

О. С. Євтушенко, О. Ю. Заковоротний

Національний технічний університет "Харківський політехнічний інститут", Харків, Україна

ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ КОЛИВАНЬ РУХОМОГО СКЛАДУ

Анотація. У роботі розглянуто актуальну сьогодні проблему підвищення максимальної швидкості залізничного транспорту, обмеження та перешкоди на шляху її вирішення і можливості подолання цих перешкод. Окремо розглянуто можливість підвищення максимальної швидкості поїзда на тих ділянках залізничного шляху, де це допустимо. Для реалізації цієї можливості актуальною є задача виявлення, аналізу та класифікації коливань, які виникають під час руху поїзда. Проведено огляд досліджень, присвячених використанню нейронних мереж у суміжних предметних галузях. За результатами аналізу досліджень пропонується для виконання поставленої задачі використовувати модифікацію нейронної мережі Growing Neural Gas – Growing When Required (GWR), яка є оптимальною для виконання задачі аналізу та класифікації коливань поїзда та має можливість донавчатися без пошкодження раніше засвоєної інформації. Розроблено структуру нейронної мережі GWR. Представлено алгоритм роботи нейронної мережі GWR.

Ключові слова: штучні нейронні мережі, Growing Neural Gas, GNG, Growing When Required, GWR, залізничний транспорт, аналіз коливань поїзда.

Вступ

Постановка проблеми. На сьогодні однією з головних дилем подальшого розвитку залізничного транспорту є питання подолання значних обмежень на максимальну швидкість руху. Основною причиною виникнення цих обмежень є дефекти залізничного покриття та динамічних елементів поїзда: тріщини, злами, різні види зносу, пластичні деформації, корозія, механічні пошкодження. Причинами їх виникнення є спільний вплив багатьох факторів, таких як тривала експлуатація, неякісне технічне обслуговування, погодні умови тощо. Пошкодження залізничного шляху та/або динамічних елементів поїзда можуть призвести до появи повздовжніх та поперечних коливальних процесів під час руху залізничного транспорту.

Не дивлячись на те, що подібні коливальні процеси є активними протягом усього процесу руху поїзда та проявляються і при русі на невеликих швидкостях, ця проблема є найбільш критичною для високошвидкісних поїздів, оскільки їх частини піддаються сильнішому впливу суворих умов у порівнянні з іншими поїздами. На характеристики цих динамічних процесів прямо впливає швидкість, з якою поїзд рухається, що призводить до виникнення значних обмежень максимальної швидкості рухомого складу.

Згідно з результатами досліджень, що були проведені в роботі [1], зростання амплітуди та частоти коливань на швидкостях 100-120 км/год є більш значним, ніж на швидкостях, нижче 100 км/год. Це призводить до виникнення складних перешкод у виконанні задачі підвищення максимальних швидкостей рухомого складу до відміток вище 120 км/год. Одним з шляхів часткового подолання цих перешкод є підвищення швидкості на тих залізничних ділянках, де кількість дефектів мінімальна, а отже амплітуда коливань незначна. Вирішення цієї задачі робить актуальною проблему виявлення та класифікація коливань, які виникають під час руху рухомого складу.

Аналіз останніх досліджень. Для класифікації коливань існує багато різноманітних методів, серед

яких найбільш перспективним є залучення нейронних мереж. Використання штучних нейронних мереж дає можливість швидко обробляти великі обсяги даних, виділяти в них складні закономірності та застосовувати визначені таким чином патерни для обробки нової інформації.

Штучні нейронні мережі вже успішно використовуються на залізничному транспорті для прогнозування температурного впливу на рейки [2], передбачення та попередження дефектів [3, 4], проведення оптимізації процесів технічного обслуговування [5], збереження та класифікація інформаційних даних для систем підтримки прийняття рішень [6]. Однак основними недоліками існуючих штучних нейронних мереж є відсутність можливості їх донавчання новою інформацією без втрат вже запам'ятованих раніше даних. Цей недолік можливо усунути завдяки використанню нейронних мереж Growing Neural Gas (GNG) та її модифікації – Growing When Required (GWR), яка добре пристосована до класифікації великих обсягів даних та може донавчатися у процесі функціонування. Це робить мережі GWR придатними для виконання поставленої задачі класифікації коливальних процесів.

Метою роботи є аналіз можливості застосування штучної нейронної мережі Growing When Required для виконання класифікації динамічних процесів, які виникають під час руху поїзда, розробка її структури та алгоритму роботи.

Основна частина

Для виконання поставленої мети розглянемо нейронну мережу Growing When Required (GWR), яка виникла як модифікація "Зростаючий нейронний газ" (Growing Neural Gas), який був запропонований Берндом Фріцке у 1995 році [7].

GNG був розроблений для вирішення проблем кластеризації та топологічного навчання шляхом динамічного збільшення кількості нейронів у мережі. Мережа базується на принципах конкурентного навчання і самонавчання, дозволяючи мережі поступово адаптуватися до вхідного простору.

GNG починається з невеликої кількості нейронів і поступово додає нові, коли виявляється, що поточна мережа не може адекватно представляти вхідні дані. Це дозволяє алгоритму зберігати топологічні властивості вже засвоєної інформації і адаптуватися до складних даних.

Попри свою ефективність, GNG має деякі обмеження:

1. Необхідність ручного налаштування параметрів. Кількість ітерацій, частота додавання нових нейронів та інші параметри потребують попереднього налаштування, що може бути складним завданням.

2. Потенційна надмірність. Через регулярне додавання нових нейронів мережа може стати надмірно великою, що знижує її ефективність.

3. Відсутність адаптації до потокових даних: GNG не завжди ефективно адаптується до даних, що надходять у реальному часі.

Для подолання деяких з цих обмежень була розроблена нейронна мережа Growing When Required [8]. Основна ідея зростаючої за необхідністю мережі полягає в тому, щоб додавати нові нейрони лише тоді, коли це дійсно необхідно, на основі певних критеріїв, таких як помилка представлення вхідних даних. Цей підхід дозволяє зберегти компактність і ефективність мережі, одночасно забезпечуючи високу точність представлення даних.

GWR включає ключові ідеї GNG, такі як конкурентне навчання і динамічне управління зв'язками між нейронами, але також вводить нові механізми для ефективнішого навчання:

1. Адаптивне додавання нейронів. Нові нейрони додаються лише тоді, коли вхідні дані не можуть бути адекватно представлені існуючими нейронами.

2. Контроль помилок. Акумуляція помилок для кожного нейрона дозволяє мережі виявляти області, які потребують додаткової уваги.

3. Видалення старих з'єднань. З'єднання між нейронами, які стають занадто старими, видаляються, що дозволяє мережі залишатися гнучкою та адаптивною.

Мережа складається з двох важливих компонентів – вузлів із пов'язаними з ними ваговими векторами та ребер, які з'єднують вузли, утворюючи сусідства вузлів, які представляють подібне сприйняття. Як вузли, так і ребра можна створювати та знищувати під час процесу навчання.

Техніка, яка використовується для створення та знищення меж мережі, є конкурентоспроможним методом навчання Гейбба [7, 8]. Для кожного входу генерується граничне з'єднання між вузлом, який найкраще відповідає одиниці, і другим найкраще відповідним блоком. Ці крайові з'єднання мають пов'язаний «вік». Спочатку встановлено значення нуль і збільшується на кожному кроці часу для кожного ребра, яке підключено до вузла-переможця. Єдиним винятком є межа, яка з'єднує найкращу та другу найкращі одиниці, вік яких скидається на нуль. Ребра, вік яких перевищує деяку постійну a_{max} , видаляються. Будь-який вузол, який не має сусідів, тобто не має гранич-

них з'єднань, видаляється, оскільки він є мертвим вузлом.

Нова частина алгоритму полягає в тому, як здійснюється процес вирощування. Замість того, щоб додавати новий вузол після кожного λ введення, як у мережі GNG, нові вузли можна додавати в будь-який час. Наприклад, кілька вузлів можна додавати один за одним, а потім більше не додавати протягом наступних ста ітерацій. Нові вузли розташовуються залежно від вхідних даних і поточного виграшного вузла, а не додаються там, де накопичена помилка найбільша, як в алгоритмі GNG [8].

Альтернативою використанню простого лічильника для запису частоти запуску кожного вузла є змінна, яка експоненціально зменшується від 1 до 0, щоб нові вузли мали значення 1, а вузли, які часто запускалися, були близькі до 0. Це еквівалентний лічильнику з верхньою межею, але має кілька переваг. Можна визнати той факт, що сусіди вузла-переможця також навчені, оскільки їхні змінні також можуть зменшуватися, хоча й у меншій мірі. Крім того, кількість разів, коли вузол спрацьовував, можна дуже легко врахувати в швидкості навчання, так що вузли, які часто спрацьовують, тренуються менше. Це усуває проблему, від якої часто страждають мережі, які постійно навчаються, ваги добре навчених вузлів продовжують злегка рухатися, так що мережа не зближується. Як і у більшості самоорганізованих мереж, налаштування швидкості навчання зазвичай базується на попередніх експериментах. Нарешті, це означає, що мережу GWR можна використовувати як фільтр новизни без будь-яких модифікацій: якщо вузол, який спрацьовує, раніше не спрацьовував або спрацьовував дуже рідко, тоді вхід є новим.

На рис. 1 зображено загальну схему нейронної мережі GWR. Нейронна мережа GWR складається з вхідного шару, шару кластеризації (CL) і вихідного нейрона. Кількість вхідних нейронів позначається N_i , вектор активацій вхідних нейронів \vec{l} , а кількість нейронів шару кластеризації – N_c . Кожен нейрон кластерного рівня с з'єднаний з усіма вхідними нейронами через вектор зважених адаптивних вхідних з'єднань \vec{w}_c розміру N_{w_c} . Крім того, нейрони CL можуть бути з'єднані один з одним незваженими зв'язками, утворюючи сусідства, де з'єднані нейрони CL представляють схожі характеристики. Вихід новизни дорівнює поточному зивкання переможного нейрона CL , $h_c \in (0; 1)$.

На кожному кроці часу активується задана кількість N_i вхідних нейронів. Вхідний рівень повністю підключений до рівня кластеризації (на рис. 1 для наочності зображено зв'язок усіх вхідних нейронів тільки з нейроном c_1). Зв'язки між нейронами CL визначають сусідства, де з'єднані нейрони представляють подібні входи. Кожен нейрон CL має показник зивкання, h_i , і показник зивкання нейрона-переможця представляє вихід мережі. Слід зауважити, що рис. 1 показує ситуацію, в якій вхідний вектор має довжину 3 і, отже, менший за кількість вхідних нейронів ($3 < N$). Решта вхідних нейронів активуються зі значенням 0. У протилежному випадку найбільш віддалені візуальні характеристики у сенсорному вхідному векторі будуть відкинуті.

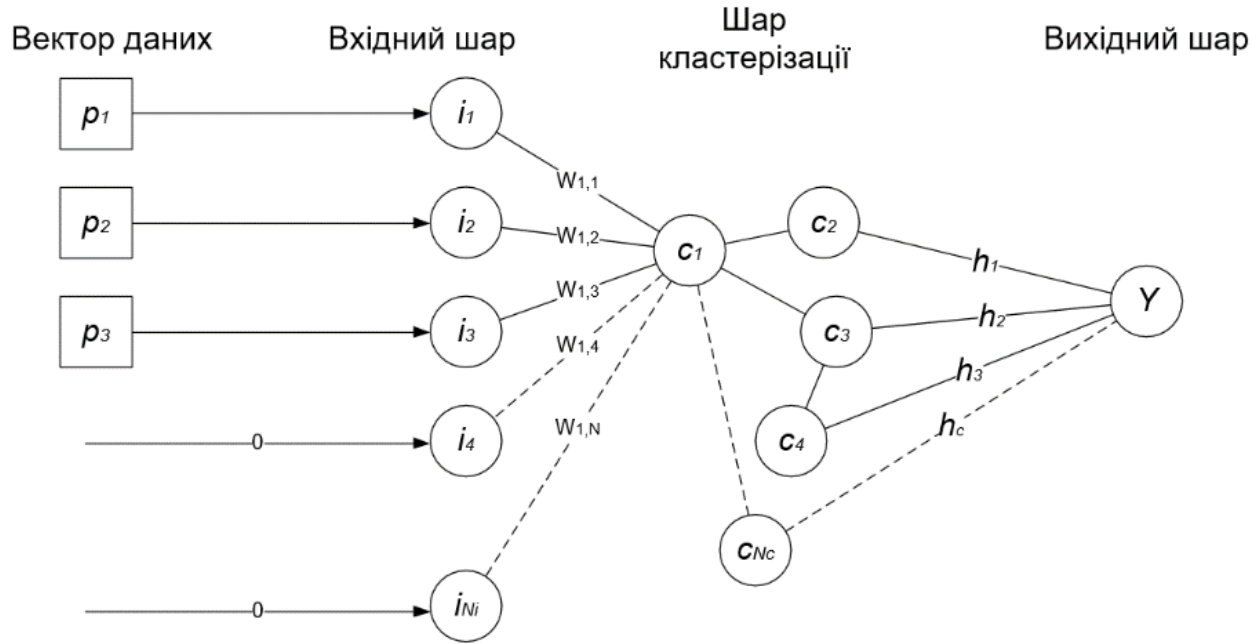


Рис. 1. Схема GWR

Розглянемо детально алгоритм роботи мережі GWR:

Крок 1. Ініціалізація структури мережі:

- Ініціалізувати вхідний шару розміром N_I .
- Ініціалізувати шар кластеризації (CL) двома нейронами (тобто $N_C = 2$).
- Встановити початкові ваги ($w_{j,c}$) зв'язків між вхідними нейронами та нейронами кластеризації в випадкові значення від 0 до 1.
- Встановити звання кожного нейрона кластеризації h_c на 1.

Крок 2. Активізація вхідного вектору:

- Отримати сенсорний вхідний вектор i розміром N_p (тобто кількість виявлених ознак).
- Регулювати активацію вхідних нейронів на основі розміру вхідного вектору:
 - Якщо $N_p < N_I$, встановити активацію перших N_p вхідних нейронів у значення вхідного вектора та решту $N_I - N_p$ нейронів у 0.
 - Якщо $N_p \geq N_I$, для кожного вхідного нейрона i встановити активацію нейрона i на i -те значення у вхідному векторі.

Крок 3. Знайти переможний нейрон:

- Обчислити відстань d_c кожного нейрона кластеризації c від вхідного вектора i :

$$d_c = \sqrt{\sum_{\{j=1\}}^{N_I=N_{Wc}} (i_j - w_{j,c})^2}.$$

- Вибрати нейрон s з найменшою відстанню d_s як вигравший нейрон $d_s = \min_{c \in N_C} d_c$.

Крок 4. Знайти другий за кращістю нейрон t аналогічним чином.

Крок 5. Якщо нейрони s і t не з'єднані, з'єднати їх, щоб утворити між ними зв'язок.

$$CL = CL \cup \{(s, t)\}.$$

Крок 6. Обчислити активацію a_s нейрона s :

$$a_s = \exp(-d_s).$$

Крок 7. Додати новий нейрон кластерного шару, r , якщо $a_s > \theta_s$ та $a_h < \theta_h$, де θ_s та θ_h є порогами активації та звання відповідно.

- Встановити ваги нового нейрона:

$$w_{jr} = (w_{js} + i_j)/2;$$

- Встановити звання нового нейрона:

$$h_r = 1;$$

• З'єднайте новий нейрон r із s і t . Видалити зв'язок сусідства між s і t .

Крок 8. Адаптувати ваги вхідних з'єднань нейрона s та всіх сусідніх нейронів n , до яких він підключений:

$$\Delta w_{j,s} = \eta \times h_s \times (i_j - w_{j,s});$$

$$\Delta w_{j,n} = \min\left(1, \frac{\psi a_n}{a_s}\right) \eta \times h_n \times (i_j - w_{j,n}),$$

де η - це коефіцієнт навчання мережі, а ψ - це коефіцієнт пропорційності ($0 < \psi < 1$).

Крок 9. Зістарити границі на кінці s

$$age_{(s,i)} = age_{(s,i)} + 1.$$

Крок 10. Зменшити звання нейрона s та його сусідів:

$$\Delta h_s = \frac{(\alpha(1 - h_s) - 1)}{\tau};$$

$$\Delta h_n = \frac{(\alpha(1 - h_n) - 1)}{\min\left(1, \frac{a_s}{\psi a_n}\right) \tau}$$

Крок 11. Перевірити, чи є якісь вузли або ребра для видалення, тобто чи є вузли, які більше не мають сусідів, або ребра, старші за найбільший дозволений вік. Видаляємо їх, якщо вони є.

Крок 12. Якщо доступні додаткові дані, повернутися до кроку 1 у випадку, якщо не досягнуто певного критерію зупинки.

Параметри мережі були встановлені як

$$\theta_H = 0.3, \eta = 0.3, \alpha = 1.05,$$

$$\tau = 3.33 \text{ та } \varphi = 0.1.$$

Параметри θ_A та N_{Wc} значно впливали на поведінку мережі, і різні архітектури мережі, таким чином, виникали в результаті різних комбінацій їхніх значень.

Цей алгоритм гарантує, що нейронна мережа GWR класифікує вхідні дані, динамічно зростає і адаптується до нової інформації та донавчатися без

втрати вже запам'ятованої раніше інформації при цьому додаючи нейрони тільки за необхідності.

Висновки

Таким чином, під час аналізу можливості застосування штучної нейронної мережі Growing When Required для виконання класифікації динамічних процесів були розглянуті її відмінності від нейронної мережі Growing Neural Gas, головні переваги і недоліки та описано структурні особливості мережі.

На основі проаналізованої інформації були створені структурна схема та детальний покроковий алгоритм роботи нейронної мережі GWR, який гарантує можливість її використання для класифікації повздовжніх та поперечних коливальних процесів.

Результати роботи створюють перспективи для подальших досліджень питання підвищення максимальної швидкості руху поїзда.

Отримані структурна схема та алгоритм будуть використані для програмної реалізації штучної нейронної мережі GWR.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Заковоротный А. Ю. Синтез автоматизированной системы управления подвижным составом на основе геометрической теории управления и нейронных сетей [Электронный ресурс] : дис. ... д-ра техн. наук: спец. 05.13.07 / Александр Юрьевич Заковоротный ; науч. консультант Дмитриенко В. Д. ; Нац. техн. ун-т "Харьков. политехн. ин-т". – Харьков, 2017. – 433 с. – Библиогр.: с. 326 – 358. – рус.
2. Deep convolutional neural networks for detection of rail surface defects / S. Faghih-Roohi, S. Hajizadeh, A. Núñez, R. Babuska, B. De Schutter // 2016 International joint conference on neural networks (IJCNN). IEEE. 2016. С. 2584–2589.
3. Carboni, M., Crivelli, D., 2020. An acoustic emission based structural health monitoring approach to damage development in solid railway axles. Int. J. Fatigue 139, 105753.
4. Lee, J.S., Hwang, S.H., Choi, I.Y., Kim, I.K., 2018. Prediction of track deterioration using maintenance data and machine learning schemes. J. Transp. Eng. A Syst. 144 (9), 04018045.
5. Khouzani, A.H.E., Golroo, A., Bagheri, M., 2017. Railway maintenance management using a stochastic geometrical degradation model. J. Transp. Eng. A Syst. 143 (1), 04016002.
6. Заковоротный А. Ю. Моделирование и оптимизация процессов управления движением дизель-поездов / В.Д. Дмитриенко, А.Ю. Заковоротный / [монография]. – Харьков: Изд. центр «НТМТ», 2013. – 248 с.
7. Fritzke, B. (1995). A growing neural gas network learns topologies. In G. Tesauro, D. S. Touretzky, & T. K. Leen (Eds.), (pp. 625–632). Advances in Neural Information Processing Systems 7 (NIPS'94), Cambridge: MIT Press.
8. Marsland, S., Shapiro, J., & Nehmzow, U. (2002). A self-organising network that grows when required. Neural Networks, 15, 1041–1058.

Received (Надійшла) 13.08.2024

Accepted for publication (Прийнята до друку) 30.10.2024

Development of a neural network structure for oscillation classification

Oleksandr Yevtushenko, Oleksandr Zakovorotnyi

Abstract. The paper examines today's urgent problem of increasing the maximum speed of railway transport, limitations and obstacles on the way to its solution and the possibility of overcoming these obstacles. The possibility of increasing the maximum speed of the train on those sections of the railway track, where it is permissible, was separately considered. To realize this possibility, the task of detecting, analyzing and classifying the vibrations that occur during train movement is relevant. A review of research devoted to the use of neural networks in related subject areas has been conducted. According to the results of the research analysis, it is proposed to use the Growing When Required (GWR) neural network – Growing Neural Gas modification to perform the task, which is optimal for performing the task of analyzing and classifying train oscillations and has the ability to learn more without damaging previously learned information. The structure of the GWR neural network has been developed. The algorithm of the GWR neural network is presented.

Keywords: artificial neural networks, Growing Neural Gas, GNG, Growing When Required, GWR, railway transport, analysis of train oscillations.