

## СИНТЕЗ АЛГОРИТМІВ АДАПТИВНОЇ ФІЛЬТРАЦІЇ В НАВІГАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ БЕЗПЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ

*Запропоновано методику синтезу алгоритмів адаптивного оцінювання поточних навігаційних параметрів безпілотних літальних апаратів, побудованих на базі інтегрованих навігаційних систем. Викладений підхід забезпечує формування коваріаційної послідовності випадкових помилок, яка пов'язує параметри фільтра з невідомими статистичними характеристиками та дозволяє синтезувати інваріантні відносно вхідної дії алгоритми адаптації з урахуванням різного ступеня апріорної невизначеності, що використовують під час розв'язання задачі комплексування інформації від інерційної та супутникової навігаційних систем.*

**Постановка проблеми.** Одним із перспективних напрямків розвитку авіації в провідних країнах світу є широке використання безпілотних літальних апаратів (БПЛА) в усіх сферах життєдіяльності і, перш за все, у військовій галузі. Приклади успішного та широкого використання безпілотної авіації в останніх збройних конфліктах у світі підтверджують актуальність цього питання.

Основними факторами, що стримують розвиток ринку безпілотних апаратів на сучасному етапі, є [1, 2]:

відсутність нормативно-правової бази для інтеграції БПЛА в єдиний повітряний простір;

підвищена аварійність цих апаратів (відсутність системи розпізнавання перешкод та уникнення зіткнень);

наявність протиріччя між забезпеченням високої точності управління та зменшенням ваги бортового обладнання;

відсутність надійного та перешкодостійкого зв'язку з літальними апаратами;

недостатні можливості щодо врахування змін у навколишньому середовищі при використанні автоматичного способу управління та ін.

Одним із напрямків підвищення ефективності використання безпілотних засобів є вдосконалення програмного забезпечення бортового комплексу управління з метою підвищення точності визначення навігаційних параметрів, від яких суттєво залежить якість вирішення поставлених завдань.

**Огляд останніх досліджень і публікацій.** У наш час загально визнано, що для вдосконалення навігаційного обладнання доцільно створювати інтегровані навігаційні системи, які передбачають комплексування потоку даних, що надходять від датчиків інерційної навігаційної системи (ІНС), з даними від супутникових радіонавігаційних систем. Це зумовлено тим, що, хоч на короткому проміжку часу інформація інерційних датчиків дає більшу точність позиціонування порівняно із супутниковими системами, з

часом похибки у визначенні координат постійно збільшуються. Тому дана інформація не дає змоги використовувати її автономно для навігаційного рішення та потребує корегування від зовнішніх навігаційних засобів [3].

Для оптимального використання даних, що надходять від зовнішніх допоміжних засобів, потрібно, щоб ретельно враховувалися характеристики й похибки цих і бортових навігаційних засобів. Для вирішення цього завдання широко застосовують алгоритми, що ґрунтуються на фільтрі Калмана [4–8].

Узагальнену структуру інтегрованої навігаційної системи наведено на рис. 1.

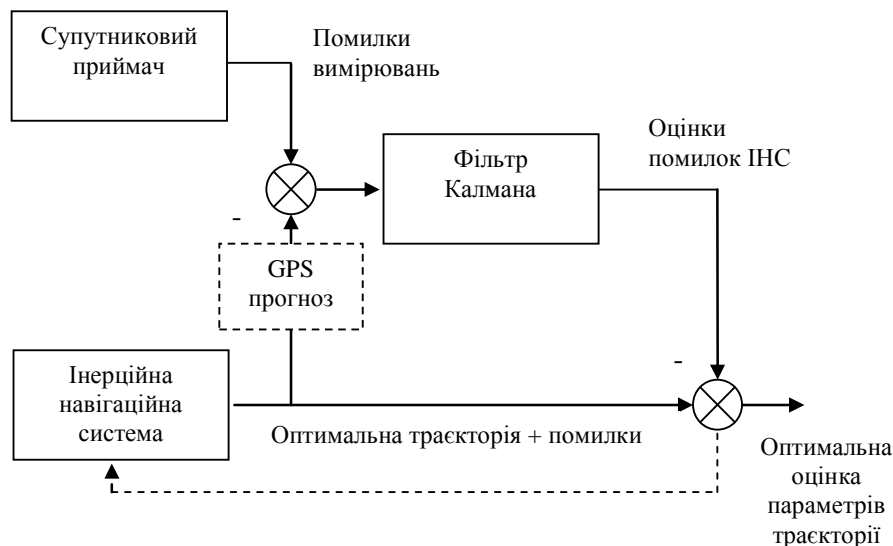


Рис. 1. Узагальнена структура інтегрованої навігаційної системи

Готове навігаційне рішення від супутникового приймача (широта, довгота, висота та швидкість у напрямку на північ і схід) уточнюють за допомогою фільтра Калмана на основі врахування показань інерційної підсистеми (трикомпонентні вектори прискорення та кутової швидкості) [9].

Практичні реалізації таких систем відрізняються методикою формування вектора стану фільтра Калмана з метою врахування різномірної інформації для підвищення точності фільтрації. Завдання комплексної обробки навігаційної інформації суттєво ускладнюється, якщо не всі параметри прийнятої математичної моделі відомі завчасно. Це обтяжує процедуру оцінювання та ставить її в умови апріорної невизначеності [10–12].

Для усунення апріорної невизначеності є ряд напрямків у розв'язанні задачі оцінювання: мінімакний підхід, підхід на основі теорії інваріантності та принцип адаптації [6, 10–13]. Застосування мінімаксного методу може виявитись недостатнім через відсутність мінімізації помилок оцінювання для всіх умов роботи фільтра. Завдяки тому, що точність оцінювання не залежить від характеристик вхідної дії, на особливу увагу заслуговує підхід, що ґрунтується на теорії інваріантності [6]. Інваріантні алгоритми можна побудувати на основі комплексної системи фільтрації, яка має два та більше входи, але це значно обмежує сферу застосування цих алгоритмів.

Основними недоліками адаптивних алгоритмів оцінювання слід вважати можливість розбіжності процесу адаптації, значне підвищення обчислювальних витрат при їх реалізації та складність їх аналітичного дослідження [10–12].

**Формулювання завдання дослідження.** Тому при розв'язуванні задачі оцінювання параметрів траєкторій безпілотних літальних апаратів в умовах апіорної невизначеності актуальним є завдання побудови простих та ефективних за точністю алгоритмів фільтрації з робастними алгоритмами адаптації.

**Виклад основного матеріалу.** Задачу синтезу алгоритмів адаптивного оцінювання розглянемо для випадку, коли стан об'єкта та процес спостереження описуються рівняннями:

$$\mathbf{x}_n = \Phi \mathbf{x}_{n-1} + \gamma \mathbf{V} \boldsymbol{\omega}_{n-1}, \quad (1)$$

$$\mathbf{g}_n = \mathbf{C} \mathbf{x}_n + \mathbf{f}_n, \quad (2)$$

де  $\mathbf{x}_n = [x \dot{x} y \dot{y} z \dot{z}]^T$  – вектор стану, отриманий у момент часу  $t_n = nT$ ,  $n = 0, 1, 2, \dots$ , що включає координати об'єкта  $x, y, z$  і швидкість їх зміни  $\dot{x}, \dot{y}, \dot{z}$ ;

$\mathbf{g}_n$  – вектор параметрів спостереження;

$\Phi, \mathbf{C}$  – матриці переходу та спостереження, що мають такий вигляд:

$$\Phi = \begin{vmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{vmatrix}, \quad \mathbf{C} = \begin{vmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{vmatrix};$$

де  $\boldsymbol{\omega}_n$  – 6-вимірний вектор збурення (випадкова корисна зміна вектора стану);

$T$  – час дискретизації;

$\mathbf{V}$  – перехідна матриця збурення розмірності  $6 \times 6$ ;

$\gamma$  – випадкове число, яке може приймати значення 0 або 1 за відсутності та наявності  $\boldsymbol{\omega}_n$ ;

$\mathbf{f}_n$  ( $\mathbf{f}_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, n-1$ ) – некорельований тривимірний вектор помилок (шумів) вимірювань, який становить собою послідовність виду білого шуму з такими статистичними характеристиками:

$$M[\mathbf{f}_n] = 0, \quad M[\mathbf{f}_n \mathbf{f}_i^T] = \mathbf{R}_n \delta_{ni}, \quad M[\mathbf{x}_n \mathbf{f}_n^T] = 0, \quad M[\boldsymbol{\omega}_n \mathbf{f}_i^T] = 0, \quad (3)$$

де  $\delta_{ni}$  – символ Кронекера;

$M$  – оператор статистичного усереднення;

$\mathbf{R}_n$  – інтенсивність шумів вимірювання.

Необхідно отримати оцінку вектора стану (1) з урахуванням припущень (3) в умовах апіорної невизначеності параметрів  $\boldsymbol{\omega}_n, \mathbf{V}$  та  $\mathbf{R}_n$ . Критерій якості має такий вигляд:

$$\mathbf{P}_n = M[\boldsymbol{\varepsilon}_n \boldsymbol{\varepsilon}_n^T] \rightarrow \min, \quad (4)$$

де  $\boldsymbol{\varepsilon}_n = \mathbf{x}_n - \hat{\mathbf{x}}_n$  – вектор помилок оцінювання;

$\hat{\mathbf{x}}_n$  – оцінка вектора стану об’єкта;

$\mathbf{P}_n$  – інтенсивність похибок оцінювання.

**Синтез алгоритмів адаптивного оцінювання.** Алгоритми оцінювання, що самонастроюються, будують за принципом нарощування [12], згідно з яким до базового алгоритму фільтрації додаємо контур самонастроювання. Базовий алгоритм фільтрації розраховує вектор оцінок стану  $\hat{\mathbf{x}}_n$  і є фільтром Калмана, який будується за ідентифікованою моделлю вектора стану. Вирази для розрахунку матриці коефіцієнтів підсилення  $\mathbf{K}_n$  та оцінки вектора стану  $\hat{\mathbf{x}}_n$  відповідають відомим:

$$\mathbf{K}_n = \mathbf{P}_{en} \mathbf{C}^T \left[ \mathbf{C} \mathbf{P}_{en} \mathbf{C}^T + \mathbf{R}_n \right]^{-1}, \quad (5)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_n = \Phi \hat{\mathbf{x}}_{n-1} + \mathbf{K}_n \left[ \mathbf{g}_n - \mathbf{C} \Phi \hat{\mathbf{x}}_{n-1} \right], \quad (6)$$

де  $\mathbf{K}_n$  – матричний коефіцієнт підсилення;

$\mathbf{P}_{en}$  – кореляційна матриця помилок екстраполяції (передбачування), яку визначають з виразу

$$\mathbf{P}_{en} = M \left[ \boldsymbol{\varepsilon}_{en} \boldsymbol{\varepsilon}_{en}^T \right], \quad (7)$$

при цьому

$$\boldsymbol{\varepsilon}_{en} = \mathbf{x}_n - \mathbf{x}_{en}, \quad (8)$$

де  $\boldsymbol{\varepsilon}_{en}$  – помилка екстраполяції;

$\mathbf{x}_{en}$  – екстрапольоване значення вектора стану, розраховане таким чином:

$$\mathbf{x}_{en} = \Phi \hat{\mathbf{x}}_{n-1}. \quad (9)$$

Реалізувати адаптацію даного алгоритму можливо шляхом корекції матриці коефіцієнтів підсилення  $\mathbf{K}_n$  на кожному кроці надходження інформації за результатами ідентифікації матриць  $\mathbf{P}_{en} \mathbf{C}^T$  та  $\mathbf{R}_n$ . Вказану процедуру реалізують у блоці адаптації на підставі кореляційного зв’язку між вектором оновлення

$$\mathbf{v}_n = \mathbf{g}_n - \mathbf{C} \mathbf{x}_{en}$$

та спеціальним чином сформованої послідовності випадкових помилок, яку формують на підставі розв’язків обернених задач динаміки [13].

З рівняння (8) видно, що екстрапольоване значення вектора стану є адитивною сумішшю векторів стану та помилок екстраполяції:

$$\mathbf{x}_{en} = \mathbf{x}_n + (-\boldsymbol{\varepsilon}_{en}). \quad (10)$$

У [13] показано, що, використовуючи властивість симетрії, можливо компенсувати  $\mathbf{x}_n$  і таким чином утворити послідовність випадкових помилок екстраполяції. Якщо вектор стану формується за законом  $k$ -го порядку, то така процедура реалізується шляхом розрахунку лівої різниці  $(k+1)$ -го порядку від  $\mathbf{x}_{en}$ :

$$\Delta^N \mathbf{x}_{en} = -\Delta^N \boldsymbol{\varepsilon}_{en} = -\sum_{i=0}^N (-1)^i C_N^i \boldsymbol{\varepsilon}_{e(n-i)}, \quad (11)$$

де  $N = k + 1$ ;

$C_N^i$  – біноміальний коефіцієнт.

З отриманого рівняння маємо

$$\boldsymbol{\varepsilon}_{en} = -\Delta^N \mathbf{x}_{en} - \sum_{i=1}^N (-1)^i C_N^i \boldsymbol{\varepsilon}_{e(n-i)}. \quad (12)$$

Зважаючи на те, що

$$\mathbf{v}_n = \mathbf{C}\boldsymbol{\varepsilon}_{en} + \mathbf{f}_n, \quad (13)$$

причому  $M[\boldsymbol{\varepsilon}_{en} \mathbf{f}_n^T] = 0$  [5], на підставі (7) розв'язок задачі розрахунку  $\mathbf{P}_{en} \mathbf{C}^T$  може бути реалізований шляхом статистичного усереднення добутку вектора нев'язки (13) та правої частини співвідношення (12). Для реалізації цієї процедури необхідно визначити кореляційний зв'язок рознесених у часі помилок екстраполяції вектора стану та його похідних. Розуміння суті визначення даної залежності досягається шляхом розгляду скалярних змінних. Для скалярних величини співвідношення (10) може бути записане в такому вигляді:

$$x_e(n) = x(n) - \varepsilon_{ex}(n).$$

Аналогічно для першої похідної маємо

$$\dot{x}_e(n) = \dot{x}(n) - \varepsilon_{\dot{x}}(n). \quad (14)$$

Розраховуючи ліву різницю першого порядку від  $x(n)$ , отримаємо

$$\Delta x_e(n) = \Delta x(n) - \Delta \varepsilon_{ex}(n). \quad (15)$$

Через те, що  $\dot{x}_e(n) = \frac{\Delta x_e(n)}{T}$ , а  $\dot{x}(n) = \frac{\Delta x(n)}{T}$ , після ділення рівняння (15) на  $T$  отримаємо

$$\dot{x}_e(n) = \dot{x}(n) - \frac{1}{T}(\varepsilon_{ex}(n) - \varepsilon_{ex}(n-1)). \quad (16)$$

Прирівнявши рівняння (14) і (16), будемо мати

$$\varepsilon_{ex}(n) = \frac{1}{T}(\varepsilon_{ex}(n) - \varepsilon_{ex}(n-1)).$$

Таким чином, кореляційна функція помилок екстраполяції вектора стану та його похідних визначатиметься в такий спосіб:

$$M[\varepsilon_{ex}(n)\varepsilon_{ex}(n-i)] = \frac{1}{T}[M[\varepsilon_{ex}(n)\varepsilon_{ex}(n-i)] - M[\varepsilon_{ex}(n)\varepsilon_{ex}(n-i-1)]].$$

Враховуючи некорельованість помилок вимірювань, отримане співвідношення набуває такого вигляду:

$$M[\varepsilon_{ex}(n)\varepsilon_{ex}(n-i)] = \frac{1}{T}[M[v(n)v(n-i)] - M[v(n)v(n-i-1)]], i = 1, 2, \dots, n.$$

Для багатовимірного випадку з урахуванням того, що  $M[\boldsymbol{\varepsilon}_{en}\boldsymbol{\varepsilon}_{e(n-i)}^T] = M[\mathbf{v}_n\mathbf{v}_{n-i}^T]$  [9, 13], алгоритм розрахунку матриці  $\mathbf{P}_{en}\mathbf{C}^T$  набуває такого вигляду:

$$\mathbf{P}_{en}\mathbf{C}^T = -M[\Delta^N\mathbf{x}_{en}\mathbf{v}_n^T] - \mathbf{C}^T \sum_{i=1}^N (-1)^i C_N^i \mathbf{H}_i - \frac{1}{T} \mathbf{F}^T \sum_{i=1}^N (-1)^i C_N^i (\mathbf{H}_i - \mathbf{H}_{i+1}), \quad (17)$$

де  $\mathbf{H}_i = M[\mathbf{v}_n\mathbf{v}_{n-i}^T], i > 0$ ;

$\mathbf{F}$  – матриця, яку отримали перестановкою останнього стовпчика матриці  $\mathbf{C}$  вперед.

Складові при матрицях  $\mathbf{C}^T$  та  $\mathbf{F}^T$  компенсують у першому доданку рівняння (17) кореляційні функції помилок екстраполяції вектора стану й помилок екстраполяції вектора стану та його похідної.

Для розрахунку кореляційної матриці помилок вимірювань також використовують підхід, що ґрунтується на формуванні послідовності помилок вимірювань, які містяться у векторах  $\mathbf{g}_n$  та  $\mathbf{v}_n$ . Відповідно до рівняння (2) маємо

$$\Delta^N\mathbf{g}_n = \mathbf{C}\Delta^N\mathbf{x}_n + \Delta^N\mathbf{f}_n.$$

При виконанні умови  $N = k + 1$  маємо  $\mathbf{C}\Delta^N\mathbf{x}_n = 0$ , тоді  $\Delta^N\mathbf{g}_n = \Delta^N\mathbf{f}_n$ . З урахуванням умов (3) алгоритм ідентифікації кореляційної матриці помилок вимірювань набуває вигляду

$$\mathbf{R}_n = M[\mathbf{v}_n\Delta^N\mathbf{g}_n]. \quad (18)$$

Якщо процес  $\mathbf{g}_n$  недоступний вимірюванню, то пропонуємо такий підхід. З виразів (10) та (13) маємо

$$\begin{aligned} \mathbf{C}\Delta^N\mathbf{x}_{en} &= -\mathbf{C}\Delta^N\boldsymbol{\varepsilon}_{en}, \\ \Delta^N\mathbf{v}_n &= \mathbf{C}\Delta^N\boldsymbol{\varepsilon}_{en} + \Delta^N\mathbf{f}_n, \end{aligned}$$

тоді

$$\Delta^N \mathbf{f}_n = \Delta^N \mathbf{v}_n + \mathbf{C} \Delta^N \mathbf{x}_{en}.$$

З урахуванням умов (3) кореляційна матриця вимірjувальних шумів визначатиметься за виразом

$$\mathbf{R}_n = M \left[ \mathbf{v}_n (\Delta^N \mathbf{f}_n)^T \right] = M \left[ \mathbf{v}_n (\Delta^N \mathbf{v}_n)^T \right] + \mathbf{C} M \left[ \mathbf{v}_n (\Delta^N \mathbf{x}_{en})^T \right]. \quad (19)$$

Таким чином, викладена методика синтезу алгоритмів оцiнювання вектора поточних навігаційних параметрiв в умовах апiорної невизначеностi описується рiвняннями (17)–(19). Вiдмiнними рисами викладеного пiдходу є: формування коварiацiйної послiдовностi випадкових помилок, яка пов'язує параметри фiльтра з невідомими статистичними характеристиками, здiйснюється з використанням концепцiй обернених задач динамiки; можливiсть синтезу iнварiантних вiдносно вхiдних дiй алгоритмiв адаптацiї з урахуванням рiзного ступеня апiорної невизначеностi; налагоджування параметрiв основного алгоритму фiльтрацiї здiйснюється в темпi надходження вимiрiв шляхом статистичного усереднення вiдповiдних змiнних, що дозволяє виключити необхiднiсть застосування числових методiв та розрахункiв початкових умов. Недолiком викладеної методики є те, що оцiнити якість та працездатнiсть синтезованих алгоритмiв можна лише шляхом цифрового моделювання.

**Приклад.** Розглянемо задачу фiльтрацiї готового навігаційного рiшення вiд супутникового приймача з урахуванням показникiв iнерцiйної пiдсистеми. Інформацiя надходить через сталий iнтервал часу  $T$  у виглядi вимiрювань його координат при наявностi некорельованого адитивного шуму (умови (3)). Передбачається, що iнтенсивнiсть маневру БПЛА та статистичнi характеристики шумiв апiорно невизначенi, а рiвняння руху та вимiрювань описуються виразами (1) та (2). Пiсля отримання оцiнки помилки датчикiв iнерцiйної пiдсистеми цi значення враховують при розрахунку оптимальної оцiнки параметрiв траєкторiї БПЛА.

Алгоритм адаптивного оцiнювання реалiзується на базi фiльтра Калмана (рiвняння (5) та (6)). Алгоритм адаптацiї синтезуємо з використанням викладеної методики. Для розрахунку матриць  $\mathbf{P}_{en} \mathbf{C}^T$  та  $\mathbf{R}_n$  використаємо рiвняння (17) та (19). Через те, що  $k = 2$ , отримаємо такий алгоритм:

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{en} \mathbf{C}^T &= -M \left[ \Delta^3 \mathbf{x}_{en} \mathbf{v}_n^T \right] - \mathbf{C}^T \sum_{i=1}^3 (-1)^i C_3^i \mathbf{H}_i - \frac{1}{T} \mathbf{F}^T \sum_{i=1}^3 (-1)^i C_3^i (\mathbf{H}_i - \mathbf{H}_{i+1}), \\ \mathbf{R}_n &= M \left[ \mathbf{v}_n (\Delta^3 \mathbf{v}_n)^T \right] + \mathbf{C} M \left[ \mathbf{v}_n (\Delta^3 \mathbf{x}_{en})^T \right], \end{aligned}$$

$$\text{де } \Delta^3 \mathbf{x}_{en} = \mathbf{x}_{en} - 3\mathbf{x}_{e(n-1)} + 3\mathbf{x}_{e(n-2)} - \mathbf{x}_{e(n-3)};$$

$$\Delta^3 \mathbf{v}_n = \mathbf{v}_n - 3\mathbf{v}_{n-1} + 3\mathbf{v}_{n-2} - \mathbf{v}_{n-3};$$

$$\mathbf{H}_i = M \left[ \mathbf{v}_n \mathbf{v}_{n-i} \right], i = 1, 2, 3;$$

$$\mathbf{F} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

Дослідження ефективності синтезованого алгоритму проводили шляхом цифрового моделювання. Результати моделювання у вигляді значень середньоквадратичної помилки оцінювання координати об'єкта для синтезованого адаптивного алгоритму (суцільна крива) та фільтра Калмана (пунктирна крива) наведено на рис. 2.

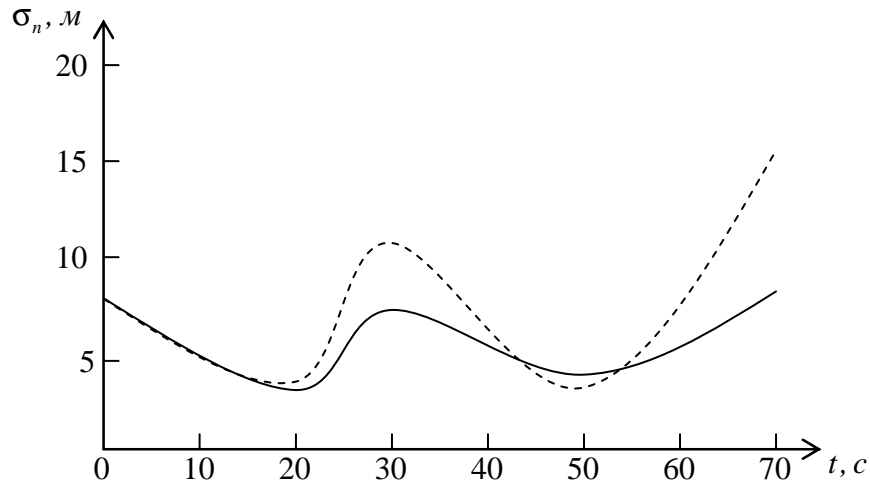


Рис. 2. Результати моделювання

Інтервали часу  $t = 10 - 20$  с та  $t = 30 - 50$  с відповідають зміні координати об'єкта за рівнянням першого порядку, а інтервали часу  $t = 20 - 30$  с та  $t = 50 - 70$  с – за рівняннями другого та третього порядків відповідно. При цьому значення прискорення та його похідної дорівнювали  $a(nT) = -20 \text{ м/с}^2$  та  $\dot{a}(nT) = 2 \text{ м/с}^3$ . Помилки вимірювань моделювали з нульовим середнім та дисперсією  $\sigma_f^2 = 25 \text{ м}^2$ . Дослідження проводили з темпом обробки інформації  $T = 0,1$  с.

**Висновки.** З отриманих результатів видно, що, на інтервалах зміни моделі вхідної дії в синтезованому алгоритмі помилка оцінювання в 1,5–2 рази менша порівняно з фільтром Калмана. При лінійній вхідній дії точність фільтрації практично однакова. Таким чином, результати моделювання підтвердили працездатність та ефективність синтезованого алгоритму адаптивного оцінювання поточних навігаційних параметрів БПЛА, побудованих на базі інтегрованих навігаційних систем.

Подальші дослідження можуть бути спрямовані на підвищення швидкодії адаптивного алгоритму оцінювання координат БПЛА на основі комплексування інформації від інерціальної та глобальної систем навігації.

### СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Даник Ю. Г. Безпілотні літальні апарати: означення, класифікація, стан та перспективи розвитку та використання / Ю. Г. Даник // Космічна наука і технологія. – 2008. – Т. 14, № 1. – С. 30–43.
2. Радецький В. Г. Безпілотна авіація в сучасній збройній боротьбі : монографія / В. Г. Радецький, І. С. Руснак, Ю. Г. Даник. – К. : НАОУ, 2008. – 224 с.
3. Синеглазов В. М. Оптимальная комплексная обработка данных в навигационных системах беспилотных летательных аппаратов / В. М. Синеглазов, Ш. И. Аскеров // Електроніка та системи управління. – К. : НАУ, 2011. – № 4 (30). – С. 73–78.



4. Кузовков Н. Т. Инерциальная навигация и оптимальная фильтрация / Н. Т. Кузовков, О. С. Салычев. – М. : Машиностроение, 1982. – 216 с.
5. Медич Дж. Статистически оптимальные оценки и управление / Дж. Медич ; под ред. А. С. Шаталова. – М. : Энергия, 1973. – 440 с.
6. Зайцев Г. Ф. Комбинированные следящие системы / Г. Ф. Зайцев, В. К. Стеклов. – К. : Техника, 1978. – 263 с.
7. Фарина А. Цифровая обработка радиолокационной информации. Сопровождение целей / А. Фарина, Ф. Студер ; пер. с англ. – М. : Радио и связь, 1993. – 320 с.
8. Леондес К. Т. Фильтрация и стохастическое управление в динамических системах / К. Т. Леондес ; пер. с англ. – М. : Мир, 1980. – 408 с.
9. Пролетарский А. В. Способы коррекции навигационных систем и комплексов летательных аппаратов / А. В. Пролетарский, К. А. Неусыпин // Вестник МГТУ им. Н. Э. Баумана. Сер. «Приборостроение». – 2012. – Спец. вып. 5 : Информатика и системы. – С. 216–223.
10. Адаптивное оценивание. Ч. 1. / Н. С. Гриценко, А. И. Гусаров, В. П. Логинов, К. К. Севастьянов // Зарубежная радиоэлектроника. – 1983. – № 7. – С. 3–27.
11. Адаптивное оценивание. Ч. 2. / Н. С. Гриценко, А. И. Гусаров, В. П. Логинов, К. К. Севастьянов // Зарубежная радиоэлектроника. – 1985. – № 3. – С. 27–50.
12. Первачев С. В. Адаптивная фильтрация сообщений / С. В. Первачев, А. И. Перов. – М. : Радио и связь, 1991. – 160 с.
13. Крутько П. Д. Обратные задачи динамики управляемых систем: нелинейные модели / П. Д. Крутько. – М. : Наука, 1988. – 328 с.

Подано 04.02.2015

**И. О. Канкин, И. В. Зимчук, В. В. Уминский**

### **СИНТЕЗ АЛГОРИТМОВ АДАПТИВНОЙ ФИЛЬТРАЦИИ В НАВИГАЦИОННЫХ СИСТЕМАХ БЕСПИЛОТНЫХ ЛЕТАТЕЛЬНЫХ АППАРАТОВ**

*Предложена методика синтеза алгоритмов адаптивного оценивания текущих навигационных параметров беспилотных летательных аппаратов, построенных на основе интегрированных навигационных систем. Изложенный подход обеспечивает формирование ковариационной последовательности случайных ошибок, которая связывает параметры фильтра с неизвестными статистическими характеристиками и позволяет синтезировать инвариантные относительно входного воздействия алгоритмы адаптации с учетом разной степени априорной неопределенности, которые используют при решении задачи комплексирования информации от инерциальной и спутниковой навигационных систем.*

**I. O. Kankin, I. V. Zimchuk, V. V. Uminskiy**

### **SYNTHESIS OF ADAPTIVE FILTERING ALGORITHMS IN THE NAVIGATION SYSTEM OF UNMANNED AERIAL VEHICLES**

*The method of synthesis of algorithms of adaptive estimation of current navigation parameters drones that are based on integrated navigation systems. The presented approach ensures the formation of the covariance sequence of random errors, which connects the filter parameters with unknown statistical characteristics and allows the synthesis of invariant with respect to the input action adaptation algorithms based on varying degrees of a priori uncertainty, which are used for solving the problem of integration of information from inertial and satellite navigation systems.*