

УДК 621.873

СИНТЕЗ ОПТИМАЛЬНОГО КЕРУВАННЯ СИСТЕМОЮ „КРАН-ВАНТАЖ” У ВИГЛЯДІ ЗВОРОТНОГО ЗВ’ЯЗКУ

Ю. О. Ромасевич, В. С. Ловейкін, В. В. Макарець, А. С. Поночовний

Національний університет біоресурсів і природокористування України, Україна.

Стаття зі спеціальності: 133 – галузеве машинобудування.

Кореспонденція авторів: romasevichyuriy@ukr.net.

Історія статті: отримано – листопад 2020, акцептовано – грудень 2020.

Бібл. 12, рис. 3, табл. 1.

Анотація. У статті розроблено підхід щодо синтезу оптимального керування рухом динамічної системи „кран-вантаж” для задачі усунення коливань вантажу. В основу підходу покладено штучну нейронну мережу, навчання якої проведено із використанням метаверистичного методу ME-D-PSO за парадигмою навчання „з підкріпленням”. Всі розрахунки приведено для режиму розгону крана з вантажем на гнучкому підвісі. Оптимізаційним критерієм виступав комплексний показник, який враховував швидкодню системи та середньоквадратичне значення динамічної складової потужності. Крім того, на рух системи накладено кінематичне та динамічні обмеження, що викликані обмеженістю можливостей частотно-керованого приводу механізму переміщення крана.

Сутність розробленого у статті підходу полягає у пошуку мінімуму оптимізаційного критерію у просторі ваг і бісів штучної нейронної мережі, які, крім того, задовольняють крайові умови руху системи та накладені обмеження.

Отриманий у ході виконання розрахунків тензор ваг і матриця бісів нейронної мережі дає змогу забезпечити всі вихідні умови задачі. Результати проілюстровані за допомогою графічних залежностей кінематичних, енергетичних та динамічних характеристик руху динамічної системи. Крім того, проведено розрахунок оціночних показників: максимальних та середньоквадратичних величин потужності, рушійного зусилля, коливань вантажу.

У кінцевій частині статті наведено перспективи подальших досліджень у даному напрямку.

Ключові слова: вантажопідйомний кран, оптимальне керування, штучна нейронна мережа, коливання вантажу.

Постановка проблеми

Сучасне виробництво пов’язано з переміщенням значної кількості вантажів. Для виконання цих функцій у річкових та морських портах використовуються вантажопідйомні крани прольотного типу.

Робота кранів у портах пов’язана із вимогою високої продуктивності, яку вдається забезпечити лише при автоматизації перевантажувальних процесів. Одним із шляхів щодо вирішення цієї науково-прикладної задачі є усунення маятникових коливань вантажу на гнучкому підвісі. При цьому стратегію керування рухом вантажопідйомного крана необхідно обрати такою, щоб мінімізувати один або декілька небажаних показників його роботи (наприклад, втрати енергії, тривалість циклу переміщення вантажу, динамічні навантаження у крановій металоконструкції тощо). Варто відмітити, що на рух крана та вантажу у портах можуть справляти вплив вітрові пориви, які мають стохастичний характер. Тому шукане оптимальне керування рухом крана повинно враховувати фактичний стан системи (положення і швидкості крана і вантажу). Сучасними підходами у синтезі оптимального регулятора руху крана є застосування штучних нейронних мереж та метаверистичних методів оптимізації. Саме такі підходи будуть розвинені у даній роботі.

Аналіз останніх досліджень

У роботах [1, 2] на основі застосування штучних нейронних мереж отримано оптимальне керування рухом системи „кран-вантаж”. Автори для опису руху системи застосували систему нелінійних диференціальних рівнянь, а оптимальне керування отримали при розв’язуванні рівняння Гамільтона-Якобі-Беллмана. Стійкість керування була досліджена методом Ляпунова.

У роботі [3] також застосовано нейронну мережу для керування двомасовою системою „кран-вантаж”. Автори застосували нелінійну математичну модель системи. У результаті було отримано нейрорегулятор, який характеризується робастністю та нечутливістю до зовнішніх стохастичних збурень.

У роботі [4] для знаходження оптимальної швидкодії руху крана із вантажем на гнучкому підвісі запропоновано використати технології машинного навчання, у тому числі нейронні мережі. У роботі автори використали обмеження на максимальне

прискорення крана, його швидкість та кут відхилення канату з вантажем від вертикалі.

Перспективним напрямом, який використовується для задач синтезу оптимального керування рухом кранів у вигляді зворотного зв'язку, є метаевристичні методи. Зокрема, у роботі [5] за допомогою модифікації методу рою часточок FIPSO отримано шість оптимальних значень коефіцієнтів багатоканального ПД-регулятора. Моделювання руху системи показало його якісну роботу.

У роботі [6] за допомогою методу рою часточок PSO отримано коефіцієнти лінійно-квадратичного регулятора та регулятора, який мінімізує середньоквадратичне значення похибки швидкості руху крана. Аналіз результатів показав вищу швидкодію останнього регулятора.

Аналогічний підхід застосовано у роботі [7]. Однак, модель динамічної системи дещо інша – вона відповідає подвійному рухомому маятнику. Метод PSO автори використали для знаходження шести (за розмірністю фазового вектора системи) коефіцієнтів лінійно-квадратичного регулятора.

Зазначимо, що більшість проаналізованих робіт включають нелінійні моделі системи „кран-вантаж”, що, на нашу думку, не є необхідним. В практиці експлуатації вантажопідйомних кранів амплітуди коливань вантажу не перевищують 12° , що дає підстави для лінеаризації математичної моделі руху крана із вантажем на гнучкому підвісі [8]. Крім того, значна частина результатів, які проаналізовані вище, відносяться до лабораторних моделей кранів. Вони не в повній мірі відповідають тим обмеженням, які зустрічаються на практиці. Це, зокрема, відноситься до швидкості наростання рушійного зусилля. Пояснимо це твердження. Для реалізації оптимального керування у кранових механізмах дуже часто використовуються асинхронні частотно-керовані приводи. Значна швидкість наростання рушійного зусилля, або пропорційного йому електромагнітного моменту приводу, вимагає прикладання до обмоток двигуна значних напруг. Очевидно, що це не може бути виконано із використанням частотних перетворювачів, навіть тих, які розроблені під задачі керування механізмами вантажопідйомних кранів.

Таким чином, задачі синтезу оптимального керування рухом крана з метою усунення маятникових коливань вантажу є актуальним науково-прикладним напрямом. Його поточний стан відображає сучасні тренди світової науки, які полягають у застосуванні штучних нейронних мереж, метаевристичних методів оптимізації та інших методів „м'яких” обчислень [9].

Мета досліджень

Мета дослідження полягає у синтезі оптимального керування рухом динамічної системи „кран-вантаж” у вигляді зворотного зв'язку. Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити наступні задачі: 1) виконати постановку задачі навчання оптимального нейнорегулятора для цілей керування рухом вантажопідйомного крана із вантажем на гнучкому

підвісі; 2) звести вихідну задачу до задачі безумовної оптимізації; 3) розв'язати задачу за допомогою методу ME-D-PSO; 4) провести аналіз отриманого розв'язку та вказати перспективи подальших досліджень у даному напрямку.

Результати досліджень

Для проведення досліджень використаємо двомасову динамічну модель системи „кран-вантаж”, яка показана на рис. 1.

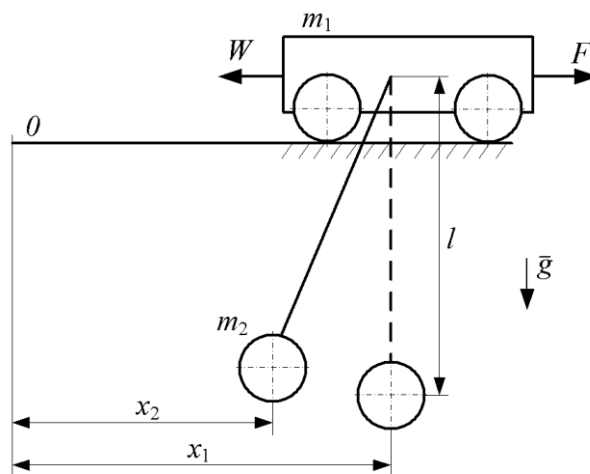


Рис. 1. Динамічна модель системи „кран-вантаж”, яка використана у розрахунках.

Fig. 1. Dynamical model of the system „crane-load”, which has been used in the calculations.

Зазначимо, що застосування моделі (рис. 1) для задач аналізу маятникових коливань вантажу та синтезу оптимальних керувань краном, які дозволяють їх усувати, є загальноприйнятими [8].

Рух зведених мас даної системи описується системою диференціальних рівнянь:

$$\begin{cases} \ddot{x}_1 = \ddot{x}_2 + \ddot{x}_2 \frac{l}{g}; \\ F - W = m_1 \ddot{x}_1 + m_2 \ddot{x}_2, \end{cases} \quad (1)$$

де m_1 та m_2 – зведені маси крана та вантажу відповідно; x_1 та x_2 – узагальнені координати зведених мас m_1 та m_2 відповідно; l – довжина гнучкого підвісу; F – рушійне зусилля приводу; W – сила статичного опору переміщення крана.

Система керування рухом крана повинна забезпечити розгін крана зі стану спокою до певної (наперед заданої) усталеної швидкості та усунення коливань вантажу в кінці розгону. Математично ці умови записуються таким чином:

$$\begin{cases} x_1(0) = \dot{x}_1(0) = x_2(0) = \dot{x}_2(0) = 0; \\ x_1(t_s) = x_2(t_s); \quad \dot{x}_1(t_s) = \dot{x}_2(t_s) = v, \end{cases} \quad (2)$$

де v – номінальна (усталена) швидкість руху крана; t_s – тривалість розгону крана. Вкажемо також обмеження, які накладаються на рух системи. Вони обумовлені перевантажувальною здатністю двигуна механізму переміщення крана (обмеження на величину рушійного зусилля) та обмеженою напругою його

живлення (вона зумовлює обмеження на швидкість зміни рушійного зусилля). Ці обмеження записуються таким чином:

$$\begin{cases} F_{\min} \leq F \leq F_{\max}; \\ \dot{F}_{\min} \leq \dot{F} \leq \dot{F}_{\max}, \end{cases} \quad (3)$$

де $F_{\min}$ та $F_{\max}$ – відповідно максимальне та мінімальне значення рушійних зусиль приводу; $\dot{F}_{\min}$ та $\dot{F}_{\max}$ – відповідно максимальне та мінімальне значення швидкостей зміни рушійних зусиль приводу. У загальному випадку величини $F_{\min}$ та $F_{\max}$ і $\dot{F}_{\min}$ та $\dot{F}_{\max}$ різні за величинами.

Задамо також обмеження на перерегулювання швидкості руху крана:

$$\dot{x}_1 \leq v. \quad (4)$$

Система керування повинна забезпечити вказані умови (2)–(4). Однак, існує безліч таких керувань, які відповідають умовам (2)–(4). Для того, щоб серед цієї множини обрати одне, необхідно задатись критерієм оптимізації. У даній задачі запишемо його у такому вигляді:

$$Cr = \delta_1 \delta_t t_s + (1 - \delta_1) \delta_P \sqrt{t_s^{-1} \int_0^{t_s} P_{dyn}^2 dt} = \delta_1 \delta_t t_s + (1 - \delta_1) \delta_P \sqrt{t_s^{-1} \int_0^{t_s} (m_1 \ddot{x}_1 \dot{x}_1 + m_2 \ddot{x}_2 \dot{x}_1)^2 dt} \rightarrow \min, \quad (5)$$

де P_{dyn} – динамічна складова потужності приводу; δ_1 – ваговий коефіцієнт, який показує важливість зменшення тривалості розгону крана; δ_t та δ_P – коефіцієнти, які зводять відповідні доданки критерію (5) до безрозмірного вигляду.

У даній задачі оптимізаційним критерієм виступає комплексний показник, який на компромісній основі відображає тривалість розгону та середньоквадратичне значення динамічної складової потужності приводу. Тобто керування повинно відповідати швидкодії системи та високій енергоефективності її руху.

Всі подальші розрахунки проведені для вантажопідйомного крана із такими параметрами: $m_1=42000$ кг, $m_2=25000$ кг, $l=5$ м, $v=1,2$ м/с, $F_{\min}=0$ Н, $F_{\max}=56250$ Н, $\dot{F}_{\min}=-400$ кН/с, $\dot{F}_{\max}=400$ кН/с; $W=6573$ Н, $\delta_1=0,5$, $\delta_t=0,176$ Гц, $\delta_P=0,00004$ Вт⁻¹.

Величина δ_1 показує, що вимоги мінімізації тривалості розгону та середньоквадратичного значення потужності приводу крана у постановці задачі є рівнозначними. Величина коефіцієнта δ_t рівна частоті вільних коливань рухомого маятника, а величина δ_P – обернено пропорційна номінальній потужності приводу механізму переміщення крана.

Відмітимо, що у постановці задачі використані несиметричні обмеження на величину рушійного зусилля: нижня границя допустимої величини рушійного зусилля відповідає вимкненому двигуну приводу крана.

Таким чином, задача (1)–(5) є нелінійною, через нелінійність критерію (5). До того ж вона ускладнена обмеженнями (3)–(4). Для того, щоб знайти її розв’язок використаємо апроксиматор оператора функції

рушійного зусилля $F=F(x_1, \Delta x, \Delta \dot{x})$. У цьому виразі позначення Δx та $\Delta \dot{x}$ відповідають різницям відповідно положень і швидкостей крана і вантажу. Відомо [10], що одним із найпотужніших апроксиматорів функцій є штучна нейронна мережа. Тому використаємо у даному дослідженні нейронну мережу прямого поширення із трьома входами (за кількістю фазових координат системи $\dot{x}_1$, Δx , $\Delta \dot{x}$), одним виходом (вона відповідає величині F), одним прихованим шаром з п’ятьма нейронами в ньому. Кожен нейрон характеризується активаційною функцією арктангенс. Нейронна мережа є повнозв’язною, а на кожен нерон також подається сигнал біаса (зміщення).

Таким чином, задача синтезу керування у вигляді зворотного зв’язку полягає у навчанні нейронної мережі, тобто визначенні компонентів тензора ваг і матриці біасів. Загалом необхідно було визначити 20 ваг і 6 біасів штучної нейронної мережі.

Для того, щоб отримати такі значення компонентів тензора ваг і матриці біасів нейронної мережі, які відповідають умовам задачі (1)–(5), використаємо модифікацію методу рою часточок ME-D-PSO [11, 12]. Кількість ітерацій алгоритму прийме рівню 500. Кількість часточок в рої – 30.

Результат навчання нейронної мережі можна проілюструвати за допомогою графіка зменшення величини критерію (5) (рис. 2). Цей графік, що побудовано у логарифмічних шкалах, показує процес поступового зменшення величини Cr . При цьому величини ваг та біасів нейронної мережі підбираються таким чином, щоб забезпечити умови задачі (1)–(5). Про це свідчить поступове зменшення величини критерію Cr .

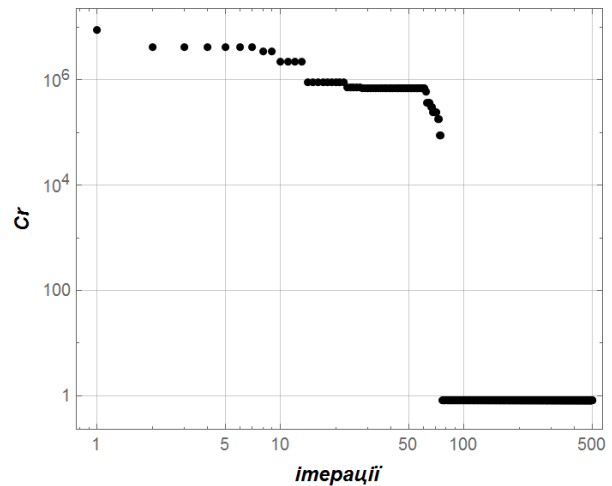


Рис. 2. Величина оптимізаційного критерію Cr протягом процедури навчання штучної нейронної мережі.

Fig. 2. Value of optimization criterion Cr during artificial neural network training.

У результаті отримано такі значення компонентів критерію (5): $t_s=5,16$ с, $\sqrt{t_s^{-1} \int_0^{t_s} P_{dyn}^2 dt} = 17516$ Вт.

Отримані величини ваг і біасів представимо у вигляді трьох матриць і одного скаляра:

- 1) матриця ваг прихованого шару $\begin{bmatrix} 0,692 & -1,9997 & 0,337 \\ -2,000 & 0,011 & -0,250 \\ -0,275 & 0,304 & 1,219 \\ 0,303 & 0,229 & -1,129 \\ 1,319 & -1,238 & -1,781 \end{bmatrix}$;
- 2) матриця ваг вихідного шару (один нейрон) $\begin{bmatrix} 0,411 \\ 1,789 \\ -1,976 \\ -0,843 \\ 0,053 \end{bmatrix}$;
- 3) матриця біасів прихованого шару $[0,567 \ 0,818 \ 1,954 \ -1,415 \ -1,360]$;
- 4) скаляр-біас вихідного шару (один нейрон) $-0,132$.

Для того, щоб проілюструвати отримані результати наведемо графіки функцій (рис. 3).

З рис. 3, а видно, що рушійне зусилля протягом розгону крана досягає верхньої границі, але не перетинає її. Це забезпечує перевантажувальну здатність приводу механізму переміщення крана.

Аналізуючи графік, що показано на рис. 3, а, приходимо до висновку, що наростання та спад рушійного зусилля відбувається з певним темпом, тобто без розривів першого роду. Це позитивно відобразиться на динаміці керування, а також робить реалізацію керування можливою засобами асинхронного частотно-керуваного електроприводу.

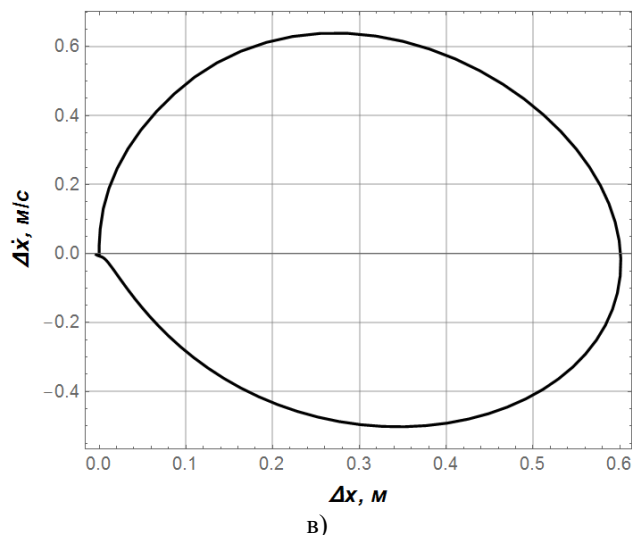
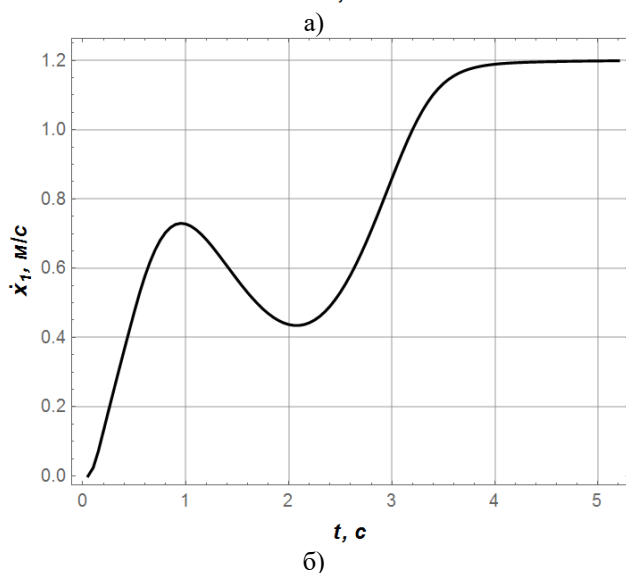
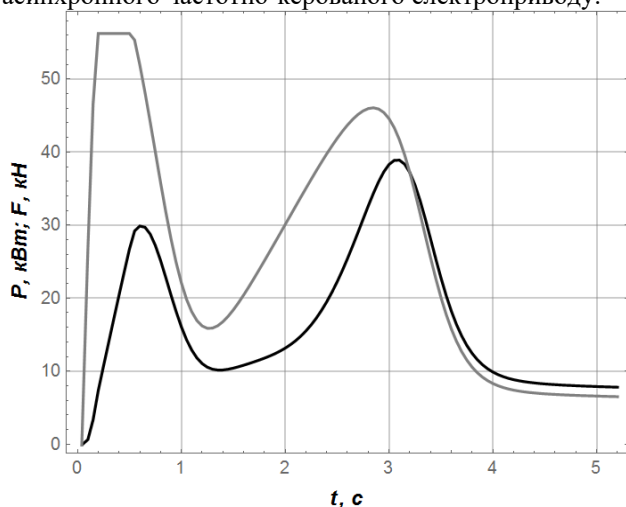


Рис. 3. Графіки функцій, які відповідають оптимальному керуванню: а) потужність приводу механізму переміщення крана (чорний графік) та рушійне зусилля приводу (сірий графік); б) швидкість переміщення крана; в) фазовий портрет маятникових коливань вантажу.

Fig. 3. Plots of functions, which refer to optimal control: a) power of drive of the crane movement mechanism (black curve) and drive force (gray curve); b) velocity of the crane; c) phase portrait of the load oscillations.

Функція швидкості переміщення крана (рис. 3, б) є плавною, що не викликає значних динамічних навантажень у елементах приводу та металоконструкції крана.

Отримане оптимальне керування дозволяє усувати коливання вантажу, що підтверджується фазовим портретом (рис. 3, в).

Крім того, було розраховано основні оціночні показники руху системи при оптимальному керуванні, які наведено у табл. 1.

Таблиця 1. Оціночні показники оптимального керування рухом крана.

Table 1. Estimation indexes of crane movement optimal control.

Показник		Одиниця	Значення
Максимальне значення	Потужність приводу	Вт	38906
	Рушійне зусилля	Н	56250
	Амплітуда коливань вантажу	м	0,601
Середньоквадратичне значення	Потужність приводу	Вт	17516
	Рушійне зусилля	Н	25967
	Відхилення канату з вантажем від вертикалі	м	0,198

Аналіз даних, які наведено у табл. 1, показує, що оптимальне керування забезпечує прийнятні, з точки

зору практичної реалізації, показники руху крана протягом розгону.

Таким чином, застосування штучної нейронної мережі в сукупності з метаевристичним методом оптимізації ME-D-PSO, який був використаний для її навчання, дав змогу отримати розв’язок досить складної задачі оптимального керування.

Подальші дослідження у даній сфері полягають у модифікації постановочної частини задачі оптимального керування рухом крана, застосуванні інших типів нейронних мереж (наприклад, на основі радіально-базисних функцій) для синтезу нейрорегулятора руху крана, проведенні порівняльного аналізу для встановлення найбільш ефективних підходів щодо розв’язання подібних задач, дослідженні робастності отриманих керувань та встановленні меж стійкості керувань тощо.

Висновки

1. У дослідженні виконано постановку задачі оптимального керування рухом системи „кран-вантаж” у вигляді зворотного зв’язку, яка включає: математичну модель системи, крайові умови, обмеження та оптимізаційний критерій.

2. Для заходження розв’язку задачі використано штучну нейронну мережу прямого поширення, яка включена у контур регулювання рушійного зусилля, що діє на кран. Вектор вхідних змінних нейронної мережі відповідає фазовим координатам динамічної системи. Таким чином, вихідну задачу було зведено до задачі навчання нейронної мережі.

3. Із використанням метаевристичного методу ME-D-PSO знайдено ваги та біаси нейронної мережі, які забезпечують умови задачі оптимального керування рухом системи „кран-вантаж”.

4. Аналіз отриманого керування показав плавність зміни основних кінематичних, динамічних та енергетичних характеристик системи, а розраховані оціночні показники дали змогу підтвердити можливість реалізації оптимального керування засобами частотно-керуваного електроприводу.

Список літератури

1. Wang D., He H., Liu D. Intelligent Optimal Control With Critic Learning for a Nonlinear Overhead Crane System. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 2018. Vol. 14(7), P. 2932-2940. doi: 10.1109/tii.2017.2771256.
2. Wang D., He H., Liu D. Adaptive Critic Nonlinear Robust Control: A Survey. *IEEE Transactions on Cybernetics*. 2017. Vol. 47(10). P. 3429-3451. doi: 10.1109/tcyb.2017.2712188.
3. Das S., Dhalmahapatra K., Maroo P., Maiti J. A self-tuning neuromorphic controller to minimize swing angle for overhead cranes. 4th International Conference on Recent Advances in Information Technology (RAIT). 2018. doi: 10.1109/rait.2018.8388978.
4. Zhang X., Xue R., Yang Y., Cheng L., Fang Y. Learning Time-optimal Anti-Swing Trajectories for

Overhead Crane Systems. *Lecture Notes in Computer Science*. 2016. P. 338-345. doi: 10.1007/978-3-319-40663-3_39.

5. Choudhury S., Mishra R., Mishra R. G., Kumar A. Intelligent Communication, Control and Devices. *Advances in Intelligent Systems and Computing*. 2020. doi: 10.1007/978-981-13-8618-3.

6. Doktian J., Pongyart W., Vanichchanunt P. Passivity-Based Approach for Overhead Crane Anti-Sway Controller Design. *Research, Invention, and Innovation Congress (RI2C)*. 2019. doi: 10.1109/ri2c48728.2019.8999961.

7. Abdulhamid I. B., Muhammad M., Khaleel A. I. Control of a Double Pendulum Crane System Using PSO-Tuned LQR. 2nd International Conference of the IEEE Nigeria Computer Chapter (NigeriaComputConf). 2019. doi: 10.1109/nigeriacomputconf45974.2019.8949631.

8. Romasevych Y., Loveikin V., Stekhno O. Closed-loop optimal control of a system Trolley – Payload. *UPB Scientific Bulletin, Series D: Mechanical Engineering*. 2019. Vol. 81(2). P. 3-12.

9. Engelbrecht Andries P. Computational intelligence: an introduction. 2nd ed. John Wiley & Sons Ltd. 2007. 597 p.

10. Cybenko G. Approximations by superpositions of sigmoidal functions. *Mathematics of Control, Signals, and Systems*. 1989. Vol. 2(4). P. 303-314. doi: 10.1007/BF02551274.

11. Romasevych Y., Loveikin V., Makarets V. Optimal constrained tuning of PI-controllers via a new PSO-based technique. *International Journal of Swarm Intelligence Research*. 2020. Vol. 11(4). P. 87-105.

12. Loveikin V., Romasevych Y., Shymko L., Ohienko M., Duczmal W., Potwora W., Titova L., Rogovskii I. *Agrotronics and optimal control of cranes and hoisting machines: monograph*. Opole: The Academy of Management and Administration in Opole. 2020. 164 p.

References

1. Wang D., He H., Liu D. (2018). Intelligent Optimal Control With Critic Learning for a Nonlinear Overhead Crane System. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 14(7). 2932-2940. doi: 10.1109/tii.2017.2771256.
2. Wang D., He H., Liu D. (2017). Adaptive Critic Nonlinear Robust Control: A Survey. *IEEE Transactions on Cybernetics*. 47(10). 3429-3451. doi: 10.1109/tcyb.2017.2712188.
3. Das S., Dhalmahapatra K., Maroo P., Maiti J. (2018). A self-tuning neuromorphic controller to minimize swing angle for overhead cranes. 4th International Conference on Recent Advances in Information Technology (RAIT). doi: 10.1109/rait.2018.8388978.
4. Zhang X., Xue R., Yang Y., Cheng L., Fang Y. (2016). Learning Time-optimal Anti-Swing Trajectories for Overhead Crane Systems. *Lecture Notes in Computer Science*. 338-345. doi: 10.1007/978-3-319-40663-3_39.
5. Choudhury S., Mishra R., Mishra R. G., Kumar A. (2020). Intelligent Communication, Control and Devices. *Advances in Intelligent Systems and Computing*. doi: 10.1007/978-981-13-8618-3.

6. *Doktian J., Pongyart W., Vanichchanunt P.* (2019). Passivity-Based Approach for Overhead Crane Anti-Sway Controller Design. Research, Invention, and Innovation Congress (RI2C). doi: 10.1109/ri2c48728.2019.8999961.

7. *Abdulhamid I. B., Muhammad M., Khaleel A. I.* (2019). Control of a Double Pendulum Crane System Using PSO-Tuned LQR. 2nd International Conference of the IEEE Nigeria Computer Chapter (Nigeria Comput Conf). doi: 10.1109/nigeriacomputconf45974.2019.8949631.

8. *Romasevych Y., Loveikin V., Stekhno O.* (2019). Closed-loop optimal control of a system Trolley – Payload. UPB Scientific Bulletin, Series D: Mechanical Engineering. 81(2). 3-12.

9. *Engelbrecht Andries P.* (2007). Computational intelligence: an introduction. 2nd ed. John Wiley & Sons Ltd. 597.

10. *Cybenko G.* (1989). Approximations by superpositions of sigmoidal functions. Mathematics of Control, Signals, and Systems. 2(4). 303-314. doi: 10.1007/BF02551274.

11. *Romasevych Y., Loveikin V., Makarets V.* (2020). Optimal constrained tuning of PI-controllers via a new PSO-based technique. International Journal of Swarm Intelligence Research. 11(4). 87-105.

12. *Loveikin V., Romasevych Y., Shymko L., Ohienko M., Duczmal W., Potwora W., Titova L., Rogovskii I.* (2020). Agrotronics and optimal control of cranes and hoisting machines: monograph. Opole: The Academy of Management and Administration in Opole. 164.

СИНТЕЗ ОПТИМАЛЬНОГО УПРАВЛЕНИЯ СИСТЕМОЙ „КРАН-ГРУЗ” В ВИДЕ ОБРАТНОЙ СВЯЗИ

*Ю. А. Ромасевич, В. С. Ловеikin,
В. В. Макарець, А. С. Поночовний*

Аннотация. В статье разработан подход к синтезу оптимального управления движением динамической системы „кран-груз” для задачи устранения колебаний груза. В основу подхода положена искусственная нейронная сеть, обучение которой проведено с использованием метаэвристического метода ME-D-PSO по парадигме обучения „с подкреплением”. Все расчеты приведены для режима разгона крана с грузом на гибком подвесе. Оптимизационным критерием выступал комплексный показатель, учитывающий быстродействие системы и среднее значение динамической составляющей мощности. Кроме того, на движение системы наложено кинематическое и динамические ограничения, вызванные ограниченностью возможностей частотно-управляемого привода механизма перемещения крана.

Сущность разработанного в статье подхода заключается в поиске минимума оптимизационного критерия в пространстве весов и биасов искусственной нейронной сети, которые, кроме того, удовлетворяют краевым условиям движения системы и наложенным ограничениям.

Полученный в ходе выполнения расчетов тензор весов и матрица биасов нейронной сети позволяет обеспечить все исходные условия задачи. Результаты проиллюстрированы с помощью графических зависимостей кинематических, энергетических и динамических характеристик движения динамической системы. Кроме того, проведен расчет оценочных показателей: максимальных и среднеквадратичных величин мощности, движущего усилия, колебаний груза.

В конечной части статьи приведены перспективы дальнейших исследований в данном направлении.

Ключевые слова: грузоподъемный кран, оптимальное управление, искусственная нейронная сеть, колебания груза.

SYNTHESIS OF OPTIMAL CLOSED-LOOP CONTROL OF THE SYSTEM „CRANE-LOAD” IN FORM OF FEEDBACK

*Yu. O. Romasevych, V. S. Loveikin,
V. V. Makarets, A. S. Ponochovny*

Abstract. The article develops an approach to the synthesis of optimal motion control of the dynamic system „crane-load” for the problem of eliminating load oscillations. The approach is based on an artificial neural network. Its training was conducted by using the metaheuristic method ME-D-PSO via the reinforcement learning paradigm. All calculations are given for the mode of acceleration of the crane with a load on a flexible suspension. The optimization criterion was a complex indicator that takes into account the duration of the system motion and the RMS value of the dynamic component of drive power. In addition, there are kinematic and dynamic constraints in the problem statement, which are caused by the limited features of the frequency-controlled drive of the crane movement mechanism.

The essence of the approach developed in the article is connected with finding the optimization criterion minimum in the space of weights and biases of an artificial neural network, which, in addition, satisfy the boundary conditions of the system and the imposed constraints.

The weight tensor and the bias matrix of the neural network have been obtained during the calculations. They satisfy all of the conditions of the problem. The results are illustrated by graphical dependences of kinematic, energetic and dynamic characteristics of the dynamic system motion. In addition, the calculation of estimated indicators are given: maximum and RMS values of power, driving force, and load oscillations.

The final part of the article presents the prospects for further research in the area.

Key words: crane, optimal control, artificial neural network, load oscillations.

Ю. О. Ромасевич ORCID 0000-0001-5069-5929.

В. С. Ловеikin ORCID 0000-0003-4259-3900.

В. В. Макарець ORCID 0000-0002-9116-0784.

А. С. Поночовний ORCID 0000-0002-7327-9474.