

УДК 621.331

doi:10.20998/2413-4295.2023.01.01

## СИСТЕМА ЗАПОБІГАННЯ БУКСУВАННЯ ЕЛЕКТРОМОБІЛЯ НА ОСНОВІ КОНТРОЛЕРА НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

**Б. В. ВОРОБІЙОВ\*, С. О. СЕНЧЕНКО, Д. О. ПШЕНИЧНИКОВ, Я. В. ЛІХНО, Л. ХАНЬ**

*Автоматизовані електромеханічні системи, НТУ "ХПІ", м. Харків, УКРАЇНА*

*\*e-mail: volt.education@gmail.com*

**АНОТАЦІЯ** Побудовано функціональну схему системи запобігання буксування, побудовано математичну модель асинхронного електроприводу електромобіля, синтезовано нейрорегулятор. Асинхронний двигун вибраний по методу еквівалентної потужності, а за базову циклограму руху взято стандартний міський цикл WLT. Математична модель механічної частини побудована з урахуванням можливості моделювання пробуксування кожного з провідних коліс окремо з різними коефіцієнтами зчеплення. Модель складається з силового перетворювача, батареї, регулятора швидкості, регулятора моменту, асинхронного двигуна, гальмівного резистора, блоку формування задаючих сигналів, блоку механіки і блоку вимірювання. Внутрішня система управління побудована на базі DTC векторного управління з використанням блоків Matlab в даній роботі використовується блок управління NARMA-L2, який міститься в Neural Network Toolbox™. Було побудовано спрощену модель (модель об'єкта), вибрано параметри нейронної мережі, такі як кількість прихованих шарів, дискретизація, кількість вибірок і кількість епох для навчання нейронної мережі. Нейронна мережа навчалася з урахуванням лінеаризованої моделі об'єкта, що відображає якісний вид реальних процесів у системі. Не зважаючи на лінеаризацію системи, вихідний сигнал із мінімальною помилкою (близько 1%) відповідає вхідному. Проведено аналіз одержаних результатів навчання мережі. Проведено моделювання роботи системи без пробуксування та пробуксування одного з коліс. Результати моделювання порівнюються з помилкою, отриманою під час навчання нейронної мережі, а саме розбіжністю вихідних і вхідних сигналів. Модель не враховує бічний занос, тому можна спостерігати лише невідповідність швидкостей коліс та лінійну зміну швидкості електромобіля. Показано можливість використання тягового електроприводу з використанням методу інтелектуальних нейронних мереж у системі безпеки руху електромобіля. Зроблено висновок про працездатність та ефективність системи з використанням нейроконтролера для запобігання одного з можливих режимів прослизання.

**Ключові слова:** електромобілі; режими буксування; нейроконтролери; системи керування; моделювання процесів; приводи.

## ELECTRIC VEHICLE SLIPPAGE PREVENTION SYSTEM BASED ON NEURAL NETWORK CONTROLLER

**B. VOROBIOV, S. SENCHENKO, D. PSHENYCHNYKOV, Y. LIKHNO, L. KHAN**

*Automated electromechanical systems, NTU "KhPI", Kharkiv, UKRAINE*

**ABSTRACT** A functional diagram of the skidding prevention system was built, a mathematical model of an asynchronous electric drive of an electric vehicle was built, and a neuro-regulator was synthesized. The asynchronous motor is selected according to the equivalent power method, and the standard urban WLT cycle is taken as the basic cycle cycle. The mathematical model of the mechanical part is built taking into account the possibility of simulating the slippage of each of the driving wheels separately with different coupling coefficients. The model consists of a power converter, a battery, a speed regulator, a torque regulator, an asynchronous motor, a braking resistor, a unit for generating set signals, a mechanics unit and measuring units. The internal control system is built on the basis of DTC vector control using Matlab blocks. This work uses the NARMA-L2 control block, which is included in the Neural Network Toolbox™. A simplified model (object model) was built, neural network parameters such as the number of hidden layers, discretization, number of samples, and number of epochs were selected for neural network training. The neural network was trained taking into account the linearized model of the object, which reflects the qualitative type of real processes in the system. Regardless of the linearization of the system, the output signal with a minimal error (about 1%) corresponds to the input. An analysis of the obtained results of network training was carried out. Simulation of system operation without skidding and skidding of one of the wheels was carried out. The simulation results are compared with the error obtained during neural network training, namely the discrepancy between the output and input signals. The model does not take into account side drift, so only the discrepancy in wheel speeds and the linear change in the speed of the electric vehicle can be observed. The possibility of using the traction electric drive using the method of intelligent neural networks in the safety system of the electric vehicle is shown. A conclusion was made about the operability and efficiency of the system using a neurocontroller to prevent one of the possible slippage modes.

**Keywords:** electric vehicles; slip modes; neurocontrollers; command and control systems; process modeling; drives.

### Вступ

За оцінкою ВООЗ, у 2016 р. у Європейському регіоні ВООЗ внаслідок дорожньо-транспортних пригод загинуло 80 559 осіб, що становить 6%

загальносвітової дорожньо-транспортної смертності [1]. У Європейському регіоні ВООЗ травми, отримані внаслідок дорожньо-транспортних пригод, є однією з провідних причин смерті молодих людей віком від 5

до 29 років [2]. До сучасних автомобілів пред'являють жорсткі вимоги щодо безпеки дорожнього руху.

Антиблокувальна система (ABS) запобігає блокуванню коліс під час гальмування і тим самим зберігає керуваність та курсову стійкість. Для забезпечення стійкого руху при гальмуванні необхідно виключити пробуксовування коліс.

Процеси буксування в режимах розгону та руху електромобіля (ЕМБ) виникають при втраті одним або декількома колесами зчеплення з дорожнім покриттям, що призводить до часткової або повної втрати керування.

Процеси буксування під час руху розвиваються досить швидко. У зв'язку з цим, одним з основних підходів щодо своєчасного запобігання буксуванню є підхід, пов'язаний з прогнозуванням моментів виникнення пробуксування коліс.

Характеристики електроприводів (ЕП) у різних галузях промисловості не завжди відповідають вимогам продуктивності та надійності. Це пов'язано з недоліками, які властиві традиційним принципам управління: залежністю якості налаштувань регуляторів від досвіду та кваліфікації наладчика; неможливістю адаптації регуляторів при зміні режимів роботи; складністю врахування нелінійного характеру об'єкта регулювання.

Підвищення точності та швидкодії систем автоматичного керування вимагає більш повного обліку можливих варіацій параметрів. Тому для подібних завдань вирішення можна знайти з використанням у відносно новому методі моделювання — інтелектуальних нейронних мереж. Цей метод широко використовується у дослідженнях кафедри АЕМС НТУ "ХПІ" [3-5].

### Мета роботи

Мета роботи – побудова функціональної схеми системи запобігання буксуванню, побудова математичної моделі, синтез нейрорегулятора, моделювання та підтвердження працездатності системи.

### Математична модель електромобіля

Математична модель ЕП побудована з урахуванням нижчезазначених припущень:

- провідними колесами є передні;
- У електромобіля є коробка передач (КП);
- Механічна частина ЕМБ має диференціал;
- ЕМБ рухається прямою.

Модель асинхронного двигуна складена за рівняннями в координатах  $d-q$ . Математичний опис базується на [6]. Вибір асинхронного двигуна проводився методом еквівалентної потужності, використовуючи за базову циклограму руху стандартний міський цикл WLT [7]. Було обрано двигун серії АІР 180М2 потужністю  $P_n = 30$  кВт,

номінальною швидкістю  $n_n = 2935$  об/хв і ККД  $\eta = 91\%$ .

Силовий перетворювач включає в себе автономний інвертор на основі IGBT-транзисторів, а також гальмівний резистор. Параметри перетворювача обрані такі: опір ключів становить 1 мОм; пряме падіння напруги, а також падіння напруги на зворотних діодах 1,4 В; швидкість наростання імпульсу 1 мкс; час спаду 2 мкс.

Характер залежності коефіцієнта тертя ковзання від прослизання для різного стану дороги (I – сухий асфальт, II – мокрий асфальт, III – сніг, IV – лід) показаний на рис. 1 [8].

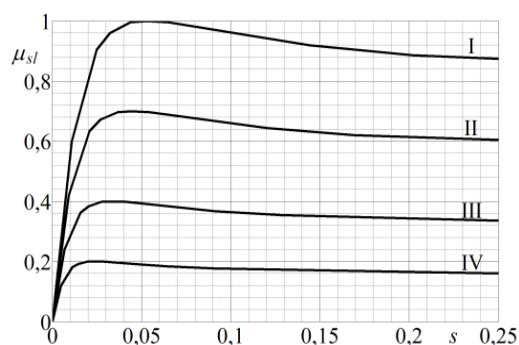


Рис. 1 – Залежність коефіцієнта тертя ковзання від прослизання

Прийнято базові характеристики автомобіля з розрахунковою масою  $m = 1500$  кг, габаритні розміри та інші параметри взяті з [9]. Модель складається з батареї, гальмівного резистора, силового перетворювача, регулятора швидкості, регулятора моменту, асинхронного двигуна, блоку механіки, блоку формування задаючих сигналів та блоків вимірювання.

Моделювання буксування виконується наступним чином:

- при наїзді одного колеса на ділянку зі зниженою силою зчеплення через диференціал на колесах значення моментів на півосях коліс залишаються незмінними. При цьому збільшення швидкості буксування другого колеса супроводжується збільшенням кутової швидкості введеної шестерні диференціала;

- швидкість руху не може миттєво зменшуватися, а значить, збільшення швидкості колеса відбувається за рахунок збільшення швидкості прослизання;

- для моделювання використовувалася математична модель ЕП ЕМБ у структурній формі, яка представлена в [10]. При складанні комп'ютерної моделі блоки системи керування та силового перетворювача будуть зібрані з використанням моделей елементів силових електричних кіл;

- задаючим сигналом для ЕП є  $T_s$  – завданням моменту, яке імітує натискання водієм на педаль. Система управління реалізує векторне управління,

саме пряме управління моментом (DTC) [6]. На підставі сигналу завдання, а також поточного значення струмів статора і потокозчеплення система управління розраховує необхідну для підтримки моменту частоту і напругу, які потрібно подати на обмотку статора двигуна. Виходом системи управління є імпульси, що управляють ключами силового перетворювача.

Комп'ютерна модель ЕП показана на рис. 2. Модель механічної частини ЕП представлено на рис. 3. Моделі формування складових навантаження, передавального числа, а також блок формування нормальних сил тиску показані на рис. 4. Процеси в батареї проводилися відповідно до робіт [12,13].

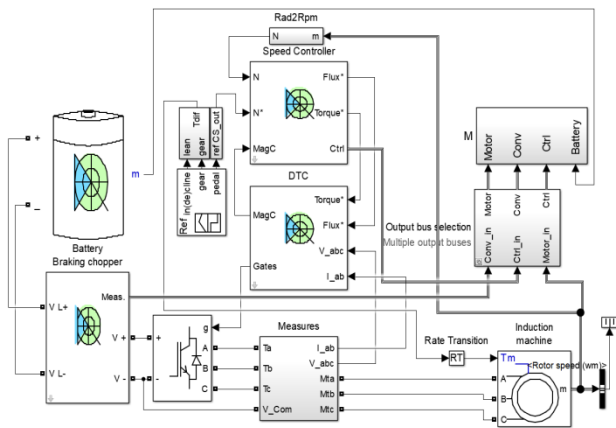


Рис. 2 – Комп'ютерна модель ЕП

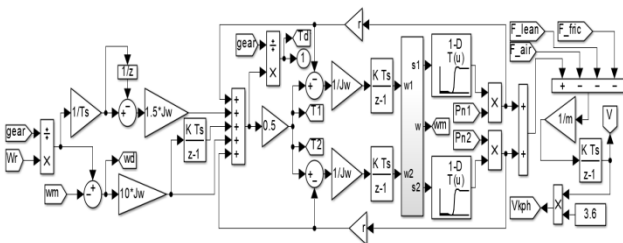


Рис. 3 – Комп'ютерна модель механічної частини ЕП

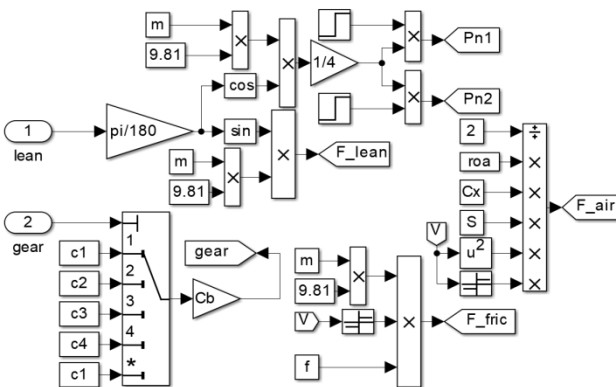


Рис. 4 – Модель формування складових навантаження, передавального числа, сил нормального тиску і -го колеса

Механічна модель складена відповідно до [11]. Позначення в моделі механічної частини:  $T_s$  – крок дискретизації моделі;  $W_r$  – швидкість електродвигуна;  $w_1$  та  $w_2$  – кутові швидкості коліс;  $V$ ,  $V_{kph}$  – лінійна швидкість ЕМБ в м/с та км/год;  $F_{fric}$ ,  $F_{air}$ ,  $F_{lean}$  – сила тертя, сила опору повітря та сила тяжіння, що діють на ЕМБ під час руху під ухил;  $gear$  – передавальне число трансмісії,  $r$  – радіус колеса,  $J_w$  – наведений момент інерції колеса;  $T_d$  – момент на виході трансмісії;  $m$  – повна маса ЕМБ;  $T_1$ ,  $T_2$  – моменти на колесах 1 і 2;  $w_m$  – усереднена швидкість двох коліс;  $s_1, s_2$  – ковзання коліс 1 та 2.

### Синтез системи запобігання ковзання

На рис. 5 показана функціональна схема електроприводу з системою запобігання буксування.

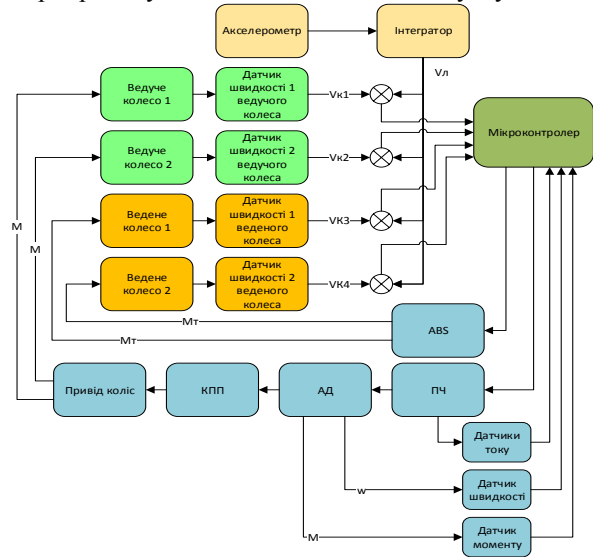


Рис. 5 – Функціональна схема ЕП ЕМБ з системою запобігання буксування

Внутрішня система управління побудована на базі DTC векторного управління з використанням блоків Matlab. Структура системи керування побудована на блоках пакету SimPower Matlab.

Блок калькулятора Torque & Flux використовується для оцінки компонентів  $\alpha\beta$  потоку двигуна та електромагнітного моменту. Цей калькулятор ґрунтується на синтезі рівняння двигуна. Блок вектору  $\alpha\beta$  використовується для знаходження сектора площини  $\alpha\beta$ , де лежить вектор потоку. Площина  $\alpha\beta$  розділена на шість різних секторів, що віддаляються один від одного на 60 градусів. Блоки Flux & Torque Hysteresis містять дворівневий компаратор гістерезису для управління потоком і тривірневий компаратор гістерезису для управління крутним моментом. Опис гістерезисних компараторів є нижче. Блок Switching table містить дві довідкові таблиці, які вибирають певний вектор напруги відповідно до вихідних даних компараторів Flux & Torque Hysteresis. Цей блок також створює

початковий потік у машині. Блок управління перемиканням використовується для обмеження частоти комутації інвертора до максимально встановленого значення [14].

Нейроконтролер, який використовується в цій роботі, має дві різні назви: управління лінеаризацією зі зворотним зв'язком та управління NARMA-L2. Це називається лінеаризацією із зворотним зв'язком, коли модель об'єкта має певну форму (супутню форму). Це називається управлінням NARMA-L2, коли модель об'єкта може бути апроксимована тією самою формою. Центральна ідея цього типу управління полягає в тому, щоб перетворити динаміку нелінійної системи в лінійну динаміку шляхом усунення нелінійностей. Цей розділ починається з представлення моделі системи супутньої форми та демонстрації того, як можна використовувати нейронну мережу для ідентифікації цієї моделі. Потім описується, як ідентифіковану модель нейронної мережі можна використовувати для розробки контролера. У цій статті використовувався блок управління NARMA-L2, який міститься в наборі блоків Neural Network Toolbox™.

Ідентифікація моделі NARMA- L2. Як і у випадку управління з прогнозуванням моделей, першим кроком у використанні управління з лінеаризацією зі зворотним зв'язком (або NARMA-L2) є визначення системи, якою потрібно керувати. Ви навчите нейронну мережу для представлення прямої динаміки системи. Першим кроком є вибір структури моделі для використання. Однією стандартною моделлю, яка використовується для представлення загальних нелінійних систем з дискретним часом, є модель нелінійної авторегресії зі ковзним середнім (NARMA):

$$y(k+d)=N[y(k),y(k-1),\dots,y(k-n+1),u(k),u(k-1),\dots,u(k-n+1)], \quad (1)$$

де  $u(k)$  - вхід системи, а  $y(k)$  - вихід системи. На етапі ідентифікації ви можете навчити нейронну мережу апроксимувати нелінійну функцію  $N$ . Це процедура ідентифікації, що використовується для NN Predictive Controller.

Якщо ви хочете, щоб вихідні дані системи слідували деякій еталонній траєкторії  $y(k+d)=y_r(k+d)$ , наступним кроком буде розробка нелінійного регулятора форми:

$$u(k)=G[y(k),y(k-1),\dots,y(k-n+1),y_r(k+d),u(k-1),\dots,u(k-m+1)]. \quad (2)$$

Проблема з використанням цього контролера полягає в тому, що якщо ви хочете навчити нейронну мережу створювати функцію  $G$  для мінімізації середньоквадратичної помилки, вам необхідно використовувати динамічне зворотне розповсюдження [15,16]. Це може бути досить повільно. Одне з рішень, запропоноване Нарендроу

та Мукхопадхьяєм [17], полягає у використанні наближених моделей для представлення системи. Контролер, що використовується в цьому розділі, ґрунтується на наближеній моделі NARMA-L2 [12]:

$$\hat{y}(k+d)=f[y(k),y(k-1),\dots,y(k-n+1),u(k-1),\dots,u(k-m+1)]+g[y(k),y(k-1),\dots,y(k-n+1),u(k-1),\dots,u(k-m+1)]\cdot u(k). \quad (3)$$

Ця модель знаходиться у супутній формі, де наступний вхід контролера  $u(k)$  не міститься всередині нелінійності. Перевага цієї форми полягає в тому, що ви можете знайти керуючий ввід, який змушує вивід системи слідувати за посиленням  $y(k+d)=y_r(k+d)$ . Результуючий контролер матиме вигляд:

$$u(k)=y_r(k+d)-f[y(k),y(k-1),\dots,y(k-n+1),u(k-1),\dots,u(k-n+1)]g[y(k),y(k-1),\dots,y(k-n+1),u(k-1),\dots,u(k-n+1)]. \quad (4)$$

Безпосереднє використання цього рівняння може викликати проблеми з реалізацією, тому що ви повинні визначити керуючий ввід  $u(k)$  на основі одночасного виходу  $y(k)$ . Отже, натомість використовуйте модель:

$$y(k+d)=f[y(k),y(k-1),\dots,y(k-n+1),u(k),u(k-1),\dots,u(k-n+1)]+g[y(k),\dots,y(k-n+1),u(k),\dots,u(k-n+1)]\cdot u(k+1), \quad (5)$$

де  $d \geq 2$ .

На рис. 6 показано структуру представлення нейронної мережі.

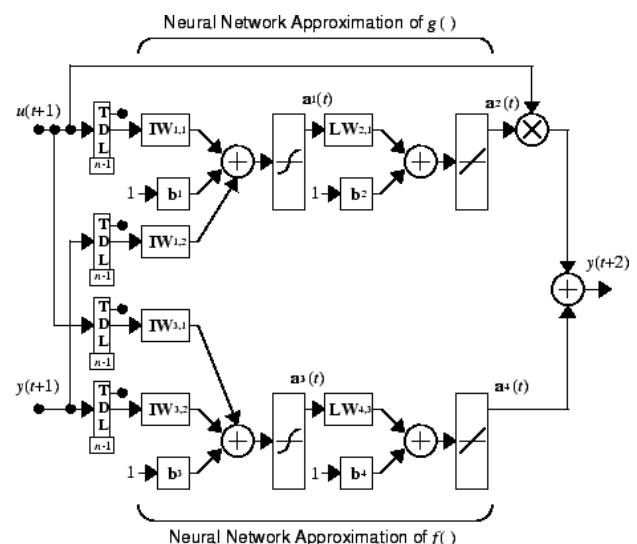


Рис. 6 – Структура нейронної мережі

Використовуючи модель NARMA-L2, ви можете отримати контролер:

$$u(k+1)=y_r(k+d)-f[y(k),\dots,y(k-n+1),u(k),\dots,u(k-n+1)]g[y(k),\dots,y(k-n+1),u(k),\dots,u(k-n+1)] \quad (6)$$

яке реалізується при  $d \geq 2$ .

На рис. 7 показано блок-схему регулятора NARMA-L2.

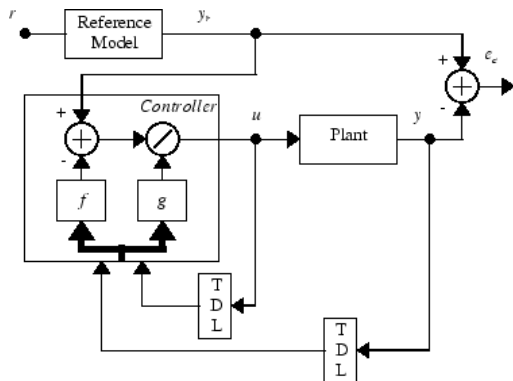


Рис. 7 – Блок-схема контролера NARMA-L2

Цей контролер може бути реалізований з раніше ідентифікованою моделлю установки NARMA-L2, як показано на рис. 8.

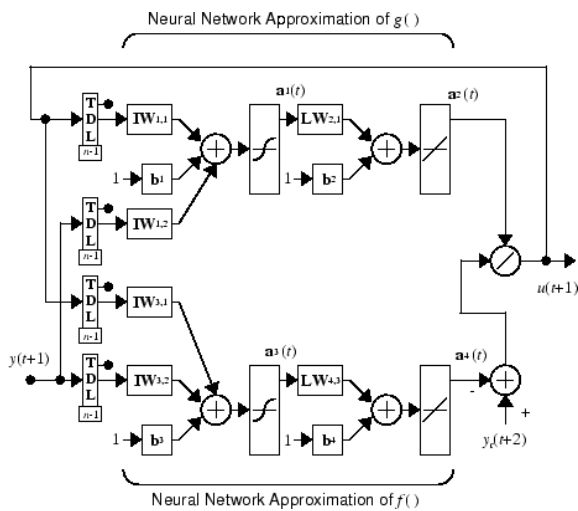


Рис. 8 – Раніше ідентифікована модель установки NARMA-L2

Використовуючи блок управління NARMA-L2, що міститься в Neural Network Toolbox™, було побудовано наступну узагальнену модель (рис.9).

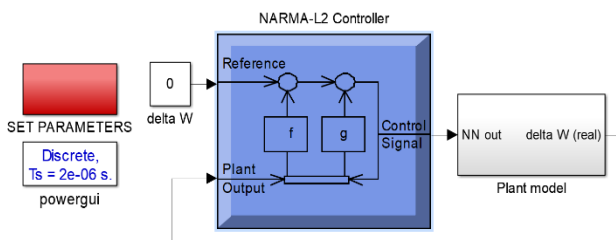


Рис. 9 – Узагальнена модель із нейроконтролером

Модель об'єкта – блок, що містить основну модель, яка працює по помилці, мінімізуючи невідповідність швидкостей.

Параметри навчання нейронної мережі ідентифікації моделі об'єкта включають кількість прихованих шарів, межі сигналу, кількість епох, часові вибірки та кількість навчальних вибірок (рис.10).

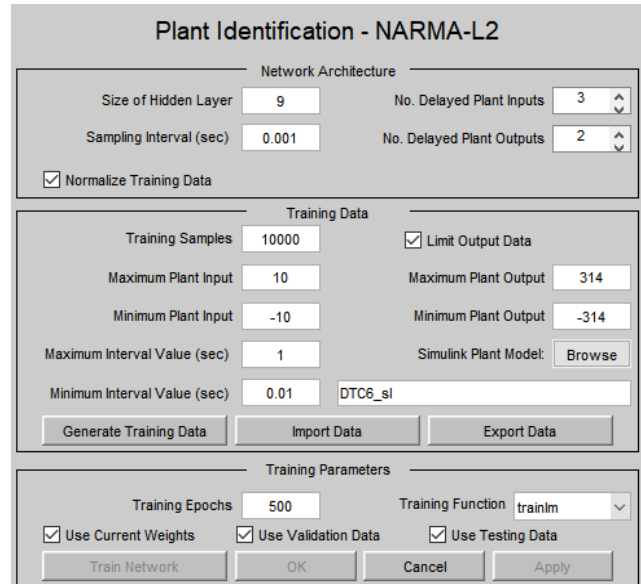


Рис. 10 – Параметри навчання нейронної мережі ідентифікації моделі об'єкта

Результати навчання нейронної мережі представлені на рис. 11. Нейроконтролер пройшов 500 епох, у результаті були визначені основні параметри регулятора відповідно до лінеаризованої еталонної моделі.

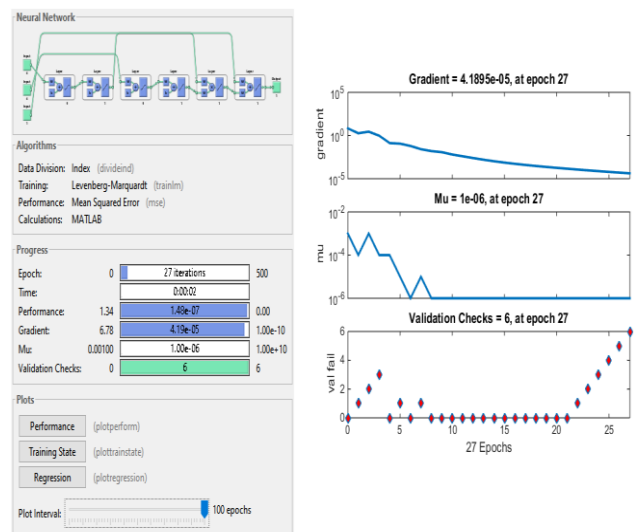


Рис. 11 – Результат навчання нейронної мережі

Результати ідентифікації моделі представлені на рис. 12. Різниця швидкостей при прослизанні на виході еталонної моделі досягла 20 рад/с.

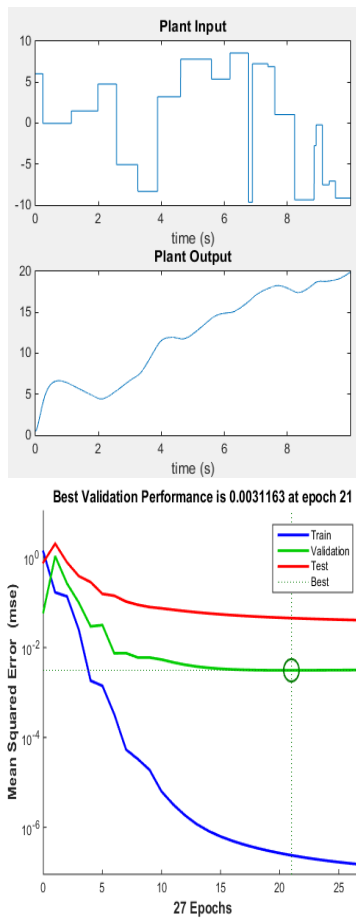


Рис. 12 – Результати ідентифікації моделі об'єкта

Найкраща продуктивність системи була досягнута в епоху 21. Навчальна регресія на різних етапах показана на рис. 13. Як показує результат, підтверджена регресія  $R = 0,98936$ , що показує близько 1% помилки сигналу під час вирішення ідентифікованої моделі об'єкта.

На рис. 14 показані результати розпізнавання моделі та навчання нейронної мережі. Як видно з графіка, незважаючи на лінеаризацію системи, вихідний сигнал із мінімальною помилкою відповідає вхідному.

На рис. 15 показано вихідні дані для моделювання. Ухил дороги встановлений рівним  $0^\circ$ . Крутний момент задається у відносних (стосовно номінальних) одиницях.

На рис. 16 показані перехідні процеси швидкості та крутного моменту двигуна при пуску з повним зчепленням коліс. Швидкість досягає встановленого значення за 6 с. Крива крутного моменту відповідає моменту відліку від педалі (номінальний крутний момент двигуна  $T_n = 95 \text{ Nm}$ ).

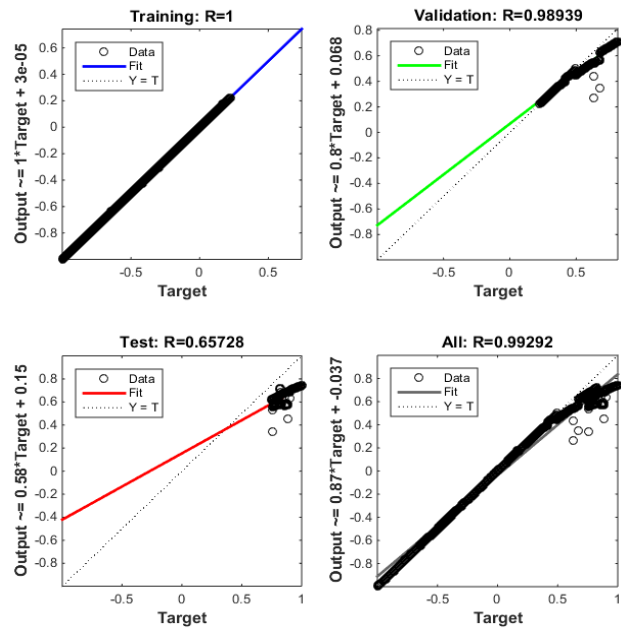


Рис. 13 – Тренувальна регресія на різних етапах

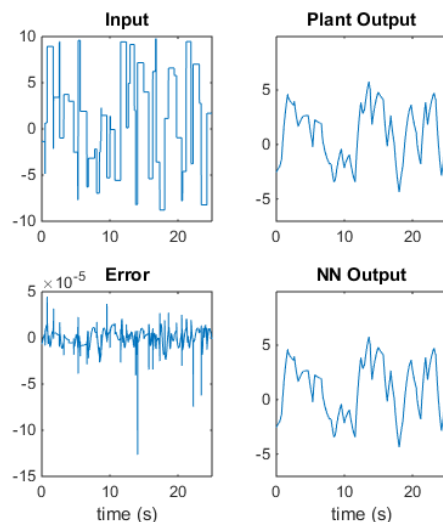


Рис. 14 – Результат лінеаризації еталонної моделі та навчання нейронної мережі

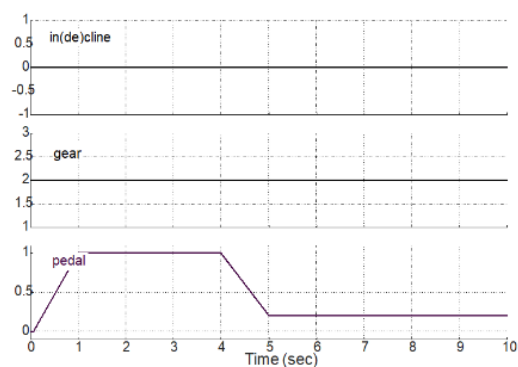


Рис. 15 – Діаграма опорних сигналів

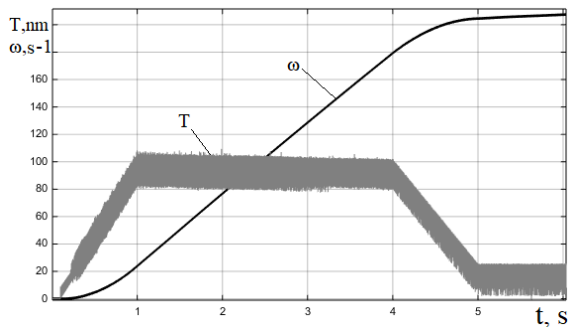


Рис. 16 – Частота обертання та момент двигуна при пуску без пробуксовки

На рис. 17 представлений графік перехідних процесів швидкостей і крутних моментів двох коліс, одне з яких з моменту запуску знаходилося на дорожньому покритті з зниженим коефіцієнтом зчеплення. Коефіцієнт зчеплення першого колеса  $\psi_1 = 0,95$ , другого колеса  $\psi_2 = 0,1$ . Модель не враховує бічний занос, тому можна спостерігати лише невідповідність швидкостей коліс та лінійну зміну швидкості електромобіля. Вивчення бічного ковзання передбачає подальше ускладнення моделі.

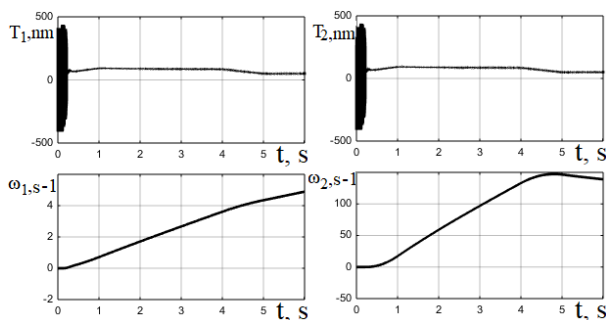


Рис. 17 – Швидкості та моменти двох коліс при торканні з місця з пробуксуванням двох коліс

Далі проводилося моделювання роботи нейроконтролера. У момент часу  $t=2$  с перше колесо натикається на поверхню зі зниженим коефіцієнтом зчеплення ( $\psi_1 = 0,1$ ). Результати моделювання показано на рис.18.

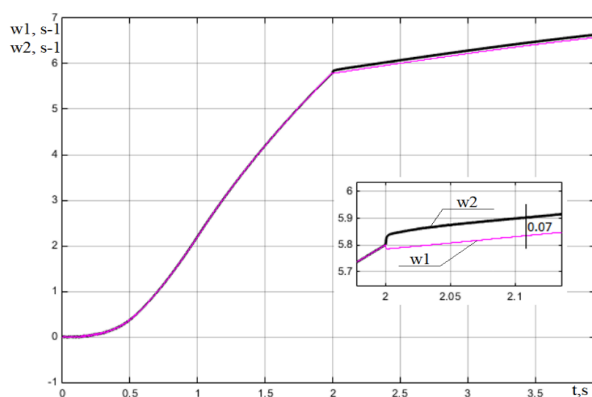


Рис. 18 – Діаграма швидкості з пробуксуванням одного колеса (коефіцієнт зчеплення 0,1)

Нейроконтролер за мінімальний час обробив згенерований сигнал помилки, знизивши крутний момент і тим самим запобіг неконтрольований розгін колеса. Помилка узгодження швидкості на нелінійній моделі (нейронна мережа навчалася на лінійній апроксимації моделі) становила 0,07 або близько 1%. Результат ілюструє ефективність системи за заданих умов.

## Висновки

У роботі показана можливість використання методу інтелектуальних нейронних мереж у системі безпеки руху електромобіля з використанням тягового електроприводу. Доведено працездатність та ефективність синтезованого нейроконтролера в системі запобігання прослизання для одного з можливих режимів прослизання. Потрібні такі дослідження та дослідження для різних режимів, наприклад прослизання обох коліс, прослизання з різним коефіцієнтом зчеплення і т.д.

## Список літератури

1. Доповідь про стан безпеки дорожнього руху в європейському регіоні BOO3. URL: <https://apps.who.int/iris/bitstream/handle/10665/333758/9789285055154-ukr.pdf> (дата звернення: 25.06.2022).
2. Population Division of the Department of Economic and Social Affairs of the United Nations Secretariat. World population prospects: the 2012 revision, highlights. URL: [https://population.un.org/wpp/publications/Files/WPP2012\\_Volume-II-Demographic-Profiles.pdf](https://population.un.org/wpp/publications/Files/WPP2012_Volume-II-Demographic-Profiles.pdf) (дата звернення: 25.06.2022).
3. Клепиков В. Б., Сергеев С. А., Махотило К. В., Обруч І. В. Застосування методів нейронних мереж та методів генетичних алгоритмів під час вирішення завдань управління електроприводом. *Електротехніка*. 1999. (5). С. 2-6.
4. Buriakovskiy S., Smirnov V., Asmolova L., Rafalskiy O., Maslii A. Analysis of optimization criteria for the process of switch displacement in a DC railroad turnout. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologiethis link is disabled*. 2019. Vol. 6, №. 2 (102). P. 58-69. doi: 10.15587/1729-4061.2019.187580.
5. Kutovoj Y., Kyrylenko Y., Obruch I., Kunchenko T. Application of intelligent control systems in electric drives of rail vehicles. *2021 IEEE 2nd KhPI Week on Advanced Technology (KhPIWeek) – Conference Proceedings*. 2021. P. 709 – 713. doi: 10.1109/KhPIWeek53812.2021.9570026.
6. Miki I., Nagai N., Nishiyama S., Yamada T. Vector control of induction motor with fuzzy PI controller. In *Conference Record of the 1991 IEEE Industry Applications Society Annual Meeting*. 1991. P. 341-346.
7. Більш реалістичні показники споживання палива: новий стандарт їздового циклу WLTP замінив діючий NEDC. URL: <https://www.audi.ru/ua/web/ua/innovations/wltp-lp.html> (дата звернення: 30.06.2022).

8. Rajamani R., Piyabongkarn N., Lew J., Yi K., Phanomchoeng G. Tire-Road Friction-Coefficient Estimation. *IEEE*. 2010. doi: 10.1109/MCS.2010.937006.
9. Клепиков В. Б., Семіков А. В. та ін. З досвіду створення електроприводу електромобіля з суперконденсаторним накопичувачем енергії. *Вісник Національного технічного університету "ХПІ"*. Харків: НТУ "ХПІ". 2015. Вип. 112 (1121). С. 195–198.
10. Vorobiov B., Pshenichnykov D. Modeling of the operation of an asynchronous electric drive of an electric vehicle in slip modes. *25<sup>th</sup> IEEE international conference on problems of automated electric drive. Theory and practice, 2020. №1 (25). IEEE Operations Center 445 Hoes Lane Piscataway, USA, P. 49–55.* doi: 10.1109/PAEP49887.2020.9240797.
11. Vorobiov B., Pshenichnykov D. and Senchenko S. Electric Vehicle Slippage Prevention System Based on Fuzzy Logic Controller. *2021 IEEE International Conference on Modern Electrical and Energy Systems (MEES)*. 2021. P. 1–6. doi: 10.1109/MEES52427.2021.9598808.
12. Зайцев Р. В., Копач В. Р., Кириченко М. В., Лук'янов Є. О., Хрипунов Г. С., Самофалов В. М. Підвищення ефективності сонячних елементів на монокристалічному кремнії в магнітному полі. *Функціональні матеріали*. 2010. т. 1. С. 554-557.
13. Kopach V., Klepikova K., Klochko N., et. al. Solar active Ag/ZnO nanostructured arrays obtained by a combination of electrochemical and chemical methods. *Solar Energy*. 2016. Vol. 136. P. 23-31. doi: 10.1016/j.solener.2016.06.027.
14. Bose B. K. *Modern Power Electronics and AC Drives*. Prentice-Hall, N.J., 2002. P. 558.
15. Narendra Kumpati S. and Kannan Parthasarathy. Learning Automata Approach to Hierarchical Multiobjective Analysis. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*. 1991. Vol. 20, No. 1. P. 263–272. doi: 10.1109/21.101158.
16. Hagan M. T., De Jesus O., and Schultz R. Training Recurrent Networks for Filtering and Control. *Chapter 12 in Recurrent Neural Networks: Design and Applications*, L. Medsker and L.C. Jain, Eds., CRC Press, P. 311–340.
17. Narendra K. S., and Mukhopadhyay S. Adaptive Control Using Neural Networks and Approximate Models. *IEEE Transactions on Neural Networks*. 1997. Vol. 8. P. 475–485. doi: 10.1109/72.572089.
4. Buriakovskiy S., Smirnov V., Asmolova L., Rafalskiy O., Maslii A. Analysis of optimization criteria for the process of switch displacement in a DC railroad turnout. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologiethis link is disabled*, 2019, vol. 6, №. 2 (102), pp. 58-69. doi: 10.15587/1729-4061.2019.187580.
5. Kutovoj Y., Kyrylenko Y., Obruch I., Kunchenko T. Application of intelligent control systems in electric drives of rail vehicles. *2021 IEEE 2nd KhPI Week on Advanced Technology (KhPIWeek) – Conference Proceedings, 2021*, pp. 709-713. doi: 10.1109/KhPIWeek53812.2021.9570026.
6. Kalachov Yu. N. *Vektorne rehuliuвання*. 2-he vyd. M. EFO, 2013. p. 66.
7. Bilsh realistychns pokaznyky spozhyvannia palyva: novyi standart yizdovoho tsykladu WLTP zaminyv diiuchy NEDC. Available at: <https://www.audi.ru/ru/web/ru/innovations/wltp-lp.html> (accessed 30.06.2022).
8. Rajamani R., Piyabongkarn N., Lew J., Yi K., Phanomchoeng G. Tire-Road Friction-Coefficient Estimation. *IEEE*, 2010, doi: 10.1109/MCS.2010.937006.
9. Klepikov V. B., Semikov A. V. ta in. Z dosvidu stvorennia elektropryvodu elektromobilia z superkondensatornym nakopychuvachem enerhii. *Visnyk Natsionalnoho tekhnichnoho universytetu «KhPI»*. Kharkiv: NTU «KhPI», 2015, Vyp. 112 (1121), pp. 195–198.
10. Vorobiov B. V., Pshenichnykov D. O. Modeling of the operation of an asynchronous electric drive of an electric vehicle in slip modes. *25<sup>th</sup> IEEE international conference on problems of automated electric drive. Theory and practice, 2020. №1 (25)., IEEE Operations Center 445 Hoes Lane Piscataway, pp. 49–55,* doi: 10.1109/PAEP49887.2020.9240797.
11. Vorobiov B., Pshenichnykov D. and Senchenko S. Electric Vehicle Slippage Prevention System Based on Fuzzy Logic Controller. *2021 IEEE International Conference on Modern Electrical and Energy Systems (MEES)*, 2021, pp. 1–6, doi: 10.1109/MEES52427.2021.9598808.
12. Zaitsev R. V., Kopach V. R., Kyrychenko M. V., Lukianov Ye. O., Khrypunov H. S., Samofalov V. M. Pidvyshchennia efektyvnosti soniachnykh elementiv na monokrystalichnomu kremnii v mahnitnomu poli, *Funktsionalni materialy*, 2010, 1, pp. 554-557.
13. Kopach V., Klepikova K., Klochko N., et. al. Solar active Ag/ZnO nanostructured arrays obtained by a combination of electrochemical and chemical methods. *Solar Energy*, 2016, vol. 136, pp. 23-31, doi:10.1016/j.solener.2016.06.027.
14. Bose B. K. *Modern Power Electronics and AC Drives*, Prentice-Hall, N.J., 2002. P. 558.
15. Narendra Kumpati S. and Kannan Parthasarathy. Learning Automata Approach to Hierarchical Multiobjective Analysis. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1991, vol. 20, No. 1, pp. 263–272, doi: 10.1109/21.101158.
16. Hagan M. T., De Jesus O., and Schultz R. Training Recurrent Networks for Filtering and Control. *Chapter 12 in Recurrent Neural Networks: Design and Applications*, L. Medsker and L.C. Jain, Eds., CRC Press, pp. 311–340.
17. Narendra K. S., and Mukhopadhyay S. Adaptive Control Using Neural Networks and Approximate Models. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1997, vol. 8, pp. 475–485, doi: 10.1109/72.572089.

#### References (transliterated)

1. Dopovid pro stan bezpeky dorozhnoho rukhu v yevropeiskomu rehioni VOOZ. Available at: <https://apps.who.int/iris/bitstream/handle/10665/333758/9789285055154-rus.pdf> (accessed 25.06.2022).
2. Population Division of the Department of Economic and Social Affairs of the United Nations Secretariat. World population prospects: the 2012 revision, highlights. Available at: [https://population.un.org/wpp/publications/Files/WPP2012\\_Volume-II-Demographic-Profiles.pdf](https://population.un.org/wpp/publications/Files/WPP2012_Volume-II-Demographic-Profiles.pdf) (accessed 25.06.2022).
3. Klepikov V. B., Serhieiev S. A., Makhotylo K. V., Obruch I. V. Zastosuvannia metodiv neironnykh merezh ta metodiv henetychnykh alhorytmiv pid chas vyrishennia zavadn upravlinnia elektropryvodom. *Elektrotehnika*, 1999, (5), pp. 2-6.



### Відомості про авторів (About authors)

**Воробійов Богдан Віталійович** – доктор філософії, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», завідувач кафедри Автоматизовані електромеханічні системи; м. Харків, Україна; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0264-354X>; e-mail: [volt.education@gmail.com](mailto:volt.education@gmail.com).

**Vorobiov Bohdan** – Ph. D., National technical university "Kharkiv polytechnic institute", head of the department Automated electromechanical systems; Kharkiv, Ukraine; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0264-354X>; e-mail: [volt.education@gmail.com](mailto:volt.education@gmail.com).

**Сенченко Сергій Олександрович** – Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», аспірант кафедри Автоматизовані електромеханічні системи; м. Харків, Україна; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0486-2471>; e-mail: [sergeisenchenko101@gmail.com](mailto:sergeisenchenko101@gmail.com).

**Senchenko Serhii** – National technical university "Kharkiv polytechnic institute", postgraduate student of the department Automated electromechanical systems; Kharkiv, Ukraine; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0486-2471>; e-mail: [sergeisenchenko101@gmail.com](mailto:sergeisenchenko101@gmail.com).

**Пшеничников Дмитро Олексійович** – кандидат технічних наук, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», доцент кафедри Автоматизовані електромеханічні системи; м. Харків, Україна; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1243-168X>; e-mail: [pshenichdm@gmail.com](mailto:pshenichdm@gmail.com).

**Pshenychnykov Dmytro** – candidate of technical sciences, National technical university "Kharkiv polytechnic institute", associate professor of the department Automated electromechanical systems; Kharkiv, Ukraine; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1243-168X>; e-mail: [pshenichdm@gmail.com](mailto:pshenichdm@gmail.com).

**Ліхно Ярослав Владленович** – Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», аспірант кафедри Автоматизовані електромеханічні системи; м. Харків, Україна; ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7082-7562>; e-mail: [Yaroslav.Likhno@iee.khpi.edu.ua](mailto:Yaroslav.Likhno@iee.khpi.edu.ua).

**Likhno Yaroslav** – National technical university "Kharkiv polytechnic institute", postgraduate student of the department Automated electromechanical systems; Kharkiv, Ukraine; ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7082-7562>; e-mail: [Yaroslav.Likhno@iee.khpi.edu.ua](mailto:Yaroslav.Likhno@iee.khpi.edu.ua).

**Хань Лю** – Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», аспірант кафедри Автоматизовані електромеханічні системи; м. Харків, Україна; ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8182-0040>; e-mail: [seanhanzi@aliyun.com](mailto:seanhanzi@aliyun.com).

**Khan Liu** – National technical university "Kharkiv polytechnic institute", postgraduate student of the department Automated electromechanical systems; Kharkiv, Ukraine; ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8182-0040>; e-mail: [seanhanzi@aliyun.com](mailto:seanhanzi@aliyun.com).

*Будь ласка, посилайтеся на цю статтю наступним чином:*

Воробійов Б. В., Сенченко С. О., Пшеничников Д. О., Ліхно Я. В., Хань Л. Система запобігання буксування електромобіля на основі контролера нейронної мережі. *Вісник Національного технічного університету «ХПІ». Серія: Нові рішення в сучасних технологіях.* – Харків: НТУ «ХПІ». 2023. № 1 (15). С. 3-11. doi: 10.20998/2413-4295.2023.01.01

*Please cite this article as:*

Vorobiov B., Senchenko S., Pshenychnykov D., Likhno Y., Khan L. Electric vehicle slippage prevention system based on neural network controller. *Bulletin of the National Technical University "KhPI". Series: New solutions in modern technology.* – Kharkiv: NTU "KhPI", 2023, no. 1(15), pp. 3–11, doi:10.20998/2413-4295.2023.01.01.

*Надійшла (received) 13.02.2023*

*Прийнята (accepted) 12.03.2023*