

УДК 629.051

Исследование тяжелых хвостов NLOS в навигационных системах UWB-ИНС на основе коррэнтропии

Чэнь Хао

cheankh@student.bmstu.ru

Селезнева Мария Сергеевна

ms.selezneva@bmstu.ru

МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Россия

Аннотация. С развитием беспроводных технологий интеграция ультраширокополосной технологии (UWB) и инерциальной навигационной системы (ИНС) стала важным решением для точной навигации в помещениях. Однако эффекты многолучевого распространения и не прямой видимости (Non-Line-of-Sight, NLOS) вызывают ошибки с тяжелыми хвостами распределения, что снижает эффективность традиционных гауссовских фильтров. Предложен алгоритм фильтра Калмана на основе коррэнтропии и адаптивного ядра, который объединяет классификацию NLOS и моделирование тяжелошумовых помех. Использование распределения Стюдента и минимизация дивергенции Кульбака — Лейблера методом вариационного вывода позволяют повысить устойчивость и точность оценки. Моделирование подтверждает эффективность метода в подавлении аномальных измерений и улучшении надежности UWB-ИНС навигации.

Ключевые слова: сверхширокополосный сигнал, инерциальная навигационная система, не прямая видимость, коррэнтропия, шум с тяжелыми хвостами

Research on heavy-tailed NLOS noise in correntropy-based UWB-INS integrated navigation

Chen Hao

cheankh@student.bmstu.ru

Selezneva Maria Sergeevna

ms.selezneva@bmstu.ru

BMSTU, Moscow, Russia

Abstract. With the progress of wireless technologies, integrating Ultra-Wideband (UWB) and Inertial Navigation Systems (INS) has become a key approach for precise indoor navigation. However, Multipath propagation and Non-Line-of-Sight (NLOS) effects introduce heavy-tailed errors, reducing the effectiveness of Gaussian-based filters. This paper presents a Kalman filtering algorithm based on correntropy and an adaptive kernel, combining NLOS classification with heavy-tailed noise modeling. By applying the Student's t -distribution as a prior and minimizing the Kullback — Leibler divergence through variational inference, an approximate posterior is obtained, improving robustness under NLOS. Simulation results confirm that the proposed method effectively mitigates anomalous measurements and enhances the accuracy and reliability of UWB-INS integrated navigation.

Keywords: ultra-wideband (UWB), inertial navigation system (INS), Non-Line-of-Sight (NLOS), correntropy, heavy-tailed noise

Введение. С быстрым развитием технологий беспроводной связи потребность в высокоточной навигации и позиционировании внутри помещений постоянно возрастает. Традиционная глобальная навигационная спутниковая система (ГНСС) в таких условиях легко подвергается затуханию и помехам, что делает ее неэффективной. В то же время сверхширокополосная технология, благодаря высокому временному разрешению, низкому энергопотреблению, большой проникающей способности и сантиметровой точности, стала ключевым средством для задач внутренней навигации [1–4]. В сочетании с ИНС она получила широкое применение в навигации пешеходов, беспилотных транспортных средств и промышленных роботов.

Однако в сложных условиях внутри помещений значительное влияние оказывают эффекты многолучевого распространения и NLOS, приводящие к систематическим положительным смещениям дальности UWB [5, 6]. Такие смещения обычно имеют характеристики распределений с тяжелыми хвостами, т. е. большую дисперсию ошибок и высокую вероятность в хвостах, что нарушает традиционное гауссовское предположение. При отсутствии эффективной обработки это вызывает расхождение фильтрации и резкое снижение точности позиционирования. Поэтому задача идентификации и фильтрации тяжелошумовых NLOS-сигналов является ключевой для повышения надежности интегрированной системы UWB–ИНС [7].

Рамирес-Мирелес показал, что UWB-сигналы, хотя и обладают устойчивостью к замираниям, остаются подвержены положительным смещениям при многолучевом распространении [7]. В исследованиях по акустике и беспроводному позиционированию предлагалось использовать загрязненные гауссовские модели и t -распределение Стьюдента для описания шумов с тяжелыми хвостами [8, 9]. Ли и соавт. разработали метод матрично-взвешенной оценки, объединяющий идентификацию NLOS с моделированием тяжелых шумов для повышения среднеквадратичной ограниченности [8]. Чжу и коллеги применили байесовские разреженные априорные распределения и «horseshoe»-приоритет для оценки смещений в GNSS при наличии выбросов NLOS [9]. Марано и соавт. использовали экспериментальные данные UWB для классификации LOS/NLOS на основе SVM и компенсации смещений регрессионным методом [6]. Ким и др. предложили модель LSTM для классификации временных рядов импульсной характеристики канала, интегрированную с расширенным фильтром Калмана, что обеспечило устойчивое позиционирование в неизвестных условиях [10]. Фан и др. повысили надежность интеграции низкоточной MEMS-ИНС и UWB с помощью ограничений и усовершенствованных алгоритмов фильтрации [11].

В настоящей работе предлагается надежный метод фильтра Калмана, основанный на относительной энтропии и адаптивном ядре, для оптимизации моделирования шумов с тяжелыми хвостами в условиях NLOS. Имитационные эксперименты показали, что данный подход эффективно повышает точность позиционирования и устойчивость системы UWB–ИНС при наличии препятствий.

Материалы и методы. Уравнение перехода состояния системы можно выразить как:

$$x(k) = F(k, k-1)x(k, k-1) + w(k-1), \quad (1)$$

где $x(k) = [\delta p^n, \delta v^n, \varphi^n, b_a, b_b]^T$, δp^n , δv^n и φ^n — параметры состояния погрешности положения, скорости и ориентации в навигационной системе координат соответственно; b_a и b_b — погрешность смещения акселерометра и погрешность смещения гироскопа соответственно; а $w(k-1)$ — шум процесса.

В двумерном помещении, при наличии трех базовых станций сверхширокополосной связи, модель измерения дальности выглядит следующим образом:

$$\begin{aligned} (x_1 - x_{UGV})^2 + (y_1 - y_{UGV})^2 &= d_{UGV-BS1}^2; \\ (x_2 - x_{UGV})^2 + (y_2 - y_{UGV})^2 &= d_{UGV-BS2}^2; \\ (x_3 - x_{UGV})^2 + (y_3 - y_{UGV})^2 &= d_{UGV-BS3}^2. \end{aligned} \quad (2)$$

И решим его методом наименьших квадратов:

$$\begin{aligned} P_{UWB} &= \begin{pmatrix} x_{UGV} \\ y_{UGV} \end{pmatrix} = (A^T A)^{-1} A^T B; \\ A &= \begin{pmatrix} x_1 - x_2 & y_1 - y_2 \\ x_1 - x_3 & y_1 - y_3 \end{pmatrix}; \\ B &= \frac{1}{2} \times \begin{pmatrix} d_{UGV-BS2}^2 - d_{UGV-BS1}^2 + x_1^2 - x_2^2 + y_1^2 - y_2^2 \\ d_{UGV-BS3}^2 - d_{UGV-BS1}^2 + x_1^2 - x_3^2 + y_1^2 - y_3^2 \end{pmatrix}. \end{aligned} \quad (3)$$

Из-за препятствий и многолучевого распространения модель оценки расстояния между узлом-меткой и базовой станцией принимает следующий вид:

$$d_i(k) = \begin{cases} d_i + e_M, & \text{в условии LOS;} \\ d_i + e_M + e_B, & \text{в условии NLOS,} \end{cases} \quad (4)$$

где d_i и $d_i(k)$ представляют собой евклидово расстояние и измеренное расстояние между узлом метки и i -м подвалом UWB в момент времени k , соответственно; e_M — гауссовский белый шум с нулевым средним значением, тогда как в ситуации NLOS $d_i(k)$ содержит шум e_B , вызванный перекрытием препятствия.

В системе позиционирования UWB-ИНС в условиях многолучевого распространения применяется алгоритм (рис. 1), обеспечивающий оптимальную оценку положения беспилотного аппарата. На основе импульсной характеристики канала UWB из исходных данных сначала исключаются сильно зашумленные измерения в условиях NLOS. Затем оставшиеся сигналы проходят классификацию: для сигналов LOS используется расширенный фильтр Калмана, что позволяет получить оптимальную оценку состояния. Основные этапы алгоритма следующие:



Рис. 1. Алгоритм, обеспечивающий оптимальную оценку положения беспилотного аппарата

$$\begin{aligned}\hat{x}_{k|k-1} &= f(\hat{x}_{k-1|k-1}, u_{k-1}); \\ P_{k|k-1} &= F_{k-1} P_{k-1|k-1} F_{k-1}^T + Q_{k-1};\end{aligned}\quad (5)$$

$$\begin{aligned}K_k &= P_{k|k-1} H_k^T (H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k)^{-1}; \\ \hat{x}_{k|k} &= \hat{x}_{k|k-1} + K_k (z_k - h(\hat{x}_{k|k-1})); \\ P_{k|k} &= (I - K_k H_k) P_{k|k-1},\end{aligned}\quad (6)$$

где $F_{k-1} = \left. \frac{\partial f(x, u)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}_{k-1|k-1}, u=u_{k-1}}$; $H_k = \left. \frac{\partial h(x)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}_{k|k-1}}$.

При идентификации сигнала как NLOS предлагается алгоритм, основанный на корреляционной энтропии и адаптивном пропускной способности ядра (АВПА). Этот метод использует априорное распределение, соответствующее распределению Стюдента, при построении функции правдоподобия и, посредством вариационного вывода, получает приближенное апостериорное распределение, минимизируя относительную энтропию Кульбака — Лейблера.

Строим функцию стоимости:

$$J(x) = \sum_{j=1}^{n+M} G_t(e_j(l)) = \sum_{j=1}^{n+M} G_t(d_j(l) - w_j(l)), \quad (7)$$

где $G_t(e_j(l))$ получается из корреляционной энтропии $G_t(e) = \kappa_t(X, Y) = \exp\left(-\frac{e^2}{2t^2}\right)$, где $\exp\left(-\frac{e^2}{2t^2}\right)$ получается из разложения Тейлора $V(X, Y) = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{(-1)^n}{2^{2n} 2^n n!} E[(X - Y)^{2n}]$.

Минимизируя функцию стоимости, можно получить приближенное апостериорное распределение:

$$\delta\hat{x}(|l| - 1) = \underset{x}{\operatorname{argmax}} J(x) = \underset{x}{\operatorname{argmax}} \sum_{l=1}^L G_r(e_j(l)). \quad (8)$$

Результаты. Рассмотренный выше метод применяется для построения сценария навигации UWB-ИНС. При разработке экспериментальной платформы наличие препятствий вызывает многолучевое распространение UWB-сигналов (рис. 2).

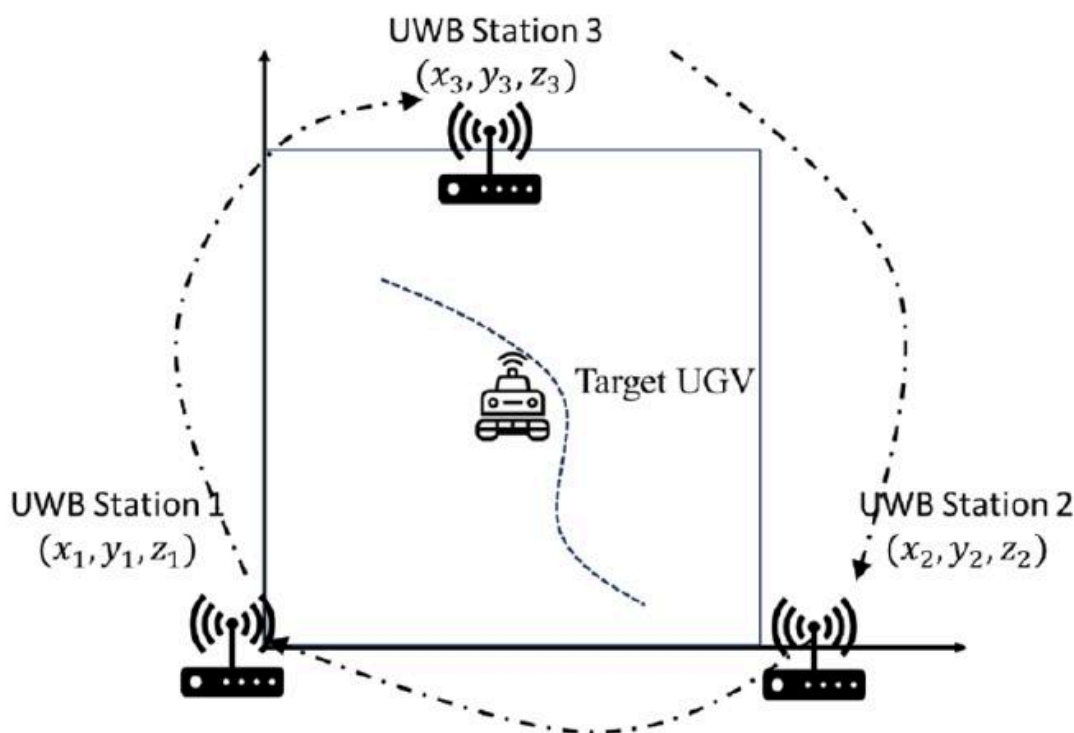


Рис. 2. Экспериментальная платформа

Экспериментальные результаты таковы: ошибка позиционирования традиционного алгоритма фильтра Калмана составляет 1,27 м; ошибка позиционирования, предложенная в данной статье, составляет 0,2614 м.

Обсуждение полученных результатов. В данной статье исследуется робастное позиционирование навигационных систем UWB-ИНС в условиях отсутствия прямой видимости и шума с тяжелым хвостом. Метод фильтрации, основанный на критерии Коррэнтропии и адаптивном ядре, эффективно подавляет ошибки с длинным хвостом, вызванные препятствиями и многолучевым распространением. По сравнению с традиционными фильтрами, основанными на гауссовых предположениях, этот метод более устойчив в присутствии аномальных измерений. Экспериментальные результаты показывают, что этот метод превосходит классический алгоритм Калмана, подтверждая его эффективность в сложных условиях внутри помещений.

Заключение. В данной статье предлагается робастный метод фильтрации для интегрированной навигации UWB-ИНС, позволяющий решать проблемы распространения сигнала в условиях отсутствия прямой видимости и шума с тяжелым хвостом. Объединяя критерий коррэнтропии, адаптивное ядро и моделирование распределения Стюдента, этот метод значительно снижает ошибку позиционирования и повышает надежность. В дальнейшем исследования будут расширены до многоузловой совместной навигации и изучены методы факторного графа и максимальной энтропии для адаптации к более сложным сценариям.

Список источников

- [1] Dabove P., Di Pietra V., Piras M., Jabbar A.A., Kazim S.A. 2018. Indoor positioning using Ultra-wide band (UWB) technologies: Positioning accuracies and sensors' performances. *IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS)*, 2018, pp. 175–184.
- [2] Mazhar F., Khan M.G., Sällberg B. Precise indoor positioning using UWB: A review of methods, algorithms and implementations. *Wirel. Pers. Commun.*, 2017, no. 97, pp. 4467–4491.
- [3] Jang B.-J. Principles and trends of UWB positioning technology. *J. Korean Inst. Electromagn. Eng. Sci.*, 2022, no. 33, pp. 1–11.
- [4] Кальметьев Э.И., Сергеева А.Е. *Обзор современных методов и технологий навигации внутри помещений*. URL: <https://s.eduherald.ru/pdf/2025/3/21869.pdf> (дата обращения 09.09.2025).
- [5] Foerster J.R. The effects of multipath interference on the performance of UWB systems in an indoor wireless channel. *IEEE VTS 53rd Vehicular Technology Conference*, 2001, vol. 2, pp. 1176–80.
- [6] Marano S., Gifford W.M., Wymeersch H., Win M.Z. 2010. NLOS identification and mitigation for localization based on UWB experimental data. *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, 2016, vol. 28, pp. 1026–1035.
- [7] Ramirez-Mireles F. On the performance of ultra-wide-band signals in Gaussian noise and dense multipath. *IEEE Trans. Veh. Technol.*, 2022, vol. 50, pp. 244–299.
- [8] Li L., Zhao D., Xia Y. Indoor positioning systems based on a modified matrix-weighted fusion Estimator with multipath and NLOS mitigation. *IEEE Internet Things J.*, 2024, vol. 11, pp. 40041–40050.
- [9] Zhu Y., Lan X., Wang Z., Fang K., Hou X., Wang H., Song D. 2025. A Robust Position Estimator Using Bayesian Sparse Prior Against GNSS MP/NLOS Outliers. *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, 2025, vol. 26 (11), pp. 20519–20535. <https://doi.org/10.1109/TITS.2025.3587281>
- [10] Kim D. H., A. Farhad, J. Y. Pyun. UWB Positioning System Based on LSTM classification with mitigated NLOS Effects. *IEEE Internet Things J.*, 2023, vol. 10, pp. 1822–1835.
- [11] Fan Q., Sun B., Sun Y., Zhuang X. Performance enhancement of MEMS-based INS/UWB integration for indoor navigation applications. *IEEE Sens. J.*, 2017, vol. 17, pp. 3116–3130.