

ТРАНСПОРТНІ ТЕХНОЛОГІЇ (ЗА ВИДАМИ)

УДК 656.052

DOI: [https://doi.org/10.32515/2664-262X.2022.6\(37\).1.173-182](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2022.6(37).1.173-182)**В.І. Котенко**, асп.*Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, Україна**e-mail: mialkovska.viktoria@gmail.com*

Алгоритмічні моделі машинного навчання для прогнозування витрат пального транспортними засобами під час доставки зернових культур

У роботі проаналізовано можливості застосування обчислювального інтелекту у логістичних системах доставки сільськогосподарської продукції. Виявлено необхідність до використання алгоритмічних моделей машинного навчання для прогнозування витрат пального транспортними засобами під час доставки зернових культур. На основі історичних даних підприємства, що здійснює транспортування сільськогосподарської продукції, проведено прогнозування витрат пального транспортними засобами з використанням алгоритмічних моделей регресії: DT дерева рішень та RF випадкового лісу. За результатами моделювання встановлено, що найкращий прогноз витрат пального транспортними засобами під час доставки насіння зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, виконує модель RF випадкового лісу, яка забезпечує відносну помилку отриманих результатів 4,6%.

модель машинного навчання, витрата палива, модель випадкового лісу, модель дерева рішень, транспортування зернових культур

Постановка проблеми. З року в рік інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень у автотранспортних логістичних системах набувають більшого використання [1, 2]. При цьому використання обчислювального інтелекту у логістичному управлінні є одним із найбільш перспективним напрямів підвищення ефективності доставки вантажів. Це стосується і управління у логістичних системах доставки сільськогосподарської продукції, зокрема і насіння зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеваторів. Зазвичай автотранспортні підприємства не враховують того, що витрати пального, як основна складова собівартості процесу доставки насіння зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, значною мірою зумовлюються специфічними виробничими умовами. Можливості обчислювального інтелекту, а саме машинного навчання, дозволяють врахувати ці умови та здійснити достатньо точне прогнозування витрат пального транспортними засобами, які слугуватимуть підставою для подальшого вибору раціональних транспортних засобів та оптимізації витрат [3].

Постановка завдання. Метою роботи є обґрунтування та оптимізація алгоритмічної моделі машинного навчання для прогнозування витрат пального транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Останнім часом зросло число досліджень [4-15], які стосуються застосування обчислювального інтелекту, зокрема машинного навчання, у логістичних системах. Так, алгоритми машинного навчання використовують для прогнозування виду транспортування [5, 6, 7], тривалості

виконання транспортних операцій [8, 9, 10], вибору типу автомобіля [11], витрат палива [12, 13, 14], вартості замовлення [15] тощо. Проте, відсутні публікації щодо алгоритмічного моделювання доставки насіння зернових культур від сільськогосподарських підприємств.

Виклад основного матеріалу. Отримати точні прогнози витрат пального транспортними засобами під час доставки насіння зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора можливо на підставі алгоритмічних моделей машинного навчання. Однак вони потребують наявності великих вибірок історичних даних, які описуються стаціонарними розподілами. Під час виконання алгоритмічного моделювання доставки насіння зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора використано історичні дані підприємства, що здійснює транспортування сільськогосподарських вантажів. Характеристику вибірових даних наведено у табл. 1.

Таблиця 1 – Характеристика даних для прогнозування витрат пального транспортними засобами під час доставки насіння зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

	Unnamed: 0	Відстань, км (загальна)	Фактичні витрати палива, літрів	Витрати ДП, літрів/100км	Вантажообіг, т.км	Обсяг вантажу, тон
count	14142.000000	14140.000000	14140.000000	14140.000000	14140.000000	14140.000000
mean	7070.500000	100.441443	45.744879	48.113574	2485.322476	45.806377
std	4082.588088	124.242033	52.413783	8.605360	3090.855755	75.020569
min	0.000000	1.000000	0.293000	16.863793	1.000000	0.750000
25%	3535.250000	39.000000	19.203500	44.759967	977.265000	24.710000
50%	7070.500000	68.000000	32.128000	46.713318	1677.905000	25.800000
75%	10605.750000	104.000000	48.359250	50.484336	2582.730000	49.020000
max	14141.000000	1125.000000	473.202000	99.966667	28777.500000	1667.900000

Джерело: розроблено автором

На основі проведеного аналізу стану використання алгоритмічного моделювання у різних прикладних галузях встановлено, що задача прогнозування витрат пального транспортними засобами під час доставки насіння зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора належить до задач множинної регресії [16;17;18]. При цьому найбільш розповсюдженими і досить точними алгоритмічними моделями регресії є:

- 1) модель DT (Decision Tree) дерева рішень;
- 2) модель RF (Random Forest) випадкового лісу.

Для кожної із представлених моделей машинного навчання оцінюють ефективність прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами r -ї марки під час обслуговування i -го замовлення за такими критеріями:

- абсолютна помилка MAE ;
- середньоквадратична помилка $RMSE$;
- загальний час навчання $Total Time$;
- відносний час навчання $Traning Time$.

Оптимальною вважається така модель прогнозування прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами r -ї марки під час обслуговування i -го замовлення яка забезпечує мінімізацію означених критеріїв:

$$E_M(SFC_{ri}) = f(MAE, RMSE, Total Time, Training Time) \rightarrow \min. \quad (1)$$

На підставі вибраної моделі машинного навчання для прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами r -ї марки під час обслуговування i -го замовлення використовують існуючі засоби покращення якості прогнозу. Це виконується на підставі додавання адаптивних підсилень, збільшення глибини проведення досліджень окремих видів дерев рішень, а також пропонуванням різних правил для виконання прогнозування тощо.

Модель DT передбачає побудову дерева рішень для прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами. Структура цього дерева організована так, що дерево має корінь, гілки що являють собою внутрішні вузли та листя, які у подальшому не класифікуються. Внутрішні вузли дерева рішень є атрибутами, а водночас гілки, які з'єднують окремі вузли, забезпечують визначення значень цих атрибутів. Окрім того, листи представляють собою мітки класів, що використовують для прийняття рішень під час прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами.

Залежна змінна у нашій задачі є питомі витрати пального (SFC_{ri}) транспортними засобами має кількісне значення. Відповідно до цього слід побудувати дерево регресії щодо вирішення зазначеної задачі. Розроблено множини алгоритмів дерев рішень (ID3, C4.5, C5.0, CART, SPRINT), які мають свої переваги та недоліки [19]. Кожен із них передбачає використання спеціальних функцій, які виконують розподіл наборів даних за означеними атрибутами. Серед них заслуговує на увагу алгоритм «CART», який ще називають дерево класифікації або регресії [20]. Цей алгоритм належить до алгоритмів машинного навчання із учителем. Оцінювальна функція алгоритму CART забезпечує зменшення невизначеності у окремих вузлах побудованого дерева. Модель DT дерева рішень для прогнозування питомих витрат палива (SFC_{ri}) транспортними засобами під час доставки насіння зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора формалізується із використанням індексу *Gini*. За умови, що набір даних (data set) (DS) для прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами містить дані m -х класів, індекс *Gini* можна визначити за виразом [21]:

$$Gini(DS) = 1 - \sum_{b=1}^m P_b^2, \quad (2)$$

де P_b – відносна частота b -го класу у заданому наборі із даними (DS).

Якщо заданий набір із даними (DS) розбивають на дві окремі вибірки DS_1 і DS_2 із множиною спостережень відповідно n_1 та n_2 , то якість цієї розбивки можна визначити за показником:

$$Gini_{split}(DS) = \frac{n_1}{n} Gini(DS_1) + \frac{n_2}{n} Gini(DS_2). \quad (3)$$

Найкращим розбиванням заданого набору із даними (DS) вважають таке, яке дає можливість виконати мінімізацію індексу $Gini_{split}(DS)$. За умови, що відома кількість замовлень (n) на доставку насіння зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, яка відповідає батьківському вузлу, кількість їх у лівих (l) та правих (r) дочірніх вузлах та кількість екземплярів b -го класу лівого (l_b) та правого (r_b) дочірніх вузлів, відповідають якості розбивки і оцінюються за формулою:

$$Gini_{split} = \frac{l}{n} \left(1 - \sum_{b=1}^m \left(\frac{l_b}{l}\right)^2\right) + \frac{r}{n} \left(1 - \sum_{b=1}^m \left(\frac{r_b}{r}\right)^2\right) \rightarrow \min. \quad (4)$$

У результаті проведених досліджень було створено модель DT дерева рішень для прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами, подано на рис. 1.

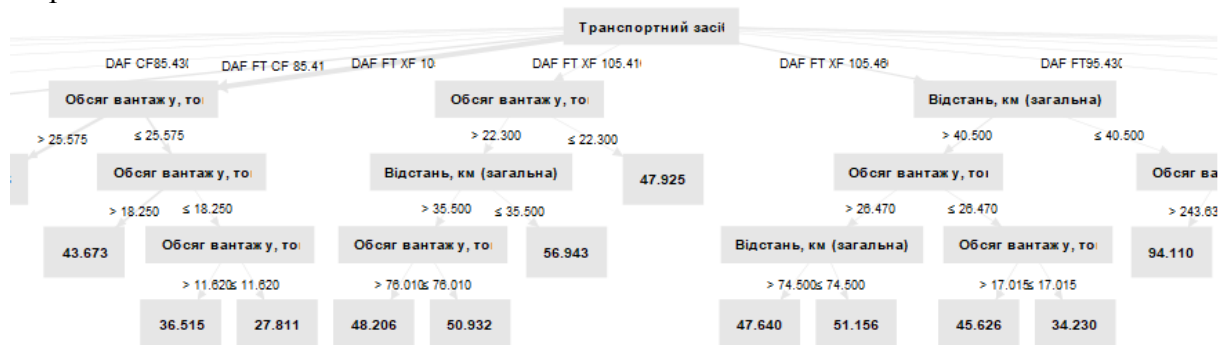


Рисунок 1 – Фрагмент моделі DT дерева рішень для прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами

Джерело: розроблено автором

Запропонована модель DT дерева рішень для прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами дає можливість рекурсивно розбити множину заданого набору із даними (DS) на підмножини із використанням критерію мінімальної середньо квадратичної помилки (MSE) [20].

Модель RF випадкового лісу прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами належить до машинного навчання із учителем та передбачає виконання побудови ансамблів регресійних дерев. Кожне окреме із цих дерев рішень характеризується високою дисперсією δ_i . Однак, за їх системного паралельного об'єднання, результуюче значення дисперсії δ_{Σ} є низькою. Це пов'язано із тим, що окремі дерева рішень ідеально навчені на заданих зразках даних, а отриманий результат є не від одного окремого дерева рішень, а від множини сформованих дерев рішень (рис. 2).

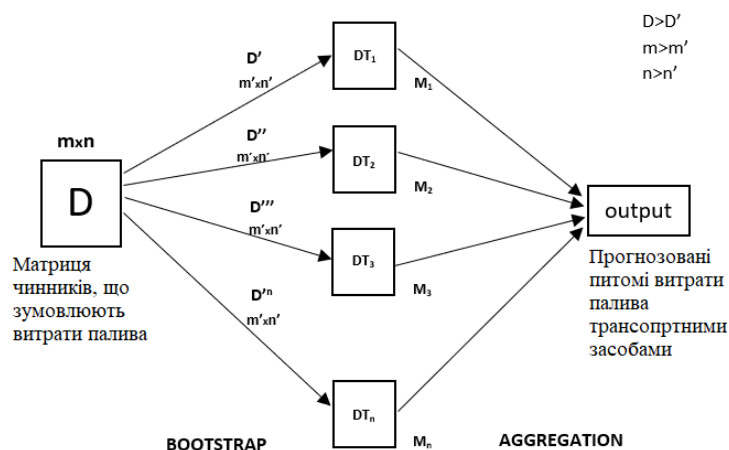


Рисунок 2 – Структурна модель RF випадкового лісу для прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами

Джерело: розроблено автором

Під час отримання прогнозованого значення результуючий результат залежить від класифікатора із більшістю голосів окремих дерев. У нашому випадку результат прогнозування отримують як середнє значення усіх результатів прогнозу питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами, отриманих від окремих дерев рішень. Зазначену складову називають агрегацією.

Модель RF випадкового лісу являє собою ансамбль дерев рішень, які здатні розв'язувати задачу регресії для прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами із використанням техніки, що називається «Bootstrap» та «Aggregation», які у літературі широко відомі як «Bagging» [22]. Модель RF випадкового лісу передбачає побудову декількох дерев рішень для прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами, які є базовими моделями навчання.

Перш ніж формалізувати модель RF випадкового лісу для прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами, дамо деякі визначення. У наших дослідженнях робимо припущення, що нам надано навчальну вибірку:

$$D_n = \{(X_{11}, X_{12}, \dots, X_{1j}, SFC_{r1}), \dots, (X_{n1}, X_{n2}, \dots, X_{nj}, SFC_{rn})\}. \quad (5)$$

Окрім того, $[0,1]^d \times \mathbb{R}$ -оцінка випадкові змінні ($d \geq 2$) з тим же розподілом, що і незалежна базова пара $(X_{11}, X_{12}, \dots, X_{1j}, SFC_{ri})$, яка задовольняє умову:

$$E(SFC_{ri})^2 < \infty. \quad (6)$$

Простір $[0,1]^d$ забезпечено стандартною евклідовою метрикою. Для фіксованого $(X_{11}, X_{12}, \dots, X_{1j}, SFC_{ri}) \in [0,1]^d$ слід оцінити функцію регресії із використанням D_n :

$$r(x) = E[SFC_{ri} | X = (X_{11}, X_{12}, \dots, X_{1j})]. \quad (7)$$

При цьому, оцінка функції регресії r_n є узгодженою, якщо:

$$E[r_n(X) - r(X)]^2 \rightarrow 0 \text{ при } n \rightarrow \infty. \quad (8)$$

Формально, модель RF випадкового лісу є предиктором, що складається з колекції рандомізованих базових регресійних дерев:

$$\{r_n(X_{11}, X_{12}, \dots, X_{1j}, SFC_{ri}, D_n), m \geq 1\}, \quad (9)$$

де $SFC_{r1}, SFC_{r2}, \dots, SFC_{rn}$ – прогнозовані випадкові значення питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами.

Усі отримані випадкові дерева об'єднуються, щоб сформувати агреговану оцінку регресії:

$$\bar{r}_n(X, D_n) = E(SFC_{ri})[r_n(X, SFC_{ri}, D_n)]. \quad (10)$$

На підставі проведених досліджень отримали модель RF випадкового лісу для прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами із використанням техніки, фрагмент якої подано на рис. 3.

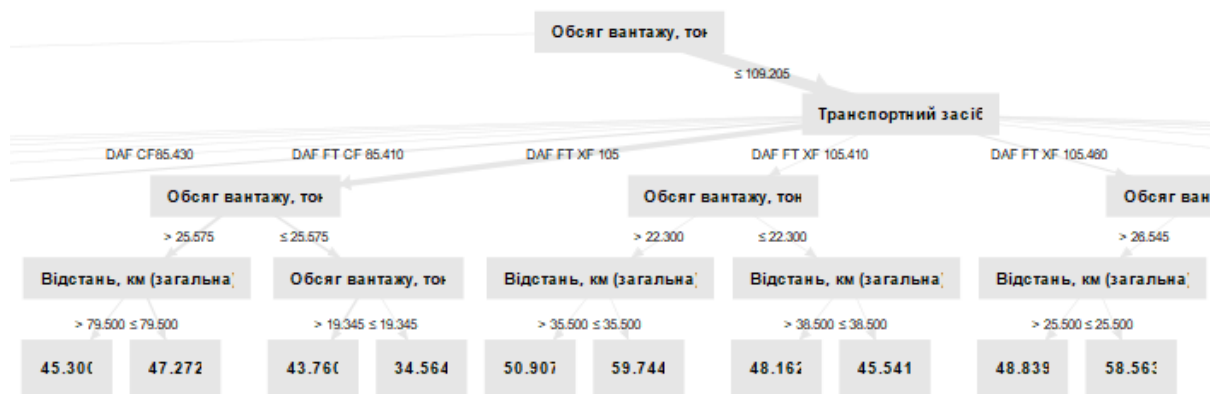


Рисунок 3 – Фрагмент моделі RF випадкового лісу для прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами

Джерело: розроблено автором

Отримані кількісні значення прогнозу питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами із використанням моделі RF випадкового лісу представляють як середні прогнозні значення, що були отримані кожним із 5 дерев рішень обґрунтованого ансамблю. Отриманий прогноз питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами із використанням моделі RF випадкового лісу на відміну від значень окремих дерев, має меншу здатність до перенавчання моделі та більшу гнучкість до межі прийнятих рішень щодо витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами.

Оцінювання зазначених моделей прогнозування витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами під час доставки насіння зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора виконували за окремими критеріями (абсолютна помилка; стандартне відхилення; загальний час навчання; відносний час навчання). Отримані результати виконаних досліджень щодо оцінювання моделей прогнозування витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами подано у табл. 2.

Таблиця 2 – Результати оцінювання моделей прогнозування витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами під час доставки насіння зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

Модель	Питоми витрати палива ТЗ, літрів /100км		Тривалість машинного навчання моделі, мс		
	Абсолютна помилка	Стандартне відхилення	Загальний час	Час тренувань	Час підрахунку (1000 рядків)
модель DT (Decision Tree) дерева рішень	3,402	0,073	1895	1,556	1,945
модель RF (Random Forest) випадкового лісу	2,246	0,041	4798	2,687	7,072

Джерело: розроблено автором

На підставі отриманих даних (табл. 2) щодо оцінювання моделей прогнозування витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами під час доставки насіння зернових

культури від сільськогосподарських підприємств до елеватора слід зазначити, що за абсолютною помилкою найкращі показники отримано із використанням має моделі RF (Random Forest) випадкового лісу. Саме зазначена модель дає можливість забезпечити абсолютну помилку 2,246 із стандартними відхиленнями $\pm 0,041$.



Рисунок 4 – Результати оцінювання відносної помилки моделей прогнозування витрат пального (SFC_{pi}) транспортними засобами під час доставки насіння зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

Джерело: розроблено автором

На підставі даних рис. 4 спостерігаємо, що найкращий прогноз витрат пального (SFC_{pi}) транспортними засобами під час доставки насіння зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, виконує модель RF (Random Forest) випадкового лісу, яка забезпечує відносну помилку отриманих результатів 4,6% із стандартним відхилення $\pm 0,1$ та загальним часом машинного навчання 4,8с.

Висновки.

1. Обґрунтовано застосування алгоритмічної моделі машинного навчання для прогнозування витрат пального транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора.

2. Проаналізовано дослідження використання алгоритмічних моделей машинного навчання для вантажних перевезень, зокрема прогнозування виду транспортування, тривалості виконання транспортних операцій, вибору типу автомобіля, витрат палива та вартості доставки.

2. На основі історичних даних підприємства, яке здійснює транспортування зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, проведено прогнозування витрат пального транспортними засобами з використанням алгоритмічних моделей регресії: DT дерева рішень та RF випадкового лісу.

4. Встановлено, що найкращий прогноз витрат пального транспортними засобами під час доставки насіння зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, виконує модель RF випадкового лісу, яка забезпечує відносну помилку отриманих результатів 4,6% із стандартним відхилення $\pm 0,1$ та загальним часом машинного навчання 4,8с.

Список літератури

1. Mhaskar H.N., Poggio T. Deep vs. shallow networks: An approximation theory perspective. *Analysis and Applications*. Vol.14. Issue 6. 2016. P. 829–848.
2. Deep Residual Learning for Image Recognition / He K.M., Zhang X.Y., Ren S.Q., Sun J. *Proc. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2016. 770–778.
3. Kotenko V. Development of the grain crops supply chain model. *Вісник машинобудування та транспорту*. 2021.14(2). С. 33-37.
4. Utilizing machine learning on freight transportation and logistics applications: A review / Tsolaki K., Vafeiadis T., Nizamis A., Ioannidis D., Tzovaras D. *ICT Express*. 2022. DOI:10.1016/j.ict.2022.02.001.
5. Samimi A., Razi-Ardakani H., Nohekhan A. A Comparison between Different Data Mining Algorithms in Freight Mode Choice. *American Journal of Applied Sciences*. 2017. 14 (2). pp. 204-216. DOI: 10.3844/ajassp.2017.204.216
6. Abdelwahab W., Saye, T. Freight mode choice models using artificial neural networks. *Civil Engineering and Environmental Systems*. 1999. 16(4). Pp. 267-286. DOI:10.1080/02630259908970267
7. Tortum, A., Yayla, N., Gökdağ M. The modeling of mode choices of intercity freight transportation with the artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference system. *Expert Systems with Applications*. 2009. 36. Pp. 6199-6217. DOI:10.1016/j.eswa.2008.07.032.
8. Van der Spoel S., Chintan A., Van Hillegersberg J. Predictive analytics for truck arrival time estimation: a field study at a European distribution center. *International Journal of Production Research*. 2015. DOI: 10.1080/00207543.2015.1064183
9. Travel Time Prediction in a Multimodal Freight Transport / Servos N., Liu X., Teucke M., Freitag M. Relation Using Machine Learning Algorithms. *Logistics*. 2020.4. 1. DOI:10.3390/logistics4010001
10. Якушенко О. С., Шевчук Д. О., Мединський Д. В. Нейромережева модель для прогнозування часу на виконання транспортної задачі. *Наукоємні технології*. 2021. 49(1). С. 33-38. DOI:10.18372/2310-5461.49.15289
11. Unmad A., Roorda M. J. Modeling Freight Vehicle Type Choice using Machine Learning and Discrete Choice Methods. *Transportation Research Record*. 2022. 2676(2). Pp. 541-552. DOI:10.1177/03611981211044462
12. A Machine Learning Model for Average Fuel Consumption in Heavy Vehicles / Schoen A., Byerly A., Hendrix B., Bagwe R. M., Santos E. C. d., Miled Z. B. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*. 2019. vol. 68. no. 7. pp. 6343-6351. DOI: 10.1109/TVT.2019.2916299.
13. Data driven analysis and forecasting of medium and heavy truck fuel consumption / Bousonville T., Cheubou Kamba D., Krüger T., Dirichs M. *Enterprise Information Systems*. 2020. DOI: 10.1080/17517575.2020.1856417
14. Topić J., Škugor B., Deur J. Neural Network-Based Prediction of Vehicle Fuel Consumption Based on Driving Cycle Data. *Sustainability*. 2022. 14. 744. DOI:10.3390/su14020744
15. Prediction of Transportation Costs Using Trapezoidal Neutrosophic Fuzzy Analytic Hierarchy Process and Artificial Neural Networks / Singh A., Das A., Bera U. K., Lee G. M. *IEEE Access*. 2021. vol. 9. pp.103497-103512. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3098657.
16. Bashynsky O., Medvediev Ye., Slobodian S., Skorobogatov D. Justification of models of changing project environment for harvesting grain, oilseed and legume crops. *Independent Journal of Management & Production (Special Edition PDATU)*. 2019. Vol 10. No 7. pp. 658-672.
17. Особливості проектно-орієнтованого управління діяльністю транскордонних оперативнорятувальних підрозділів / Ратушний Р. Т. та ін. *Вісник ЛДУ БЖД : зб. наук. праць*. Львів: ЛДУБЖД, 2019. №19. С. 51–60.
18. Koval N., Tryhuba A., Kondysiuk I., Tryhuba I., Boiarchuk O., Rudynets M., Grabovets V., Onyshchuk V. Forecasting the fund of time for performance of works in hybrid projects using machine training technologies. *3rd International Workshop on Modern Machine Learning Technologies and Data Science Workshop, MoMLeT and DS 2021, CEUR Workshop Proceedings 2917, Lviv-Shatsk, 2021*. pp. 196–206.
19. Singh, S., & Gupta, P. (2014). Comparative study ID3, CART and C4.5 Decision tree algorithm: A Survey. *International Journal Of Advanced Information Science And Technology (IJAIST)*. 2014. no. 27. Pp. 2319-2682.
20. Lewis Roger. An Introduction to Classification and Regression Tree (CART) Analysis. 2000.
21. Daniya, T., Geetha M., Suresh Kumar K. Classification and regression trees with gini index. *Advances in Mathematics Scientific Journal*. 2020. no. 9. pp.1857-8438. DOI:10.37418/amsj.9.10.53.
22. Bauer E., Kohavi R. An Empirical Comparison of Voting Classification Algorithms: Bagging, Boosting, and Variants. *Machine Learning* 36, 1999. 105–139. DOI:10.1023/A:1007515423169

References

1. Mhaskar, H.N., & Poggio, T. (2016) Deep vs. shallow networks: An approximation theory perspective. *Analysis and Applications*. Vol.14, Issue 6, pp. 829–848 [in English].
2. He, K.M., Zhang, X.Y., Ren, S.Q. & Sun J. (2016). Deep Residual Learning for Image Recognition. *Proc. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 770–778 [in English].
3. Kotenko, V. (2021). Development of the grain crops supply chain model. *Visnyk mashynobuduvannia ta transportu*. 14(2), pp. 33-37. [in English].
4. Tsolaki, K., Vafeiadis, T., Nizamis, A., Ioannidis, D. & Tzovaras, D. (2022). Utilizing machine learning on freight transportation and logistics applications: A review. *ICT Express*. DOI:10.1016/j.icte.2022.02.001.
5. Samimi, A., Razi-Ardakani, H., Nohekhan, A. (2017). A Comparison between Different Data Mining Algorithms in Freight Mode Choice. *American Journal of Applied Sciences* 14 (2), 204-216. DOI: 10.3844/ajassp.2017.204.216 [in English].
6. Abdelwahab, W., & Sayed, T. (1999). Freight mode choice models using artificial neural networks. *Civil Engineering and Environmental Systems*, 16(4), 267-286. DOI:10.1080/02630259908970267 [in English].
7. Tortum, A., Yayla, N. & Gökdağ M. (2009). The modeling of mode choices of intercity freight transportation with the artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference system. *Expert Systems with Applications*, 36, 6199-6217. DOI:10.1016/j.eswa.2008.07.032 [in English].
8. Van der Spoel, S., Chintan, A., Van Hillegersberg, J. (2015). Predictive analytics for truck arrival time estimation: a field study at a European distribution center, *International Journal of Production Research*. DOI: 10.1080/00207543.2015.1064183 [in English].
9. Servos, N., Liu, X., Teucke, M. & Freitag, M. (2020). Travel Time Prediction in a Multimodal Freight Transport Relation Using Machine Learning Algorithms. *Logistics* 4, 1. DOI:10.3390/logistics4010001 [in English].
10. Yakushenko, A., Shevchuk, D. & Medynskyi, D. (2021). Neiromerezheva model dlia prohozuvannia chasu na vykonannia transportnoi zadachi. [Neural network model for predicting the execution time of a transport task] *Science-Based Technologies*, 49(1), 33-38. [in Ukrainian]. DOI:10.18372/2310-5461.49.15289 [in English].
11. Usman, A., & Roorda, M.J. (2022). Modeling Freight Vehicle Type Choice using Machine Learning and Discrete Choice Methods. *Transportation Research Record*. 2676(2), 541-552. DOI:10.1177/03611981211044462 [in English].
12. Schoen, A., Byerly, A., Hendrix, B., Bagwe, R. M., Santos, E. C. d., Miled, Z. B. (2019). A Machine Learning Model for Average Fuel Consumption in Heavy Vehicles. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 68, no. 7, pp. 6343-6351. DOI: 10.1109/TVT.2019.2916299. [in English].
13. Bousonville, T., Cheubou Kamga D., Krüger T., Dirichs, M. (2020). Data driven analysis and forecasting of medium and heavy truck fuel consumption. *Enterprise Information Systems*. DOI: 10.1080/17517575.2020.1856417 [in English].
14. Topić, J., Škugor, B. & Deur, J. (2022). Neural Network-Based Prediction of Vehicle Fuel Consumption Based on Driving Cycle Data. *Sustainability* 14, 744. DOI:10.3390/su14020744 [in English].
15. Singh, A., Das, A., Bera, U. K., Lee, G. M. (2021). Prediction of Transportation Costs Using Trapezoidal Neutrosophic Fuzzy Analytic Hierarchy Process and Artificial Neural Networks. *IEEE Access*, vol. 9, 103497-103512, DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3098657. [in English].
16. Bashynsky, O., Medvediev, Ye., Slobodian, S., Skorobogatov, D. (2019). Justification of models of changing project environment for harvesting grain, oilseed and legume crops. *Independent Journal of Management & Production (Special Edition PDATU)*, Vol 10, No 7, pp. 658-672. [in English].
17. Ratushnyi, R.T., Tryhuba, A.M., Khmel, P., Smotr, O.O. & Prydatko, O.V. (2019). Osoblyvosti proektno-oriantovanoho upravlinnia diialnistiu transkordonnykh operatyvno-riatuvalnykh pidrozdiliv. [Peculiarities of project-oriented management of activities of cross-border operative rescue units]. *Visnyk LDU BZhd : zb. nauk. prats. Lviv: LDUBZhd., №19*. 51–60. [in Ukrainian].
18. Koval, N., Tryhuba, A., Kondysiuk, I., Tryhuba, I., Boiarchuk, O., Rudynets M. et al. (2021). Forecasting the fund of time for performance of works in hybrid projects using machine training technologies. *3rd International Workshop on Modern Machine Learning Technologies and Data Science Workshop, MoMLet and DS 2021, CEUR Workshop Proceedings 2917*, Lviv-Shatsk, pp. 196–206. [in English].
19. Singh, S., & Gupta, P. (2014). Comparative study ID3, CART and C4.5 Decision tree algorithm: A Survey. *International Journal Of Advanced Information Science And Technology (IJIAIST)*, 27(2319:2682). [in English].
20. Lewis, Roger. (2000). An Introduction to Classification and Regression Tree (CART) Analysis. [in English].

21. Daniya, T., Geetha, M., Suresh Kumar, K. (2020). Classification and regression trees with gini index. *Advances in Mathematics Scientific Journal*. 9. 1857-8438. DOI:10.37418/amsj.9.10.53. [in English].
22. Bauer, E., & Kohavi, R. (1999). An Empirical Comparison of Voting Classification Algorithms: Bagging, Boosting, and Variants. *Machine Learning* 36, 105–139. DOI:10.1023/A:1007515423169 [in English].

Viktoriiia Kotenko, post-graduate

Vinnitsya National Technical University, Vinnitsya, Ukraine

Machine Learning Algorithmic Models for Forecasting Fuel Consumption by Vehicles of the Grain Crops Delivery

The analysis of the state of development and use of machine learning algorithmic models in road transport logistics systems has been carried out.

The expediency of application of machine learning algorithmic model for predicting fuel consumption by vehicles during the grain crops delivery from agricultural enterprises to the grain elevator has been substantiated.

The regression machine learning algorithmic models: DT (Decision Tree) model and the RF (Random Forest) model for forecasting fuel consumption by vehicles is selected. On the basis of historical data of the enterprise that transports grain crops from agricultural enterprises to the elevator, forecasting of fuel consumption by vehicles with the use proposed models has been carried out. The resulting prediction of vehicle fuel consumption with the use the RF random forest model, as opposed to the values of individual decision trees, has a lower ability to retraining and greater flexibility to the limit of vehicle fuel consumption decisions.

Evaluation of the specified models for forecasting fuel consumption by vehicles during the grain crops delivery from agricultural enterprises to the grain elevator has been performed according the following criteria: mean absolute error (MAE), root mean square error (RMSE), Total time and Training time. It has been determined that the best prediction of fuel consumption by vehicles during the grain crops delivery from agricultural enterprises to the grain elevator is performed by the RF random forest model, which provides a relative error of the obtained results of 4.6% with a standard deviation of ± 0.1 and a total machine learning time of 4.8s.

The obtained results of the researches can be used for the selection of the most efficient means of transport for executing orders of the grain crops delivery from agricultural enterprises to the elevator.

machine learning model, fuel consumption, random forest model, decision tree model, grain crops transportation

Одержано (Received) 13.09.2022

Прорецензовано (Reviewed) 20.09.2022

Прийнято до друку (Approved) 26.09.2022

УДК 656.13.072

DOI: [https://doi.org/10.32515/2664-262X.2022.6\(37\).1.182-187](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2022.6(37).1.182-187)

А.В. Йовченко, доц., канд. техн. наук, **А.М. Крейда**, ст. викл., **Є.А. Усенко**

Черкаський державний технологічний університет, м. Черкаси, Україна

e-mail: a.yovchenko@chdtu.edu.ua, a.kreida@chdtu.edu.ua, yevhenii_ck@ukr.net

Аналіз існуючих такелажних засобів для переміщення, завантаження та розвантаження вантажу при транспортуванні

Виконано аналіз існуючих такелажних засобів для транспортування, завантаження та розвантаження великогабаритного та великовагового вантажу. Наведено фактори, які необхідно врахувати при виборі такелажних візків для зменшення травм та підвищення ефективності транспортування вантажів. Надано вимоги для ефективного та безпечного транспортування вантажу.

такелажний візок, транспортування, ролики, великогабаритний вантаж, великоваговий вантаж

© А.В. Йовченко, А.М. Крейда, Є.А. Усенко, 2022