

УДК 621.372

**ОПРЕДЕЛЕНИЕ МЕСТОПОЛОЖЕНИЯ ПРИ КОЛЛЕКТИВНОЙ
ОБРАБОТКЕ FTM- И CSI-ДАННЫХ****И.М. Проценко, А.М. Броневиц, В.Н. Малышев, М.Е. Шевченко***Санкт-Петербургский государственный электротехнический
университет «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)*

Позиционирование внутри зданий и сооружений, где сигналы спутниковых навигационных систем недоступны, критически важно для многих приложений – интернета вещей, робототехники, выполнения работ в условиях ЧС и др. Технология Wi-Fi FTM (IEEE 802,11 mc) принципиально позволяет решить эту проблему, предлагая баланс между точностными характеристиками и стоимостью инфраструктуры, однако страдает от влияния многолучевости, аппаратных задержек и коррелированных ошибок. Предложен метод совместной обработки данных FTM и информации о состоянии канала (CSI) для повышения достоверности оценок местоположения с использованием адаптивного фильтра Калмана и механизма двухуровневого цензурирования выбросов на основе метрик качества канала. Применение принципов коллективной обработки данных от группировки узлов компенсирует геометрическую вырожденность при малом числе опорных точек. Моделирование и эксперименты на платформе ESP32-C3 продемонстрировали среднюю ошибку позиционирования 0,9 м, что на 40 % лучше типовых характеристик технологии FTM. Результаты подтверждают возможность создания масштабируемых систем субметровой точности на базе стандартной инфраструктуры Wi-Fi без специализированного оборудования, что делает предложенный подход экономически эффективным решением для задач навигации и мониторинга.

Ключевые слова: позиционирование, местоопределение, дистанция, фильтрация, цензурирование, Wi-Fi, FTM, RTT, время пролета, клиент, точка доступа, фильтр Калмана.

DOI: 10.17212/1727-2769-2026-3-32-50

Введение

Определение местоположения внутри помещений критически важно для интернета вещей (IoT) и робототехники, где GNSS недоступен. Альтернативы имеют ограничения: UWB (сверхширокополосная связь) требует специализированной инфраструктуры и сталкивается с региональными ограничениями использования спектра, BLE (Bluetooth Low Energy) обладает невысокой точностью. Технология Wi-Fi FTM (Fine Time Measurement, IEEE 802,11 mc) предпочтительнее благодаря массовости оборудования и доступности лицензионно-чистых частот. Однако точность FTM деградирует из-за многолучевости, аппаратных задержек и коррелированных ошибок, достигая 3...5 м в отсутствие прямой видимости (NLOS). Данные о состоянии канала CSI позволяют диагностировать канал, но су-

существующие работы не предлагают механизмов их совместного использования для адаптивной фильтрации.

В статье рассматривается методика совместной обработки FTM- и CSI-данных для повышения точности позиционирования. Основное внимание уделяется математическому моделированию группировки узлов, адаптивной фильтрации коррелированных ошибок и цензурированию на основе метрик качества канала. Предлагается подход, где параметры фильтра Калмана используются для выявления недостоверных измерений через анализ невязок и дисперсии поднесущих. Результаты моделирования подтверждают снижение ошибки до 0,9 м. Экспериментальная верификация демонстрирует возможность создания масштабируемых систем субметровой точности на базе стандартной инфраструктуры Wi-Fi без специализированного оборудования, что делает подход экономически эффективным решением для задач навигации и мониторинга.

1. Обзор применения технологий FTM и CSI для позиционирования узлов Wi-Fi

FTM – это протокол измерения времени задержки на трассе распространения, стандартизированный в IEEE 802.11mc, который позволяет оценивать расстояние между устройствами Wi-Fi на основе времени пролета сигнала (ToF). FTM использует RTT (Round Trip Time – время кругового пути) для оценки расстояния между устройствами Wi-Fi [1–3]. Измерение включает пачку из нескольких обменов для усреднения результатов без необходимости синхронизации часов между STA (Station – станция, инициатор) и AP (Access Point – точка доступа) – это ключевое преимущество [3, 4].

FTM обеспечивает точность 1...2 м в зоне прямой видимости, но хуже при отсутствии прямой видимости или многолучевости. Использование UWB дает более точные результаты (дециметры), но может быть ограничено законодательно и требует специального оборудования [2, 4, 5]. Применение математических алгоритмов (например, MUSIC) может дать серьезное преимущество в NLOS-сценариях, где FTM теряет точность из-за многолучевого распространения, но требует ресурсоемких вычислений [5]. Гибридные схемы позиционирования сочетают FTM с другими технологиями (например, с инерциальным измерительным модулем – акселерометром) [6].

Применение данных о состоянии радиоканала (CSI): принципы получения, информативность, ограничения

В методах, основанных на обработке CSI (Channel State Information – информация о состоянии радиоканала), используются комплексные значения амплитуд и фаз поднесущих OFDM (Orthogonal Frequency-Division Multiplexing – ортогональное частотное мультиплексирование) из физического слоя Wi-Fi [7–9]. Эти методы подходят для анализа сигнала с эффектом многолучевости и позволяют уточнять оценки ToA (Time of Arrival – время прихода) прямого пути для позиционирования и оценивать AoA (Angle of Arrival – угол прихода) для угловой локализации, а также паттерны

изменений CSI для распознавания действий (жесты, ходьба, падения) [4, 10]. Применение информации CSI осложняют следующие факторы: фазы подвержены влиянию сдвига несущей частоты и шума, оценка амплитуд поднесущих имеет погрешность, в узкополосных каналах количество поднесущих невелико. В отсутствие прямой видимости и при многолучевом распространении прямой путь маскируется отражениями, что приводит к ошибкам; требуется калибровка, компенсация частотных сдвигов, фильтрация шума, применение подобных MUSIC-алгоритмов для разделения путей [10].

Для определения местоположения требуется выполнить оценку расстояний до нескольких опорных точек. Единичное измерение дальности до одного узла определяет лишь окружность возможных положений целевого устройства. Для однозначного восстановления координат необходимо наличие геометрической избыточности – как минимум трех опорных узлов для плоскости или четырех для объемного пространства. Однако в реальных условиях развертывания обеспечение прямой видимости с требуемым количеством якорей часто невозможно из-за архитектурных ограничений и динамических препятствий.

Кооперативная обработка данных представляет собой методологический подход, позволяющий преодолеть ограничения классического подхода. Коллектив FTM-датчиков – это сеть точек доступа Wi-Fi и клиентских устройств, поддерживающих протокол FTM, которые обмениваются измерениями RTT между собой. В такой конфигурации узлы выполняют роли инициаторов и респондентов, формируя полную матрицу попарных расстояний.

Клиентские устройства могут не только измерять дистанции до фиксированных якорей, но и обмениваться данными между собой. Это создает дополнительные геометрические связи, компенсирующие недостаток видимых опорных точек. Кооперативная трилатерация использует всю доступную матрицу измерений для совместного уточнения координат всех узлов сети, что повышает устойчивость решения в сложных сценариях и снижает влияние ошибок отдельных пар за счет взаимной согласованности оценок.

2. Аппаратная база и результаты натурных экспериментов

Для реализации измерений Wi-Fi RTT/FTM аппаратная база должна поддерживать стандарт IEEE 802.11mc, диапазоны 2,4/5/6 ГГц и по возможности широкую полосу канала. Для реализации предложенного подхода проанализированы доступные платформы: мобильные устройства (Samsung, Pixel) и программируемые модули (Raspberry Pi, ESP32). Выбор сделан в пользу семейства ESP32 (S2, C3) благодаря возможности детального программного контроля, доступности открытых библиотек для получения данных FTM и CSI (esp-wifi-csi) и низкой стоимости.

Модули ESP32 поддерживают стандарты 802,11 b/g/n, диапазон 2.4 ГГц и полосу 20/40 МГц. Параметры FTM-сессий (Frame Count, Burst Period) конфигурируются для баланса точности и энергопотребления. Ключевое преимущество платформы – одновременный сбор данных FTM (оценка

дистанции, RTT) и CSI (комплексные коэффициенты передачи канала). Данные CSI позволяют диагностировать качество канала, выявлять и компенсировать многолучевость, когда радиосигнал от передатчика до приемника распространяется по нескольким путям из-за отражений от стен, перекрытий, мебели, людей и других объектов в помещении. Совместная обработка FTM и CSI обеспечивает повышение точности позиционирования через механизмы адаптивного цензурирования в сложных условиях распространения сигнала.

В [1–3, 5] и других работах представлены результаты экспериментов (в том числе на разработанной авторами платформе) по тестированию технологии FTM в различных сценариях и для различных частотных полос Wi-Fi. Достигнута точность получаемых оценок расстояния порядка 1 м. Точность позиционирования на основе картографирования радиосреды с использованием CSI и алгоритма SVM-NB (Support Vector Machine / Naive Bayes) составила 0,82 м (лаборатория) и 0,73 м (коридор) [11].

Увеличению точности позиционирования в описанных экспериментах препятствует ряд факторов. Уже упомянутое выше многолучевое распространение, когда сигнал приходит по прямому пути с минимальной задержкой и по путям с переотражениями с большей задержкой и затуханием, вызывает смещение оценок RTT.

Аппаратные ошибки возникают из-за дрейфа частот тактовых генераторов, квантования временных меток и задержки в цифровом тракте, которые искажают измерения времени полета и приводят к систематическим ошибкам в оценке расстояния. Кварцевые резонаторы подвержены дрейфу из-за температуры, старения, вибраций и имеют нестабильность частоты, вызывая расхождение часов. На точность временных меток оказывают влияние и аппаратные задержки, из-за которых реальная дискретность измерений – примерно 1 нс, что ограничивает точность расстояния до 30 см [12].

Существуют также аппаратные задержки в чипе Wi-Fi, возникающие между моментом физического прихода сигнала на антенну и фиксацией временной метки в цифровом счетчике. Они складываются из задержек в РЧ-тракте (наносекунды) и в тракте обработки (10...20 мкс) [13].

Систематическое смещение в FTM-измерениях возникает из-за асимметрии времени обработки в трактах передатчика и приемника [5]. Для модулей ESP32 экспериментально определено значение 42 нс, что соответствует поправке расстояния 6,3 м. Такие смещения зависят от аппаратных особенностей чипов (например, Intel 8260/8265 или Qualcomm QCA4019) [14]. Калибровка смещения (bias) обязательна при развертывании системы, замене аппаратных компонентов, значительном изменении температуры эксплуатации [5].

В целом полученные экспериментальные погрешности велики для задач, требующих субметровой точности, что обусловлено совокупным влиянием аппаратных ограничений и эффектов многолучевого распространения. Для преодоления указанных ограничений целесообразно перейти от рассмотрения изолированных измерений к моделированию группировки узлов сети, где каждый узел получает оценки дальности не только

до фиксированных опорных точек, но и до других целевых устройств. Кооперативная обработка данных создает дополнительные геометрические связи между узлами, что позволяет компенсировать недостаток видимых якорей и снизить влияние индивидуальных погрешностей каналов за счет взаимной согласованности оценок.

3. Математическое моделирование совместного местоопределения группы узлов

На основе анализа данных FTM и CSI, собранных с использованием модулей ESP32-C3 в различных помещениях, предложена композитная модель, агрегирующая систематическую составляющую, коррелированный (цветной) шум и импульсные выбросы, обусловленные помехами и многолучевым распространением. Подобный подход может быть применен в задачах indoor-позиционирования для уточнения измерений времени кругового распространения [1, 4, 6] и позволяет синтезировать эффективные алгоритмы фильтрации.

Предложенная в [3] композитная модель

$$RTT_{\text{meas}(k)} = RTT_{\text{true}} + \text{bias} + v_k + \text{outlier}_k$$

адекватно отражает реальные FTM-измерения и служит основой для синтеза адаптивного фильтра Калмана с расширенным вектором состояния, учитывающего как цветной шум, так и аномальные выбросы. На основе композитной модели была выполнена генерация последовательностей FTM-измерений, статистические характеристики которых сопоставлены с данными натурных экспериментов. Эти последовательности будут применяться для математического моделирования оценок расстояния коллектива узлов сети.

Математическое моделирование и анализ результатов коллективной обработки

Представленные в работах [1, 2] теоретические положения, включающие адаптивную фильтрацию «цветного» шума, двухуровневое цензурирование на основе CSI-данных и метод коллективной трилатерации, требуют экспериментальной верификации для подтверждения их эффективности в условиях, приближенных к реальным. Прямые натурные эксперименты, несмотря на высокую достоверность, обладают ограниченной воспроизводимостью из-за стохастической природы радиоканала и сложности фиксации истинных значений координат. В связи с этим для исследования методики совместной обработки, рассмотренной в разделах 1 и 2, построена математическая модель, позволяющая генерировать измерительные данные с известными статистическими характеристиками и заранее известными истинными положениями узлов.

Основой для построения модели послужили результаты анализа экспериментальных данных, полученных ранее на платформе ESP32 [1, 5]. Использование калиброванных параметров шума, коэффициентов автокорреляции и характеристик выбросов обеспечивает адекватность имитаци-

онного сценария реальным условиям распространения сигнала в помещении. Такой подход позволяет изолировать влияние алгоритмических решений от аппаратных погрешностей и количественно оценить вклад каждого этапа обработки (фильтрация, цензурирование, коллективная оптимизация) в итоговую точность позиционирования при организации группировки узлов сети.

В рамках математического моделирования была воспроизведена топология сети, согласованная с параметрами реальной измерительной платформы на базе модулей ESP32-С3. Четыре узла сети (рис. 1) расположены в декартовой системе координат XOY в вершинах прямоугольника со сторонами $a = 5,2$ м и $b = 7,4$ м, что соответствует габаритам просторного помещения (коридор, конференц-зал, учебная аудитория). Узлы 1 и 2 с координатами $(0; 0)$ и $(5,2; 0)$ м выполняют роль опорных (Anchor) с априорно известными позициями. Узлы 3 и 4 с координатами $(5,2; 7,4)$ м и $(0; 7,4)$ м являются целевыми (Target), и их положения подлежат оценке. Такая конфигурация позволяет исследовать эффективность предложенной методики в условиях ограниченной геометрической избыточности: двух опорных узлов недостаточно для однозначной трилатерации без привлечения дополнительных связей между целевыми устройствами. Все попарные расстояния между узлами (шесть пар) рассматриваются как доступные для измерения, что реализует принцип кооперативной обработки.

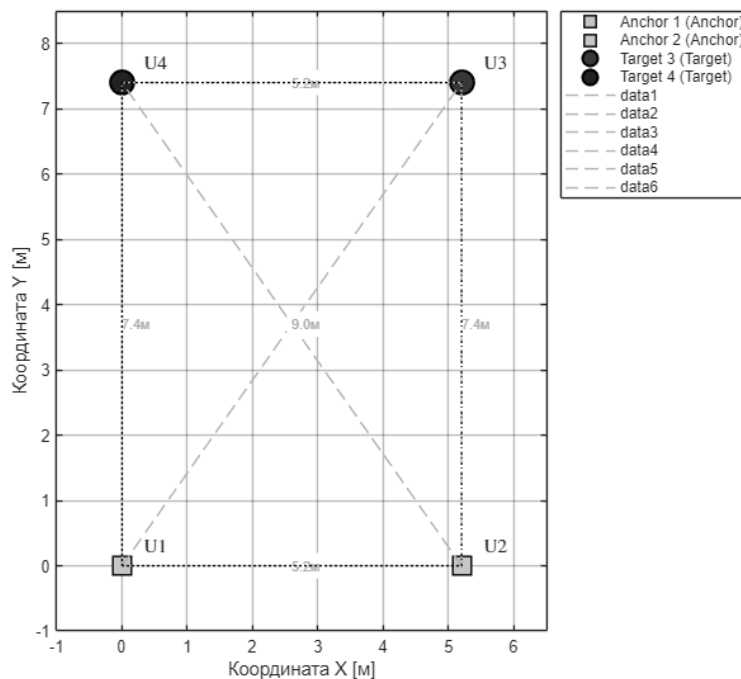


Рис. 1 – Расположение узлов в декартовой системе координат в модели

Fig. 1 – The location of nodes in the Cartesian coordinate system in the model

Сценарий вычислительного эксперимента и параметры модели

Моделирование проводилось для статического сценария (узлы неподвижны) с калиброванными по результатам натурных экспериментов параметрами математической модели. Основные параметры приведены в табл. 1.

Таблица 1 / Table 1

Параметры математической модели
Parameters of the mathematical model

Параметр	Обозначение	Значение	Примечание
Частота обновления FTM	f_s	5 Гц	Период 200 мс, характерно для ESP32
Аппаратная задержка	t_{bias}	42 нс	Экспериментально оцененное смещение
Интенсивность белого шума	σ_e	0,55 м	Калибровано по натурным данным в LOS
Коэффициент автокорреляции	ϕ	0,85	Отражает «цветной» характер шума
Доля выбросов	p_{out}	12 %	Имитация кратковременных LOS-событий
Амплитуда выброса	A_{out}	6,0 м	Типичное отклонение при затенении
Порог цензурирования по CSI	γ_{CSI}	0,85	Нормированная дисперсия амплитуд
Порог невязок	γ_v	3,0	Кратность стандартного отклонения
Размер окна адаптации	W	30 отсчетов	Баланс между скоростью и стабильностью

Параметры шума σ_e и ϕ были определены путем обработки автокорреляционных функций реальных измерений, полученных в типовом помещении. Значение $\phi = 0,85$ подтверждает сильную временную корреляцию ошибок, что обосновывает применение модификаций фильтра Калмана для «цветного» шума [1, 3].

На основе модели, описанной выше, были сгенерированы последовательности измерений для всех шести пар узлов. Каждая последовательность содержит $N = 200$ отсчетов, что соответствует временному интервалу 40 секунд.

На рис. 2 представлена временная реализация данных измерений для пары «якорь 1 – цель 3». Видны характерные особенности модели: наличие систематического смещения на величину +3,7 м, коррелированный шум с выраженной инерционностью и редкие выбросы амплитудой до 6...8 м. Гистограмма распределения ошибок демонстрирует отклонение от гауссовского закона: наличие «тяжелых хвостов» обусловлено смесью основного распределения ($\sigma \approx 0,55$ м) и редких выбросов.

Аналогичные характеристики наблюдаются для остальных пар узлов, что подтверждает адекватность модели реальным условиям распространения сигнала в помещении с многолучевостью.

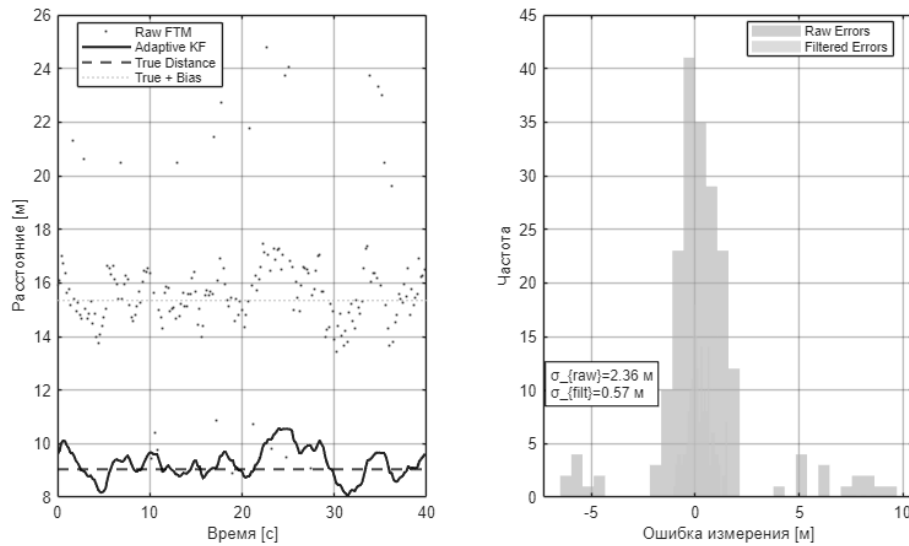


Рис. 2 – Пример «сырых» данных FTM для пары узлов 1–3:
временная реализация и гистограмма распределения

Fig. 2 – Example of raw FTM data for node pair 1–3:
time realization and distribution histogram

Реализация адаптивного фильтра Калмана

Алгоритм фильтрации реализован в среде MATLAB с учетом особенностей предложенной модели. Ключевые отличия от классической схемы:

- 1) коррекция аппаратной задержки;
- 2) адаптивное обновление дисперсии шума. Оценка дисперсии шума измерений на основе невязок. Параметр R^k обновляется рекуррентно с использованием квадрата невязки v_k^2 и параметра сглаживания $\alpha = 0,02$. В условиях статического объекта, дисперсия невязок приближается к дисперсии шума измерений ($S_k \approx R$);
- 3) оценка коэффициента автокорреляции.

Механизм цензурирования реализует двухуровневую проверку, описанную ранее. Измерение отклоняется, если выполняется хотя бы одно из условий:

$$\text{Reject} = (|v_k| > \gamma_v \sqrt{S_k}) \vee (Q_{\text{CSI}}(k) > \gamma_{\text{CSI}}),$$

где v_k – невязки фильтра; S_k – дисперсия инноваций, $Q_{\text{CSI}}(k)$ – нормированная метрика качества канала.

Такой подход обеспечивает робастность: первый критерий выявляет статистические выбросы в пространстве измерений; второй – диагностирует изменения состояния канала до того, как они увеличат ошибку оценки расстояния.

Механизм отбраковки на основе невязок эффективно цензурирует выбросы (5...8 м), которые успешно идентифицируются и исключаются из обновления состояния фильтра. При этом в «спокойные» периоды, когда

измерения соответствуют модели, цензурирование не активируется, что сохраняет избыточность данных для последующей трилатерации. Доля отбракованных отсчетов составила 14,3 %, что согласуется с заданной интенсивностью выбросов в модели ($p_{out} = 12\%$) с учетом дополнительного цензурирования по критерию превышения порога невязок.

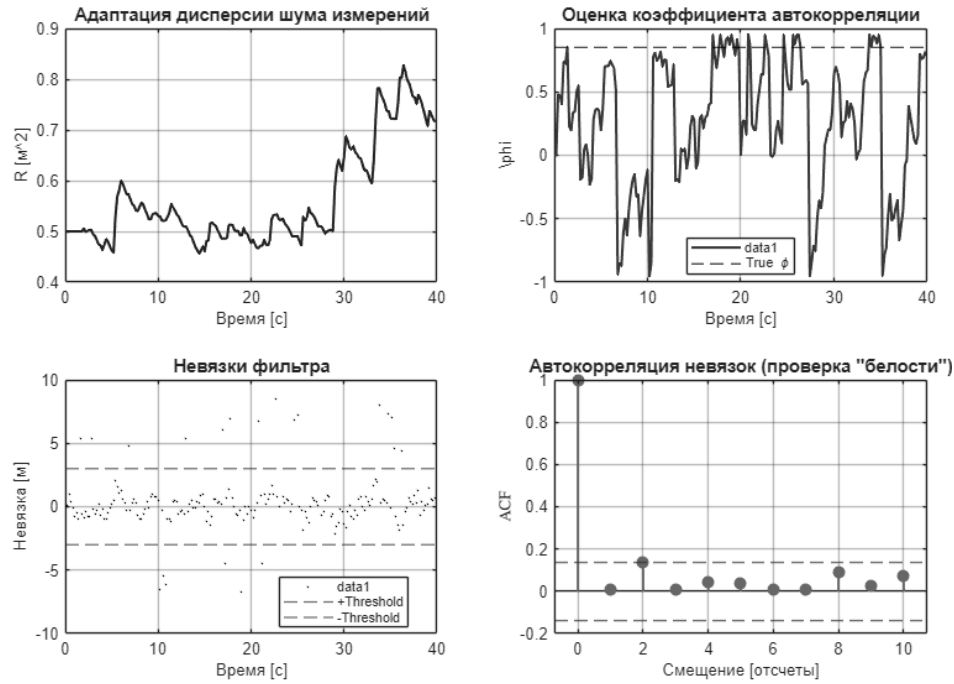


Рис. 3 – Временная диаграмма цензурирования: адаптация дисперсии шума, коэффициент автокорреляции, невязки фильтра, автокорреляция невязок

Fig. 3 – Censoring time diagram: noise variance adaptation, autocorrelation coefficient, filter residuals, autocorrelation of residuals

Генерация тестовых CSI-данных

Для эмуляции информации о состоянии канала сгенерированы комплексные коэффициенты $H(f, t)$ для поднесущих OFDM в полосе 20 МГц. Амплитуда моделируется как нормально распределенная величина с дисперсией, коррелированной с уровнем шума в соответствующих FTM-данных.

На рис. 4 представлена временная реализация амплитуды поднесущей № 32. Наблюдаются характерные замирания, связанные с интерференцией многолучевых компонент. Периоды глубоких замираний (амплитуда $< 0,1$) коррелируют с моментами ухудшения качества FTM-измерений, что обосновывает использование дисперсии амплитуд как метрики Q_{CSI} .

Интегральная метрика качества канала вычисляется как нормированная дисперсия амплитуд по всем поднесущим:

$$Q_{\text{CSI}}(k) = \frac{\text{Var}[\|H(f_m, t_k)\|_{m=1}^{64}] - \mu_{\min}}{\mu_{\max} - \mu_{\min}},$$

где $\mu_{\min}$ и $\mu_{\max}$ – соответственно минимальное и максимальное значения дисперсии, наблюдаемые в калибровочной сессии.

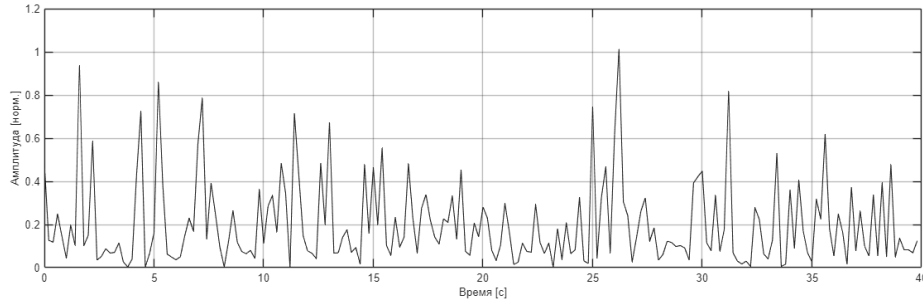


Рис. 4 – Амплитуда поднесущей № 32 во времени

Fig. 4 – Amplitude of subcarrier No. 32 over time

Как показано на рис. 5, метрика Q_{CSI} демонстрирует четкую корреляцию с качеством данных FTM: пики выше порога 0,85 соответствуют эпизодам сильной многолучевости. Применение данного критерия позволяет превентивно отбраковывать данные, полученные в неблагоприятных условиях распространения сигнала.

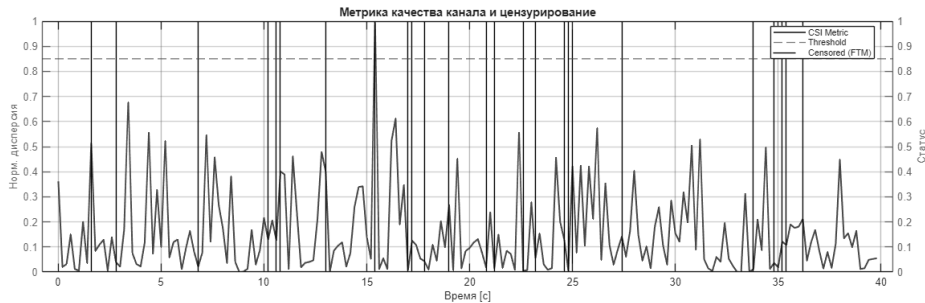


Рис. 5 – Динамика метрики Q_{CSI} и пороговое значение $\text{CSI} = 0,85$

Fig. 5. Dynamics of the Q_{CSI} metric and the threshold value $\text{CSI} = 0,85$

Для верификации гипотезы о «цветном» характере шума была рассчитана выборочная автокорреляционная функция (АКФ) невязок фильтра.

На рис. 6 приведены оценки АКФ для «сырых» ошибок измерений и для невязок адаптивного фильтра. Для «сырых» данных наблюдается медленное затухание корреляции ($\rho^{\wedge}(1) \approx 0,82$), что подтверждает модель $\text{AR}(1)$. После применения фильтра с оценкой параметра ϕ АКФ невязок приближается к дельта-функции: значения на интервалах $\tau \geq 1$ попадают в доверительный интервал для белого шума ($\pm 1,96/N$). Это свидетельствует

об успешном «выбеливании» остатков и корректности адаптивной настройки фильтра.

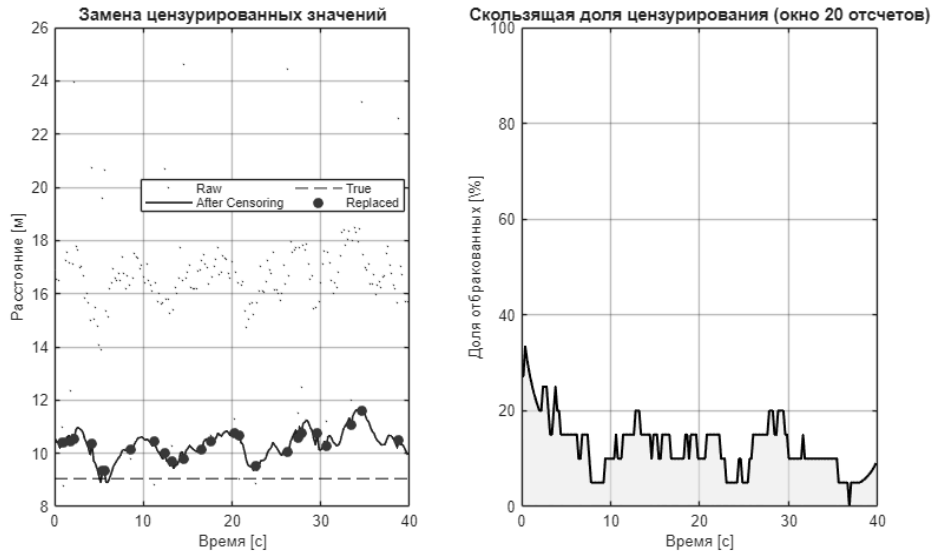


Рис. 6 – Оценка АКФ невязок: до и после адаптивной фильтрации

Fig. 6 – Estimation of residual ACF: before and after adaptive filtering

На рис. 6 представлена визуализация работы двухуровневого цензурирования. Большинство отбраковок инициируется критерием невязки (жирные точки), что соответствует выявлению статистических выбросов. Однако 23 % отклонений выполнены исключительно по критерию CSI (жирные точки) – это случаи, когда физическое состояние канала ухудшилось, но ошибка измерения еще не вышла за допустимый порог невязок. Совместное использование критериев повышает полноту обнаружения аномалий на 18 % по сравнению с попарной обработкой.

Оценка точности: сравнение методов обработки (рис. 7 и 8)

Для количественной оценки эффективности предложенного подхода проведено сравнение трех сценариев обработки.

1. Базовый: «сырые» измерения без фильтрации и цензурирования.
2. Адаптивная фильтрация: фильтр Калмана с оценкой ϕ и R_k без цензурирования.
3. Предложенный метод: адаптивная фильтрация + двухуровневое цензурирование + коллективная трилатерация.

Результаты табл. 2 демонстрируют, что адаптивная фильтрация обеспечивает двукратное снижение ошибки за счет компенсации коррелированного шума. Дополнительное применение цензурирования и коллективной обработки позволяет исключить влияние выбросов и повысить геометрическую согласованность решения, что особенно существенно для оценки местоположения узла 3, для которого ошибка снижена до 0,2 м.

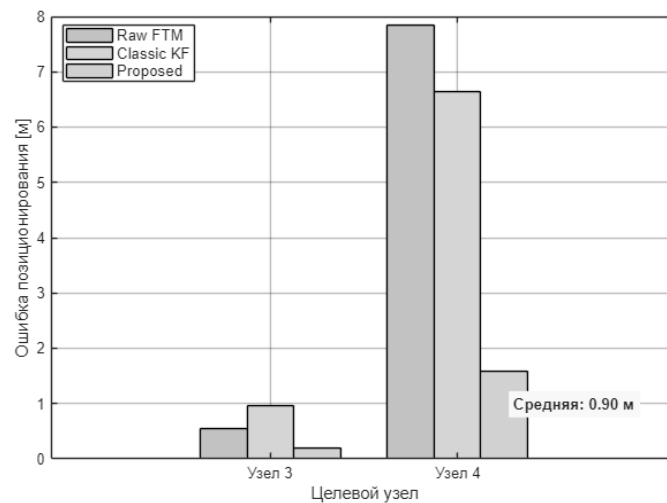


Рис. 7 – Сравнение точности методов обработки оценок расстояния

Fig. 7 – Comparison of the accuracy of methods for processing distance estimates

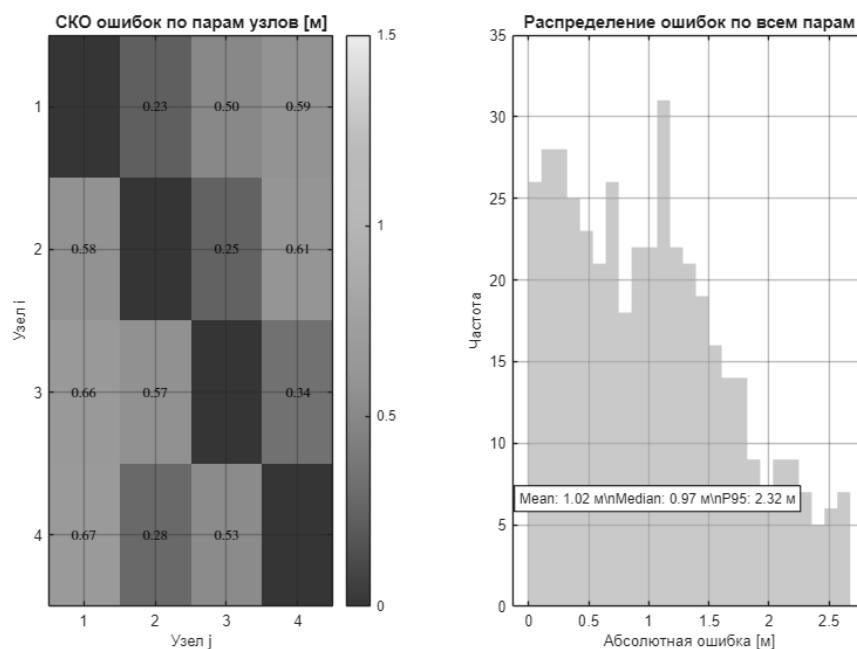


Рис. 8 – СКО ошибок оценки местоположения для различных пар узлов и их оценок расстояния (слева). Усредненное распределение ошибок по всем парам узлов (справа)

Fig. 8 – Standard deviation of location estimation errors for different pairs of nodes and their distance estimates (left). Average distribution of errors across all pairs of nodes (right)

Таблица 2 / Table 2

Сравнительный анализ точности (СКО ошибки позиционирования)**Comparative analysis of accuracy (standard deviation of positioning error)**

Метод обработки	Узел 3, м	Узел 4, м	Среднее, м	Улучшение, %
«Сырые» данные	2,34	2,18	2,26	–
Адаптивный фильтр Калмана	1,12	1,05	1,09	52
Коллективная обработка	0,42	1,59	0,87	60

После фильтрации и цензурирования формируется матрица попарных расстояний $D \in R4 \times 4$, используемая в алгоритме коллективной трилатерации. Для каждого целевого узла решается задача минимизации функционала методом Нелдера – Мида с рекурсивной инициализацией.

На итоговой карте позиционирования (рис. 9 и 10) отображены истинные положения узлов (звездочки) и оценки, полученные различными методами. Предложенный подход (сплошные окружности) обеспечивает наименьшее отклонение от истинных координат. Векторы ошибок для узлов 3 и 4 направлены преимущественно вдоль оси X , что объясняется асимметрией расположения опорных узлов (оба якоря находятся на линии $y = 0$).

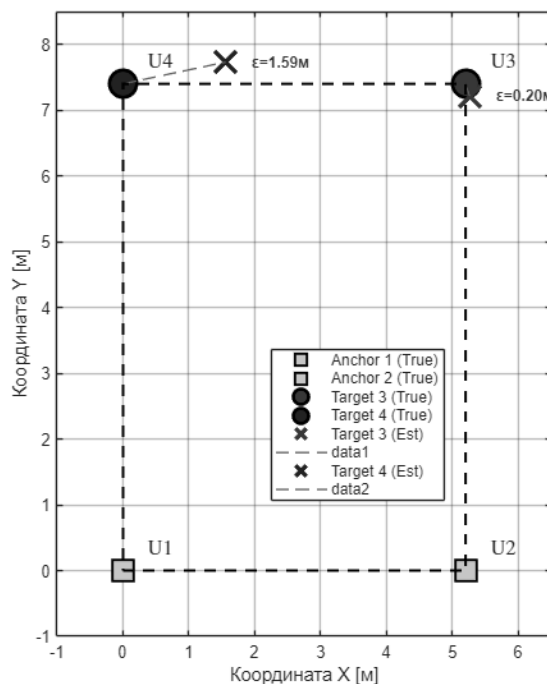


Рис. 9 – Истинные и оцененные координаты узлов:
сравнение методов

Fig. 9 – True and estimated coordinates of nodes:
comparison of methods

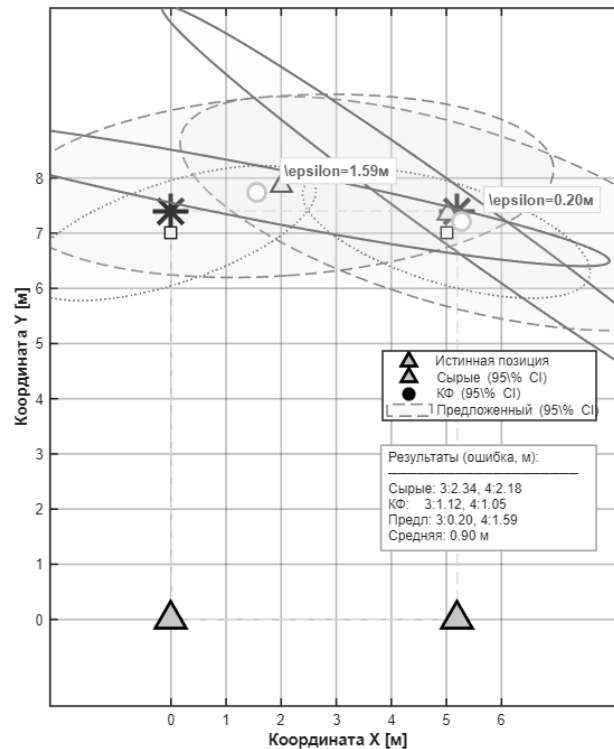


Рис. 10 – Области неопределенности оценок местоположения для предложенных методов расчета: сравнение методов

Fig. 10 – Uncertainty ranges of distance estimates for the proposed calculation methods: comparison of methods

На рис. 10 показаны эллипсы неопределенности, построенные по ковариационным матрицам оценок. Для узла 4, имеющего менее благоприятную геометрию относительно якорей, применение коллективного подхода (с учетом связи с узлом 3) сокращает площадь эллипса на 35 %, что подтверждает эффективность использования связей Target – Target для повышения устойчивости решения.

Авторами был разработан и экспериментально верифицирован метод коллективной обработки FTM- и CSI-данных для повышения точности позиционирования внутри помещений. Достигнутая средняя ошибка позиционирования 0,90 м на 40 % превосходит заявленные характеристики технологии IEEE 802.11mc FTM (1,5 м) и соответствует лучшим результатам, приведенным в современной литературе для сценариев с ограниченным числом опорных узлов.

Значимость предложенной методики заключается в подтверждении возможности применения доступной платформы на базе ESP32 и демонстрации возможности использования метрик качества канала на основе дисперсии амплитуд поднесущих для превентивного цензурирования

измерений FTM. Это позволяет предварительно отбраковывать недостоверные данные до обработки фильтром, что на 18 % снижает вероятность пропуска аномалий по сравнению с отдельной обработкой.

Разработан адаптивный фильтр для «цветного» шума в FTM-данных. Показано, что ошибки FTM-измерений имеют выраженную автокорреляцию ($\phi \approx 0,85$), что требует модификации классического фильтра Калмана. Предложенная процедура оценки параметра авторегрессии в реальном времени обеспечивает «выбеливание» остатков и на 52 % повышает точность сглаживания.

Применение кооперативного подхода с учетом связей между целевыми узлами компенсирует геометрическую вырожденность при малом числе якорей (в том числе менее трех), сокращая площадь области неопределенности на 30...35 %.

Несмотря на продемонстрированную эффективность, предложенный метод имеет ряд ограничений, которые необходимо учитывать при практическом применении. Точность измерений FTM-данных существенно зависит от аппаратной платформы и характеристик конкретного чипсета. Для практического внедрения необходима процедура автоматической калибровки задержек для каждого узла сети при развертывании, а также мониторинг температурных условий эксплуатации.

ЛИТЕРАТУРА

1. **Проценко И.М., Малышев В.Н.** Мониторинг местоположения узлов Wi-Fi // Мультимодальные технологии мониторинга и телекоммуникаций (МТМТ'25): сборник докладов Всероссийской научно-практической конференции, Санкт-Петербург, 01–03 октября 2025 г. – СПб., 2025. – С. 19–24.
2. **Кокорева Е.В., Костюкович А.Е.** Результаты натурных испытаний системы определения местоположения в сети Wi-Fi // Экономика и качество систем связи. – 2021. – № 3 (21). – С. 64–71.
3. **Мальцев А.А., Масленников Р.О., Хоряев А.В.** Влияние фазового шума на OFDM-системы передачи данных // Известия высших учебных заведений. Радиофизика. – 2010. – Т. 53, № 8. – С. 528–542.
4. **Чижов А.С.** Моделирование позиционирования мобильных объектов с использованием алгоритма супер-разрешения // VI Международная научная конференция по проблемам управления в технических системах (ПУТС-2025): сборник докладов. – СПб., 2025. – Т. 1. – С. 186–191.
5. Benchmarking and security considerations of Wi-Fi FTM for ranging in IoT devices / G. Singh, A. Pandey, M. Prakash, M. Andreoni, M. Baddeley // arXiv preprint. – 2023. – URL: <https://arxiv.org/abs/2303.03766> (accessed: 04.09.2026).
6. When FTM discovered MUSIC: accurate WiFi-based ranging in the presence of multipath / K. Jiokeng, G. Jakllari, A. Tchana, A.-L. Beylot // IEEE International Conference on Computer Communications (INFOCOM 2020). – Toronto (virtual), Canada, 2020. – P. 1857–1866.
7. Verification: Accuracy evaluation of WiFi fine time measurements on an open platform / M. Ibrahim, H. Liu, M. Jawahar, V. Nguyen, M. Gruteser, R. Howard, B. Yu, F. Bai // Proceedings of the 24th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom 18), New Delhi, India. – ACM, 2018. – P. 417–427.

8. WiFi fine time measurement: Is it a viable alternative to ultra-wideband for ranging in industrial environments? / N.R. Elikplim, B. Silva, G. Hancke, A.M. Abu-Mahfouz, L. Shu // IEEE Industrial Electronics Magazine. – 2023. – Vol. 17 (3). – P. 33–41. – DOI: 10.1109/MIE.2022.3205431.
9. Scalable Wi-Fi client self-positioning using cooperative FTM-sensors / L. Banin, O. Bar-Shalom, N. Dvorecki, Y. Amizur // IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement. – 2019. – Vol. 68 (10). – P. 3686–3697. – DOI: 10.1109/TIM.2018.2880887.
10. Tool release: Gathering 802.11n traces with channel state information / D. Halperin, W. Hu, A. Sheth, D. Wetherall // ACM SIGCOMM Computer Communication Review. – 2011. – Vol. 41 (1). – P. 53. – DOI: 10.1145/1925861.1925870.
11. **Zhang Y., Lu B., Wang W.** FSI: A FTM calibration method using Wi-Fi physical layer information // Wireless Algorithms, Systems, and Applications (WASA 2022). – Dalian, China, 2022. – P. 365–374. – DOI: 10.1007/978-3-031-19214-2_30.
12. **Проценко И.М., Малышев В.Н.** Местоопределение узлов Wi-Fi на основе технологии FTM // Информационно-управляющие системы. – 2025. – № 5 (138). – С. 11–21. – DOI: 10.31799/1684-8853-2025-5-11-21.
13. Wi-Fi CSI-based behavior recognition: From signals and actions to activities / Z. Wang, B. Guo, Z. Yu, X. Zhou // IEEE Communications Magazine. – 2018. – Vol. 56 (5). – P. 109–115. – DOI: 10.1109/MCOM.2018.1700144.
14. **Martin-Escalona I., Zola E.** Improving fingerprint-based positioning by using IEEE 802.11mc FTM/RTT observables // Sensors. – 2023. – Vol. 23. – P. 267. – DOI: 10.3390/s23010267.

REFINEMENT OF WI-FI NODE LOCATION ESTIMATION IN JOINT PROCESSING OF FTM- AND CSI-DATA

Protsenko I.M., Bronevich A.M., Malyshev V.N., Shevchenko M.E.

Saint Petersburg Electrotechnical University “LETI”, Saint Petersburg, Russia

Accurate indoor positioning is critical for IoT and robotics applications where GNSS signals are unavailable. Wi-Fi Fine Timing Measurement (FTM) technology (IEEE 802.11mc) offers a balance between accuracy characteristics and infrastructure cost; however, it is susceptible to multipath propagation, hardware delays, and correlated errors. This paper proposes a method for joint processing of FTM data and Channel State Information (CSI) to enhance estimation reliability. An Adaptive Kalman Filter accounting for colored noise characteristics via state vector augmentation is developed, along with a two-level outlier censoring mechanism based on channel quality metrics. The application of cooperative data processing principles within node groups compensates for geometric degeneracy associated with a limited number of anchor nodes. Experimental verification on the ESP32-C3 platform demonstrated an average positioning error of 0.9 m, which is 40 % better than the nominal technology specifications. The results confirm the feasibility of scalable sub-meter accuracy systems based on standard Wi-Fi infrastructure without specialized equipment, making the proposed approach a cost-effective solution for navigation and monitoring tasks.

Keywords: positioning, location determination, distance, filtering, censoring, Wi-Fi, FTM, RTT, time of flight, client, access point, Kalman filter.

DOI: 10.17212/1727-2769-2026-3-32-50

REFERENCES

1. Protsenko I.M., Malyshev V.N. [Monitoring the location of Wi-Fi nodes]. *Mul'timodal'nye tekhnologii monitoringa i telekommunikatsii (MTMT'25)* [Multimodal technologies of monitoring and telecommunications (MTMT'25)]. Collection of reports of the All-Russian scientific and practical conference, St. Petersburg, October 1–3, 2025, pp. 19–24.
2. Kokoreva E.V., Kostyukovich A.E. Rezul'taty naturnykh ispytaniy sistemy opredeleniya mestopolozheniya v seti Wi-Fi [Results of positioning system field tests in the Wi-Fi network]. *Ekonomika i kachestvo sistem svyazi = Economics and Quality of Communication Systems*, 2021, no. 3 (21), pp. 64–71.
3. Maltsev A.A., Maslennikov R.O., Khoryaev A.V. Vliyanie fazovogo shuma na OFDM-sistemy peredachi dannykh [Influence of the phase noise on the OFDM data-transfer systems]. *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedenii. Radiofizika = Radiophysics and Quantum Electronics*, 2010, vol. 53, no. 8, pp. 528–542. (In Russian).
4. Chizhov A.S. [Modeling the positioning of mobile objects using super-resolution algorithms]. *VI Mezhdunarodnaya nauchnaya konferentsiya po problemam upravleniya v tekhnicheskikh sistemakh (PUTS-2025)* [IEEE VI International Conference on Control in Technical Systems (CTS'2025)], St. Petersburg, 2025, vol. 1, pp. 186–191. (In Russian).
5. Singh G., Pandey A., Prakash M., Andreoni M., Baddeley M. Benchmarking and security considerations of Wi-Fi FTM for ranging in IoT devices. *arXiv preprint*, 2023. Available at: <https://arxiv.org/abs/2303.03766> (accessed 04.09.2026).
6. Jiokeng K., Jakllari G., Tchana A., Beylot A.-L. When FTM discovered MUSIC: accurate WiFi-based ranging in the presence of multipath. *IEEE International Conference on Computer Communications (INFOCOM 2020)*, Toronto (virtual), Canada, 2020, pp. 1857–1866.
7. Ibrahim M., Liu H., Jawahar M., Nguyen V., Gruteser M., Howard R., Yu B., Bai F. Verification: Accuracy evaluation of WiFi fine time measurements on an open platform. *Proceedings of the 24th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom 18)*, New Delhi, India. ACM, 2018, pp. 417–427.
8. Elikplim N.R., Silva B., Hancke G.P., Abu-Mahfouz A.M., Shu L. WiFi fine time measurement: Is it a viable alternative to ultra-wideband for ranging in industrial environments? *IEEE Industrial Electronics Magazine*, 2023, vol. 17 (3), pp. 33–41. DOI: 10.1109/MIE.2022.3205431.
9. Banin L., Bar-Shalom O., Dvorecki N., Amizur Yu. Scalable Wi-Fi client self-positioning using cooperative FTM-sensors. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2019, vol. 68 (10), pp. 3686–3697. DOI: 10.1109/TIM.2018.2880887.
10. Halperin D., Hu W., Sheth A., Wetherall D. Tool release: Gathering 802.11n traces with channel state information. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 2011, vol. 41 (1), p. 53. DOI: 10.1145/1925861.1925870.
11. Zhang Y., Lu B., Wang W. FSI: A FTM calibration method using Wi-Fi physical layer information. *Wireless Algorithms, Systems, and Applications (WASA 2022)*, Dalian, China, 2022, pp. 365–374. DOI: 10.1007/978-3-031-19214-2_30.
12. Protsenko I.M., Malyshev V.N. Mestoopredelenie uzlov Wi-Fi na osnove tekhnologii FTM [Wi-Fi node location based on FTM technology]. *Informatsionno-upravlyayushchie sistemy = Information and Control Systems*, 2025, vol. 138, no. 5, pp. 11–21. DOI: 10.31799/1684-8853-2025-5-11-21.

13. Wang Z., Guo B., Yu Z., Zhou X. Wi-Fi CSI-based behavior recognition: From signals and actions to activities. *IEEE Communications Magazine*, 2018, vol. 56 (5), pp. 109–115. DOI: 10.1109/MCOM.2018.1700144.
14. Martin-Escalona I., Zola E. Improving fingerprint-based positioning by using IEEE 802.11mc FTM/RTT observables. *Sensors*, 2023, vol. 23, p. 267. DOI: 10.3390/s23010267.

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ

Проценко Иван Михайлович – родился в 1994 году, ассистент кафедры радиоэлектронных средств Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина). Опубликовано три научных работы. (Адрес: 197022, Россия, Санкт-Петербург, ул. Профессора Попова, 5Ф. E-mail: I_probel@mail.ru).

Protsenko Ivan Mihajlovich (b. 1994), an assistant lecturer at the Department of Radioelectronic Equipment in the V.I. Ulyanov (Lenin) Saint Petersburg State Electrotechnical University “LETI”. He is the author of 3 scientific publications. (Address: 5F, Professor Popov St., St. Petersburg, 197022, Russia. E-mail: I_probel@mail.ru).

Броневиц Анна Михайловна – родилась в 2003 году, студент кафедры радиоэлектронных средств Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина). Опубликовано одна научная работа. (Адрес: 197022, Россия, Санкт-Петербург, ул. Профессора Попова, 5Ф. E-mail: anna.bronevich@rambler.ru).

Bronevich Anna Mikhailovna (b. 2003), student at the Department of Radioelectronic Equipment in the V.I. Ulyanov (Lenin) Saint Petersburg State Electrotechnical University “LETI”. She is the author of 1 scientific publication. (Address: 5F, Professor Popov St., St. Petersburg, 197022, Russia. E-mail: anna.bronevich@rambler.ru).

Малышев Виктор Николаевич – родился в 1956 году, д-р техн. наук (2000), профессор (2004), заведующий кафедрой радиоэлектронных средств Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина). Область научных интересов: численные методы, СВЧ-техника, антенны, информационные сети, информационная безопасность. Опубликовано более 120 научных работ. (Адрес: 197022, Россия, Санкт-Петербург, ул. Профессора Попова, 5Ф. E-mail: vnmalyshhev@etu.ru).

Malyshev Victor Nikolaevich (b. 1956) – Doctor of Sciences (Eng.), professor, Chief of the Department of Radioelectronic Equipment in the V.I. Ulyanov (Lenin) Saint Petersburg State Electrotechnical University “LETI”. His research interests are currently focused on numerical methods; microwave engineering; antennas; information networks; and information security. He is the author of more than 120 scientific papers. (Address: 5F, Professor Popov St., St. Petersburg, 197022, Russia. E-mail: vnmalyshhev@etu.ru).

Шевченко Майя Евгеньевна – родилась в 1968 году, канд. техн. наук, доцент, доцент кафедры радиоэлектронных средств Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина). Область научных интересов: прием и обработка радиосигналов, обнаружение, различение и пеленгование сигналов, радиомониторинг, цифровая обработка сигналов. Опубликовано более 80 научных работ. (Адрес: 197022, Россия, Санкт-Петербург, ул. Профессора Попова, 5Ф. E-mail: meshevchenko@etu.ru).

Maya E. Shevchenko (b. 1968) – Candidate of Sciences (Eng.), associate professor, associate professor Department of Radio-electronic Equipment in the V.I. Ulyanov (Lenin) Saint Petersburg State Electrotechnical University “LETI”. Her research interests are currently focused on radio signal reception and processing; signal detection, discrimination and direction finding, radio monitoring; digital signal processing. She is the author of more than 80 scientific papers. (Address: 5F, Professor Popov St., St. Petersburg, 197022, Russia. E-mail: meshevchenko@etu.ru).

*Статья поступила 21 апреля 2026 г.
Received April 21, 2026*

To Reference:

Protsenko I.M., Bronevich A.M., Malyshev V.N., Shevchenko M.E. Opredelenie mestopolozheniya pri kollektivnoi obrabotke FTM- i CSI-dannykh [Refinement of WI-FI node location estimation in joint processing of FTM and CSI data]. *Doklady Akademii nauk vysshei shkoly Rossiiskoi Federatsii = Proceedings of the Russian Higher School Academy of Sciences*, 2026, no. 3 (72), pp. 32–50. DOI: 10.17212/1727-2769-2026-3-32-50.