

УДК 004.94

DOI: 10.20998/2411-0558.2025.02.03

О. Ю. ЗАКОВОРОТНИЙ, д-р техн. наук, проф., НТУ "ХПІ",

П. Е. РЕШЕТНИКОВА, асп., НТУ "ХПІ"

МОДЕЛЮВАННЯ ГЕОМЕТРИЧНОЇ НЕРІВНОСТІ ЗАЛІЗНИЧНОЇ КОЛІЇ НА ОСНОВІ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ

Забезпечення комфорту та безпеки пасажирів є однією з найважливіших задач при проектуванні та обслуговуванні пасажирського залізничного транспорту. Однією з загроз, які виникають під час руху поїзда, є його коливання. Вимушені коливання поїзда викликаються здебільшого нерівностями залізничної колії. Роботу присвячено моделюванню нерівностей залізничної колії для їх подальшого використання у якості збурень у комплексній моделі вертикальних коливань рухомого складу. У роботі запропоновано використання для моделювання нерівностей нейронної мережі. Обрано статистично-інформовану нейронну мережу (SINN) за її здатність до відтворення стохастичних процесів за їх статистичними характеристиками. У роботі за допомогою комп'ютерної програми згенеровано короточасні траєкторії нерівностей за спектральною щільністю потужності. Отримані траєкторії можуть бути використані для моделювання коливань поїзда на коротких ділянках шляху, а також у якості цільової вибірки для тренування нейронної мережі. Проведено навчання нейронної мережі та отримано реалізації нерівностей, які близькі до реальних та мають ті ж статистичні характеристики. Нейронна мережа здатна генерувати траєкторії нерівностей, які є довгими за тренувальні зразки, зберігаючи особливості бажаного стохастичного процесу, а отже може бути використана для моделювання нерівностей на ділянках залізничної колії вільної довжини та подальшого для її застосування у комплексній моделі вертикальних коливань рухомого складу для системи підтримки прийняття рішень бортових систем керування дизель-поїздів України. Іл.: 6. Бібліогр.: 21 назв.

Ключові слова: комплексна модель коливань рухомого складу; нейронна мережа; SINN; система підтримки прийняття рішень; бортові системи керування.

Постановка проблеми. Забезпечення комфорту та безпеки пасажирів є важливою задачею, над вирішенням якої працюють вчені як на етапі проектування рухомого складу, так і під час ремонту та технічного обслуговування вже наявних поїздів. Однією з загроз, які виникають під час руху поїзда перегонном, є вимушені коливання вагона та його складових. Вони призводять до прискореного зношення системи підвищування, контактних поверхонь коліс та залізничного полотна,

© Заковоротний О.Ю., Решетнікова П.Е., 2025

викликають втрату зчеплення коліс з рейками та підвищення опору середовища і, зрештою, збільшення витрат енергоресурсів. Критичні значення прискорень у вертикальній та поперечній площинах, в свою чергу, можуть призводити до дискомфорту пасажирів та навіть до сходів поїздів з рейок [1 – 3]. Підсиленню негативних ефектів коливань вагонів сприяють використання застарілого рухомого складу на залізницях України та нерівності рейок, що викликані їх зношенням. Усе це значно обмежує допустимі максимальні швидкості руху на перегонах.

Для вирішення цих проблем необхідно проведення досліджень коливань рухомого складу та їх залежності від нерівностей колії. Із цією метою знавцями постійно розроблюються нові та модернізуються вже існуючі моделі рухомого складу, що дозволяє суттєво економити час та ресурси на проведення складних та інколи небезпечних експериментів на реальних об'єктах.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Розробкою математичних моделей коливань у вертикальній площині (підстрибування та галопування) вчені займаються як в Україні, так і в США та країнах Європи та Азії. Зазвичай моделювання виконується шляхом використання системи диференціальних рівнянь, що описує ці динамічні процеси. Першим основним напрямком досліджень вертикальних коливань є дослідження їх залежності від жорсткості та коефіцієнтів гасіння коливань демпферами першого та другого рівнів підвішування вагона або від кінчності коліс [4 – 6]. Другим напрямком є дослідження залежності коливань від стану залізничного полотна: баластового шару та рейок [7 – 10].

Незалежно від кінцевої мети досліджень для відтворення вимушених вертикальних коливань виникає необхідність задання збурюючого впливу у вигляді випадкової нерівності рейкової колії. До основних їх типів можна віднести нерівності, викликані просіданням стиків, перекося, а також вертикальні та горизонтальні випадкові нерівності, що виникають внаслідок нерівномірного зношення рейок, корозії та залишкових деформацій [11].

Нерівність може бути задана декількома способами. По-перше, для моделювання можуть бути зняті реальні дані наявних на конкретній ділянці шляху нерівностей за допомогою спеціальних вагон-колієвимірвачів [11, 12]. Такий спосіб найбільш точно відтворює

дійсний стан рейок, але потребує випробувань на реальному об'єкті із застосуванням спеціалізованого обладнання та перекриттям обраних перегонів, що у багатьох ситуаціях не є рентабельним. В умовах нестачі експериментальних даних вченими широко використовується непрямий метод, що полягає в імітації випадкового процесу, який описує нерівності колії, за їх спектральною щільністю потужності [11, 13 – 15]. Цей метод охоплює весь частотний спектр нерівностей, що аналізуються. Після розрахунку спектральної щільності потужності на її основі значення нерівності можуть бути отримані за допомогою вирішення рівнянь або розроблено фільтр, що приймає білий шум у якості входу та видає сигнал із заданою спектральною щільністю на виході. Альтернативним варіантом для імітації нерівностей є представлення у вигляді сигналу, що складається з суми лише декількох обраних частот, які характерні для певної ділянки шляху, або які описують конкретні періодичні види нерівностей, таких як стикова нерівність [16].

В останні роки набуває популярності використання у дослідженнях, пов'язаних із залізничним транспортом, нейронних мереж. Окрім класичного застосування їх для зберігання інформації та у сфері логістики й управління перевезеннями, своє пристосування вони знайшли і у аналізі даних, пов'язаних із розрахунком комфорту пасажирів [17], дослідженням коливань рухомого складу, сил його взаємодії із колією [9, 10, 18].

Спектр можливостей використання штучних нейронних мереж значно розширився з появою так званих мереж глибокого навчання, які здатні моделювати високорівневі абстракції із застосуванням багаточисленних нелінійних перетворень. У дослідженнях коливань та сил, що виникають під час руху рухомого складу в останні роки активно використовуються рекурентні нейронні мережі. У роботах [10, 18] на їх основі виконується передбачення коливань рухомого складу. В роботах [10, 19, 20] також знаходять своє застосування згорткові нейронні мережі. Їх основним видом використання є передбачення коливань та сил у контакті "колесо-рейка".

Нейронні мережі глибокого навчання також можуть бути використані для генерування стохастичних процесів [20, 21].

У роботі [21] на основі рекурентної нейронної мережі авторами розроблена так звана статистично-інформована нейронна мережа (Statistics-Informed Neural Network, SINN), яка здатна навчатися

стохастичній динаміці заданого сигналу та відтворювати її, генеруючи сигнал вільної довжини. Так як нерівності залізничної колії мають стохастичний характер та можуть бути відтворені на основі їх спектральної щільності потужності та інших статистичних характеристик, нейронна мережа SINN може бути використана для генерації нерівності залізничної колії, які викликані зношенням рейок.

Метою статті є генерація випадкових нерівностей на перегоні залізничної колії на основі їх спектральної щільності потужності за допомогою статистично-інформованої нейронної мережі. Згенеровані нерівності у подальшому будуть використані для моделювання вертикальних коливань рухомого складу, які використовуються для обчислення законів керування рухом поїздів в бортових системах підтримки прийняття рішень машиністів на Укрзалізниці.

Випадкові нерівності залізничної колії. Для моделювання вимушених коливань рухомого складу у якості зовнішніх збурень широко використовуються значення нерівностей залізничної колії, що отримані за допомогою методів теорії випадкових функцій [11, 13, 14]. Останнім часом набув розповсюдження підхід із застосуванням еквівалентної геометричної нерівності η із заданими спектральними характеристиками [13, 14]. Ці характеристики, у свою чергу, були отримані спеціалістами шляхом аналізу експериментальних даних вимірювань вагонів-колієвимірювачів. Зібрані дослідниками різних країн дані демонструють, що нерівність колії може бути представлена як стаціонарний ергодичний випадковий процес. Виміряні статистичні характеристики, такі як спектральна щільність потужності (СЩП) та автокореляційна функція (АКФ) у нерівностей рейок у різних країнах дещо відрізняються, але мають схожий характер.

Функція СЩП є найбільш важливою статистичною характеристикою для моделювання нерівності колії. СЩП розраховується в залежності від частот $\omega = \frac{2\pi}{L_d}$, де L_d – довжина нерівності [14]. Для нерівностей колії, що моделюються, оберемо формулу для розрахунку СЩП для залізниць високошвидкісного сполучення Німеччини [14]:

$$S_v(\omega) = \frac{A_v \omega_c^2}{(\omega^2 + \omega_f^2)(\omega^2 + \omega_s^2)} \quad (1)$$

де $S_v(\omega)$ – СШП, м²/рад/м; A_v – параметр вертикальної нерівності, м рад; $\omega_c, \omega_r, \omega_s$ – параметри частоти, рад/м.

Розглянемо чисельне моделювання випадкового процесу нерівності колії за заданою спектральною щільністю потужності. Нехай вибірка нерівностей дорівнює $\eta = \eta(x)$, де $\eta(x)$ – нерівність колії координати x та представлена випадковою функцією.

Генерація нерівності $\eta(x)$ у загальному випадку може бути виконана такими методами як: метод вторинної фільтрації, метод фільтрації білого шуму, метод тригонометричного ряду метод тощо. Застосуємо метод тригонометричного ряду.

Нехай середнє значення стаціонарного гауссівського процесу $\eta(x)$ дорівнює нулю. Дискретна функція $\eta(x)$ може бути наближено виражена наступними тригонометричними рядами:

$$\eta(x) = \sum_{k=1}^N (a_k \cos \omega_k x + b_k \sin \omega_k x) \quad (2)$$

де a_k, b_k – незалежні одна від одної гауссівські випадкові величини із середнім значенням 0 і стандартним відхиленням σ_k , причому їх значення незалежні одне від одного для $k = 1, 2, \dots, N$.

$$\sigma_k^2 = 2S_v(\omega_k)\Delta\omega \quad (3)$$

$$\omega_k = \omega_{\min} + (k - \frac{1}{2})\Delta\omega \quad (4)$$

$$\Delta\omega = (\omega_{\max} - \omega_{\min})/N \quad (5)$$

Частоти із частотного спектру ω_k розраховуються за формулою (4) для $k = 1, 2, \dots, N$, де N – загальна кількість приростів частоти на інтервалі $[\omega_{\min}, \omega_{\max}]$. Частоти $\omega_{\min} = \frac{2\pi}{L_{d \max}}$ і $\omega_{\max} = \frac{2\pi}{L_{d \min}}$ є мінімальною та максимальною частотами частотного спектру, що розглядається, відповідно. $L_{d \min}$ та $L_{d \max}$ є мінімальною та максимальною довжиною хвилі нерівності на ділянках, що розглядаються. $\Delta\omega$, що використовується в рівнянні (5), є приростом частоти на інтервалі $[\omega_{\min}, \omega_{\max}]$.

Структура статистично-інформованої нейронної мережі.

Структуру нейронної мережі на основі статистики наведено на рис. 1. В її основі лежать декілька шарів нейронної мережі довгої короткострокової пам'яті (Long Short-Time Memory, LSTM). До вентилі виходу останнього LSTM-шару доєднано повнозв'язний лінійний шар для перетворення

даних. Мережа LSTM відноситься до рекурентних нейронних мереж та є універсальним апроксиматором для стохастичних процесів, а отже може навчатися часовій динаміці обраного стохастичного процесу.

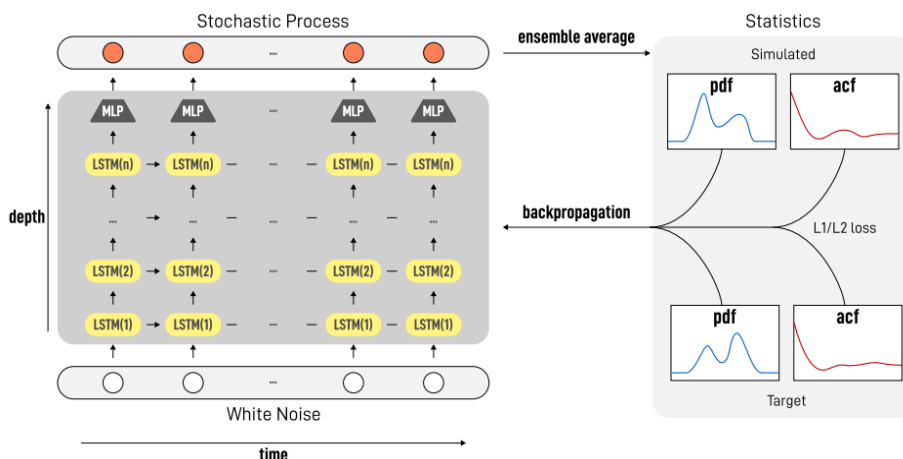


Рис. 1. Структура SINN [21]

На вхід моделі подається дані з високою ентропією, тобто білий шум. Він поступає на вхід першої із серії LSTM-комірок, кожна з яких має структуру, яка зображена на рис. 2. LSTM-комірка складається з вектору входу x_t ; вектору прихованих станів h_t , який представляє собою «пам'ять» мережі та ініціалізується нулями на початку роботи; стану комірки c_t , який відповідає за зберігання довгочасної інформації; трьох типів вентилів для керування потоком інформації у мережі.

Першим з вентилів є забувальний вентиль (Forget gate). Він приймає минулий прихований стан h_{t-1} та поточний вхід x_t і виводить вектор значень від 0 до 1, які показують, яку частину попереднього стану комірки потрібно «забути». Цей вентиль дозволяє мережі вибірково видаляти та запам'ятовувати інформацію з попереднього кроку. Другим вентиляем є входовий вентиль (Input gate), він приймає на вхід минулий прихований стан h_{t-1} та поточний вхід x_t і виводить вектор значень від 0 до 1, які показують, яку частину із вхідного вектору додати до стану комірки. Це дозволяє обирати, додавати чи відкидати нову інформацію. Третім вентиляем є вихідний вектор (Output gate). Він приймає на вхід попередній прихований стан h_{t-1} , вхідний вектор x_t , поточний стан комірки c_t та виводить вектор значень у діапазоні від 0 до 1, та показує яку частину з

поточного стану комірки виводити у якості поточного прихованого стану h_t . Це дозволяє ігнорувати частини стану комірки при обчисленні виходу.

На виході кожної комірки формується вихідний вектор y_t , який, у свою чергу, подається на вхід наступної LSTM-комірки.

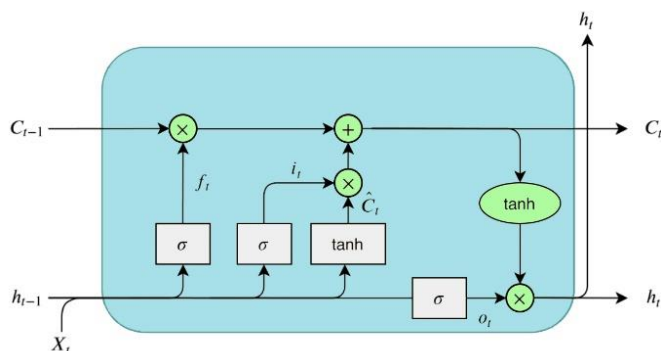


Рис. 2. Структура LSTM-комірки

Рівняння для першої LSTM-комірки у SINN:

$$f_t^{(1)} = \sigma_g(W_f \xi_t + U_f h_{t-1}^{(1)} + b_f)$$

$$i_t^{(1)} = \sigma_g(W_i \xi_t + U_i h_{t-1}^{(1)} + b_i)$$

$$o_t^{(1)} = \sigma_g(W_o \xi_t + U_o h_{t-1}^{(1)} + b_o)$$

$$\hat{c}_t^{(1)} = \sigma_c(W_c \xi_t + U_c h_{t-1}^{(1)} + b_c)$$

$$c_t^{(1)} = f_t^{(1)} \circ c_{t-1}^{(1)} + i_t^{(1)} \circ \hat{c}_t^{(1)}$$

$$h_t^{(1)} = o_t^{(1)} \circ \sigma_h(c_t^{(1)})$$

де ξ_t – вектор входу комірки, представлений у вигляді білого шуму; $c_t^{(1)}$ – стан першої LSTM-комірки; $\hat{c}_t^{(1)}$ – активація входу комірки; $f_t^{(1)}$, $i_t^{(1)}$, $o_t^{(1)}$ – забувальний, входовий та виходовий вентиля відповідно. W_f , U_f , W_i , U_i , W_o , U_o , W_c , U_c – матриці вагових коефіцієнтів забувального, входного, вихідного вентилів та активації входу комірки, b_f , b_i , b_o , b_c – зміщення для вентилів та активації входу комірки відповідно, σ_g – сигмоїдна функція активації; σ_c – гіперболічний тангенс.

Входом наступного шару, замість ξ_t буде вихід попереднього шару $h_t^{(i-1)}$. Кінцевий вихід SINN обчислюється як $X_t = W_m h_t^{(n)}$, де $h_t^{(n)}$ – вихід n -ої LSTM-комірки, W_m – матриця вагових коефіцієнтів.

Функції втрат. Для отримання бажаного результату у SINN статистичні характеристики результуючого сигналу повинні співпадати із статистичними характеристиками сигналів, які використовуються у якості цільової вибірки. До таких статистичних характеристик відноситься автокореляційна функція та щільність розподілу ймовірностей (ЩРЙ).

Автокореляційна функція для послідовності X є детермінованою функцією затримки τ , яка визначається як:

$$ACF_X(\tau) = \frac{E[X_t X_{t+\tau}]}{E[X_t^2]}, \quad (6)$$

де процес X має нульове середнє значення.

Для розрахунку АКФ є два головних методи. Згідно першому АКФ для кожного τ розраховується за формулою (6). Другий метод полягає у застосуванні для обчислення АКФ швидкого перетворення Фур'є (Fast Fourier Transform, FFT).

$$ACF_X = FFT^{-1}(FFT(X)FFT(X)^*),$$

де $*$ – комплексно-спряжене.

Другий підхід, хоча і є більш швидким, може значно поступатися першому у точності, особливо для великих значень τ . Обидва методи дозволяють поширювати втрати на основі АКФ до нейромережевої моделі. Функцію втрат для автокореляційної функції розраховуємо за формулою (7). $ACF_O(\tau)$ тут є АКФ вихідного сигналу SINN у момент часу τ , $ACF_T(\tau)$ – АКФ цільового стохастичного процесу.

Щільність розподілу ймовірностей для вихідного та бажаного сигналів розраховуємо за формулою ядрової оцінки густини розподілу:

$$\hat{f}_h(x) = \frac{1}{|X|} \sum_i^{|X|} K_h(x - X_i)$$

де K – не негативне ядро, h – параметр, що згладжує. $K_h(d) \doteq \frac{1}{h} K\left(\frac{d}{h}\right)$ є масштабоване ядро.

Функція втрат для ЩРЙ розраховується за формулою (8), де $\hat{f}_h^O(x)$ та $\hat{f}_h^T(x)$ – ЩРЙ вихідної послідовності та цільового стохастичного процесу

$$Loss_{acf} = \frac{1}{n} \sum_{\tau \in T} |ACF_O(\tau) - ACF_T(\tau)| + \frac{1}{n} \sum_{\tau \in T} [ACF_O(\tau) - ACF_T(\tau)]^2 \quad (7)$$

$$Loss_{pdf} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{f}_h^O(x_i) - \hat{f}_h^T(x_i)| + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [\hat{f}_h^O(x_i) - \hat{f}_h^T(x_i)]^2 \quad (8)$$

Підготовка до моделювання. Для збору даних для тренування було створено програму у середовищі MATLAB, яка розраховує траєкторії нерівностей залізничної колії методом тригонометричного ряду за формулами (1) та (2). Мінімальна та максимальна довжини хвилі нерівностей, які використовувались під час розрахунків, дорівнюють $L_{d \min} = 0.5$ м та $L_{d \max} = 50$ м. Параметри для розрахунків спектральної щільності потужності були обрані за рекомендаціями для розрахунків нерівностей високого рівня інтерференції для шляхів високошвидкісного сполучення Німеччини: $A_v = 10.80 \cdot 10^{-7}$ м рад, $\omega_c = 0.8246$ рад/м, $\omega_r = 0.0206$ рад/м, $\omega_s = 0.4380$ рад/м [14]. Кількість приростів частоти $N = 2000$. Програма генерує траєкторії для цільової та валідаційної вибірок. Три різних реалізації траєкторій залізничного шляху з нерівностями, отриманих за допомогою розробленої програми, наведено на рис. 3.

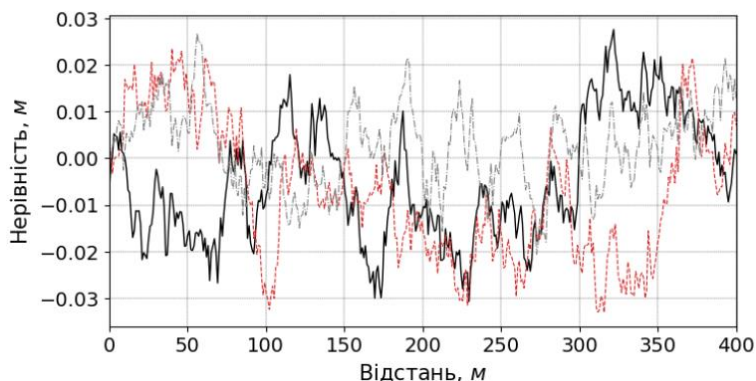


Рис. 3. Приклад реалізації нерівності

Нейронну мережу SINN реалізовано мовою програмування Python за використання фреймворку машинного навчання PyTorch. Тренування нейронної мережі відбувається за допомогою стохастичного градієнтного

спуску з використання оптимізатора Adam. Швидкість навчання встановлено на 10^{-3} , параметри $\beta_1 = 0.9$ та $\beta_2 = 0.999$. Значення функцій втрат навчання та валідації розраховуються кожні 50 ітерацій під час процесу навчання.

У якості вхідних даних використовуються траєкторії, які складаються з гаусівського білого шуму та генеруються випадковим чином для кожного нового тренування мережі. Навчальна, цільова та валідаційні вибірки містять по 400 окремих реалізацій процесу, кожна з яких складається із 400 точок. Валідаційну вибірку створено для запобігання перенавчання нейронної мережі.

Зі всього діапазону лагів $1 \dots t_{\max}$ на кожному кроці градієнтного спуску випадковим чином обирається множина T значень лагів τ_1, \dots, τ_m , де $m \ll t_{\max}$. Для отриманої множини на кожному кроці оцінюються втрати за формулами (7), (8).

Результати тренування нейронної мережі. У ході тренування було обрано структуру мережі, а саме 4 шари: вхідний, два прихованих LSTM-шари та вихідний. Вхідний та вихідний шари мають по одному нейрону, перший прихований шар містить 25 нейронів, другий прихований шар – 5 нейронів. Тренування відбувалося протягом 20000 епох. На рис. 4а наведено графіки зміни тренувальної та валідаційної похибок. На рис. 4б – 4г наведено графіки статистичних характеристик цільового та отриманого процесів. Із графіків видно, що автокореляційні функції цільової та результуючої вибірки мають велику збіжність. Функція щільності розподілу ймовірностей результуючої вибірки повністю відтворює функцію щільності розподілу бажаного процесу. Отже, траєкторії нерівностей, отримані за допомогою нейронної мережі SINN мають бажані статистичні характеристики.

На оис. 4. показані результати тренування нейронної мережі. а) Тренувальна та валідаційна похибки; б) Нормалізовані АКФ ; в) Щільність розподілу ймовірностей; г) Нормалізована АКФ для η^2

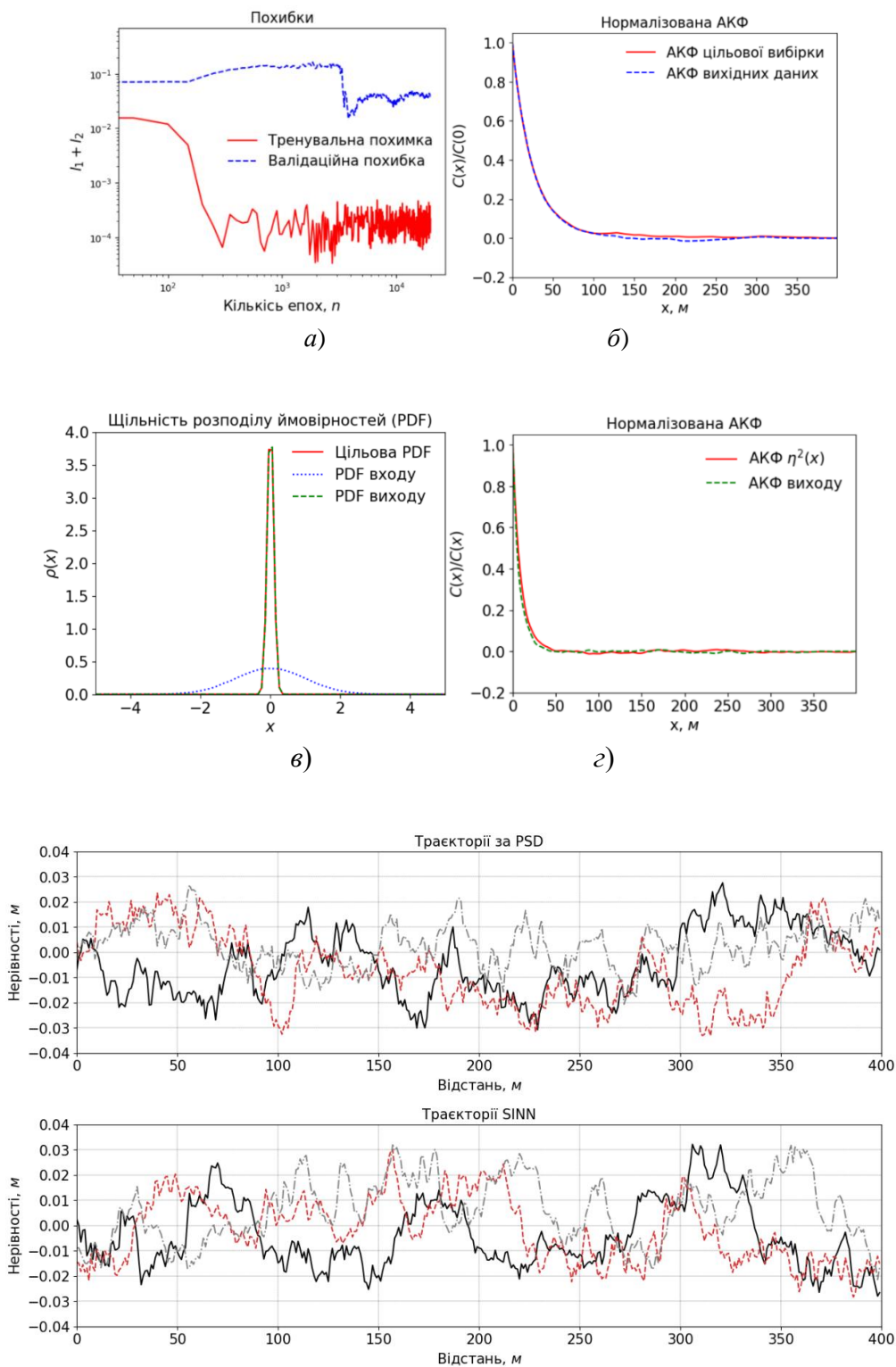


Рис. 5. Нерівності рейкової колії

Приклади реалізації нерівностей, розрахованих за спектральною щільністю потужності, та згенерованих нейронною мережею наведено на рис. 5.

Траєкторії нерівностей на ділянці довжиною 400 метрів, отримані за допомогою нейронної мережі, мають ті ж самі статистичні характеристики, що і цільові траєкторії, мають ті ж діапазони амплітуд та збіжний характер з реалізаціями, наведеними у літературі [13, 14].

Навчена нейронна мережа здатна також генерувати траєкторії, довші за траєкторії цільової вибірки. Реалізацію такої довгочасної траєкторії для ділянки шляху довжиною 1200 м наведено на рис. 6. Такі траєкторії можуть бути використані у якості збурюючого впливу для розрахунку вертикальних коливань рухомого складу під час руху поїзда перегонном вільної довжини.

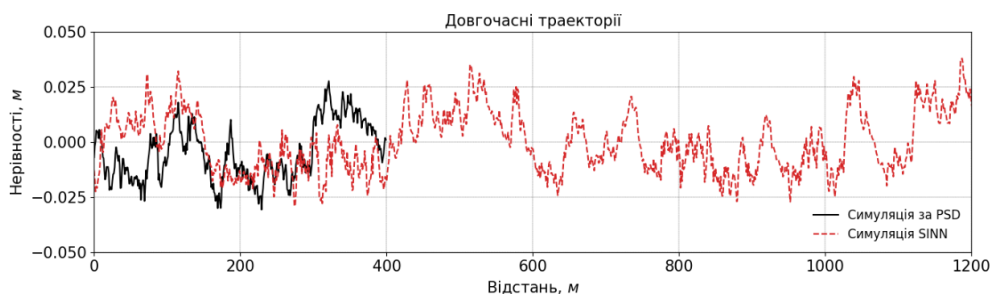


Рис. 6. Довгочасні траєкторії нерівностей залізничної колії

Висновки. Проведено дослідження, направлені на підвищення комфорту та безпеки перевезення пасажирів. Розглянуто негативний вплив коливань рухомого складу на поїзд та його складові, на стан залізничної колії, а також на витрати енергетичних ресурсів, швидкість та безпеку пасажирських перевезень.

Проведено аналіз останніх досліджень і публікацій в області моделювання нерівностей залізничної колії, які є однією з головних причин виникнення коливань рухомого складу. Розглянуто основні методи задання нерівності колії при моделюванні коливань. Проведено аналіз досліджень у залізничній галузі із застосуванням нейронних мереж глибокого навчання, зокрема для розрахунку коливань вагона та оцінки рівня комфорту пасажирів під час руху. Запропоновано використання

статистично-інформованої нейронної мережі, побудованої на основі нейронної мережі довгої короткочасної пам'яті, для відтворення нерівностей колії за їх статистичними характеристиками (автокореляційною функцією та щільністю розподілу ймовірностей).

Розроблено програму, що реалізує випадковий процес, який описує нерівності залізничної колії, за його спектральною щільністю потужності за допомогою методу тригонометричного ряду. Програма дозволяє моделювати різні види нерівностей залізничної колії. Дані, отримані за допомогою даної програми, можуть бути використані для моделювання коливань поїзда на коротких ділянках шляху, а також у якості цільової вибірки для тренування нейронної мережі.

Для генерації нерівностей у ході експериментів було обрано структуру та параметри статистично-інформованої нейронної мережі. На основі вибірки траскторій нерівностей, які розраховані за допомогою розробленої програми, отримано статистичні характеристики бажаного стохастичного процесу для навчання нейронної мережі. Проведено навчання нейронної мережі та отримано реалізації нерівностей, які близькі до реальних. Навчена нейронна мережа здатна генерувати траскторії нерівностей, які є довшими за тренувальні зразки, зберігаючи особливості бажаного стохастичного процесу, а отже може бути використана для моделювання нерівностей на ділянках вільної довжини.

Отримана нейронна мережа може бути використана для моделювання нерівностей на довгих ділянках залізничної колії та подальшого її застосування у комплексній моделі вертикальних коливань рухомого складу для бортової СППР машиністом, що обраховує оптимальні керуючі впливи рухомим складом на заданій ділянці шляху.

Список літератури:

1. *Lin, J.* Impact vibration behavior of railway vehicles: A state-of-the-art overview. / *Wang, K., Zhai, W.* // *Acta Mech. Sin.*, – 2021, 37, – p. 1193–1221.
2. *Сокол Э. Н.* Крушение железнодорожных поездов (Судебная экспертиза. Элементы теории и практики). Монография. – К.: Феникс, 2007. – 355 с.
3. *Silva P.* Railways Passenger Comfort/Discomfort: Objective Evaluation. / *Silva P, Mendes J., Seabra E and Pratas P.* // *New Research on Railway Engineering and Transportation.* – 2023.
4. Лукашова Н. П. Підвищення ефективності роботи ходової частини рейкового міського транспорту з використанням електромеханічних амортизаторів: дис. ... канд. техн. наук: спец. 05.22.09 Електротранспорт: Харківський нац. ун-т міського господарства ім. О. М. Бекетова – Харків 2020 – 162 с.

5. *Abood K. H. A.* Railway carriage simulation model to study the influence of vertical secondary suspension stiffness on ride comfort of railway carbody. / *Abood K. H. A., Khan R. A.* // Proc. IMechE Vol. 225 Part C: *J. Mechanical Engineering Science*, –2011.
6. *Yokesh K. S.* Modelling and Sensitivity Analysis of Influencing Parameters in Displacement of Dynamic Bodies. / *Yokesh K. S. and Nandakumar N.* // *Engineering and Technology Journal*, p. 879-883, – 2021
7. *Steišūnas S.* Effects of rail-wheel parameters on vertical vibrations of vehicles using a vehicle–track-coupled model / *Steišūnas S., Bureika G. and Gorbunov M* // *Problemy transportu*, – 2019, – vol. 14 No. 3. – p. 27–3.
8. *Ушкалов В. Ф.* Расчетные возмущения для оценки динамических качеств грузовых вагонов, Наука та прогрес транспорту. / *Ушкалов В. Ф., Лапина Л. Г., Мащенко И. А.* // *Вісник Дніпропетровського національного університету залізничного транспорту*, вип. 4 (46), 2013
9. *Wang J.* Study on vibration acceleration prediction model of track inspection vehicle based on bp neural network. / *Wang J., He Yu., Lu H., Li Z.* // *IOP Conference Series Materials Science and Engineering* – 2018. – 435(1):012041
10. *Ma Sh.* Deep learning for track quality evaluation of high-speed railway based on vehicle-body vibration prediction / *Ma Sh., Gao L., Liu X. and Lin J.* // *IEEE Access*. – 2019. – PP(99):1-1
11. *Лапина Л. Г.* Амплитудно-частотный анализ составляющих возмущений от вертикальных неровностей железнодорожного пути, / *Лапина Л. Г., Мащенко И. А.* // *Техническая механика*. № 3, – 2012, – С. 9-15.
12. U.S. Department of Transportation. Federal Railroad Administration. Measuring the Displacement Environment between a Locomotive and Trailing Car. Final Report Report May 2020.
13. *Podworna M.* Modelling of random vertical irregularities of railway tracks: *Int. J. of Applied Mechanics and Engineering*, – 2015. – vol.20, No.3. – pp. 647-655
14. *Lei X.* High speed railway track dynamics. Models, Algorithms and Applications. *Advances in High-speed Rail Technology*, Science Press, 2022, p. 481.
15. *Iyengar R. N.* Random field modeling of railway track irregularities. / *Iyengar R. N., Jaiswal O. R.* // *Journal of Transportation Engineering*. – 1995. 121(4)
16. *Курган М. Б.* Дослідження нерівностей колії в межах залізничних переїздів, / *Курган М. Б., Курган Д. М., Лужицький О. Ф.* // *Наука та прогрес транспорту. Вісник Дніпропетровського національного університету залізничного транспорту*, – 2015. – вип. 5 (59)
17. *Liu S.* Prediction of Ride Comfort Values Based on GA-BP Neural Network. / *Liu S., Qin Y., Xing Z.* // *Multimodal Approach to Sustained Transportation System Development: Information, Technology, Implementation*. – 2011.
18. *Silka J.* Recurrent neural network model for high-speed train vibration prediction from time series / *Silka J., Wiecek M., Wozniak M.* // *Neural Computing and Applications*. – 2022. – 34:13305–13318
19. *Zhang, Z.* A Real-Time Polygonal Wheel-Rail Force Identification Method Based on Convolutional Neural Networks (CNN). / *Zhang, Z., Wang, J., Yang, J.* // *Urban Rail Transit*. – 2025.
20. *Neto F.* Generating Stochastic Processes Through Convolutional Neural Networks, / *Neto F., Bueno R., Cavalcanti P., Admasu A.* // *Journal of Control, Automation and Electrical Systems*. – 2020. – 31:294–303

21. *Zhu Yu.* Learning stochastic dynamics with statistics-informed neural network / *Zhu Yu., Tang Yu., Kim Ch.* // *Journal of Computational Physics.* – 2022. – 474 p.

References:

- 1.** Lin, J.; Wang, K.; Zhai, W. (2021) Impact vibration behavior of railway vehicles: A state-of-the-art overview. *Acta Mech. Sin.*, 37, 1193–1221.
- 2.** Сокол Э. Н. Крушение железнодорожных поездов (Судебная экспертиза. Элементы теории и практики). Монография. – К.: Феникс, 2007. – 355 с.
- 3.** Silva P., Mendes J., Seabra E, Pratas P. (2023) Railways Passenger Comfort/Discomfort: Objective Evaluation. *New Research on Railway Engineering and Transportation.* DOI: 10.5772/intechopen.111704
- 4.** Лукашова Н. П. Підвищення ефективності роботи ходової частини рейкового міського транспорту з використанням електромеханічних амортизаторів: дис. ... канд. техн. наук: спец. 05.22.09 Електротранспорт: Харківський нац. ун-т міського господарства ім. О. М. Бекетова – Харків 2020 – 162 с.
- 5.** Abood K. H. A., Khan R. A. (2011) Railway carriage simulation model to study the influence of vertical secondary suspension stiffness on ride comfort of railway carbody. *Proc. IMechE Vol. 225 Part C: J. Mechanical Engineering Science* <https://doi.org/10.1177/0954406211399809>
- 6.** Yokesh K. S., Nandakumar N. (2021) Modelling and Sensitivity Analysis of Influencing Parameters in Displacement of Dynamic Bodies. *Engineering and Technology Journal*, p. 879-883 DOI: 10.47191/etj/v6i5.02, I.F. – 6.39
- 7.** Steišūnas S., Bureika G., Gorbunov M. (2019) Effects of rail-wheel parameters on vertical vibrations of vehicles using a vehicle-track-coupled model: *Problemy transportu*, vol. 14 No. 3, p. 27–39 DOI: 10.20858/tp.2019.14.3.3
- 8.** Ушкалов В. Ф., Лапина Л. Г., Машенко И. А. (2013) Расчетные возмущения для оценки динамических качеств грузовых вагонов, *Наука та прогрес транспорту. Вісник Дніпропетровського національного університету залізничного транспорту*, вип. 4 (46)
- 9.** Wang J., He Yu., Lu H., Li Z. (2018) Study on vibration acceleration prediction model of track inspection vehicle based on bp neural network. *IOP Conference Series Materials Science and Engineering* 435(1):012041 DOI: 10.1088/1757-899X/435/1/012041
- 10.** Ma Sh., Gao L., Liu X., Lin J. Deep learning for track quality evaluation of high-speed railway based on vehicle-body vibration prediction, 2019, *IEEE Access* PP(99):1-1, DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2960537
- 11.** Лапина Л. Г., Машенко И. А. (2012) Амплитудно-частотный анализ составляющих возмущений от вертикальных неровностей железнодорожного пути, *Техническая механика.* № 3. – С. 9-15. – Режим доступа: http://nbuv.gov.ua/UJRN/TMekh_2012_3_3
- 12.** U.S. Department of Transportation. Federal Railroad Administration. Measuring the Displacement Environment between a Locomotive and Trailing Car. Final Report Report May 2020.
- 13.** Podwórna M.(2015) Modelling of random vertical irregularities of railway tracks: *Int. J. of Applied Mechanics and Engineering*, vol.20, No.3, pp.647-655 DOI: 10.1515/ijame-2015-0043
- 14.** Lei X. High speed railway track dynamics. Models, Algorithms and Applications. *Advances in High-speed Rail Technology*, Science Press 2022, p. 481.

- 15.** Iyengar R. N., Jaiswal O. R. (1995)_Random field modeling of railway track irregularities. *Journal of Transportation Engineering* 121(4) DOI:10.1061/(ASCE)0733-947X(1995)121:4(303)
- 16.** Курган М. Б., Курган Д. М., Лужицький О. Ф. (2015) Дослідження нерівностей колії в межах залізничних переїздів, *Наука та прогрес транспорту. Вісник Дніпропетровського національного університету залізничного транспорту*, вип. 5 (59)
- 17.** Liu S., Qin Y., Xing Z. (2011) Prediction of Ride Comfort Values Based on GA-BP Neural Network. *Multimodal Approach to Sustained Transportation System Development: Information, Technology, Implementation* [https://doi.org/10.1061/41177\(415\)282](https://doi.org/10.1061/41177(415)282)
- 18.** Siłka J., Wieczorek M., Wozniak M. (2022) Recurrent neural network model for high-speed train vibration prediction from time series, *Neural Computing and Applications* 34:13305–13318 <https://doi.org/10.1007/s00521-022-06949-4>
- 19.** Zhang, Z., Wang, J., Yang, J. et al. (2025) A Real-Time Polygonal Wheel-Rail Force Identification Method Based on Convolutional Neural Networks (CNN). *Urban Rail Transit*. <https://doi.org/10.1007/s40864-024-00237-1>
- 20.** Neto F., Bueno R., Cavalcanti P., Admasu (2020) A. Generating Stochastic Processes Through Convolutional Neural Networks, *Journal of Control, Automation and Electrical Systems* 31:294–303 <https://doi.org/10.1007/s40313-020-00567-y>
- 21.** Zhu Yu., Tang Yu., Kim Ch. (2022) Learning stochastic dynamics with statistics-informed neural network: *Journal of Computational Physics*, 474

Статтю представив д-р техн. наук, проф. Національного технічного університету "Харківський політехнічний інститут" С.Ю. Леонов.

Надійшла (received) 11.03.2025

Zakovorotnyi Oleksandr, Dr. Tech. Sci., Professor
National Technical University "Kharkiv Polytechnic Institute"
Str. Kirpichova, 2, Kharkov, Ukraine, 61002
Tel.: +38 (097) 967-32-71, e-mail: arcade@i.ua
ORCID ID: 0000-0003-4415-838X

Reshetnikova Polina, PhD student
National Technical University "Kharkiv Polytechnic Institute"
Str. Kirpichova, 2, Kharkov, Ukraine, 61002
Tel.: +49 (15) 73-67-99-080, e-mail: polina.reshetnikova@cit.khpi.edu.ua

УДК 004.94

Моделювання геометричної нерівності залізничної колії на основі нейронної мережі глибокого навчання / Заковоротний О. Ю., Решетнікова П. Е. // Вісник НТУ "ХПІ". Серія: Інформатика та моделювання. – Харків: НТУ "ХПІ". – 2025. – № 2 (14). – С. 44 – 61.

Забезпечення комфорту та безпеки пасажирів є однією з найважливіших задач при проектуванні та обслуговуванні пасажирського залізничного транспорту. Однією з загроз, які виникають під час руху поїзда, є його коливання. Вимушені коливання поїзда викликаються здебільшого нерівностями залізничної колії. Роботу присвячено моделюванню нерівностей залізничної колії для їх подальшого використання у якості збурень у комплексній моделі вертикальних коливань рухомого складу. У роботі запропоновано використання для моделювання нерівностей нейронної мережі. Обрано статистично-інформовану нейронну мережу (SINN) за її здатність до відтворення стохастичних процесів за їх статистичними характеристиками. У роботі за допомогою комп'ютерної програми згенеровано короткочасні траєкторії нерівностей за спектральною щільністю потужності. Отримані траєкторії можуть бути використані для моделювання коливань поїзда на коротких ділянках шляху, а також у якості цільової вибірки для тренування нейронної мережі. Проведено навчання нейронної мережі та отримано реалізації нерівностей, які близькі до реальних та мають ті ж статистичні характеристики. Нейронна мережа здатна генерувати траєкторії нерівностей, які є довшими за тренувальні зразки, зберігаючи особливості бажаного стохастичного процесу, а отже може бути використана для моделювання нерівностей на ділянках залізничної колії вільної довжини та подальшого для її застосування у комплексній моделі вертикальних коливань рухомого складу для системи підтримки прийняття рішень бортових систем керування дизель-поїздів України. Іл.: 6.. Бібліогр.: 21 назв.

Ключові слова: комплексна модель коливань рухомого складу; нейронна мережа; SINN; система підтримки прийняття рішень; бортові системи керування.

UDC 004.94

Generation of geometric irregularity of railway track using deep learning neural network / Zakovorotnyi O. Yu., Reshetnikova P. E. // Herald of the National Technical University "KhPI". Series of "Informatics and Modeling". – Kharkov: NTU "KhPI". – 2025. – № 2 (14). – P. 44 – 61.

Ensuring the comfort and safety of passengers is one of the most important tasks in the design and maintenance of passenger rail transport. One of the threats to passenger comfort and safety arising from train movement is its oscillations. Forced train oscillations are mainly caused by irregularities of the railway track. The paper is

devoted to modelling railway track irregularities for their further use as disturbances in a complex model of vertical oscillations of rolling stock. The paper proposes the use of a neural network for modelling irregularities. The Statistics-Informed Neural Network (SINN) was chosen for its ability to reproduce stochastic processes according to their statistical characteristics. In this work, a computer program was developed to generate short-term irregularities trajectories by power spectral density. The obtained short-term trajectories can be used to model train oscillations on short sections of the track, as well as a target sample for training a neural network. The neural network was trained and track irregularities were obtained that are close to real ones and have the same statistical characteristics. The obtained neural network is able to generate trajectories of railway track irregularities that are longer than the training samples, while maintaining the features of the desired stochastic process, and therefore can be used to model irregularities on sections of free-length railway track and further used in a complex model of vertical oscillations of rolling stock for the onboard control systems of Ukrainian trains. Figs.: 6. Refs.: 21 item.

Keywords: rolling stock, oscillatory process, track irregularities, neural network, SINN, decision support system, on-board control systems.