

УПРАВЛІННЯ В ТЕХНІЧНИХ СИСТЕМАХ

УДК 629.78.783

Александров Є.Є., д-р техн. наук; Назаров О.С.

ОЦІНКА ПАРАМЕТРІВ СИСТЕМИ КОНТРОЛЮ РУХУ СУПУТНИКА

Вступ. Складність алгоритмів обробки даних зростає зі збільшенням об'єму вирішуваних завдань, що, проте, окупається зменшенням необхідної апаратурної надмірності. При цих припущеннях в загальному випадку необхідно: встановити сам факт появи скачка; визначити (ідентифікувати) номер оцінюваного параметра; виробити оцінку величини виявленого скачка параметра; здійснити оцінювання вектора стану системи. Таким чином, в загальному випадку ця задача відноситься до класу завдань спільного оцінювання нестационарних параметрів і станів супутника. Приватним прикладом цієї задачі є задача виявлення відмов у системі управління орієнтацією супутника, в яких скачками змінюються елементи перехідної матриці і матриці спостереження системи, а також дисперсії шумів обурень і вимірів.

Аналіз літературних джерел. Розглянемо метод оцінки параметрів контролю руху супутника за допомогою набору датчиків, заснований на фільтрації Гаусової функції щільності вірогідності, що складається з похідних першого і другого порядку параметрів руху і параметрів відхилення датчиків [1].

Результуючі стохастичні диференціальні рівняння [2,3] для закону управління станом системи і дискретних вимірів мають вигляд

$$dx(t) = f(x(t), t) + G(x(t), t)d\beta(t); \quad (1)$$

$$y(t_k) = h(x(t_k), t_k) + \eta(t_k), \quad (2)$$

де $x(t)$ и $\beta(t)$ – ймовірнісні процеси, а $y(t_k)$ та $\eta(t_k)$ – випадкові послідовності. Крім того, $\beta(t)$ містить компоненти, які є незалежними процесами Броунівського руху, $\eta(t_k)$ має компоненти, які є незалежними білими Гаусовими послідовностями. Функції $\beta(t)$, $\eta(t_k)$ та $x(t_0)$ прийняті незалежними, а функції $f(x(t), t)$ и $h(x(t_k), t_k)$ передбачаються гладкими.

Безперервно-дискретне завдання фільтрації руху [4] полягає в обчисленні оцінки стану $x(t)$, отриманої як реалізація послідовності спостережень $Y_k = \{y(t_0), \dots, y(t_k)\}$ на проміжку часу від t_0 до $t_k < t$, яка в короткій формі набирає вигляду $Y_k = \{y(s) : t_0 \leq s \leq t\}$.

Для вирішення цього завдання необхідно, по-перше, визначити закон умовної функції щільності вірогідності стану $x(t)$, визначеної на всіх попередніх вимірах Y_k (званою фільтрацією функції щільності вірогідності), яка позначена $\rho(x(t), t | Y_k) \equiv \rho(x(t), t)$. По-друге, відновити цю фільтрацію функції щільності вірогідності, коли дискретні виміри стають доступними.

© Є.Є. Александров, 2013

Між вимірами $t_{k-1} \leq t \leq t_k$ фільтрація функції щільності вірогідності $\rho(x, t)$ задовольняє рівнянню Фоккера-Планка [5]

$$\frac{\partial \rho(x, t)}{\partial t} = - \sum_{i=1}^n \frac{\partial}{\partial x_i} [\rho(x, t) f_i(x, t)] + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \frac{\partial^2}{\partial x_i \partial x_j} [\rho(x, t) (G(x, t) G^T(x, t))_{ij}]. \quad (3)$$

Функція $\rho(x, t)$ побудована шляхом нормалізації умовної функції щільності вірогідності $\sigma(x, t)$. Ця функція щільності вірогідності оновлюється у момент часу t_k , щоб включити інформацію у вимір $y(t_k)$ шляхом використання теореми Байеса для щільності вірогідності

$$\sigma_{x_k(+)|Y_k}(x, t) = \left[\frac{\int_{\mathbb{R}^n} \sigma_{x_k(+)|Y_k}(x, t) d^n x}{\int_{\mathbb{R}^n} \sigma_{y_k|x_k(-)}(x, t) \sigma_{x_k(-)|Y_{k-1}}(x, t) d^n x} \right] \sigma_{y_k|x_k(-)}(x, t) \sigma_{x_k(-)|Y_{k-1}}(x, t), \quad (4)$$

де $\sigma_{y_k|x_k(-)}(x, t)$ є ненормалізованою функцією щільності вірогідності для вимірів датчиків, визначеною на заздалегідь вимірюваному стані. Нижні символи (-) і (+) позначають параметри попереднього виміру і подальшого виміру відповідно.

Необхідно вирішити завдання визначення параметрів руху шляхом вирішення рівняння Фоккера-Планка за допомогою початкової фільтрації Гаусової функції щільності вірогідності, спираючись на вирішенні нелінійних звичайних диференціальних рівнянь. Цей метод можна вважати розширенням ортогонального фільтру параметрів руху, розвинутого Марклі [1], і нелінійного алгоритму фільтрації, розвинутого Яу [6].

Математична модель. Ортогональна матриця руху супутника $D(t)$ задовольняє диференціальному рівнянню

$$\frac{d}{dt} D(t) = - \begin{bmatrix} 0 & -\omega_3 & \omega_2 \\ \omega_3 & 0 & -\omega_1 \\ -\omega_2 & \omega_1 & 0 \end{bmatrix} D(t), \quad (5)$$

де $\omega(t) = \{\omega_1, \omega_2, \omega_3\}$ – кутова швидкість супутника.

Щоб сформулювати стохастичне диференціальне рівняння [5] для опису кінематичного руху супутника, дійсна кутова швидкість $\omega(t)$ збільшена шляхом використання моделі гіроскопа Фарренкопфа [7]

$$\omega_g(t) = \omega(t) + x_d(t) + \frac{dw_v(t)}{dt}, \quad (6)$$

де $\omega_g(t)$ – вимір тривісного гіроскопа; $x_d(t)$ – рівень відхилення дрейфу гіроскопа; $w_v(t)$ – випадковий Вінерівський процес, що представляє шум виміру гіроскопа з постійною матрицею навантаження G_v .

Відзначимо, що модель тривісного гіроскопа Фарренкопфа [7] має бути змінена, якщо доступні більш ніж три незалежні виміри гіроскопа. Підставляючи в рівняння (6)

вираження для нескінченно малого кутового обертання $d\omega(t) = d\theta(t)dt$, отримаємо

$$d\theta(t) = [\omega_g(t) - x_d(t)]dt - G_v dw_v(t). \quad (7)$$

Позначимо через $u(t)$, $v(t)$ і $w(t)$ колонки матриці руху

$$D(t) = [u(t) \quad v(t) \quad w(t)].$$

Визначення вектора параметрів руху $x_a(t) = [u^T(t) \quad v^T(t) \quad w^T(t)]^T$ і матриці

$$\Gamma_a(x_a(t)) = \begin{bmatrix} 0 & -u_3 & u_2 \\ u_3 & 0 & -u_1 \\ -u_2 & u_1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & -v_3 & v_2 \\ v_3 & 0 & -v_1 \\ -v_2 & v_1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & -\omega_3 & \omega_2 \\ \omega_3 & 0 & -\omega_1 \\ -\omega_2 & \omega_1 & 0 \end{bmatrix}$$

забезпечується стохастичним диференціальним рівнянням [5] для параметрів руху

$$dx_a(t) = -\Gamma_a(x_a(t))d\theta(t). \quad (8)$$

Підставляючи в рівняння (8) вираження для $d\theta(t)$ з рівняння (7), отримаємо

$$dx_a(t) = -\Gamma_a(x_a(t))[x_d(t) - \omega_g(t)]dt + \Gamma_a^T(x_a(t))G_v dw_v(t).$$

Відхилення рівня дрейфу гіроскопа підкоряється стохастичному диференціальному рівнянню $dx_d(t) = G_u dw_u(t)$, де $dw_u(t)$ – випадковий Вінерівський процес, що представляє шум пилкоподібного сигналу відхилення рівня дрейфу гіроскопа. Подібне стохастичне диференціальне рівняння використовується для управління параметрами відхилення виміру магнітометра $dx_m(t) = G_m dw_m(t)$ з таким же певним Вінерівським процесом $dw_m(t)$.

Визначення стану параметра відхилення датчика $x_b(t) = [x_m^T(t) \quad x_d^T(t)]^T$ і Вінерівського процесу $dw_b(t) = [dw_m^T(t) \quad dw_d^T(t)]^T$ забезпечується стохастичним диференціальним рівнянням для параметрів відхилення

$$dx_b(t) = \begin{bmatrix} G_m & 0_{(N-3) \times 3} \\ 0_{3 \times (N-3)} & G_u \end{bmatrix} dw_b(t).$$

Повний нелінійний фільтр вектора стану визначений як $x(t) = [x_a^T(t) \quad x_b^T(t)]^T$, який підкоряється стохастичному диференціальному рівнянню

$$dx(t) = f(x(t)) + G(x(t))dw(t), \quad (9)$$

де вектори і матриці визначаються так:

$$f(x(t)) = \begin{bmatrix} \Gamma_a^T(x_a(t))[x_d(t) - \omega_g(t)] \\ 0_{(N-3) \times 1} \\ 0_{3 \times 1} \end{bmatrix};$$

$$G(x(t)) = \begin{bmatrix} \Gamma_a^T(x_a(t))G_v & 0_{9 \times (N-3)} & 0_{9 \times 3} \\ 0_{(N-3) \times 3} & G_m & 0_{(N-3) \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times (N-3)} & G_u \end{bmatrix};$$

$$dw(t) = [dw_v^T(t) \quad dw_m^T(t) \quad dw_u^T(t)]^T.$$

Об'єднана функція щільності вірогідності для параметрів руху і відхилення в інтервалі $t_k \leq t \leq t_{k+1}$, визначена на всіх вимірах датчика до значень часу, представляється так:

$$\rho(x(t), t | Y_k) = \alpha \exp[x^T(t)A(t)x(t) + b^T(t)x(t) + c(t)], \quad (10)$$

де α – нормалізуюча постійна, гарантуюча одиничну вірогідність у просторі станів.

Фільтрація функції щільності вірогідності рівняння (10) включає лінійні умови кореляції між параметрами руху і відхилення, подібні до об'єднаної функції щільності вірогідності Марклі [1]. Це необхідно для того, щоб представити кінцеву розмірну фільтрацію функції щільності вірогідності, визначену рівнянням (10), такою, що жодні моменти вищого порядку не будуть потрібні.

Передбачимо, що параметри функції щільності вірогідності $A(t)$, $b(t)$ і $c(t)$ володіють достатньою статистикою. Нормалізована функція щільності вірогідності $\rho(x, t)$ може бути побудована так:

$$\rho(x(t), t | Y_k) = \frac{\sigma(x(t), t | Y_k)}{\int_{\mathbb{R}^n} \sigma(x(t), t | Y_k) dx_k}.$$

Функція вірогідності, відповідна $\sigma(x(t), t | Y_k)$, визначається таким чином:

$$J(x(t), t | Y_k) = \ln[\sigma(x(t), t | Y_k)] = x^T(t)A(t)x(t) + b^T(t)x(t) + c(t).$$

Використовуємо оцінки максимальної апостеріорної вірогідності, визначені таким чином

$$\hat{x}_{t|k}^{MAB} = \arg \max_{x \in \mathbb{R}^n} [\rho(x(t), t | Y_k)] = \arg \max_{x \in \mathbb{R}^n} [J(x(t), t | Y_k)], \quad (11)$$

піддані нелінійним обмеженням рівність $c(x) = 0_{3 \times 1}$, які виходять безпосередньо з умови ортогональності матриці руху

$$c(x) = \begin{bmatrix} u^T u - 1 \\ v^T v - 1 \\ w^T w - 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^2 + x_2^2 + x_3^2 - 1 \\ x_4^2 + x_5^2 + x_6^2 - 1 \\ x_7^2 + x_8^2 + x_9^2 - 1 \end{bmatrix}. \quad (12)$$

Задача нелінійного програмування, що визначена рівняннями (11) і (12), може бути вирішена при одночасному вирішенні рівнянь

$$\hat{x}_{a,t|k}^{MAB} = \mathbf{arg\,max}_{x_a \in R^n} [J(x_a(t), \hat{x}_b^{MAB}, t|Y_k)]; \quad (13)$$

$$\hat{x}_{b,t|k}^{MAB} = \mathbf{arg\,max}_{x_b \in R^n} [J(\hat{x}_a^{MAB}, x_b(t), t|Y_k)] \quad (14)$$

при виконанні нелінійних обмежень

$$c(x) = \begin{bmatrix} x_{a,1}^2 + x_{a,2}^2 + x_{a,3}^2 - 1 \\ x_{a,4}^2 + x_{a,5}^2 + x_{a,6}^2 - 1 \\ x_{a,7}^2 + x_{a,8}^2 + x_{a,9}^2 - 1 \end{bmatrix}. \quad (15)$$

Рівняння (14) описує оптимізацію квадратного рівняння стану [8], що не піддається обмеженням на фазові змінні. Тому воно може бути вирішене аналітично за умов

$$\hat{x}_{b,t|k}^{MAB} = -\frac{1}{2} A_4^{-1} \{ (A_2 + A_3^T) \hat{x}_a^{MAB} + b_2 \}. \quad (16)$$

У рівнянні параметрична фільтрація функції щільності вірогідності здійснюється за допомогою матриць $A = \begin{bmatrix} A_1 & A_3 \\ A_2 & A_4 \end{bmatrix}$; $b = [b_1^T \quad b_2^T]^T$.

Методика фільтрації функції щільності вірогідності $\sigma(x, t)$ в інтервалі $t_k \leq t \leq t_{k+1}$ дозволяє отримати ненормалізовану умовну функції щільності вірогідності фазових змінних у момент часу t_k , обумовлений всіма вимірами датчиків до і включаючи момент часу t_{k-1}

$$\sigma(x(t_k), t_k | Y_{k-1}) = e^{x^T A(t_k)x + b^T(t_k)x + c(t_k)}; \quad (17)$$

$$J(x(t_k), t_k | Y_{k-1}) = x^T A(t_k)x + b^T(t_k)x + c(t_k). \quad (18)$$

Розглянемо поліпшення фільтрації функції щільності вірогідності, заснованої на вимірах датчиків, доступних у момент часу t_k . Нормалізовані і ненормалізовані значення функції щільності вірогідності вимірів датчиків, обумовлених при стані перед виміром, позначені $\rho(y_k | x_k)$ і $\sigma(y_k | x_k)$ відповідно і передбачаються Гаусовими розподілами

$$\rho(y_k | x_k) = e^{-\frac{1}{2}(y_k - D_k r_k - x_m)^T F_k^m (y_k - D_k r_k - x_m) + \alpha}; \quad \sigma(y_k | x_k) = e^{-\frac{1}{2}(y_k - D_k r_k - x_m)^T F_k^m (y_k - D_k r_k - x_m)}; \quad (19)$$

$$J(y_k | x_k) = -\frac{1}{2}(y_k - D_k r_k - x_m)^T F_k^m (y_k - D_k r_k - x_m), \quad (20)$$

де y_k – вимір тривимірного магнітометра навколишнього геомагнітного поля з систематичною помилкою x_m , вираженою в пов'язаною з супутником системою координат і з Гаусовими помилками виміру, визначеними матрицею інформації вимірів F_k^m .

Величина D_k представляє дійсну матрицю орієнтації супутника і α – постійна нормалізації для гарантованої вірогідності, рівної одиниці в просторі станів.

Нормалізована фільтрація функції щільності вірогідності $\rho(x_k|Y_k)$ оновлюється після виміру y_k у момент часу t_k з використанням теореми Байеса

$$\rho(x_k, t_k | Y_k) = \frac{\rho(x_k | Y_k) \rho(x_k, t_k | Y_{k-1})}{\int_{\mathbb{R}^n} \rho(x_k | Y_k) \rho(x_k, t_k | Y_{k-1}) dx_k}.$$

Еквівалентна форма теореми Байеса при використанні ненормалізованої фільтрації і виміру функції щільності вірогідності дає

$$\sigma(x_k, t_k | Y_k) = \left[\frac{\int_{\mathbb{R}^n} \sigma(x_k, t_k | Y_k) dx_k}{\int_{\mathbb{R}^n} \sigma(x_k | Y_k) \sigma(x_k, t_k | Y_{k-1}) dx_k} \right] \sigma(x_k | Y_k) \sigma(x_k, t_k | Y_{k-1}). \quad (21)$$

Прологарифмуємо рівняння (21):

$$J(x_k, t_k | Y_k) = J(x_k, t_k | Y_{k-1}) + J(y_k | x_k) + \ln \left[\frac{\int_{\mathbb{R}^n} \sigma(x_k, t_k | Y_k) dx_k}{\int_{\mathbb{R}^n} \sigma(x_k | Y_k) \sigma(x_k, t_k | Y_{k-1}) dx_k} \right]. \quad (22)$$

Поважно відзначити, що останній доданок в рівнянні (22) незалежно від фазових змінних і тому не потрібне обчислення оцінки стану максимальної апостеріорної вірогідності.

Оновлення Байсиана може бути виконане, якщо обидві сторони рівняння (22) є тими ж самими функціональними залежностями від фазових змінних, інакше будуть потрібні наближення.

Перший крок етапу оновлення полягає у вираженні $J(y_k | x_k)$ як полінома другого порядку у фазових змінних. Розкриваючи рівняння (20), відзначимо, що матриця інформації виміру F_k^m симетрична

$$J(y_k | x_k) = -\frac{1}{2} y_k^T F_k^m y_k - \frac{1}{2} x_m^T F_k^m x_m + y_k^T F_k^m x_m + [y_k^T - x_m^T] F_k^m A_k r_k - \frac{1}{2} r_k^T D_k^T F_k^m D_k r_k. \quad (23)$$

Оцінимо кожен доданок в рівнянні (21), використовуючи визначення вектора стану $x = [u^T \quad v^T \quad w^T \quad x_m^T \quad x_d^T]^T$ і матриці руху супутника $D = [u \quad v \quad w]$.

В результаті функція вірогідності $J(y_k | x_k)$ набирає остаточного вигляду

$$J(y_k | x_k) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \left[-\frac{1}{2} \tilde{F}_{k,ij}^m - \beta_{ij} - \frac{1}{2} \kappa_{ij} \right] x_i x_j + \sum_{i=1}^n \left[(\tilde{F}_k^m \tilde{y}_k)_i + \alpha_i \right] x_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \tilde{F}_{k,ij}^m y_{k,i} y_{k,j}. \quad (24)$$

Головними обмеженнями алгоритму фільтрації є доданки вищого порядку, отримані рівнянням Фоккера-Планка і Гаусовим наближенням для фільтрації функції щільності вірогідності.

Приватна похідна другого порядку в рівнянні Фоккера-Планка зводиться до введення складових фазових змінних вищого порядку, які містяться у функції щільності вірогідності, в рівняння алгоритму фільтрації функції щільності вірогідності. Цими доданками можна нехтувати або апроксимувати, використовуючи послідовні наближення Тейлора нижчого порядку. При вирішенні рівняння Фоккера-Планка, яке не містить доданки вищого порядку, фільтрація обмежується припущенням, що шум процесу і фільтрація функції щільності вірогідності є Гаусовими розподілами.

Фільтровані оцінки вектора стану супутника показані на рис. 1. Оцінки помилок вектора стану супутника відносно дійсної моделі показані на рис. 2. Також показані максимальні оцінки коваріації для орієнтації і рівня. Оцінки коваріації пов'язані з інструментальними помилками. Попередні результати тестування фільтру показані на рис. 3. Ретельніші результати тестування фільтру показані на рис. 4.

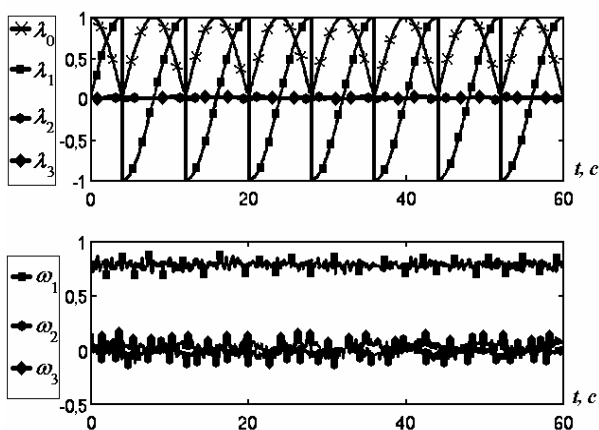


Рис. 1. Фільтровані оцінки вектора стану супутника.

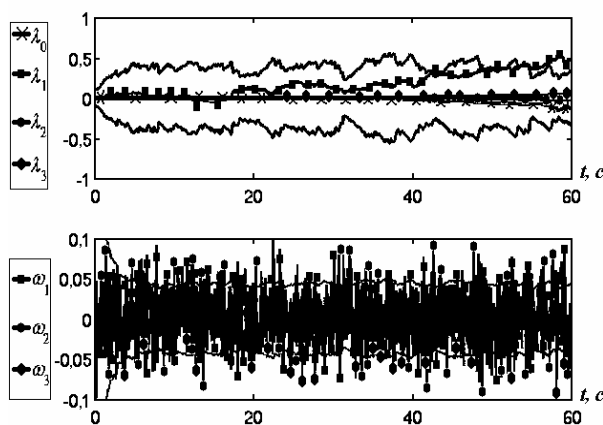


Рис. 2. Оцінки похибок вектора стану супутника відносно істинної моделі.

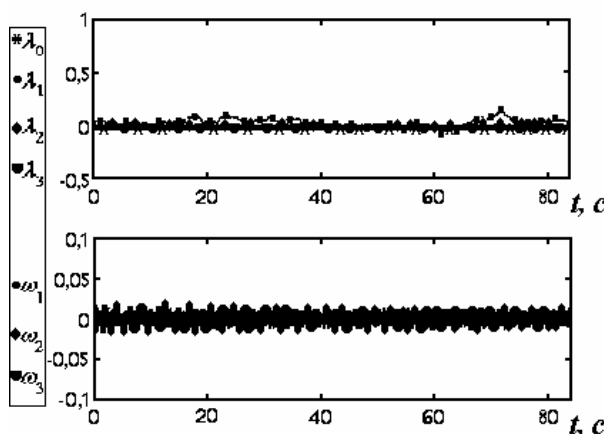


Рис. 3. Оцінки вектора стану супутника без переміщення гіростабілізованої платформи

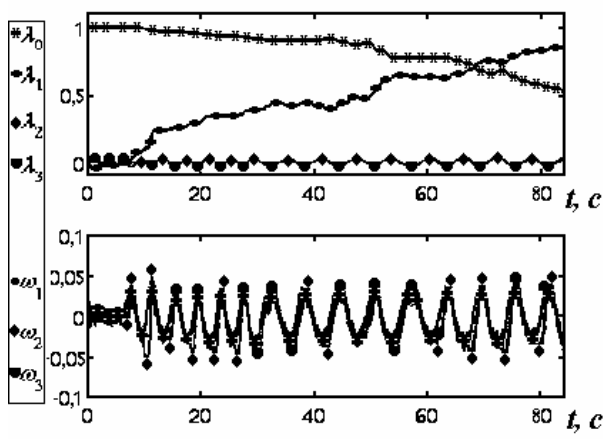


Рис. 4. Оцінки вектора стану супутника при мало-амплітудному обертанні.

Висновки. Таким чином, фільтр добре налагоджений. Для послідовності підтримуємо цей набір параметрів, що набудовуються, для всіх результатів.

Моделювання показує, що чисельний процес оптимізації можливий з поточними обчислювальними можливостями, оскільки процес закінчується при ста повтореннях, сходяться до рішення, і не потрібний альтернативний алгоритм оптимізації з більшою обчислювальною ефективністю. Надалі можна визначити асимптотичну статистичну ефективність алгоритму оцінки параметрів орієнтації супутника.

Література: 1. Markley F. L. Survey of nonlinear attitude estimation methods / F. L. Markley, J. L. Crassidis, Y. Cheng // *AIAA Journal of Guidance, Control, and Dynamics*. — 2007. — Vol. 30, № 1. — P. 12—28. 2. Арсеньев Д.Г. Адаптивные методы вычислительной математики и механики. Стохастический подход / Д.Г. Арсеньев, В.М. Иванов, О.Ю. Кульчицкий — СПб.: Наука, 1996. — 366 с. 3. Баркин А.И. Абсолютная устойчивость детерминированных и стохастических систем управления / А.И. Баркин, А.Л. Зеленцовский, П.В. Пакишин. — М.: МАИ, 1992. — 303 с. 4. Karlgaard C. Nonsingular attitude filtering using modified Rodrigues parameters / C. Karlgaard, H. Schaub // *AAS Journal of the Astronautical Sciences*. — 2010. — Vol. 57, № 4. — P. 777—791. 5. Кузнецов Д.Ф. Стохастические дифференциальные уравнения: теория и практика численного решения / Д.Ф. Кузнецов. — СПб.: Изд-во СПбГТУ, 2010. — 785 с. 6. Yau S-T. Nonlinear filtering and time varying Schrodinger equation I / S-T. Yau, S. S-T. Yau // *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. — 2004. — Vol. 40, № 1. — P. 284—292. 7. Farrenkopf R L. Analytic stead-state accuracy solutions for two common spacecraft attitude estimators / R L. Farrenkopf // *AIAA Journal of Guidance, Control, and Dynamics*. — 1978. — Vol. 1, № 4. — P. 282—284. 8. Betts J. T. Survey of numerical methods for trajectory optimization / J.T. Betts // *AIAA Journal of Guidance, Control, and Dynamics*. — 1998. — Vol. 21, № 2. — P. 193—207.

Bibliography (transliterated): 1. Markley F.L. Survey of nonlinear attitude estimation methods / F.L. Markley, J.L. Crassidis, Y. Cheng // *AIAA Journal of Guidance, Control, and Dynamics*. — 2007. — Vol. 30, № 1. — P. 12—28. 2. Arsen'ev D.G. Adaptivnye metody vychislitel'noj matematiki i mehaniki. Stohasticheskij podhod / D.G. Arsen'ev, V.M. Ivanov, O.U. Kul'chickii. — SPb.: Nauka, 1996. — 366 s. 3. Barkin A.I. Absolutnaja ustojchivost' determinirovannyh I stohasticheskikh sistem upravlenija / A.I. Barkin, A.L. Zelencovskij, P.V. Pakshin. — M.: MAI, 1992. — 303 s. 4. Karlgaard C. Nonsingular attitude filtering using modified Rodrigues parameters / C. Karlgaard, H. Schaub // *AAS Journal of the Astronautical Sciences*. — 2010. — Vol. 57, № 4. — P. 777—791. 5. Kuznecov D.F. Stohasticheskie differencial'nye uravnenija: teorija i praktika chislenного reshenija / D.F. Kuznecov. — SPb.: Izd-vo SPbGTU, 2010. — 785 s. 6. Yau S-T. Nonlinear filtering and time varying Schrodinger equation I / S-T. Yau, S. S-T. Yau // *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. — 2004. — Vol. 40, № 1. — P. 284—292. 7. Farrenkopf R L. Analytic stead-state accuracy solutions for two common spacecraft attitude estimators / R L. Farrenkopf // *AIAA Journal of Guidance, Control, and Dynamics*. — 1978. — Vol. 1, № 4. — P. 282—284. 8. Betts J.T. Survey of numerical methods for trajectory optimization / J.T. Betts // *AIAA Journal of Guidance, Control, and Dynamics*. — 1998. — Vol. 21, № 2. — P. 193—207.

Александров Е.С., Назаров О.С.

ОЦІНКА ПАРАМЕТРІВ СИСТЕМИ КОНТРОЛЮ РУХУ СУПУТНИКА

У роботі представлений новий алгоритм для оцінки орієнтації супутника, заснованої на наборі датчиків орієнтації. Були обговорені детально обчислювальні обмеження алгоритму і запропоновані рекомендації для майбутнього дослідження.

Александров Е.Е., Назаров А.С.

ОЦЕНКА ПАРАМЕТРОВ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ ДВИЖЕНИЕМ СПУТНИКА

В работе представлен новый алгоритм для оценки ориентации спутника, основанной на наборе датчиков ориентации. Были обговорены детально вычислительные ограничения алгоритма и предложены рекомендации для будущего исследования.

Alexandrov E.E., Nazarov O.S.

ESTIMATION OF CONTROL SYSTEM PARAMETERS BY SATELLITE MOTION

In the work is presented a new algorithm for the estimation of satellite orientation, orientation based on the set of sensors. Were discussed in detail calculable limitations of algorithm and offered recommendations for future research.