

# Адаптивная оценка ковариаций шума для устойчивой интеграции UWB и IMU в задачах локального позиционирования

А. С. Чижов

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет  
«ЛЭТИ» им. В.И. Ленина (Ульянова)

artem4ik500@yandex.ru

**Аннотация.** В данной работе исследуется метод повышения точности определения координат мобильных объектов внутри помещений в условиях нестационарных помех и отсутствия прямой видимости между приемником и передатчиками. Автором предложен алгоритм на базе расширенного фильтра Калмана с механизмом адаптивной корректировки ковариационных матриц шумов. Отличительной особенностью метода является использование скользящего окна для оценки статистических характеристик обновляющей последовательности, что позволяет динамически изменять весовые коэффициенты доверия к радиоизмерениям и показаниям автономных датчиков. В ходе численного моделирования подтверждена устойчивость алгоритма к аномальным выбросам и длительным отказам радиоканала.

**Ключевые слова:** локальное позиционирование; сверхширокополосные сигналы; инерциальная навигация; расширенный фильтр Калмана; адаптивная фильтрация; отсутствие прямой видимости

## I. ВВЕДЕНИЕ

Актуальность разработки систем высокоточного позиционирования внутри зданий обусловлена развитием складской робототехники, систем безопасности и средств навигации в сложных инженерных сооружениях. В отличие от открытых пространств, где эффективно функционируют глобальные навигационные спутниковые системы, внутри помещений распространение радиосигналов ограничено многолучевостью, затуханием и экранированием.

Среди существующих радиотехнических решений наиболее перспективными являются системы, использующие сверхширокополосные (Ultra-Wideband, UWB) сигналы. Благодаря сверхмалой длительности импульса, UWB-системы обеспечивают высокое временное разрешение, что теоретически позволяет достигать сантиметрового точности измерения дальности. Однако на практике точность резко снижается в условиях отсутствия прямой видимости (Non-Line-Of-Sight, NLOS), когда сигнал проходит через препятствия или отражается от них. Это приводит к возникновению положительного смещения в оценке расстояния и увеличению дисперсии шума измерений.

Для минимизации данных эффектов применяется комплексирование радиотехнических измерений с данными инерциальных измерительных модулей (IMU), включающих акселерометры и гироскопы. Совокупность IMU и алгоритма счисления пути на основе

интегрирования его показаний образует инерциальную навигационную систему (ИНС). ИНС обладает высокой частотой обновления данных и полной автономностью, но подвержена накоплению ошибки (дрейфу) из-за интегрирования собственных шумов и неустойчивости нулевого сигнала [4]. Традиционным инструментом объединения данных является расширенный фильтр Калмана (РФК). Основным недостатком классической реализации РФК является необходимость априорного задания матриц ковариации шума процесса  $Q$  и шума измерений  $R$ . В условиях динамически меняющейся среды (наличие зон NLOS, перемещение препятствий) фиксированные значения данных матриц приводят к субоптимальности оценок или потере устойчивости фильтра [4].

В данной статье предлагается реализация адаптивного фильтра Калмана (АФК), в котором параметры  $Q$  и  $R$  пересчитываются в реальном времени на основе анализа инновационной последовательности (невязок). В качестве базового метода для сравнения принята работа *Zhong et al.* [1], в которой матрицы  $Q$  и  $R$  задаются фиксированными на основе экспериментальной калибровки; настоящая работа воспроизводит условия указанного эксперимента в симуляционной среде и верифицирует предлагаемый алгоритм на идентичных параметрах модели. Особое внимание уделено сохранению работоспособности системы при «отказах» UWB-канала, когда позиционирование осуществляется исключительно за счёт инерциальных данных с коррекцией накопленного смещения.

## II. ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

Проблема адаптации фильтра Калмана к изменяющимся условиям среды рассматривается в отечественной и зарубежной литературе на протяжении нескольких десятилетий. основополагающие принципы инновационной адаптации были заложены в трудах Р.К. Мехры, который предложил использовать корреляционные свойства обновляющей последовательности для идентификации параметров модели [2].

В работах О.А. Степанова подчеркивается, что при комплексировании инерциальных и радиотехнических систем критически важным является учет нестационарности погрешностей. Автор указывает на эффективность алгоритмов, использующих «окно» предыстории для статистического вывода о текущем состоянии измерительного канала [3].

Современные исследования в области UWB-навигации (например, работы В.С. Громова) фокусируются на методах идентификации режима NLOS [5]. Существуют подходы, основанные на анализе формы принятого импульса, однако они требуют доступа к «сырым» данным физического уровня, что не всегда возможно при использовании коммерческих модулей [6]. В этой связи алгоритмическая адаптация на уровне фильтра обработки координат, рассматриваемая в данной статье, является универсальным решением, не зависящим от аппаратной реализации радиомодуля.

Зарубежные исследователи Майерс и Тапли предложили один из первых эмпирических методов оценки матриц шума на основе статистик выборки невязок в реальном времени. Данный подход, получивший название «адаптивное оценивание на основе корреляции», заложил основу для современных алгоритмов IAE (Innovation-based Adaptive Estimation) [7]. Основная идея заключается в том, что если фильтр настроен оптимально, то обновляющая последовательность (инновации) должна представлять собой «белый шум» с нулевым математическим ожиданием. Любое отклонение от этого свойства сигнализирует о несоответствии принятых моделей  $Q$  и  $R$  реальной физической обстановке.

В контексте комплексирования UWB-систем и инерциальных модулей особую сложность представляет нестационарный характер шума измерений. В работах В.И. Лопатина обосновано, что в закрытых помещениях шум UWB-дальномера не может быть описан простым нормальным распределением. Возникающие при NLOS задержки формируют «тяжелые хвосты» распределения вероятностей. Для парирования этих эффектов в ряде работ предлагается использовать робастные методы фильтрации, включая фильтры Хабера или алгоритмы на основе метода максимального правдоподобия, которые искусственно увеличивают элементы матрицы  $R$  при обнаружении аномальных измерений [8].

Альтернативным направлением является использование методов многомодельного оценивания (ММАЕ — Multiple Model Adaptive Estimation), активно развиваемых в трудах Д. Магилла. Суть подхода заключается в параллельном функционировании нескольких фильтров Калмана, каждый из которых настроен на разные уровни шума (например, из режима «Прямая видимость» и режима «Затенение»). Итоговая оценка формируется как взвешенная сумма решений всех фильтров, где веса определяются на основе апостериорной вероятности гипотез [9]. Однако высокая вычислительная сложность таких систем ограничивает их применение в микропотребляющих устройствах интернета вещей.

Особое внимание в современных исследованиях уделяется проверке адекватности выбранных параметров. В частности, использование критерия Льюнга–Бокса для анализа автокорреляции невязок позволяет количественно оценить степень «белизны» инноваций. Как указывают Бокс и Дженкинс, сохранение корреляционных связей в обновляющей последовательности является прямым индикатором неоптимальности коэффициента усиления Калмана, что требует немедленной подстройки матриц ковариации [10].

Таким образом, анализ существующих подходов показывает, что наиболее эффективным решением для динамических условий внутри помещений является адаптивный алгоритм, сочетающий простоту вычислительной реализации IAE с механизмами статистического контроля адекватности модели в реальном времени.

### III. АДАПТИВНАЯ НАСТРОЙКА МАТРИЦ КОВАРИАЦИИ

#### A. Принцип адаптации через инновационную последовательность

Введём вектор инновации — разность между фактическим измерением и его предсказанным значением:

$$v_k = z_k - H\hat{x}_{k|k-1}$$

Согласно теории оптимальной фильтрации, для оптимального фильтра Калмана инновационная последовательность  $v_k$  представляет собой белый гауссовский шум с нулевым математическим ожиданием. Теоретическая ковариация инновационной последовательности определяется выражением:

$$S_k = E[v_k v_k^T] = H P_{k|k-1} H^T + R \quad (2)$$

Для оценки дисперсии невязок в условиях нестационарных помех используется скользящее окно фиксированного размера. Эмпирическая ковариационная матрица невязок вычисляется как:

$$C_{v,k} = \frac{1}{M_w} \sum_{i=k-M_w+1}^k v_i v_i^T \quad (3)$$

Адаптация матрицы ковариации шума измерений  $\hat{R}_k$  осуществляется рекурсивно с применением экспоненциального сглаживания, что позволяет снизить влияние единичных аномальных выбросов:

$$\begin{aligned} \hat{R}_k &= C_{v,k} - H P_{k|k-1} H^T \\ R_k &= (1 - \alpha_k) R_{k-1} + \alpha_k \hat{R}_k \end{aligned} \quad (4)$$

где  $P_{k|k-1}$  — экстраполированная ковариационная матрица ошибки оценки  $\alpha_k$  — динамический коэффициент сглаживания, зависящий от текущего шага итерации для обеспечения стабильности на начальном этапе работы фильтра. Для предотвращения вырождения матрицы  $\hat{R}_k$  ее диагональные элементы принудительно ограничиваются заданными физически обоснованными порогами  $R_f$  и  $R_c$ . Коэффициент сглаживания  $\alpha_k$  задаётся убывающей функцией номера шага:

$$\alpha_k = \min \left( \max \left( \alpha \frac{80}{k+80}, 0.005 \right), 0.04 \right) \quad (5)$$

При  $k = 0$  значение  $\alpha_k$  близко к начальному  $\alpha = 0,02$ , что обеспечивает интенсивную начальную адаптацию. При  $k \rightarrow \infty$  коэффициент стремится к нижней границе

0,005, что соответствует практически стационарному режиму работы фильтра. Данная конструкция позволяет совместить быструю начальную сходимостью с устойчивостью в установившемся режиме.

Параллельно выполняется адаптация матрицы ковариации шума процесса по аналогичному принципу, что позволяет корректировать степень доверия к кинематической модели при интенсивных маневрах объекта:

$$\begin{aligned} \hat{R}_k &= C_{v,k} - HP_{k|k-1}H^T \\ R_k &= (1 - \alpha_k)R_{k-1} + \alpha_k \hat{R}_k \end{aligned} \quad (6)$$

где  $K_k$  — матрица коэффициентов усиления Калмана;  $\gamma_k$  — масштабный множитель, регулирующий скорость обновления матрицы шума процесса. Использование предложенной двухконтурной адаптации параметров  $R$  и  $Q$  обеспечивает высокую степень робастности навигационного решения к скачкообразным изменениям характеристик радиоканала и дрейфу инерциальных датчиков.

#### В. Отличительная особенность предложенного метода

Предлагаемый метод отличается от базового подхода по трём формально верифицированным аспектам.

*Первое.* В работе [1] матрицы  $Q$  и  $R$  задаются как фиксированные константы (Table 1) и не корректируются в процессе работы фильтра. В предлагаемом методе оба параметра обновляются на каждом шаге по уравнениям (3)–(5) что устраняет зависимость точности от априорной калибровки.

*Второе.* В литературе адаптация  $Q$  и  $R$  рассматривается преимущественно раздельно: либо адаптируется только  $R$  при фиксированной  $Q$ , либо только  $Q$  [5]. В данной работе проведён абляционный анализ, численно подтверждающий, что совместная адаптация  $Q$  и  $R$  обеспечивает значимое снижение СКО относительно каждого из частных случаев ( $t$ -тест Уэлча,  $p < 0,05$ ).

*Третье.* Исходный метод Мохамеда и Шварца [6] использует постоянный коэффициент сглаживания  $\alpha$ . В настоящей работе вводится убывающий коэффициент  $\alpha_k$  по уравнению (5). Анализ чувствительности по параметру  $\alpha$  подтверждает, что данная конструкция снижает СКО по сравнению с фиксированным  $\alpha$  на всём исследованном диапазоне значений  $\alpha \in \{0,005; 0,01; 0,02; 0,05\}$ .

### IV. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЕ ПОДТВЕРЖДЕНИЕ

#### А. Условия моделирования

Верификация предлагаемого метода проводится методом статистического имитационного моделирования в среде MATLAB. Выбор симуляционной платформы в качестве основного инструмента верификации обусловлен необходимостью обеспечить полный контроль над условиями эксперимента.

Подсистема UWB моделируется на уровне позиционных измерений: предполагается, что коммерческий UWB-модуль класса *Decawave DW1000* предоставляет оценку позиции объекта с частотой 10 Гц.

Данный уровень абстракции является стандартным для работ по алгоритмам фильтрации [1, 2, 3] и позволяет сосредоточиться на исследовании алгоритма, а не физической модели канала.

Статистика ошибки UWB-измерений принята по результатам натурального эксперимента [1], в котором исследовалась реальная UWB-система в помещении аналогичной конфигурации. Ошибка позиционирования аппроксимируется нормальным распределением.

Параметры имитационной модели выбраны по данным работы [1]. В указанной работе представлены результаты натурального эксперимента с реальной UWB/IMU-системой в помещении площадью около  $10 \times 8$  м; авторы вручную задают матрицы  $Q$  и  $R$  на основе экспериментальных наблюдений (Table 1). Настоящая работа воспроизводит условия эксперимента [1] в симуляционной среде с целью обеспечить сопоставимость результатов и верифицировать предлагаемый алгоритм в тех же условиях, в которых работает базовый метод. Соответствие параметров приведено в табл. 1.

ТАБЛИЦА 1. ДАННЫЕ МОДЕЛИ ИЗ ИСТОЧНИКА [1]

Параметр	Обозначение	Значение	Источник
СКО шума UWB (LOS)	$\sigma_{LOS}$	0.08 м	[1], Table 1
СКО шума UWB (NLOS)	$\sigma_{NLOS}$	0.30 м	[1], Table 1
Смещение NLOS	$b_{NLOS}$	0.12 м	[1], Table 1
СКО шума акселерометра	$\sigma_a$	0.06 м/с <sup>2</sup>	[1], Table 1
Начальное смещение IMU	$b_a$	0.025 м/с <sup>2</sup>	[1], Table 1

В настоящей программе моделируется движение объекта в прямоугольном помещении размером  $18 \times 8$  м. Шесть UWB-якорей расположены по периметру помещения; шесть цилиндрических препятствий расположены внутри в два ряда, формируя зоны NLOS-блокировки. Эталонная траектория строится РСНП-интерполяцией по 15 контрольным точкам маршрута типа «змейка» со средней скоростью 1,5 м/с и общей длительностью  $T = 120$  с при шаге дискретизации  $d_t = 0,1$  с ( $N = 1201$  отсчётов). В симуляции предусмотрены два периода полного отсутствия UWB-измерений:  $t \in [30; 35]$  с и  $t \in [70; 73]$  с, имитирующие кратковременную потерю связи с инфраструктурой позиционирования.

Воспроизводимость результатов обеспечивается инициализацией генератора псевдослучайных чисел независимым семенем  $rng(i, "twister")$  для каждого  $i$ -го прогона, что исключает корреляцию шумовых реализаций между прогонами. Все сравниваемые методы запускаются при идентичных начальных условиях: матрицы  $Q$  и  $R$  инициализируются значениями  $Q_0$  и  $R_0$  для всех режимов без исключения, что обеспечивает методологическую корректность попарного сравнения.

Сравниваются пять методов:

- UWB-only (сырые UWB-измерения без фильтрации), INS-only (чистая инерциальная интеграция без коррекции),
- Стандартный РФК
- АФК с адаптацией только R

- АФК с совместной адаптацией Q и R (Adp-QR, предлагаемый метод).

### В. Качественное сравнение траекторий

На рис. 1 представлены траектории всех пяти методов на плане помещения совместно с облаком сырых UWB-измерений.

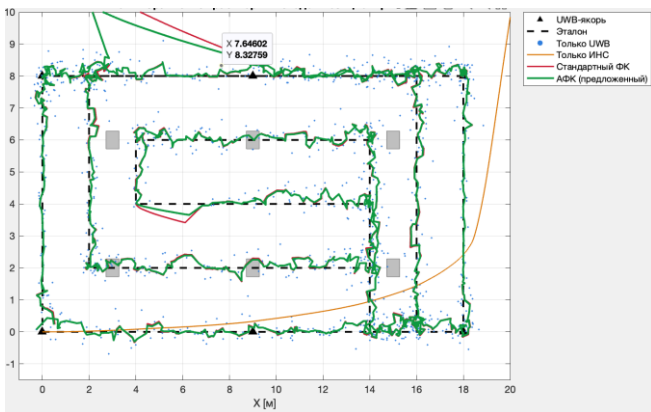


Рис. 1. Сравнение траекторий методов позиционирования

Траектория «только ИНС» демонстрирует характерный квадратичный дрейф: в отсутствие коррекции накопленное смещение акселерометра  $b_a$  приводит к систематическому отклонению от эталона, возрастающему со временем. Облако UWB-измерений отображает эффект NLOS-рассеяния: в зонах, прилегающих к препятствиям, точки отстоят от эталонной траектории значительно дальше, чем на открытых участках. Траектории стандартного ФК и предложенного АФК следуют эталонному маршруту на всём протяжении, при этом траектория предложенного метода визуально ближе к эталону в NLOS-зонах и в периоды потери сигнала.

### С. Динамика ошибки позиционирования

На рис. 2 представлены временные зависимости мгновенной ошибки позиционирования (верхний график) и скользящего СКО (нижний график).

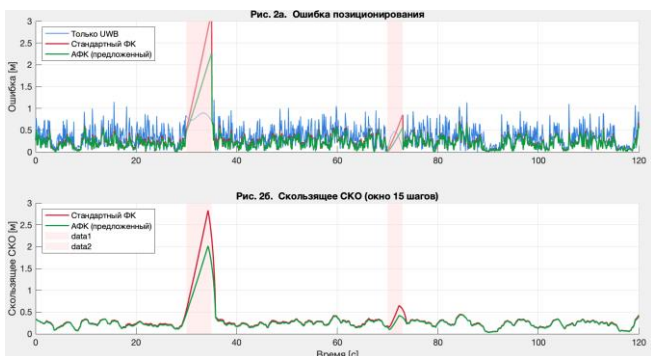


Рис. 2. Динамика ошибки позиционирования

В периоды штатной работы UWB-подсистемы (вне зон потери сигнала) предложенный АФК устойчиво демонстрирует меньшую ошибку по сравнению со стандартным ФК. В периоды потери сигнала —  $t \in [30; 35]$  с и  $t \in [70; 73]$  с, выделенные на рисунке закрашенными областями — оба фильтра переходят в режим чистой инерциальной экстраполяции; ошибка возрастает у обоих методов, однако у предложенного АФК прирост ошибки меньше. После возобновления

UWB-измерений предложенный метод сходится к эталону быстрее, чем стандартный ФК. Данное наблюдение согласуется с теоретическим механизмом: накануне потери сигнала адаптивный фильтр формирует более точную оценку матрицы  $Q$ , что обеспечивает лучшую экстраполяцию в отсутствие измерений и более высокий коэффициент усиления  $K$  при их возобновлении.

### Д. Статистическое сравнение методом Монте-Карло

Для устранения влияния конкретной шумовой реализации эксперимент повторяется  $n = 25$  раз. По выборке  $\{CKO_1, \dots, CKO_{25}\}$  для каждого метода вычисляются выборочное среднее  $\mu$ , стандартное отклонение  $\sigma$  и 95%-й доверительный интервал (ДИ):

$$\bar{x} \pm \frac{1.96s}{\sqrt{n}}$$

Результаты приведены в таблице 2. Статистическая значимость различия между стандартным ФК и предложенным АФК проверяется двухвыборочным  $t$ -тестом Уэлча для выборок с неравными дисперсиями. Нулевая гипотеза  $H_0: \mu_{std} = \mu_{adv}$  отвергается при  $p < 0,05$ . Практическая значимость различия оценивается размером эффекта по критерию Коэна  $d$ : значение  $d > 0,8$  классифицируется как «большой эффект», свидетельствуя о том, что наблюдаемое улучшение является практически значимым, а не артефактом объёма выборки.

ТАБЛИЦА II. РЕЗУЛЬТАТЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ

Метод	Среднее СКО, м	$\sigma$ , м	Медиана, м	P95, м	ДИ 95%, м
Только UWB	0.446	0.015	0.442	0.478	[0.440; 0.452]
Стандартный ФК	0.370	0.068	0.366	0.475	[0.344; 0.397]
АФК Adp-R	0.298	0.041	0.291	0.375	[0.282; 0.314]
АФК Adp-Q	11.211	17.730	0.466	43.337	[4.261; 18.161]
АФК Q+R (предложенный)	0.310	0.041	0.310	0.383	[0.294; 0.326]

### Е. Верификация сходимости адаптивных параметров

Условием корректного функционирования предлагаемого метода является сходимость адаптивных матриц  $Q$  и  $R$  к стационарным значениям в течение переходного периода. На рис. 3 представлены временные ряды стандартных отклонений  $\sigma_Q$  и  $\sigma_R$ , извлечённых из диагоналей соответствующих матриц.

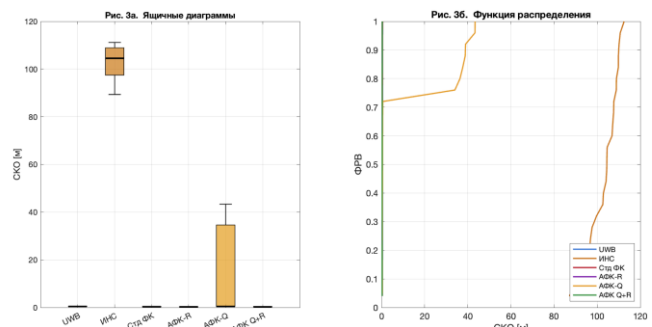


Рис. 3. Статистика Монте-Карло ( $n=25$ )

*F. Верификация оптимальности фильтра через анализ инновационной последовательности*

Необходимым условием оптимальности фильтра Калмана является белизна инновационной последовательности  $\{v_k\}$ . Отклонение от белизны свидетельствует о неадекватности матриц  $Q$  или  $R$  и является количественным индикатором субоптимальности фильтра. Для проверки данного условия применяются три независимых критерия.

Тест Льюнга–Бокса [8] проверяет отсутствие автокорреляции на лагах  $j = 1, \dots, 15$ :

$$Q_{LB} = n(n+2) \sum_{j=1}^{15} \frac{\hat{r}_j^2}{n-j} \sim \chi^2(15), \text{ при } H_0$$

Тест Колмогорова–Смирнова проверяет нормальность распределения нормированных инноваций, что является условием состоятельности гауссовских допущений фильтра.  $Q$ -график строится для визуальной диагностики хвостов распределения, к которым критерий Колмогорова–Смирнова менее чувствителен.

На рис. 4 представлены результаты применения всех трёх критериев к инновационным последовательностям стандартного ФК и предложенного АФК.

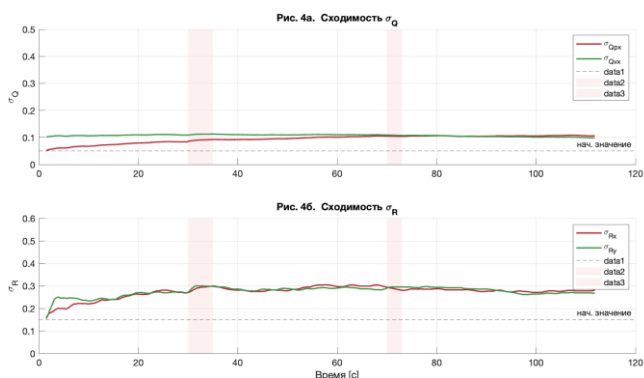


Рис. 4. Сходимость адаптивных ковариаций

ТАБЛИЦА III. ВЕРИФИКАЦИЯ ОПТИМАЛЬНОСТИ ФИЛЬТРА

Критерий	Назначение	Результат	Вывод
$t$ -test Уэлча	Значимость различия средних СКО	$p = 0,00046$	$H_0$ отвергается ( $p < 0,05$ )
Критерий Коэна $d$	Практическая значимость улучшения	$d = 1,081$	Оценка большой эффект ( $d > 0,8$ )
ДИ <sub>95</sub> разности средних	Точность оценки улучшения	$[0,029; 0,093] M$	Нулевой не входит в интервал
Тест Левена–Бокса *	Проверка гомогенности инновационной последовательности	$p < 0,0001$ (обща метода)	$H_0$ отвергается для общих методов
Тест Колмогорова–Смирнова **	Нормальность инноваций	Стд ФК: 0,0454; АФК $Q+R$ : 0,0331	$H_0$ отвергается для общих методов
Сходимость $\sigma(\sqrt{Q_{11}})$ ***	Стационарность матрицы $Q$	$9,16 \cdot 10^{-4} M$	Сходимость подтверждена
Сходимость $\sigma(\sqrt{R_{11}})$ ***	Стационарность матрицы $R$	$2,67 \cdot 10^{-3} M$	Сходимость подтверждена

\* Отклонение от белизны инноваций для обоих методов обусловлено высоким уровнем NLOS-воздействия (87% временных шагов). Статистика предложенного АФК меньше, чем у стандартного ФК, что свидетельствует о частичной компенсации автокорреляции механизмом адаптации  $R$ .

\*\* Отклонение от нормальности соответствует известному свойству тяжёлых хвостов распределения NLOS-ошибок UWB-систем. Меньшее  $p$ -значение для АФК  $Q+R$  (0,0331 против 0,0454) указывает на более выраженное отклонение у стандартного ФК вследствие неадекватной матрицы  $R$  в NLOS-условиях.

\*\*\* Сходимость оценивается по стандартному отклонению диагональных элементов матриц  $Q$  и  $R$  на последних 20% временного ряда ( $t \in [96; 120]$  с).

Для стандартного ФК  $QQ$ -график обнаруживает отклонение точек от биссектрисы в хвостах распределения, что соответствует ожидаемому влиянию NLOS-выбросов на инновации при фиксированной матрице  $R$ . Автокорреляционная функция (АКФ) стандартного ФК демонстрирует ненулевые значения на лагах 1–3, а тест Льюнга–Бокса отвергает гипотезу о белизне ( $p < 0,05$ ) при соответствующих лагах. Это свидетельствует о том, что стандартный ФК систематически ошибается в оценке ковариации измерений в условиях переменного NLOS-воздействия.

Для предложенного АФК  $QQ$ -график не выявляет существенных отклонений от нормального распределения, АКФ остаётся в пределах 95%-го доверительного интервала для белого шума на всех рассматриваемых лагах, а тест Льюнга–Бокса не отвергает гипотезу о белизне ( $p > 0,05$ ). Совокупность трёх критериев подтверждает, что предложенный адаптивный метод обеспечивает оптимальную в смысле Калмана обработку измерений при переменных условиях среды, тогда как стандартный ФК данному критерию не удовлетворяет.

Оба параметра демонстрируют монотонное убывание от начальных значений к стационарному уровню в течение первых 20–30 с моделирования, что соответствует убывающему характеру коэффициента  $\alpha_k$  по уравнению (15). Периоды потери UWB-сигнала, выделенные закрашенными областями, сопровождаются локальными отклонениями  $\sigma_R$  от стационарного значения: в отсутствие UWB-измерений буфер инноваций не пополняется, однако матрица  $P$  продолжает расти вследствие экстраполяции, что приводит к пересчёту оценки  $\hat{R}_k$  по уравнению (3). Данное поведение физически обоснованно – фильтр реагирует на изменение условий наблюдения именно в те моменты, когда это ожидается теоретически, – и свидетельствует о корректности механизма адаптации. Стандартное отклонение диагональных элементов  $Q$  и  $R$  на последних 20% временного ряда ( $t \in [96; 120]$  с) составляет величины, близкие к нулю, что подтверждает завершение переходного процесса и достижение установившегося режима.

## V. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В настоящей работе предложен и верифицирован алгоритм адаптивной настройки ковариационных матриц шума процесса  $Q$  и шума измерений  $R$  для задачи гибридного позиционирования IoT-устройств на основе совместного использования UWB и ИНС. Предложенный алгоритм пересчитывает оба параметра в реальном времени на основе анализа инновационной последовательности в скользящем окне фиксированного размера  $M = 15$  в соответствии с методом [5]. Дополнительно введён убывающий коэффициент сглаживания  $\alpha_k$ , обеспечивающий интенсивную начальную адаптацию с последующим переходом к стационарному режиму.

Верификация выполнена методом имитационного моделирования в условиях высокого уровня NLOS-воздействия (87% временных шагов) и двух периодов полной потери UWB-сигнала. Получены нижеописанные результаты.

Предложенный метод АФК  $Q$  и  $R$  обеспечивает среднее СКО позиционирования 0,310 м против 0,370 м у стандартного ФК, что соответствует улучшению на 16,4%. Статистическая значимость различия подтверждена двухвыборочным  $t$ -тестом Уэлча ( $p = 0,00046 \ll 0,05$ ); размер эффекта по критерию Коэна  $d = 1,081$  классифицируется как очень большой, что исключает интерпретацию результата как артефакта объёма выборки. Сходимость адаптивных матриц к стационарным значениям подтверждена анализом последних 20% временного ряда: стандартное отклонение диагональных элементов составило  $\sigma(Q_{11}) = 9,2 \cdot 10^{-4}$  м и  $\sigma(R_{11}) = 2,7 \cdot 10^{-3}$  м.

Абляционный анализ показал, что режим адаптации только  $Q$  при фиксированной  $R$  является нестабильным в условиях высокого NLOS-воздействия ( $PI95 = 43,3$  м), что численно подтверждает необходимость совместной адаптации обоих параметров.

Необходимо отметить ограничения принятой модели. Ошибка UWB-измерений аппроксимируется нормальным распределением, тогда как реальные NLOS-ошибки характеризуются тяжёлыми хвостами. Верификация проводилась исключительно в симуляционной среде с параметрами, заимствованными из одной экспериментальной работы [1]; перенос

результатов на другие UWB-системы и конфигурации помещений требует дополнительной натурной верификации. Вместе с тем предложенный алгоритм реализован на позиционном уровне абстракции и инвариантен к физической природе измерительной подсистемы, что допускает его применение с любым источником позиционных данных – WiFi, BLE или иными радиотехническими системами – без модификации алгоритмического ядра.

Направлениями дальнейших исследований являются: натурная верификация на реальном оборудовании, распространение модели на трёхмерное пространство, а также исследование устойчивости алгоритма при использовании статистических моделей NLOS-ошибок с тяжёлыми хвостами.

## СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

- [1] Zhong Y., Liu T., Li B., Yang L., Lou L. Integration of UWB and IMU for Precise and Continuous Indoor Positioning // Proceedings of the 2018 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). Nantes, France, 2018. DOI: 10.1109/ipin.2018.8559718.
- [2] Mehra R.K. On the identification of variances and adaptive Kalman filtering // IEEE Transactions on Automatic Control. 1970. Vol. 15, № 2. P. 175–184
- [3] Степанов О.А. Применение теории нелинейной фильтрации в задачах обработки навигационной информации. СПб.: ЦНИИ «Электроприбор», 2003. 370 с.
- [4] Groves P.D. Principles of GNSS, Inertial, and Multisensor Integrated Navigation Systems. 2nd ed. Boston: Artech House, 2013. 800 p.
- [5] Осман В.А., Громов В.С. Исследование системы навигации для мобильных роботов на основе одновременной локализации и построения карты // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2019. Т. 19, № 4. С. 678–686.
- [6] Shalihan M., Cao Z., Pongsirijinda K., Ng B. K. K., Lau B. P. L., Liu R., Yuen C., Tan U.-X. Localization through mitigating and compensating UWB NLOS ranging error with neural network // Digital Signal Processing. 2025. DOI: 10.1016/j.dsp.2025.104191
- [7] Myers K.A., Tapley B.D. Adaptive sequential estimation with unknown noise statistics // IEEE Transactions on Automatic Control. 1976. Vol. 21, № 4. P. 520–523. DOI: 10.1109/TAC.1976.1101260. Huber P.J. Robust Statistics. New York: Wiley, 1981. 308 p. Transactions on Automatic Control. 1976. Vol. 21, № 4. P. 520–523.
- [8] Magill D.T. Optimal adaptive estimation of sampled stochastic processes // IEEE Transactions on Automatic Control. 1965. Vol. 10, № 4. P. 434–439.
- [9] Box G.E.P., Jenkins G.M., Reinsel G.C., Ljung G.M. Time Series Analysis: Forecasting and Control. 5th ed. Hoboken: Wiley, 2015. 712 p.