УДК 621.317

Ю.О. Подчашинський, к.т.н., доц.
О.О. Шаповалова, аспір.
Житомирський державний технологічний університет

ВИМІРЮВАННЯ ПАРАМЕТРІВ РУХУ МЕХАНІЧНИХ КОНСТРУКЦІЙ НА ОСНОВІ ЇХ ДВОВИМІРНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

У статті розглянуто алгоритмічні методи високоточного визначення параметрів руху механічних конструкцій у реальному часі. Основою цих методів є ідентифікація вектора стану об'єктів вимірювань, що складається з поточної координати, швидкості та прискорення. Запропоновано використання штучної нейронної мережі для підвищення точності вимірювань у нестаціонарних та несприятливих умовах.

Вступ. Здійснення контролю за поточними переміщеннями та іншими параметрами руху механічних конструкцій є актуальним завданням. Наприклад, потрібно досліджувати і контролювати будівлі, мости, необхідно знати, як вони деформуються та переміщуються. Наукові досліди та проектування різних частин машин та механізмів також вимагають вимірювання параметрів переміщень. В усіх цих задачах потрібно виміряти поточні значення координат контурних точок вказаних об'єктів, їх переміщення, швидкості та прискорення.

Існує багато методів і приладів для вимірювання параметрів переміщень механічних конструкцій. Ці методи і прилади можна поділити на дві групи.

Перша група приладів для вимірювання параметрів руху становить прилади з гіроскопічним первинним перетворювачем. Ці прилади характеризуються автономністю, високою точністю, що і забезпечило їм широке застосування. До них відносяться традиційний гіроскоп — пристрій, що містить швидкообертове тверде тіло, яке має три обертові ступеня вільності, 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 виникають під час випробування різних машин та їхніх систем. 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.

Розвиток сучасних високоточних вимірювальних систем вимагає вдосконалення всіх складових елементів цих систем та широкого застосування алгоритмічних методів обробки сигналів з метою компенсації похибок. Можливості 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.

Підвищення точності вимірювання параметрів руху вимагає створення високоточних і ефективних алгоритмічних методів обробки вихідного сигналу первинних вимірювальних перетворювачів, що використовуються для визначення поточних координат та прискорень у вимірювальних системах [1, 2].

Вихідний сигнал чутливих елементів містить завади. Існує багато наукових праць, присвячених теоретичним основам і дослідженню оптимальних і субоптимальних алгоритмів фільтрації дискретних сигналів засобів вимірювань, що містять завади [3–7, 9, 10].

Також пропонується один з ефективних методів вимірювань механічних величин є формування та алгоритмічна обробка сигналів, що містять інформацію про об'єкт вимірювань. Носієм двовимірної вимірювальної інформації про механічні величини можуть бути цифрові відеозображення об'єктів вимірювань. Для отримання такої інформації про механічні величини необхідно сформувати цифрове відеозображення, яке являє собою двовимірний образ об'єкта вимірювань, ввести це відеозображення в обчислювальний пристрій та виконати цифрову обробку.

Такий підхід повинний забезпечити більш високу точність та швидкодію вимірювань, порівняно з існуючими методами. Це особливо важливо для вимірювань механічних величин в реальному масштабі часу, наприклад, в ході контролю за деяким технологічним процесом. Основою підвищення точності й швидкодії є прискіпливе врахування всіх похибок вимірювань з подальшою розробкою заходів щодо їх компенсації та зменшення.

Метою даної статті є розробка алгоритмічних методів ідентифікації в реальному часі вектора стану для ЧЕ вимірювачів лінійних прискорень. Ці методи забезпечують підвищення точності вимірювань лінійних прискорень у несприятливих і нестаціонарних умовах проведення вимірювань.

Викладення основного матеріалу дослідження. Відеозображення містять інформацію про такі механічні величини, як лінійні й кутові переміщення об'єктів. 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 й 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 вирішення завдання автоматизації процесів обробки і відображення траєкторної інформації, перевагу слід віддати 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, що базуються на процедурі прогнозу і подальшої корекції координат місцезнаходження об'єкта 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:

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

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

$$Z_i = \Phi_{i-1} Z_{i-1},$$

де Φ_{i-1} – перехідна матриця (матриця динаміки об'єкта вимірювань).

Наприклад, для поступального або обертального руху з постійним прискоренням та кроком дискретності спостережень $\delta_{ä} = \text{const}$ маємо:

$$\Phi_{i-1} = \Phi = \begin{bmatrix} 1 & \delta_{ä} & \delta_{ä}^2 / 2 \\ 0 & 1 & \delta_{ä} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

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

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

Тому для реальних процесів руху об'єктів вимірювань

$$Z_i = \Phi_{i-1} Z_{i-1} + \Pi_{i-1}\Lambda_{i-1},$$

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

Для поступального або обертального руху з постійним прискоренням при $\delta_{ä} = \text{const}$:

$$\Pi_{i-1} = \Pi = \begin{bmatrix} 1 & \delta_{ä} & \delta_{ä}^2 / 2 \\ 0 & 1 & \delta_{ä} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$\Lambda_{i-1} = \Lambda(\delta_{ä} \cdot (i-1)).$$

На основі дискретного фільтра Калмана можуть бути отримані оцінки параметрів руху об'єкта вимірювань у вигляді:

$$Z_{i/i} = Z_{i/(i-1)} + \Gamma_i\left(\alpha_i^* - \mathrm{H} Z_{i/(i-1)}\right);$$

$$Z_{i/(i-1)} = \Phi_{i-1} Z_{(i-1)/(i-1)};$$

$$\Gamma_i = P_{i/(i-1)}\mathrm{H}^T\left(\mathrm{H} P_{i/(i-1)}\mathrm{H}^T + \Psi_i\right)^{-1};$$

$$P_{i/(i-1)} = \Phi_{i-1} P_{(i-1)/(i-1)}\Phi_{i-1}^T + \Pi_{i-1} Q_i \Pi_{i-1}^T;$$

$$P_{i/i} = P_{i/(i-1)}(I - \Gamma_i \mathrm{H}),$$

де $Z_{i/(i-1)}$ – прогнозована оцінка вектора стану для моменту часу $i\delta_{ä}$ на основі результатів вимірювань координат від початку вимірювань до моменту часу $(i-1)\delta_{ä}$; $Z_{i/i}$ – уточнена оцінка вектора стану для моменту часу $i\delta_a$ на основі результатів вимірювань координат від початку вимірювань до моменту часу $i\delta_a$; 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 похибок уточненої оцінки вектора стану; Ψ_i – коваріаційна матриця похибок вимірювань для дискретних відліків вихідних величин об'єкта вимірювань; Q_i – коваріаційна матриця дискретних відліків випадкових збурень Λ_i для реального процесу руху об'єкта вимірювань; I – одинична матриця.

Сама оцінка вектора станів за фільтром Калмана виконується рекурентно в два етапи:

- прогноз вектора стану;
- корекція (оцінка) вектора стану.

Розглянуті методи оцінки параметрів траєкторії на основі фіксованої вибірки виміряних 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 призводить 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 об'єктом, що не завжди є допустимим.

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

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

Задача полягає в тому, щоб за відомим екстрапольованим та виміряним значенням координати *r*, отримати згладжене значення r_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 швидкодії та просторової розподільчої здатності засобів вимірювань. Все це вимагає адаптації та оптимального настроювання параметрів у 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 навчанні штучної нейронної мережі, на основі якої пропонується реалізовувати алгоритм оцінки. Вбудовані алгоритми і методи настроювання вагових коефіцієнтів мережі і є головною перевагою штучної нейронної мережі, порівняно зі звичайними неадаптивними засобами обробки вимірювальної інформації [11, 12].

Розглянемо приклад оцінювання параметрів руху, що виконується шляхом реєстрації параметрів руху чутливого елемента, який належить до складу вимірювачів лінійних прискорень (акселерометрів). Акселерометр може бути закріплений на механічній конструкції, для якої визначаються параметри переміщень.

Для оцінки вектора стану чутливого елемента 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].

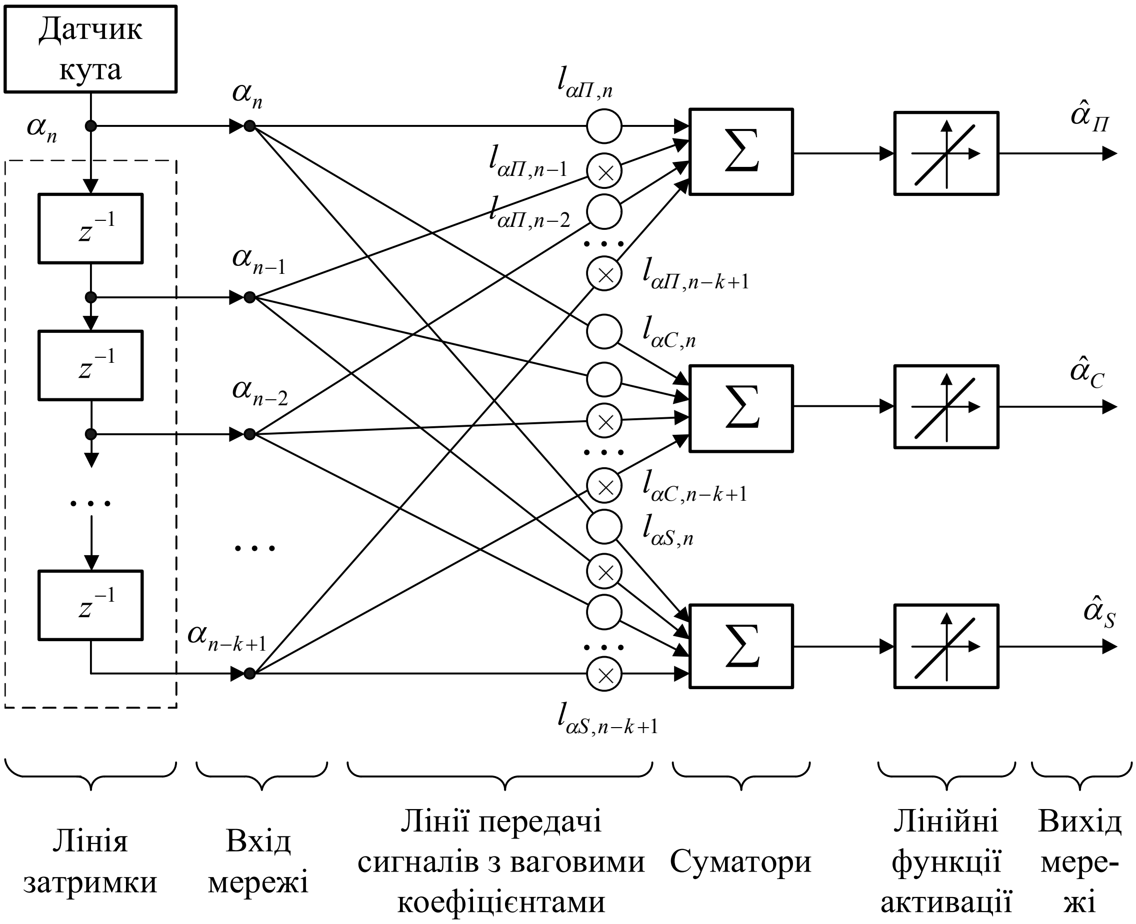

Рис. 1. Структурна схема оцінки вектора стану вимірювача лінійних прискорень на основі штучної нейронної мережі

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

Рекурентний алгоритм навчання штучної нейронної мережі:

$$\tilde{c}(q) = \tilde{c}(q-1) - \Gamma(q) \cdot \nabla F\left(\Delta_{\alpha П}\left(\alpha_{нП}, \alpha_П, \tilde{c}(q-1)\right), \tilde{c}(q-1)\right),$$

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

$$\frac{\partial F}{\partial l_{\alpha П,n}} = \frac{\partial(\Delta^2_{\alpha П})}{\partial l_{\alpha П,n}} = -2\alpha_{i,r}\left(\alpha_{нП} - \sum_{j=n-k+1}^{n} \alpha_{i,j} l_{\alpha П,j}\right) = -2\alpha_{i,r}\left(\alpha_{нП} - \hat{\alpha}_П\right).$$

В результаті отримуємо:

$$\tilde{c}(q) = \tilde{c}(q-1) + \Gamma(q) \cdot 2\alpha_{i,r} \cdot \left(\alpha_{нП} - \alpha_П\right).$$

З даного виразу отримуємо остаточний вираз для обчислення вагових коефіцієнтів нейронів в процесі навчання для кожного з виходів мережі:

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

$$\widetilde{I}_{\alpha C,j}(q) = \widetilde{I}_{\alpha C,j}(q-1) + 2\alpha_{\text{í},r} \cdot \left(\alpha_{\text{í}C} - \hat{\alpha}_{C}\right) \cdot \gamma_{\text{í}} / \left\|\alpha_{\text{í}}\right\|;$$

$$\widetilde{I}_{\alpha S,j}(q) = \widetilde{I}_{\alpha S,j}(q-1) + 2\alpha_{\text{í},r} \cdot \left(\alpha_{\text{í}S} - \hat{\alpha}_{S}\right) \cdot \gamma_{\text{í}} / \left\|\alpha_{\text{í}}\right\|,$$

де $\left\|\alpha_{\text{í}}\right\| = \alpha_{\text{í}}^{\text{Ò}}\alpha_{\text{í}}$ – евклідова норма навчального сигналу на вході мережі.

Ознакою завершення процедури навчання штучної нейронної мережі є виконання умов:

$$\alpha_{\text{íï}} - \alpha_{\text{íï}}(q) \le \varepsilon_{\alpha\text{ï}}\ ;\ \alpha_{\text{í}C} - \alpha_{\text{í}C}(q) \le \varepsilon_{\alpha C}\ ;\ \alpha_{\text{í}S} - \alpha_{\text{í}S}(q) \le \varepsilon_{\alpha S},$$

де $\varepsilon_{\alpha\text{ï}}, \varepsilon_{\alpha C}, \varepsilon_{\alpha S}$ – допустимі значення похибки оцінки стану вектора стану вимірювача лінійних прискорень (похибки виходу штучної нейронної мережі). Будемо вважати, що $\varepsilon_{\alpha\text{ï}} = \varepsilon_{\alpha C} = \varepsilon_{\alpha S}$. Тоді середньоквадратичне значення похибки сигналу $\alpha(t)$, обумовлене цими похибками, дорівнює: $\sigma_{\alpha} = \varepsilon_{\alpha\text{ï}} / \sqrt{3} \le \sigma_{\text{ÄÊ}} / 3$, де $\sigma_{\text{ÄÊ}}$ – середньоквадратичне значення похибки ДК.

Звідси:

$$\alpha_{\text{íï}} - \hat{\alpha}_{\text{íï}}(q) \le \sigma_{\text{ÄÊ}} / \sqrt{3};$$

$$\alpha_{\text{í}C} - \hat{\alpha}_{\text{í}C}(q) \le \sigma_{\text{ÄÊ}} / \sqrt{3};$$

$$\alpha_{\text{í}S} - \hat{\alpha}_{\text{í}S}(q) \le \sigma_{\text{ÄÊ}} / \sqrt{3}.$$

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

Висновки. Ефективним шляхом підвищення точності визначення параметрів руху механічних конструкцій 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), що складається з поточної координати, швидкості та прискорення. Пропонується використання штучної нейронної мережі для підвищення точності вимірювань у нестаціонарних та несприятливих умовах.

У статті на основі штучної нейронної мережі реалізовано алгоритм ідентифікації параметрів руху чутливого елемента, що входить до складу вимірювачів лінійних прискорень (акселерометрів). Акселерометр може бути закріплений на механічній конструкції, для якої визначаються параметри переміщень.

Адаптація та оптимальне настроювання параметрів алгоритму ідентифікації можуть бути виконані в 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. Статистическая обработка результатов экспериментов на микро-ЭВМ и программируемых калькуляторах / *А.А. Костылев, П.В. Миляев, Ю.Д. Дорский и др.* – Л. : Энергоатомиздат, 1991. – 304 с.
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 : Бескид Біт, 2008. – 368 с.
6. *Браммер К.* Фильтр Калмана-Бьюси / *К.Браммер, Г.Зиффилинг.* – М. : Наука, 1982. – 189 с.
7. *Синицын И.Н.* Фильтры Калмана и Пугачева : учеб. 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. *Кузьмин С.З.* Основы теории цифровой обработки радиолокационной информации / *С.З. Кузьмин.* – М. : Советское радио, 1974. – 432 с.
10. *Фалькович С.Е.* Статистическая теория измерительных радиосистем / *С.Е. Фалькович, Э.Н. Хомяков*. – М. : Радио и связь, 1981. – 288 с.

11. *Руденко О.Г.* Штучні нейронні мережі : навч. посібник / *О.Г. Руденко, Є.В. Бодянський.* – Харків : ТОВ "Компанія СМІТ", 2006. – 404 с.
12. *Зайченко Ю.П.* Основи проектування інтелектуальних систем : навч. посібник / *Ю.П. Зайченко.* – К. : Видавничий дім "Слово", 2004. – 352 с.

ПОДЧАШИНСЬКИЙ Юрій Олександрович — кандидат технічних наук, доцент кафедри автоматики та управління в технічних системах Житомирського державного технологічного університету.
Наукові інтереси:
– методи вимірювання механічних величин;
– цифрова обробка зображень.

ШАПОВАЛОВА Оксана Олександрівна — аспірант кафедри автоматики та управління в технічних системах Житомирського державного технологічного університету.
Наукові інтереси:
– методи вимірювання механічних величин;
– цифрова обробка зображень.

Подано 03.11.2011