетевой модели передающего тракта проведена для *MIMO* системы. Схема эксперимента представлена на рисунке 1.10. В отличие от двухполосной системы передачи данных в эксперименте менялся уровень перекрестных помех при фиксированной мощности входного сигнала передающего тракта. Влияние перекрестных помех было воплощено в среде *MatLab*, сигнал с внесенными помехами подавался на векторный генератор.

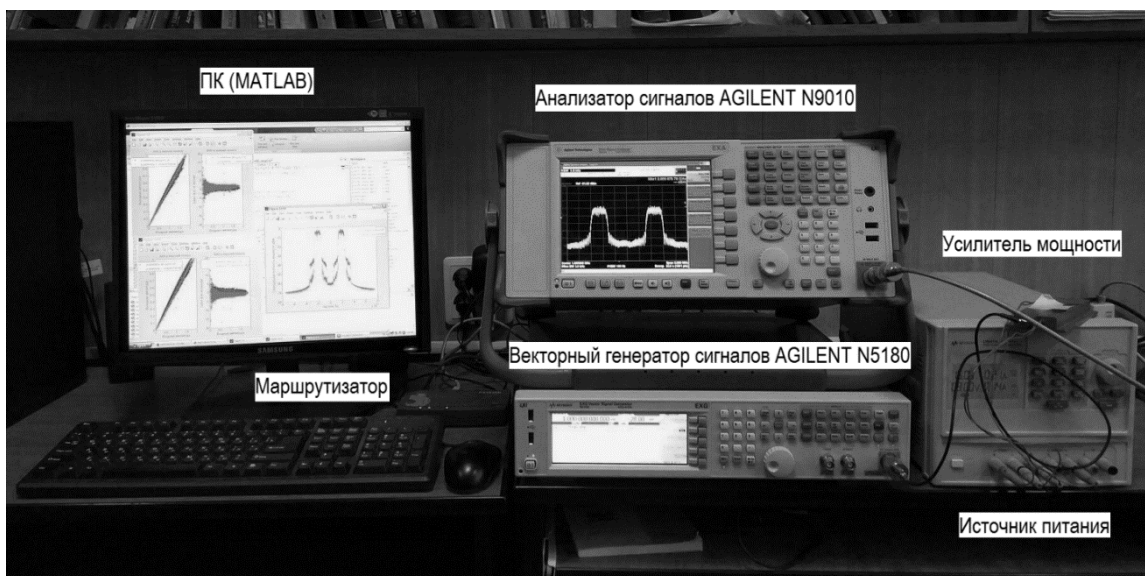


Рис.1.15 Автоматизированный измерительный комплекс

Для обеих ветвей *MIMO* использовался один усилитель, измерения проводились последовательно для каждой из ветвей.

Полиномиальная модель строилась в соответствие с формулой кроссовер-модели (1.14). Полученные зависимости *ACEPR* от уровня перекрестных помех представлены на рисунке 1.18, *NMSE* – на рисунке 1.19.

По результатам эксперимента видно, что перекрестные искажения значительно ухудшают результаты моделирования при использовании полиномиальной архитектуры – значение *ACEPR* ухудшается на 16 дБ, *NMSE* - на 18 дБ при значении перекрестных искажений -10 дБ, в то время, как результаты нейросетевой модели остаются практически неизменными.

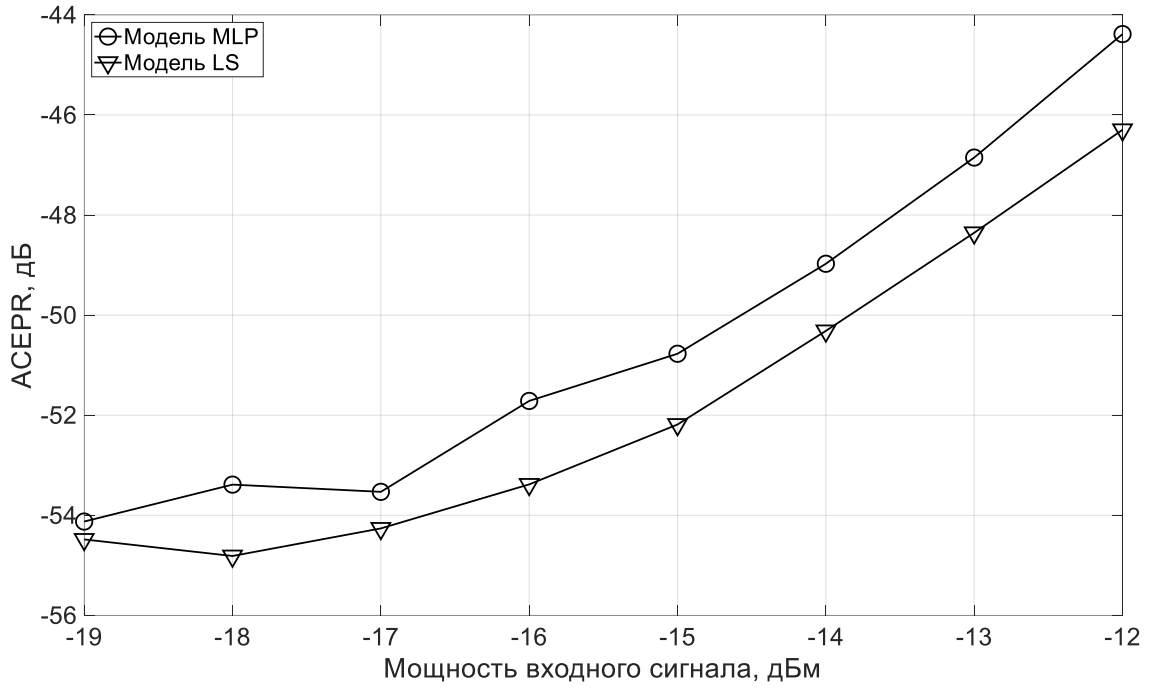


Рис.1.16 Зависимости ACEPR от мощности входного сигнала УМ

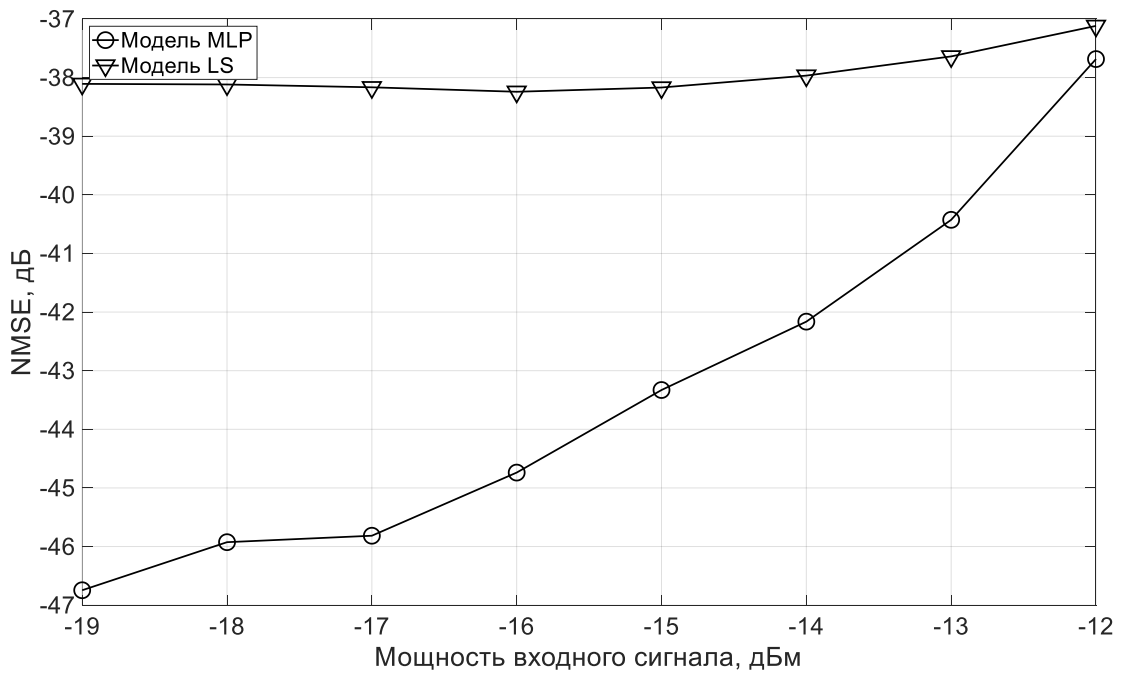


Рис.1.17 Зависимости NMSE от мощности входного сигнала УМ

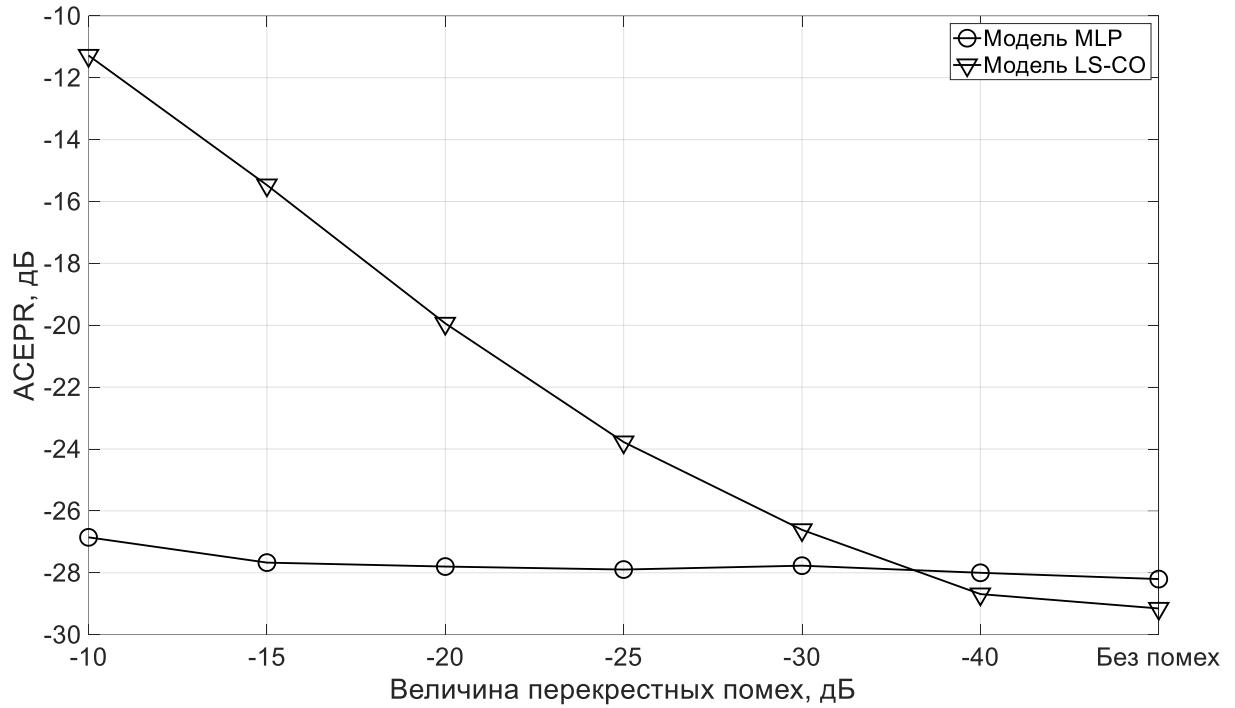


Рис.1.18 Зависимости ACEPR от уровня перекрестных помех

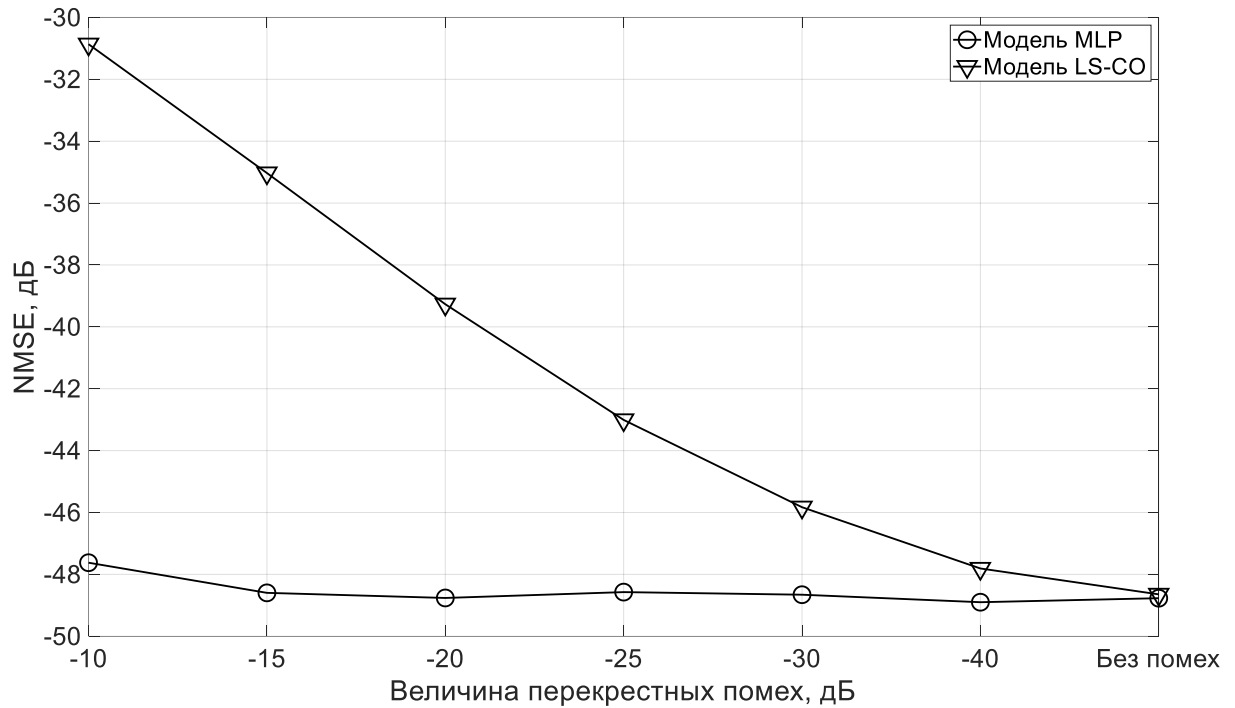


Рис.1.19 Зависимости NMSE от уровня перекрестных помех

## Выводы к главе 1

1. Экспериментально подтверждено, что наиболее точная модель передающих трактов многоканальных систем связи с точки зрения критериев  $NMSE$  и  $ACEPR$  – модель на основе многослойного персептрона.

2. В двухполосной системе многослойный персептрон превосходит полиномиальные модели на величину до 16 дБ по  $NMSE$  и демонстрирует максимальную точность моделирования при слабых нелинейных искажениях.

3. Для  $MIMO$  системы модель на основе многослойного персептрона позволяет улучшить результаты полиномиальной модели на величину до 16 дБ по  $ACEPR$  и 17 дБ по  $NMSE$  и сохраняет точность моделирования при усилении перекрестных помех в системе.



## ГЛАВА 2. МЕТОД ЦИФРОВЫХ ПРЕДЫСКАЖЕНИЙ ДЛЯ ПЕРЕДАЮЩИХ ТРАКТОВ МНОГОКАНАЛЬНЫХ СИСТЕМ СВЯЗИ

### 2.1 Метод цифровых предискажений

В настоящее время для борьбы с нелинейными искажениями в передающем тракте современных систем связи широко используется метод цифровых предискажений [33].

Метод цифровых предискажений позволяет добиться значительного улучшения линейности передающей системы при поддержании достаточно высокого КПД УМ [60]. К преимуществам метода цифровых предискажений можно отнести следующее. Во-первых, такой метод линеаризации наиболее приемлем в передатчиках, в которых тракт усиления обладает высокой чувствительностью к вмешательству в структуру. Так как цифровые предискажения не подразумевают изменение параметров УМ, а лишь включение на входе тракта дополнительного устройства (рис. 2.1), которое и осуществляет предварительное искажение полезного сигнала для снижения нелинейных искажений на выходе УМ. Во-вторых, практически невозможно целенаправленно изменять параметры аналогового корректора, который строится на базе нелинейных элементов, как правило диодов, для максимальной компенсации искажений, так как выбор диодов определяется амплитудной и фазовой характеристикой усилителя мощности, подвергнутого линеаризации. Соответственно, для изменения параметров аналогового корректора, например, в связи с изменением параметров линеаризуемого УМ, необходимо заново подбирать диоды и осуществлять их замену, что значительно усложняет процесс построения системы с коррекцией. Данный недостаток несвойственен цифровому корректору, так как его характеристики удобно регулировать в процессе работы. В-третьих, цифровой корректор можно создать в виде аппаратно-программного модуля в составе модулятора, используя технологии цифровой модуляции и прямого цифрового синтеза.

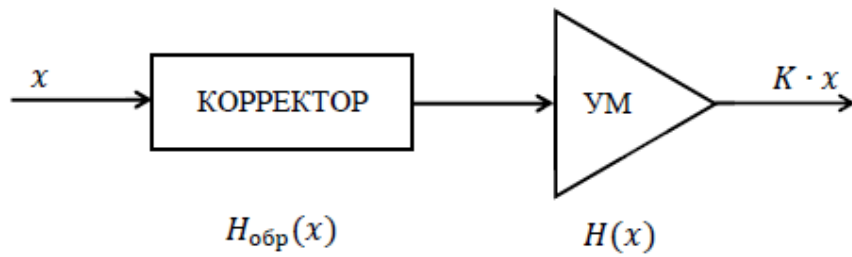


Рис.2.1 Система с предсказаниями



Рис.2.2 Принцип метода предсказаний

К основным узлам системы с цифровыми предсказаниями можно отнести блок адаптации и цифровой корректор. Корректор реализует обратные амплитудную и фазовую характеристики (на рисунке 2.2 представлен пример коррекции амплитудной характеристики УМ), а блок адаптации подстраивает их под изменяющиеся условия работы УМ, таких как старение активных элементов, изменение температуры и др. В итоге, суммарная передаточная характеристика корректора и УМ становится линейной.

Существует две схемы обучения цифрового корректора. В первой сначала определяется модель усилителя мощности, которая потом инвертируется для генерации функции корректора. Такая схема изображена на рисунке 2.3 ( $K_{\text{лн}}$  – выбранный коэффициент линейного усиления, которым нормируется выходной сигнал УМ) и называется схемой прямого обучения. Схема подходит для систем без памяти, в которых каждому значению смоделированной характеристики усилителя соответствует значение характеристики корректора. Присутствие в системе «эффектов памяти» приводит к значительному усложнению инверсии модели усилителя и снижению устойчивости прямой модели [67].

Во второй схеме, обратного обучения (рисунок 2.4), обратная к УМ характеристика рассчитывается сразу путём перестановки входного и выходного сигнала. Копия рассчитанной характеристики используется далее в блоке внесения предсказаний. В работе все алгоритмы разработаны для схемы обратного обучения ввиду значительных эффектов памяти, присутствующих в исследуемых усилителях мощности [68].

## **2.2 Цифровые предсказания в многополосных системах**

Перейдем к конкретным моделям цифровых корректоров для представленных в работе систем связи.

При выбранной в работе схеме обратного обучения копия модели корректора ставится на выходе передающего тракта (посткорректор), в

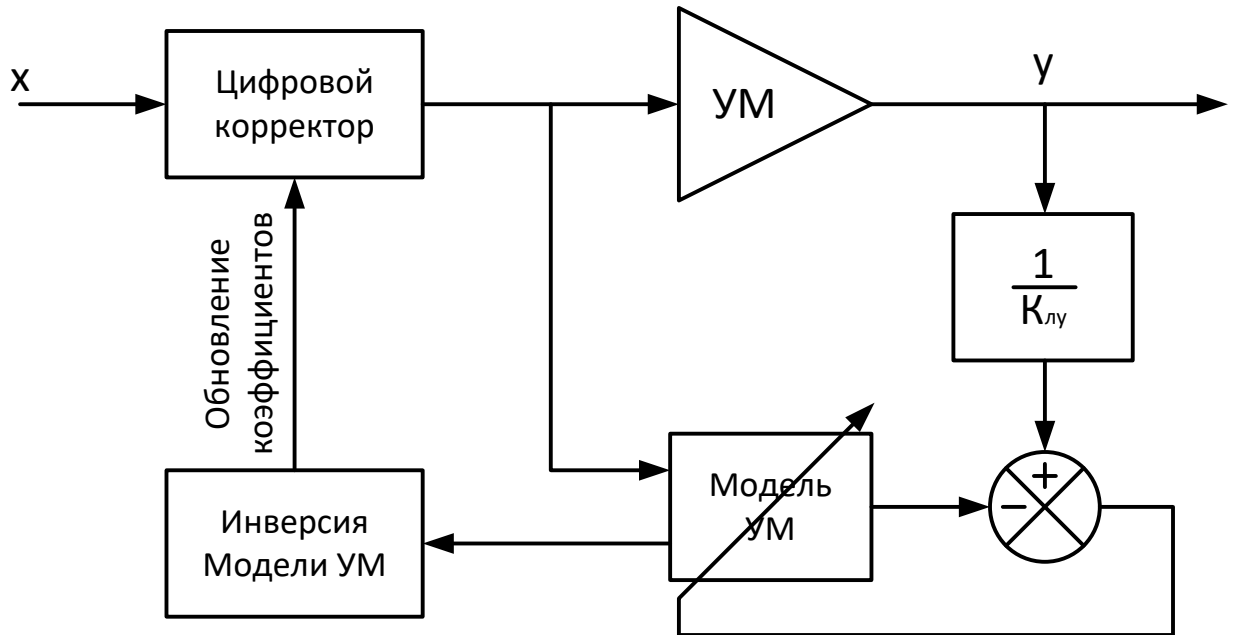


Рис.2.3 Схема прямого обучения цифрового корректора

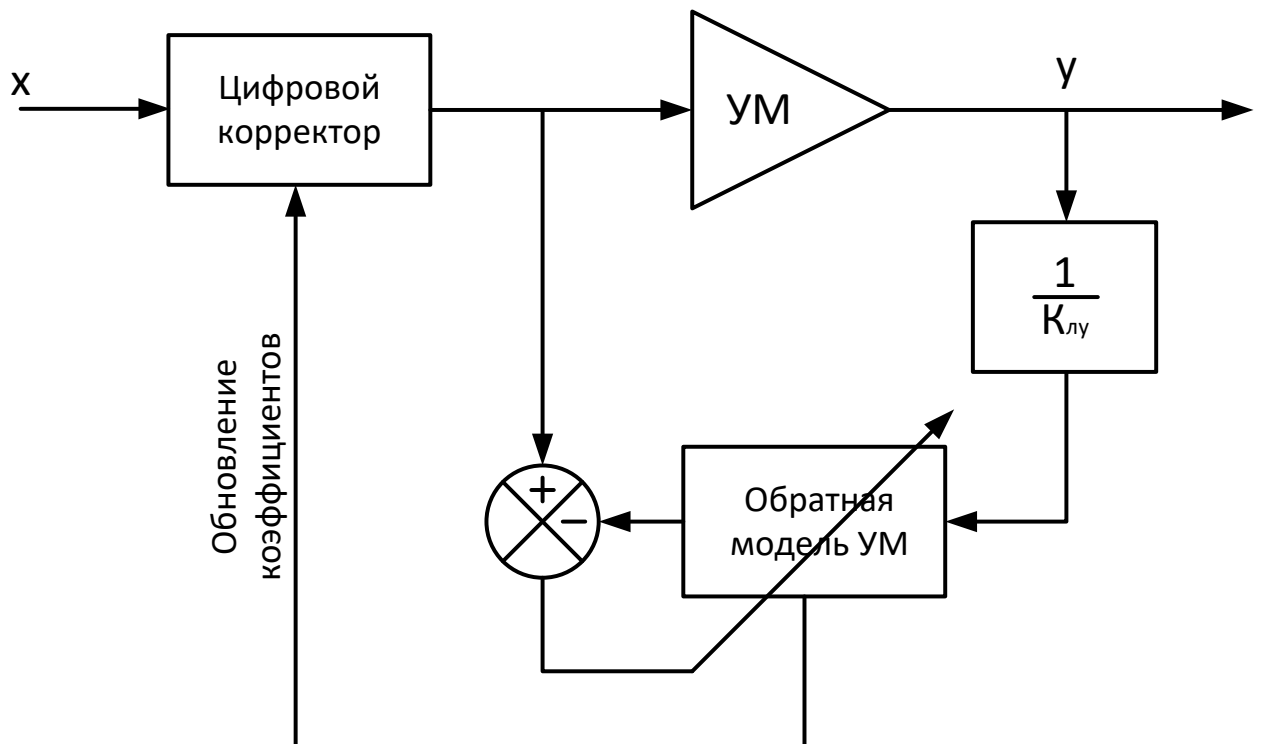


Рис.2.4 Схема обратного обучения цифрового корректора

качестве входных данных модели посткорректора используются измеренные отсчёты сигнала на выходе аналогового тракта  $y_1(n)$ ,  $y_2(n)$ , нормированные на требуемый коэффициент усиления ( $K_{\text{пу}}$ ), при идентификации модели посткорректора минимизируется разница между сигналом на его выходе и сигналом на входе передающего тракта  $z_1(n)$ ,  $z_2(n)$ .

На рисунке 2.5 представлена блок-схема двухполосной системы с коррекцией, в которой следует отдельно выделить блоки идентификации в обратной ветви и блоки внесения предсказаний, стоящие после модулятора. Именно в этих блоках реализуется алгоритм цифровой коррекции.

В алгоритме цифровых предсказаний можно выделить две основные операции:

- идентификация коэффициентов корректора;
- внесение предсказаний в сигнал.

Идентификация коэффициентов по обратной схеме обучения для двухмерной полиномиальной модели (1.4) осуществляется на основе решения следующего уравнения:

$$\begin{aligned} z_1(n) &= \sum_{p=0}^{P-1} \sum_{r=0}^p \sum_{m=0}^{M-1} h_{p,r,m}^1 y_1(n-m) |y_1(n-m)|^{p-r} |y_2(n-m)|^r, \\ z_2(n) &= \sum_{p=0}^{P-1} \sum_{r=0}^p \sum_{m=0}^{M-1} h_{p,r,m}^2 y_2(n-m) |y_2(n-m)|^{p-r} |y_1(n-m)|^r, \end{aligned} \quad (2.1)$$

где  $z_1$  – сигнал на входе передающего тракта,  $y_1$  – сигнал на его выходе.

Уравнение (2.1) можно переписать в матричном виде:

$$\mathbf{z}_1 = \mathbf{Y}_1 \cdot \mathbf{h}_1, \quad (2.2)$$

где  $z_1$  – вектор-столбец отсчетов сигнала на входе передающего тракта,  $Y_1$  – матрица выходных отсчетов, состоящая из векторов-строк  $y_1(n)$ , составленных в соответствие с выбранной моделью. Для двумерной полиномиальной модели «с памятью» вид ее следующий:

$$\mathbf{Y}_1 = [y_1(1), y_1(2), \dots, y_1(n)]^T, \quad (2.3)$$

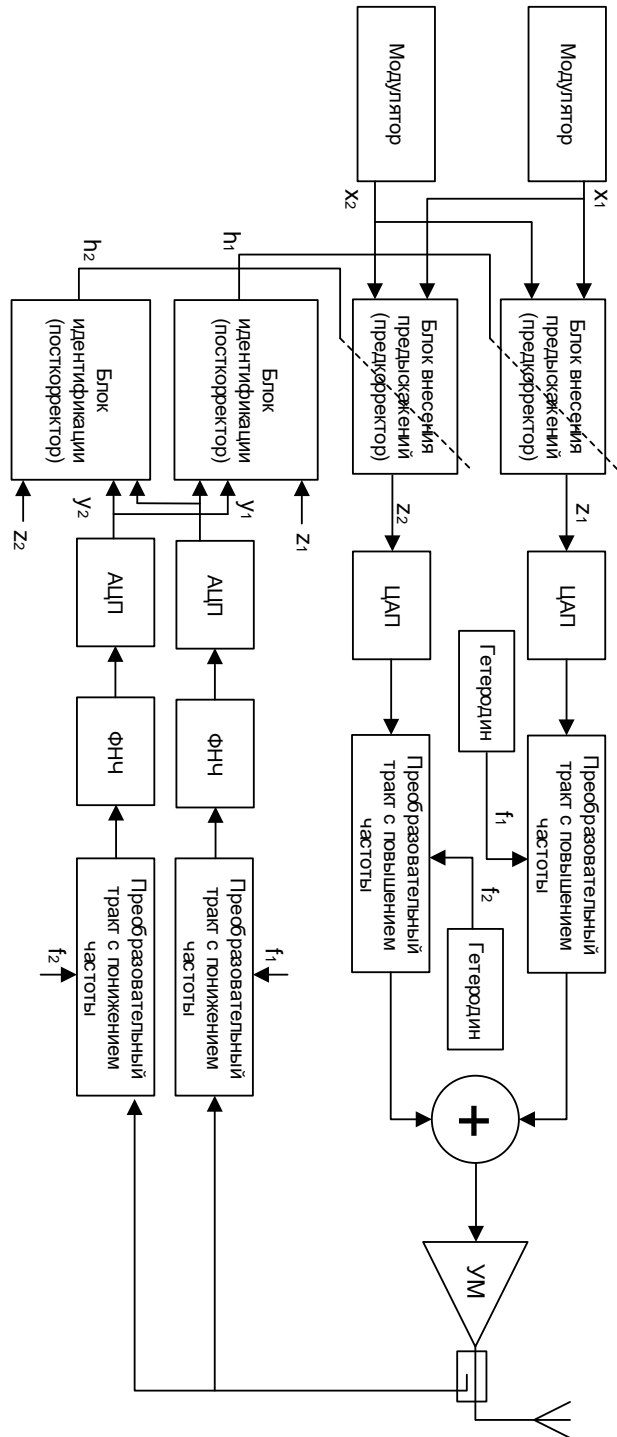


Рис.2.5 Блок-схема передающей системы с цифровыми предискажениями при параллельной двухполосной передаче данных

$$\mathbf{y}_1 = \begin{bmatrix} y_1(n), y_1(n-1), \dots, y_1(n-M+1), \dots, y_1(n) | y_1(n) |, y_1(n) | y_2(n) |, \\ \dots, y_1(n-M+1) | y_2(n-M+1) |, \dots, y_1(n) | y_2(n) |^{P-1}, \dots, \\ y_1(n-M) | y_2(n-M) |^{P-1} \end{bmatrix}, \quad (2.4)$$

а  $\mathbf{h}_1$  – вектор-столбец искоемых параметров корректора:

$$\mathbf{h}_1 = [h_{0,0,0}^{(1)}, h_{0,0,1}^{(1)}, \dots, h_{0,0,M-1}^{(1)}, h_{1,0,0}^{(1)}, h_{1,0,1}^{(1)}, \dots, h_{1,0,M-1}^{(1)}, \dots, h_{1,1,M-1}^{(1)}, \dots, h_{K-1,K-1,M-1}^{(1)}], \quad (2.5)$$

Такое уравнение можно решить известным нам способом, используя псевдообращение Мура-Пенроуза:

$$\mathbf{h}_1 = \mathbf{Y}_1^+ \cdot \mathbf{z}_1 = (\mathbf{Y}_1^* \mathbf{Y}_1)^{-1} \mathbf{Y}_1 \cdot \mathbf{z}_1, \quad (2.6)$$

Таким образом мы получим коэффициенты корректора, используя которые мы можем внести предыскажения во входной сигнал передающего тракта следующим образом:

$$\begin{aligned} z_1(n) &= \sum_{p=0}^{P-1} \sum_{r=0}^p \sum_{m=0}^{M-1} h_{p,r,m}^1 x_1(n-m) | x_1(n-m) |^{p-r} | x_2(n-m)^r |, \\ z_2(n) &= \sum_{p=0}^{P-1} \sum_{r=0}^p \sum_{m=0}^{M-1} h_{p,r,m}^2 x_2(n-m) | x_2(n-m) |^{p-r} | x_1(n-m)^r |. \end{aligned} \quad (2.7)$$

В матричном виде:

$$\mathbf{z}_1 = \mathbf{X}_1 \cdot \mathbf{h}_1, \quad (2.8)$$

По аналогии с напомним уравнения для идентификации цифрового корректора *MIMO* системы при обратной схеме обучения, используя кроссовер-модель:

$$z_1(n) = \sum_{m=0}^M \sum_{p=0}^P h_{1,1,p,m} y_1(n-m) | y_1(n-m) |^{p-1} + \sum_{m=0}^M \sum_{p=0}^P h_{1,2,p,m} y_2(n-m) | y_2(n-m) |^{p-1}. \quad (2.9)$$

Перепишем в матричном виде:

$$\mathbf{z}_1 = \mathbf{Y}_1 \cdot \mathbf{h}_1, \quad (2.10)$$

$$\mathbf{h}_1 = (h_{1,1,0,1}, \dots, h_{1,1,0,P}, h_{1,1,1,1}, \dots, h_{1,1,M,P}, h_{1,2,0,1}, \dots, h_{1,2,0,P}, h_{1,2,1,1}, \dots, h_{1,2,M,P}), \quad (2.11)$$

$$\mathbf{Y}_1 = \begin{pmatrix} y_1(1), y_1(1) | y_1(1) |, & \dots & y_1(1) | y_1(1) |^{P-1}, & \dots & y_1(1-m) | y_1(1-m) |^{P-1} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_1(N), y_1(N) | y_1(N) |, & \dots & y_1(N) | y_1(N) |^{P-1}, & \dots & y_1(N-M) | y_1(N-M) |^{P-1} \\ y_2(1), y_2(1) | y_2(1) |, & \dots & y_2(1) | y_2(1) |^{P-1}, & \dots & y_2(1-m) | y_2(1-m) |^{P-1} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_2(N), y_2(N) | y_2(N) |, & \dots & y_2(N) | y_2(N) |^{P-1}, & \dots & y_2(N-M) | y_2(N-M) |^{P-1} \end{pmatrix}, \quad (2.12)$$

$$\mathbf{z}_1 = (z_1(1), \dots, z_1(N))^T, \quad (2.13)$$

где  $\mathbf{h}_l$  – вектор коэффициентов корректора,  $\mathbf{Y}_l$  – матрица выходных отсчетов (отрицательные отсчеты  $x$  равны нулю),  $\mathbf{z}_l$  – вектор отсчетов входного сигнала передающего тракта,  $N$  – количество отсчетов.

Блок-схема *MIMO* системы с добавленными блоками идентификации и внесения предсказаний изображена на рисунке 2.6.

### 2.3 Адаптивные методы идентификации

В главе 1 был рассмотрен один из алгоритмов идентификации коэффициентов цифрового корректора, который основывался на псевдообращении Мура-Пенроуза, минимизирующем ошибку по критерию наименьших квадратов. Такой алгоритм отличается хорошей стабильностью и сходимостью, но требует значительных вычислительных ресурсов для обращения и умножения матриц (количество арифметических операций –  $O(N^3)$  [69]). Более того, разложение по сингулярным числам (*singular value decomposition*), используемое для нахождения псевдообратной матрицы не позволяет использовать алгоритм адаптивно, а требует фиксации отсчетов всей обучающей последовательности, и только после этого начинает рассчитывать псевдообращение. Поэтому, представленные в главе 2 адаптивные алгоритмы будут иметь целью снизить требования к вычислительным ресурсам на идентификацию коэффициентов корректора и дать возможность обновлять коэффициенты корректора по мере прихода каждого нового отсчета на устройство цифровой коррекции.

Идея адаптивных алгоритмов состоит в итеративном расчете корректирующих коэффициентов на основе мгновенной ошибки с целью снижения мощности ошибки, другими словами – среднеквадратичной ошибки.

Простейшим алгоритмом многопараметрической оптимизации выступает алгоритм по критерию наименьшего среднего квадрата (*LMS, least mean square*) [69, 70], который принадлежит к классу алгоритмов



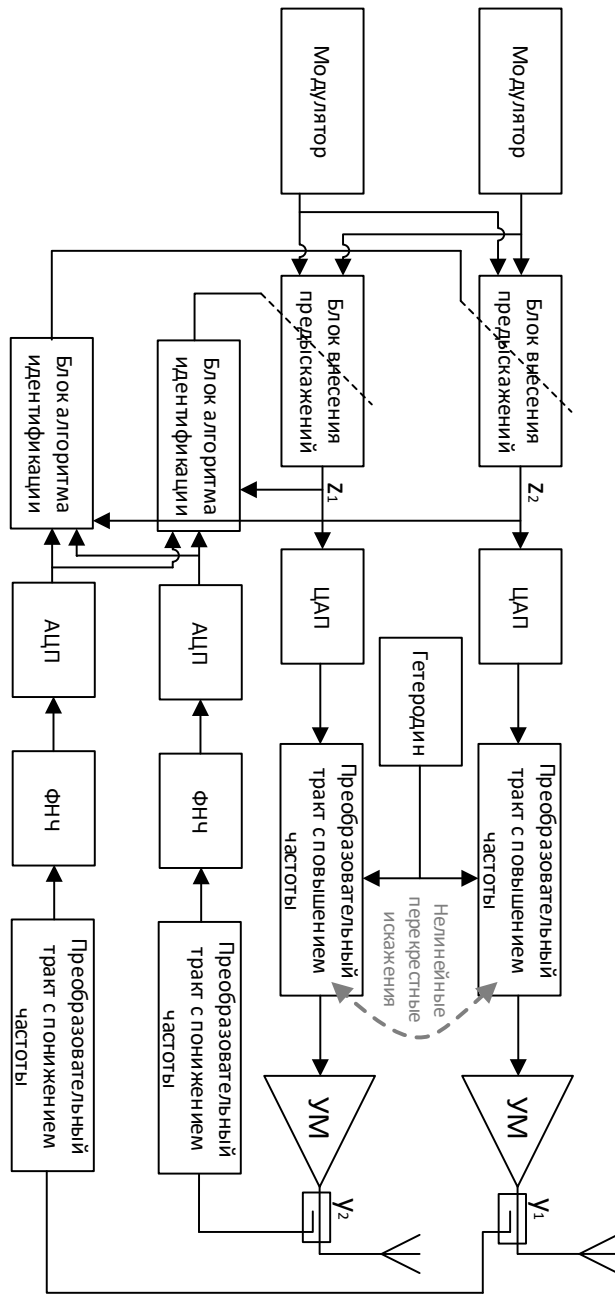


Рис.2.6 Блок-схема ММО системы с цифровой коррекцией

стохастического градиентного поиска. В отличие от алгоритма наискорейшего спуска, он использует упрощенный градиент из-за упрощения целевой функции. Упрощенный градиент неточный, поэтому подвержен случайным флуктуациям. Алгоритм *LMS* наиболее широко используется на практике благодаря наименьшей вычислительной сложности из всех известных алгоритмов адаптивной фильтрации.

*LMS*-алгоритм оперирует целевой функцией:

$$J_1 = \varepsilon_1(n) \cdot \varepsilon_1^*(n), \quad (2.14)$$

$$\varepsilon_1(n) = z_1(n) - \mathbf{h}_1(n) \cdot \mathbf{y}_1(n). \quad (2.15)$$

Обновление параметров корректора на основе данного алгоритма для рассматриваемой модели сводится к выражению:

$$\mathbf{h}_1(n+1) = \mathbf{h}_1(n) - \mu \cdot \text{grad}(J_1)_{\mathbf{h}_1}, \quad (2.16)$$

где  $\mu$  - шаг сходимости алгоритма стохастического градиента. Таким образом, рассчитав необходимые производные, удастся получить следующее итерационное правило обновления коэффициентов модели корректора:

$$\mathbf{h}_1(n+1) = \mathbf{h}_1(n) + \mu \cdot \varepsilon_1^*(n) \mathbf{y}_1(n). \quad (2.17)$$

Данное выражение можно переписать в скалярной форме:

$$h_{l,p,j}^{(1)}(n+1) = h_{l,p,j}^{(1)}(n) + \mu \varepsilon_1^*(n) y_1(n-m) |y_1(n-m)|^{p-1-j} |y_2(n-m)|^j, \quad (2.18)$$

здесь  $n$  – номер итерации.

Более качественным адаптивным алгоритмом многопараметрической оптимизации является рекурсивный алгоритм по критерию наименьших квадратов (*RLS, recursive least square*) [69, 71]. Для него целевая функция определяется не только текущим значением сигнала ошибки, но и рядом его предшествующих состояний с учетом весового коэффициента  $\lambda$ :

$$J_1(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \varepsilon_1(i) \varepsilon_1^*(i). \quad (2.19)$$

Коэффициенты модели корректора также определяются из условия минимизации данной целевой функции. Таким образом, удастся получить

следующие соотношения для итерационного расчёта коэффициентов первого блока корректора:

$$\mathbf{h}_1(n+1) = \mathbf{h}_1(n) + \mathbf{k}(n)\varepsilon(n), \quad (2.20)$$

$$\mathbf{k}(n) = \frac{\mathbf{R}^{-1}(n)\mathbf{y}_1(n)}{\lambda + \mathbf{y}_1^H(n)\mathbf{R}^{-1}(n)\mathbf{y}_1(n)}, \quad (2.21)$$

$$\mathbf{R}^{-1}(n+1) = \frac{1}{\lambda}[\mathbf{R}^{-1}(n) - \mathbf{k}(n)\mathbf{y}_1^H(n)\mathbf{R}^{-1}(n)]. \quad (2.22)$$

Матрица  $\mathbf{R}^{-1}$  и вектор  $\mathbf{h}_1$  инициализируются следующими значениями:

$$\mathbf{R}^{-1}(0) = \delta\mathbf{I}, \quad \mathbf{h}_1(0) = [1 \quad 0 \dots 0]^T. \quad (2.23)$$

где  $\mathbf{I}$  – единичная матрица,  $\delta$  - величина, обратная мощности входного сигнала.

Ещё одним адаптивным алгоритмом многопараметрической оптимизации является алгоритм сопряженного градиента (*CG, conjugate gradient*) [72–74]. Его мысленно можно расположить между методом наискорейшего спуска и методом Ньютона. Он призван ускорить типично медленную сходимость метода наискорейшего спуска, но без оценки, хранения и инверсии Гессиана, использующихся в методе Ньютона. Соответственно, алгоритм сопряженного градиента характеризуется более быстрой сходимостью и меньшим шумами адаптации относительно *LMS*-алгоритма, при этом обладает меньшей вычислительной сложностью и более устойчив, чем *RLS*-алгоритм [75]. Недостатком данного алгоритма можно считать то обстоятельство, что значений коэффициентов обновляются с приходом не каждого отдельного отсчета, а последовательности некоторой длины. Работу данного алгоритма можно разделить на следующие этапы:

- расчет оценки корреляционной матрицы и оценки вектора корреляций для всей обучающей последовательности:

$$\mathbf{R} = E\{\mathbf{y}_1^H \cdot \mathbf{y}_1\}, \quad (2.24)$$

$$\mathbf{q} = E\{\mathbf{x}_1 \cdot \mathbf{y}_1^H\}, \quad (2.25)$$

где  $E\{ \}$  – операция усреднения;

- расчет коэффициентов корректора ( $n = 1..N_{CG}$ ):

$$\mathbf{h}_1(n) = \mathbf{h}_1(n-1) + \alpha(n)\mathbf{v}(n), \quad \mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) - \alpha(n)\mathbf{v}(n), \quad (2.26)$$

$$\alpha(n) = \frac{\rho(n-1)}{\mathbf{v}(n)^H \mathbf{R} \cdot \mathbf{v}(n)}, \quad \mathbf{v}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \beta(n)\mathbf{v}(n), \quad (2.27)$$

$$\beta(n) = \frac{\rho(n)}{\rho(n-1)}, \quad \rho(n) = \mathbf{w}^H(n)\mathbf{w}(n). \quad (2.28)$$

Начальные значения:  $\mathbf{h}_1(0) = \mathbf{0}$ ,  $\mathbf{w}(0) = \mathbf{q}$ ,  $\rho(0) = \mathbf{w}^H(0)\mathbf{w}(0)$ ,  $\mathbf{v}(1) = \mathbf{q}$ .

Для каждого из трех описанных выше адаптивных алгоритмов идентификации была рассчитана вычислительная сложность, которая определялась количеством операций комплексного сложения и комплексного умножения на одну итерацию. Для *LMS*-алгоритма количество комплексных сложений на итерацию составляет  $2N_c$  (где  $N_c$  – количество идентифицируемых коэффициентов), умножений –  $2N_c$ . *RLS*-алгоритм на итерацию требует  $1,5N_c^2 + 3,5N_c$  комплексных сложений и  $2N_c^2 + 4N_c$  комплексных умножений. *CG*-алгоритм –  $N_c^2 + N_c + K(N_c^2 + 4N_c)$  комплексных сложений и  $N_c^2 + N_c + K(N_c^2 + 4N_c)$  комплексных умножений, где

$$K = \frac{N_{CG}}{L_{обуч.}}, \quad (2.29)$$

а  $N_{CG}$  – количество итераций алгоритма сопряженного градиента,  $L_{обуч.}$  – длина обучающей последовательности.

## 2.4 Критерии эффективности линейаризации

Мощность сигнала в соседнем канале (*adjacent channel power ratio*, *ACPR*) – параметр, позволяющий в частотной области количественно оценить нелинейность усилителя мощности при прохождении через него модулированных сигналов. Он определяется как:

$$ACPR = 10 \log_{10} \left( \frac{P_{сос.кан.}}{P_{осн.кан.}} \right), \quad (2.30)$$

где  $P_{осн.кан.}$  – средняя мощность сигнала в основном канале,  $P_{сос.кан.}$  – средняя мощность сигнала в соседнем канале. Каналы в сигнале выделяются, как показано на рисунке 1.14.

*ACPR* - это критический параметр линейности, так как мощность в соседних каналах, появляющаяся в результате нелинейных искажений, не может быть снижена фильтрацией. Таким образом, мощность в соседних каналах может рассматриваться как нежелательное излучение, которое следует минимизировать и контролировать. Соответственно, каждый стандарт связи предусматривает как часть технической спецификации установку для базовой станции порога по мощности сигнала в соседних каналах, этот порог называется «спектральной маской». В идеальной ситуации *ACPR* выходного и входного сигналов будут идентичны.

Величина вектора ошибки (*error vector magnitude, EVM*) – еще один параметр для количественного определения нелинейности усилителя мощности. Вектор ошибки определяется для сигнального созвездия и оценивает различие между опорным созвездием, то есть точками созвездия, которые были бы получены в случае идеального линейного усилителя мощности, и реальным созвездием в присутствии искажений.

Искажения, вносимые передатчиком можно разделить на три группы: фазовые, амплитудные и амплитудно-фазовые искажения. Фазовые искажения проявляют себя в повороте сигнального созвездия, амплитудные – в его сжатии или растяжении, амплитудно-фазовые – в комбинации предыдущих искажений. Пороговые значения *EVM* также определены в стандартах связи. В идеальной ситуации квадратуры входного и выходного сигналов не отличаются и *EVM* равен 0%. Величина вектора ошибки обычно выражается в процентах и определяется как:

$$EVM = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (I_{ex} - I_{вых})^2 + \sum_{n=1}^N (Q_{ex} - Q_{вых})^2}{\sum_{n=1}^N (I_{ex}^2 + Q_{ex}^2)}}, \quad (2.31)$$

где  $I_{вх}$ ,  $Q_{вх}$  – квадратуры входного сигнала блока, для которого считается *EVM*,  $I_{вых}$ ,  $Q_{вых}$  – квадратуры выходного сигнала.

На рисунке 2.7 показано, как может изменяться сигнальное созвездие при прохождении сигнала через усилитель мощности. Незакрашенными

окружностями показаны точки сигнального созвездия исходного сигнала, закрашенными – точки сигнального созвездия после прохождения передающего тракта. Видно, что выходной сигнал исказился, так как его точки созвездия перестали соответствовать исходным, значение  $EVM$  отлично от 0.

## **2.5 Сравнительный анализ цифровых корректоров для передающего тракта двухполосной системы**

Для проверки соотношений, представленных в этой главе, были проведены компьютерные и натурные эксперименты для системы двухполосной параллельной передачи данных.

В качестве линеаризуемых блоков выступали четыре модели усилителя мощности, представленные в п.1.3. Схема эксперимента, представленная на рисунке 2.10, была реализована в среде *MatLab*.

В эксперименте сравнивались 3 различные архитектуры корректора:

- полиномиальный корректор (уравнение (2.7));
- корректор на основе многослойного персептрона (рисунок 1.12);
- корректор на основе рекуррентной нейронной сети (рисунок 1.13).

Для полиномиального корректора порядок нелинейности был выбран равным 5, количество элементов памяти – 2. У нейросетевых моделей количество скрытых слоев равнялось 3, в каждом по 10 нейронов.

Количество рассчитываемых комплексных коэффициентов для полиномиальной модели составило 12, для многослойного персептрона – 332, рекуррентной сети – 372.

Эксперимент проходил следующим образом: двухполосный сигнал пропусклся через модель усилителя, на основе отсчетов со входа и выхода модели УМ строилась модель цифрового корректора, сигнал подвергался предварительной коррекции и снова подавался на модель УМ. Далее для выходного сигнала рассчитывались критерии  $ACPR$  и  $EVM$ .

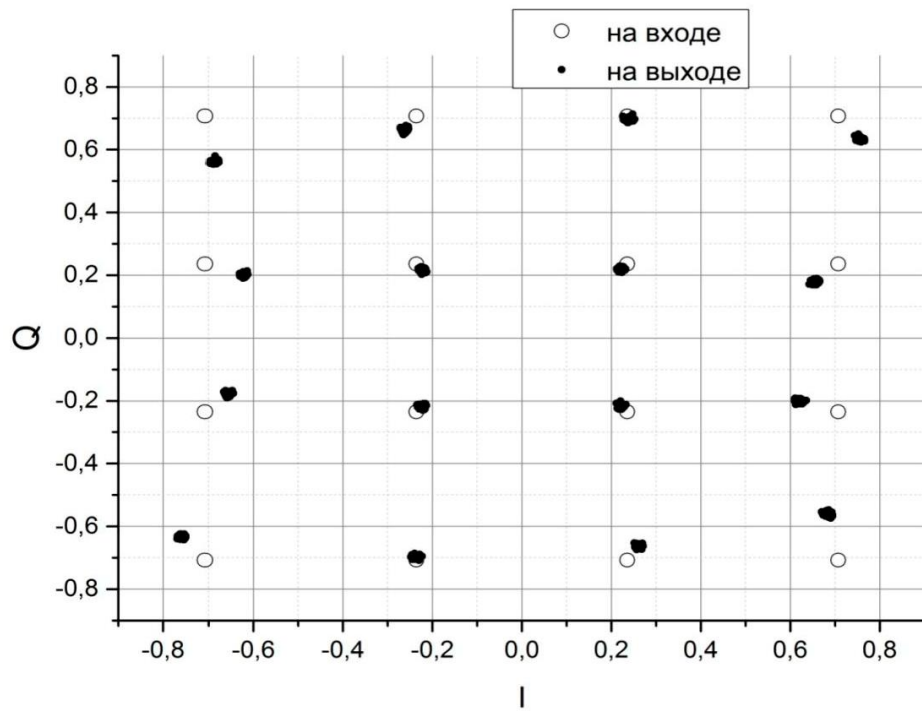


Рис.2.7 Сигнальное созвездие сигнала на входе и выходе усилителя  
МОЩНОСТИ

Результаты эксперимента представлены в таблице 2.1, где «*LS*» – полиномиальный корректор, «*MLP*» – многослойный перцептрон, «*RNN*» – рекуррентная сеть, «*ACPR R3*» и «*ACPR L3*» – значения *ACPR* для правой и левой соседних полос соответственно.

Таблица 2.1

Арх-ра блока	ACPR L3	ACPR R3	EVM	ACPR L3	ACPR R3	EVM
	Модель 1			Модель 3		
Без корректора	-36,10	-35,61	7,48	-34,00	-33,69	10,64
LS	-41,71	-40,47	1,87	-46,01	-40,85	1,36
MLP	-35,15	-33,21	3,35	-48,03	-46,18	0,77
RNN	-34,61	-32,70	3,06	-48,86	-46,98	0,67
	Модель 2			Модель 4		
Без корректора	-32,67	-31,65	10,19	-30,38	-30,96	16,35
LS	-51,67	-50,77	0,21	-47,51	-46,36	0,72
MLP	-50,80	-50,24	0,39	-51,71	-51,01	0,36
RNN	-52,29	-51,31	0,23	-51,86	-50,83	0,29

По результатам эксперимента видно, как по-разному могут работать алгоритмы цифровой коррекции в зависимости от уровня нелинейности усилителя и силы «эффектов памяти» в системе. Применение цифровой коррекции позволило повысить линейность передающей системы на 5-19 дБ по внеполосным излучениям и на 6-16% по сигнальному созвездию. Видно, что преимущества нейросетевых архитектур проявляются только на модели 3 и 4, это модели с существенной нелинейностью и «эффектами памяти». Улучшение на 2-4 дБ по *ACPR* и 0,5 – 0,7% по *EVM* достигается значительным увеличением вычислительных ресурсов. Полиномиальная архитектура корректора является предпочтительной по критерию эффективности линеаризации и сложности вычислений.

В эксперименте в качестве алгоритма идентификации использовался неадаптивный, т.е. не позволяющий отслеживать и подстраиваться под изменяющиеся в процессе работы характеристики системы и требующий значительных вычислительных ресурсов *LS*-алгоритм (пропорционально кубу количества коэффициентов). Цель следующего эксперимента - применить



описанные в главе адаптивные алгоритмы для моделирования корректора с полиномиальной архитектурой, сравнить эффективность смоделированных корректоров и сделать выводы о применимости адаптивных алгоритмов в коррекции многоканальных систем.

Компьютерные эксперименты ниже проводились для следующих адаптивных алгоритмов:

- алгоритм по критерию наименьшего среднего квадрата (*LMS*);
- рекурсивный алгоритм по критерию наименьших квадратов (*RLS*);
- алгоритм сопряженного градиента (*CG*).

Результаты эксперимента представлены в таблице 2.2. Также для сравнения приведены результаты работы неадаптивного *LS*-алгоритма.

Таблица 2.2.

Алгоритм идентификации	ACPR L3	ACPR R3	EVM	ACPR L3	ACPR R3	EVM
	Модель 1			Модель 3		
Без корректора	-36,09	-35,61	8,19	-32,67	-32,37	13,09
<i>LMS</i>	-36,71	-36,27	4,24	-36,95	-36,41	3,98
<i>RLS</i>	-41,84	-40,33	2,12	-38,93	-35,65	3,45
<i>CG</i>	-41,69	-40,43	2,14	-39,06	-35,47	3,44
<i>LS</i>	-41,69	-40,42	2,13	-39,06	-35,45	3,44
	Модель 2			Модель 4		
Без корректора	-27,15	-26,26	37,85	-31,30	-30,20	27,97
<i>LMS</i>	-30,42	-31,03	18,27	-31,14	-30,18	9,41
<i>RLS</i>	-50,21	-49,29	0,56	-49,83	-48,62	0,69
<i>CG</i>	-50,15	-49,22	0,58	-47,51	-46,39	0,72
<i>LS</i>	-50,20	-49,20	0,58	-48,57	-46,64	0,66

Из результатов видно, что *RLS* и *CG* алгоритмы показывают сходные с неадаптивным и более сложным алгоритмом *LS* результаты. Также видно, что самый простой алгоритм *LMS* хотя и не позволяет значительно подавить нелинейный эффекты системы, но способен повысить линейность системы на 4-19% по критерию *EVM*.

Перейдем к проверке выведенных для корректоров соотношений и полученных на компьютерных экспериментах результатов.

Натурные эксперименты проводились для усилителя сантиметрового диапазона. В качестве экспериментальных сигналов выступали два *OFDM*-сигнала, содержащих разную информацию, которые генерировались в среде *MatLab*.

Далее из них образовывался двухполосный сигнал, который, в последствии, передавался по *Ethernet* на векторный генератор сигналов. Далее сигнал проходил через усилитель мощности на векторный анализатор, который обрабатывал полосы сигналы последовательно на каждой из соответствующих частот. После этого полученные с анализатора данные обрабатывались на ПК, идентифицировались коэффициенты цифрового корректора на основе полиномиальной или нейросетевой архитектуры, предсказания вносились в сигналы. Цикл измерений повторялся, для выходных сигналов рассчитывались критерии *ACPR* и *EVM*. Эксперимент проводился для восьми уровней входной мощности, что позволило наблюдать результаты работы корректоров при различных режимах работы усилителя мощности.

Для полиномиальной модели порядок нелинейности  $P$  равнялся 5. Количество нейронов в трех скрытых слоях многослойного персептрона – 10, количество эпох обучения – 1000. Для обеих архитектур количество элементов памяти  $M$  равнялось 2.

Количество комплексных коэффициентов для полиномиальной архитектуры составило 12, для многослойного персептрона – 332.

Результаты эксперимента представлены на рисунках. На рисунке 2.8 показана зависимость *ACPR* от величины мощности сигнала на входе тестируемого усилителя мощности, на рисунке 2.9 – зависимость *EVM*.

Видно, как значительно изменяются характеристики передающего тракта при увеличении мощности входного сигнала – внеполосные искажения повышаются на 14 дБ, сигнальное созвездие ухудшается на 15%.

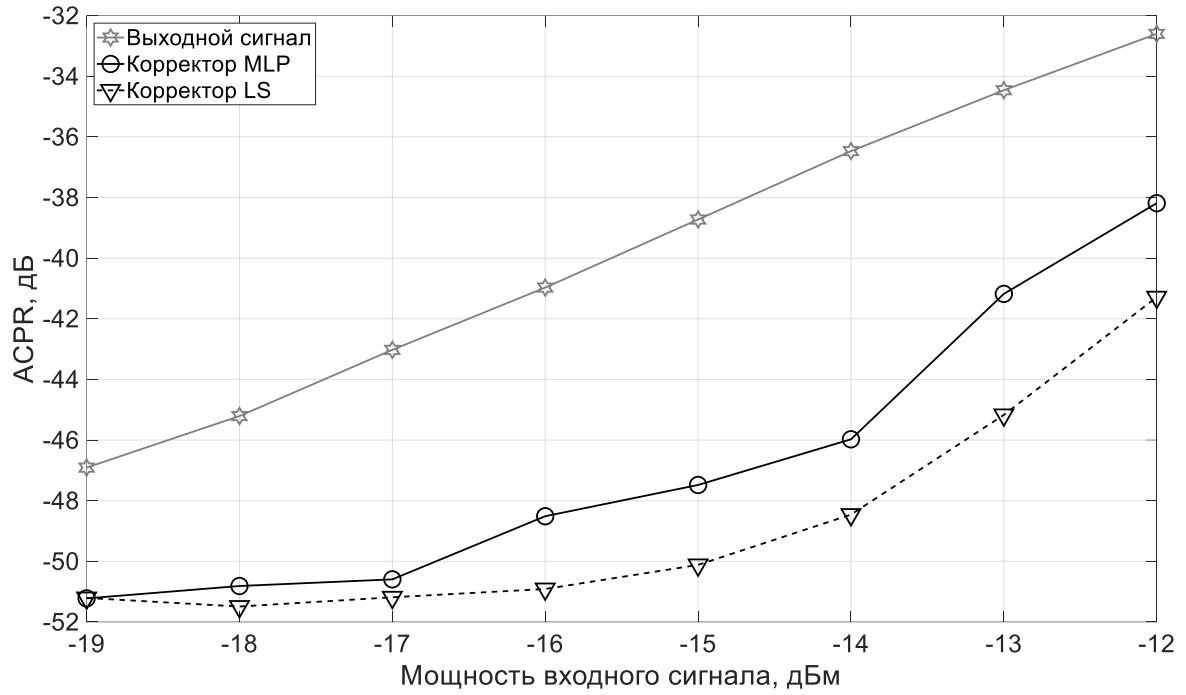


Рис.2.8 Зависимости АСРР от величины входного сигнала усилителя  
МОЩНОСТИ

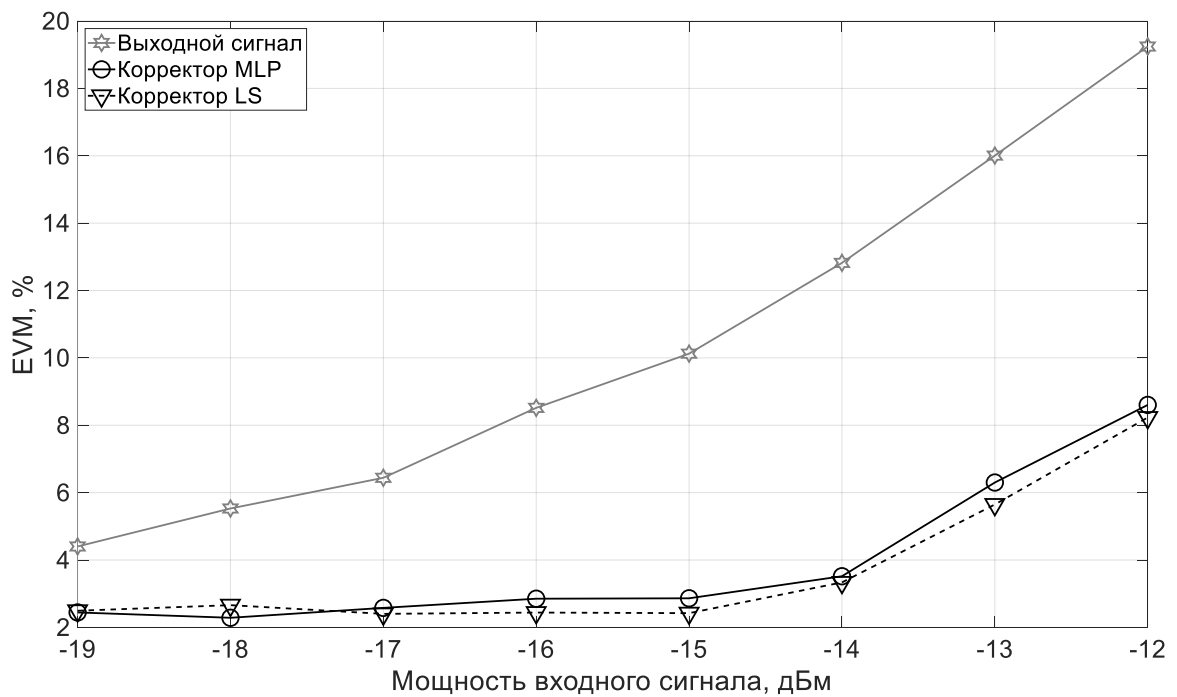


Рис.2.9 Зависимости EVM от величины входного сигнала усилителя  
МОЩНОСТИ

По результатам натурального эксперимента можно сделать следующие выводы:

1. Обе архитектуры корректора могут успешно применяться для построение цифрового корректора и линеаризации двухполосных систем передачи данных.

2. Для выбранного усилителя мощности нейросетевая архитектура корректора является избыточной и не дает выигрыша, а часто даже проигрывает более простой архитектуре – полиномиальной.

3. Полиномиальная архитектура корректора в таком приложении позволяет снизить внеполосные искажения сигналов в двухполосной системе на 4-12 дБ по критерию *ACPR* и на 2-9% по критерию *EVM*.

Для демонстрации работы алгоритмов коррекции далее приведены следующие рисунки: на рисунке 2.10 показаны амплитудно-амплитудные характеристики выходных сигналов в первой полосе с коррекцией и без для входной мощности -14 дБм, на рисунке 2.11 – амплитудно-фазовые характеристики, 2.12 – спектральные плотности мощности сигналов, 2.13 – сигнальные созвездия.

По рисункам 2.10 и 2.11 видно, как исходные характеристики системы становятся «тоньше», что говорит об ослаблении «эффектов памяти», также амплитудно-амплитудная характеристика приближается к прямой линии, что говорит о повышении линейности.

На рисунке 2.12 можно увидеть, как снижаются внеполосные искажения сигнала на 12 дБ при использовании *LS* корректора. А на рисунке 2.13 видно значительное сокращение размеров сигнального созвездия.

Далее проведем сравнение адаптивных алгоритмов идентификации корректора на основе натурального эксперимента.

Каждый корректор строился на основе полиномиальной архитектуры с порядком нелинейности  $P = 5$  и количеством элементов памяти  $M = 2$ .

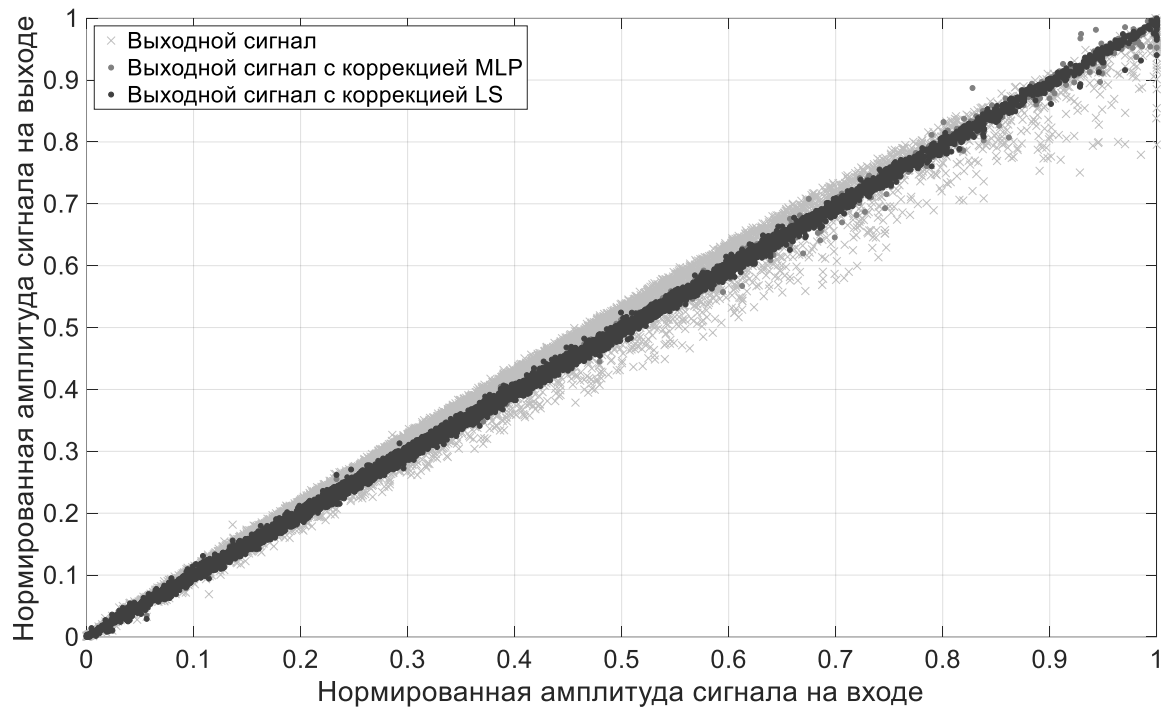


Рис.2.10 Амплитудно-амплитудные характеристики выходных сигналов

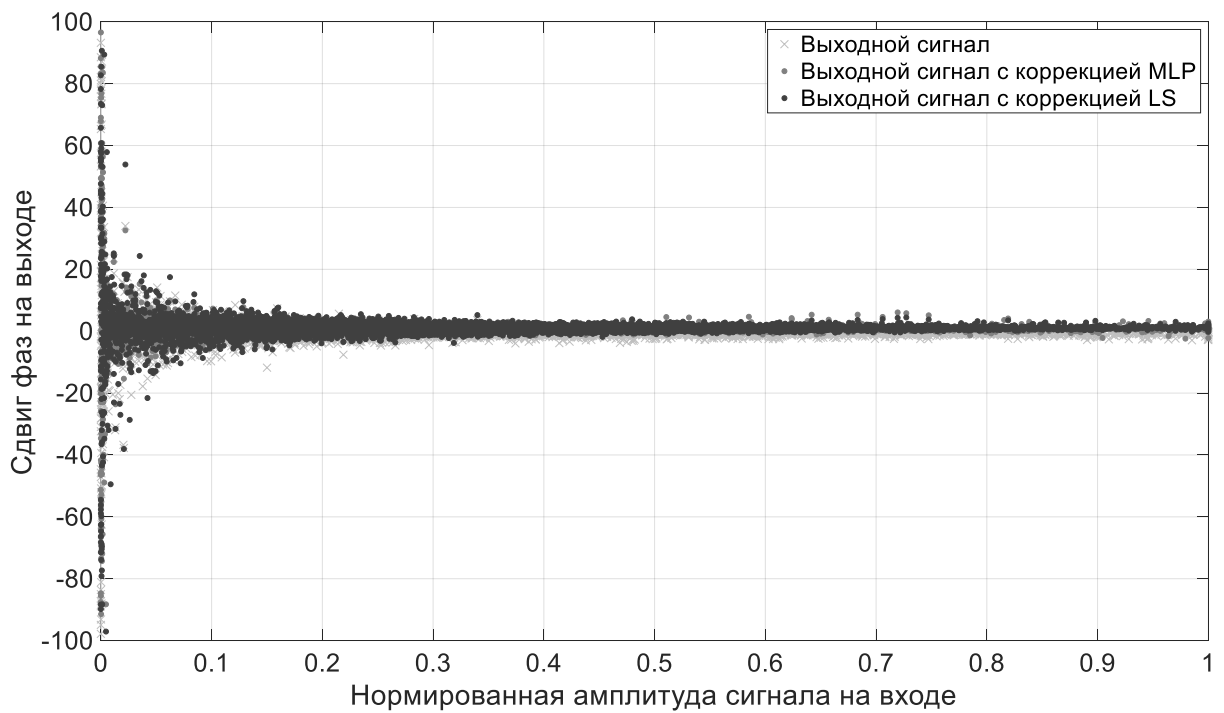


Рис.2.11 Амплитудно-фазовые характеристики выходных сигналов

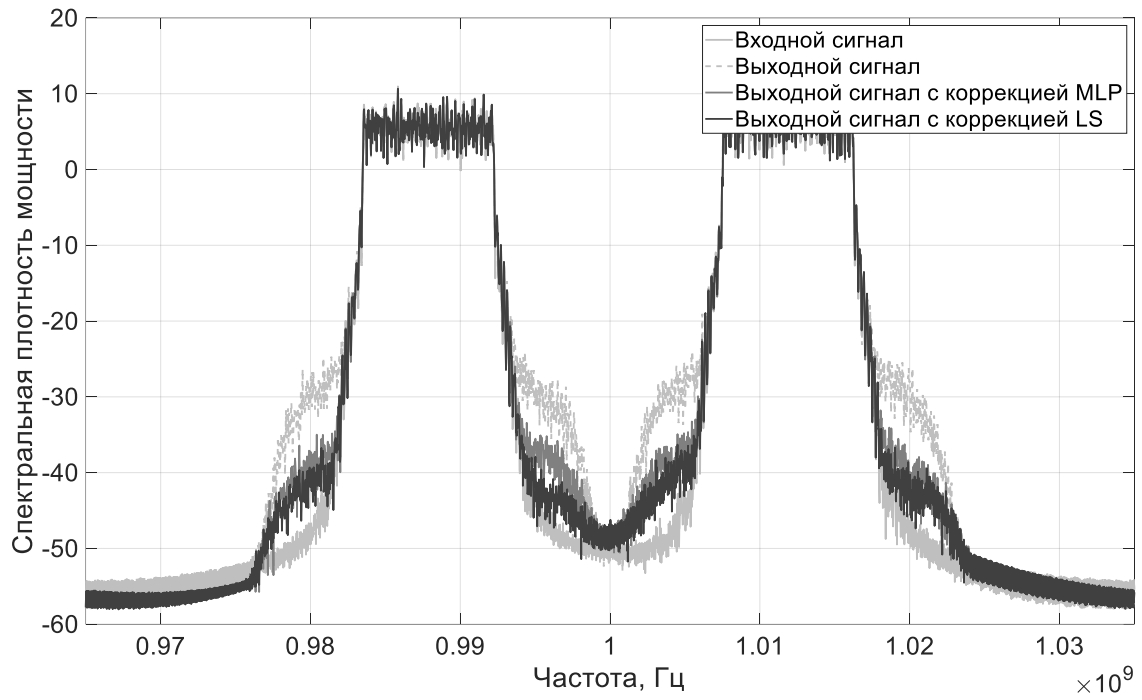


Рис.2.12 Спектральные плотности мощности сигналов

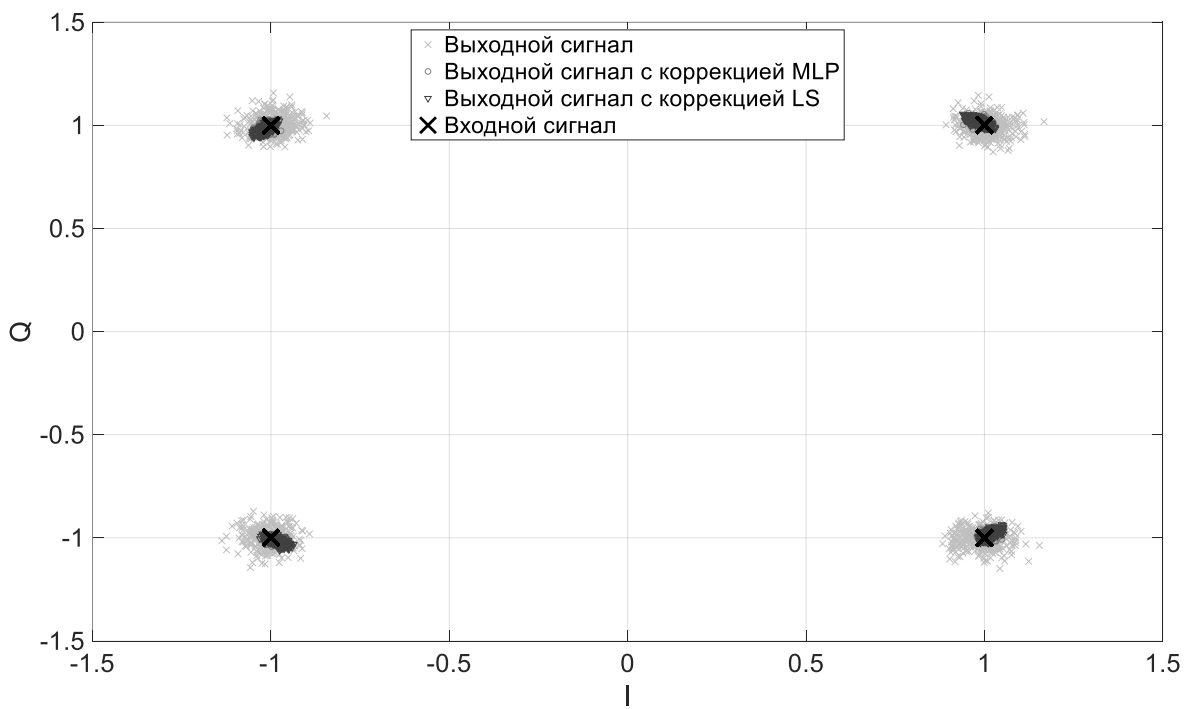


Рис.2.13 Сигнальные созвездия

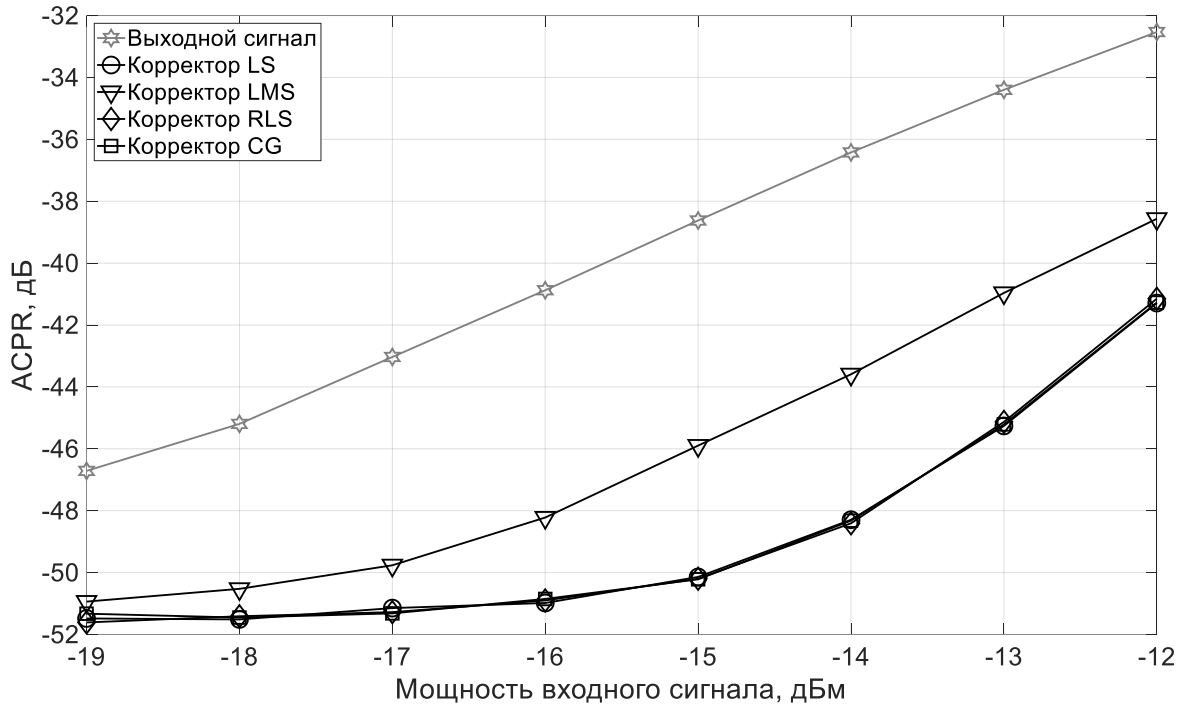


Рис.2.14 Зависимости АСРР от величины входного сигнала усилителя  
МОЩНОСТИ

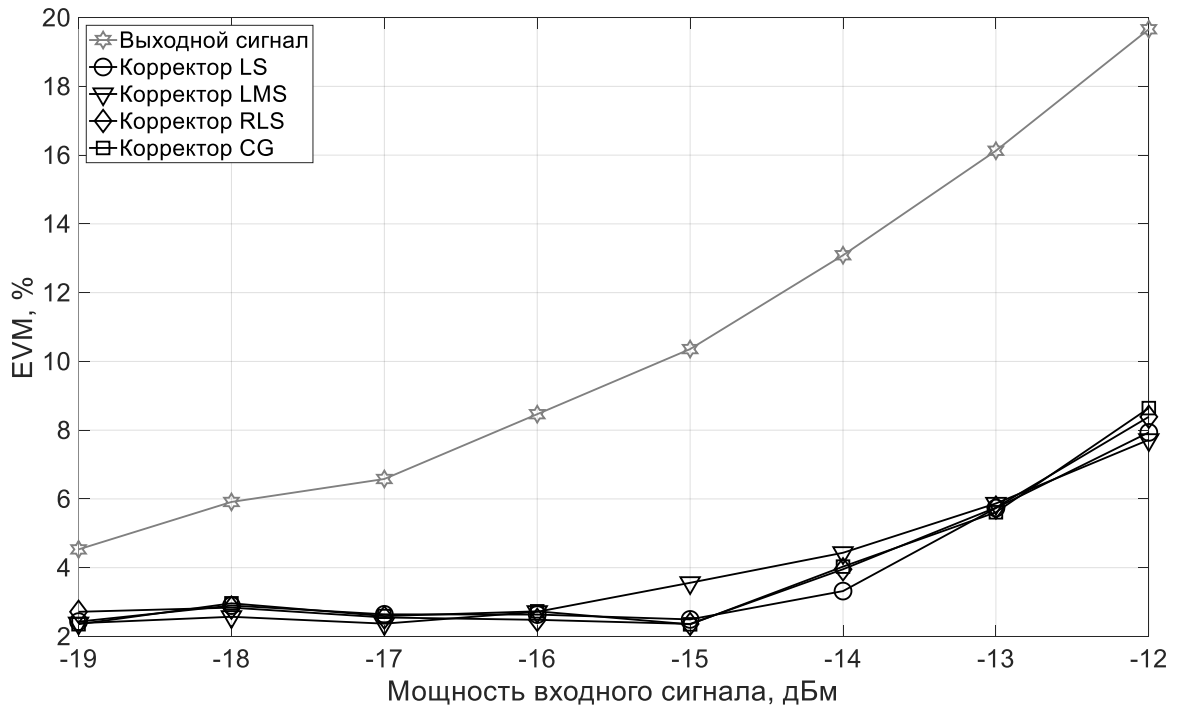


Рис.2.15 Зависимости EVM от величины входного сигнала усилителя  
МОЩНОСТИ

Длина обучающей последовательности для каждого алгоритма была одинаковой и составляла 3000 отсчетов. В качестве образца был выбран алгоритм *LS*.

Результаты сравнительного натурального эксперимента представлены на рисунках. На рисунке 2.14 – зависимости *ACPR* от мощности сигнала на входе усилителя мощности, на рисунке 2.15 – зависимости *EVM*.

По представленным на рисунках 2.14 и 2.15 результатам можно сделать следующие выводы:

1. *CG* и *RLS* алгоритмы показывают сходные с неадаптивным *LS*-алгоритмом результаты и улучшают линейность системы на 5-12 дБ по критерию *ACPR* и 2-12% по критерию *EVM*.

2. *LMS* алгоритм, являясь самым простым из представленных, при малых значениях входной мощности показывает близкие к остальным алгоритмам результаты, то есть его применение оправдано в слабо нелинейных системах.

Для того, чтобы выбрать наиболее подходящий адаптивный алгоритм идентификации цифрового корректора, необходимо оценивать не только его эффективность линеаризации, но и временные и вычислительные затраты на его выполнение.

Для двухполосной системы передачи данных с цифровой коррекцией был проведен эксперимент по исследованию скорости сходимости трех описанных в главе адаптивных алгоритмов: *LMS*, *RLS* и *CG*. Для этого при фиксированных входном и выходном сигналах передающего тракта были проведены измерения для различных длин обучающей последовательности: 50, 100, 200, 300, 500, 700, 1000, 1500, 2000, 3000 и 5000 отсчетов.

Результаты эксперимента по критерию *ACPR* представлены на рисунке 2.16, *EVM* – 2.17. На рисунке 2.18 можно увидеть количество операций с плавающей точкой, потребовавшихся для идентификации корректора различными алгоритмами с различными длинами обучающей последовательности.

По полученным результатам сделаны следующие выводы:



1. *LMS*-алгоритм при выбранных длинах обучающей последовательности не способен снизить нелинейные искажения до уровня ниже -44 дБ по *ACPR* и 2% по *EVM*. *RLS* и *CG* алгоритмы позволяют достичь уровня *ACPR* -49 дБ и *EVM* 1%.

2. Все адаптивные алгоритмы способны снижать нелинейные искажения при длине обучающей последовательности не менее 100.

3. При фиксированном количестве операций с плавающей точкой, например, равным 960.000, что соответствует для *LMS* длине обучающей последовательности в 5000 отсчетов, *CG* – 700, *RLS* – 300, *LMS* алгоритм заметно уступает остальным.

4. Наиболее эффективный алгоритм по критерию «эффективность/скорость сходимости» – алгоритм сопряженного градиента.

## **2.6 Сравнительный анализ цифровых корректоров для передающего тракта ММО системы**

Теперь перейдем ко второму типу системы, описываемой в работе – *MIMO* системе. Проведем компьютерные и натурные эксперименты для проверки выведенных в главе соотношений и сделаем выводы об эффективности различных алгоритмов коррекции.

Схема экспериментов изображена на рисунке 2.11, была реализована в среде *MatLab*.

В эксперименте сравнивались 3 различные архитектуры корректора:

- полиномиальный корректор (уравнение (2.9));
- корректор на основе многослойного персептрона (рисунок 1.12);
- корректор на основе рекуррентной нейронной сети (рисунок 1.13).

Для полиномиального корректора порядок нелинейности был выбран равным 5, количество элементов памяти – 2. У нейросетевых моделей количество скрытых слоев равнялось 3, в каждом по 10 нейронов.

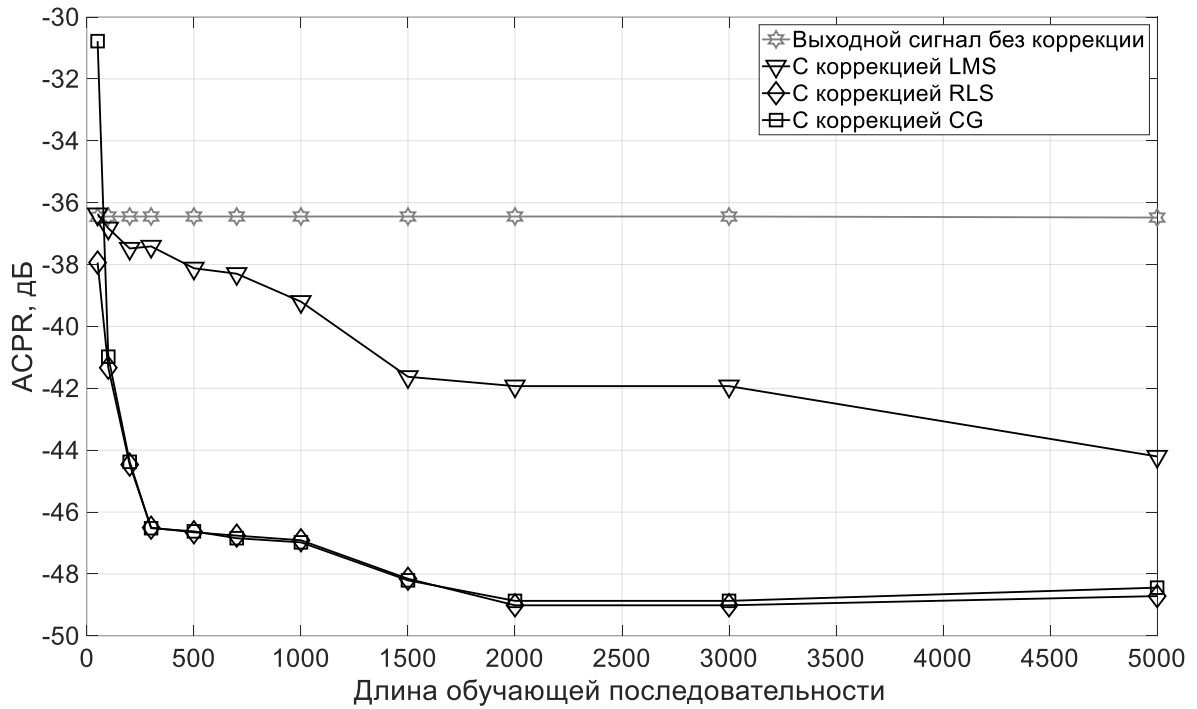


Рис.2.16 Зависимости ACPR от длины обучающей последовательности

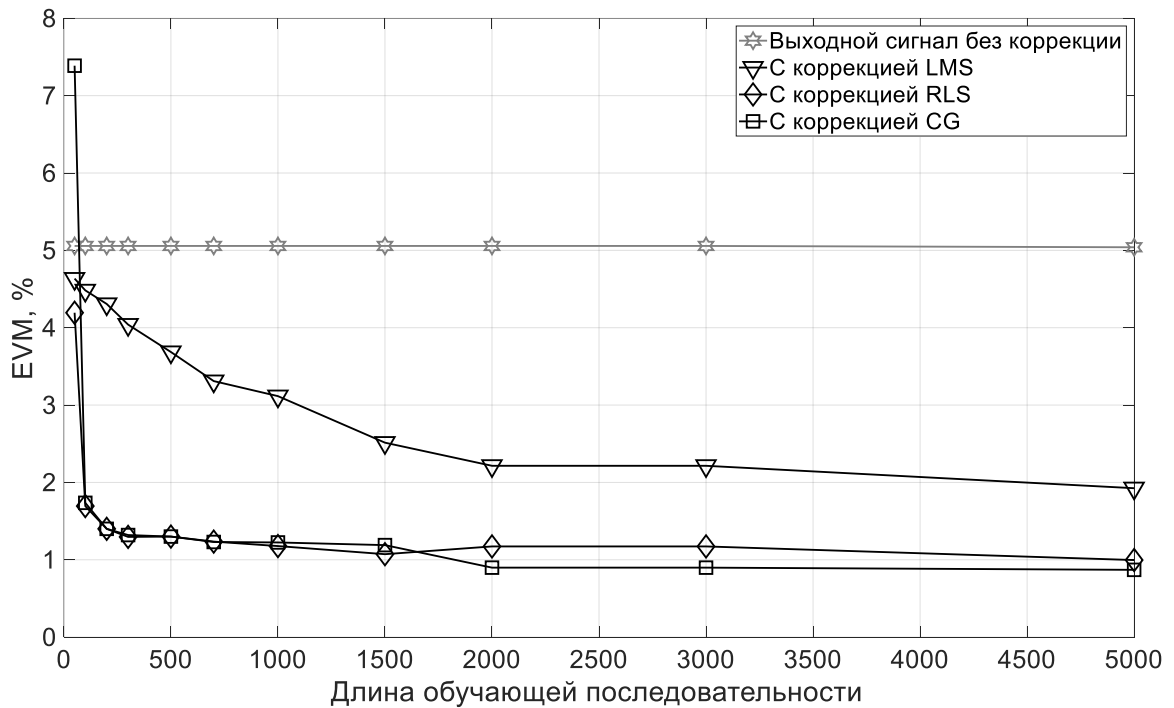


Рис.2.17 Зависимости EVM от длины обучающей последовательности

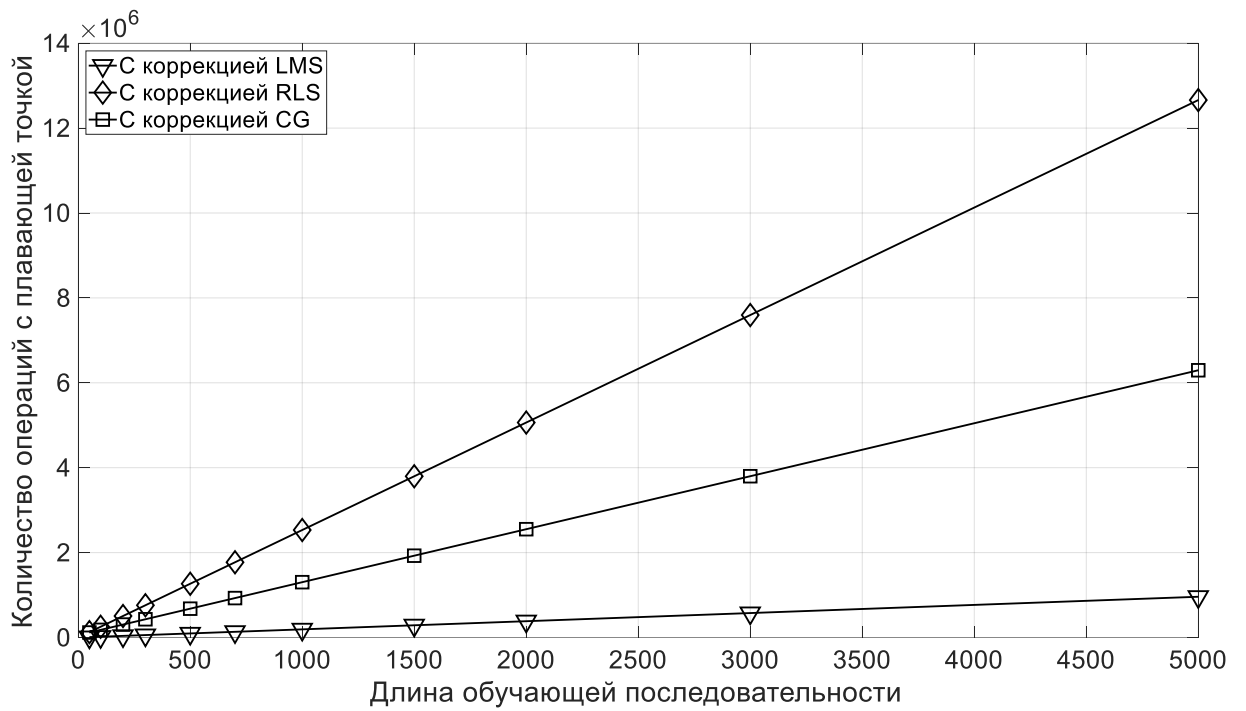


Рис.2.18 Зависимости количества операций с плавающей точкой от длины обучающей последовательности

Количество рассчитываемых комплексных коэффициентов для полиномиальной модели составило 12, для многослойного персептрона – 332, рекуррентной сети – 372.

Эксперимент проходил следующим образом: к сигналу одной полосы подмешивался ослабленный на величину перекрестных искажений сигнал второй полосы, после чего он пропускаялся через модель усилителя мощности, на основе отсчетов со входа и выхода модели УМ строилась модель цифрового корректора, сигнал подвергался предварительной коррекции, перекрестным искажениям и снова подавался на модель УМ. Далее для выходного сигнала рассчитывались критерии *ACPR* и *EVM*.

Измерения были проведены для двух уровней перекрестных помех: -10 и -30 дБ для оценки влияния помех на эффективность коррекции. Результаты для уровня помех -10 дБ представлены в таблице 2.3, -30 дБ – таблице 2.4.

Видно, что перекрестные помехи значительно влияют на величину вектора ошибки и, соответственно, на сигнальное созвездие. Различие составляет около 25% для всех моделей усилителя мощности. После коррекции разница значительно снижается. Уровни внеполосных излучений (*ACPR*) отличаются на 3 дБ для системы без корректора и на 1 дБ с корректором.

Таблица 2.3

Архитектура блока	ACPR L3	ACPR R3	EVM	ACPR L3	ACPR R3	EVM
	Модель 1			Модель 3		
Без корректора	-39,32	-39,75	31,27	-38,61	-38,09	30,73
LS	-54,34	-50,75	0,14	-53,01	-49,91	0,45
MLP	-51,86	-49,42	0,48	-47,39	-46,24	1,18
RNN	-51,94	-49,06	0,51	-48,25	-46,75	1,02
	Модель 2			Модель 4		
Без корректора	-36,88	-36,91	32,59	-34,65	-34,32	30,38
LS	-53,95	-50,56	0,19	-52,34	-49,85	0,34
MLP	-53,19	-50,31	0,35	-52,96	-49,95	0,35
RNN	-52,79	-50,28	0,38	-53,27	-50,38	0,32

Таблица 2.4

Архитектура блока	ACPR L3	ACPR R3	EVM	ACPR L3	ACPR R3	EVM
	Модель 1			Модель 3		
Без корректора	-42,59	-42,87	6,79	-40,62	-39,98	4,88
LS	-55,23	-51,13	0,08	-52,97	-49,71	0,53
MLP	-55,07	-51,11	0,09	-52,30	-49,41	0,40
RNN	-55,13	-51,11	0,09	-52,46	-49,77	0,43
	Модель 2			Модель 4		
Без корректора	-41,27	-40,88	7,87	-36,35	-35,93	4,52
LS	-55,15	-51,13	0,08	-52,65	-49,75	0,43
MLP	-55,25	-51,17	0,06	-55,07	-51,08	0,13
RNN	-55,37	-51,20	0,05	-54,90	-50,94	0,13

По результатам компьютерного эксперимента можно заметить почти полное сходство результатов линеаризации для всех трех архитектур, что говорит о достаточности более простой полиномиальной архитектуры для построения корректора. Интересно, что в эксперименте по моделированию тракта в главе 1, нейросетевые модели показали значительное превосходство. Отсюда можно вывести практическую рекомендацию, что нейронные сети предпочтительно использовать в моделировании передающих трактов для дальнейшего использования этих моделей в процессе разработки. Для коррекции же сложность и, соответственно, время вычислений принимает большее значение, и большее количество расчетных коэффициентов нейронных сетей не дает заметного выигрыша, при этом значительно замедляет процесс коррекции.

Перейдем к исследованию адаптивных алгоритмов коррекции для *MIMO* системы. Измерения так же проводились для двух уровней симметричных перекрестных помех -10 дБ и -30 дБ.

Результаты для уровня помех -10 дБ представлены в таблице 2.5, -30 дБ – таблице 2.6.

Видно, что корректор на основе *LMS*-алгоритма показывает результаты заметно хуже остальных вариантов корректора, особенно плохо он справляется с самым нелинейными и динамичным усилителем - №4. Еще к

недостаткам алгоритма можно отнести его негибкость – чтобы получить наилучший результаты приходится подбирать  $\mu$ , шаг сходимости алгоритма стохастического градиента, для каждой модели усилителя.

Таблица 2.5

Алгоритм идентификации	ACPR L3	ACPR R3	EVM	ACPR L3	ACPR R3	EVM
	Модель 1			Модель 3		
Без корректора	-39,32	-39,76	31,27	-38,61	-38,09	30,73
LMS	-44,25	-43,88	1,64	-47,41	-44,37	5,06
RLS	-54,31	-50,76	0,14	-52,96	-49,90	0,45
CG	-54,31	-50,76	0,14	-53,12	-50,03	0,43
LS	-54,31	-50,75	0,14	-52,98	-49,91	0,45
	Модель 2			Модель 4		
Без корректора	-36,88	-36,92	32,59	-34,65	-34,31	30,38
LMS	-44,96	-43,69	1,61	-36,91	-36,06	3,82
RLS	-53,96	-50,56	0,19	-52,39	-49,89	0,35
CG	-53,93	-50,56	0,19	-52,78	-50,09	0,33
LS	-53,96	-50,56	0,19	-52,44	-49,88	0,35

Таблица 2.6

Алгоритм идентификации	ACPR L3	ACPR R3	EVM	ACPR L3	ACPR R3	EVM
	Модель 1			Модель 3		
Без корректора	-42,59	-42,88	6,79	-40,61	-39,99	4,88
LMS	-44,17	-43,73	1,40	-46,00	-43,73	4,35
RLS	-55,24	-51,14	0,08	-52,96	-49,71	0,53
CG	-55,25	-51,15	0,08	-53,22	-49,89	0,49
LS	-55,25	-51,14	0,08	-52,98	-49,71	0,53
	Модель 2			Модель 4		
Без корректора	-41,27	-40,87	7,87	-36,36	-35,94	4,52
LMS	-44,07	-42,85	1,44	-36,67	-35,82	3,80
RLS	-55,14	-51,13	0,08	-52,68	-49,74	0,43
CG	-55,16	-51,12	0,08	-53,38	-50,19	0,39
LS	-55,17	-51,13	0,08	-52,69	-49,76	0,43

Остальные алгоритмы работают без дополнительных настроек, их параметры не меняются от модели к модели. Однако, стоит отметить, что *LMS*-алгоритм отличается самой меньшей вычислительной сложностью, и его

использование оправдано при жестких ограничениях на вычислительные ресурсы. Адаптивные алгоритмы *RLS*, *CG* работают показали себя так же эффективно, как и неадаптивный «образцовый» алгоритм *LS*, отличаясь от него меньшей вычислительной сложностью.

Перейдем к экспериментальному сравнению архитектур корректора для *MIMO* системы при различных уровнях перекрестных помех. Архитектуры, используемые в эксперименте: двумерная полиномиальная модель «с памятью» и многослойный персептрон. Мощность сигнала фиксированная, уровни перекрестных помех симметричны и равны: -10, -15, -20, -25, -30, -40 дБ. Также проведено исследование при отсутствии перекрестных помех.

На рисунке 2.19 и 2.20 представлены зависимости *ACPR* и *EVM* от величины перекрестных помех для системы без коррекции и с коррекцией на основе двух сравниваемых архитектур («*LS-CO*» на рисунках – полиномиальная архитектура, «*MLP*» – многослойный персептрон).

По результатам эксперимента видно, что приведенные в этой работе корректоры для *MIMO* системы позволяют снизить нелинейные искажения по критерию *ACPR* на 7-13 дБ, на 1,5 – 30% по критерию *EVM* в зависимости от уровня помех и используемого алгоритма. Нейросетевая модель не демонстрирует никаких преимуществ относительно полиномиальной, уступая полиномиальной по *ACPR* 1,5-3 дБ. При чем полиномиальная модель корректора демонстрирует почти постоянные результаты коррекции вне зависимости от уровня перекрестных помех, что говорит об их достаточном учете выбранной архитектурой и значениями параметров *P* и *M*.

Также представлены характеристики сигналов в ходе эксперимента для уровня помех -15 дБ для более полной демонстрации работы корректора. На рисунке 2.21 – амплитудно-амплитудные характеристики сигналов, 2.22 – амплитудно-фазовые, 2.23 – спектральные плотности мощности, 2.24 – сигнальные созвездия.

На рисунке 2.21 и 2.22 видно, насколько снижаются «эффекты памяти» и нелинейность системы при добавлении корректора. Также можно заметить,

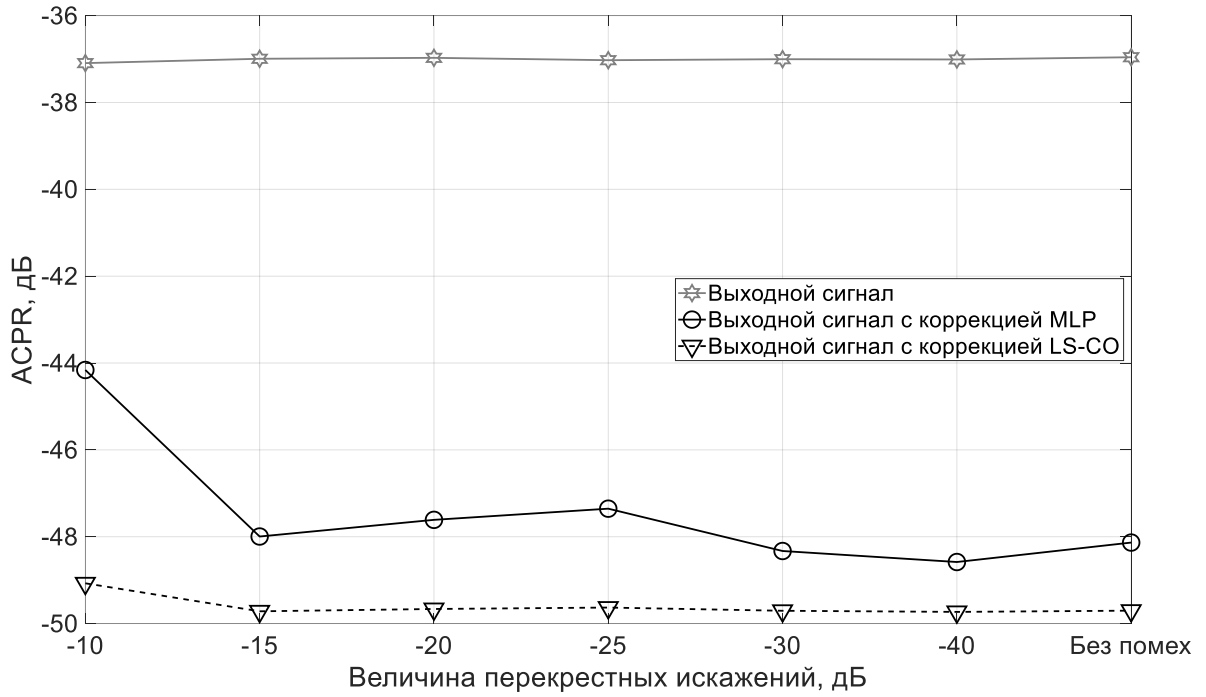


Рис.2.19 Зависимости АСРР от уровня перекрестных искажений

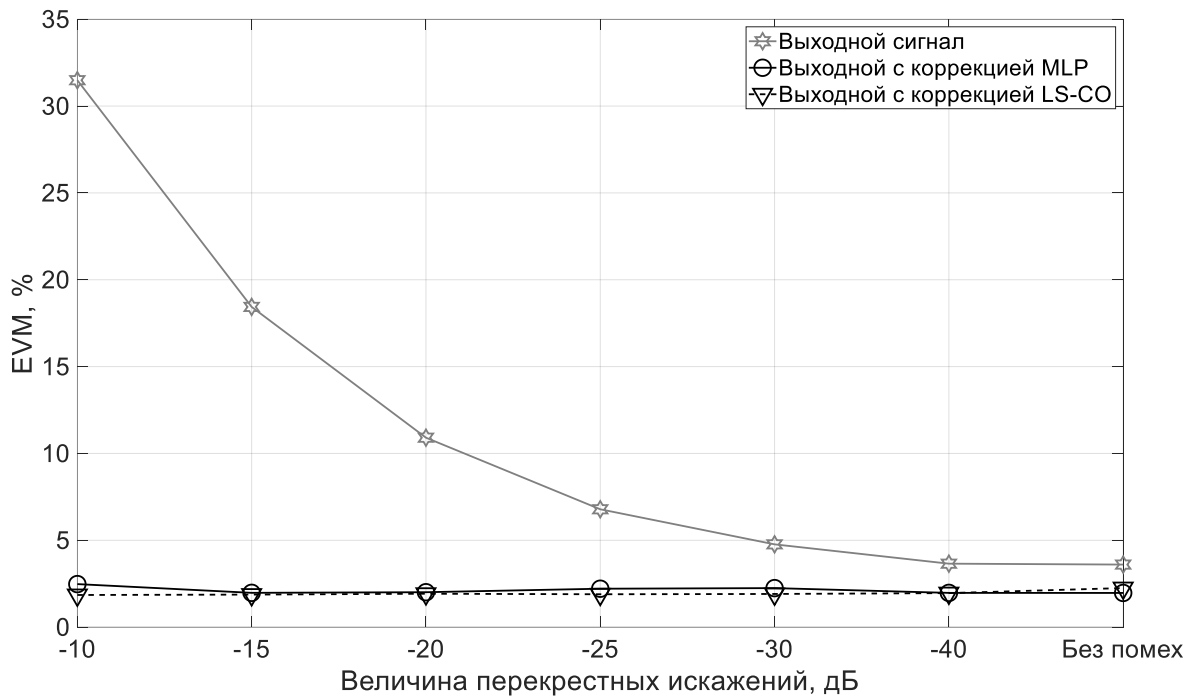


Рис.2.20 Зависимости EVM от уровня перекрестных искажений



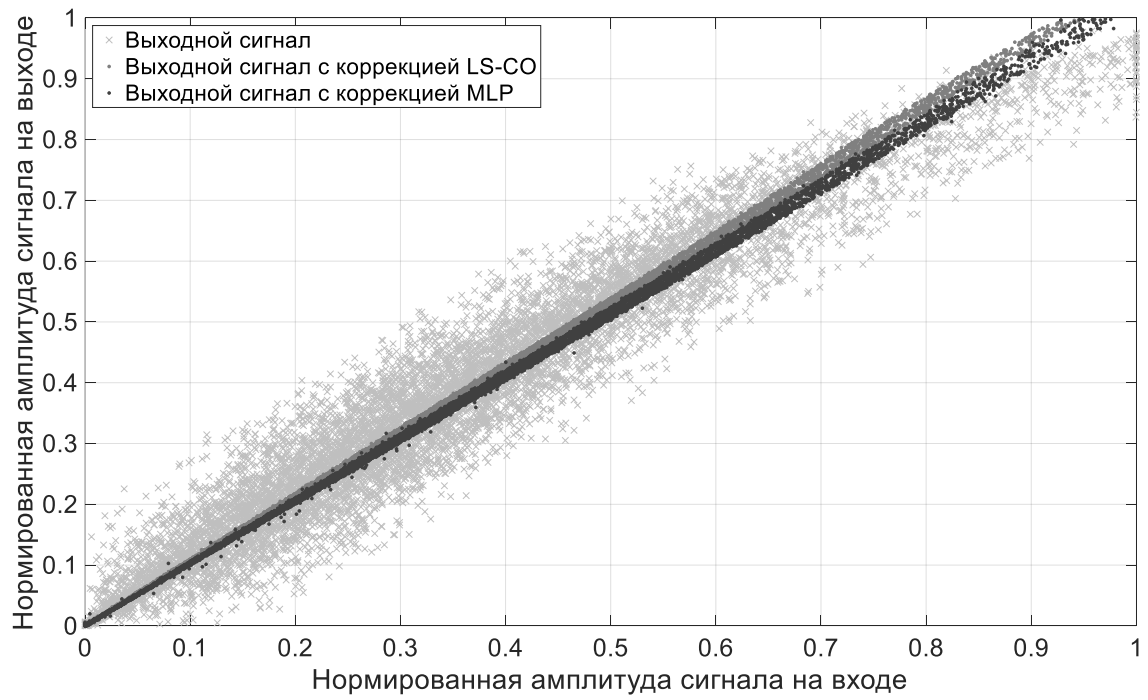


Рис.2.21 Амплитудно-амплитудные характеристики сигналов в эксперименте

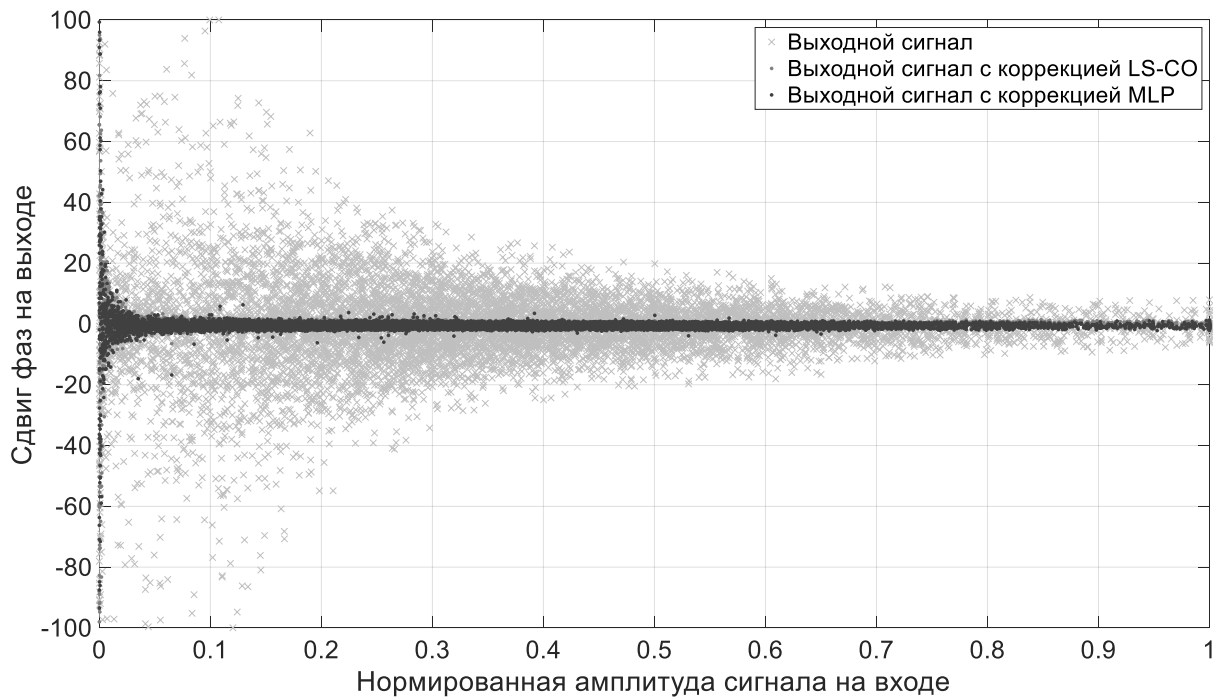


Рис.2.22 Амплитудно-фазовые характеристики сигналов в эксперименте

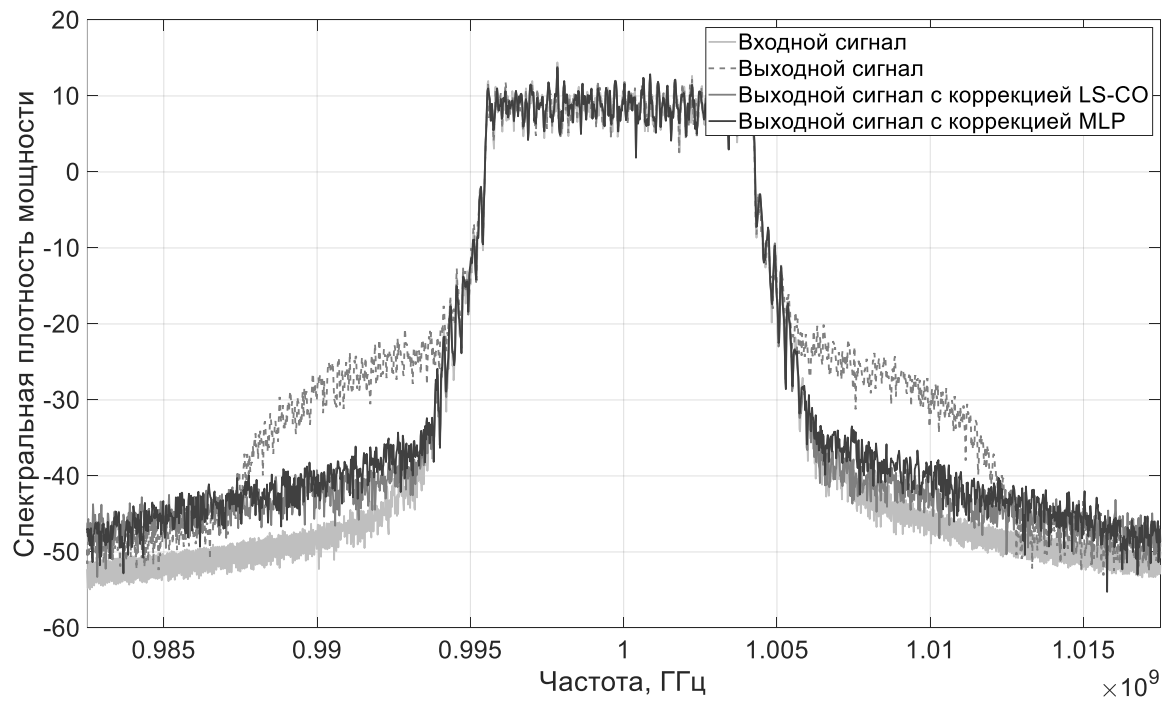


Рис.2.23 Спектральные плотности мощности сигналов в эксперименте

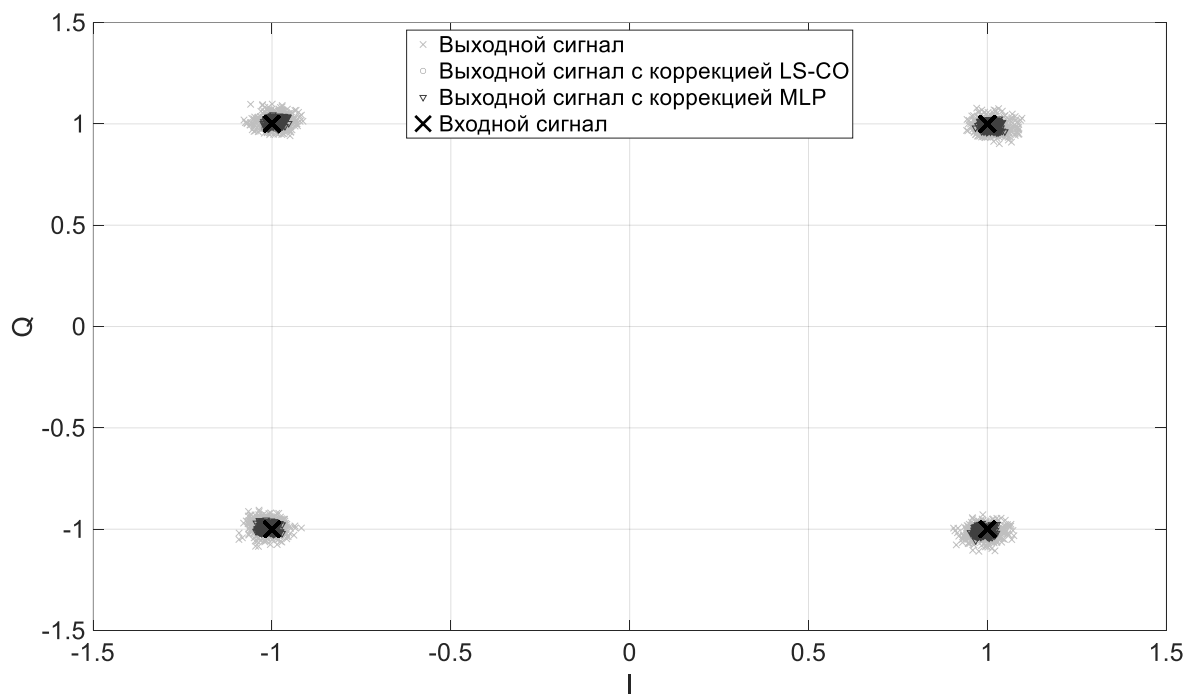


Рис.2.24 Созвездия сигналов в эксперименте

что итоговый коэффициент усиления при использовании полиномиальной модели выше, чем при нейросетевой. На рисунке 2.23 демонстрируется снижение внеполосных излучений в соседнем канале на 13 дБ, на рисунке 2.24 – уменьшение вектора ошибки и, соответственно, сигнального созвездия.

Эксперименты выше показали, что модель корректора на основе полиномиальной кроссовер-модели достойно показывает себя для моделей усилителей мощности с разными порядками нелинейности и величиной «эффектов памяти» и для разных величин перекрестных помех в *MIMO* системе. Теперь проведем натурный эксперимент для проверки адаптивных алгоритмов идентификации корректора и сравнения результатов кроссовер-модели с результатами, показанными корректором без учета перекрестных помех на базе полиномиальной модели «с памятью».

В дополнение к уже исследованным ранее моделям корректора на основе кроссовер-модели, были смоделированы корректоры без учета перекрестных помех.

Количество операций с плавающей точкой (*FLOPs*) на 1 итерацию в 1 блоке для всех сравниваемых адаптивных алгоритмов идентификации приведены в таблице 2.7.

Таблица 2.7

Алгоритм	LMS	RLS	CG	LMS-CO	RLS-CO	CG-CO
FLOPs	96	726	339	192	2532	1267

Важно отметить, что алгоритмы отличаются скоростью сходимости, то есть каждому алгоритму может потребоваться разное количество итераций для достижения заданного уровня ошибки [76]. В данной работе это не исследовалось, и длина обучающей последовательности для каждого алгоритма была одинакова.

На рисунке 2.25 представлены зависимости *ACPR* от уровня перекрестных помех для всех моделей корректоров. На рисунке 2.26 – зависимости *EVM*. Серым цветом обозначены зависимости для стандартной полиномиальной модели, черным цветом и маркерами – для полиномиальной

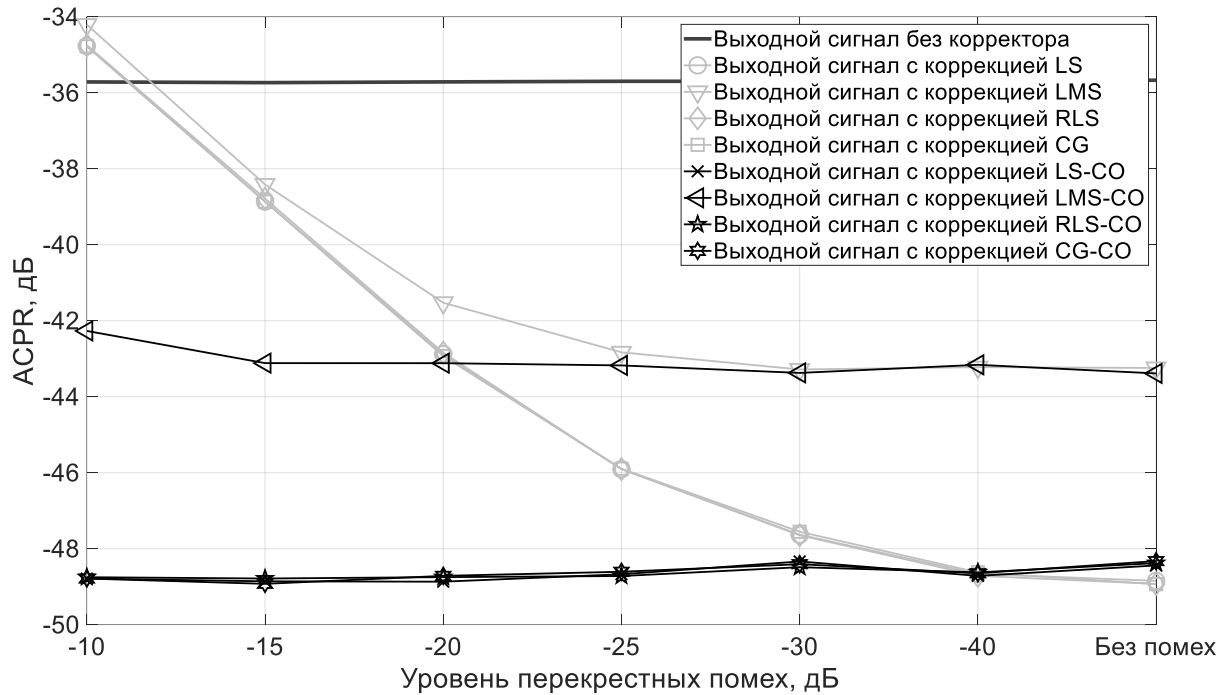


Рис.2.25 Зависимость ACPR от уровня перекрестных помех для различных алгоритмов идентификации MIMO-корректора

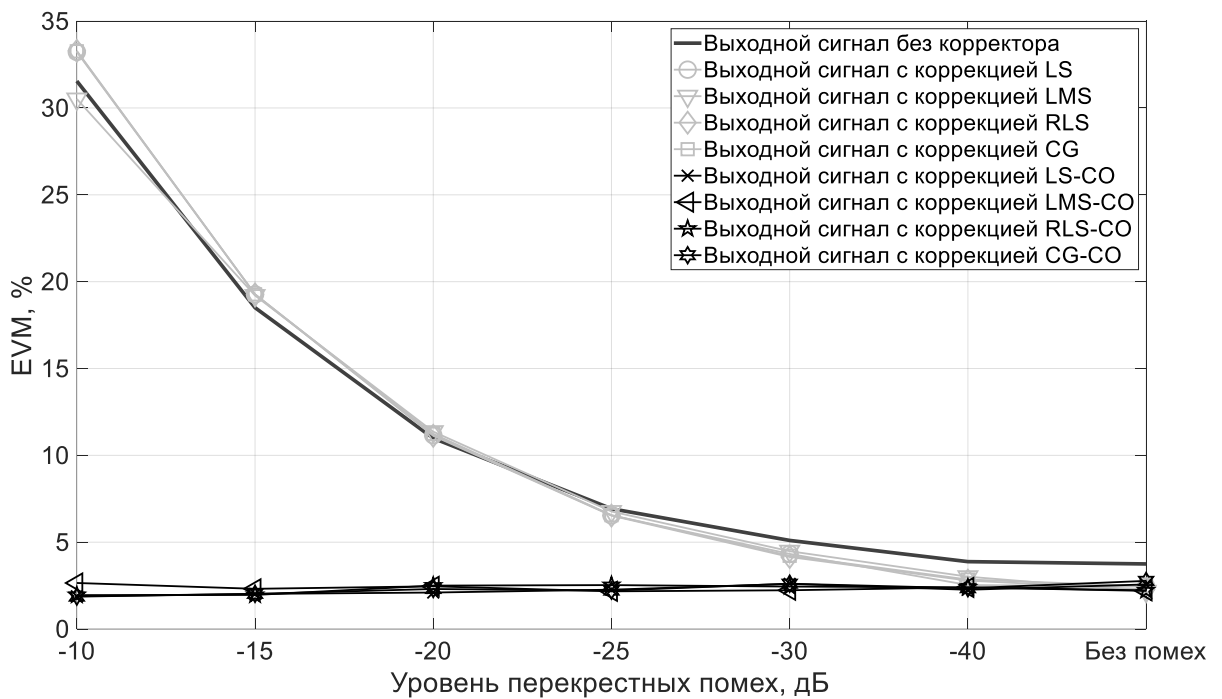


Рис.2.26 Зависимость EVM от уровня перекрестных помех для различных алгоритмов идентификации MIMO-корректора

кроссовер-модели, черным цветом без маркеров – результаты для системы без коррекции. По приведенным выше результатам можно сделать следующие выводы:

1. Кроссовер-модель позволяет значительно повысить линейность передающих трактов в системе *MIMO* – выигрыш относительно модели без учета перекрестных помех достигает 11 дБ по *ACPR* и 33% по *EVM* для максимального уровня перекрестных помех.

2. Указанное выше повышение линейности достигается за счет увеличения идентифицируемых коэффициентов в 2 раза и количества операций с плавающей точкой в 2-4 раза.

3. При отсутствии перекрестных искажений кроссовер-модель корректора не ухудшает результаты линеаризации.

4. Два из представленных адаптивных алгоритмов для идентификации кроссовер-модели корректора для *MIMO* системы - *CG*-алгоритм и *RLS*-алгоритм - демонстрируют такие же результаты, как неадаптивный, взятый за образец алгоритм *LS*.

5. Наиболее подходящим адаптивным алгоритмом для системы *MIMO* можно считать алгоритм сопряженного градиента (*CG*), самым быстрым, дающим минимальное улучшение линейности – алгоритм по критерию наименьшего среднего квадрата (*LMS*).

## Выводы к главе 2

1. Корректор на основе двумерной полиномиальной модели «с памятью» компенсирует нелинейно-инерционные искажения сигнала, возникающие в передающем тракте многоканальных систем так же эффективно, как и многослойный персептрон, но требует в 27 раз меньшее количество рассчитываемых коэффициентов.

2. Среди адаптивных алгоритмов коррекции наиболее эффективным показал себя алгоритм сопряженного градиента, позволяющий снизить уровень внеполосных искажений на 13 дБ и искажений сигнального созвездия на 27%. При этом его результаты не уступают неадаптивному *LS*-алгоритму и адаптивному *RLS*-алгоритму, а количество операций с плавающей точкой в 2 раза меньше, чем у *RLS*-алгоритма.

3. Адаптивный *LMS*-алгоритм проигрывает остальным алгоритмам идентификации до 6 дБ по *ACPR* и 1% по *EVM*, но требует в 6-13 раз меньше расчетных операций и может найти свое применение в системах с жесткими ограничениями на количество вычислительных операций.

## ГЛАВА 3. МОДЕЛИРОВАНИЕ ПЕРЕДАЮЩЕГО ТРАКТА В ПРИСУТСТВИИ КВАДРАТУРНЫХ ИСКАЖЕНИЙ

### 3.1 Квадратурные искажения

В предыдущих главах были рассмотрены механизмы моделирования и предварительной коррекции искажений, возникающих в усилителе мощности. Но усилитель мощности не единственный источник искажений в передающем тракте – на результат работы корректора также могут повлиять искажения, возникающие в квадратурном модуляторе из-за амплитудного и фазового дисбаланса и утечки гетеродина. Такие искажения ухудшают точность измерения обратной передаточной характеристики усилителя мощности, что приводит к значительным ошибкам линеаризации. Описанные в предыдущих главах модели корректоров не учитывают несовершенства квадратурного модулятора.

Представим сигнал, приходящий на модулятор в виде:

$$x(t) = A(t) \cos(\omega_c t + \varphi(t)), \quad (3.1)$$

где  $A(t)$  и  $\varphi(t)$  - изменяющиеся во времени амплитуда и фаза сигнала,  $\omega_c$  - несущая частота. В терминах синфазной и квадратурной компоненты сигнала формулу (3.1) можно переписать:

$$x(t) = I(t) \cos(\omega_c t) - Q(t) \sin(\omega_c t), \quad (3.2)$$

где  $I(t)$  и  $Q(t)$  – синфазная и квадратурная компонента сигнала соответственно. Обычно компоненты  $I$  и  $Q$  попадают на ЦАП, преобразуются в аналоговую форму, после чего проходят ФНЧ для подавления помех дискретизации. Гетеродин создает сдвиг фаз в 90 градусов между синфазной и квадратурной составляющей (на рисунке 3.1 представлена и обведена пунктирной линией структурная схема квадратурного модулятора). Однако, описанные выше компоненты передающего тракта неидеальны, поэтому сигнал при прохождении такого тракта можно представить так:

$$y(t) = (I(t) + d_i) \cos(\omega_c t) - \Delta\alpha(Q(t) + d_q) \sin(\omega_c t + \Delta\varphi), \quad (3.3)$$

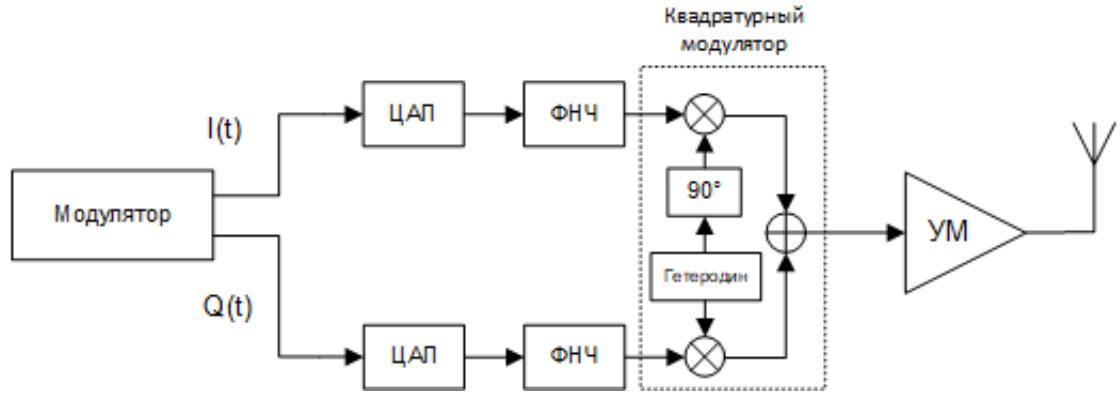


Рис.3.1 Блок-схема передающего тракта

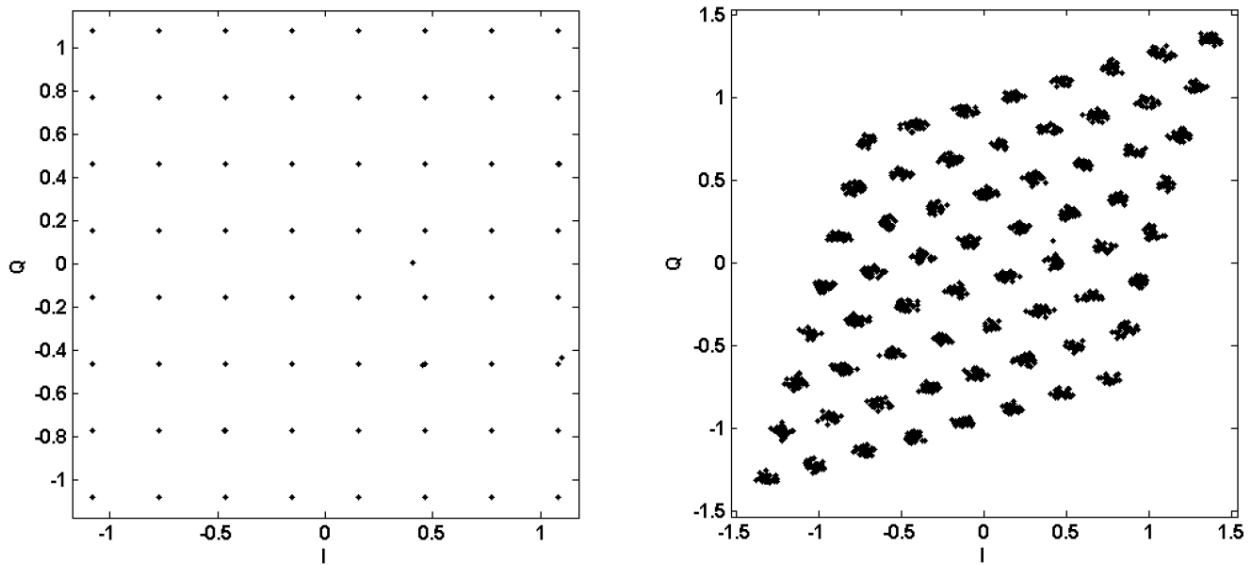


Рис.3.2 Сигнальные созвездия тестового сигнала до (слева) и после (справа) прохождения квадратурного модулятора



где  $d_i$  и  $d_q$  – синфазное и квадратурное смещение гетеродина,  $\Delta\alpha$  и  $\Delta\varphi$  – амплитудный и фазовый дисбаланс соответственно.

На рисунке 3.2 представлены сигнальные созвездия тестового сигнала до и после прохождения квадратурного модулятора с квадратурным дисбалансом. Видно, что созвездие значительно деформируется.

Перепишем формулу, выразив  $I$  и  $Q$  компоненты через  $x(t)$  [77]:

$$y(t) = w_1(t)x(t) + w_2(t)x^*(t), \quad (3.4)$$

$$w_1(t) = \frac{h_I(t) + h_Q(t)\Delta\alpha e^{j\Delta\phi}}{2}, \quad (3.5)$$

$$w_2(t) = \frac{h_I(t) - h_Q(t)\Delta\alpha e^{j\Delta\phi}}{2}. \quad (3.6)$$

В итоге, выходной сигнал можно представить в полиномиальном виде:

$$y(n) = \sum_m b_m x(n-m) + \sum_m c_m x^*(n-m). \quad (3.7)$$

### 3.2 Совместная модель квадратурного модулятора и усилителя мощности

В литературе предлагается множество методов по отдельному моделированию и линеаризации усилителя мощности и квадратурного модулятора. В таком случае мы получаем двухблочную модель передающего тракта, изображенную на рисунке 3.3. В такой модели квадратурные модуляторы и усилитель мощности задаются отдельными уравнениями, и каждый требует входного и выходного сигнала для идентификации коэффициентов. В этом пункте предлагается объединить две модели в одну – совместную.

Модель квадратурного модулятора изображена на рисунке 3.4. Она состоит из фильтра для исходного сигнала с коэффициентами  $g_{исх}$ , фильтра для сопряженного сигнала с коэффициентами  $g_{сопр}$  и добавочного комплексного члена  $e$ . Модель описывается для первой полосы сигнала следующей формулой:

$$z_1(n) = \sum_{d=0}^D \{g_{ucx,1}(d)x_1(n-d) + g_{comp,1}(d)x_1^*(n-d)\} + e_1, \quad (3.8)$$

где  $g_{ucx,1}$  и  $g_{comp,1}$  коэффициенты фильтра для исходного и комплексно-сопряженного сигнала соответственно, а  $e_1$  - коэффициенты сдвига гетеродина,  $D$  - количество элементов памяти. Аналогичным образом работает модель для второй полосы двухполосного сигнала.

Однако разделить наблюдаемые в системе искажения на два типа – сложная задача, так как мы можем получить только отсчеты с выхода усилителя мощности, то есть отсчеты с суммарным влиянием нелинейных эффектов УМ и квадратурного модулятора.

Простым подходом является объединение моделей усилителя и модулятора для создания общей одноблочной модели, которую можно идентифицировать методом наименьших квадратов (так как модели описываются моделями Винера). Добавив в формулы двумерной полиномиальной модели

$$\begin{aligned} y_1(n) &= \sum_{p=0}^{P-1} \sum_{r=0}^p \sum_{m=0}^{M-1} h_{p,r,m}^1 x_1(n-m) |x_1(n-m)|^{p-r} |x_2(n-m)|^r, \\ y_2(n) &= \sum_{p=0}^{P-1} \sum_{r=0}^p \sum_{m=0}^{M-1} h_{p,r,m}^2 x_2(n-m) |x_2(n-m)|^{p-r} |x_1(n-m)|^r, \end{aligned} \quad (3.9)$$

соотношение (3.8), можно получить одноблочную, совместную модель для двухполосной параллельной передачи данных, которая характеризует и квадратурные искажения, и искажения, внесенные усилителем мощности. Такая модель изображена на рисунке 3.3 пунктиром и определена следующей формулой [35]:

$$\begin{aligned} y_1(n) &= \sum_{p=0}^{P_1-1} \sum_{r=0}^p \sum_{m=0}^M h_{p,r,m}^1 x_1(n-m) |x_1(n-m)|^{p-r} |x_2(n-m)|^r \\ &+ \sum_{p=0}^{P_2-1} \sum_{r=0}^p \sum_{m=0}^M g_{p,r,m}^1 x_1^*(n-m) |x_1(n-m)|^{p-r} |x_2(n-m)|^r + e_1, \end{aligned} \quad (3.10)$$

где  $y_1$  – отсчеты выходного сигнала на частоте первой полосы двухполосного сигнала  $y$ .

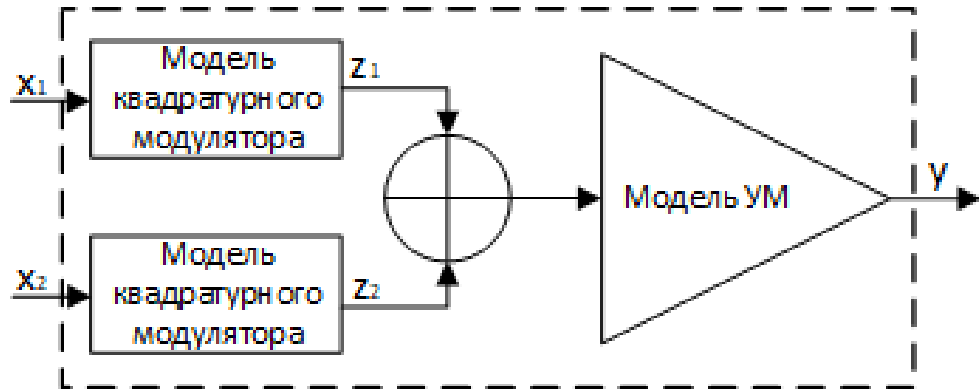


Рис.3.3 Блок-схема модели передающего тракта параллельной двухполосной системы передачи данных с учетом квадратурных искажений

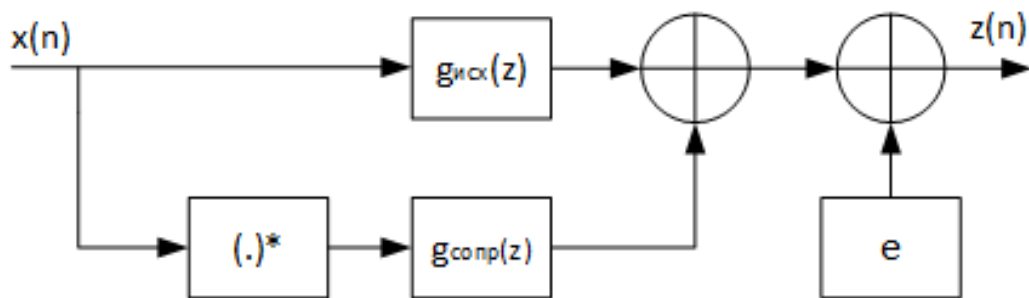


Рис.3.4 Блок-схема моделирования квадратурных искажений

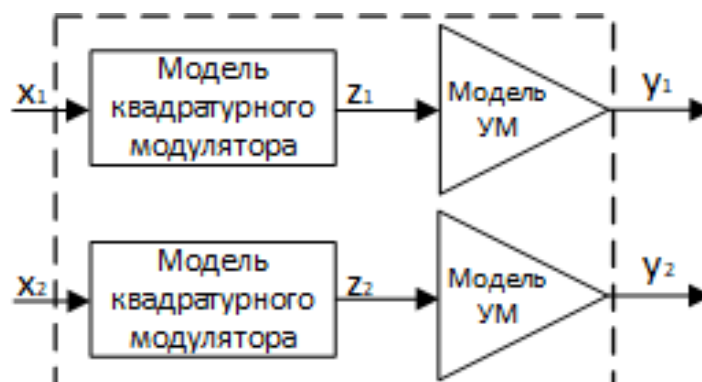


Рис.3.5 Блок-схема модели передающего тракта ММО системы с учетом квадратурных искажений

Степень нелинейности  $P_2$  для второго слагаемого в каждом уравнении можно взять меньше, чем  $P_1$ , так как, как правило, коэффициенты  $g_{prm}$  оказывают меньшее влияние на точность модели.

Определим матрицу  $X_1$  и вектор  $h_1$  одноблочной совместной модели для ее идентификации по процедуре псевдообращения Мура-Пенроуза (1.12):

$$\mathbf{X}_1 = [\mathbf{x}_1(0), \mathbf{x}_1(1), \dots, \mathbf{x}_1(N-1)]^T, \quad (3.11)$$

$$\mathbf{x}_1(n) = \left\{ \begin{array}{l} x_1(n), \dots, x_1(n) | x_1(n) |^{P_1-1}, x_1(n) | x_2(n) |, \dots, \\ x_1(n-M) | x_1(n-M) |^{P_1-1}, \dots, x_1(n-M) | x_2(n-M) |^{P_1-1}, \\ x_1^*(n), \dots, x_1^*(n-M) | x_1(n-M) |^{P_2-1}, \dots, x_1^*(n-M) | x_2(n-M) |^{P_2-1}, 1 \end{array} \right\}, \quad (3.12)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{h}^1 &= (h_{0,0,0}^1, \dots, h_{P-1,0,0}^1, h_{1,1,0}^1, \dots, h_{P-1,P-1,0}^1, \\ &h_{0,0,M}^1, \dots, h_{P-1,0,M}^1, h_{1,1,M}^1, \dots, h_{P-1,P-1,M}^1, \\ &g_{0,0,0}^1, \dots, g_{P-1,0,M}^1, \dots, g_{P-1,P-1,M}^1, e_1). \end{aligned} \quad (3.13)$$

Для адаптивного LMS-алгоритма минимизируемая в процессе идентификации ошибка будет определяться следующим выражением:

$$\begin{aligned} \varepsilon_1(n) &= y_1(n) - \mathbf{h}_1(n) \cdot \mathbf{x}_1(n) = \\ &= y_1(n) - \sum_{p=0}^{P_1-1} \sum_{r=0}^p \sum_{m=0}^M h_{p,r,m}^1 x_1(n-m) | x_1(n-m) |^{p-r} | x_2(n-m) |^r \\ &\quad - \sum_{p=0}^{P_2-1} \sum_{r=0}^p \sum_{m=0}^M g_{p,r,m}^1 x_1^*(n-m) | x_1(n-m) |^{p-r} | x_2(n-m) |^r - e_1. \end{aligned} \quad (3.14)$$

Для MIMO системы совместную модель передающего тракта с учетом квадратурных искажений, изображенную на рисунке 3.5 пунктиром, можно получить аналогичным образом, добавив соотношение (3.8) в формулу:

$$y_1(n) = \sum_{m=0}^M \sum_{p=0}^{P_1} h_{1,1,p,m} x_1(n-m) | x_1(n-m) |^{p-1} + \sum_{m=0}^M \sum_{p=0}^{P_2} h_{1,2,p,m} x_2(n-m) | x_2(n-m) |^{p-1}. \quad (3.15)$$

Получаем:

$$\begin{aligned} y_1(n) &= \sum_{m=0}^M \sum_{p=0}^{P_1} h_{1,1,p,m} x_1(n-m) | x_1(n-m) |^{p-1} + \sum_{m=0}^M \sum_{p=0}^{P_2} g_{1,1,p,m} x_1^*(n-m) | x_1(n-m) |^{p-1} \\ &\quad + \sum_{m=0}^M \sum_{p=0}^{P_1} h_{1,2,p,m} x_2(n-m) | x_2(n-m) |^{p-1} + \sum_{m=0}^M \sum_{p=0}^{P_2} g_{1,2,p,m} x_2^*(n-m) | x_2(n-m) |^{p-1} + e_1. \end{aligned} \quad (3.16)$$

Тогда матрица  $X_1$  и вектор  $h_1$  будут иметь следующий вид:

$$\mathbf{X}_1 = [\mathbf{x}_1(0), \mathbf{x}_1(1), \dots, \mathbf{x}_1(N-1)]^T, \quad (3.17)$$

$$\mathbf{x}_1(n) = \left\{ \begin{array}{l} x_1(n), \dots, x_1(n) | x_1(n) |^{P_1-1}, \dots, x_1(n-M) | x_1(n-M) |^{P_1-1}, \dots, \\ x_1^*(n-M) | x_1(n-M) |^{P_2-1}, \dots, x_2(n-M) | x_2(n-M) |^{P_1-1}, \dots, \\ x_2^*(n-M) | x_2(n-M) |^{P_2-1}, 1 \end{array} \right\}, \quad (3.18)$$

$$\mathbf{h}_1 = (h_{1,1,0,0}, \dots, h_{1,1,0,P_1}, \dots, h_{1,1,M,P_1}, \dots, g_{1,1,M,P_2}, \dots, h_{1,2,M,P_1}, \dots, g_{1,2,M,P_2}, e_1). \quad (3.19)$$

Для идентификации по *LMS*-алгоритму следует определить ошибку следующим образом:

$$\begin{aligned} \varepsilon_1(n) &= y_1(n) - \mathbf{h}_1(n) \cdot \mathbf{x}_1(n) = \\ &= y_1(n) - \sum_{m=0}^M \sum_{p=0}^{P_1} h_{1,1,p,m} x_1(n-m) | x_1(n-m) |^{p-1} - \sum_{m=0}^M \sum_{p=0}^{P_2} g_{1,1,p,m} x_1^*(n-m) | x_1(n-m) |^{p-1} \\ &\quad - \sum_{m=0}^M \sum_{p=0}^{P_1} h_{1,2,p,m} x_2(n-m) | x_2(n-m) |^{p-1} - \sum_{m=0}^M \sum_{p=0}^{P_2} g_{1,2,p,m} x_2^*(n-m) | x_2(n-m) |^{p-1} - e_1. \end{aligned} \quad (3.20)$$

### 3.3 Сравнительный анализ моделей нелинейных динамических характеристик передающего тракта многоканальных систем в присутствии квадратурных искажений

Альтернативой объединению моделей УМ и квадратурного модулятора является использование нейронных сетей, которые позволяют описывать достаточно сложные системы, не моделируя их структуру.

Поэтому были проведены компьютерные и натурные эксперименты для проверки соотношений, выведенных в пп. 3.1 и 3.2 и сравнительного анализа полиномиальных и нейросетевых моделей тракта в присутствии квадратурных искажений. Квадратурные искажения вносились в систему на этапе формирования сигналов двух полос по следующей формуле:

$$s_{imb} = 10^{\frac{G}{40}} \cdot e^{\frac{-i\pi\varphi}{360}} \cdot \text{Re}(s) + i \cdot 10^{\frac{G}{40}} \cdot e^{\frac{i\pi\varphi}{360}} \cdot \text{Im}(s) + DC_I + iDC_Q, \quad (3.21)$$

где  $s$  - исходный сигнал,  $s_{imb}$  - сигнал на выходе модулятора,  $G$  - коэффициент амплитудной деформации,  $\varphi$  - коэффициент фазовой деформации,  $DC_I$  и  $DC_Q$  - значения сдвига по действительной и мнимой оси соответственно.

В таблице 3.1 указаны значения двух наборов параметров вносимого в систему дисбаланса. Первый набор параметров можно охарактеризовать как

отражающий «слабые» эффекты дисбаланса, второй – «сильные». Важно отметить, что параметры различны для сигнальных полос.

Таблица 3.1

Набор	Полоса 1				Полоса 2			
	G	$\varphi$	DC <sub>I</sub>	DC <sub>Q</sub>	G	$\varphi$	DC <sub>I</sub>	DC <sub>Q</sub>
1	0,8	2	0,01	0,01	1	1,5	0,012	0,012
2	1,65	4	0,1	0,12	1,5	-5	0,1	0,12

Компьютерный эксперимент по моделированию передающего тракта двухполосной системы в присутствии квадратурных искажений осуществлялся для 4 различных моделей УМ, отличающихся уровнем «эффектов памяти» и нелинейности, по схеме на рисунке 3.6, на которой представлены ветви синфазной и квадратурной компоненты сигнала каждой из двух полос и детализированная структура квадратурного модулятора.

В эксперименте сравнивались 3 архитектуры модели передающего тракта: совместная полиномиальная, многослойный персептрон и рекуррентная нейронная сеть.

Порядок нелинейности для полиномиальной модели  $P_1$  равнялся 5,  $P_2$  – 3, количество элементов памяти  $M$  – 2, количество комплексных коэффициентов составило 19.

Архитектуры нейронных сетей не изменились по сравнению с предыдущими главами.

Результаты проведенного эксперимента представлены в таблице 3.2. Для демонстрации влияния квадратурных искажений на эффективность моделирования системы также приведены данные для полиномиальной модели без учета квадратурных искажений. «LS» обозначает полиномиальную модель, «MLP» – многослойный персептрон, «RNN» – рекуррентную сеть.

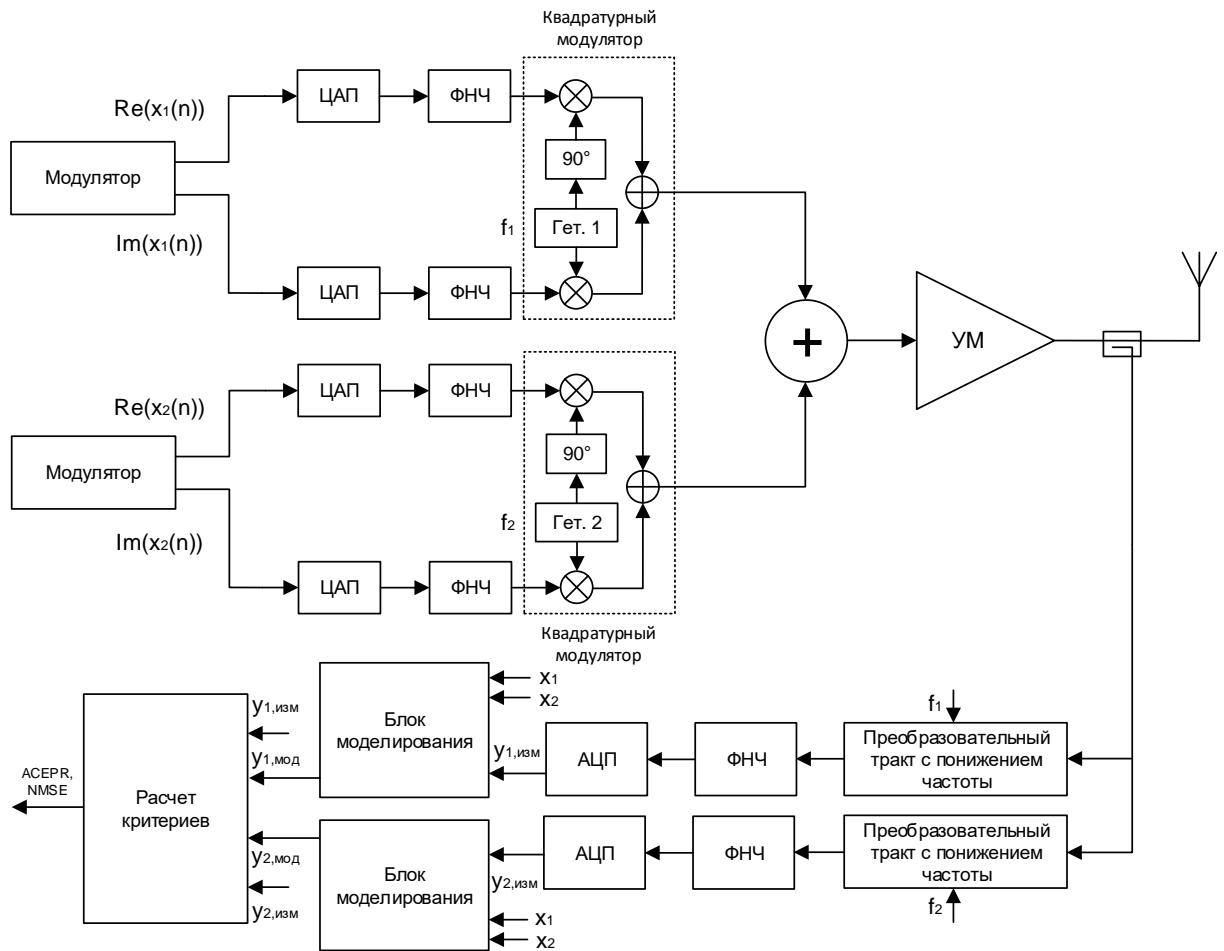


Рис.3.6 Блок-схема моделирования передающего тракта системы двухполосной параллельной передачи данных в присутствии квадратурных искажений

Таблица 3.2

Архитектура блока	ACEPR L3	ACEPR R3	NMSE	ACEPR L3	ACEPR R3	NMSE
Модель 1						
	Набор 1			Набор 2		
LS без учета дисбаланса	-39,35	-38,54	-23,32	-26,08	-26,60	-6,36
LS	-40,02	-39,27	-29,71	-27,67	-26,96	-17,41
MLP	-49,31	-47,99	-40,16	-51,62	-51,99	-43,43
RNN	-56,09	-54,94	-46,91	-54,42	-53,64	-46,01
Модель 2						
LS без учета дисбаланса	-44,20	-44,23	-22,30	-28,59	-27,54	-5,01
LS	-47,81	-47,47	-37,63	-34,93	-34,48	-25,35
MLP	-59,63	-60,11	-50,49	-62,21	-62,79	-53,59
RNN	-59,57	-60,18	-49,12	-62,19	-62,64	-54,23
Модель 3						
LS без учета дисбаланса	-44,30	-43,88	-24,45	-31,88	-33,15	-8,75
LS	-46,09	-46,38	-36,72	-36,16	-36,07	-25,39
MLP	-52,52	-52,69	-42,88	-54,21	-53,34	-44,40
RNN	-53,52	-53,72	-43,83	-56,41	-55,95	-45,73
Модель 4						
LS без учета дисбаланса	-44,36	-44,35	-20,93	-22,56	-23,30	-2,10
LS	-45,05	-45,01	-34,75	-29,59	-30,12	-22,68
MLP	-55,63	-55,99	-47,48	-60,29	-61,00	-53,84
RNN	-59,59	-58,60	-49,38	-59,67	-60,62	-53,17

Отличия двух наборов параметров дисбаланса можно заметить по результатам работы полиномиальной модели без учета квадратурных искажений: значение *ACEPR* ухудшается на 13-22 дБ, *NMSE* – на 16-18 дБ.

Результаты полиномиальной модели с учетом дисбаланса тоже ухудшаются, но на меньшие величины.

Видно, как нейросетевые модели показывают превосходство на порядок над остальными алгоритмами и даже повышают точность моделирования при усилении квадратурных искажений. За такие результаты приходится платить увеличением числа коэффициентов, но при создании модели этот факт имеет меньшее значение, чем при работе системы в реальном времени.



Компьютерный эксперимент по моделированию тракта с квадратурными искажениями в *MIMO* системе проводился по схеме на рисунке 3.7.

Порядок нелинейности для полиномиальной кроссовер-модели  $P_1$  равнялся 5,  $P_2$  – 3, количество элементов памяти  $M$  – 2, количество комплексных коэффициентов составило 21.

Результаты эксперимента для уровня перекрестных помех -10 дБ представлены в таблице 3.3. Для демонстрации влияния квадратурных искажений на эффективность моделирования в таблице также приведены результаты для полиномиальной модели без учета квадратурных искажений.

Таблица 3.3

Архитектура блока	ACEPR L3	ACEPR R3	NMSE	ACEPR L3	ACEPR R3	NMSE
Модель 1						
	Набор 1			Набор 2		
LS без учета дисбаланса	-36,76	-37,10	-21,52	-25,36	-26,19	-4,27
LS	-36,50	-36,44	-27,74	-27,94	-27,61	-19,74
MLP	-68,28	-69,12	-57,76	-68,32	-68,14	-57,95
RNN	-68,95	-68,88	-58,13	-70,16	-69,34	-58,72
Модель 2						
LS без учета дисбаланса	-42,30	-42,84	-20,88	-26,71	-26,07	-3,08
LS	-44,20	-43,79	-35,41	-33,75	-33,28	-26,39
MLP	-69,00	-69,70	-58,32	-71,28	-70,19	-58,84
RNN	-72,30	-72,14	-59,20	-72,03	-71,40	-59,09
Модель 3						
LS без учета дисбаланса	-41,63	-41,33	-23,13	-31,20	-31,59	-6,76
LS	-40,95	-41,17	-31,44	-37,04	-36,62	-27,30
MLP	-59,02	-58,04	-47,68	-59,53	-58,43	-46,88
RNN	-57,41	-57,50	-47,04	-55,75	-55,54	-42,40
Модель 4						
LS без учета дисбаланса	-37,70	-37,21	-18,70	-21,05	-20,08	0,27
LS	-37,37	-37,27	-27,59	-26,90	-27,01	-21,48
MLP	-70,40	-72,02	-58,15	-71,89	-71,08	-58,69
RNN	-71,83	-71,28	-58,07	-72,59	-72,54	-58,83

По результатам эксперимента можно сделать следующие выводы:

1. Учет квадратурных искажений в полиномиальной модели позволяет улучшить эффективность моделирования по критерию  $NMSE$  на величину до 21 дБ,  $ACEPR$  – до 7 дБ для моделей УМ 3 и 4.
2. Применение нейросетевых моделей позволяет улучшить результаты моделирования на заметную величину. Отличия между многослойным персептроном и рекуррентной сетью незначительны.
3. Нейросетевые модели устойчивы к квадратурным искажениям и демонстрируют близкие результаты для двух наборов параметров дисбаланса, результаты полиномиальной модели значительно ухудшаются с усилением квадратурных искажений.

### **3.1 Экспериментальный сравнительный анализ моделей нелинейных динамических характеристик передающего тракта многоканальных систем в присутствии квадратурных искажений**

Проведены натурные эксперименты для усилителя сантиметрового диапазона, где проверены выведенные в главе соотношения и результаты компьютерных экспериментов на моделях УМ.

В первом эксперименте сравнивались модели передающих трактов двухполосной системы на основе двух архитектур: одноблочной полиномиальной архитектуры (3.10) и многослойного персептрона с параметрами, как в предыдущих экспериментах этой главы.

Квадратурные искажения вносились в систему программно в соответствии с таблицей 3.1. Модуляция используемых сигналов –  $OFDM$ .

Результаты эксперимента представлены на следующих рисунках: на рисунке 3.8 показаны зависимости  $ACEPR$  от величины мощности входного сигнала для двух сравниваемых архитектур и двух наборов параметров квадратурного дисбаланса, на рисунке 3.9 – зависимости  $NMSE$ . На рисунках: « $LS-IQ$ » – двухполосная полиномиальная модель «с памятью» и учетом квадратурных искажений, « $MLP$ » – многослойный персептрон.

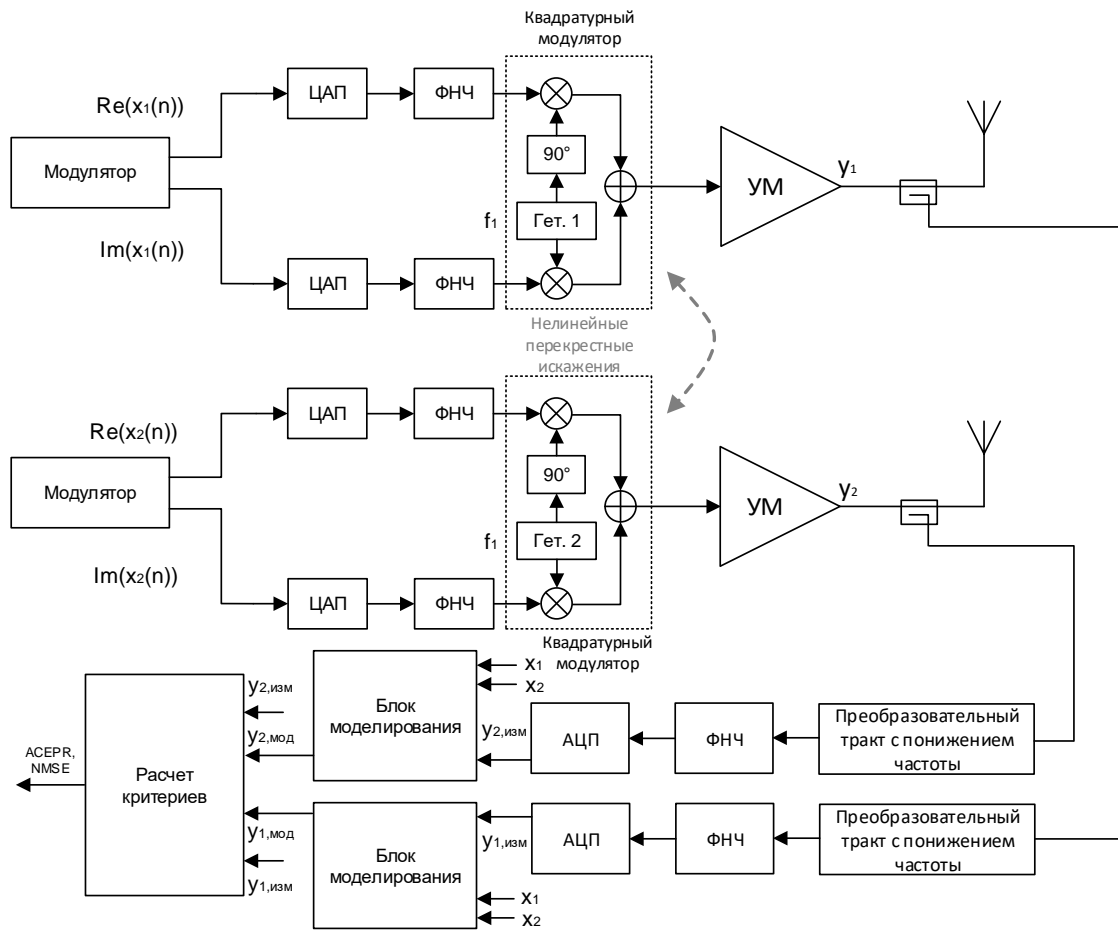


Рис.3.7 Блок-схема моделирования передающего тракта ММО-системы в присутствии квадратурных искажений

Сплошной линией показаны зависимости для первого набора параметров дисбаланса, пунктирной – для второго набора.

Результаты эксперимента свидетельствуют о следующем:

1. Модель на основе многослойного персептрона более устойчива к квадратурным искажениям и позволяет достигать одинаковой точности моделирования, превосходящей полиномиальную по критерию *NMSE*, вне зависимости от квадратурных искажений.

2. Полиномиальная модель отражает свойства моделируемой системы заметно хуже при усилении квадратурных искажений в системе и проигрывает нейросетевой архитектуре параметрам *ACEPR* и *NMSE*.

Также проведен эксперимент для моделирования передающего тракта *MIMO* системы. Эксперимент воплощает схему, представленную на рисунке 3.7.

Полученные результаты представлены на следующих рисунках: зависимости *ACEPR* от величины перекрестных искажений на рисунке 3.10, зависимости *NMSE* – на рисунке 3.11. Обозначения на рисунках следующие: «*LS-CO-IQ*» – полиномиальная кроссовер-модель «с памятью» и учетом квадратурных искажений, «*MLP*» – многослойный персептрон, сплошной линией обозначаются зависимости для первого набора параметров квадратурного дисбаланса, пунктирной – второго.

По результатам эксперимента можно сделать следующие выводы:

1. Точность моделирования при использовании полиномиальной кроссовер-модели с учетом квадратурных искажений падает при усилении перекрестных помех в *MIMO* системе – результаты для первого набора параметров квадратурного дисбаланса ухудшаются по *ACEPR* на 15 дБ, по *NMSE* – на 6,5 дБ.

2. Точность моделирования при использовании многослойного персептрона не зависит от величины перекрестных помех и превосходит результаты полиномиальной модели во всех точках представленных зависимостей.

3. При «сильном» квадратурном дисбалансе (набор параметров 2) результаты полиномиальной модели ухудшаются по *ACEPR* на величину до 20 дБ, *NMSE* – до 17 дБ, для многослойного персептрона, соответственно, по *ACEPR* – до 13 дБ, по *NMSE* значительных изменений не наблюдается.

На рисунках далее показаны характеристики сигналов для одного из значений величины перекрестных искажений и первого набора параметров дисбаланса для более полной демонстрации точности моделирования: рисунок 3.12 – амплитудно-амплитудные характеристики, рисунок 3.13 – амплитудно-фазовые, рисунок 3.14 – спектральные плотности мощности, 3.15 – сигнальные созвездия.

На рисунках амплитудно-амплитудных и амплитудно-фазовых характеристик видны совсем незначительные отличия смоделированных сигналов от исходного при сильных «эффектах памяти», о которых говорит сильный разброс точек по оси ординат. Очевидно, что полиномиальная модель и модель многослойного персептрона достаточно точно отражают нелинейные и динамические свойства передающего тракта системы в присутствии квадратурных искажений.

Спектральные плотности мощности на рисунке 3.14 говорят о высокой нелинейности системы. Смоделированные и исходный сигналы практически идентичны.

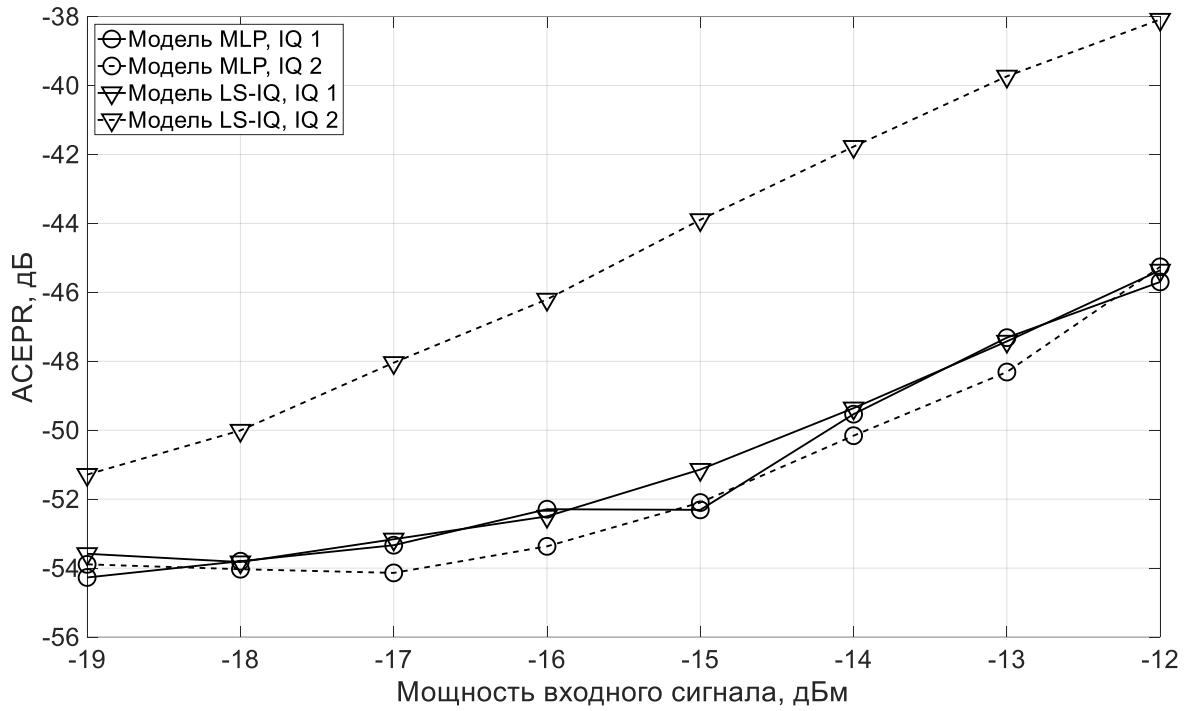


Рис.3.8 Зависимости ACERPR от мощности входного сигнала

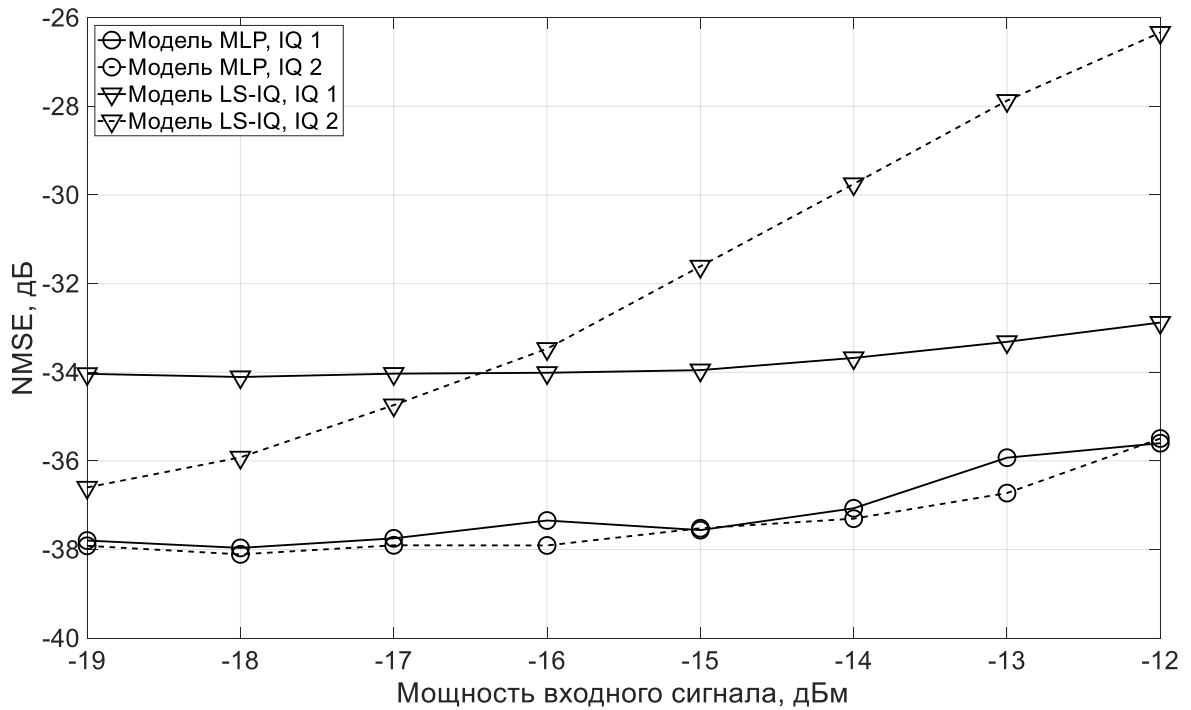


Рис.3.9 Зависимости NMSE от мощности входного сигнала

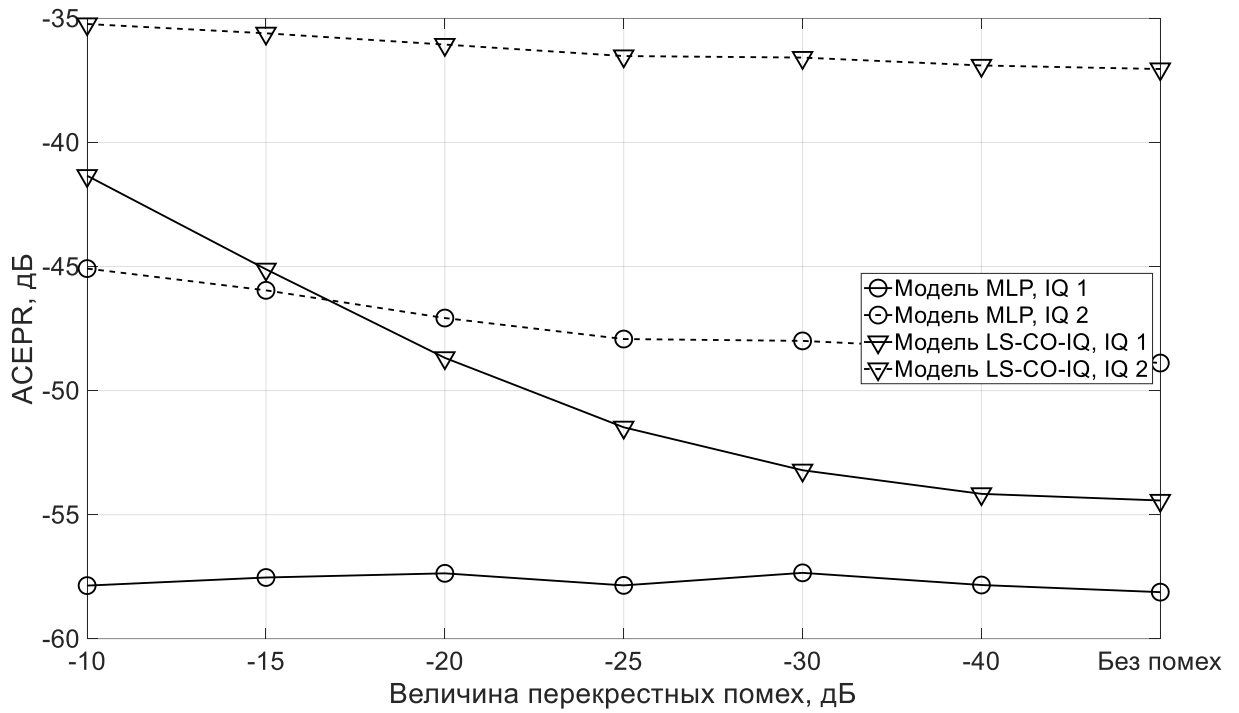


Рис.3.10 Зависимости ACER от величины перекрестных помех

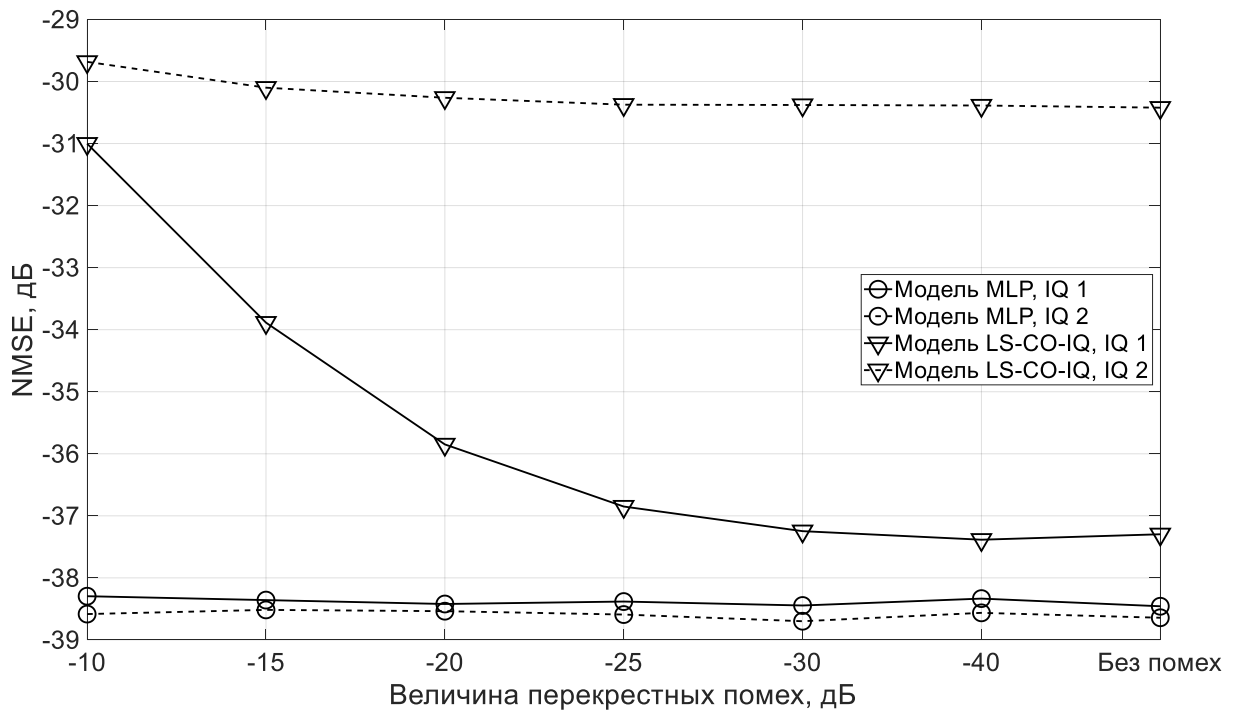


Рис.3.11 Зависимости NMSE от величины перекрестных помех

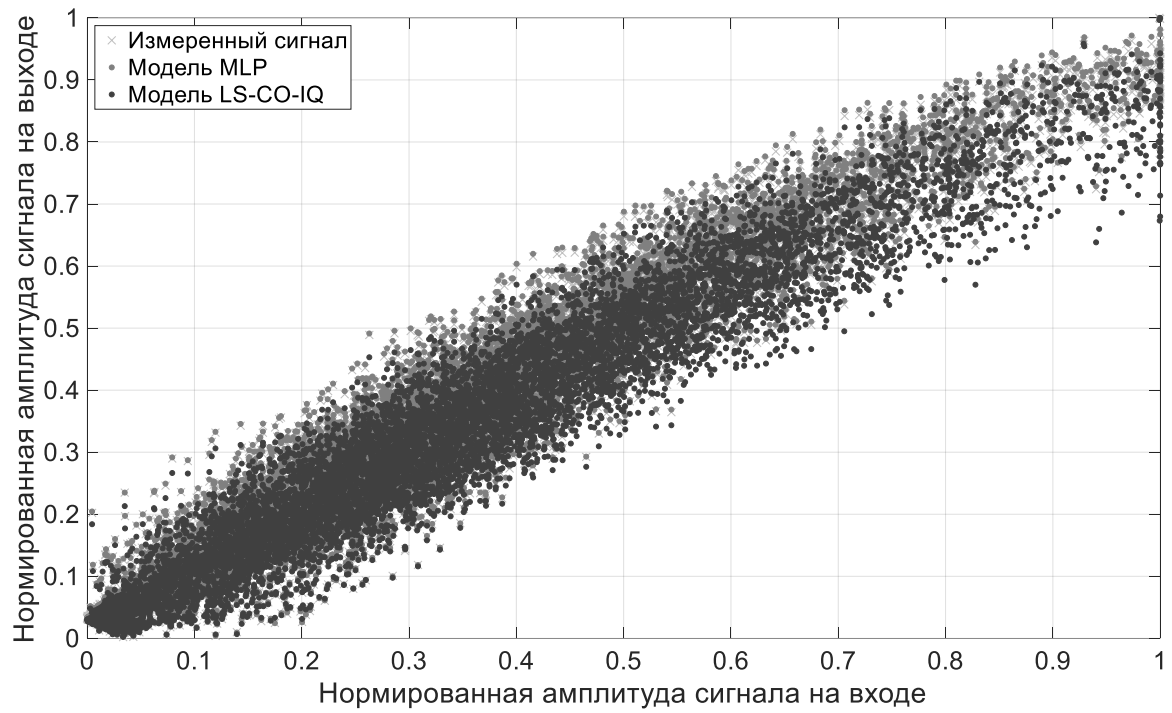


Рис.3.12 Амплитудно-амплитудные характеристики

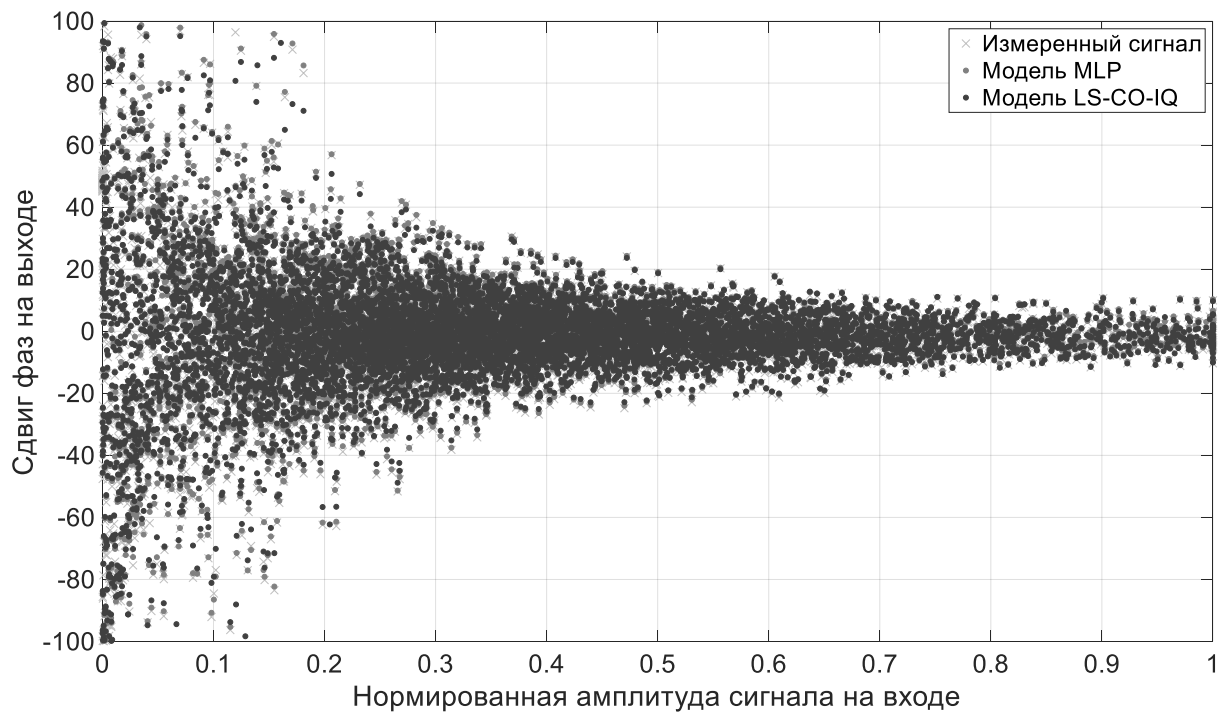


Рис.3.13 Амплитудно-фазовые характеристики



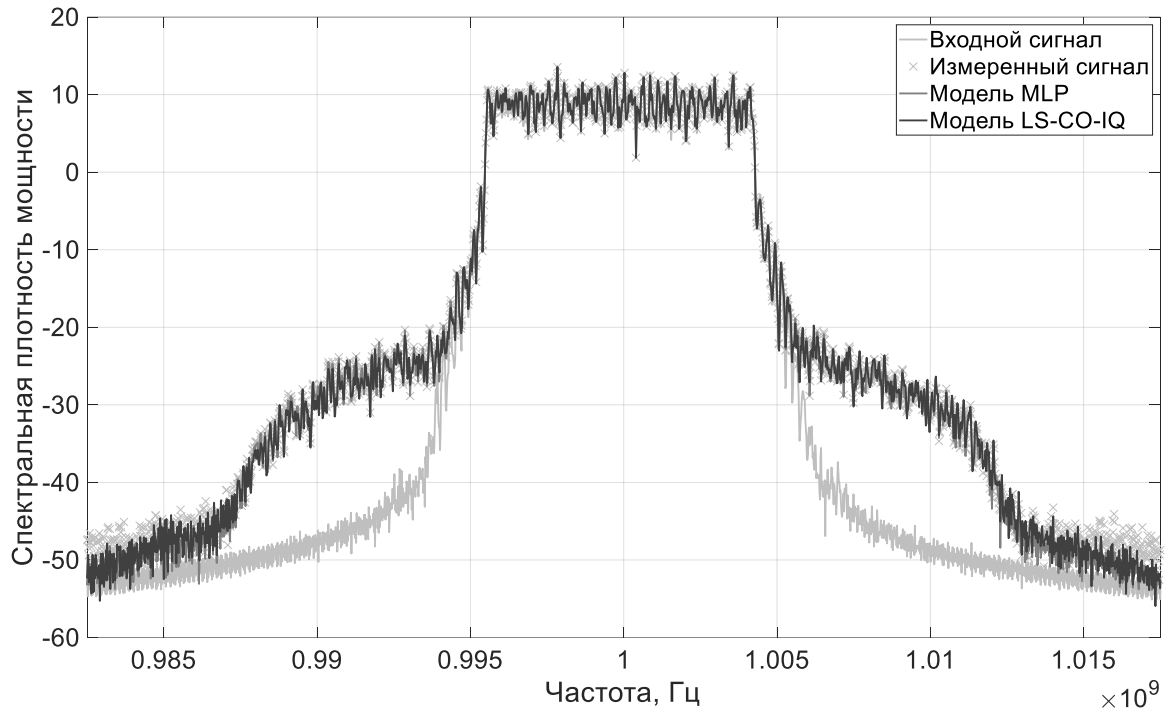


Рис.3.14 Спектральные плотности мощности сигналов

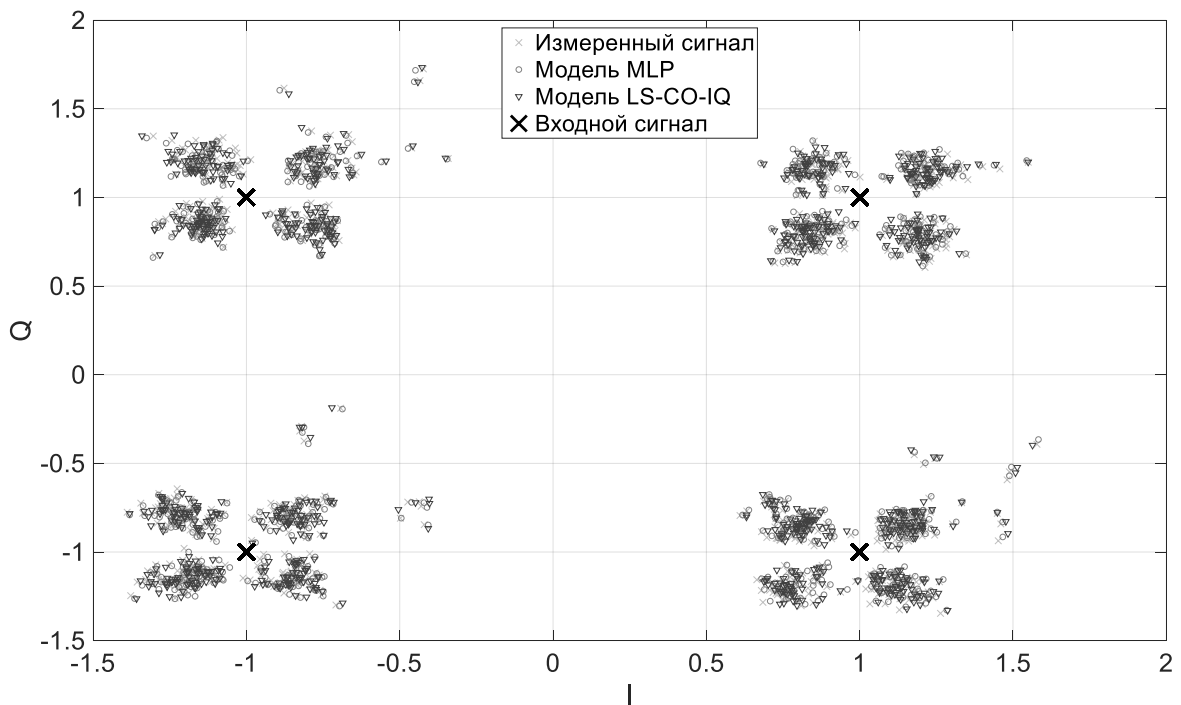


Рис.3.15 Сигнальные созвездия

### **Выводы к главе 3**

1. Моделирование квадратурных искажений следует осуществлять одновременно с моделированием нелинейно-инерционных искажений, используя модель многослойного персептрона и фиксируя отсчёты только на входе и выходе передающего тракта.

2. Результаты моделирования на основе многослойного персептрона превышают результаты полиномиальной модели на величину до 13 дБ по критерию *ACEPR* и 10 дБ по критерию *NMSE* в натуральных экспериментах.

3. Результаты моделирования на основе многослойного персептрона показывают устойчивость при усилении в системе квадратурных искажений.

## ГЛАВА 4. ЦИФРОВАЯ КОРРЕКЦИЯ МНОГОКАНАЛЬНЫХ СИСТЕМ В ПРИСУТСТВИИ КВАДРАТУРНЫХ ИСКАЖЕНИЙ

### 4.1 Совместные корректоры нелинейных эффектов и квадратурных искажений

В п. 2.1 был рассмотрен метод цифровых предискажений, а в главе 3 методы построения совместной модели квадратурного модулятора и тракта. Объединив приведенные методы, можно перейти к построению одноблочного, совместного корректора нелинейных эффектов, появляющихся в усилителе мощности и квадратурных искажений, возникающих в квадратурном модуляторе.

Подставив формулу

$$z_1(n) = \sum_{d=0}^D \{g_{ucx,1}(d)x_1(n-d) + g_{comp,1}(d)x_1^*(n-d)\} + e_1, \quad (4.1)$$

в выражение для идентификации коэффициентов корректора для двухполосной параллельной системы передачи данных

$$z_1(n) = \sum_{p=0}^{P-1} \sum_{r=0}^p \sum_{m=0}^{M-1} h_{p,r,m}^1 y_1(n-m) |y_1(n-m)|^{p-r} |y_2(n-m)|^r, \quad (4.2)$$

получим соотношение для идентификации одноблочного корректора [35, 78]:

$$\begin{aligned} z_1(n) &= \sum_{p=0}^{P_1-1} \sum_{r=0}^p \sum_{m=0}^M h_{p,r,m}^1 y_1(n-m) |y_1(n-m)|^{p-r} |y_2(n-m)|^r \\ &+ \sum_{p=0}^{P_2-1} \sum_{r=0}^p \sum_{m=0}^M g_{p,r,m}^1 y_1^*(n-m) |y_1(n-m)|^{p-r} |y_2(n-m)|^r + e_1. \end{aligned} \quad (4.3)$$

Уравнение (4.3) в матричном виде:

$$\mathbf{z}_1 = \mathbf{Y}_1 \cdot \mathbf{h}_1, \quad (4.4)$$

где  $\mathbf{z}_1$  – отсчеты сигнала с внесенными предискажениями,  $\mathbf{Y}_1$  – матрица выходных отсчетов вида:

$$\mathbf{Y}_1 = [y_1(0), y_1(1), \dots, y_1(N-1)]^T, \quad (4.5)$$

$$y_1(n) = \left\{ \begin{array}{l} y_1(n), \dots, y_1(n) |y_1(n)|^{P_1-1}, y_1(n) |y_2(n)|, \dots, \\ y_1(n-M) |y_1(n-M)|^{P_1-1}, \dots, y_1(n-M) |y_2(n-M)|^{P_1-1}, \\ y_1^*(n), \dots, y_1^*(n-M) |y_1(n-M)|^{P_2-1}, \dots, y_1^*(n-M) |y_2(n-M)|^{P_2-1}, 1 \end{array} \right\}, \quad (4.6)$$

а искомые коэффициенты корректора  $\mathbf{h}_1$  имеют вид:

$$\begin{aligned} \mathbf{h}^1 &= (h_{0,0,0}^1, \dots, h_{P-1,0,0}^1, h_{1,1,0}^1, \dots, h_{P-1,P-1,0}^1, \\ &h_{0,0,M}^1, \dots, h_{P-1,0,M}^1, h_{1,1,M}^1, \dots, h_{P-1,P-1,M}^1, \\ &g_{0,0,0}^1, \dots, g_{P-1,0,M}^1, \dots, g_{P-1,P-1,M}^1, e_1). \end{aligned} \quad (4.7)$$

Коэффициенты  $\mathbf{h}_1$  из уравнения (4.4) могут находиться через псевдообращение Мура-Пенроуза (1.12), представленными в работе адаптивными алгоритмами или другими способами.

По аналогии с соотношениями для двухполосной системы получим выражение для идентификации коэффициентов корректора *MIMO* системы [79], подставив формулу

$$z_1(n) = \sum_{d=0}^D \{g_{ucx,1}(d)x_1(n-d) + g_{comp,1}(d)x_1^*(n-d)\} + e_1, \quad (4.8)$$

в выражение

$$z_1(n) = \sum_{m=0}^M \sum_{p=0}^P h_{1,1,p,m} y_1(n-m) |y_1(n-m)|^{p-1} + \sum_{m=0}^M \sum_{p=0}^P h_{1,2,p,m} y_2(n-m) |y_2(n-m)|^{p-1}. \quad (4.9)$$

Итоговое выражение выглядит следующим образом:

$$\begin{aligned} z_1(n) &= \sum_{m=0}^M \sum_{p=0}^{P_1} h_{1,1,p,m} y_1(n-m) |y_1(n-m)|^{p-1} + \sum_{m=0}^M \sum_{p=0}^{P_2} g_{1,1,p,m} y_1^*(n-m) |y_1(n-m)|^{p-1} \\ &+ \sum_{m=0}^M \sum_{p=0}^{P_1} h_{1,2,p,m} y_2(n-m) |y_2(n-m)|^{p-1} + \sum_{m=0}^M \sum_{p=0}^{P_2} g_{1,2,p,m} y_2^*(n-m) |y_2(n-m)|^{p-1} + e_1. \end{aligned} \quad (4.10)$$

Представим выражение в матричном виде:

$$\mathbf{z}_1 = \mathbf{Y}_1 \cdot \mathbf{h}_1, \quad (4.11)$$

распишем его составляющие:

$$\mathbf{Y}_1 = [\mathbf{y}_1(0), \mathbf{y}_1(1), \dots, \mathbf{y}_1(N-1)]^T, \quad (4.12)$$

$$\mathbf{y}_1(n) = \left\{ \begin{array}{l} y_1(n), \dots, y_1(n) |y_1(n)|^{P_1-1}, \dots, y_1(n-M) |y_1(n-M)|^{P_1-1}, \dots, \\ y_1^*(n-M) |y_1(n-M)|^{P_2-1}, \dots, y_2(n-M) |y_2(n-M)|^{P_2-1}, \dots, \\ y_2^*(n-M) |y_2(n-M)|^{P_2-1}, 1 \end{array} \right\}, \quad (4.13)$$

$$\mathbf{h}_1 = (h_{1,1,0,0}, \dots, h_{1,1,0,P_1}, \dots, h_{1,1,M,P_1}, \dots, g_{1,1,M,P_2}, \dots, h_{1,2,M,P_1}, \dots, g_{1,2,M,P_2}, e_1). \quad (4.14)$$

## 4.2 Сравнительный анализ совместных цифровых корректоров для передающего тракта двухполосной системы в присутствии квадратурных искажений

Для проверки выведенных в главе соотношений для совместных корректоров двухполосной системы в присутствии квадратурных искажений проведены компьютерные и натурные эксперименты.

Для этого была построена модель совместный полиномиального корректора на основе соотношения (4.3). Схема эксперимента с ветвями компонент сигналов и детализированной структурой квадратурного модулятора представлена на рисунке 4.1. Для демонстрации влияния квадратурных искажений на эффективность линейаризации в компьютерном эксперименте участвовала модель полиномиального корректора без учета квадратурных искажений, которая также идентифицировалась *LS*-алгоритмом.

Для полиномиальной модели с «памятью» и учетом квадратурных искажений, с параметрами  $P_1 = 5$ ,  $P_2 = 3$ ,  $M = 2$  потребовалось 19 комплексных коэффициентов, для многослойного персептрона – 332, для рекуррентной нейронной сети – 372.

Квадратурные искажения вносились программно в соответствии с таблицей 3.1.

В качестве тестируемых устройств выступали 3 модели усилителя мощности, описанные в п. 1.3.

Результаты эксперимента представлены в таблице 4.1, где «*ACPR L3*» – значение критерия *ACPR* для левого соседнего канала, «*ACPR R3*» – для правого.

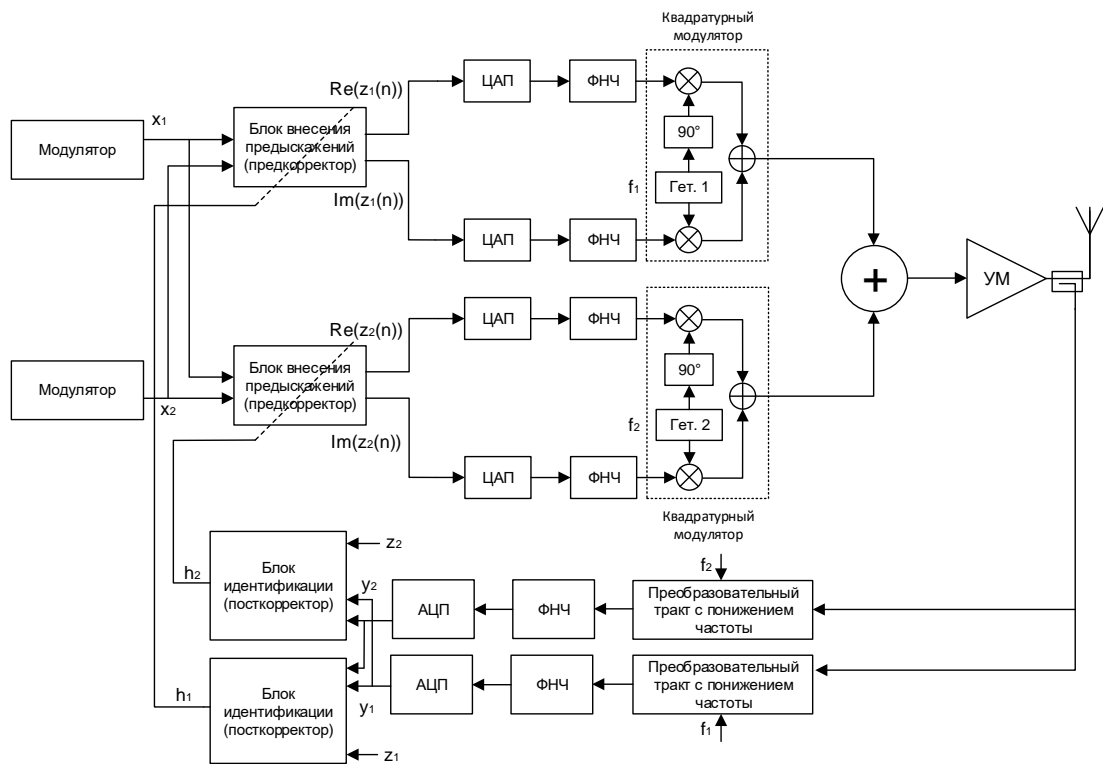


Рис.4.1 Блок-схема системы двухполосной параллельной передачи данных с совместным корректором

Таблица 4.1

Архитектура блока	ACPR L3	ACPR R3	EVM	ACPR L3	ACPR R3	EVM
Модель 2						
Набор 1			Набор 2			
Без коррекции	-32,86	-31,81	12,24	-35,05	-34,06	51,88
LS	-51,14	-50,22	0,31	-33,81	-33,17	4,92
MLP	-50,59	-49,37	0,43	-30,89	-30,67	6,52
RNN	-50,66	-49,49	0,38	-31,73	-31,31	6,41
Модель 3						
Без коррекции	-35,51	-35,20	11,91	-37,64	-37,41	45,69
LS	-48,81	-46,04	0,60	-40,59	-37,10	2,96
MLP	-49,91	-48,32	0,57	-38,36	-37,27	3,33
RNN	-50,21	-48,49	0,55	-38,12	-36,82	3,41
Модель 4						
Без коррекции	-30,46	-31,02	17,24	-33,91	-34,62	69,35
LS	-47,29	-45,08	0,67	-34,10	-32,62	8,73
MLP	-50,65	-50,43	0,56	-32,40	-33,31	8,07
RNN	-51,11	-50,69	0,54	-32,11	-32,60	8,67

По результатам моделирования видно, что эффективность линейризации при использовании всех трех сравниваемых алгоритмов для первого набора коэффициентов квадратурного дисбаланса значительна – внеполосные искажения снижаются на 11-19 дБ, величина вектора ошибки на 11-17%. При этом результаты моделей почти не отличаются.

Для второго набора параметров улучшения по *ACPR* не наблюдается, улучшение по *EVM* составляет 42-61%.

Полиномиальная модель превосходит нейронные на модели 2, нейронные показывают результаты лучше на моделях 3 и 4. Нейронные сети показывают почти идентичные результаты, поэтому в дальнейших экспериментах будет использоваться только многослойный персептрон.

Чтобы определить предпочтительную архитектуру корректора для двухполосной системы с квадратурными искажениями, был проведен натурный эксперимент. В эксперименте сравнивались только две архитектуры корректора: полиномиальная и многослойный персептрон. При построении полиномиального корректора были выбраны значения параметров

используемой двумерной полиномиальной модели: степень нелинейности  $P_1 = 5$ ,  $P_2 = 1$ , количество элементов памяти  $M = 2$ . Для идентификации использовалось псевдообращение Мура-Пенроуза. При решении учитывались только нечетные степени нелинейности полинома, что позволило снизить количество идентифицируемых коэффициентов без заметной потери качества линеаризации. Соответственно, количество идентифицируемых комплексных коэффициентов полиномиальной модели равнялось 22. При синтезе корректора на основе многослойного персептрона количество нейронов в первом скрытом слое составляло 10, втором скрытом слое – 10, количество элементов памяти равнялось 2. Количество идентифицируемых коэффициентов для данной модели составило 332. Длина обучающей последовательности для идентификации корректоров равнялась 3000 отсчетов.

Результаты сравнительного анализа для нижней полосы сигнала по критерию *ACPR* представлены на рисунке 4.2, *EVM* – на рисунке 4.3. На графиках сплошной линией обозначены зависимости для первого набора параметров квадратурных искажений, пунктирной – для второго набора.

По представленным результатам видно, насколько сильно возрастает величина вектора ошибки для выходного сигнала при усилении квадратурного дисбаланса, при этом результаты для систем с корректором практически не меняются – применение корректоров для такой системы позволяет повысить линейность системы по критерию *EVM* на величину до 33%. Внеполосные излучения при использовании цифровых корректоров снижаются на величину до 8 дБ.

Полиномиальный корректор не уступает нейросетевому при всех значениях входной мощности и наборах параметров квадратурного дисбаланса, а в большинстве точек и превосходит нейросетевой. Заметные различия наблюдаются при значениях входной мощности больше -15 дБм.



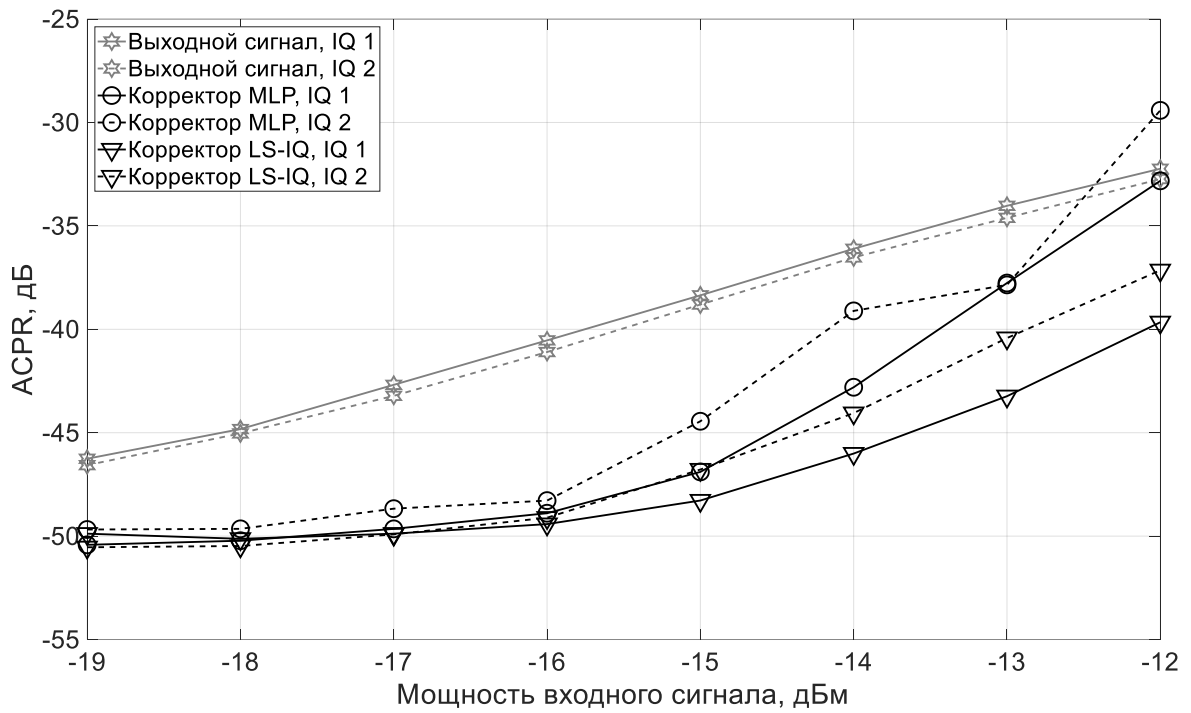


Рис.4.2 Зависимости ACPR от мощности входного сигнала

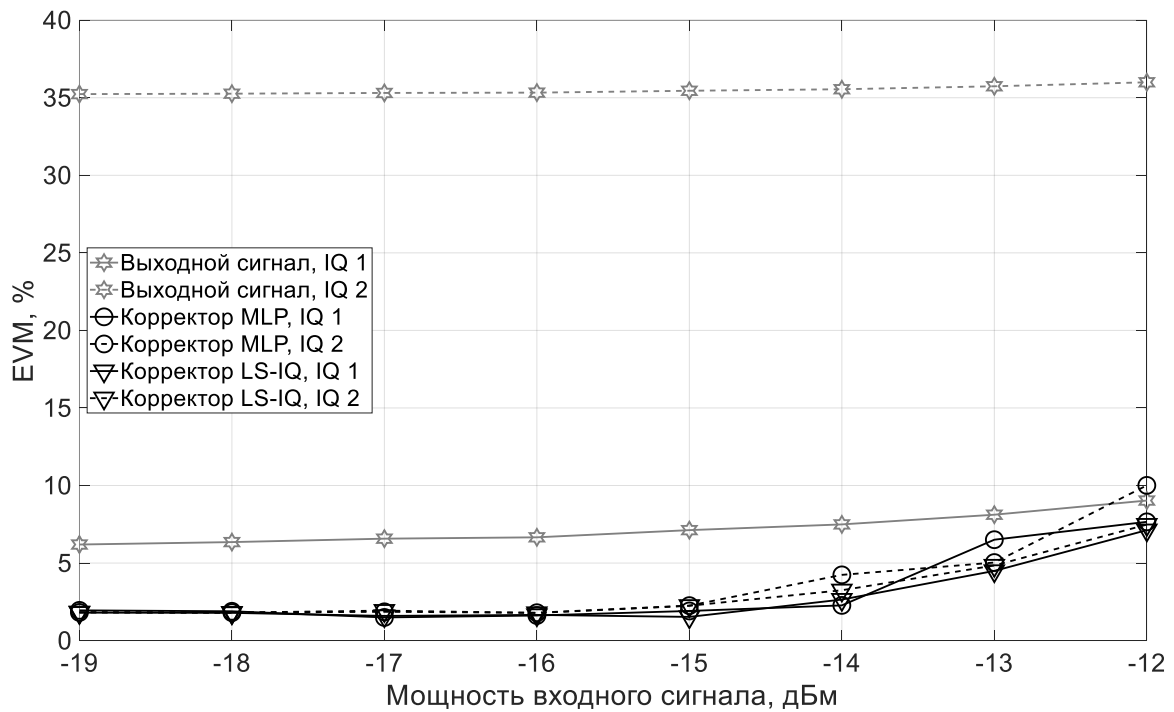


Рис.4.3 Зависимости EVM от мощности входного сигнала

Перейдем к адаптивным алгоритмам идентификации и проверим их эффективность в повышении линейности системы в присутствии квадратурных искажений.

В таблице 4.2 приведено количество операций с плавающей точкой для каждого из адаптивных алгоритмов для выбранной длины обучающей последовательности – 3000 и количества коэффициентов – 19.

Таблица 4.2

Алгоритм	LMS-IQ	RLS-IQ	CG-IQ
FLOPs	304	6004	3107

Далее на рисунках 4.4 и 4.5 представлены результаты натурального эксперимента. В качестве алгоритмов идентификации корректора выступали описанные в статье адаптивные алгоритмы: *LMS*, *RLS*, *CG*. Также в качестве образца выступал неадаптивный *LS*-алгоритм. Сплошными линиями изображены зависимости для первого набора параметров квадратурных искажений, пунктирными – для второго.

По приведенным результатам видно следующее:

1. *RLS* и *CG* алгоритмы повторяют результаты образцового *LS*-алгоритма.

2. *LMS*-алгоритм проигрывает остальным алгоритмам по *ACPR* до 4 дБ, по *EVM* идентичен. К тому же, его результаты не зависят от уровня квадратурных искажений. При этом *LMS* алгоритм является самым простым по вычислениям, требуя в 10-20 раз меньше операций с плавающей точкой для идентификации корректора. Но, важно заметить, что достижимый уровень *ACPR* при увеличении длины обучающей последовательности для *LMS* алгоритма ограничен меньшей величиной, чем для остальных алгоритмов [76].

3. При усилении квадратурных искажений *LS*, *RLS* и *CG* алгоритмы деградируют по критерию *ACPR* на величину до 3 дБ и при больших мощностях сигналов сравниваются с *LMS*-алгоритмом.

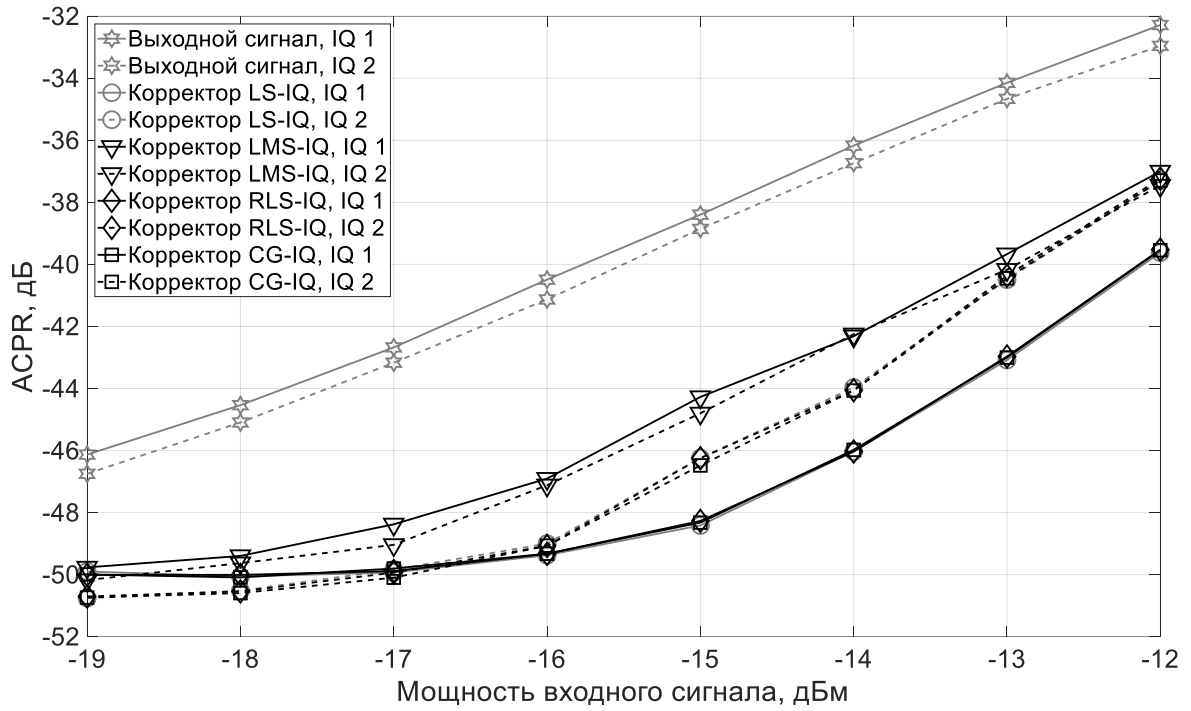


Рис.4.4 Зависимости АСРР от мощности входного сигнала

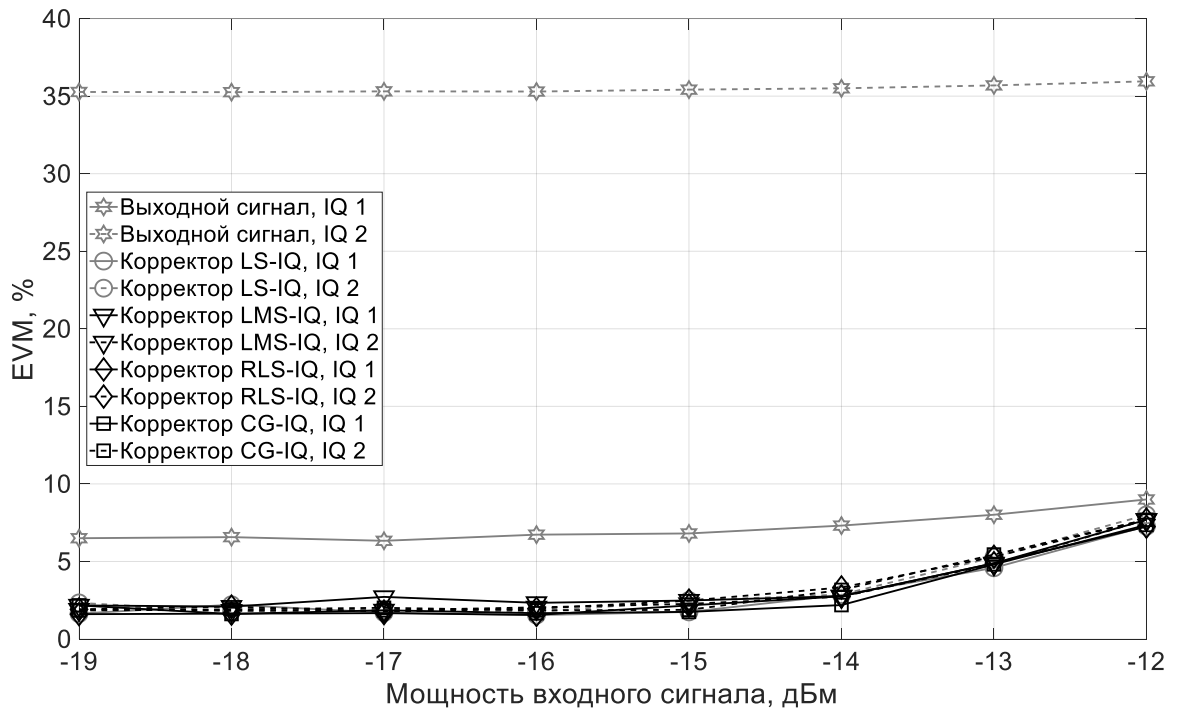


Рис.4.5 Зависимости EVM от мощности входного сигнала

### 4.3 Сравнительный анализ совместных цифровых корректоров для передающего тракта ММО системы в присутствии квадратурных искажений

По аналогии с предыдущим пунктом проверим выведенные в главе соотношения на компьютерном и натуральных экспериментах, только в качестве исследуемой системы будет выступать *ММО* система с двумя ветвями, представленная на рисунке 4.6.

В качестве сравниваемых алгоритмов выступала полиномиальная модель «с памятью» и учетом квадратурных искажений, многослойный персептрон и рекуррентная нейронная сеть.

Для полиномиальной модели с параметрами  $P_1 = 5$ ,  $P_2 = 3$ ,  $M = 2$  потребовалось 21 комплексный коэффициент, для многослойного персептрона – 332, для рекуррентной нейронной сети – 372.

Квадратурные искажения вносились программно. В качестве усилителей мощности выступали 4 модели УМ из п. 1.3. Перекрестные искажения симметричные.

Результаты для величины перекрестных искажений -10 дБ и -30 дБ представлены в таблицах 4.3 и 4.4, соответственно.

По представленным результатам видно, что корректоры справляются с задачей даже при значительном уровне перекрестных искажений -10 дБ: *АСРР* улучшается на величину до 19 дБ, *ЕVМ* – до 83%.

Нейронные сети в данном приложении не демонстрируют значительного преимущества, обуславливаемого сложностью модели и количеством коэффициентов, как это было в задачи моделирования передающего тракта. Такой вывод подтверждает выводы, сделанные для нейронных моделей для системы без квадратурных искажений.

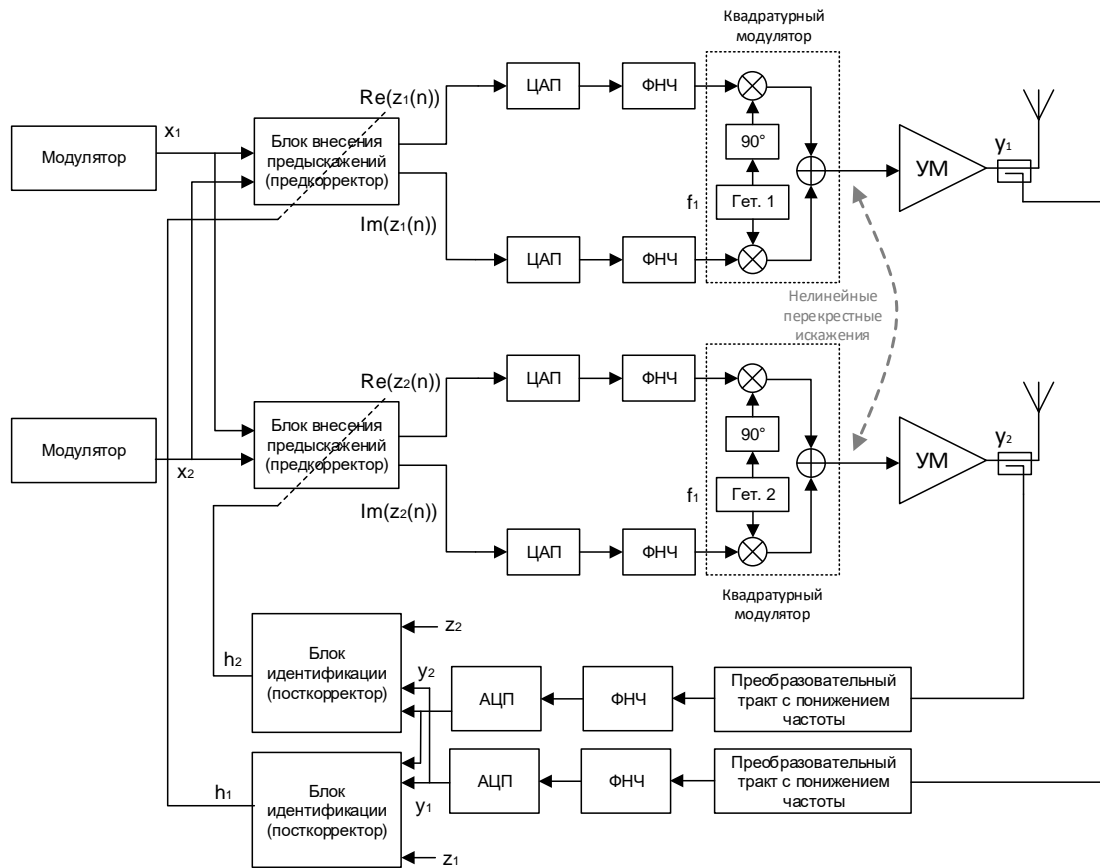


Рис.4.6 Блок-схема MIMO системы с совместным корректором

Таблица 4.3

Архитектура блока	ACPR L3	ACPR R3	EVM	ACPR L3	ACPR R3	EVM
Модель 1						
Набор 1			Набор 2			
Без коррекции	-39,03	-39,37	32,47	-35,16	-34,82	67,71
LS	-54,11	-50,72	0,16	-45,97	-45,24	0,89
MLP	-49,61	-49,38	0,81	-45,31	-45,87	1,14
RNN	-51,22	-49,46	0,52	-48,15	-47,27	1,04
Модель 2						
Без коррекции	-36,49	-36,46	33,64	-32,95	-32,39	60,91
LS	-53,75	-50,44	0,22	-51,84	-49,24	0,39
MLP	-52,13	-49,79	0,37	-46,74	-46,24	1,25
RNN	-51,44	-49,27	0,56	-44,79	-44,23	1,44
Модель 3						
Без коррекции	-38,46	-37,89	31,53	-37,41	-36,93	51,66
LS	-50,88	-48,63	0,46	-53,80	-49,68	0,48
MLP	-46,55	-47,91	1,94	-48,05	-46,28	1,16
RNN	-47,21	-46,11	1,43	-47,47	-46,44	0,99
Модель 4						
Без коррекции	-34,53	-34,17	32,30	-33,55	-33,81	83,85
LS	-50,81	-49,07	0,35	-49,96	-50,05	0,79
MLP	-50,84	-48,86	0,60	-49,72	-49,44	0,86
RNN	-52,46	-49,81	0,42	-49,47	-49,24	0,93

Таблица 4.4

Архитектура блока	ACPR L3	ACPR R3	EVM	ACPR L3	ACPR R3	EVM
Модель 1						
Набор 1			Набор 2			
Без коррекции	-42,48	-42,73	9,93	-39,61	-39,46	53,73
LS	-55,18	-51,11	0,09	-54,38	-50,78	0,18
MLP	-54,78	-50,91	0,14	-51,36	-49,68	0,49
RNN	-54,84	-51,06	0,11	-51,93	-48,64	0,59
Модель 2						
Без коррекции	-41,08	-40,67	10,47	-38,15	-37,51	46,81
LS	-54,98	-51,09	0,09	-54,67	-50,91	0,14
MLP	-55,25	-51,14	0,09	-52,89	-50,54	0,34
RNN	-55,08	-51,10	0,11	-54,76	-51,00	0,18
Модель 3						
Без коррекции	-40,55	-39,89	7,60	-39,71	-39,16	36,57
LS	-51,06	-48,61	0,61	-53,54	-49,86	0,60

MLP	-51,86	-48,94	0,45	-48,51	-48,04	0,91
RNN	-52,67	-49,68	0,37	-47,38	-45,44	1,26
Модель 4						
Без коррекции	-36,32	-35,88	10,04	-34,86	-34,66	70,21
LS	-50,61	-48,88	0,51	-53,33	-50,44	0,69
MLP	-53,87	-50,20	0,26	-48,58	-47,07	1,24
RNN	-54,47	-50,71	0,19	-48,42	-47,21	1,19

Предыдущий эксперимент не выявил отличий между многослойным персептроном и рекуррентной нейронной сетью, поэтому в натурном эксперименте будут сравниваться две архитектуры цифрового корректора: полиномиальная кроссовер-модель «с памятью» и учетом квадратурных искажений и многослойный персептрон. Параметры моделей не будут отличаться от компьютерного эксперимента выше.

Перекрестные помехи симметричные, вносятся программно и равны -10, -15, -20, -30 и -40 дБ. Также проведено измерение при отсутствии влияния ветвей *MIMO* системы друг на друга.

На рисунках 4.7 и 4.8 представлены результаты натурного эксперимента по критериям *ACPR* и *EVM*, сплошной линией изображены зависимости при квадратурных искажениях, задаваемых первым набором параметров, пунктирной – вторым.

На реальном передающем тракте полиномиальная кроссовер-модель «с памятью» и учетом квадратурных искажений демонстрирует преимущество над многослойным персептроном. Это особенно заметно по зависимостям *ACPR*. Выигрыш полиномиальной модели составляет до 4 дБ. При чем полиномиальная модель демонстрирует большую стабильность результатов при изменении уровня перекрестных искажений и требует в 16 раз меньше коэффициентов.

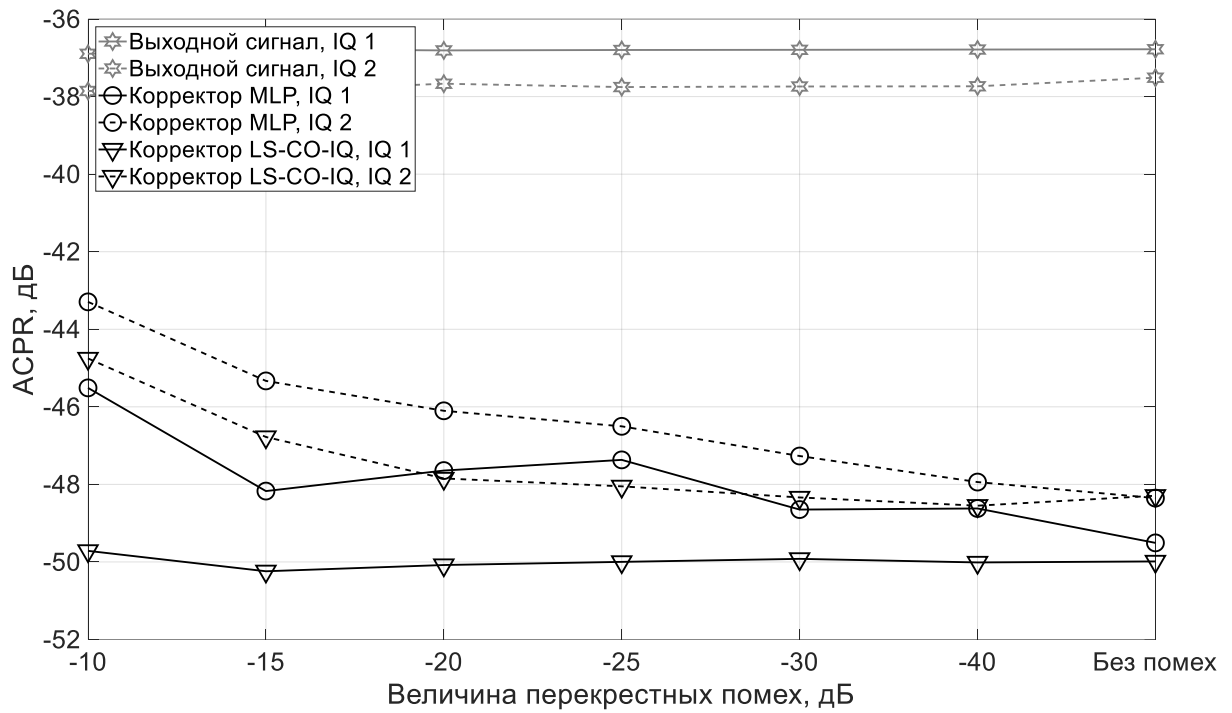


Рис.4.7 Зависимости АСРР от величины перекрестных помех

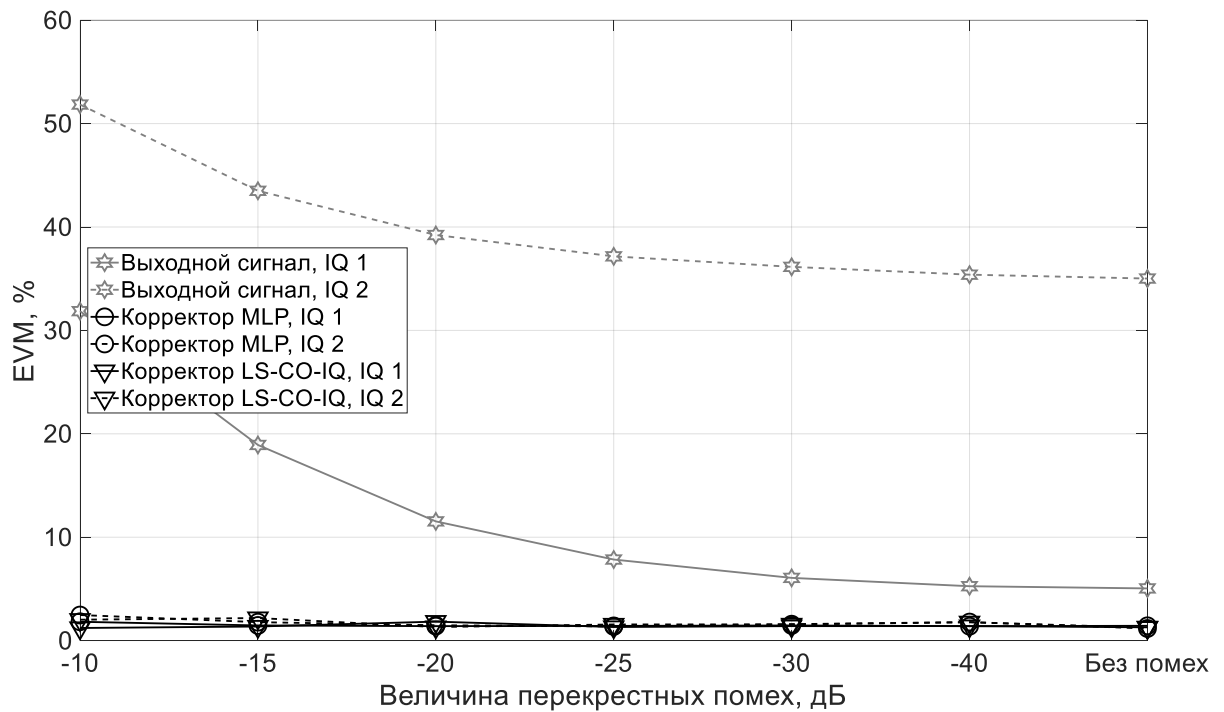


Рис.4.8 Зависимости АСРР от величины перекрестных помех



По *EVM* результаты моделей при разных уровнях квадратурных искажений не отличаются и позволяют улучшить линейность по этому критерию на величину до 50%.

Таким образом, полиномиальную архитектуру корректора для задачи линеаризации *MIMO* системы с квадратурными искажениями предпочтительнее, чем нейросетевые.

Следующая задача состоит в определении алгоритма идентификации полиномиального корректора. Для этого был проведён экспериментальный сравнительный анализ адаптивных алгоритмов. В основе каждого лежит полиномиальная кроссовер-модель «с памятью» и учетом квадратурных искажений.

Получившиеся экспериментальные зависимости рассчитанных для выходных сигналов системы критериев *ACPR* и *EVM* представлены ниже на рисунках 4.9 и 4.10.

По результатам видно следующее:

1. *LMS*-алгоритм значительно отличается от остальных: он уступает до 8 дБ по *ACPR* и до 8% по *EVM*;
2. Усиление квадратурных искажений ухудшает результаты коррекции на величину до 5 дБ по *ACPR*, при чем для выходного сигнала системы без корректора внеполосные излучения становятся даже ниже. Это говорит о том, что квадратурные искажений не так сильно влияют на нелинейность тракта, как таковую, как на усложнение задачи идентификации корректора.
3. Результаты по критерию *EVM* при изменении квадратурных и перекрестных искажений практически не меняются, оставаясь на уровне 5-9% для *LMS* и 1% для остальных алгоритмов.

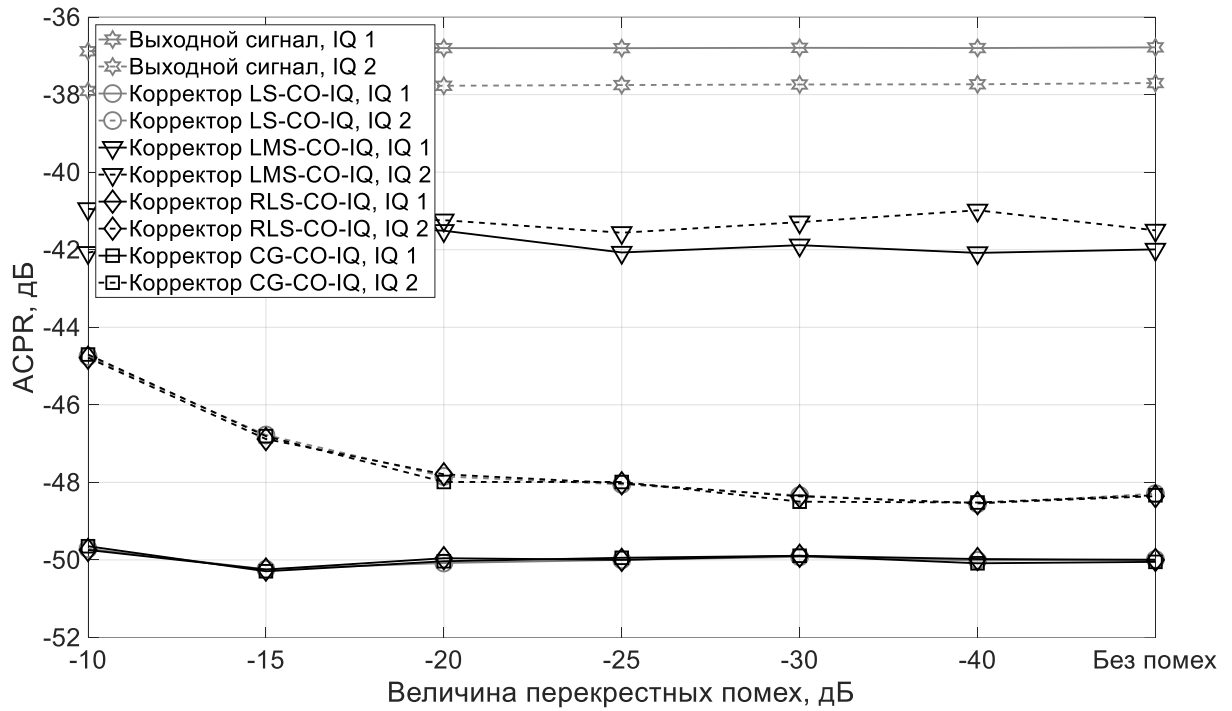


Рис.4.9 Зависимости АСРР от величины перекрестных искажений

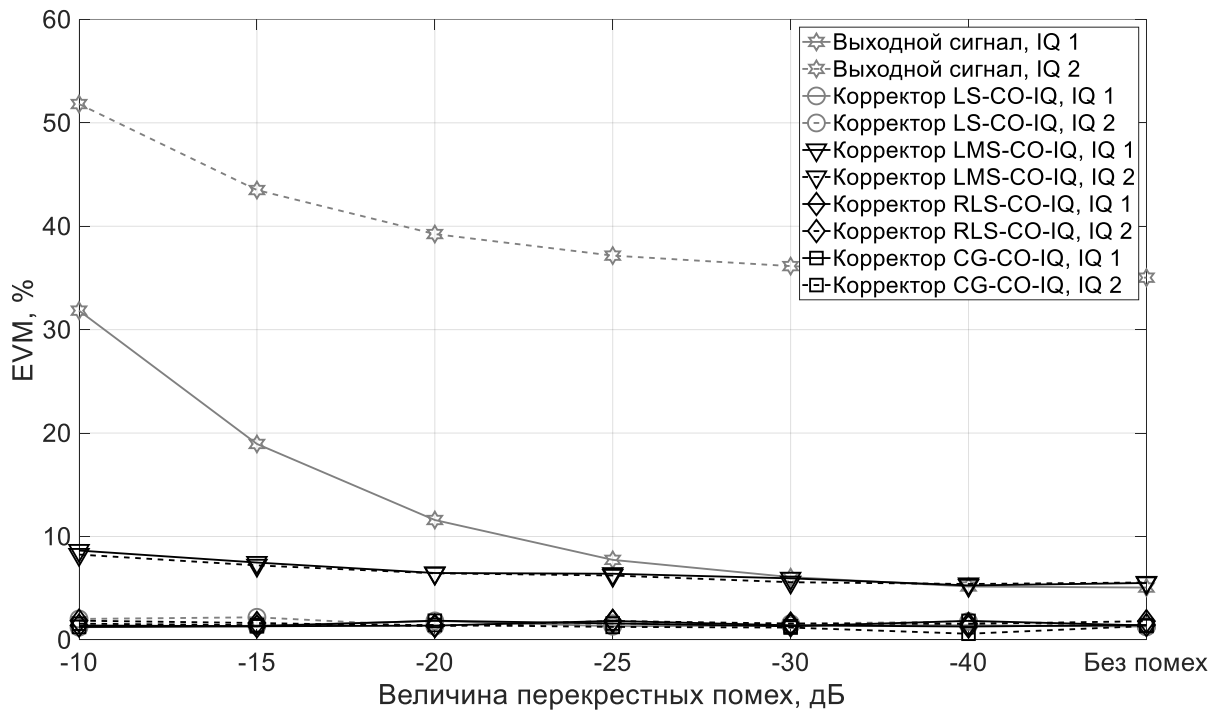


Рис.4.10 Зависимости EVM от величины перекрестных искажений

Для более подробной иллюстрации работы корректоров и результата их работы далее приведены изображения характеристик сигналов в эксперименте для уровня перекрестных искажений -15 дБ и первого набора параметров квадратурного дисбаланса.

На рисунке 4.11 представлены амплитудно-амплитудные характеристики сигналов, на рисунке 4.12 – амплитудно-фазовые, на рисунке 4.13 изображены спектральные плотности мощности, 4.14 – сигнальные созвездия.

По рисункам амплитудно-амплитудных и амплитудно-фазовых характеристик видно, как характеристики принимают линейный вид, что говорит о повышении линейности системы, а разброс точек по оси ординат снижается, что говорит о снижении «эффектов памяти» в системе.

На рисунке 4.13 видно, насколько снижаются внеполосные излучения в выходном сигнале при добавлении в системы корректора, работающего по одному из сравниваемых алгоритмов. Снижение уровня сигнала в соседнем канале достигает значения 13 дБ.

Сигнальные созвездия на рисунке 4.14 также говорят о снижении искажений, разброс точек уменьшается, форма сигнального созвездия приближается к исходной.

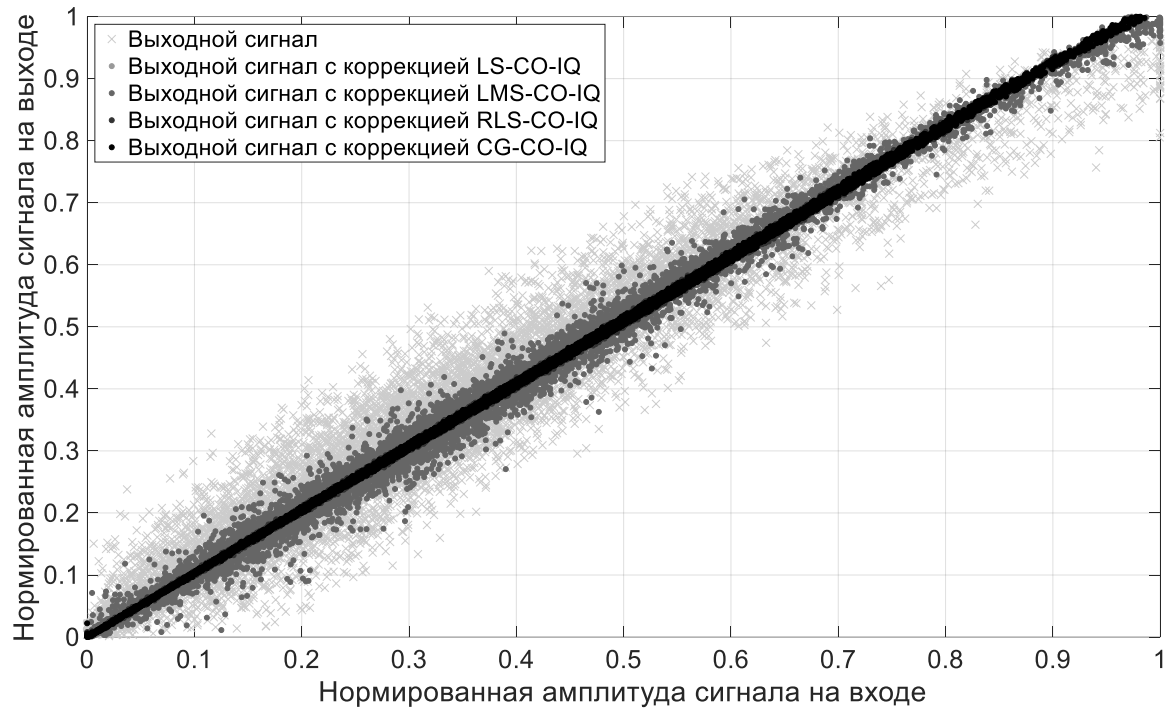


Рис.4.11 Амплитудно-амплитудные характеристики сигналов

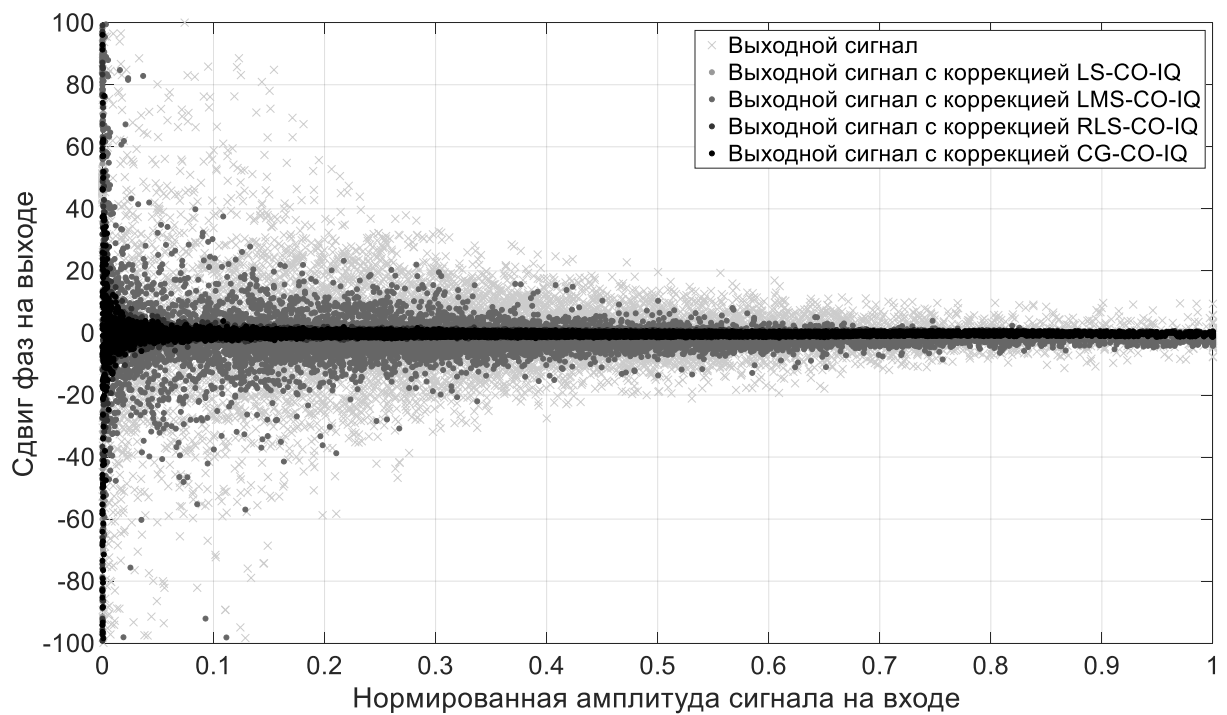


Рис.4.12 Амплитудно-фазовые характеристики сигналов

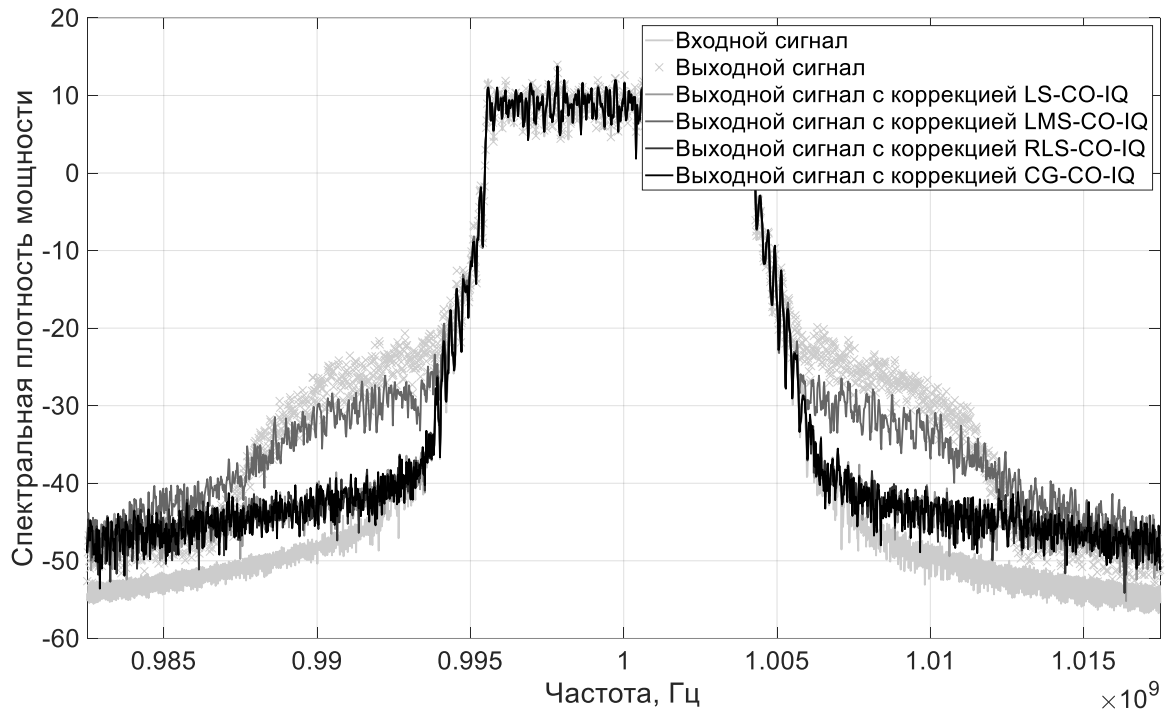


Рис.4.13 Спектральные плотности мощности

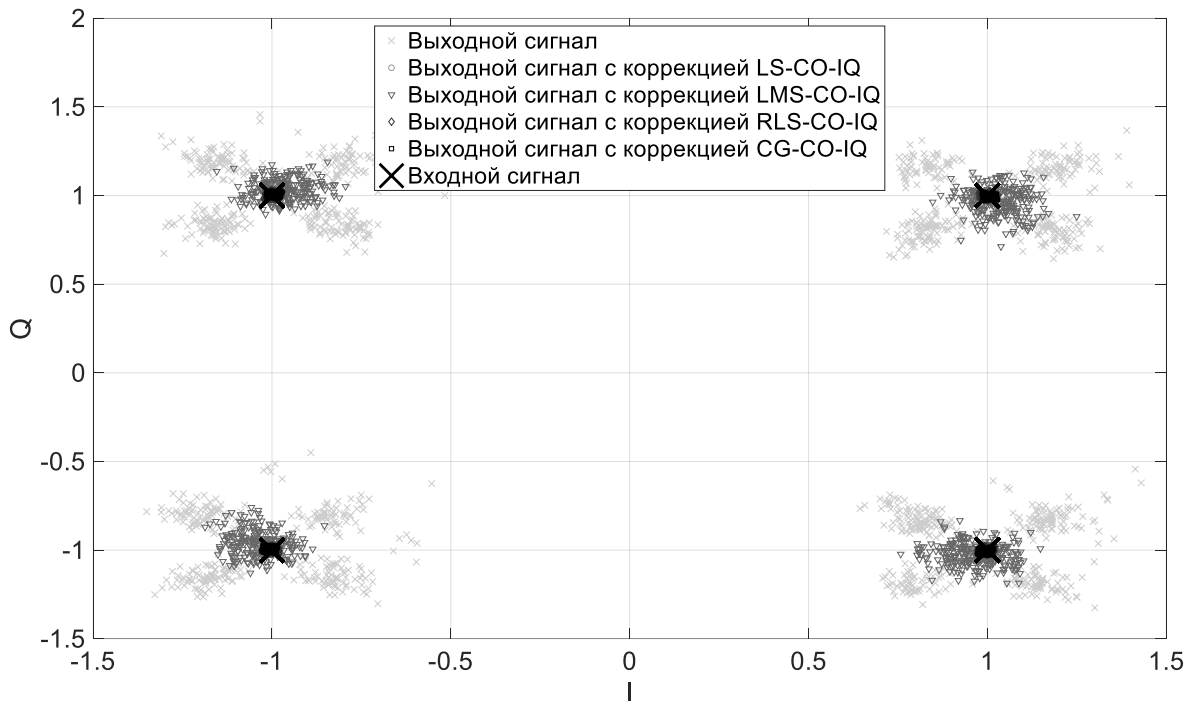


Рис.4.14 Сигнальные созвездия

## Выводы к главе 4

1. Компенсацию квадратурного дисбаланса в передающем тракте многоканальной системы следует осуществлять одновременно с компенсацией нелинейно-инерционных искажений сигнала с использованием единого полиномиального корректора.

2. Эффективность линейризации по критериям *ACPR* и *EVM* полиномиальным и нейросетевым корректором практически не отличается, при этом полиномиальные модели требуют в 15 раз меньше комплексных коэффициентов для идентификации.

3. Адаптивный алгоритм *LMS* уступает остальным до 8 дБ по *ACPR* и 8% по *EVM*, но позволяет снизить количество вычислений в 10-20 раз.

4. Наибольшую эффективность среди адаптивных алгоритмов для полиномиальной модели показал алгоритм сопряженного градиента, показывающий такие же результаты, как *LS* и *RLS*-алгоритм, но требующий для работы в 2 раза меньше операций, чем *RLS* алгоритм.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Настоящая работа посвящена изучению и практическому применению методов идентификации поведенческих моделей передающего тракта и построения адаптивных цифровых корректоров с целью повышения энергетической и спектральной эффективности современных многоканальных систем связи СВЧ диапазона.

1. Предложены бесструктурные нейросетевые модели передающего тракта многоканальных систем, обладающего нелинейно-инерционными свойствами, которые позволяют достичь большей точности поведенческого моделирования, превосходя аналоги на величину до 17 дБ по критерию *NMSE* и до 16 дБ по критерию *ACEPR*, в присутствии квадратурных искажений - на величину до 9 дБ по критерию *NMSE* и до 17 дБ по критерию *ACEPR*. Необходимо также отметить, что результаты моделирования остаются неизменными при различных уровнях квадратурных искажений;

2. Разработан адаптивный алгоритм цифровой линейаризации передающего тракта на основе метода сопряженного градиента, которая требует в сравнении с аналогами в 2 раза меньшего количества вычислительных операций при сохранении эффективности коррекции;

3. Разработана совместная адаптивная система управления цифровым корректором для одновременной компенсации квадратурных и нелинейно-инерционных искажений в передающем радиотракте на основе двумерной полиномиальной модели «с памятью» и метода сопряженного градиента, позволяющая снизить уровень внеполосного излучения передаваемого полосового сигнала на 13 дБ и уровень деформации сигнального созвездия на 50% и осуществляющая управление только на основе отсчётов сигналов на входе и выходе передающего тракта.

## Список литературы

1. The Linearity-Efficiency Compromise / P.M. Lavrador [et al.] // IEEE Microwave Magazine. – 2010. – Vol. 11. – № 5. – P. 44-58.
2. Grabowski J. An experimental M-QAM modem using amplifier linearization and baseband equalization techniques / J. Grabowski, R.C. Davis. – 1982. – P. E3.2.
3. Shanmugan K.S. An adaptive linearizer for 16-QAM transmission over non-linear satellite channels / K.S. Shanmugan, M.J. Ruggles. – 1986. – Vol. 1. – P. 126-132.
4. Saleh A.A.M. Adaptive linearization of power amplifiers in digital radio systems / A.A.M. Saleh, J. Salz // The Bell System Technical Journal. – 1983. – Vol. 62. – № 4. – P. 1019-1033.
5. Cavers J.K. Amplifier linearization using a digital predistorter with fast adaptation and low memory requirements / J.K. Cavers // IEEE Transactions on Vehicular Technology. – 1990. – Vol. 39. – № 4. – P. 374-382.
6. Cavers J.K. Adaptive compensation for imbalance and offset losses in direct conversion transceivers / J.K. Cavers, M. Liao // [1991 Proceedings] 41st IEEE Vehicular Technology Conference. – 1991. – P. 578-583.
7. Cavers J.K. The effect of quadrature modulator and demodulator errors on adaptive digital predistorters for amplifier linearization / J.K. Cavers // IEEE Transactions on Vehicular Technology. – 1997. – Vol. 46. – № 2. – P. 456-466.
8. Cavers J.K. New methods for adaptation of quadrature modulators and demodulators in amplifier linearization circuits / J.K. Cavers // IEEE Transactions on Vehicular Technology. – 1997. – Vol. 46. – № 3. – P. 707-716.
9. Wright A.S. Experimental performance of an adaptive digital linearized power amplifier / A.S. Wright, W.G. Durtler // 1992 IEEE MTT-S Microwave Symposium Digest. – 1992. – P. 1105-1108 vol.2.
10. Faulkner M. Adaptive linearization using predistortion-experimental results / M. Faulkner, M. Johansson // IEEE Transactions on Vehicular Technology. – 1994. – Vol. 43. – № 2. – P. 323-332.
11. Kim Y.-D. Adaptive Compensation for Power Amplifier Nonlinearity in the Presence of Quadrature Modulation/Demodulation Errors / Y.-D. Kim, E.-R. Jeong, Y.H. Lee // IEEE Transactions on Signal Processing. – 2007. – Vol. 55. – № 9. – P. 4717-4721.
12. Anttila L. Joint Mitigation of Power Amplifier and I/Q Modulator Impairments in Broadband Direct-Conversion Transmitters / L. Anttila, P. Handel, M. Valkama // IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques. – 2010. – Vol. 58. – № 4. – P. 730-739.
13. Recursive learning-based joint digital predistorter for power amplifier and I/Q modulator impairments / L. Anttila [et al.] // International Journal of Microwave and Wireless Technologies. – 2010. – Vol. 2. – № 2. – P. 173-182.
14. Fu X. Novel Dual-Band Matching Network for Effective Design of Concurrent Dual-Band Power Amplifiers / X. Fu, D.T. Bepalko, S. Boumaiza // IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers. – 2014. – Vol. 61. – № 1. – P. 293-301.
15. Design and Linearization of Concurrent Dual-Band Doherty Power Amplifier With Frequency-Dependent Power Ranges / W. Chen [et al.] // IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques. – 2011. – Vol. 59. – № 10. – P. 2537-2546.
16. Ding L. Concurrent dual-band digital predistortion / L. Ding, Z. Yang, H. Gandhi // 2012 IEEE/MTT-S International Microwave Symposium Digest 2012 IEEE/MTT-S International Microwave Symposium Digest. – 2012. – P. 1-3.
17. Foschini G.J. On Limits of Wireless Communications in a Fading Environment when Using Multiple Antennas / G.J. Foschini, M.J. Gans // Wireless Personal Communications. – 1998. – Vol. 6. – № 3. – P. 311-335.
18. Gottumukkala V.K.V. Capacity Analysis and Pilot-Data Power Allocation for MIMO-OFDM With Transmitter and Receiver IQ Imbalances and Residual Carrier Frequency



- Offset / V.K.V. Gottumukkala, H. Minn // IEEE Transactions on Vehicular Technology. – 2012. – Vol. 61. – № 2. – P. 553-565.
19. Zhu A. An Overview of Volterra Series Based Behavioral Modeling of RF/Microwave Power Amplifiers / A. Zhu, T.J. Brazil // 2006 IEEE Annual Wireless and Microwave Technology Conference 2006 IEEE Annual Wireless and Microwave Technology Conference. – 2006. – P. 1-5.
  20. Kim J. Konstantinou, K.: Digital predistortion of wideband signals based on power amplifier model with memory. IEE Electronics Letters 37, 1417-1418 / J. Kim, K. Konstantinou // Electronics Letters. – 2001. – Vol. 37. – Konstantinou, K. – P. 1417-1418.
  21. Zhang Q.J. Neural Networks for RF and Microwave Design / Q.J. Zhang, K.C. Gupta. – Boston: Artech House, 2000. – 392 p.
  22. Haykin S. Neural Networks: A Comprehensive Foundation. Neural Networks / S. Haykin. – New Jersey: Prentice Hall, 2006.
  23. Neural-based dynamic modeling of nonlinear microwave circuits / J. Xu [et al.] // IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques. – 2002. – Vol. 50. – № 12. – P. 2769-2780.
  24. Luongvinh D. Behavioral modeling of power amplifiers using fully recurrent neural networks / D. Luongvinh, Y. Kwon // IEEE MTT-S International Microwave Symposium Digest, 2005. IEEE MTT-S International Microwave Symposium Digest, 2005. – 2005. – P. 1979-1982.
  25. Neural networks for modeling nonlinear memoryless communication channels / M. Ibukahla [et al.] // IEEE Transactions on Communications. – 1997. – Vol. 45. – № 7. – P. 768-771.
  26. Naskas N. Adaptive baseband predistorter for radio frequency power amplifiers based on a multilayer perceptron / N. Naskas, Y. Papananos // 9th International Conference on Electronics, Circuits and Systems. – 2002. – Vol. 3. – P. 1107-1110 vol.3.
  27. Laki B. Adaptive Digital Predistortion for Wideband High Crest Factor Applications Based on the WACP Optimization Objective: An Extended Analysis / B. Laki, C. Kikkert // Broadcasting, IEEE Transactions on. – 2012. – Vol. 58. – Adaptive Digital Predistortion for Wideband High Crest Factor Applications Based on the WACP Optimization Objective. – P. 609-618.
  28. Ma Y. An Algorithm for Obtaining the Inverse for a Given Polynomial in Baseband / Y. Ma, Y. Yamao, Y. Akaiwa // IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences. – 2013. – Vol. E96.A. – P. 675-683.
  29. Band-Limited Volterra Series-Based Digital Predistortion for Wideband RF Power Amplifiers / C. Yu [et al.] // IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques. – 2012. – Vol. 60. – № 12. – P. 4198-4208.
  30. Аверина Л.И. Влияние параметров цифрового корректора на увеличение линейности передающего тракта / Л.И. Аверина, М.А. Корольков, В.Д. Шутов // Радиолокация, навигация, связь: XVI Междунар. науч.-техн. конф. – Воронеж, 2010. – Т. 1. – С. 512-517.
  31. Аверина Л.И. Линеаризация усилителей СВЧ диапазона / Л.И. Аверина, Ю.П. Сбитнев, В.Д. Шутов // Радиолокация, навигация, связь: XV Междунар. науч.-техн. конф. – Воронеж, 2009. – Т. 1. – С. 591-596.
  32. Аверина Л.И. Методы уменьшения нелинейных продуктов многокаскадных усилителей СВЧ диапазона / Л.И. Аверина, Ю.П. Сбитнев, В.Д. Шутов // 8-й Международный симпозиум по электромагнитной совместимости и электромагнитной экологии: тр. симп. – Санкт-Петербург, 2009. – С. 274-277.
  33. Аверина Л.И. Увеличение динамического диапазона передающего тракта цифровыми методами / Л.И. Аверина, А.М. Бобрешов, В.Д. Шутов // Физика и технические приложения волновых процессов: X Междунар. науч.-техн. конф. – Самара, 2011. – С. 49-50.

34. Оценка нелинейных искажений сигналов с различными видами модуляции в передающем тракте / М.А. Корольков [и др.] // Радиолокация, навигация, связь: XVII Междунар. науч.- техн. конф. – Воронеж, 2011. – Т. 1. – С. 765-771.
35. Ghannouchi F.M. Behavioral Modeling and Predistortion of Wideband Wireless Transmitters / F.M. Ghannouchi, O. Hammi, M. Helaoui. – 2015.
36. Doherty W.H. A New High Efficiency Power Amplifier for Modulated Waves / W.H. Doherty // Proceedings of the Institute of Radio Engineers. – 1936. – Vol. 24. – № 9. – P. 1163-1182.
37. High Efficiency WCDMA Envelope Tracking Base-Station Amplifier Implemented with GaAs HVHBTs / D. Kimball [et al.] // 2008 IEEE Compound Semiconductor Integrated Circuits Symposium. – 2008. – P. 1-4.
38. Power-amplifier characterization using a two-tone measurement technique / C.J. Clark [et al.] // IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques. – 2002. – Vol. 50. – № 6. – P. 1590-1602.
39. Saleh A.A.M. Frequency-Independent and Frequency-Dependent Nonlinear Models of TWT Amplifiers / A.A.M. Saleh // IEEE Transactions on Communications. – 1981. – Vol. 29. – № 11. – P. 1715-1720.
40. Vuolevi J. The effects of source impedance on the linearity of BTJ common-emitter amplifiers / J. Vuolevi, T. Rahkonen // 2000 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS). – 2000. – Vol. 4. – P. 197-200 vol.4.
41. Vuolevi J. Measurement technique for characterizing memory effects in RF power amplifiers / J. Vuolevi, T. Rahkonen, J. Manninen // RAWCON 2000. 2000 IEEE Radio and Wireless Conference (Cat. No.00EX404). – 2000. – P. 195-198.
42. Isaksson M. A comparative analysis of behavioral models for RF power amplifiers / M. Isaksson, D. Wisell, D. Ronnow // IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques. – 2006. – Vol. 54. – № 1. – P. 348-359.
43. Шутов В.Д. Линеаризация СВЧ усилителей мощности методом цифровых предыскажений : дис. ... канд. ф.-м. наук / В.Д. Шутов. – Воронеж: Воронежский государственный университет, 2015. – 146 с.
44. Compact Concurrent Dual-Band Power Amplifier for 1.9GHz WCDMA and 3.5GHz OFDM Wireless Systems / A. Cidronali [et al.] // 2008 European Microwave Integrated Circuit Conference. – 2008. – P. 518-521.
45. Ding Y. High-efficiency concurrent dual-band class-F and inverse class-F power amplifier / Y. Ding, Y.X. Guo, F. Liu // Electronics Letters. – 2011. – Vol. 47. – P. 847-849.
46. Bassam S.A. Crossover Digital Predistorter for the Compensation of Crosstalk and Nonlinearity in MIMO Transmitters / S.A. Bassam, M. Helaoui, F.M. Ghannouchi // IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques. – 2009. – Vol. 57. – № 5. – P. 1119-1128.
47. Jaraut P. Composite Neural Network Digital Predistortion Model for Joint Mitigation of Crosstalk, I/Q Imbalance, Nonlinearity in MIMO Transmitters / P. Jaraut, M. Rawat, F.M. Ghannouchi // IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques. – 2018. – Vol. 66. – № 11. – P. 5011-5020.
48. Pedro J. A comparative overview of microwave and wireless power-amplifier behavioral modeling approaches / J. Pedro, S. Maas // IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques. – 2005.
49. Desoer C.A. Feedback systems: input-output properties : Electrical science. Feedback systems / C.A. Desoer, M. Vidyasagar. – New York: Acad. Press, 1975. – 264 с.
50. Mathews V.J. Polynomial signal processing : Wiley series in telecommunications and signal processing / V.J. Mathews, G.L. Sicuranza. – New York, NY: Wiley, 2000. – 452 с.
51. Application of optimal delays selection on parallel cascade hammerstein models for the prediction of RF-power amplifier behavior / D.D. Silveira [et al.] // 2006 Asia-Pacific Microwave Conference. – 2006. – P. 283-286.

52. Volterra V. Theory of functionals and of integral and integro-differential equations: Theory of functionals and of integral and integro-differential equations / V. Volterra. – Dover Phoenix Editions, 1959.
53. Аверина Л.И. Сравнительный анализ бесструктурных инерционных моделей усилителей мощности / Л.И. Аверина, В.Д. Шутов, О.В. Бугров // Радиолокация, навигация, связь: XIX Междунар. науч. – техн. конф. – Воронеж, 2013. – Т. 2. – С. 1232-1238.
54. Сравнительный анализ цифровых корректоров передающего тракта систем связи / Л.И. Аверина [и др.] // СВЧ-техника и телекоммуникационные технологии: 24-я Международная Крымская Конференция (КрыМиКо 2014). – Севастополь, 2014. – С. 230-231.
55. Аверина Л.И. Сравнительный анализ цифровых корректоров для линеаризации усилителей мощности / Л.И. Аверина, В.Д. Шутов, О.В. Бугров // Кибернетика и высокие технологии XXI века: XVI Международная научно-техническая конференция. – Воронеж, 2015. – С. 170-177.
56. Аверина Л.И. Цифровые корректоры на основе нейронных сетей для линеаризации усилителей мощности / Л.И. Аверина, О.В. Бугров // Вестник Воронежского Государственного Университета. Серия: Физика. Математика. – 2017. – № 1.
57. Аверина Л.И. Алгоритм идентификации цифрового корректора при параллельной двухполосной передаче данных / Л.И. Аверина, О.В. Бугров // Теория и техника радиосвязи. – 2019. – № 1.
58. Аверина Л.И. Цифровая линеаризация усилителя мощности при параллельной двухполосной передаче данных / Л.И. Аверина, А.О. Кузнецов, О.В. Бугров // Радиолокация, навигация, связь: XXIV Междунар. науч. – техн. конф. – 2018. – Т. 2. – С. 282-289.
59. A Robust Digital Baseband Predistorter Constructed Using Memory Polynomials / L. Ding [et al.] // Communications, IEEE Transactions on. – 2004. – Vol. 52. – P. 159-165.
60. Power amplifiers and transmitters for RF and microwave / F.H. Raab [et al.] // IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques. – 2002. – Vol. 50. – № 3. – P. 814-826.
61. Suryasarman P.M. A Comparative Analysis of Adaptive Digital Predistortion Algorithms for Multiple Antenna Transmitters / P.M. Suryasarman, A. Springer // IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers. – 2015. – Vol. 62. – № 5. – P. 1412-1420.
62. Adaptive crossover and crosstalk canceling DPD for MIMO transmitters / L. Gu [et al.] // 2016 6th International Conference on Electronics Information and Emergency Communication (ICEIEC). – 2016. – P. 236-239.
63. Аверина Л.И. Цифровые корректоры для усилителей мощности на основе нейронных сетей / Л.И. Аверина, О.В. Бугров // Физика и технические приложения волновых процессов: XIV Международная научно-техническая конференция. – Самара, 2016.
64. Mkaem F. Extended Hammerstein Behavioral Model Using Artificial Neural Networks / F. Mkaem, S. Boumaiza // IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques. – 2009. – Vol. 57. – № 4. – P. 745-751.
65. Соловьева Е.Б. Нейронная модель компенсатора нелинейных искажений сигналов для цифрового канала связи / Е.Б. Соловьева, А.В. Зубарев // Известия высших учебных заведений России. Радиоэлектроника. – 2013. – № 4. – С. 30-34.
66. Behaviour modelling of wideband RF transmitters using Hammerstein–Wiener models / F. Taringou [et al.] // IET Circuits, Devices & Systems. – 2010. – Vol. 4. – № 4. – P. 282-290.
67. Magesacher T. Benchmarking of learning architectures for digital predistortion / T. Magesacher, P. Singerl // 2016 50th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. – 2016. – P. 648-651.
68. Eun C. A new Volterra predistorter based on the indirect learning architecture / C. Eun, E.J. Powers // IEEE Transactions on Signal Processing. – 1997. – Vol. 45. – № 1. – P. 223-227.

69. Джиган В.И. Адаптивная фильтрация сигналов: теория и алгоритмы / В.И. Джиган. – Москва: Техносфера, 2013. – 528 с.
70. Widrow B. Adaptive filters I: fundamentals / B. Widrow. – Stanford Electronics Laboratories, 1966.
71. Diniz P.S.R. Adaptive filtering: algorithms and practical implementation. Adaptive filtering / P.S.R. Diniz. – 3. ed. – New York, NY: Springer, 2008. – 627 с.
72. Luenberger D.G. Linear and Nonlinear Programming / D.G. Luenberger, Y. Ye. – Springer, 2008. – 551 p.
73. Hestenes M.R. Methods of Conjugate Gradients for Solving Linear Systems / M.R. Hestenes, E.L. Stiefel. – 1952. – Vol. 49. – № 6. – P. 409-436.
74. Faddeev D.K. Computational Methods of Linear Algebra / D.K. Faddeev, V.N. Faddeeva. – San Francisco, California: W. H. Freeman, 1963.
75. Chang P.S. Analysis of conjugate gradient algorithms for adaptive filtering / P.S. Chang, A.N. Willson // IEEE Transactions on Signal Processing. – 2000. – Vol. 48. – № 2. – P. 409-418.
76. Аверина Л.И. Адаптивный цифровой корректор для системы двухполосной передачи данных в присутствии квадратурных искажений / Л.И. Аверина, О.В. Бугров // Известия вузов. Радиоэлектроника. – 2020. – Т. 63. – № 3. – С. 154-164.
77. Aziz M. Low Complexity Distributed Model for the Compensation of Direct Conversion Transmitter's Imperfections / M. Aziz, M. Rawat, F.M. Ghannouchi // IEEE Transactions on Broadcasting. – 2014. – Vol. 60. – № 3. – P. 568-574.
78. Аверина Л.И. Цифровая линеаризация передающего тракта при двухполосной передаче данных с учетом квадратурного дисбаланса / Л.И. Аверина, О.В. Бугров // Радиолокация, навигация, связь: XXV Междунар. науч. – техн. конф. – Воронеж, 2019.
79. Аверина Л.И. Адаптивная цифровая линеаризация передающего тракта ММО-систем / Л.И. Аверина, О.В. Бугров // Вестник Воронежского государственного университета. Серия: Физика. Математика. – 2021. – № 2. – С. 5-16.