

**ОПТИМІЗАЦІЯ ПОЧАТКОВИХ ПАРАМЕТРІВ
ФІЛЬТРА КАЛМАНА ДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ ТОЧНОСТІ ІНЕРЦІАЛЬНОЇ НАВІГАЦІЇ БПЛА**

Благодарна В.М.

e-mail: viktoriia.blahodarna@nure.ua

Науковий керівник – канд. фіз.-мат. наук Луханін В.С.

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ПМ
м. Харків, Україна

This study addresses autonomous UAV navigation under GNSS denial caused by electronic warfare. In such environments, navigation relies on MEMS sensors and the Extended Kalman Filter (EKF), whose accuracy depends critically on correctly initialized noise covariance matrices. To overcome the inefficiencies of manual tuning, this research applies global stochastic optimization methods: Genetic Algorithms, Particle Swarm, and Bayesian Optimization. By minimizing RMSE or NIS, this automated multi-parameter tuning approach significantly reduces navigation errors, enhancing UAV autonomy and survivability.

У сучасних умовах безпілотні авіаційні комплекси стали ключовим елементом розвідки та моніторингу. Проте масове застосування засобів радіоелектронної боротьби (РЕБ) призводить до часткового або повного блокування сигналів глобальних супутникових навігаційних систем (GNSS) та явищ «спуфінгу» (підміни координат). У таких умовах навігаційна система дрона змушена переходити в автономний режим, покладаючись виключно на бортові інерціальні датчики.

Одним із недоліків роботи системи в автономному режимі, є те, що бюджетні MEMS-сенсори мають високий рівень шумів та схильність до дрейфу нуля. Алгоритмом, що забезпечує комплексування даних та компенсацію цих похибок, є фільтр Калмана. Його ефективність критично залежить від точності задання апіорних коваріаційних матриць шумів процесу та вимірювань, некоректне налаштування цих параметрів в умовах втрати GNSS-сигналу призводить до стрімкого накопичення похибки позиціювання та втрати апарата.

Налаштування цих матриць найчастіше здійснюється евристично, методом «спроб і помилок», що є трудомістким, неефективним (особливо для масового виробництва) та не завжди гарантує оптимальну роботу системи. Протиріччя полягає в тому, що зв'язок між значеннями шумів та продуктивністю фільтра є нелінійним та стохастичним, через що класичні або ручні підходи часто потрапляють у локальні мінімуми. Таким чином, виникає науково-прикладна задача: заміна ручного налаштування на автоматизовані математичні методи глобальної оптимізації (генетичні алгоритми, ройовий інтелект [1], баєсівська оптимізація тощо) для надійного пошуку оптимальних параметрів фільтра Калмана.

Математично динаміка навігаційної системи в просторі станів описується двома рівняннями: рівнянням стану (1), яке описує кінематику об'єкта та рівнянням спостереження (2), для даних сенсорів

$$x_k = F_{k-1}x_{k-1} + B_{k-1}u_{k-1} + w_{k-1}, w_{k-1} \sim \mathcal{N}(0; Q_k), \quad (1)$$

$$z_k = H_k x_k + v_k, v_k \sim \mathcal{N}(0; R_k), \quad (2)$$

де x_k – вектор стану системи;

u_k – вектор керування;

z_k – вектор вимірювань;

F_k, B_k, H_k – матриці переходу стану, введення та спостереження.

Випадкові вектори w_{k-1} та v_k описують шум процесу та шум вимірювань відповідно. Вони моделюються як незалежні білі гауссові шуми з нульовим математичним сподіванням та матрицями коваріації Q_k та R_k .

Алгоритм фільтра Калмана використовує рівняння переходу станів у (1) для прогнозування станів на часовому кроці k , враховуючи шум процесу як гауссів шум із нульовим математичним сподіванням та коваріацією Q . Ці прогнози використовуються для обчислення прогнозованого виходу системи за допомогою моделі вимірювань у (2). Невизначеності відображаються у матриці коваріації похибок P , яка впливає на розрахунок коефіцієнта підсилення Калмана. Коефіцієнт Калмана оптимально балансує прогнозовані стани та виміряні дані, зважуючи їх відповідно до статистичних характеристик шумів, представлених у матрицях Q та R . Цей рекурсивний процес покращує оцінки поведінки (динаміки) системи [2].

Задачу пошуку оптимальних параметрів матриць Q та R , які ми позначимо вектором параметрів θ , зведено до задачі багатопараметричної оптимізації. Формально вона записується як пошук глобального мінімуму цільової функції $J(\theta)$ у допустимій області простору параметрів Ω :

$$\theta^* = \arg \min_{\theta \in \Omega} J(\theta),$$

де Ω – простір додатно визначених симетричних матриць, оскільки Q і R є коваріаційними матрицями.

Для оцінки якості фільтрації цільову функцію $J(\theta)$ обирають у вигляді статистичних метрик:

– RMSE (Root Mean Square Error) – для налаштування на етапі моделювання, коли відома еталонна траєкторія БПЛА, так звана *ground truth*. Для оцінки точності багатовимірних систем RMSE обчислюється з використанням матричного транспонування [3]:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n_x} (x - \hat{x})^T (x - \hat{x})};$$

– NIS (Normalized Innovation Squared – нормований квадрат інновацій) – інноваційна метрика, яка розраховується лише за даними вимірювань сенсорів, тобто не потребує істинної траєкторії, і має вигляд:

$$\varepsilon_{z,k} = e_{z,k}^T S_{k|k-1}^{-1} e_{z,k},$$

де $e_{z,k} = z_k - h(\hat{x}_{k|k-1})$ – вектор інновації, тобто різниця між реальним та прогнозованим вимірюванням; S – коваріація інновації [4].

Перехід від ручного підбору параметрів фільтра Калмана до застосування автоматизованих математичних методів глобальної оптимізації дозволить знайти об'єктивно найкращі значення апріорних матриць. Це має забезпечити суттєве зниження швидкості накопичення навігаційної помилки під час автономного польоту, тим самим підвищуючи стійкість та живучість БПЛА в умовах активної дії засобів РЕБ та відсутності супутникової навігації.

Оскільки умови польоту є динамічними, потенційним розвитком дослідження є розробка алгоритмів адаптивного налаштування. Перехід від офлайн-оптимізації на етапі калібрування до адаптивної зміни коваріаційних матриць безпосередньо під час польоту дозволить фільтру Калмана в режимі реального часу реагувати на зміну динаміки БПЛА (наприклад, під час різких маневрів) або на зміну шумових характеристик MEMS-сенсорів через температурні коливання. Також можлива оптимізація обчислювальної складності запропонованих алгоритмів (зокрема PSO або Баєсівської оптимізації [4]) для їхнього впровадження в мікроконтролери БПЛА з обмеженими ресурсами без втрати режиму реального часу. Також доцільним є аналіз впливу цих методів на більш складні архітектури, такі як сигма-точковий фільтр Калмана (UKF).

Список використаних джерел:

1. Kaur N., Kaur A. A Review on Tuning of Extended Kalman Filter using Optimization Techniques for State Estimation. *International Journal of Computer Applications*. 2016. Vol. 145, No. 15. P. 1–5.
2. Tavares Jr. A. J. A., Oliveira N. M. F. A Novel Approach for Kalman Filter Tuning for Direct and Indirect Inertial Navigation System. *Global Navigation Satellite System Integration. Sensors*. 2024. Vol. 24, No. 22. Art. 7331.
3. Durant D. Advancements in Single- and Multi-Target Filtering: Using Posterior Estimates to Update Gaussian Mixture Weights : dis. ... Doctor of Philosophy : Aerospace Engineering. Austin, 2025. 143 p.
4. Kalman Filter Tuning with Bayesian Optimization / Chen Z., Ahmed N., Julier S., Heckman C. 2019. 12 p. (Preprint).