

СИНТЕЗ АДАПТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ В МНОГОКАНАЛЬНЫХ НАВИГАЦИОННЫХ ПРИЕМНИКАХ НА ОСНОВЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ ОБРАБОТКИ ДОКОРРЕЛЯЦИОННЫХ СИГНАЛОВ

М.А. Лихачев (*likhachevma@cps.tver.ru*)

АО НИИ «Центрпрограммсистем», Тверь

В статье представлен двухэтапный синтез адаптивных управляющих решений для весовых коэффициентов диаграммы направленности цифровой антенной решетки (ЦАР) навигационного приемника в условиях преднамеренных шумовых и имитационных помех, заключающийся в интеллектуальном пространственно-временном анализе принятых сигналов спутниковой навигации. Предложенный подход направлен на повышение помехоустойчивости и информационной безопасности навигации за счет шумоподавления в суммарном докорреляционном сигнале. На первом этапе синтеза формируются веса, обеспечивающие глубокие провалы диаграммы направленности в направлениях источников активных помех, мощность которых превышает уровень шума. На втором этапе формируется новый набор весовых коэффициентов на основе идентификации события присутствия сигналов спуфинга и оценки угловых направлений их излучения. Прогнозирование координат источника спуфинговых сигналов (азимут и угол места) осуществляется с помощью LSTM-нейронной сети, обученной на данных циклической корреляционной матрицы, характеризующих циклостационарные свойства аутентичных навигационных сигналов. Синтезируемые интеллектуальные решения по управлению набором адаптивных весовых коэффициентов приемных каналов, позволяют минимизировать влияние комбинированных помех обеспечивая целостность и достоверность принимаемых навигационных сигналов для дальнейшей их корреляционной обработки и трекинга.

Ключевые слова: адаптивное управление, интеллектуальная обработка сигналов, глобальные системы спутниковой навигации (ГССН), цифровая антенная решётка (ЦАР), комбинированные помехи радиоглушения и спуфинга, спуфинг, LSTM-нейронная сеть.

Большое расстояние от навигационных спутников до аппаратуры потребителей (навигационных приемников) приводит к тому, что спектральная плотность мощности полезных сигналов на входе антенны становится меньше, чем мощность шума в антенне. Уровень информационных сигналов на 20...30 дБ меньше, чем уровень белого шума в антенных элементах, а мощные помехи радиоглушения превышают уровень шума на 20...40 дБ [Вейцель и др., 2014]. В случае приема навигационных сигналов на фоне мощной электромагнитной помехи для его выделения требуется обеспечить необходимое для детектирования отношение «сигнал/помеха плюс шум» путем пространственной фильтрации комплексного сигнала с использованием антенных решеток (АР) [Монзинго и др., 1986], [Перов, 2010], [Петров, 2015].

На первом этапе адаптивного двухступенчатого подхода интеллектуальной обработки выполняется подавление мощных помех радиоглушения с неизвестных направлений. Основным уравнением формирования выхода ступени подавления y с параметрами весового вектора $w(\theta, \varphi)$ по углу места θ и углу азимута φ , в направлении которых установлен максимум исходной ДН АР, обратной ковариационной матрицы R^{-1} и вектора принятого сигнала x является известная формула (1.1):

$$y = w^H R^{-1} x. \quad (1.1)$$

Процесс пространственной фильтрации целесообразно выполнить последовательно. Сигнальный вектор вначале умножается на обратную ковариационную матрицу для минимизации мощности помех радиоглушения, далее многоканальная весовая обработка в соответствии с выражением (1.2):

$$y_1 = R^{-1} x \rightarrow y_2 = w^H y_1. \quad (1.2)$$

Таким образом, для каждого компонента сигнального вектора x_n оценивается помеховая составляющая \hat{x}_n на основе других x_m ($m \neq n$). Оценка $y_n = x_n - \hat{x}_n$ ($n = 1 \dots N$) является оптимальным условием подавления помех. Ковариационная матрица рассчитывается на основе оценки канальной выборки отсчетов ограниченного объема \hat{R} .

Ограниченный объем данных для формирования ковариационной матрицы требует внесения некоторых технологических приемов для повышения точности оценки и исключения флуктуаций. Наиболее простым и эффективным методом является диагональное подмешивание некоторой шумовой матрицы α , которая позволяет уменьшить относительные влияния малых собственных значений ковариационной матрицы, приведенным в выражении (1.3):

$$\hat{R} = \frac{1}{N} XX^H + \alpha I. \quad (1.3)$$

Применение методов пространственной адаптации позволяет обеспечить подавление помех радиоглушения в каждой компоненте сигнального вектора и оптимизировать ошибки измерений собственных координат в помеховой обстановке. Алгоритм первого этапа адаптивного двухступенчатого подхода изображен на рис. 1.

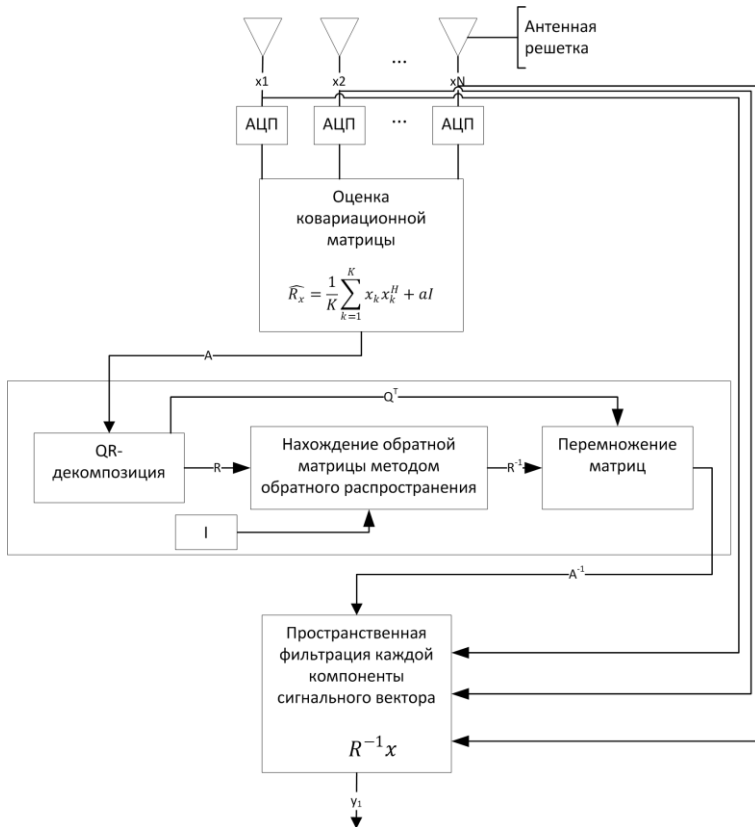


Рис. 1. Алгоритм первого этапа пространственной фильтрации сигналов радиоглушения

В отличие от методов радиоглушения, метод спуфинга преследует цель подмены истинного сигнала ложным с сообщением ложного местоположения или времени путем симуляции генератором сигналов, либо ретрансляцией реального сигнала ГССН с внесенными изменениями.

Сигнал спуфинга имеет схожие временные и спектральные характеристики с подлинными сигналами ГССН, поэтому приемник может захватывать поддельный сигнал после потери истинного или при энергетическом преимуществе ложного сигнала в корреляционном канале. Наиболее эффективным способом защиты от спуфинга является отслеживание зашифрованного сигнала (например, сигнала Y-кода на GPS L1 и L2), который транслируется несколькими созвездиями ГССН, а также методы посткорреляционной обработки, позволяющие отслеживать динамическое поведение корреляционных пиков в следящих каналах коррелятора и искажений навигационных сообщений. Однако, реализация указанных методов затруднена, поскольку требует с одной стороны доступа к кодирующей информации, а с другой сложного анализа деформации формы и положения пиков в каждом канале коррелятора приемника совместно с историей содержания навигационных сообщений.

Поэтому наиболее рациональным решением в условиях воздействия спуфинг сигналов является недопущение их проникновения в каналы коррелятора.

Второй этап синтеза адаптивного управления в навигационном приемнике следует данному положению. Формирование управляющих воздействий на сигналы (канальные весовые коэффициенты) опирается на понятие циклостационарности, присущее и навигационным сигналам (в том числе сигналам спуфинга).

Сигнал считается циклостационарным, если его циклическая автокорреляционная функция не нулевая с шагом циклостационарности ($l = 1, 2, 3, \dots$) и определяется следующим образом:

Например, сигнал L1 C/A излучается спутниками системы GPS с использованием периодического воспроизведения определенной модуляционной последовательности (кодов Голда) длиной $N = 1023$ чипов, уникальной для каждого спутника, с периодом $T = 1$ мс, который образуется суммированием по модулю 2 двоичных символов, поступающих с тактовой частотой $f = 1,023$ МГц от двух сдвиговых регистров. Такой сигнал удовлетворяет условиям циклостационарности на периоде

Поскольку сигналы спуфинга обычно ниже уровня шума то они присутствуют на выходе первого этапа адаптивной системы совместно с сигналами ГССН. Чтобы осуществить пространственную фильтрацию спуфинга необходимо вместо пространственной ковариационной матрицы в первую очередь рассчитать циклическую ковариационную матрицу, которая определяется как кросс-ковариация принятого вектора сигнала и его задержанной на период цикла версии следующим образом:

Это прямой способ оценки циклической ковариационной матрицы наиболее популярный в литературе [Dong et al., 2017]. Однако этот способ дает плохую оценку при применении к реальной системе. Это связано с тем, что выборки данных, используемые для оценки циклической ковариационной матрицы, выбираются случайным образом, а длина блока данных ограничена. Возьмем в качестве примера, один из спутниковых (спуфинговых) сигналов GPS L1 C/A структура которого показана на рис. 2. На рисунке отмечено несколько пар блоков данных, и отмечено, что блок данных G разделен (Bit Transition) между двумя соседними навигационными символами с противоположными знаками.

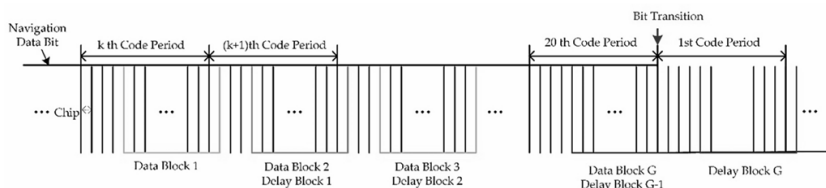


Рис. 2. Структура сигналов GPS L1 C/A

Проблема наилучшей оценки циклической матрицы решается путем использования нескольких блоков данных для получения гораздо большего количества ковариационных матриц. Как показано на рис. 2, блоки данных выбираются, и усредненная циклическая ковариационная матрица может быть выражена следующим образом:

$$- \quad - \quad (1.4)$$

Алгоритм второго этапа синтеза адаптивного управления по формированию весов диаграммы направленности и место интеллектуального блока анализа присутствия в принятом сигнале спуфинга и прогнозирования направления его излучения изображены на рис. 3.

Из рисунка следует, что предлагается комплексный подход, основанный на адаптивных системах с идентификацией (АСИ) [АСИ, 1980], сочетающий использование LSTM-нейронной сети [Thanh Han Trong et al., 2022] для точной оценки направлений прихода сигнала (DOA) спуфинга и метод sidelobe canceller для формирования адаптивной диаграммы направленности. Этот подход обеспечивает эффективное подавление помех и сохранение чувствительности к полезному сигналу, что повышает надёжность работы навигационного приёмника в условиях сложной помеховой обстановки.

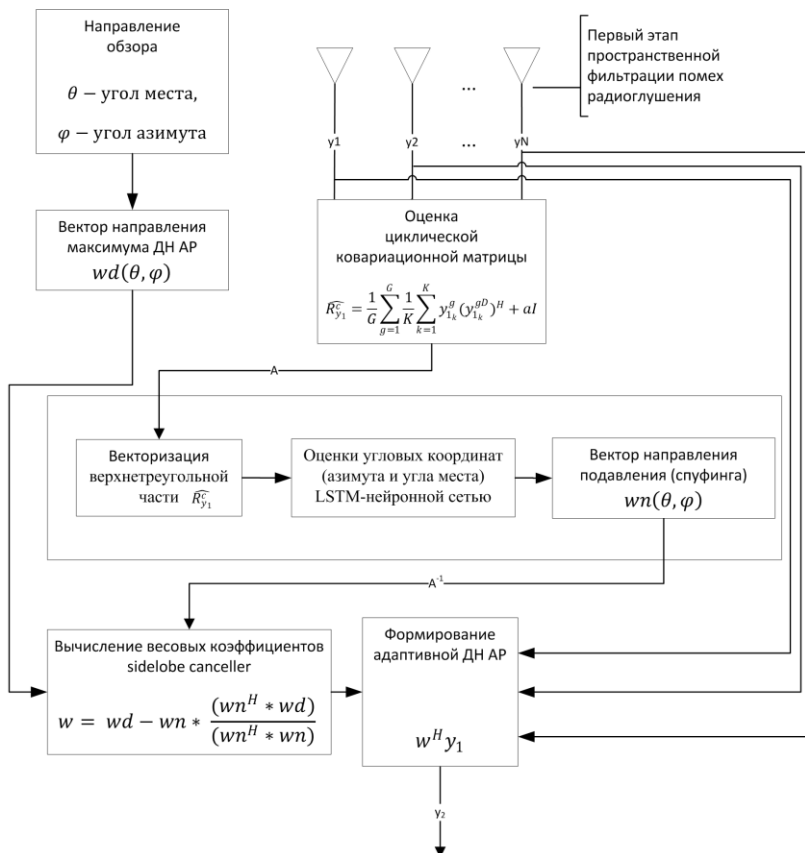


Рис. 3. Алгоритм второго этапа пространственной фильтрации сигналов спуфинга

LSTM-нейронная сеть используется для принятия решения о наличии спуфинга и прогнозирования угловых координат (азимута и угла места) при подаче на входной слой значений оценки циклической корреляционной матрицы.

Известно, что принятый сигнал m -го элемента прямоугольной плоской антенной решетке, состоящей из элементов, расположенных на расстоянии и друг от друга по горизонтали и вертикали соответственно определяется следующим образом:

где

– комплексная амплитуда k -го источника сигнала,

- азимутальный угол направления прихода,
- угол места направления прихода,
- шум в m -м элементе.

На основе принятого сигнала формируется циклическая ковариационная матрица в соответствии с выражением (1.4).

Так как матрица является эрмитовой (симметричная относительно главной диагонали), используется только верхнетреугольная часть, которая преобразуется в вещественный вектор следующим образом:

$$\mathbf{r} = [\operatorname{Re} r_{12} \quad \operatorname{Im} r_{12} \quad \dots \quad \operatorname{Re} r_{M-1M} \quad \operatorname{Im} r_{M-1M}]$$

Этот вектор подается на вход LSTM-сети, которая имеет следующую структуру. Размер входного слоя определяется как: $M(M-1)$. Например: при $M = 9$, размер входного вектора равен 72. Два скрытых LSTM-слоя по 256 состояний. Используется функция активации \tanh и $\operatorname{sigmoid}$ для гейтов. Слои соединены последовательно. Число выходов: 121×121 , соответствует дискретизации пространства по азимуту и углу места от -60° до $+60^\circ$ с шагом 1° . Формат выхода: двумерный one-hot кодированный вектор, указывающий на позиции источников.

Полученные оценки направлений используются для формирования весовых коэффициентов антенной решетки, обеспечивающих подавление спуфинговых сигналов и усиление полезных сигналов.

Для реализации пространственной фильтрации применяется метод *sidelobe canceller*, который используя направляющие векторы для направлений подавления (спуфинг) и максимума ДН АР. Вычисляет коэффициент проекции целевого направления на помеховое следующим образом:

и формирует итоговый весовой вектор антенной решетки:

Интеграция LSTM-сети в этап антиспуфинга позволяет повысить эффективность обнаружения и подавления ложных сигналов за счет интеллектуальной обработки циклической матрицы докорреляционного сигнала.

Таким образом, синтез адаптивного управления в условиях меняющейся помеховой обстановки соответствует концепции координатно-параметрического управления нестационарными объектами, где адаптация осуществляется по текущим оценкам пространственных и энергетических параметров сигнально-помеховой обстановки [Петров и др., 1980], осуществляется по двухступенчатой схеме интеллектуальной обработки докорреляционных сигналов АР, приведенной на рис. 4.

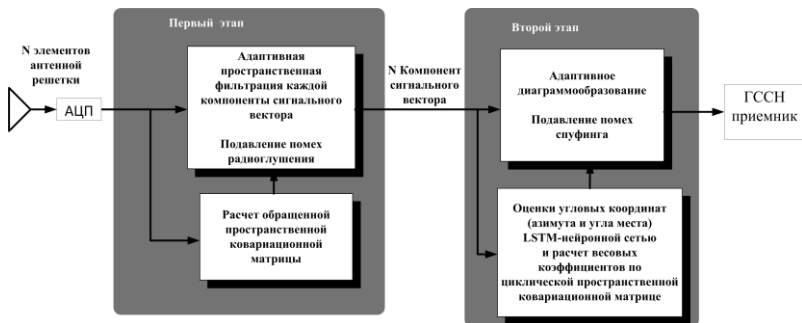


Рис. 4. Этапы синтеза адаптивного управления на основе интеллектуальной обработки докорреляционных сигналов

Результаты моделирования

В данном разделе представлены результаты нейросетевого моделирования оценки направления прихода сигнала (DOA), основанного на использовании LSTM-сети, и проведено сравнение его эффективности с традиционными алгоритмами MUSIC и глубокими нейронными сетями (DNN) из работы [Z.-M. Liu et al., 2018].

Для сравнения LSTM и DNN при различении сигналов с шагом $\Delta\theta = 10^\circ$ проведен эксперимент с двумя сигналами, имеющими угловое расстояние $\Delta\theta = 10^\circ$. DOA первого сигнала изменялся в диапазоне $[-30^\circ, 20^\circ]$ с шагом 1° , а второй сигнал находился под углом $\theta + \Delta\theta$. Полученные результаты (рис. 5) показывают, что как LSTM, так и DNN обеспечивают высокую точность оценки DOA при SNR = 10 дБ.

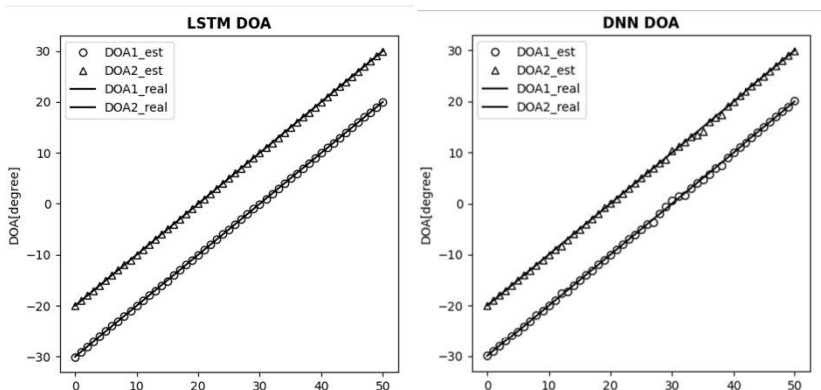


Рис. 5. Сравнение LSTM и DNN при различении сигналов с шагом $\Delta\theta = 10^\circ$

Для анализа RMSE при различных уровнях SNR методы LSTM, MUSIC и DNN сравнивались при уровне шума от -10 дБ до 10 дБ с шагом 2 дБ. Углы прихода сигналов составляли 31° и 41° (в обучающей выборке) и 30° и 39° (вне обучающей выборки). Оценка проводилась на основе среднеквадратичной ошибки (RMSE) по 1000 испытаниям.

Как видно из рисунка 6, все три метода показывают хорошую точность при высоких значениях SNR ($\text{RMSE} < 0.5^\circ$). Однако при снижении SNR LSTM сохраняет высокую стабильность и точность, тогда как эффективность MUSIC и DNN заметно ухудшается. Особенно важно отметить, что LSTM сохраняет низкий уровень ошибки даже для углов, не включённых в обучающий набор.

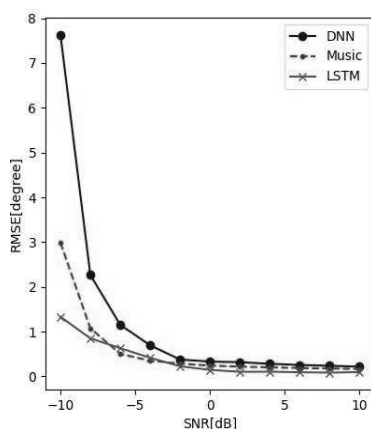


Рис. 6. Анализ RMSE при различных уровнях SNR методы LSTM, MUSIC и DNN

На основе полученных результатов можно обосновать преимущество использования LSTM перед традиционными и другими нейросетевыми подходами.

Во-первых, традиционные алгоритмы вроде MUSIC основаны на предположениях о стационарности сигналов, высоком отношении сигнал/шум (SNR) и точном знании количества источников. В реальных условиях эти предпосылки часто нарушаются: сигналы могут быть короткими, нестационарными, а уровень шума — высоким. Как показано в результатах (рис. 6), эффективность MUSIC существенно падает при SNR ниже 0 дБ, что ограничивает её применимость в сложных радиопомеховых условиях.

Во-вторых, стандартные DNN, хотя и способны обрабатывать нелинейные зависимости, не учитывают временную структуру входных данных. В задачах DOA входные данные — это, как правило, выборки сигнала

лов с антенной решётки или их ковариационные матрицы, которые могут рассматриваться как последовательности. DNN обрабатывает такие данные как статический вектор, теряя временную динамику, что снижает обобщающую способность, особенно на углах, не попавших в обучающую выборку.

Таким образом, нейросетевой подход на основе LSTM выбран как компромисс между высокой точностью, устойчивостью к шуму и способностью к обобщению. Он сочетает в себе гибкость нейросетевого моделирования с архитектурной способностью обрабатывать последовательности, что делает его особенно подходящим для сложных, нестационарных сценариев оценки DOA, где классические методы теряют эффективность.

Список литературы

- [Вейцель и др., 2014] Вейцель А.В., Вейцель В.А., Татарников Д.В. Аппаратура высокоточного позиционирования по сигналам глобальных навигационных спутниковых систем: Высокоточные антенны. Специальные методы повышения точности позиционирования / под ред. М.И. Жодзишского. – М.: Изд-во МАИ-Принт, 2014. – 368 с.
- [Монзинго и др., 1986] Монзинго Р.А., Миллер Т.У. Адаптивные антенные решетки: Введение в теорию. – М.: Радио и связь, 1986. – 448 с.
- [Перов, 2010] Перов А.И. ГЛОНАСС. Принципы построения и функционирования / под ред. А.И. Перова, В.Н. Харисова. – М.: Радиотехника, 2010. – 800 с.
- [Петров, 2015] Петров А.С. Моделирование характеристик адаптивных антенных компенсаторов помех, применяемых в глобальных навигационных спутниковых системах // Антенны. – 2015. – № 8. – С. 44.
- [Dong et al., 2017] Dong K., Zhang Z., Xu X. A hybrid interference suppression scheme for global navigation satellite systems // In Proceedings of the 2017 9th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP), Nanjing, China, 11–13 October 2017.
- [АСИ, 1980] Трапезников В.А., Райбман Н.С., Чадеев В.М. и др. Адаптивная система с идентификацией. – М.: Ин-т проблем управления, 1980. – 67 с.
- [Thanh Han Trong et al., 2022] Thanh Han Trong*, Ngo Duc Nam, Tran Van Hung DOA Estimation Based on LSTM Neural Network with Uniform Linear Antenna Array // UD - JOURNAL OF SCIENCE AND TECHNOLOGY: ISSUE ON INFORMATION AND COMMUNICATIONS TECHNOLOGY. – 2022. – Vol. 20, No. 6.2.
- [Петров и др., 1980] Петров Б.Н., Рутковский В.Ю., Земляков С.Д. Адаптивное координатно-параметрическое управление нестационарными объектами. – М.: Наука, 1980. – 244 с.
- [Liu et al., 2018] Liu Z.-M., Zhang C., and Philip S.Y. Direction-of-arrival estimation based on deep neural networks with robustness to array imperfections // IEEE Transactions on Antennas and Propagation. – 2018. – Vol. 66, No. 12. – P. 7315-7327.