

Марія Весела^{1*}, Ірина Клименко², Юлія Мельнікова³

¹ Доцент, Кафедра управління на транспорті, Національний технічний університет «Дніпровська політехніка», пр. Дмитра Яворницького, 19 м. Дніпро, 49005, Україна. ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-9318-9110>

² Доцент, Кафедра управління на транспорті, Національний технічний університет «Дніпровська політехніка», пр. Дмитра Яворницького, 19 м. Дніпро, 49005, Україна. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6263-0951>

³ Старший викладач, Кафедра управління на транспорті, Національний технічний університет «Дніпровська політехніка», пр. Дмитра Яворницького, 19 м. Дніпро, 49005, Україна. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7023-023X>

* Автор, відповідальний за листування: mves357@gmail.com

ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ В АДАПТИВНОМУ УПРАВЛІННІ ЕЛЕКТРОМОБІЛЕМ

Для подолання недостачі інформації о параметрах їздового циклу електромобіля використовуються нейронні мережі, за допомогою яких передбачається адаптивне управління, що дозволяє пристосовувати електромобіль до зовнішніх умов експлуатації, а також компенсувати неточності математичних моделей. Використання ітеративної оптимізації параметрів дозволяє налаштувати оптимальну роботу силової установки електромобіля (СУЕ) в процесі його руху. Цей метод дозволяє використовувати єдиний підхід для дослідження різних процесів незалежно від параметричних особливостей електромобілів. Для прискорення адаптації проводять навчання нейроконтролера і нейромережевої моделі з використанням еталонної моделі управління, в якості якої виступає або оптимальна стратегія, або стратегія, яка основана на логічних правилах вибору, отримана за допомогою методичного програмування для деякого заданого їздового циклу. За результатами дослідження запропоновано алгоритм адаптації. Приведені в статті вирази дозволяють здійснювати адаптацію силової установки на основі гібриду до поточного їздового циклу на основі концепції навчання нейронечіткого контролера з підкріпленням. Ціль навчання нейронечіткого контролера є формування таких керуючих впливів силової установки, які б сприяли зменшенню квадратичного значення оцінки функціоналу якості управління.

Ключові слова: нейронні мережі, електромобіль, силова установка електромобіля, адаптивне управління, нейроконтролер.

Вступ. У сучасному світі людина намагається зробити своє життя безпечним та комфортним за допомогою розробки та використання сучасних технологій, однією з таких є нейронна мережа, яку наразі успішно використовують в різних галузях. Нейронні мережі використовують там, де необхідно вирішувати задачі оптимізації, контролю, управління та прогнозування. Широкий спектр використання обумовлюється такими властивостями як багатозадачність та легкість у користуванні. Нейронні мережі привабливі за рахунок простоти використання й імітації роботи мозку людини. Використання нейронної мережі для адаптації силової установки електромобіля до реальних умов руху в режимі експлуатації дозволяє подолати нестачу інформації о параметрах їздового циклу та зовнішніх умовах експлуатації.

Аналіз останніх досліджень і постановка проблеми. Рішення завдання оптимізації управління силовою установкою електромобіля наштовхує на ряд труднощів, пов'язаних з ідентифікацією математичних моделей силової установки електромобіля (СУЕ) як об'єктів управління, а також з недоліком апріорної інформації про параметри їздового циклу.

Є необхідність в розробці методики адаптації стратегії управління силовою установкою електромобіля з підзарядкою до умов експлуатації з використанням нейронної мережі для подолання недостачі інформації.

Мета і завдання дослідження. Використання нейронної мережі дозволяє імітувати рух транспортного засобу й адаптувати його до реальних умов руху в режимі експлуатації. Нейронна мережа відрізняється тим, що в процесі руху транспортного засобу вона не програмується, а навчається. Існує три способи навчання нейронної мережі:

- навчання з супервайзером, коли є усі дані для тренування моделі;
- навчання без супервайзера, коли є набір даних, але не має чітких вказівок для роботи;
- навчання з підкріпленням, коли знаходиться баланс між дослідженням та адаптацією до дії.

Рішення завдання оптимізації управління СУЕ наштовхує на ряд труднощів, пов'язаних з ідентифікацією математичних моделей СУЕ як об'єктів управління, а також з недоліком апріорної інформації о параметрах їздового циклу стосовно зовнішніх умов експлуатації[1].

Матеріали та методи дослідження. Одним із способів подолання зазначених труднощів є використання концепції адаптивного управління, коли низька точність математичних моделей і недолік апріорної інформації заповнюються за рахунок більш повного використання поточної інформації. У цьому випадку характеристики системи управління доцільно представити у вигляді параметричних даних, що задаються апроксимуючими функціями, а настройку виробляти шляхом ітеративної оптимізації параметрів. При цьому система автоматичного управління СУЕ повинна мати в своєму складі блок адаптації, що забезпечує асимптотичне наближення $J_{SV} \rightarrow J_{SV}^*$ і при $t \rightarrow \infty$ шляхом налаштування параметрів регулятора, яка наведена на рис. 1.

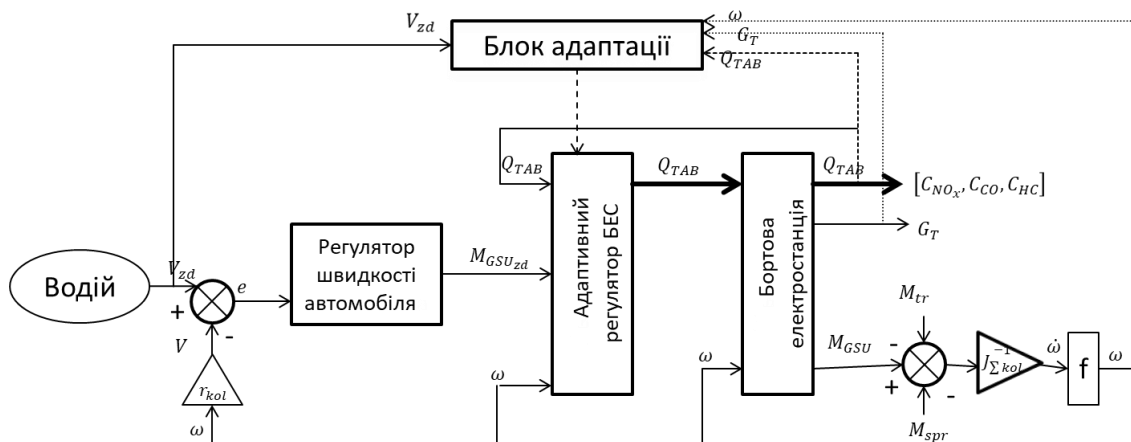


Рис. 1. Система адаптивного керування силовою установкою електромобіля

Одним з найбільш перспективних і недосліджених підходів до реалізації адаптивного управління силовою установкою є управління з використанням нейромережевого адаптивного критика (Adaptive Critic), відомий також як «Наближене динамічне програмування» (Approximated Dynamic Programming). В цьому випадку в структурній схемі системи автоматичного управління міститься блок – Критик, що оцінює якість роботи всієї системи управління. Даний підхід передбачає адаптацію стратегії управління гібридної силової установки на основі концепції навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning).

Розглянемо структуру адаптивного регулятора електросилової установки, який реалізує концепцію нейромережевого управління з нейромережевими критиком і моделлю об'єкта управління, наведену на рис. 2 [3].

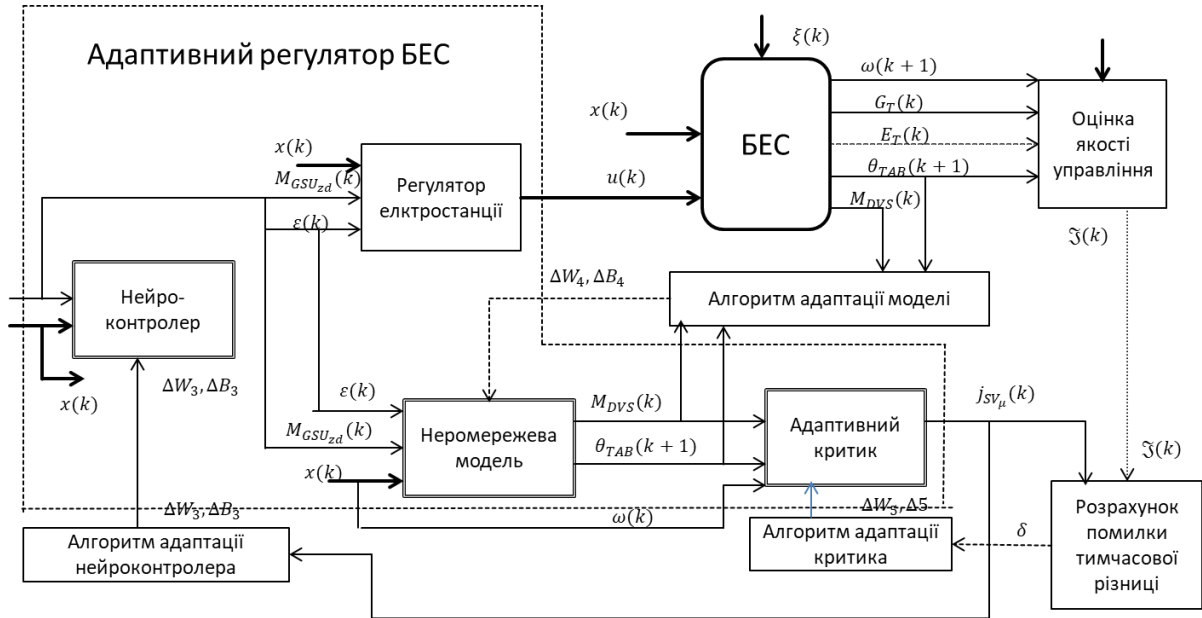


Рис. 2. Адаптивний регулятор гібридної силової установки

В процесі функціонування системи автоматичного управління гібридної силової установки на k -м кроці управління обчислення коефіцієнта використання електроприводу здійснюється нейроконтролером $\varepsilon = F_{GSU,NC}(x, M_{GSU.zd})$, який реалізований у вигляді тришарової нейронної мережі прямого поширення з активаційною функцією нейронів прихованих шарів у вигляді функції гіперболічного тангенса і лінійного нейрона вихідного шару

$$\begin{bmatrix} \bar{\omega}(k) \\ \bar{\theta}_{TAB}(k) \\ \bar{M}_{GSU.zd}(k) \end{bmatrix} = \left(\begin{bmatrix} \omega(k) \\ \theta_{TAB}(k) \\ M_{GSU.zd}(k) \end{bmatrix} - \underset{k=0,N}{M} \left\{ \begin{bmatrix} \omega(k) \\ \theta_{TAB}(k) \\ M_{GSU.zd}(k) \end{bmatrix} \right\} \right) : \underset{k=0,N}{std} \left\{ \begin{bmatrix} \omega(k) \\ \theta_{TAB}(k) \\ M_{GSU.zd}(k) \end{bmatrix} \right\} \quad (1)$$

$$N_{31} = 2 : \left(1 + \exp \left(-2(W_{31} \cdot [\bar{\omega}(k) \ \bar{\theta}_{TAB}(k) \ \bar{M}_{GSU.zd}(k)]^T + B_{31}) \right) \right) - 1, \quad (2)$$

$$N_{32} = 2 : \left(1 + \exp \left(-2 \cdot (W_{32} \cdot N_{31} \cdot B_{32}) \right) \right) - 1, \quad (3)$$

$$\bar{\varepsilon}(k) = W_{33} \cdot N_{32} \cdot B_{33}, \quad \varepsilon(k) = \bar{\varepsilon}(k) \cdot \underset{k=0,N}{std} \{ \varepsilon(k) \} + \underset{k=0,N}{M} \{ \varepsilon(k) \}, \quad (4)$$

де W_{31}, W_{32}, W_{33} – матриці вагових коефіцієнтів нейронів першого, другого і третього шарів ІНМ нейроконтролера відповідно;

B_{31}, B_{32}, B_{33} – вектори зсувів нейронів відповідних прошарків;

символ «:» в нормується вираженні означає поелементний розподіл векторів.

Потім регулятор силової установки визначає вектор управління $u = f_{GSU,rg}(\varepsilon, M_{GSU.zd}, x)$ відповідно до виражень, наведених в п. 3.1.2. Керуючі впливи трапляються на вхід об'єкта управління.

Одночасно нейромережева модель $[\widehat{M}_{DVS}, \widehat{\theta}_{ТАБ}]^T = F_{GSU.MD}(\varepsilon, x, M_{GSU.zd})$ на підставі поточного стану силової установки і застосовуваного управління дає оцінку параметрів стану системи на наступному кроці управління, які критичні з точки зору оцінки функціонала $J_{SV\mu}$. Нейросіткова модель реалізована у вигляді двошарової інтелектуальної нейронної мережі прямого поширення з активаційною функцією нейронів прихованого шару у вигляді функції гіперболічного тангенса і лінійних нейронах вихідного шару

$$\begin{bmatrix} \bar{\varepsilon}(k) \\ \bar{\omega}(k) \\ \bar{\theta}_{ТАБ}(k) \\ \bar{M}_{GSU.zd}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \varepsilon(k) \\ \omega(k) \\ \theta_{ТАБ}(k) \\ M_{GSU.zd}(k) \end{bmatrix} - \underbrace{M}_{k=0,N} \left\{ \begin{bmatrix} \varepsilon(k) \\ \omega(k) \\ \theta_{ТАБ}(k) \\ M_{GSU.zd}(k) \end{bmatrix} \right\} : \underbrace{std}_{k=0,N} \left\{ \begin{bmatrix} \varepsilon(k) \\ \omega(k) \\ \theta_{ТАБ}(k) \\ M_{GSU.zd}(k) \end{bmatrix} \right\}, \quad (5)$$

$$N_{41} = 2 : \left(1 + \exp \left(-2(W_{41} \cdot [\bar{\omega}(k) \ \bar{\theta}_{ТАБ}(k) \ \bar{M}_{GSU.zd}(k)]^T + B_{41}) \right) \right) - 1, \quad (6)$$

$$\begin{bmatrix} \widehat{M}_{DVS.zd}(k) \\ \widehat{\theta}_{ТАБ}(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{M}_{DVS.zd}(k) \\ \bar{\theta}_{ТАБ}(k+1) \end{bmatrix} * \underbrace{std}_{k=0,N} \left\{ \begin{bmatrix} \widehat{M}_{DVS}(k) \\ \widehat{\theta}_{ТАБ}(k) \end{bmatrix} \right\} + \underbrace{M}_{k=0,N} \left\{ \begin{bmatrix} \widehat{M}_{DVS}(k) \\ \widehat{\theta}_{ТАБ}(k) \end{bmatrix} \right\}, \quad (7)$$

де W_{41}, W_{42} – матриці вагових коефіцієнтів нейронів першого і другого прошарків ІНС нейроконтролера відповідно;

B_{41}, B_{42} – вектори зсувів нейронів відповідних прошарків;

символ «*» при денормуванні вихідного сигналу інтелектуальної нейронної мережі позначається поелементне множення векторів.

Адаптивний критик здійснює оцінку функціоналу якості управління $J_{SV\mu}(k)$ на даному етапі при обраному управлінні і поточний стан силової установки, спираючись на оцінку параметрів системи, здійсненої нейромережевою моделлю

$$\hat{J}_{SV\mu} = F_{GSU.KR}(\widehat{M}_{DVS}(k), \widehat{\theta}_{ТАБ}(k), \omega). \quad (8)$$

Адаптивний критик реалізований у вигляді інтелектуальної нейронної мережі з архітектурою, подібної нейромережевої моделі

$$\begin{bmatrix} \bar{M}_{GSU.zd}(k) \\ \bar{\theta}_{ТАБ}(k+1) \\ \bar{\omega}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \widehat{M}_{GSU.zd}(k) \\ \widehat{\theta}_{ТАБ}(k+1) \\ \omega(k) \end{bmatrix} - \underbrace{M}_{k=0,N} \left\{ \begin{bmatrix} \widehat{M}_{GSU.zd}(k) \\ \widehat{\theta}_{ТАБ}(k+1) \\ \omega(k) \end{bmatrix} \right\} : \underbrace{std}_{k=0,N} \left\{ \begin{bmatrix} \widehat{M}_{GSU.zd}(k) \\ \widehat{\theta}_{ТАБ}(k+1) \\ \omega(k) \end{bmatrix} \right\} \quad (9)$$

$$N_{51} = 2 : \left(1 + \exp \left(-2(W_{51} \cdot [\bar{\omega}(k) \ \bar{\theta}_{ТАБ}(k) \ \bar{M}_{GSU.zd}(k)]^T + B_{51}) \right) \right) - 1, \quad (10)$$

$$\hat{J}_{SV\mu}(k) = W_{52} \cdot N_{51} \cdot B_{52} \quad (11)$$

де W_{51}, W_{52} – матриці вагових коефіцієнтів нейронів першого і другого прошарків мережі нейроконтролера відповідно;

B_{51}, B_{52} – вектори зсувів нейронів відповідних прошарків;

У ряді випадків можлива подача на входи адаптивного критика дійсних значень параметрів ГСУ $M_{DVS}(k)$ і $\theta_{ТАБ}(k+1)$ замість їх оцінки нейромережевою моделлю. В цьому випадку інтелектуальна нейронна мережа $F_{GSU.MD}$ служить тільки для зворотного поширення помилки при налаштуванні нейроконтролера в процесі адаптації системи автоматичного управління гібридної силової установки.

Блок адаптації забезпечує параметричну настройку (навчання) нейронної мережі нейроконтролера, моделі і адаптивного критика шляхом налаштування відповідних матриць вагових коефіцієнтів і векторів зсувів нейронів.

Метою навчання нейроконтролера є формування таких керуючих впливів силової установки, які б сприяли зменшенню квадратичного значення оцінки функціонала якості управління

$$E_{NC} = \frac{1}{2} \cdot \hat{J}_{SV\mu}^2 \rightarrow \min . \quad (12)$$

Навчання проводиться методом зворотного поширення помилки через нейронні мережі адаптивного критика, моделі і, власне, нейроконтролера. Корекція параметрів інтелектуальної нейронної мережі нейроконтролера здійснюється відповідно до виражень

$$W_{3i}(k+1) = W_{3i}(k) + \Delta W_{3i}(k+1) \quad (13)$$

$$B_{3i}(k+1) = B_{3i}(k) + \Delta B_{3i}(k), \quad i = \overline{1,3}, \quad (14)$$

де

$$\Delta W_{3i}(k) = \nu_{NC} \cdot \Delta W_{3i}(k-1) + \lambda_{NC} \cdot (1 - \nu_{NC}) \cdot \left. \frac{\partial E_{NC}}{\partial W_{3i}} \right|_{W_{3i} = W_{3i}(k)} \quad (15)$$

$$\Delta B_{3i}(k) = \nu_{NC} \cdot \Delta B_{3i}(k-1) + \lambda_{NC} \cdot (1 - \nu_{NC}) \cdot \left. \frac{\partial E_{NC}}{\partial B_{3i}} \right|_{B_{3i} = B_{3i}(k)} \quad (16)$$

$$\frac{\partial E_{NC}}{\partial B_{33}} = \frac{\partial E_{NC}}{\partial \bar{\varepsilon}} = \left\{ W_{41}^T \cdot \left(W_{42}^T \cdot \left\{ W_{51}^T \cdot W_{52}^T \cdot \hat{J}_{SV\mu} * (1 - N_{51}^2) \right\}_{1,2} \right) * (1 - N_{41}^2) \right\}_1 \quad (17)$$

$$\frac{\partial E_{NC}}{\partial B_{32}} = W_{33}^T \cdot \frac{\partial E_{NC}}{\partial B_{33}} * (1 - N_{32}^2) \quad \frac{\partial E_{NC}}{\partial B_{31}} = W_{32}^T \cdot \frac{\partial E_{NC}}{\partial B_{32}} * (1 - N_{31}^2); \quad (18)$$

$$\frac{\partial E_{NC}}{\partial W_{33}} = \frac{\partial E_{NC}}{\partial B_{32}} \cdot N_{32}^T; \quad \frac{\partial E_{NC}}{\partial W_{32}} = \frac{\partial E_{NC}}{\partial B_{31}} \cdot N_{31}^T \quad (19)$$

$$\frac{\partial E_{NC}}{\partial W_{31}} = \frac{\partial E_{NC}}{\partial B_{31}} \cdot \left[\bar{M}_{GSU,zd}, \bar{\theta}_{ТАБ}(k), \bar{\omega} \right] \quad (20)$$

λ_{NC} – коефіцієнт швидкості навчання інтелектуальної нейронної мережі контролера;

ν_{NC} – коефіцієнт інерційності навчання.

У наведених виразах символ «*» позначає поелементне множення векторів, запис «{·}» – i -й елемент вектора, зведення вектора в квадрат передбачає поелементне виконання даної операції.

Метою навчання нейросітвової моделі є уточнення прогнозів параметрів стану системи на наступному кроці управління

$$E_{MD}(k) = \frac{1}{2} \cdot \left(\left[\bar{M}_{DVS}(k) \right] - \left[\bar{\theta}_{ТАБ}(k+1) \right] \right)^2 \rightarrow \min \quad (21)$$

де

$$\left[\bar{M}_{DVS}(k) \right] = \left(\left[M_{DVS}(k) \right] - \underset{k=0,N}{M} \left\{ \left[M_{DVS}(k) \right] \right\} \right); \quad \left[\bar{\theta}_{ТАБ}(k+1) \right] = \left(\left[\theta_{ТАБ}(k) \right] - \underset{k=0,N}{std} \left\{ \left[\theta_{ТАБ}(k) \right] \right\} \right) \quad (22)$$

– дійсні параметри стану гібридної силової установки після нормування.

Навчання інтелектуальної нейронної мережі моделі проводиться методом зворотного поширення помилки. При цьому корекція параметрів нейромережі здійснюється відповідно до виражень

$$W_{4i}(k+1) = W_{4i}(k) + \Delta W_{4i}(k), \quad (23)$$

$$B_{4i}(k+1) = B_{4i}(k) + \Delta B_{4i}(k), \quad i = \overline{1, 2}, \quad (24)$$

де

$$\Delta W_{4i}(k) = v_{MD} \cdot \Delta W_{4i}(k-1) + \lambda_{MD} \cdot (1 - v_{MD}) \cdot \left. \frac{\partial E_{MD}}{\partial W_{4i}} \right|_{W_{4i} = W_{4i}(k)} \quad (25)$$

$$\Delta B_{4i}(k) = v_{MD} \cdot \Delta B_{4i}(k-1) + \lambda_{MD} \cdot (1 - v_{MD}) \cdot \left. \frac{\partial E_{MD}}{\partial B_{4i}} \right|_{B_{4i} = B_{4i}(k)} \quad (26)$$

$$\left. \frac{\partial E_{MD}}{\partial B_{42}} \right|_{B_{42} = B_{42}(k)} = \left[\begin{array}{c} \bar{M}_{DVS}(k) \\ \bar{\theta}_{ТАБ}(k+1) \end{array} \right] - \left[\begin{array}{c} \bar{M}_{DVS}(k) \\ \bar{\theta}_{ТАБ}(k+1) \end{array} \right] \quad (27)$$

$$\frac{\partial E_{MD}}{\partial B_{41}} = W_{42}^T \cdot \frac{\partial E_{MD}}{\partial B_{42}} * (1 - N_{41}^T) \quad (28)$$

$$\frac{\partial E_{MD}}{\partial W_{41}} = \frac{\partial E_{MD}}{\partial B_{42}} \cdot N_{41}^2 \quad \frac{\partial E_{MD}}{\partial W_{41}} = \frac{\partial E_{MD}}{\partial B_{42}} \cdot \left[\begin{array}{c} \bar{\varepsilon} \\ \bar{\omega} \\ \bar{\theta}_{ТАБ} \\ \bar{M}_{GSU.zd} \end{array} \right]^T \quad (29)$$

λ_{MD} і v_{MD} – коефіцієнти швидкості і інерційності навчання інтелектуальної нейронної мережі контролера.

Навчання адаптивного критика полягає в тому, щоб ітеративно уточнювати оцінку функціоналу якості управління відповідно до підкріплення, що надходять.

Вираз для функціоналу якості управління на k -му кроці може бути записано у вигляді

$$J_{SV\mu}(k) = \sum_{j=0}^{\infty} \mu^j \cdot \sum_{i=1}^4 K_{P,i} \cdot \mathfrak{z}_i(k+j) = \sum_{i=1}^4 K_{P,i} \cdot \mathfrak{z}_i(k) + \mu \cdot J_{SV\mu}(k+1) \quad (30)$$

Будемо вважати, що функції $V_{zd} = V_{zd}(t)$ і $\alpha = \alpha(t)$, $t \in T$, які визначають тягово-швидкісний режим електросилової установки, є ергодичними. В цьому випадку помилку адаптивного критика можна представити у вигляді помилки тимчасової різниці [9].

$$\delta(k) = \hat{J}_{SV\mu}(k) - \sum_{i=1}^4 K_{P,i} \cdot \mathfrak{z}_i(k) - \mu \cdot \hat{J}_{SV\mu}(k+1) = \hat{J}_{SV\mu}(k-1) - \sum_{i=1}^4 K_{P,i} \cdot \mathfrak{z}_i(k-1) - \mu \cdot \hat{J}_{SV\mu}(k) \quad (31)$$

Для обчислення помилки тимчасової різниці повинні використовуватися оцінки $\hat{J}_{SV\mu}$ на двох наступних, один за одним кроках управління при одних і тих же значеннях параметрів нейромережі адаптивного критика.

Корекція параметрів нейромережі адаптивного критика здійснюється з умови мінімізації

квадратичної помилки

$$E_{KR} = \frac{1}{2} \cdot \delta^2 \rightarrow \min \quad (32)$$

Згідно з виразами

$$W_{5i}(k+1) = W_{5i}(k) + \Delta W_{5i}(k) \quad (33)$$

$$B_{5i}(k+1) = B_{5i}(k) + \Delta B_{5i}(k), \quad i = \overline{1, 2}, \quad (34)$$

де

$$\Delta W_{5i}(k) = v_{KR} \cdot \Delta W_{5i}(k-1) + \lambda_{KR} \cdot (1 - v_{KR}) \cdot \left. \frac{\partial E_{KR}}{\partial W_{5i}} \right|_{W_{5i} = W_{5i}(k)} \quad (35)$$

$$\Delta B_{5i}(k) = v_{KR} \cdot \Delta B_{5i}(k-1) + \lambda_{KR} \cdot (1 - v_{KR}) \cdot \left. \frac{\partial E_{KR}}{\partial B_{5i}} \right|_{B_{5i} = B_{5i}(k)} \quad (36)$$

$$\left. \frac{\partial E_{KR}}{\partial B_{52}} \right|_{B_{52} = B_{52}(k)} = \delta(k); \quad \left. \frac{\partial E_{KR}}{\partial B_{51}} \right|_{B_{51} = B_{51}(k)} = W_{52}^T \cdot \frac{\partial E_{KR}}{\partial B_{52}} * (1 - N_{51}^2); \quad (37)$$

$$\left. \frac{\partial E_{KR}}{\partial W_{52}} \right|_{W_{52} = W_{52}(k)} = \frac{\partial E_{KR}}{\partial B_{52}} \cdot N_{51}^T \quad (38)$$

$$\left. \frac{\partial E_{MD}}{\partial W_{41}} \right|_{W_{51} = W_{51}(k)} = \left. \frac{\partial E_{MD}}{\partial B_{42}} \right|_{B_{51} = WB_{51}(k)} \cdot \begin{bmatrix} \bar{M}_{GSU.zd} \\ \bar{\theta}_{TAB}(k+1) \\ \bar{\omega}(k) \end{bmatrix}^T \quad (39)$$

λ_{KR} і v_{KR} – коефіцієнти швидкості і інерційності навчання нейромережі адаптивного критика відповідно.

Таким чином, на кожному кроці поліпшується закон управління шляхом навчання нейроконтролера, а також підвищується здатність системи оцінювати поточну ситуацію внаслідок навчання інтелектуальної нейронної системи адаптивного критика і моделі. Корекція параметрів нейронних мереж триває до тих пір, поки не буде досягнутий мінімум функціоналу якості управління $J_{SV\mu}$ або буде отримана прийнятна стратегія управління для заданого їздового циклу.

Інтелектуальна нейронна мережа нейроконтролера, моделі і адаптивного критика можуть бути ініційовані випадковими значеннями вагових коефіцієнтів і зсувів нейронів, рівномірно розподіленими в діапазоні $[-1, 1]$. В цьому випадку допустимі управління при довільних задаючих і обурюючих впливах гарантуються урахуванням обмежень області припустимих режимів в регуляторі електронної силової установки $u = f_{GSU.rg}(\varepsilon, M_{GSU.zd}, V)$.

Однак, для прискорення адаптації доцільно провести попереднє «off-line» навчання нейроконтролера і нейромережевої моделі з використанням еталонної моделі управління (рис. 3.) Як еталонна модель може виступати управління з використанням логічних правил вибору стратегії або оптимальна стратегія управління, отримана для деякого заданого їздового циклу.

В процесі моделювання руху автомобіля на деякому їздовому циклі при використанні моделі управління ГСУ отримують множину точок $\{\varepsilon_i, \omega_i, \theta_i, M_{GSU.zd}\}$ і $\{M_{GSU.zd}, \theta_{TAB.i}, \varepsilon_i, \omega_i, \theta_{TAB.i}, M_{GSU.zd}\}$, $i = \overline{1, N}$, де $\theta_{TAB.i}$ – значення ступеня зарядженості тягової акумуляторної батареї на подальшому кроці управління.

може бути отримана на підставі методу динамічного програмування. Однак, даний підхід не вказує конструктивного шляху для побудови системи автоматичного управління в силу необхідних апріорних відомостей, задаючих і обурюючих впливах і високою обчислювальною складністю алгоритму. Отримане оптимальне управління може використовуватися при розробці логічних правил вибору стратегії управління, а також при науковому обґрунтуванні параметрів і характеристик систем і агрегатів СУЕ. Застосування адаптивного управління СУЕ з використанням нейромережевого адаптивного критика дозволяє подолати недолік апріорної інформації о параметрах їздового циклу та зовнішніх умов експлуатації, а також низьку точність математичних моделей. Даний підхід передбачає адаптацію стратегії управління СУЕ, яка забезпечує асимптотичне наближення $J_{SV} \rightarrow J_{SV}^*$ та $u \rightarrow u^*$ при $t \rightarrow \infty$, на основі концепції навчання з підкрпленням.

ЛІТЕРАТУРА

1. Конверсія легкового автомобіля в гібридний/ Бажинов О.В., Двадненко В.Я., Хакім М. Харків: ХНАДУ, 2014. 160 с.
2. Adams T. (2017). Training an artificial neural network. <https://arxiv.org/pdf/1412.6980.pdf>.
3. Smirnov O.P., Bazhinova T.O., Veselaya M.A. Substantiation of Rational Technical & Economic Parameters of Hybrid Car. Automation, Software Development & Engineering. Vol. 1 URL: <http://asdej.xyz/substantiation-of-rational-technical-economic-parameters-of-hybrid-car/> 2017.
4. Ganesh Kumar Venayagamoorthy, Ronald G. Harley, Donald C. Wunsch. Implementation of Adaptive Critic-Based Neurocontrollers for Turbogenerators in a Multimachine Power System // IEEE Transactions on Neural Networks. 2013, Sept. Vol. 14, No 5. P. 1047-1064.
5. James Larminie, John Lowry. Electric vehicle technology explained. – John Wiley & Sons Ltd, The Atrium, Southern Gate, Chichester, West Sussex PO19 8SQ, England, 2013. 296 p.
6. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс./ С. Хайкин; пер. с англ. : 2-е изд. М.: Издательский дом. Переиздано «Вильямс», 2016. 1104 с.
7. Чернодуб А.Н. Обзор методов нейруправления/ А.Н. Чернодуб, Д.А. Дзюба // Проблемы программирования.: 2011. №2. С. 79-94.
8. Ganesh K. Venayagamoorthy. Comparison of Heuristic Dynamic Programming and Dual Heuristic Programming Adaptive Critics for Neurocontrol of a Turbogenerator/ Ganesh K. Venayagamoorthy, Ronald G. Harley, and Donald C. Wunsch // IEEE Transactions on Neural Networks. – 2012. – Vol. 13, No 3, (pp. 764-773).
9. Raghavendra V. Kulkarni, Ganesh Kumar Venayagamoorthy. Adaptive critics for dynamic optimization // Neural Networks. 2011. №23. P/ 587-591.
10. Robert F. Stengel, S. Ferrari. Model-based Adaptive Critic Designs. // Learning and Approximate Dynamic Programming, New York, 2014.- P. 64-94.
11. Весела М.А. Підвищення ефективності управління силовою установкою електромобіля з бортовою підзарядкою в умовах експлуатації : дис. на здобуття наукового ступеня кандидата техніч. наук :05.22.20 / ХНАДУ, Харків, 2019. 185 с.
12. Koriashkina L.S., & Deryugin O.V., Fedoriachenko S.O., Cheberiachko S.I., Vesela M.A. (2019). On determining productive capacity of EV traction battery repair area. Naukovyi Visnyk Natsionalnoho Hirnychoho Universytetu, 2019, № 5, (pp. 113-121). ISSN 2071-2227.
13. Peng-Yong Kong, & Karagiannidis, K. (2016). Charging Schemes for Plug-In Hybrid Electric Vehicles in Smart Grids: A Survey. IEEE Access Journal, 1-29. DOI: 10.1109/ACCESS.2016.2614689.
14. Vesela M., Tretiak O. (2020). Conditions for effective using and control of the power unit of an electric vehicle with on-board charging. Transport Problems, XII International Conference. Silesian University of Technology Faculty of Transport and Aviation Engineering, (pp. 881-885).
15. Diachenko, G.G., & Aziukovskiy, O.O. (2017). Investigation of the Process Parameters Influence on the Energy Efficiency of an Induction Motor under Model Predictive Control GRAMPC. Mechanics, Materials Science & Engineering, 12, 124-132. ISSN 2412-5954

REFERENCES

1. Bazhinov O.V., Dvadenko V.Ia., Chakim M. (2014). Konversia legkovogo avtomobilia v hibridnii. [Conversion of a car into a hybrid]. Harkiv: HNADU [in Ukrainian].
2. Adams T. (2017). Training an artificial neural network. <https://arxiv.org/pdf/1412.6980.pdf>.
3. Smirnov O.P., Bazhinova T.O., Veselaya M.A. (2017). Substantiation of Rational Technical & Economic Parameters of Hybrid Car. Automation, Software Development & Engineering. Vol. 1 URL: <http://asdej.xyz/substantiation-of-rational-technical-economic-parameters-of-hybrid-car/> 2017.

4. Ganesh Kumar Venayagamoorthy, Ronald G. Harley, Donald C. Wunsch. (2013). Implementation of Adaptive Critic-Based Neurocontrollers for Turbogenerators in a Multimachine Power System // IEEE Transactions on Neural Networks. – Vol. 14, No 5. P. 1047-1064.
5. James Larminie, John Lowry. (2013). Electric vehicle technology explained. – John Wiley & Sons Ltd, The Atrium, Southern Gate, Chichester, West Sussex PO19 8SQ, England, - 296 p.
6. Haikin S. (2016). Neural networks: full course.
7. Chernodub A.N., Dziuba D.A. (2011). Obzor metodov neiroupravlenia [Review of neurocontrol methods] [in Russian]. №2
8. Ganesh K. (2012). Venayagamoorthy. Comparison of Heuristic Dynamic Programming and Dual Heuristic Programming Adaptive Critics for Neurocontrol of a Turbogenerator IEEE Transactions on Neural Networks. 2012. Vol. 13, № 3.
9. Raghavendra V. Kulkarni, Ganesh Kumar. Venayagamoorthy. (2011). Adaptive critics for dynamic optimization // Neural Networks. №23. (pp.587-591).
10. Robert F. Stengel, S. Ferrari. (2014). Model-based Adaptive Critic Designs. New York. (pp. 64-94).
11. Vesela M.A. (2019). Pidvishenya efektyvnosti silovoi ustanovkoi elektromobilya z bortovoi pidzaryadkoi v umovah eksploatatsii [Efficiency of power unit control of an electric vehicle with on-board charging under operating conditions] : *Extended abstract of candidate's thesis*, , Kharkiv, KNAHU [in Ukrainian].
12. Koriashkina L.S., & Deryugin O.V., Fedoriachenko S.O., Cheberiachko S.I., Vesela M.A. (2019). On determining productive capacity of EV traction battery repair area. *Naukovi Visnyk Natsionalnoho Hirnychoho Universytetu*, 2019, № 5, (pp. 113-121). ISSN 2071-2227.
13. Peng-Yong Kong, & Karagiannidis, K. (2016). Charging Schemes for Plug-In Hybrid Electric Vehicles in Smart Grid: A Survey. *IEEE Access Journal*, 1-29. DOI: 10.1109/ACCESS.2016.2614689.
14. Vesela M., Tretiak O. (2020). Conditions for effective using and control of the power unit of an electric vehicle with on-board charging. *Transport Problems, XII International Conference. Silesian University of Technology Faculty of Transport and Aviation Engineering*, (pp. 881-885).
15. Diachenko, G.G., & Aziukovskyi, O.O. (2017). Investigation of the Process Parameters Influence on the Energy Efficiency of an Induction Motor under Model Predictive Control GRAMPC. *Mechanics, Materials Science & Engineering*, 12, 124-132. ISSN 2412-5954.

Vesela Mariia¹, Iryna Klymenko², Yuliia Melnikova³

¹Associate Professor, Department of Transport Management, Dnipro University of Technology, D. Yavornytskoho av., 19, Dnipro, 49005, Ukraine

²Associate Professor, Department of Transport Management, Dnipro University of Technology, D. Yavornytskoho av., 19, Dnipro, 49005, Ukraine

³Senior Lecturer, Department of Transport Management, Dnipro University of Technology, D. Yavornytskoho av., 19, Dnipro, 49005, Ukraine

USE OF NEURAL NETWORKS IN ADAPTIVE ELECTRIC CAR CONTROL

To overcome the lack of information about the parameters of the driving cycle of the electric car, neural networks are used, which provide adaptive control that allows you to adapt. electric car to external operating conditions, as well as to compensate for inaccuracies in mathematical models. Use of iterative optimization of parameters allows to adjust optimum work of power plant of the electric car (PEC) in the course of its movement. This method allows you to use a single approach to study different processes, regardless of the parametric features of electric vehicles. To accelerate adaptation, the neurocontroller and neural network model are trained using a reference control model, which is either an optimal strategy or a strategy based on logical rules of choice, obtained by methodical programming for a given driving cycle. Based on the results of the research, an adaptation algorithm is proposed. The expressions given in the article allow to carry out adaptation of the power plant on the basis of hybrid to the current driving cycle on the basis of the concept of training of the neuro-fuzzy controller with reinforcement. The expressions given in the article allow to carry out adaptation of the power plant on the basis of hybrid to the current driving cycle on the basis of the concept of training of the neuro-fuzzy controller with reinforcement. The purpose of training the neuro-fuzzy controller is the formation of such control effects of the power plant, which would reduce the quadratic value of the assessment of the quality of management.

Keywords: neural networks, electric car, electric car power plant, adaptive control, neurocontroller.