УДК 621.317

О.М. БЕЗВЕСІЛЬНА
КПІ ім. Ігоря Сікорського

АЛГОРИТМІЧНІ МЕТОДИ ВИСОКОТОЧНОГО ВИЗНАЧЕННЯ ЛІНІЙНИХ ПРИСКОРЕНЬ

У статті розглянуто алгоритмічні методи високоточного визначення лінійних прискорень у реальному часі. Основою цих методів є ідентифікація вектору стану чутливого елементу у вимірювачах прискорень, які використовуються в інерціальних та гравіметричних системах. Пропонується використання штучної нейронної мережі для підвищення точності вимірювань у нестаціонарних та несприятливих умовах.

Ключові слова: прискорення, алгоритмічні методи, штучна нейронна мережа.

O.M. BEZVESILNA
KPI named after Igor Sikorsky

ALGORITHMIC METHODS OF HIGHLY DETERMINATION OF LINEAR ACCELERATIONS

An effective way of increasing the accuracy of linear acceleration meters, as an important part of the gravimetric and navigation systems, is to identify the state sensor of these meters based on algorithmic methods. The solution of the identification problem based on the Kalman filter in real time is obtained. This allows us to estimate the state vector of the sensor in the presence of a deterministic and random nature of the obstacles. The implementation of an artificial neural network identification algorithm is also proposed. Adaptation and optimal configuration of the parameters of the algorithm can be performed in the process of adaptation and training of this network. To estimate the state vector of the sensor, a circuit consisting of delay lines and three adaptive linear neurons was developed. The result is a reduction in the additional measurement error, due to complicated and non-stationary measurement conditions.

Keywords: acceleration, algorithmic methods, artificial neural network.

Вступ. Розвиток сучасних високоточних гравіметричних і навігаційних систем вимагає удосконалення всіх складових елементів цих систем та широкого застосування алгоритмічних методів обробки сигналів і компенсації похибок. Можливості удосконалення конструкції та підвищення точності виготовлення складових елементів на теперішній час практично вичерпані. Тому дуже перспективним і актуальним шляхом є застосування алгоритмічних методів підвищення точності гравіметричних і навігаційних систем.

Все це вимагає створення високоточних і ефективних алгоритмічних методів обробки вихідного сигналу вимірювачів лінійних прискорень, як важливої складової частини гравіметричних і навігаційних систем [1, 2].

Існує багато наукових праць, присвячених теоретичним основам і дослідженню оптимальних і субоптимальних алгоритмів фільтрації дискретних сигналів гравіметричних і навігаційних систем, що містять завади [3–10]. Оскільки завдання оптимальної фільтрації є завданням ідентифікації (оцінки) стану, сформульоване в стохастичних термінах, у подальшому будемо використовувати термін “ідентифікація стану”.

Робота вимірювачів лінійних прискорень у несприятливих та нестаціонарних умовах вимірювань супроводжується виникненням ряду завад, що додаються до вихідного сигналу чутливого елементу (ЧЕ) цих вимірювачів. Наприклад, гармонійна завада може бути обумовлена нестаціонарним тепловим станом гіроскопічного ЧЕ та впливом періодичних рухів на частоті маятникових коливань ЧЕ [2, 8]. Тому необхідно враховувати всі ці особливості при розробці алгоритмів ідентифікації стану вимірювачів лінійних прискорень з підвищеними метрологічними характеристиками.

Метою даної статті є розробка алгоритмічного методу ідентифікації вектора стану ЧЕ вимірювачів лінійних прискорень. Цей метод забезпечує підвищення точності вимірювачів лінійних прискорень в несприятливих і нестаціонарних умовах проведення вимірювань.

Викладення основного матеріалу дослідження.

Розглянемо алгоритмічні методи підвищення точності ідентифікації стану гіроскопічного ЧЕ у вимірювачі лінійних прискорень. Результатом оцінки стану є ідентифікація кутового положення та параметрів кутового руху ЧЕ $\alpha(t) = \alpha_{\ddot{I}} + \alpha_{\ddot{C}\grave{I}}(t)$. При цьому амплітуда корисної складової $\alpha_{\ddot{I}}$, яку вважаємо постійною на інтервалі спостереження, пропорційна лінійному прискоренню, що вимірюється. Параметри змінної складової $\alpha_{\ddot{C}\grave{I}}(t)$ руху ЧЕ необхідні у подальших процедурах алгоритмічної обробки для компенсації похибок оцінки стану і підвищення точності вимірювань лінійних прискорень.

Змінна складова $\alpha_{\ddot{C}\grave{I}}(t)$ визначається розв’язком нелінійного диференційного рівняння [2, 8]

$$\ddot{\alpha}_{ЗМ} + 2\xi_{ЗМ}\dot{\alpha}_{ЗМ} + \omega_0^2 \sin\alpha_{ЗМ} = 0, \quad (1)$$

де $\omega_0, \xi_{\ddot{C}\grave{I}}$ – колова частота і коефіцієнт згасання прецесійних коливань ЧЕ.

У разі малих коливань ЧЕ $\sin(\alpha_{\ddot{C}\grave{I}}) \approx \alpha_{\ddot{C}\grave{I}}$, а розв’язок рівняння (1) має вигляд [8]: $\alpha_{ЗМ}(t) = A_{ЗМ} e^{-\xi_{ЗМ} t} \sin(\omega_{ЗМ} t + \phi_{ЗМ})$, де $\omega_{ЗМ} = \sqrt{\omega_0^2 - \xi_{ЗМ}^2}$, $A_{ЗМ}, \phi_{ЗМ}$ – амплітуда і початкова фаза

прецесійних коливань ЧЕ. Якщо $\xi_{Çì} \to 0$, то математична модель ідеальної траєкторії руху ЧЕ має вигляд:

$$\alpha(t) = \alpha_{П} + \alpha_{ЗМ}(t)\,;\ \alpha_{П} = const\,;$$

$$\alpha_{ЗМ}(t) = \alpha_C \sin\omega_{ЗМ} t + \alpha_S \cos\omega_{ЗМ} t\,, \tag{2}$$

де $\alpha_C = A_{ЗМ}\cos\phi_{ЗМ}$, $\alpha_S = A_{ЗМ}\sin\phi_{ЗМ}$. У цьому випадку вектор стану ЧЕ, який потрібно ідентифікувати, дорівнює: $Z_\alpha = \left(\alpha_{П}, \alpha_C, \alpha_S\right)^T$.

Оцінка виконується на основі обробки даних α_i^*, що надходять від датчика кутового положення (ДК) цього ЧЕ. При цьому

$$\alpha_i^* = \alpha(t_i) + \delta_\alpha(t_i)\,;\quad i = \overline{1,K}\,;\quad t_i = i\cdot\delta_{ä}\,;\quad T_c = K\cdot\delta_{ä}\,,$$

де $\alpha(t_i)$ – значення, що відповідають ідеальній траєкторії руху ЧЕ, $\delta_\alpha(t_i)$ – похибки виміряної траєкторії руху ЧЕ, обумовлені дією завад на ЧЕ та похибками ДК, K – кількість відліків, що надходять від ДК та використовуються для оцінки стану ЧЕ, $\delta_{ä}$ – інтервалу часу між відліками, T_c – час спостереження за ЧЕ.

Дослідимо похибки оцінки стану, зумовлені неадекватністю прийнятої моделі та реального сигналу ГГ, похибки внаслідок кінематичних нелінійностей та типових перешкод у законі руху ЧЕ, а також шумів ДК.

Враховуючи різні підходи до знайдення вихідної системи рівнянь, розглянемо два основних підходи, які використовуються для формування ФК.

Перший підхід полягає у використанні системи рівнянь гірогравіметра (ГГ) в межах прецесійної теорії та врахування додаткового рівняння на підставі сталості кута неузгодженості стану стійкої $R^N = \alpha_{Ï}$, або стану нестійкої рівноваги $R^S = \alpha_{Ï}$ з нулем ДК. За цих умов систему рівнянь, яка характеризує спостережуваний за ДК рух ЧЕ, можна записати у вигляді матричного рівняння

$$\dot{x}(t) = Ax(t)\,, \tag{3}$$

де

$$x = [x_1 x_2 x_3]^T = [R^{N,S}\alpha\beta]^T,$$

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & M_g H^{-1} \\ 0 & \pm\omega_\xi & 0 \end{bmatrix}.$$

У матриці А знак $''-''$ перед елементом ω_ξ відповідає руху ЧЕ поблизу стану стійкої рівноваги, а знак $''+''$ - поблизу стану нестійкої рівноваги.

Другий підхід при формуванні матриці A полягає у використанні диференціального рівняння другого порядку (1), яке характеризує рух ЧЕ за координатою α. За цих умов у системі (3) вектору стану має вигляд

$$x = [x_1 x_2 x_3]^T = [R^{N,S}\alpha\dot{\alpha}]^T\,,$$

а матриця

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & \mp\omega_0^2 & 0 \end{bmatrix}. \tag{4}$$

Повернемося до питання спостерігання розглядуваної системи. Для цього вважатимемо, що поміж вектором вимірювань Z та вектором стану X є лінійний взаємозв`язок

$$z(t) = C\cdot x(t)\,, \tag{5}$$

де C - матриця вимірювань.

Через те, що в системі ГГ потребує вимірювань сигнал $R^{N,S} + \alpha_{Çì}$, то матриця С вироджується у матрицю-рядок

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}. \tag{6}$$

Складемо матрицю спостерігання системи.

Оскільки вимірювання Z здійснюються з похибками, то співвідношення (5) можна записати у вигляді

$$z(t) = C\cdot x(t) + V(t)\,. \tag{7}$$

Тоді в прийнятих позначеннях модель ГГ має вигляд

$$\begin{aligned} \dot{x} &= Ax(t); \\ z(t) &= Cx(t) + V(t). \end{aligned} \tag{8}$$

де $V(t)$ - вектор, складові якого - випадкові змінні і для них виконуються такі гіпотези:

– математичне сподівання кожної складової дорівнює нулю;

– похибки вимірювань у кожний момент часу не залежать від похибок вимірювань, які виконуються в наступний момент часу.

Враховуючи, що система ГГ (3) у розглядуваному випадку є стаціонарною, дискретний ФК представимо системою матричних рівнянь:

$$\hat{x}_{k/k} = \hat{x}_{k/k-1} + k_k(z_k - C\hat{x}_{k/k-1}); \tag{9}$$

$$k_k = P_{k/k-1}C^T[CP_{k/k-1} + L_k]^{-1}; \tag{10}$$

$$P_{k/k-1} = \hat{O}\grave{o}_{k-1/k-1}\hat{O}^T; \tag{11}$$

$$P_{k/k} = P_{k/k-1} - k_k CP_{k/k-1},$$

де $\hat{x}_{k/k-1}$ - оцінка x_k з врахуванням всієї інформації, яка відома в момент часу t_{k-1} та у попередні моменти часу; x_k - істинне значення x в момент часу t_k; $\hat{x}_{k/k}$ - оцінка x_k з урахуванням всієї інформації, яка відома в момент часу t_k та у попередні моменти часу; $P_{k/k-1}$ - матриця коваріацій випадкової змінної $\hat{x}_{k/k-1} - x_k$.

$$P_{k/k-1} = E\left\{(\hat{x}_{k/k-1} - x_k)(\hat{x}_{k/k-1} - x_k)^T\right\}, \tag{12}$$

де $E\{\ \}$ - імовірнісна оцінка виразу в дужках; $P_{k/k-1}$ - матриця коваріацій випадкової змінної $\hat{x}_{k/k-1} - x_k$; L_k - матриця коваріацій випадкової змінної V_k

Перехідна матриця системи (3) не залежить від кроку обчислень , тому її можна представити у вигляді матричного ряду

$$\Phi = e^{A\Delta t} = 1 + A\Delta t + \frac{[A\Delta t]^2}{2!} + \frac{[A\Delta t]^3}{3!} + \ldots \tag{13}$$

У разі надання матриці A у вигляді (4), матричний ряд перетворюється на матриці розмірності (3×3), в одній з яких елементи є розкладеннями тригонометричних функцій в степеневий ряд при орієнтації ЧЕ у стан стійкої рівноваги, іншій - елементи є розкладеннями гіперболічних функцій у степеневі ряди при орієнтації ЧЕ у стан нестійкої рівноваги. З урахуванням цих перетворень перехідні матриці для оцінки стану стійкої та нестійкої рівноваги набувають вигляду

$$\Phi^N = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\omega_0\Delta t & \frac{1}{\omega}\sin\omega_0\Delta t \\ 0 & -\omega\sin\omega_0\Delta t & \cos\omega_0\Delta t \end{bmatrix}, \tag{14}$$

$$\Phi^S = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & \mathrm{ch}\,\omega_0\Delta t & \frac{1}{\omega}\mathrm{sh}\,\omega_0\Delta t \\ 0 & \omega\mathrm{sh}\,\omega_0\Delta t & \mathrm{ch}\,\omega_0\Delta t \end{bmatrix}. \tag{15}$$

Вектор стану системи в момент $t_1 = 0$ задається математичним сподіванням вектора $\hat{x}_{0/0}$ і встановлюється експериментально, на підставі вивчення властивостей системи задання початкових умов конкретного ГГ і з урахуванням точності початкової орієнтації ЧЕ відносно площини північ - південь.

$$\hat{x}_{010} = \begin{bmatrix} \Delta\hat{x}_{10} \\ \Delta\hat{x}_{20} \\ \Delta\hat{x}_{30} \end{bmatrix}. \tag{16}$$

Для обчислення оцінки стану, яка використовується на першому кроці $\hat{x}_{k/k-1}$ при $k = 1$, скористаємося співвідношенням

$$\hat{x}_{k/k-1} = \Phi\hat{x}_{k-1/k-1}.$$

Матрицю коваріацій початкового стану ГГ задамо у вигляді дисперсій початкових відхилень вектора стану (16), причому при $k = 1$ матриця коваріацій має діагональний вигляд

$$P_{0/0} = \begin{bmatrix} (\Delta\hat{x}_{10})^2 & 0 & 0 \\ 0 & (\Delta\hat{x}_{20})^2 & 0 \\ 0 & 0 & (\Delta\hat{x}_{30})^2 \end{bmatrix}. \tag{17}$$

Враховуючи структуру матриці вимірювань С, матриця коваріацій шуму вимірювача має вигляд

$$L_k = \begin{bmatrix} \sigma_{11}^{\ 2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{18}$$

Отже, використовуючи апріорну інформацію про перехідну матрицю, вектор початкового стану, матриці коваріацій стану системи та шумів вимірювача на першому кроці ($k = 1$), ФК дає змогу рекурентно оцінити стан ГГ, крок за кроком уточнюючи елементи вектора $\hat{x}_{k/k}$.

Інший варіант розв'язку задачі ідентифікації на основі методу найменших квадратів має вигляд [2, 8]:

$$\hat{\alpha}_I = \sum_{i=1}^{K} \alpha_i^* \cdot l_{\alpha I,i}; \quad \hat{\alpha}_C = \sum_{i=1}^{K} \alpha_i^* \cdot l_{\alpha C,i}; \quad \hat{\alpha}_S = \sum_{i=1}^{K} \alpha_i^* \cdot l_{\alpha S,i}.$$

У цьому випадку для визначення вектора стану чутливого елементу використовуються постійні коефіцієнти $l_{\alpha I,j}$, $l_{\alpha C,j}$, $l_{\alpha S,j}$, $j = \overline{(n-k+1),n}$. Ці коефіцієнти залежать від частоти коливань ЧЕ ω_0, коефіцієнта згасання ξ_1, частоти $\omega = \sqrt{\omega_0^2 - \xi_1^2}$, що використовується в алгоритмі ідентифікації, інтервалу часу $\delta_{\ddot{a}}$ між відліками, що надходять від ДК.

Всі перераховані величини можуть бути визначені з деякою похибкою та змінюватися на декілька відсотків під дією різних дестабілізуючих факторів у процесі експлуатації засобів вимірювань лінійних прискорень. Окрім того, кількість k відліків кута, що використовується для розрахунку вектора стану, також може бути обрана різною в залежності від потрібної швидкодії та просторової розподільчої здатності засобів вимірювань. Все це вимагає адаптації та оптимального настроювання параметрів в алгоритмах оцінювання для зменшення додаткової похибки вимірювань, обумовленої складними та нестаціонарними умовами вимірювань.

Адаптація та оптимальне настроювання параметрів алгоритму оцінки можуть бути виконані в процесі адаптації та навчання штучної нейронної мережі, на основі якої пропонується реалізовувати алгоритм оцінки. Вбудовані алгоритмі і методи настроювання вагових коефіцієнтів мережі і є головною перевагою штучної нейронної мережі у порівняні із звичайними неадаптивними засобами обробки вимірювальної інформації [11, 12].

Для оцінки вектора стану чутливого елементу будемо використовувати штучну нейрону мережу, що складається з ліній затримки та трьох адаптивних лінійних нейронів (рис. 1). Навчання такої мережі та настроювання її вагових коефіцієнтів будемо виконувати на основі навчального правила Відроу-Хоффа, що є модифікацією методу найменших квадратів [11].

Ступінь наближення вихідного сигналу мережі $\hat{Z}_N = (\hat{\alpha}_I, \hat{\alpha}_C, \hat{\alpha}_S)^T$ до точного значення $Z_N = (\alpha_I, \alpha_C, \alpha_S)^T$ може бут оцінена функціоналом якості роботи мережі. Наприклад, для першого виходу мережі цей функціонал $J_{\alpha I} = E[F(\Delta_{\alpha I}(\alpha_i, \hat{\alpha}_I, \tilde{c}))] \to \min$, де $E[.]$ – математичне сподівання функції втрат $F(\Delta_{\alpha I}) = (\Delta_{\alpha I})^2$ від похибки $\Delta_{\alpha I} = \hat{\alpha}_I - \alpha_I$ мережі. Результатом навчання є оптимальний вектор коефіцієнтів $c^* = (l_{\alpha I,n}^*, l_{\alpha I,n-1}^*, ..., l_{\alpha I,n-k+1}^*)^T$, що мінімізує функціонал $J_{\alpha I}$ та враховує вплив дестабілізуючих факторів і нестаціонарних умов вимірювань. Значення $\tilde{c} = c^*$ може бути знайдено з рівняння $\nabla J_{\alpha I}(\tilde{c}) = E[\nabla F(\Delta_{\alpha I}(\tilde{c}))] = 0$.

Рекурентний алгоритм навчання штучної нейронної мережі:

$$\tilde{c}(q) = \tilde{c}(q-1) - \Gamma(q) \cdot \nabla F(\Delta_{\alpha I}(\alpha_{iI}, \hat{\alpha}_I, \tilde{c}(q-1)), \tilde{c}(q-1)), \tag{19}$$

де $q = \overline{1, N_{\text{ìàâ÷}}}$ – номер кроку рекурентного алгоритму навчання з сигналом α_{iI}, $N_{\text{ìàâ÷}}$ – тривалість процедури навчання (загальна кількість кроків), $\Gamma(q)$ – матриця підсилення, що впливає на швидкість процедури навчання,

$$\frac{\partial F}{\partial l_{\alpha I,n}} = \frac{\partial(\Delta_{\alpha I}^2)}{\partial l_{\alpha I,n}} = -2\alpha_{i,r}\left(\alpha_{iI} - \sum_{j=n-k+1}^{n} \alpha_{i,j} l_{\alpha I,j}\right) = -2\alpha_{i,r}(\alpha_{iI} - \hat{\alpha}_I). \tag{20}$$

Підставляючи (20) в (19), отримаємо:

$$\tilde{c}(q) = \tilde{c}(q-1) + \Gamma(q) \cdot 2\alpha_{i,r} \cdot (\alpha_{iI} - \hat{\alpha}_I). \tag{21}$$

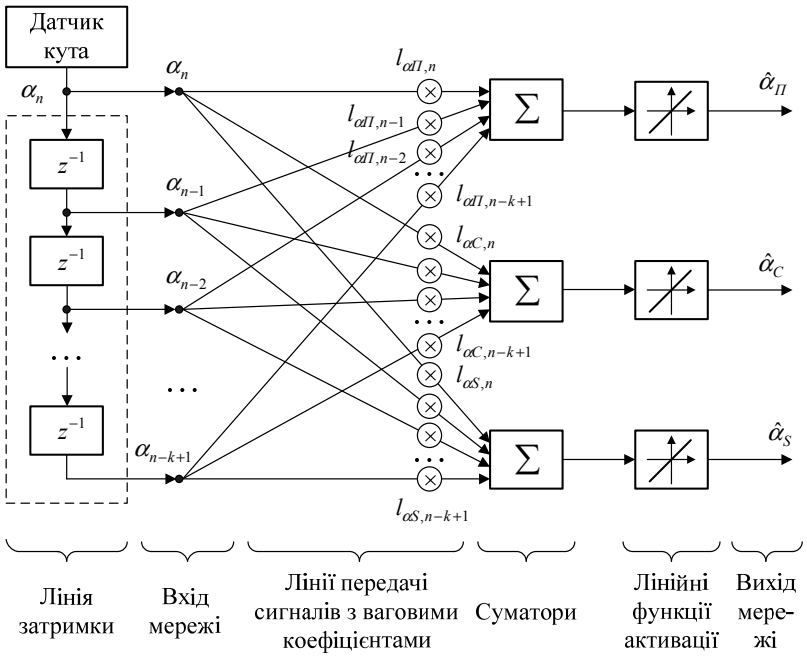

Рис. 1. Структурна схема оцінки вектора стану вимірювача лінійних прискорень на основі штучної нейронної мережі

На основі (21) отримаємо остаточний вираз для обчислення вагових коефіцієнтів нейронів у процесі навчання для кожного з виходів мережі:

$$\tilde{l}_{\alpha I,j}(q) = \tilde{l}_{\alpha I,j}(q-1) + 2\alpha_{i,r} \cdot \left(\alpha_{iI} - \hat{\alpha}_I\right) \cdot \gamma_i / \|\alpha_i\|;$$

$$\tilde{l}_{\alpha C,j}(q) = \tilde{l}_{\alpha C,j}(q-1) + 2\alpha_{i,r} \cdot \left(\alpha_{iC} - \hat{\alpha}_C\right) \cdot \gamma_i / \|\alpha_i\|;$$

$$\tilde{l}_{\alpha S,j}(q) = \tilde{l}_{\alpha S,j}(q-1) + 2\alpha_{i,r} \cdot \left(\alpha_{iS} - \hat{\alpha}_S\right) \cdot \gamma_i / \|\alpha_i\|,$$

де $\|\alpha_i\| = \alpha_i^{\grave{O}} \cdot \alpha_i$ - евклідова норма вектору відліків навчального сигналу на вході мережі.

Ознакою завершення процедури навчання штучної нейронної мережі є виконання умов

$$\alpha_{iI} - \hat{\alpha}_{iI}(q) \le \varepsilon_{\alpha I};\ \alpha_{iC} - \hat{\alpha}_{iC}(q) \le \varepsilon_{\alpha C};\ \alpha_{iS} - \hat{\alpha}_{iS}(q) \le \varepsilon_{\alpha S}, \quad (22)$$

де $\varepsilon_{\alpha I}, \varepsilon_{\alpha C}, \varepsilon_{\alpha S}$ – допустимі значення похибки оцінки стану вектора стану вимірювача лінійних прискорень (похибки виходу штучної нейронної мережі). Будемо вважати, що $\varepsilon_{\alpha I} = \varepsilon_{\alpha C} = \varepsilon_{\alpha S}$. Тоді для математичної моделі (2) середньоквадратичне значення похибки сигналу $\alpha(t)$, обумовлене похибками (22), дорівнює: $\sigma_\alpha = \varepsilon_{\alpha I} / \sqrt{3} \le \sigma_{\ddot{A}\hat{E}} / 3$, де $\sigma_{\ddot{A}\hat{E}}$ – середньоквадратичне значення похибки ДК. Звідси

$$\alpha_{iI} - \hat{\alpha}_{iI}(q) \le \sigma_{\ddot{A}\hat{E}} / \sqrt{3};\ \alpha_{iC} - \hat{\alpha}_{iC}(q) \le \sigma_{\ddot{A}\hat{E}} / \sqrt{3};\ \alpha_{iS} - \hat{\alpha}_{iS}(q) \le \sigma_{\ddot{A}\hat{E}} / \sqrt{3}.$$

Ці співвідношення визначають завершення процедури навчання штучної нейронної мережі та гарантують теоретично обчислену точність оцінок вектора стану вимірювачів лінійних прискорень у несприятливих та нестаціонарних умовах вимірювань.

Висновки. Ефективним шляхом підвищення точності вимірювачів лінійних прискорень, як важливої складової частини гравіметричних і навігаційних систем [1, 2], є ідентифікація стану ЧЕ цих вимірювачів на основі алгоритмічних методів. Отримано розв'язок задачі ідентифікації на основі фільтра Калмана у реальному часі. Це дозволяє оцінити вектор стану ЧЕ за наявності завад детермінованого та випадкового характеру

Також пропонується реалізація алгоритму ідентифікації на основі штучної нейронної мережі. Адаптація та оптимальне настроювання параметрів алгоритму можуть бути виконані у процесі адаптації та навчання цієї мережі. Для оцінки вектора стану ЧЕ розроблено схему, що складається з ліній затримки та трьох адаптивних лінійних нейронів. Результатом є зменшення додаткової похибки вимірювань, обумовленої складними та нестаціонарними умовами вимірювань.

Література

1. Управление и наведение беспилотных маневренных летательных аппаратов на основе современных информационных технологий / под ред. М. Н. Красильщикова, Г. Г. Себрякова. – М. : Физматлит, 2003. – 280 с.

2. Безвесільна О. М. Авіаційні гравіметричні системи та гравіметри : підручник / О. М. Безвесільна. – Житомир : ЖДТУ, 2007. – 604 с.

3. Bezvesilna O. Introducing the principle of constructing an aviation gravimetric system with any type of gravimeter / Bezvesilna O., Tkachuk A., Chepyuk L., Nechai S., Khylchenko T. // Eastern European Journal of Enterprise Technologies, 2017, v.1 (7-85), p. 45-56

4. Bezvesilna O. Gravimeters of aviation gravimetric system: Classification, comparative analysis, prospects / Bezvesilna O., Kamiński M. // Advances in Intelligent Systems and Computing. – 2017, v. 550, p. 496-504.

5. Яцук В. О. Методи підвищення точності вимірювань : підручник / В. О. Яцук, П. С. Малачівський. – Львів : Бескид Біт, 2008. – 368 с.

6. Cherepanska I. Artificial neural network as a basic element of the automated goniometric system / Cherepanska I., Bezvesilna E., Sazonov A. // Advances in Intelligent Systems and Computing, 2017 v. 543, p. 43-51.

7. Синицын И. Н. Фильтры Калмана и Пугачева : учебное пособие / И. Н. Синицын. – М. : Университетская книга ; Логос, 2006. – 640 с.

8. Безвесільна О. М. Вимірювання прискорень : підручник / О. М. Безвесільна. – К. : Либідь, 2001. – 264 с.

9. Bezvesilnaya E.N. Corrected gyrocompass synthesis as a system with changeable structure for aviation gravimetric system with piezoelectric gravimeter / E.N. Bezvesilnaya, A.H. Tkachuk // Aviation (Vilnius, Lithuania). – 2014. – v. 18(3). – p. 134-140.

10. Фалькович С. Е. Статистическая теория измерительных радиосистем / С. Е. Фалькович, Э. Н. Хомяков. – М. : Радио и связь, 1981. – 288 с.

11. Черепанська І.Ю. Штучні нейронні мережі при вирішенні задач технологічної підготовки гнучкого виробництва : монографія з грифом / І.Ю. Черепанська, О.М. Безвесільна, А.Ю. Сазонов. – Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського 2018. – 92 с.

12. Зайченко Ю. П. Основи проектування інтелектуальних систем : навчальний посібник / Ю. П. Зайченко. – К. : Видавничий дім “Слово”, 2004. – 352 с.

References

1. Upravlenye y navedenye bespylotnykh manevrennykh letatelnykh apparatov na osnove sovremennykh ynformatsyonnykh tekhnolohyi / pod red. M. N. Krasylshchykova, H. H. Sebriakova. – M. : Fyzmatlyt, 2003. – 280 s.

2. Bezvesilna O. M. Aviatsiini hravimetrychni systemy ta hravimetry : pidruchnyk / O. M. Bezvesilna. – Zhytomyr : ZhDTU, 2007. – 604 s.

3. Bezvesilna O. Introducing the principle of constructing an aviation gravimetric system with any type of gravimeter / Bezvesilna O., Tkachuk A., Chepyuk L., Nechai S., Khylchenko T. // Eastern European Journal of Enterprise Technologies, 2017, v.1 (7-85), p. 45-56

4. Bezvesilna O. Gravimeters of aviation gravimetric system: Classification, comparative analysis, prospects / Bezvesilna O., Kamiński M. // Advances in Intelligent Systems and Computing. – 2017, v. 550, p. 496-504.

5. Yatsuk V. O. Metody pidvyshchennia tochnosti vymiriuvan : pidruchnyk / V. O. Yatsuk, P. S. Malachivskyi. – Lviv : Beskyd Bit, 2008. – 368 s.

6. Cherepanska I. Artificial neural network as a basic element of the automated goniometric system / Cherepanska I., Bezvesilna E., Sazonov A. // Advances in Intelligent Systems and Computing, 2017 v. 543, p. 43-51.

7. Synytsыn Y. N. Fyltrы Kalmana y Puhacheva : uchebnoe posobye / Y. N. Synytsыn. – M. : Unyversytetskaia knyha ; Lohos, 2006. – 640 s.

8. Bezvesilna O. M. Vymiriuvannia pryskoren : pidruchnyk / O. M. Bezvesilna. – K. : Lybid, 2001. – 264 s.

9. Bezvesilnaya E.N. Corrected gyrocompass synthesis as a system with changeable structure for aviation gravimetric system with piezoelectric gravimeter / E.N. Bezvesilnaya, A.H. Tkachuk // Aviation (Vilnius, Lithuania). – 2014. – v. 18(3). – p. 134-140.

10. Falkovych S. E. Statystycheskaia teoryia yzmerytelnykh radyosystem / S. E. Falkovych, E. N. Khomiakov. – M. : Radyo y sviaz, 1981. – 288 s.

11. Cherepanska I.Iu. Shtuchni neironni merezhi pry vyrishenni zadach tekhnolohichnoi pidhotovky hnuchkoho vyrobnytstva : monohrafiia z hryfom / I.Iu. Cherepanska, O.M. Bezvesilna, A.Iu. Sazonov. – Kyiv : KPI im. Ihoria Sikorskoho 2018. – 92 s.

12. Zaichenko Yu. P. Osnovy proektuvannia intelektualnykh system : navchalnyi posibnyk / Yu. P. Zaichenko. – K. : Vydavnychyi dim “Slovo”, 2004. – 352 s.

Рецензія/Peer review : 14.9.2018 р. Надрукована/Printed : 18.9.2018 р.
Рецензент: д.т.н., проф. Тимчик Г.С.