

УДК 621.317

© Ю.В. Човнюк, к.т.н.; Л.С. Шимко, к.т.н.; І.М. Сівак, к.т.н.
Національний університет біоресурсів і природокористування України

ІДЕНТИФІКАЦІЯ ПАРАМЕТРІВ РУХУ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКИХ МАШИН З МЕХАТРОННИМИ СИСТЕМАМИ УПРАВЛІННЯ

Розглянуті алгоритмічні методи визначення параметрів руху механічних конструкцій сільськогосподарських машин з мехатронними системами управління у реальному часі. Проведена ідентифікація вектора стану об'єктів вимірювань, що складається з поточної координати, швидкості і прискорення. Для підвищення точності вимірювань у нестаціонарних та несприятливих умовах запропоновано забезпечити мехатронну систему управління сільськогосподарських машин штучною нейронною мережею.

РУХ, СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКА МАШИНА, УПРАВЛІННЯ, СИСТЕМИ

Постановка проблеми. Здійснення контролю за поточними переміщеннями та іншими параметрами руху (швидкість, прискорення другого, третього та вищих порядків) механічних конструкцій, зокрема, робочих органів сільськогосподарських машин (РОСМ) з мехатронними системами управління (МСУ) є актуальним завданням. Наукові дослідження, проектування та конструювання різних частин вказаних машин та механізмів також вимагають вимірювання параметрів переміщень. В усіх цих випадках потрібно виміряти поточні значення координат контурних точок РОСМ їх переміщення, швидкості, прискорення (класичне та вищих порядків).

Існує багато методів і приладів для вимірювання параметрів переміщень механічних конструкцій РОСМ, керованих МСУ. Ці методи й відповідне забезпечення їх приладною базою умовно можна поділити на дві групи.

Перша група приладів для вимірювання параметрів руху РОСМ з МСУ становить з гідроскопічним первинним перетворювачем. Ці прилади характеризуються автономністю, високою точністю, що й забезпечує їм широке застосування (особливо, у царині точного землеробства). До них відносяться традиційний гіроскоп-пристрій, що містить швидкообертове тверде тіло, яке має три обертові ступеня вільності руху, тобто можливість обертання навколо трьох взаємно перпендикулярних осей. У широкому сенсі гіроскоп – це

будь-який фізичний прилад, що дозволяє визначити кутову швидкість рухомого об'єкта або його кут повороту.

Друга група приладів для вимірювання параметрів руху використовує акселерометри. Акселерометр – прилад, яким вимірюють прискорення або перевантаження, що виникає під час випробування РОСМ з МСУ. Одно- та багатовісні моделі можуть визначати величину та напрямок прискорення у вигляді векторної величини і тому можуть бути використані для визначення просторового положення об'єкта, вібрації й ударів, що діють на цей об'єкт (РОСМ з МСУ).

Розвиток сучасних високоточних вимірювальних систем вимагає вдосконалення всіх складових елементів цих систем та широкого застосування алгоритмічних методів обробки сигналів з метою компенсації похибок. Можливість вдосконалення конструкції та підвищення точності виготовлення складових елементів на теперішній час практично вичерпані. Тому дуже перспективним і актуальним шляхом є застосування алгоритмічних методів підвищення точності вимірювань параметрів руху різноманітних механічних конструкцій, РОСМ з МСУ.

Підвищення точності вимірювання параметрів руху РОСМ з МСУ вимагає створення високоточних і ефективних алгоритмічних методів обробки вихідного сигналу первинних вимірювальних перетворювачів, що використовуються для визначення поточних координат та прискорень у вимірювальних системах.

Вихідний сигнал чутливих елементів містить завади. Існує багато наукових досліджень, присвячених теоретичним основам і вивченню можливостей реалізації оптимальних та субоптимальних алгоритмів фільтрації дискретних сигналів засобів вимірювань, що містять завади.

Одним із ефективних методів вимірювань механічних величин є деформування та алгоритмічна обробка сигналів, що містять інформацію про об'єкт вимірювань (РОСМ з МСУ). Носієм двовимірної інформації про механічні величини можуть бути цифрові відеозначення об'єктів вимірювань. Для отримання такої інформації про механічні величини необхідно сформувати цифрове відеозображення, яке являє собою двовимірний об'єкт вимірювань, ввести це відеозображення в обчислювальний пристрій та виконати цифрову обробку.

Саме такий підхід повинен забезпечувати високу точність та швидкодію вимірювань, порівняно з існуючими методами. Це особливо важливо для вимірювання механічних величин РОСМ з МСУ в реальному масштабі часу, наприклад у ході контролю за деяким

технологічним процесом сільськогосподарського виробництва. Основою підвищення точності й швидкодії є прискіпливе врахування всіх похибок вимірювань з подальшою розробкою заходів щодо їх компенсації та зменшення.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Автори [1,2] за для підвищення точності вимірювання параметрів руху створили високоточні й ефективні алгоритмічні методи обробки вихідного сигналу первинних вимірювальних перетворювачів, котрі використовуються для визначення поточних координат та прискорень у вимірювальних системах. Роботи [3-7, 9, 10] присвячені теоретичним основам і дослідженню оптимальних і субоптимальних алгоритмів фільтрації дискретних сигналів засобів вимірювань, що містять завади. Основи проектування інтелектуальних систем зі штучними нейронними мережами розглянуті у [11, 12].

Мета дослідження полягає у розробці алгоритмічних методів ідентифікації в реальному часі вектора стану для чутливо елементних вимірювачів (ЧЕ-вимірювачів) лінійних прискорень у РОСМ з МСУ. Саме такі методи забезпечують підвищення точності вимірювань лінійних прискорень вказаних технічних систем у несприятливих і нестационарних умовах проведення (вимірювань).

Результати дослідження. Відеозображення містять інформацію про такі механічні величини, як лінійні й кутові переміщення об'єктів (у т.ч. РОСМ з МСУ). Для визначення цих переміщень необхідно виділити на відеозображенні потрібний об'єкт і визначити координати точок, що утворюють зовнішній контур цього об'єкта. Потім необхідно порівняти ці координати для послідовності відеозображень, на яких зафіксовано переміщення об'єкта. Можливі два методи пошуку і виділення об'єктів на зображенні:

- на основі виділення контурів (контурних ознак зображення) з подальшим переходом до символічного опису зображення;
- на основі розподілу зображення на об'єкт і фон шляхом сегментації.

До алгоритмічної обробки сигналів застосовуються методи підвищення точності вимірювання параметрів переміщень. Для рішення завдання автоматизації процесів обробки і відображення траєкторної інформації, перевагу слід віддавати рекурентним алгоритмам траєкторної оцінки як найбільш швидкодіючим і економічним за обсягом використовуваної пам'яті комп'ютера. Крім того, такі алгоритми найкращим чином відповідають вимогам, що висуваються до алгоритмів контролю об'єктів, котрі базуються на

процедурі прогнозу і подальшої корекції координат місцезнаходження об'єкта (РОСМ з МСУ) за результатами траєкторних вимірювань.

Таким рекурентним алгоритмом траєкторної оцінки може бути фільтр Калмана [2, 9, 10]. Потенційна точність з якою може бути виконана оцінка траєкторних параметрів із застосуванням фільтра Калмана, визначається рішенням рівняння Ріккаті, що описує розвиток дисперсії похибки оцінки.

Вектор стану об'єкта вимірювань запишемо у вигляді:

$$Z(t) = [x(t); v(t); a(t)]^T = [\beta_1(t); \beta_2(t); \beta_3(t)]^T, \quad (1)$$

де $x(t)$ – переміщення РОСМ з МСУ, $v(t)$ – його швидкість, $a(t)$ – прискорення, t – час.

Дискретною математичною моделлю руху об'єкта вимірювань у випадку відсутності збуреньє різницеве рівняння:

$$Z_i = \varphi_{i-1} \times z_{i-1}, \quad (2)$$

де φ_{i-1} – перехідна матриця (матриця динаміки об'єкта вимірювань – РОСМ з МСУ).

Для поступального або обертального руху з постійним прискоренням та кроком дисперсних спостережень (у часі) $\delta_o = const$ маємо:

$$\phi_{i-1} = \phi = \begin{bmatrix} 1 & \delta_o & \delta_o^2 \div 2 \\ 0 & 1 & \delta_o \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (3)$$

Слід зазначити, якщо кінематичними характеристиками, крім класичних, є прискорення вищого порядку (різкість, чутливість), тоді замість (3) маємо:

$$\phi_{i-1}^* = \phi^* = \begin{bmatrix} 1 & \delta_o & \delta_o^2 \div 2 & \delta_o^3 \div 6 & \delta_o^4 \div 24 \\ 0 & 1 & \delta_o & \delta_o^2 \div 2 & \delta_o^3 \div 6 \\ 0 & 0 & 1 & \delta_o & \delta_o^2 \div 2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & \delta_o \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (4)$$

У реальних процесах руху об'єктів вимірювань, РОСМ із МСУ, зокрема, завжди мають місце випадкові збурення, обумовлені зовнішніми впливами на об'єкт :

$$\Lambda(t) = [\lambda_x(t); \lambda_v(t); \lambda_a(t)]^T. \quad (5)$$

Тому для реальних процесів руху РОСМ з МСУ:

$$Z_i = \phi_{i-1} \cdot z_{i-1} + \Pi_{i-1} \cdot \Lambda_{i-1}, \quad (6)$$

де Π_{i-1} - матриця, що визначає вплив складових частин вектора випадкових збурень $\Lambda(t)$ на елементах вектора стану Z_i .

Для поступального та обертального руху з постійним прискоренням при $\delta_o = const$:

$$\Pi_{i-1} = \Pi = \begin{bmatrix} 1 & \delta_o & \delta_o^2 \div 2 \\ 0 & 1 & \delta_o \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (7)$$

$$\Lambda_{i-1} = \Lambda(\delta_o \cdot (i-1)). \quad (8)$$

На основі дискретного фільтра Калмана можна отримати оцінки параметрів руху РОСМ з МСУ у вигляді:

$$\begin{cases} Z_{i/i} = Z_{i/(i-1)} + \Gamma_i (\alpha_i^* - H \cdot Z_{i/(i-1)}); \\ Z_{i/(i-1)} = \phi_{i-1} \cdot Z_{(i-1)/(i-1)}; \\ \Gamma_i = P_{i/(i-1)} \cdot H^T (H \cdot P_{i/(i-1)} \cdot H^T + \Psi_i)^{-1}; \\ P_{i/(i-1)} = \phi_{i-1} \cdot P_{(i-1)/(i-1)} \cdot \phi_{i-1}^T + \Pi_{i-1} \cdot Q_i \cdot \Pi_{i-1}^T; \\ P_{(i-1)/(i-1)} = P_{(i-1)/(i-1)} \cdot (I - \Gamma_i \cdot H), \end{cases} \quad (9)$$

де $Z_{i/(i-1)}$ – прогнозована оцінка вектора стану для моменту часу $i \cdot \delta_o$ на основі результатів вимірювань до моменту часу $(i-1) \cdot \delta_o$; $Z_{i/i}$ – уточнена оцінка вектора стану для моменту часу $i \cdot \delta_o$ на основі результатів вимірювань координат від початку вимірювань до моменту часу $i \cdot \delta_o$; Γ_i – матриця коефіцієнтів підсилення фільтра Калмана; H_i – матриця вимірювань; $P_{i/(i-1)}$ – коваріаційна матриця похибок прогнозованої оцінки вектора стану; $P_{i/i}$ – коваріаційна матриця уточненої оцінки вектора стану; Y_i – коваріаційна матриця похибок вимірювань для дискретних відліків вихідних величин вимірювань; Q_i – коваріаційна матриця дискретних відліків випадкових збурень Λ_i для реального процесу руху вимірювань; I – одинична матриця.

Сама оцінка вектора станів за фільтром Калмана виконується рекурентно в два етапи: 1) прогноз вектора стану; 2) корекція (оцінка) вектора стану.

Розглянуті методи оцінки параметрів траєкторії РОСМ з МСУ на основі фіксованої вибірки вимірювань координат мають такі недоліки: в процесі оцінки параметрів необхідно зберігати велике число результатів попередніх вимірювань (не менш 4-5), що при одночасному обслуговуванні великого числа об'єктів прискорень до

істотного збільшення необхідної ємності запам'ятовуючих пристроїв; кожна нова оцінка параметрів формується незалежно від попередніх, тому точність оцінки обмежена фіксованим числом використаних даних; має місце затримка видачі оцінок параметрів на початковій ділянці спостережень за що не завжди є допустимим.

У зв'язку із зазначеними вище недоліками методу оцінки параметрів при фіксованому об'єкті вибірки виникає необхідність побудови рекурентного алгоритму, що забезпечує послідовне (на кожному кроці) уточнення параметрів траєкторії РОСМ з МСУ за результатами нових вимірювань, а саме, за методом послідовного згладжування.

Для найпростішого випадку згладжування однієї координати суть методу послідовного згладжування полягає у наступному. За результатами всіх попередніх вимірювань координат отримуємо оцінки параметрів τ_{n-1} , $\dot{\tau}_{n-1}$, $\ddot{\tau}_{n-1}$ на момент часу t_{n-1} . Потім екстраполюємо їх значення на момент t_n наступного вимірювання. В момент t_n виконується нове вимірювання координат.

Задача полягає в тому, щоб за відомим екстрапольованим та вимірним значенням координати τ , отримаєм значення τ_n цієї координати на момент часу t_n .

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

Адаптація та оптимальне налаштування параметрів алгоритму оцінки можуть бути виконані в процесі адаптації та навчання штучної нейронної мережі (ШНМ), на основі якої пропонується реалізувати алгоритм оцінки. Вбудовані алгоритми і методи налаштування вагових коефіцієнтів мережі є головною перевагою ШНМ, порівняно зі звичайними неадаптованими засобами обробки вимірювальної інформації [11, 12].

Розглянемо конкретний приклад оцінювання параметрів руху РОСМ з МСУ, що виконується шляхом реєстрації параметрів руху чутливого елемента, який належить до складу вимірювачів лінійних

прискорень (акселерометрів). Акселерометр може бути закріплений на механічній конструкції РОСМ з МСУ, для якої визначаються параметри переміщень.

Для оцінки вектора стану чутливого елемента (ЧЕ) будемо використовувати ШНМ, що складається з ліній затримки та трьох адаптивних лінійних нейронів (рис. 1). Навчання такої ШНМ та її налаштування, Воїдрю-Хоффа, що є модифікацією методу найменших квадратів[11].

Ступінь наближення вихідного сигналу мережі $X_\alpha = (\hat{\alpha}_\Pi, \hat{\alpha}_C, \hat{\alpha}_S)^T$ до точного значення $X_\alpha = (\alpha_\Pi^*, \alpha_C^*, \alpha_S^*)^T$ може бути оцінена функціоналом якості роботи ШНМ. Наприклад, для першого виходу мережі цей функціонал:

$$I_{\alpha-\Pi} = E[F(\Delta_{\alpha\Pi}(\hat{\alpha}_{\alpha\Pi}, \hat{\alpha}_\Pi^*, \tilde{C}))] \Rightarrow \min, \quad (10)$$

де $E[...]$ – математичне сподівання функції втрат

$F(\Delta_{\alpha\Pi}) = (\Delta_{\alpha\Pi})^2$ від похибки $\Delta_{\alpha\Pi} = \hat{\alpha}_\Pi^* - \hat{\alpha}_\Pi$ ШНМ. Результатом навчання є оптимальний вектор коефіцієнтів $C^* = (l_{\alpha\Pi,n}^*; l_{\alpha\Pi,n-1,\dots}^*; l_{\alpha\Pi,n-1+k}^*)^T$, що мінімізує функціонал $I_{\alpha-\Pi}$ та враховує вплив дестабілізуючих факторів і нестационарних умов вимірювань. Значення $\tilde{C} = C^*$ може бути змінено з рівняння:

$$\nabla I_{\alpha\Pi}(\tilde{C}) = E[\nabla F(\Delta_{\alpha\Pi}(\tilde{C}))] = 0, \quad (11)$$

де ∇ – оператор Гамільтона.

Рекурентний алгоритм навчання ШНМ:

$$\tilde{C}(q) = \tilde{C}(q-1) - \Gamma(q) \cdot \nabla F(\Delta_{\alpha\Pi}(\alpha_{H\Pi}, (\tilde{\alpha}_\Pi^*, \tilde{C}(q-1)), \tilde{C}(q-1))), \quad (12)$$

де $q = (1, N_{\text{навч.}})$ – номер кроку рекурентного алгоритму навчання з сигналом $\alpha_{H\Pi}$, $N_{\text{навч.}}$ – тривалість процедури навчання – загальна кількість кроків, $\Gamma(q)$ – матриця підсилення, що впливає на швидкість процедур навчання:

$$\frac{\partial F}{\partial l_{\alpha\Pi,n}} = \frac{\partial (\Delta_{\alpha\Pi}^2)}{\partial l_{\alpha\Pi,n}} = -2\alpha_{H,\tau} \cdot (\alpha_{H\Pi} - \sum_{j=n-b+1}^n \alpha_{H,j} \cdot l_{\alpha\Pi,j}) = -2\alpha_{H,\tau} \cdot (\alpha_{H\Pi} - \hat{\alpha}_\Pi^*),$$

У результаті отримаємо:

$$\tilde{C}(q) = \tilde{C}(q-1) + \Gamma(q) \cdot 2\alpha_{H,\tau} \cdot (\alpha_{H\Pi} - \hat{\alpha}_\Pi^*). \quad (14)$$

З даного виразу можна отримати остаточний вираз для обчислення вагових коефіцієнтів нейронів у процесі навчання для кожного з виходів мережі:

$$\tilde{l}_{aП,j}(q) = \tilde{l}_{aП,j}(q-1) + 2\alpha_{H,\tau} \cdot (\alpha_{HП} - \hat{\alpha}_{П}^*) \cdot \wp_H / \Pi \alpha_{HП}; \quad (15)$$

$$\tilde{l}_{aC,j}(q) = \tilde{l}_{aC,j}(q-1) + 2\alpha_{H,\tau} \cdot (\alpha_{HП} - \hat{\alpha}_{C}^*) \cdot \wp_H / \Pi \alpha_{HП}; \quad (16)$$

$$\tilde{l}_{aS,j}(q) = \tilde{l}_{aS,j}(q-1) + 2\alpha_{H,\tau} \cdot (\alpha_{HП} - \hat{\alpha}_{S}^*) \cdot \wp_H / \Pi \alpha_{HП}; \quad (17)$$

де $\Pi \alpha_{HП} = \alpha_{HП}^T \cdot \alpha_{HП}$ – евклідова норма навчального сигналу на вході мережі; \wp_H – елементи матриці Γ (у процесі навчання).

Ознакою завершення процедури навчання ШНМ є виконання умов:

$$\alpha_{HП} - \alpha_{HП}(q) \leq \varepsilon_{aП}; \alpha_{HC} - \alpha_{HC}(q) \leq \varepsilon_{aC}; \alpha_{HS} - \alpha_{HS}(q) \leq \varepsilon_{aS}, \quad (18)$$

де $\varepsilon_{aП}, \varepsilon_{aC}, \varepsilon_{aS}$ – допустимі значення похибки оцінки стану вектора стану вимірювача лінійних прискорень (похибки виходу ШНМ). Будемо вважати, що $\varepsilon_{aП} = \varepsilon_{aC} = \varepsilon_{aS}$. Тоді середньоквадратичне значення похибки сигналу $\alpha(t)$, обумовлене цими похибками дорівнює:

$$\delta_\varepsilon = \varepsilon_{aП} / \sqrt{3} \leq \delta_{ок} / 3, \quad (19)$$

де $\delta_{ок}$ – середньоквадратичне значення похибки досліджуваного каналу (ДК). Звідси:

$$\begin{aligned} \alpha_{HП} - \alpha_{HП}(q) &\leq \delta_{ок} / \sqrt{3}; \\ \alpha_{HC} - \alpha_{HC}(q) &\leq \delta_{ок} / \sqrt{3}; \\ \alpha_{HS} - \alpha_{HS}(q) &\leq \delta_{ок} / \sqrt{3}. \end{aligned} \quad (20)$$

Ці співвідношення визначають завершення процедури навчання ШНМ та гарантують теоретично обчислену точність оцінок вектора стану у несприятливих та нестационарних умовах вимірювань.

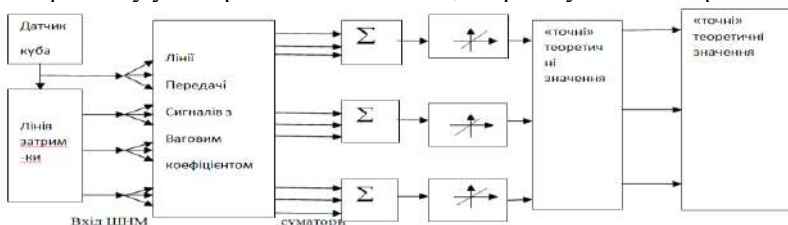


Рис. 1 – Структурна схема оцінки вектора стану вимірювача лінійних прискорень РОСМ з МСУ на основі ШНМ

Висновки

1 Ефективним шляхом підвищення точності визначення параметрів руху механічних конструкцій РОСМ з МСУ у реальному часі є алгоритмічні методи обробки вимірювальної інформації від первинних вимірювальних перетворювачів. Основою цих методів є ідентифікація вектора стану об'єктів вимірювань (механічної конструкції РОСМ з МСУ), що складається з поточної координати, швидкості та прискорення. Пропонується використання штучної нейронної мережі для підвищення точності вимірювань у нестационарних та несприятливих умовах.

2 На основі ШНМ можна реалізувати алгоритм ідентифікації руху (його параметрів) чутливого елементу (ЧЕ), що входить до складу вимірювачів лінійних прискорень (акселерометрів). Акселерометр може бути закріплений на механічній конструкції, для якої визначається параметрів переміщень РОСМ з МСУ.

3 Адаптація та оптимальне налаштування параметрів алгоритму ідентифікації можуть бути виконані у процесі адаптації та навчання цієї ШНМ. Для оцінки вектора стану ЧЕ розроблена схема, що складається з ліній затримки та трьох адаптивних лінійних нейронів. Результатом є зменшення додаткової похибки вимірювань, обумовленої складними та нестационарними умовами вимірювань.

4 Отримані у роботі результати можуть у подальшому слугувати для уточнення й вдосконалення існуючих інженерних методів розрахунку і розробки РОСМ з МСУ як на стадіях проектування конструювання, так і у режимах їх реальної експлуатації за наявності складних, нестационарних умов функціонування сенсорів, вимірювачів, котрі забезпечують зворотній зв'язок у подібних системах.

Література

1. Управление и наведение беспилотных маневренных летальных аппаратов на основе современных информационных технологий / Под ред. М.Н. Красильщикова, Г.Г. Сербакова. – М.: Физматлит, 2003. – 280с.
2. Безвесільна О.М. Авіаційні гравітаметричні системи та гравітаметри: підручник/О.М. Безвесільна. – Житомир: ЖДТУ, 2007. – 604с.
3. Статистическая обработка результатов экспериментов на микро-ЕВМ и программируемых калькуляторах / А.А. Костилов, П.В. Миляев, Ю.Д. Дорский и др.. – Л.: Энерготомиздат, 1991. – 304с.

4. Грановский В.А. Методы обработки экспериментальных данных при измерениях / В.А Грановский, Т.Н, Сирая. – Л.: Энергоатомиздат, 1990. – 288 с.
5. Яцук В.О. Методи підвищення точності вимірювань: підручник/ В.О. Яцук, П.С. Малачівський. – Львів: БескидБіт, 2008.- 368 с.
6. Браммер К. Фильтр Калмана-Бьюси/ К. Браммер, Г.Зиффилинг. – М.: Наука,1982. – 189с.
7. Безвесільна О.М. Вимірювання прискорень: підручник/ О.М. Безвесільна. – К.: Либідь, 2001. – 264с.
8. Синицин И.Н. Фильтры Калмана и Пугачева: учебное пособие / И.Н. Синицин. – М.: Университетская книга; Лоюс, 2006. – 640с.
9. Кузьмин С.З. Основы теории цифровой обработки равнолокальной информации / С.З. Кузьмин. – М.: Советское равно, 1974. – 432с
10. Фалькович С.Е. Статистическая теория измерительных распосистем / С.Е. Фалькович, Е. Н. Хомяков. – М.: Равно и связь, 1981. – 288с.
11. Руденко О.Г. Штучні нейронні мережі: Навчальний посібник/ О.Г. Руденко, Є.В. Бодянський. – Харків: ТОВ «Компанія СМІТ», 2006. – 404с.
12. Зайченко Ю.П. Основы проектування інтелектуальних систем: навчальний посібник/ Ю.П.Зайченко. – К.: Видавничий дім «Слово», 2004. – 352с.

Рецензент д.т.н., проф. В.С.Ловеїкін.

УДК 631.331

© М.С. Шведик, к.т.н.

Луцький національний технічний університет

АНАЛІЗ ОДНООПЕРАЦІЙНИХ РОБОЧИХ ОРГАНІВ ДЛЯ ПОВЕРХНЕВОГО ОБРОБІТКУ ГРУНТУ І ЗАРОБКИ НАСІННЯ ТА ЇХ СИНТЕЗ

У статті наведено результати аналізу одноопераційних робочих органів для поверхневого обробітку ґрунту і заробки насіння в