

УДК 004:624

DOI <https://doi.org/10.32782/apcmj.2024.4.10>**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>
E-mail: oleksandr.rodchenko@npp.nau.edu.ua
Scopus-Author ID: 57195996540
Researcher ID: F-4063-2018

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

Анотація. Стаття присвячена особливостям використання штучного інтелекту для визначення класифікаційного параметра жорстких аеродромних покриттів. Штучний інтелект (ШІ) – це поведінка комп'ютерної системи, що імітує процес прийняття рішення людини. Міжнародна організація цивільної авіації (ICAO) прийняла новий метод Aircraft Classification Rating/Pavement Classification Rating (ACR/PCR), що замінить метод ACN/PCN (Aircraft Classification Number/Pavement Classification Number). ACR – це класифікаційний параметр повітряного судна, що визначається як подвоєне значення допустимого навантаження на колеса, виражене в сотнях кілограмів. PCR – це класифікаційний параметр аеродромного покриття, що визначається як ACR «критичного» або еталонного літака при максимальній допустимій злітній масі. У зв'язку з уведенням у дію нового методу ICAO ACR/PCR виникла необхідність в адаптації вітчизняної методики до нових вимог. За допомогою комп'ютерної програми ICAO ACR визначено класифікаційний параметр ACR для різних значень категорійного нормативного навантаження на чотириколісну опору. Однією зі сфер, де ШІ має глибокий вплив, є регресійний аналіз. Розглянуто спосіб використання ШІ ChatGPT для регресійного аналізу під час визначення класифікаційного параметра жорстких аеродромних покриттів. Отримано емпіричні формули для визначення класифікаційного параметра жорсткого аеродромного покриття PCR для чотирьох категорій міцності ґрунтової основи. Чат-бот зі штучним інтелектом ChatGPT можна використовувати для регресійного аналізу, але він не надає відразу потрібну відповідь у вигляді числових значень, і для подальших розрахунків необхідно використовувати розроблену ChatGPT програму. Комп'ютерні технології моделювання будівельних конструкцій і штучний інтелект мають потенціал для вдосконалення будівництва аеропортів.

Ключові слова: комп'ютерні технології, класифікаційний параметр літака, класифікаційний параметр аеродромного покриття, штучний інтелект, метод найменших квадратів, жорстке аеродромне покриття.

Rodchenko Oleksandr. COMPUTER TECHNOLOGIES OF AIRFIELD RIGID 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 rigid pavements. Artificial intelligence (AI) is the behavior of a computer system that simulates the decision-making process of a human. 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 on a four-wheel support was determined. One of the areas where AI has a significant impact is in regression analysis. The article examines the use of AI, specifically ChatGPT, for regression analysis in determining the classification rating of airfield rigid pavements. Empirical formulas for determining the airfield rigid pavement classification rating (PCR) for four categories of subgrade strength

have been obtained. AI chatbots ChatGPT can be used for regression analysis, it does not provide immediate numerical answers, and further calculations require using a program developed by ChatGPT. Computer modeling technologies and artificial intelligence have the potential to improve airport construction.

Key words: computer technologies, pavement classification rating, aircraft classification rating, artificial intelligence, method of least squares, airfield rigid pavement.

Вступ. Міжнародна організація цивільної авіації (ICAO) прийняла метод, що замінить метод ACN/PCN (Aircraft Classification Number/Pavement Classification Number). Новий метод, що отримав назву Aircraft Classification Rating/Pavement Classification Rating (ACR/PCR), включений до Поправки 15 до Додатка 14 ICAO, Том 1 (ICAO, 2020), детально описаний в оновленні до Посібника з проектування аеродромів ICAO (ADM), Частина 3 (ICAO, 2022). Метод ACR/PCR набув чинності в липні 2020 року і, як очікується, повністю замінить ACN/PCN 28 листопада 2024 року. Протягом перехідного періоду обидва методи залишатимуться доступними [1].

ACR (класифікаційний параметр літака) визначається як подвоєне значення допустимого навантаження на колеса (DSWL), виражене в сотнях кілограмів, замість тисяч кілограмів, як це було у визначенні ACN. Ця зміна у визначенні призводить до того, що значення ACR (і відповідного PCR) приблизно в десять разів більше за величиною, ніж значення ACN (і відповідного PCN). Це лише питання визначення; це не означає, що можна перетворити ACN в ACR (або PCN у PCR), просто помноживши на десять. Причиною цієї зміни було уникнення можливої плутанини під час звітування (наприклад, випадкове порівняння ACR з PCN), особливо в перехідний період, коли обидві системи використовуються [1].

PCR (класифікаційний параметр аеродромного покриття) визначається як ACR «критичного» або еталонного повітряного судна при його максимальній допустимій злітній масі. Таким чином, основна функція методу PCR полягає в ідентифікації критичного повітряного судна й визначенні його максимальної допустимої злітної маси. Після цього можна розрахувати ACR, використовуючи стандартну процедуру ICAO, і призначити його для PCR [1].

У зв'язку з уведенням у дію нового методу ICAO ACR/PCR виникла необхідність в адаптації вітчизняної методики визначення PCN до нових вимог.

Оцінювання та звітування про несучу здатність покриттів аеродромів завжди були важливими завданнями в аеропортовій інженерії, оскільки вони підтримують процес прийняття рішень. Офіційна система звітування, що використовувалася в усьому світі протягом останніх чотирьох десятиліть, – це метод ACN/PCN. Однак нещодавно запроваджена оновлена система, метою якої є усунення недоліків системи ACN/PCN, що спостерігалися під час її використання. Ця система, відома як ACR/PCR, покликана враховувати останні досягнення в проектуванні й оцінюванні аеродромних покриттів. Оскільки відбувається перехідний період, у праці [2] розглянуто критичні аспекти, що виникають під час упровадження оновленої системи, на основі сучасних методів оцінювання покриттів аеродромів Федеральною авіаційною адміністрацією. На цій основі розглядається питання перенесення між двома системами, надаються корисні коментарі й зауваження для аеропортових органів, які хочуть упровадити метод ACR/PCR повною мірою. Аналіз показує, що перенесення між двома системами не є можливим, і впровадження оновленої системи ACR/PCR може призвести до низки проблем, таких як необхідність модифікації наявних звітів про несучу здатність покриття [2].

У науковій праці [3] на прикладі аеропорту Південно-Східної Азії обговорено аномалії між проектною несучою здатністю покриття за методом розрахунку товщини покриття РТД та методом ACN/PCN. Установлено, що метод ACR/PCR може надавати результати структурної оцінки покриття, що відповідають результатам за методом РТД [3].

Важливість використання неруйнівного контролю для точного оцінювання фактич-

ного стану аеродромного покриття злітно-посадкової смуги й визначення індексу PCR зазначено в праці [4].

Федеральна авіаційна адміністрація (ФАА) США з 2017 року проводить дослідження використання ШІ для вирішення завдань із проєктування аеродромних покриттів [5–11]. Модель машинного навчання, розроблена ФАА, пропонується до використання в новій програмі ANNFAA для проєктування жорстких аеродромних покриттів і визначення класифікаційного параметра аеродромного покриття [12; 13].

Штучний інтелект – це поведінка комп'ютерної системи, що імітує процес прийняття рішення людини [14–16].

Штучний інтелект включає такі підрозділи:

1. Машинне навчання (ML) – дає змогу комп'ютерам навчатися з даних і вдосконалюватися без явного програмування.

2. Обробка природної мови (NLP) – здатність комп'ютерів розуміти й генерувати людську мову, як письмову, так й усну.

3. Комп'ютерний зір – технологія, що дає змогу комп'ютерам «бачити» й розпізнавати об'єкти на зображеннях або відео.

4. Нейронні мережі – це обчислювальні моделі, що копіюють принципи роботи людського мозку, можуть використовуватися для виявлення складних шаблонів у даних.

5. Робототехніка – галузь, що застосовує ШІ для керування роботами, що можуть виконувати завдання автономно або за допомогою людини.

Штучний інтелект застосовується в багатьох сферах: медицині, фінансах, автомобілебудуванні, сільському господарстві, інженерії тощо.

Матеріали та методи. Однією зі сфер, де ШІ 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 спостережень. Суть задачі полягає у визначенні згладжувальної кривої, що «найкращим» чином проходить через множину точок. Найпоширенішим методом при розв'язанні цієї задачі є метод найменших квадратів [17].

Принцип методу найменших квадратів для поліноміальної регресії полягає в знаходженні параметрів регресії a , b та c , для яких сума квадратів відхилень дослідних значень показника від згладжувальних буде мінімальною [17].

Для оцінювання адекватності парної квазілінійної регресії спостережуваним або табличним даним можна використати критерій Фішера [17]:

$$F_p = \frac{R^2}{1 - R^2} \cdot (n - 2).$$

де n – кількість значень фактору, R – коефіцієнт кореляції.

Результати. Суть вітчизняної методики визначення класифікаційного числа аеродромного покриття PCN полягає у визначенні значення максимального категорійного нормативного навантаження, що діє на аеродромне покриття, і встановленні за графіком величини PCN [18; 19].

За допомогою комп'ютерної програми ICAO ACR визначено класифікаційний параметр ACR для різних значень категорійного нормативного навантаження на чотиріколісну опору F_n (таблиця 1) для категорій міцності ґрунтової основи (А – висока міцність, В – середня, С – низька, D – дуже низька).

Визначимо невідомі параметри поліноміальної моделі регресії $PCR = a \cdot F_n^2 + b \cdot F_n + c$. Для вирішення цієї задачі використано ChatGPT. ChatGPT – це штучний інтелект, створений компанією OpenAI на основі мовної моделі GPT (Generative Pre-trained Transformer). Він призначений для обробки та генерації текстів у природній мові. За допомогою ChatGPT можна вести бесіди, отримувати відповіді на питання, перекладати тексти, генерувати ідеї, писати різні типи текстів, програми різними мовами програмування тощо. ChatGPT надав відповідь:

– у вигляді програмного коду мовою Python для визначення невідомих параметрів регресії та побудови графіка,

– у вигляді визначених значень невідомих параметрів a , b та c ,

– у вигляді графіка.

Таблиця 1

**Класифікаційний параметр ACR категорійного нормативного навантаження
для категорії міцності ґрунтової основи А**

F_n , кН	ACR	F_n , кН	ACR	F_n , кН	ACR	F_n , кН	ACR
300	140,32	500	273,87	700	459,52	900	686,85
310	145,87	510	281,87	710	470,00	910	699,09
320	151,52	520	290,08	720	480,58	920	711,41
330	157,28	530	298,45	730	491,08	930	723,80
340	163,15	540	306,98	740	502,04	940	736,26
350	169,13	550	315,68	750	512,94	950	748,79
360	175,23	560	324,49	760	523,93	960	761,40
370	181,44	570	333,22	770	535,27	970	774,07
380	187,77	580	342,24	780	546,37	980	786,80
390	194,21	590	351,38	790	557,55	990	799,60
400	200,79	600	360,64	800	568,80	1000	812,47
410	207,49	610	370,02	810	580,18	1010	825,40
420	214,31	620	379,52	820	591,70	1020	838,39
430	221,27	630	389,13	830	603,31	1030	851,45
440	228,37	640	398,86	840	615,00	1040	864,57
450	235,61	650	408,70	850	626,77	1050	877,47
460	242,99	660	418,65	860	638,63	1060	891,21
470	250,51	670	428,71	870	650,57	1070	904,30
480	258,15	680	438,88	880	662,58	1080	917,67
490	265,92	690	449,15	890	674,68	1090	931,10

Модель поліноміальної регресії з визначеними параметрами для категорії міцності ґрунтової основи А має вигляд:

$$PCR_A = 0,00052 \cdot F_n^2 + 0,28496 \cdot F_n + 3,06987. \quad (1)$$

За аналогією отримано емпіричні формули для інших категорій міцності ґрунтової основи:

– для В

$$PCR_B = 0,0004 \cdot F_n^2 + 0,5764 \cdot F_n - 61,8983; \quad (2)$$

– для С

$$PCR_C = 0,00037 \cdot F_n^2 + 0,75123 \cdot F_n - 87,3057; \quad (3)$$

– для D

$$PCR_D = 0,00032 \cdot F_n^2 + 0,897 \cdot F_n - 97,23. \quad (4)$$

Для графічного визначення величини класифікаційного рейтингу PCR жорсткого аеродромного покриття наведено графіки на рис. 1–4, отримані за допомогою розробленої ChatGPT програми.

Висновки. Отримано емпіричні формули для визначення класифікаційного параметра жорсткого аеродромного покриття PCR для чотирьох категорій міцності ґрунтової основи за допомогою розробленої ChatGPT програми.

При визначенні величини PCR за отриманими емпіричними формулами (1–4) для значень категорійного нормативного навантаження на чотириколісну опору F_n в інтервалі від 300 до 1090 кН розбіжність із результатами, отриманими в комп'ютерній програмі ICAO ACR, знаходиться в межах від 1 до 4% (для категорії міцності ґрунтової основи А), 3–7% (для категорії міцності ґрунтової основи В), 1–3% (для категорій міцності ґрунтової основи С та D).

Отримані емпіричні формули (1–4) дають також можливість визначати величину класифікаційного параметра жорсткого аеродромного покриття PCR для значень категорійного нормативного навантаження на чотириколісну опору F_n в інтервалі від 1100 до 1220 кН із розбіжністю з результатами у програмі ICAO ACR в межах від 0,5 до 3,5%.

При визначенні PCR для значень категорійного нормативного навантаження в інтервалі від 200 до 290 кН розбіжність із програмою ICAO ACR буде в межах від 5 до 10% для категорії міцності ґрунтової основи А.

При визначенні PCR для значень категорійного нормативного навантаження 240–290 кН

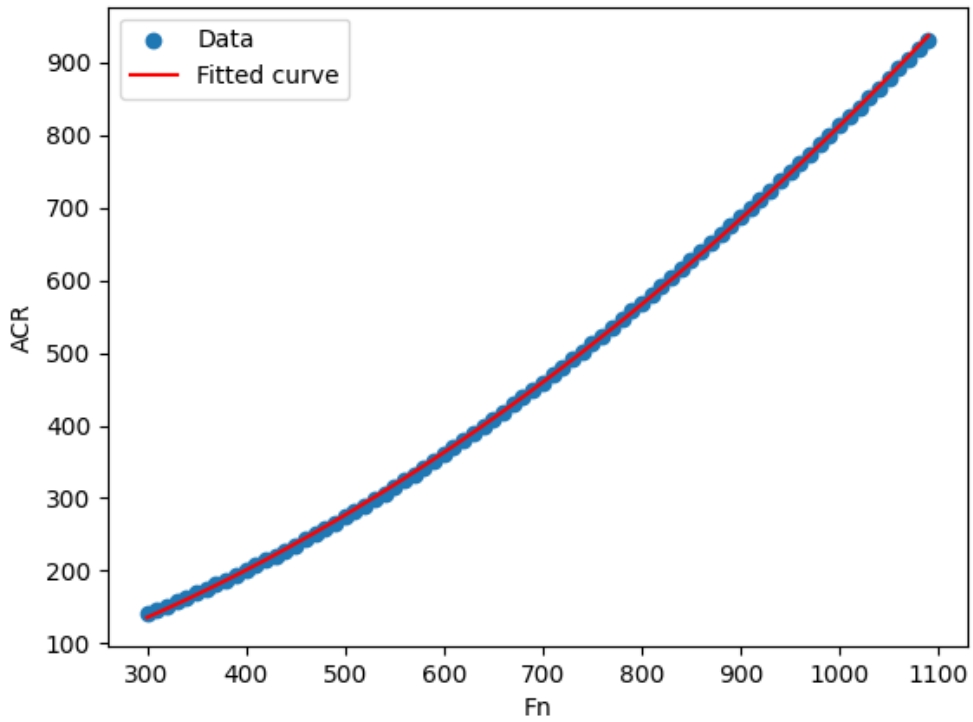


Рис. 1. Графік для визначення *PCR* жорсткого покриття для категорії міцності ґрунтової основи А

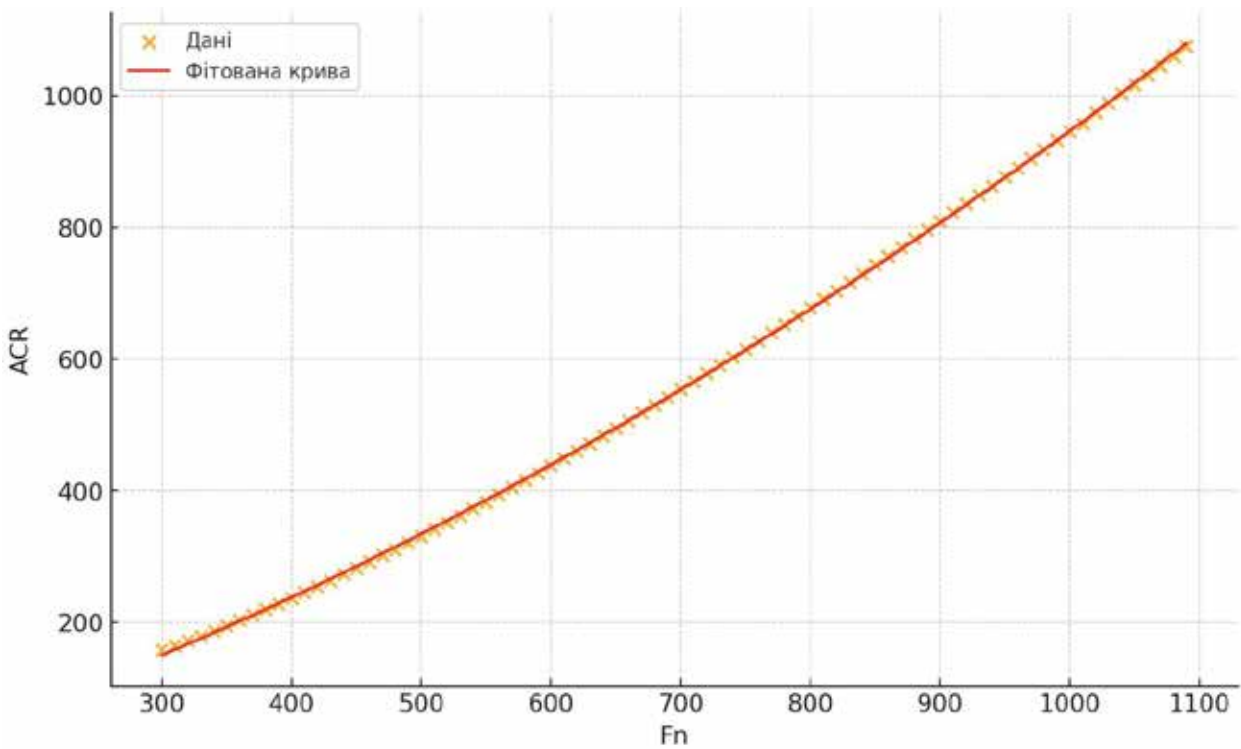


Рис. 2. Графік для визначення *PCR* жорсткого покриття для категорії міцності ґрунтової основи В

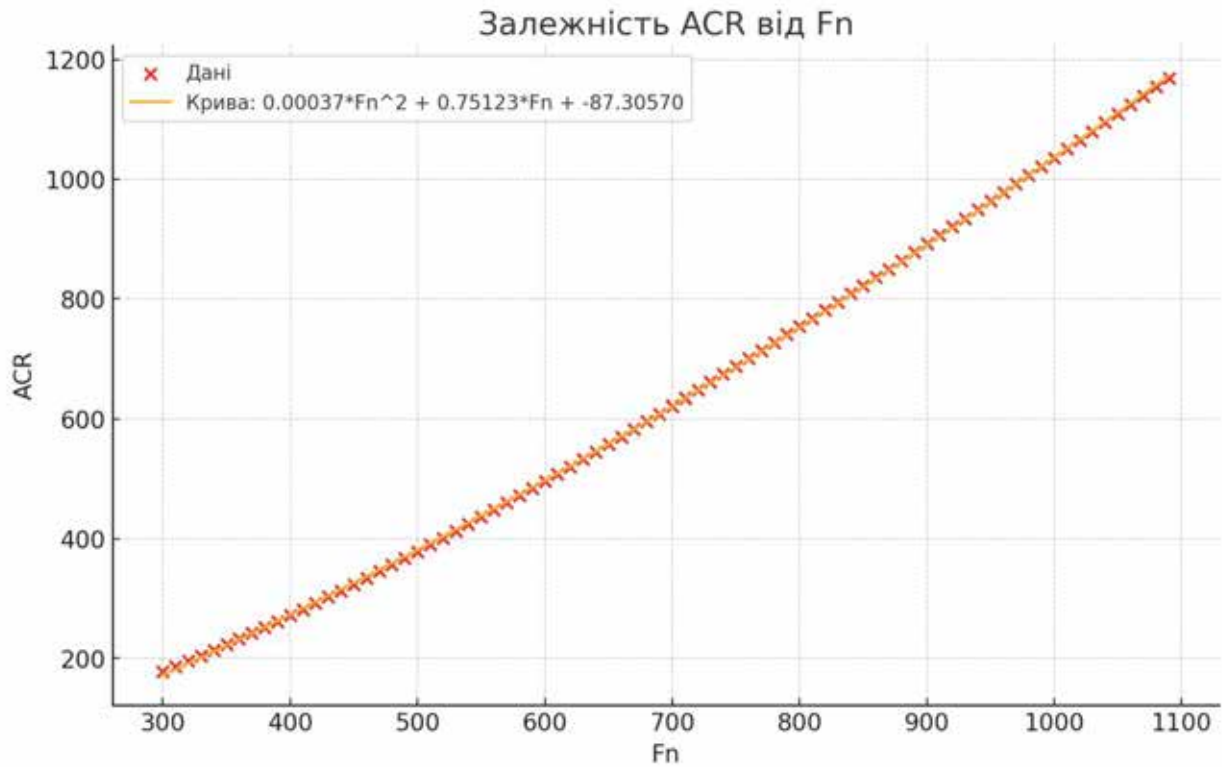


Рис. 3. Графік для визначення *PCR* жорсткого покриття для категорії міцності ґрунтової основи С

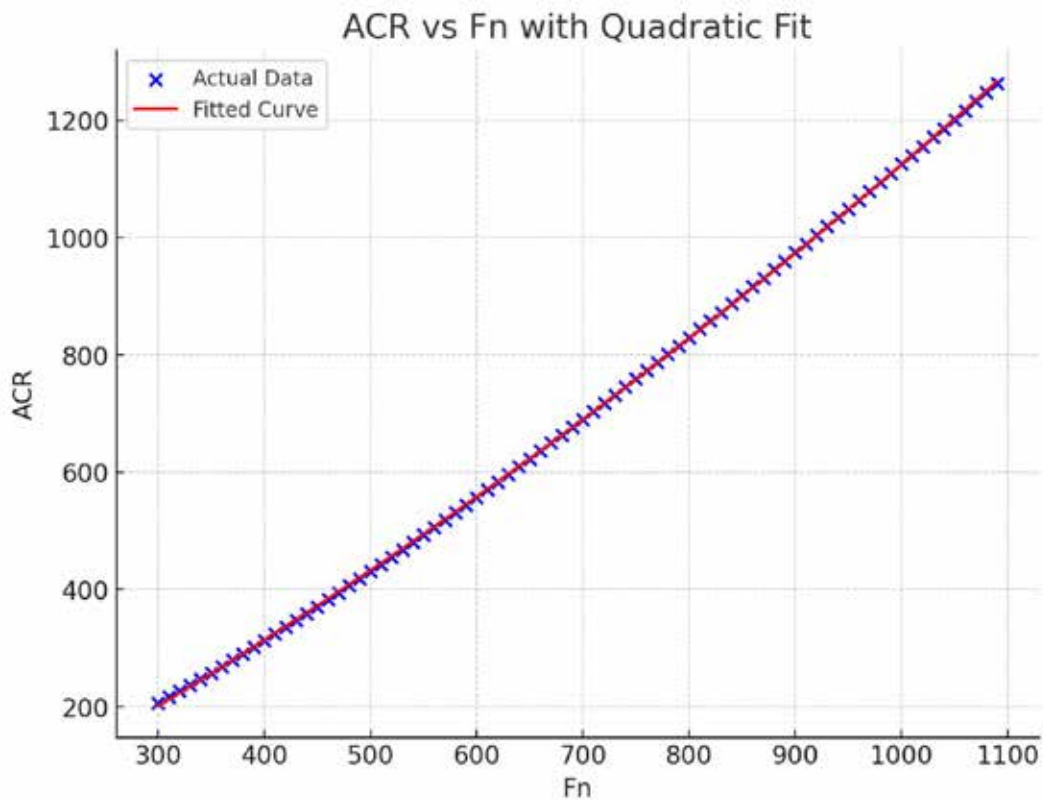


Рис. 4. Графік для визначення *PCR* жорсткого покриття для категорії міцності ґрунтової основи D

розбіжність із програмою ICAO ACR буде вже в межах від 7 до 10% для категорії міцності ґрунтової основи В.

При визначенні параметра PCR для значень категорійного нормативного навантаження 260–290 кН розбіжність із програмою ICAO ACR буде 5–9% для категорії міцності ґрунтової основи С.

При визначенні параметра PCR для значень категорійного нормативного навантаження 240–290 кН розбіжність із програмою

ICAO ACR буде 3–10% для категорії міцності ґрунтової основи D.

Не рекомендується застосовувати формули (2) та (4) для значень категорійного нормативного навантаження в інтервалі від 10 до 100 кН, оскільки результат матиме від'ємне значення.

Не рекомендується також застосовувати формулу (3) для значень категорійного нормативного навантаження від 10 до 110 кН, оскільки отриманий результат матиме від'ємне значення.

Список використаних джерел:

1. Advisory Circular No 150/5335-D. Standardized Method of Reporting Airport Pavement Strength-PCR. U.S. Federal Aviation Administration (FAA). Department of Transportation, 2022. 102 p.
2. Angeliki Armeni, Andreas Loizos. Preliminary evaluation of the ACR-PCR system for reporting the bearing capacity of flexible airfield pavements. *Transportation Engineering*. 2022. Vol. 8. P. 2–14.
3. Sun J., Oh E., Chai G., Ma Z., Bell P. Comparison between ACN-PCN and ACR-PCR for rigid airport pavement with case study. *Road Materials and Pavement Design*. 2024. 1–13.
4. Armeni Angeliki, Loizos Andreas. Reporting the Bearing Capacity of Airfield Pavements Using PCR Index, 2024. NDT. 2. P. 16–31.
5. Ali Z. Ashtiani, Thomas Paniagua, Timothy Parsons, Greg Foderaro. Machine Learning Solutions for Top-Down Cracking Design of Airport Rigid Pavement. Final Report DOT/FAA/TC-22/44, Federal Aviation Administration William J. Hughes Technical Center, Aviation Research Division, Atlantic City, International Airport, New Jersey, 2022. 74 p.
6. Kaya O., Rezaei-Tarahomi A., Ceylan H.İ., Gopalakrishnan K., Kim S., Brill D.R. Neural Network-Based Multiple-Slab Response Models for Top-Down Cracking Mode in Airfield Pavement Design. *Journal of Transportation Engineering, Part B: Pavements*. 2018. № 144 (2). P. 04018009. P. 1–9.
7. Kaya O. Development of Neural Network-Based Asphalt Mix Design Parameters Prediction Tool. *Arabian Journal for Science and Engineering*. 2002. 48. P. 12793–12804.
8. Rezaei-Tarahomi A., Kaya O., Ceylan H., Gopalakrishnan K., Kim S., Brill D.R. Sensitivity quantification of airport concrete pavement stress responses associated with top-down and bottom-up cracking. *International Journal of Pavement Research and Technology*. 2017. № 10. P. 410–420.
9. Rezaei-Tarahomi A., Kaya O., Ceylan H.İ., Kim S., Gopalakrishnan K., Brill D.R. Development of rapid three-dimensional finite-element based rigid airfield pavement foundation response and moduli prediction models. *Transportation geotechnics*. 2017. № 13. P. 81–91.
10. 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. 117376.
11. Salsilli R., Wahr C., Delgadillo R., Huerta J., Sepúlveda P. Field performance of concrete pavements with short slabs and design procedure calibrated for Chilean conditions. *International Journal of Pavement Engineering*. 2015. № 16. P. 363–379.
12. Rezaei Tarahomi A., Kaya O., Ceylan H.İ., Gopalakrishnan K., Kim S., Brill D.R. ANNFAA: artificial neural network-based tool for the analysis of Federal Aviation Administration's rigid pavement systems. *International Journal of Pavement Engineering*. 2020. Vol. 23. P. 400–413.
13. Tarahomi A.R., Kaya O., Ceylan H., Gopalakrishnan K., Sunghwan Kim S., Brill D.R. ANNFAA: artificial neural network-based tool for the analysis of Federal Aviation Administration's rigid pavement systems. *International Journal of Pavement Engineering*. 2022. № 23:2. P. 400–413.
14. Abambres M., Ferreira A. Application of ANN in Pavement Engineering: State-of-Art. *Mechanical Engineering eJournal*. 2017. P. 1–61.
15. 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.
16. 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.

17. John Wolberg. *Data Analysis Using the Method of Least Squares*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2006. 250 p.
18. 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.
19. Rodchenko O. Computer technologies for concrete airfield pavement design. *Aviation*. 2017. № 21 (3). P. 111–117.

References:

1. Federal Aviation Administration (FAA), Standardized Method of Reporting Airport Pavement Strength-PCR, *Advisory Circular No 150/5335-D*, U.S. Department of Transportation, 2022 [in English].
2. Angeliki Armeni, Andreas Loizos. (2022). Preliminary evaluation of the ACR-PCR system for reporting the bearing capacity of flexible airfield pavements, *Transportation Engineering*, Volume 8. <https://doi.org/10.1016/j.treng.2022.100117> [in English].
3. Sun, J., Oh, E., Chai, G., Ma, Z., & Bell, P. (2024). Comparison between ACN-PCN and ACR-PCR for rigid airport pavement with case study. *Road Materials and Pavement Design*, 1–13. <https://doi.org/10.1080/14680629.2024.2375604> [in English].
4. Armeni, Angeliki & Loizos, Andreas. (2024). Reporting the Bearing Capacity of Airfield Pavements Using PCR Index. *NDT*. 2. 16–31. 10.3390/ndt2010002 [in English].
5. Ali Z. Ashtiani, Thomas Paniagua, Timothy Parsons, & Greg Foderaro (2022). Machine Learning Solutions for Top-Down Cracking Design of Airport Rigid Pavement [online]. Final Report DOT/FAA/TC-22/44, Federal Aviation Administration William J. Hughes Technical Center, Aviation Research Division, Atlantic City, International Airport, New Jersey. Retrieved from: <https://www.airporttech.tc.faa.gov/Products/Airport-Pavement-Papers-Publications/Airport-Pavement-Detail/machine-learning-solutions-for-top-down-cracking-design-of-airport-rigid-pavement> [in English].
6. Kaya, O., Rezaei-Tarahomi, A., Ceylan, H.İ., Gopalakrishnan, K., Kim, S., & Brill, D.R. (2018). Neural Network-Based Multiple-Slab Response Models for Top-Down Cracking Mode in Airfield Pavement Design. *Journal of Transportation Engineering, Part B: Pavements*. <https://doi.org/10.1061/JPEODX.0000035> [in English].
7. Kaya, O. (2022). Development of Neural Network-Based Asphalt Mix Design Parameters Prediction Tool. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 48, 12793–12804. <https://doi.org/10.1007/s13369-022-07579-7> [in English].
8. Rezaei-Tarahomi, A., Kaya, O., Ceylan, H., Gopalakrishnan, K., Kim, S., & Brill, D.R. (2017). Sensitivity quantification of airport concrete pavement stress responses associated with top-down and bottom-up cracking. *International Journal of Pavement Research and Technology*, 10, 410–420. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijprt.2017.07.001> [in English].
9. Rezaei-Tarahomi, A., Kaya, O., Ceylan, H.İ., Kim, S., Gopalakrishnan, K., & Brill, D.R. (2017). Development of rapid three-dimensional finite-element based rigid airfield pavement foundation response and moduli prediction models. *Transportation geotechnics*, 13, 81–91. <https://doi.org/10.1016/j.trgeo.2017.08.011> [in English].
10. 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. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2019.117376> [in English].
11. Salsilli, R., Wahr, C., Delgadillo, R., Huerta, J., & Sepúlveda, P. (2015). Field performance of concrete pavements with short slabs and design procedure calibrated for Chilean conditions. *International Journal of Pavement Engineering*, 16, 363–379. <https://doi.org/10.1080/10298436.2014.943129> [in English].
12. Rezaei Tarahomi, A., Kaya, O., Ceylan, H.İ., Gopalakrishnan, K., Kim, S., & Brill, D.R. (2020). ANNFAA: artificial neural network-based tool for the analysis of Federal Aviation Administration's rigid pavement systems. *International Journal of Pavement Engineering*, 23, 400–413. <https://doi.org/10.1080/10298436.2020.1748627> [in English].
13. Tarahomi, A.R., Kaya, O., Ceylan, H., Gopalakrishnan, K., Sunghwan Kim, S., & Brill, D.R. (2022). ANNFAA: artificial neural network-based tool for the analysis of Federal Aviation Administration's rigid pavement systems. *International Journal of Pavement Engineering*, 23:2, 400–413. <https://doi.org/10.1080/10298436.2020.1748627> [in English].
14. Abambres, M., & Ferreira, A. (2017). Application of ann in pavement engineering: State-of-art. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3351973> [in English].

15. 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. <https://doi.org/10.1007/s42947-022-00255-x> [in English].
16. 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. <https://doi.org/10.1016/j.jtte.2021.03.005> [in English].
17. John Wolberg (2006). *Data Analysis Using the Method of Least Squares*. Springer, Berlin, Heidelberg. 250 p. https://doi.org/10.1007/3-540-31720-1_2 [in English].
18. 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. TRANSBALTICA2022. Lecture Notes in Intelligent Transportation and Infrastructure*. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-25863-3_79 [in English].
19. Rodchenko, O. (2017). Computer technologies for concrete airfield pavement design. *Aviation*, 21(3), 111–117. <https://doi.org/10.3846/16487788.2017.1379439> [in English].