

УДК 004:624

DOI <https://doi.org/10.32782/apcmj.2025.1.14>**Родченко Олександр Васильович,**

кандидат технічних наук, доцент,
доцент кафедри комп'ютерних технологій будівництва
факультету наземних споруд і аеродромів,
Державний університет «Київський авіаційний інститут»,
просп. Любомира Гузара, 1, м. Київ, 03058, Україна
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7703-4936>
Scopus-Author ID: 57195996540
Researcher ID: F-4063-2018
E-mail: oleksandr.rodchenko@npp.nau.edu.ua

КОМП'ЮТЕРНІ ТЕХНОЛОГІЇ ВИЗНАЧЕННЯ КЛАСИФІКАЦІЙНОГО ПАРАМЕТРА НЕЖОРСТКОГО АЕРОДРОМНОГО ПОКРИТТЯ З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Анотація. Стаття присвячена використанню штучного інтелекту для визначення класифікаційного параметра нежорсткого аеродромного покриття. Міжнародна організація цивільної авіації (далі – ICAO) ухвалила новий метод Aircraft Classification Rating / Pavement Classification Rating (далі – ACR/PCR), який замінив метод Aircraft Classification Number / Pavement Classification Number (далі – ACN/PCN). Aircraft Classification Rating – це класифікаційний параметр повітряного судна, що визначається як подвоєне значення допустимого навантаження на колеса та виражається в сотнях кілограмів. Pavement Classification Rating – це класифікаційний параметр аеродромного покриття, що визначається як Aircraft Classification Rating «критичного» або еталонного повітряного судна за максимальної допустимої злітної ваги. У зв'язку з введенням у дію нового методу ICAO ACR/PCR постала необхідність в адаптації вітчизняної методики до нових вимог. За допомогою комп'ютерної програми ICAO ACR визначено класифікаційний параметр ACR для нежорсткого аеродромного покриття за різних значень категорійного нормативного навантаження. Розглянуто спосіб використання штучного інтелекту ChatGPT та Llama для регресійного аналізу під час визначення класифікаційного параметра нежорсткого аеродромного покриття PCR для чотирьох категорій міцності ґрунтової основи. Чат-бот зі штучним інтелектом ChatGPT і локальний штучний інтелект Llama можна використовувати для регресійного аналізу. Під час визначення невідомих параметрів моделі регресії за допомогою локального штучного інтелекту Meta Llama забезпечується така ж точність результатів, що і за використання OpenAI ChatGPT, натомість локальний штучний інтелект забезпечує конфіденційність і безпеку даних і має незалежність від інтернету, отже, можливість працювати автономно навіть у віддалених локаціях.

Ключові слова: комп'ютерні технології, класифікаційний параметр повітряного судна, класифікаційний параметр аеродромного покриття, нежорстке аеродромне покриття, штучний інтелект, метод найменших квадратів, локальний штучний інтелект.

Rodchenko Oleksandr. Computer technologies of airfield flexible pavement classification rating determining using artificial intelligence

Abstract. This paper is dedicated to the specifics of using artificial intelligence for determining the classification rating of airfield flexible pavements. The International Civil Aviation Organization (ICAO) has adopted a new method called Aircraft Classification Rating / Pavement Classification Rating (ACR/PCR), which will replace the Aircraft Classification Number / Pavement Classification Number (ACN/PCN) method. ACR is the aircraft classification rating, defined as twice the permissible wheel load, expressed in hundreds of kilograms. PCR is the classification rating of airfield pavement, defined as the ACR of the “critical” or reference aircraft at its maximum permissible takeoff weight. Due to the introduction of ICAO's new ACR/PCR method, there is a need to adapt the Ukrainian methodology to meet these new requirements. Using the ICAO ACR computer program, the ACR classification rating for various values of standard load was determined. The paper examines the use of artificial intelligence (AI), specifically ChatGPT and Llama, for regression analysis in determining the classification rating of airfield flexible

pavements. Empirical formulas for determining the airfield flexible pavement classification rating (PCR) for four categories of subgrade strength have been obtained. AI chatbot ChatGPT and on-premises AI Llama can be used for regression analysis. When determining unknown parameters of a regression model using the on-premises AI Meta Llama, the same level of accuracy is achieved as when using OpenAI ChatGPT. However, on-premises AI ensures data confidentiality and security, operates independently of the Internet, and, as a result, can function autonomously even in remote locations.

Key words: computer technologies, pavement classification rating, aircraft classification rating, airfield flexible pavement, artificial intelligence, method of least squares, on-premises AI.

Вступ. Міжнародна організація цивільної авіації (далі – ICAO) ухвалила новий метод, що замінює метод Aircraft Classification Number / Pavement Classification Number (далі – ACN/PCN). Новий метод Aircraft Classification Rating / Pavement Classification Rating (далі – ACR/PCR) включено до Поправки 15 Додатка 14 ICAO, Т. 1 (ICAO, 2020 р.), детально описано в оновленні до «Посібника із проектування аеродромів ICAO (ADM)», Ч. 3 (ICAO, 2022 р.) [1]. Метод ACR/PCR набув чинності в липні 2020 р., а цілком замінив ACN/PCN 28 листопада 2024 р.

ACR (класифікаційний параметр повітряного судна) визначається як подвоєне значення допустимого навантаження на колеса (DSWL – derived single wheel load – приведене одноколісне навантаження), виражене в сотнях кілограмів, замість тисяч кілограмів, як це було за визначення ACN. Ця зміна у визначенні приводить до того, що значення ACR і відповідного PCR приблизно в десять разів більше, ніж значення ACN та відповідного PCN. Але це не означає, що можна перетворити ACN на ACR чи PCN на PCR простим множенням на десять. Причиною цієї зміни було уникнення можливої плутанини під час звітування, як-от випадкове порівняння ACR із PCN [1; 2].

PCR (класифікаційний параметр аеродромного покриття) визначається як ACR «критичного» або еталонного повітряного судна за його максимальної допустимої злітної маси. Отже, основна функція методу PCR полягає в ідентифікації критичного повітряного судна та визначенні його максимальної допустимої злітної маси. Після цього можна розрахувати ACR за стандартною процедурою ICAO та призначити його для PCR [1; 2].

У зв'язку з введенням у дію нового методу ICAO ACR/PCR постала необхідність в адаптації вітчизняної методики визначення PCN

нежорстких аеродромних покриттів до нових вимог.

Відомо, що будівництво генерує величезну кількість даних, але за допомогою штучного інтелекту (далі – ШІ) проведення аналізу необхідних даних може тривати всього кілька секунд.

Види ШІ за розташуванням або архітектурою використання можна класифікувати так:

1. Хмарний ШІ (Cloud AI):

– використовує віддалені сервери для обробки даних і виконання ШІ-завдань;

– приклади: Google AI, AWS AI Services, Microsoft Azure AI;

– переваги: велика обчислювальна потужність, доступність для користувачів із будь-якої точки світу;

– недоліки: залежність від інтернет-з'єднання, затримки у відповіді.

2. Крайовий ШІ (Edge AI):

– виконує обчислення безпосередньо на пристрої користувача або на «крайовому» пристрої мережі;

– приклади: системи розпізнавання обличчя на смартфонах (FaceID), автопілоти в автомобілях “Tesla”;

– переваги: швидка обробка даних, робота без підключення до Мережі, підвищена конфіденційність;

– недоліки: обмежена обчислювальна потужність пристрою.

3. Гібридний ШІ (Hybrid AI):

– поєднує можливості хмарних і крайових обчислень;

– приклади: Google Photos (обробка зображень на пристрої з можливістю синхронізації у хмару);

– переваги: баланс між продуктивністю, швидкістю та конфіденційністю;

– недоліки: складність у налаштуванні й інтеграції.

4. Локальний ІІІ (On-Premises AI):

- розгортається на власних серверах компанії або організації;
- приклади: корпоративні рішення для аналізу великих даних, захищені системи обробки медичних даних, моделі відкритого ІІІ (Meta Llama, Google Gemma, Falcon LLM, Mistral AI);
- переваги: максимальний контроль над даними, підходить для конфіденційних завдань;
- недоліки: високі витрати на обладнання і обслуговування.

Отже, різні види ІІІ мають різні сфери застосування:

- хмарний ІІІ – для великих обчислювальних завдань;
- крайовий ІІІ – для автономних рішень з мінімальною затримкою;
- гібридний ІІІ – для збалансованих рішень;
- локальний ІІІ – для максимальної безпеки даних.

Локальний штучний інтелект (On-Premises AI) – це система штучного інтелекту, яка розгортається та функціонує безпосередньо на обладнанні користувача або організації, без необхідності підключення до зовнішніх хмарних сервісів.

Особливості локального ІІІ:

- місцерозташування: усі дані обробляються всередині організації;
- інфраструктура: потребує фізичних серверів або кластерів для обчислень;
- автономність: може працювати без підключення до інтернету.

Переваги локального ІІІ:

- конфіденційність і безпека;
- усі дані зберігаються і обробляються локально, що критично для чутливої інформації (медичні, фінансові, військові дані);
- низькі затримки, оскільки всі дані обробляються безпосередньо на комп'ютері користувача, що зменшує час відповіді (важливо для відеоаналітики, систем контролю);
- цілковитий контроль над даними, алгоритмами й інфраструктурою;
- незалежність від інтернету, як результат, можливість працювати автономно навіть у віддалених локаціях.

Недоліки локального ІІІ:

- висока вартість, оскільки потребує значних інвестицій у сервери, графічні процесори та системи охолодження;
- технічна складність, оскільки потребує кваліфікованих спеціалістів для налаштування і обслуговування;
- обмеження масштабованості (масштабування обчислювальних потужностей потребує додаткового обладнання).

Сфери застосування:

- авіація і оборона: системи контролю безпеки, аналіз супутникових знімків;
- медицина: обробка медичних зображень, діагностика, аналіз знімків МРТ без передачі даних у хмару;
- фінанси: шахрайство, ризик-менеджмент;
- виробництво: контроль якості продукції за допомогою комп'ютерного зору;
- комп'ютерний зір: розпізнавання об'єктів у відео;
- обробка мови: локальні чат-боти без підключення до інтернету.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Оцінювання та звітування про несучу здатність нежорстких аеродромних покриттів завжди були важливими завданнями в цивільній інженерії, оскільки вони підтримують процес ухвалення рішень. Офіційна система звітування, що використовувалася в усьому світі впродовж останніх чотирьох десятиліть, – це метод ACN/PCN. Однак нещодавно було запроваджено оновлену систему – ACR/PCR [3].

Важливість використання неруйнівного методу контролю для точного оцінювання фактичного стану аеродромного покриття злітно-посадкової смуги та визначення індексу PCR висвітлено в науковій праці [4].

Федеральна авіаційна адміністрація США починаючи із 2017 р. проводить дослідження з використання ІІІ для вирішення завдань із проєктування аеродромних покриттів [5–9].

Матеріали та методи. Однією зі сфер, де ІІІ має глибокий вплив, є регресійний аналіз. Розглянемо модель поліноміальної регресії $PCR = a \cdot F_n^2 + b \cdot F_n + c$. Припустимо, що маємо результати n пар незалежних спо-

стережень. Суть задачі полягає у визначенні згладжувальної кривої, що проходить через множину точок. Найпоширенішим методом для розв'язання такої задачі є числовий метод найменших квадратів [10].

Принцип методу найменших квадратів полягає у знаходженні параметрів регресії (для поліноміальної регресії це параметри a , b і c), для яких сума квадратів відхилень дослідних значень від згладжувальних буде мінімальною [10].

Результати. Суть вітчизняної методики визначення класифікаційного числа аеродромного покриття PCN полягає у визначенні значення максимального категорійного нормативного навантаження, що діє на нежорстке аеродромне покриття, та встановленні за графіком величини PCN [11]. Пропонується аналогічна методика для визначення PCR на основі категорійного нормативного навантаження і емпіричних формул.

За допомогою комп'ютерної програми ICAO ACR визначено класифікаційний параметр ACR для різних значень категорійного нормативного навантаження на чотириколісну опору F_n (табл. 1) для різних категорій міцності ґрунтової основи.

На основі даних табл. 1 PCR можна визначити як ACR максимального категорійного нормативного навантаження для нежорсткого аеродромного покриття.

Також за допомогою регресії $PCR = a \cdot F_n^2 + b \cdot F_n + c$ та на основі даних табл. 1 отримано емпіричні формули.

Визначено невідомі параметри поліноміальної моделі регресії $PCR = a \cdot F_n^2 + b \cdot F_n + c$ із використанням методу найменших квадратів.

Для вирішення цієї задачі використано OpenAI ChatGPT-4o (має понад 1 трильйон параметрів) і локальний штучний інтелект Meta Llama 3.1 8B (має 8 мільярдів параметрів).

Llama – це мовна модель, розроблена компанією “Meta”. Llama орієнтована на забезпечення продуктивної роботи з текстами, подібно до інших великих мовних моделей. Її мета – зробити потужні моделі доступними для дослідників і оптимізувати їх для роботи на меншому апаратному забезпеченні. Модель здатна працювати на пристроях з меншою кількістю обчислювальних ресурсів, як-от графічні процесори середнього класу, що розширює можливості її використання. Незважаючи на меншу кіль-

Таблиця 1

ACR категорійного нормативного навантаження для нежорсткого аеродромного покриття

F_n , кН	ACR			
	A	B	C	D
300	135,71	149,24	163,34	194,23
350	159,39	177,61	197,54	245,75
400	183,62	207,47	238,53	306,36
450	208,49	238,95	281,30	372,83
500	234,09	272,22	328,98	445,57
550	260,50	307,42	386,55	522,97
600	287,83	352,28	448,12	604,53
650	316,16	395,07	516,10	688,21
700	345,57	442,85	589,22	770,26
750	376,14	499,20	664,42	852,22
800	407,97	558,57	743,18	934,73
850	441,13	624,35	824,52	1 017,74
900	487,46	695,08	907,80	1 101,87
950	526,68	769,01	992,26	1 187,79
1000	567,64	844,44	1 075,05	1 275,87
1 050	617,23	921,25	1 158,23	1 365,45
1 100	671,94	1 000,55	1 241,80	1457,19

кість параметрів, Llama показує конкурентні результати порівняно з більшими моделями, як-от ChatGPT-4o.

Параметри в контексті штучного інтелекту нейронних мереж – це змінні, що визначають, як модель обробляє дані й ухвалює рішення. Вони є ключовими компонентами алгоритму навчання.

Основні види параметрів у мовних моделях:

1. Ваги (weights) – це числові значення, що контролюють силу зв'язку між нейронами. Вони оновлюються під час тренування моделі.

2. Зміщення (biases) – додаються до ваг, щоб забезпечити модель гнучкістю в ухваленні рішень.

3. Кількість параметрів – це загальна кількість ваг і зміщень у моделі.

Що більше параметрів, то складніші закономірності та вищі можливості для генерації тексту.

Що менше параметрів, то швидша робота моделі, але з меншою здатністю до генерації складного тексту.

Параметри безпосередньо впливають на якість результатів, які модель може створювати, та її потреби в обчислювальних ресурсах.

Для вирішення даної задачі за допомогою ChatGPT було виконано такі дії:

1. Таблиця 1 була збережена у формі окремого текстового файлу у форматі docx.

2. Завантажено файл із даними, що був створений на першому кроці, до ChatGPT.

3. Уведення запиту в ChatGPT: «Визначити значення параметрів регресії $PCR=a*F_n^2+b*F_n+c$ ».

ChatGPT дав відповідь у формі програмного коду мовою Python і визначених значень невідомих параметрів поліноміальної регресії для всіх чотирьох категорій міцності ґрунтової основи.

Для вирішення даної задачі за допомогою Llama необхідно спочатку встановити спеціалізоване програмне забезпечення, як-от LM Studio. У програмі LM Studio необхідно завантажити необхідну модель Llama та запустити її, далі необхідно ввести такий запит:

“Determine parameters $PCR=aF_n^2+bF_n+c$ “ F_n ”: [300, 350, 400, 450, 500, 550, 600, 650, 700, 750, 800, 850, 900, 950, 1000, 1050, 1100],

“PCR”: [135.71, 159.39, 183.62, 208.49, 234.09, 260.50, 287.83, 316.16, 345.57, 376.14, 407.97, 441.13, 487.46, 526.68, 567.64, 617.23, 671.94]”.

Варто зазначити, що всього необхідно зробити 4 запити (для кожної категорії міцності ґрунтової основи окремо).

Llama надає відповідь у формі програмного коду мовою Python.

Для виконання програмного коду мовою Python можна скористатися кількома методами, як-от: середовище розробки **PyCharm**, онлайн-сервіси Google Colab та Replit, «Термінал» у macOS або командний рядок PowerShell для Windows, Linux та macOS.

Результати, отримані за допомогою OpenAI ChatGPT та Meta Llama збігаються (табл. 2).

Модель поліноміальної регресії з визначеними параметрами для категорій міцності ґрунтової основи виглядає так:

– для *A*

$$PCR_A = 0,000363F_n^2 + 0,140549F_n + 68,081398; (1)$$

– для *B*

$$PCR_B = 0,000824F_n^2 - 0,092204F_n + 108,833885; (2)$$

– для *C*

$$PCR_C = 0,000072F_n^2 + 0,378729F_n - 28,441543; (3)$$

– для *D*

$$PCR_D = 0,000345F_n^2 + 1,122768F_n - 190,958318. (4)$$

Висновки. Отримано емпіричні формули для визначення класифікаційного параметра нежорсткого аеродромного покриття PCR для чотирьох категорій міцності ґрунтової основи за допомогою розроблених ChatGPT та Llama програм.

За визначення величини PCR за отриманими емпіричними формулами (1–4) для значень категорійного нормативного навантаження на чотириколісну опору F_n в інтервалі від 350 до 1 100 кН розбіжність із результатами, отриманими в комп'ютерній програмі ICAO ACR, перебуває в межах від 1 до 5% для категорії міцності ґрунтової основи *A*,

Таблиця 2

Параметри поліноміальної регресії для категорій міцності ґрунтової основи

Категорії міцності ґрунтової основи	Параметри поліноміальної регресії					
	<i>a</i>		<i>b</i>		<i>c</i>	
	ChatGPT	Llama	ChatGPT	Llama	ChatGPT	Llama
A	0,000363	0,000363	0,140549	0,140549	68,081398	68,081398
B	0,000824	0,000824	−0,092204	−0,092204	108,83388	108,83388
C	0,000720	0,000720	0,378729	0,378729	−28,44154	−28,44154
D	0,000345	0,000345	1,122768	1,122768	−190,9583	−190,9583

1–4% – для категорії міцності ґрунтової основи *B*, 1–3% – для категорії міцності ґрунтової основи *C*, 1–2,5% – для категорії міцності ґрунтової основи *D*.

За визначення PCR для значення категорійного нормативного навантаження 300 кН розбіжність із програмою *ICAO ACR* становить 5% для категорії міцності ґрунтової основи *A*, 4% – для категорії міцності ґрунтової основи *B*, 8% – для категорії міцності ґрунтової основи *C*, 9% – для категорії міцності ґрунтової основи *D*.

За визначення невідомих параметрів моделі регресії за допомогою локального ШІ Meta Llama забезпечується така ж точність результатів, що і в разі використання OpenAI ChatGPT, натомість локальний ШІ забезпечує конфіденційність і безпеку даних, оскільки останні зберігаються і обробляються локально, надає повний контроль над даними, алгоритмами й інфраструктурою, має незалежність від інтернету, як результат, можливість працювати автономно навіть у віддалених локаціях.

Список використаних джерел:

1. Doc 9157, Aerodrome Design Manual. Part 3 – Pavements, ICAO 2022. 146 p.
2. Advisory Circular № 150/5335-D. Standardized Method of Reporting Airport Pavement Strength-PCR. U.S. Federal Aviation Administration (FAA). Department of Transportation, 2022. 102 p.
3. Armeni A., Loizos A. Preliminary evaluation of the ACR-PCR system for reporting the bearing capacity of flexible airfield pavements. *Transportation Engineering*. 2022. Vol. 8. P. 2–14.
4. Armeni A., Loizos A. Reporting the Bearing Capacity of Airfield Pavements Using PCR Index, 2024. NDT. 2. P. 16–31.
5. Kaya O. Development of Neural Network-Based Asphalt Mix Design Parameters Prediction Tool. *Ara-bian Journal for Science and Engineering*. 2002. № 48. P. 12793–12804.
6. Jing C., Zhang J., Song, B. An innovative evaluation method for performance of in-service asphalt pavement with semi-rigid base. *Construction and Building Materials*. 2020. Vol. 235. P. 117376.
7. Abambres M., Ferreira A. Application of ANN in Pavement Engineering: State-of-Art. *Mechanical Engineering eJournal*. 2017. P. 1–61.
8. Abed A., Thom N.H., Campos-Guereta I., Airey G. Improved Multi-Layer Analysis of Pavement Response Using Neural Networks to Optimize Numerical Integration. *International Journal of Pavement Research and Technology*. 2024. Vol. 17. P. 549–562.
9. Yang X., Jinchao G., Ling D., You Z., Lee V.C., Hasan M.R., Cheng X. Research and applications of artificial neural network in pavement engineering: a state-of-the-art review. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*. 2021. Vol. 8. № 6. P. 1000–1021.
10. Wolberg J. Data Analysis Using the Method of Least Squares. Berlin ; Heidelberg : Springer, 2006. 250 p.
11. Karpov V., Stepanchuk O., Dubyk O., Rodchenko O., Prentkovskis O. Improvement of Methodology of Calculation and Assessment of Transport and Operational Condition of Airfield Pavement (on the Example of Airport Pavements of Kyiv and Mykolaiv International Airports). *TRANSBALTICA XIII: Transportation Science and Technology. TRANSBALTICA 2022. Lecture Notes in Intelligent Transportation and Infrastructure*. Springer. Cham. P. 806–823.

References:

1. Doc 9157, Aerodrome Design Manual. Part 3 – Pavements, ICAO 2022. 146 p. [in English].
2. Federal Aviation Administration (FAA), Standardized Method of Reporting Airport Pavement Strength-PCR, *Advisory Circular № 150/5335-D*, U.S. Department of Transportation, 2022 [in English].
3. Armeni, A., & Loizos, A. (2022). Preliminary evaluation of the ACR-PCR system for reporting the bearing capacity of flexible airfield pavements, *Transportation Engineering*, Volume 8. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.treng.2022.100117> [in English].
4. Armeni, A., & Loizos, A. (2024). Reporting the Bearing Capacity of Airfield Pavements Using PCR Index. *NDT*. 2. 16–31. DOI: 10.3390/ndt2010002 [in English].
5. Kaya, O. (2022). Development of Neural Network-Based Asphalt Mix Design Parameters Prediction Tool. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 48, 12793–12804. Retrieved from <https://doi.org/10.1007/s13369-022-07579-7> [in English].
6. Jing, C., Zhang, J., & Song, B. (2020). An innovative evaluation method for performance of in-service asphalt pavement with semi-rigid base. *Construction and Building Materials*, 235, 117376. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2019.117376> [in English].
7. Abambres, M., & Ferreira, A. (2017). Application of ann in pavement engineering: State-of-art. *SSRN Electronic Journal*. Retrieved from <https://doi.org/10.2139/ssrn.3351973> [in English].
8. Abed, A., Thom, N., & Campos-Guereta, I. et al. (2024). Improved Multi-layer Analysis of Pavement Response Using Neural Networks to Optimize Numerical Integration. *International Journal of Pavement Research and Technology*. 17, 549–562. Retrieved from <https://doi.org/10.1007/s42947-022-00255-x> [in English].
9. Yang, X., Jinchao, G., Ling, D., You, Z., Lee, V.C., Hasan, M.R., & Cheng, X. (2021). Research and applications of artificial neural network in pavement engineering: a state-of-the-art review. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, Vol. 8, № 6, 1000–1021. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.jtte.2021.03.005> [in English].
10. Wolberg, J. (2006). *Data Analysis Using the Method of Least Squares*. Springer, Berlin, Heidelberg. 250 p. Retrieved from https://doi.org/10.1007/3-540-31720-1_2 [in English].
11. Karpov, V., Stepanchuk, O., Dubyk, O., Rodchenko, O., & Prentkovskis, O. (2023). Improvement of Methodology of Calculation and Assessment of Transport and Operational Condition of Airfield Pavement (on the Example of Airport Pavements of Kyiv and Mykolaiv International Airports). In: Prentkovskis, O., Yatskiv (Jackiva), I., Skačkauskas, P., Maruschak, P., Karpenko, M. (eds) *TRANSBALTICA XIII: Transportation Science and Technology*. TRANSBALTICA 2022. Lecture Notes in Intelligent Transportation and Infrastructure. Springer, Cham. Retrieved from https://doi.org/10.1007/978-3-031-25863-3_79 [in English].