

Д.О. Кононов, В.О. Єрмократьев, І.В. Пелих

РОЗРОБКА МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЧНИХ ПОКАЗНИКІВ РОБОТИ ВІБРАЦІЙНОГО ГРОХОТА З ЕЛАСТИЧНИМИ СИТАМИ

Анотація. Грохочення є одною з основних операцій при переробки сипкого матеріалу.

У процесі експлуатації конструкції просіваючих поверхонь повинні мати високі показники ефективності процесу грохочення в залежності від умов класифікації і як можна довше зберігати постійними розміри просіваючих отворів (щілин), щоб мінімізувати можливість закрупнення або задрібненості класифікованого матеріалу розрахункової крупності.

На кафедрі галузевого машинобудування УДУНТ розроблено нову конструкцію еластичної просіючої поверхні, яка має високі експлуатаційні показники роботи.

На вібраційному грохоті з розробленим еластичним ситом, проведені експериментальні дослідження та отримані залежності ефективності грохочення від параметрів роботи вібраційного грохота.

Розроблено математичну та комп'ютерну моделі, які дозволяють за допомогою отриманих експериментальних даних прогнозувати ефективності грохочення залежно від параметрів роботи вібраційного грохоту.

Проведено порівняння результатів, отриманих регресійним методом та машинним навчанням.

Найменшу похибку дають моделі регресії гаусівського процесу. Зокрема, найкращий результат показує регресія з експоненціальною функцією ядра.

Порівнюючи результати, можна зробити висновок, що моделі отримані методом машинного навчання, дають точніший результат ($\delta_{\max} = 5,3\%$), а при застосуванні рівняння множинної регресії похибка становить 16,2%.

Ключові слова: вібраційний грохот, еластичні сита, ефективність грохочення, прогнозування, множинна регресійна модель машинне навчання.

Постановка задачі. Грохочення є одною з основних операцій при переробки сипкого матеріалу [1, 2]. У процесі експлуатації конструкції просіваючих поверхонь повинні мати високі показники ефективності процесу грохочення в залежності від умов класифікації і як можна довше зберігати постійними розміри просіваючих отворів (щілин), щоб мінімізувати можливість закрупнення або задрібненості класифікованого матеріалу розрахункової крупності.

Нові перспективні конструкції просіваючих поверхонь шихтових грохотів і грохотів металургійної сировини повинні бути надійними і довговічними в роботі, мати максимально можливий живий перетин, високу поглинаючу здатність і низьку забиваємість просіваючих отворів класифікованими частками важкопросіюваних «граничних класів крупності».

В даний час, широкого поширення набули сита, які виготовляються з неметалевих матеріалів, зокрема з гуми або поліуретану, що мають високу зносостійкість.

На кафедрі галузевого машинобудування УДУНТ розроблено нову конструкцію еластичної просіючої поверхні, яка має високі експлуатаційні показники роботи [0, 3,]. Загальний вид грохоту наведено на рис 1.

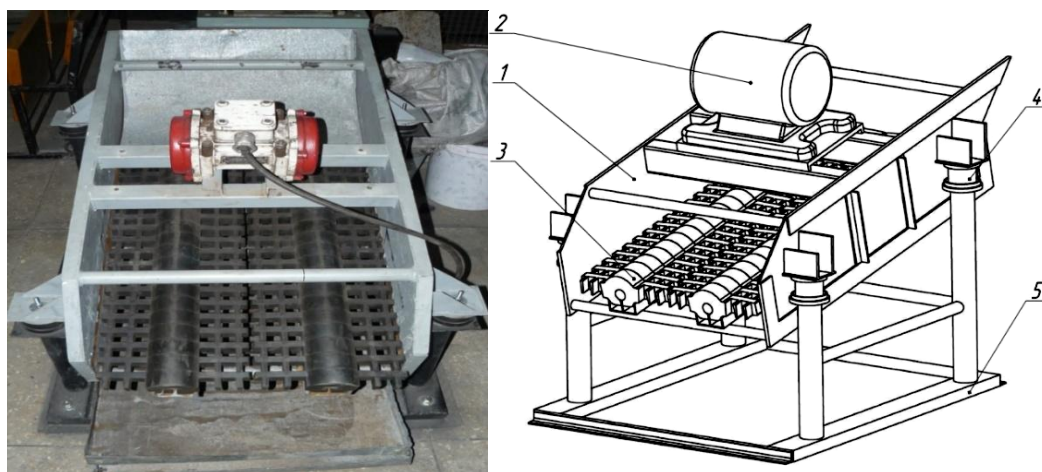


Рисунок 1 - Загальний вид вібраційного грохота: 1 – короб;
2 – вібропривод; 3 – просіюча поверхня; 5 – стійка

Були проведені експериментальні дослідження та отримані залежності ефективності грохочення від параметрів роботи вібраційного грохота. Деякі з них наведені на рис. 2-3 [0, 3].

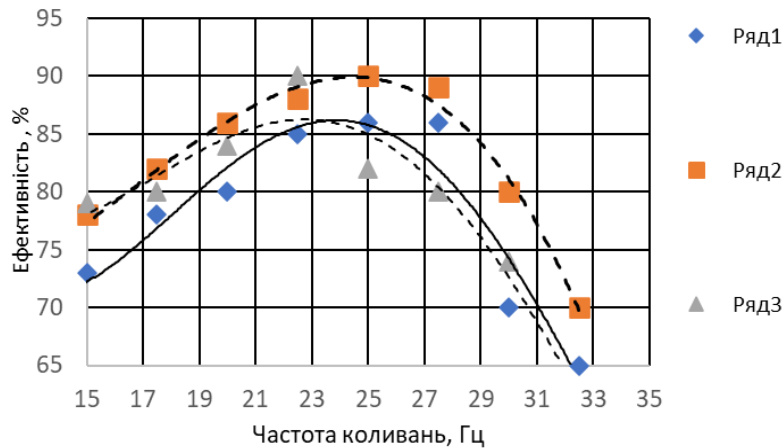


Рисунок 2 - Залежності технологічних показників грохочення коксу по класу крупності -25 мм від частоти (ω) і амплітуди (A_i) коливань:

1 – $A_1 = 3$ мм, 2 – $A_2 = 5$ мм, 3 – $A_3 = 7$ мм

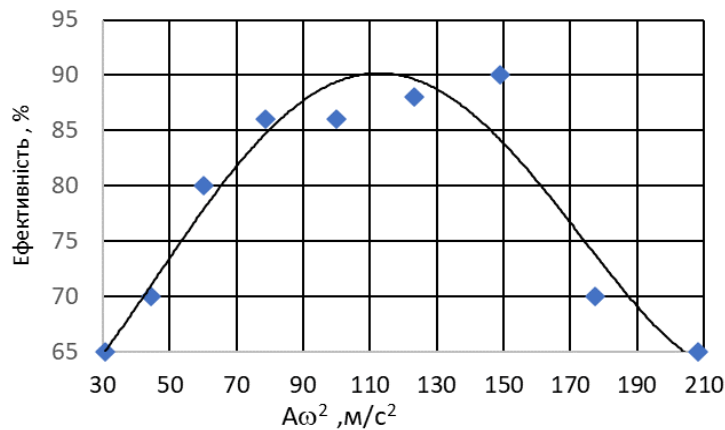


Рисунок 3 - Графічні залежності технологічних показників грохочення коксу від прискорень коливань ($A\omega^2$)

Мета роботи: розробити математичну та комп'ютерну моделі, які дозволять за допомогою отриманих експериментальних даних прогнозувати ефективності грохочення залежно від параметрів роботи вібраційного грохоту.

Основна частина. Вихідні дані та постановка задачі

Задачі, які необхідно вирішити для прогнозування ефективності грохочення вібраційного грохота з еластичними ситами:

1. Розробити та розрахувати математичну модель на підставі традиційних методів аналізу, використовуючи класичний регресійний метод, реалізований в офісних пакетах *Microsoft Excel* або *LibreOffice*.

2. Розробити комп'ютерну модель, ґрунтуючись на методах машинного

навчання (*Machine Learning*).

Вихідними даними для розрахунку є:

- частота обертання валу мотор-вібратора (частота коливання короба грохоту), ω , Гц;
- амплітуда коливань короба грохоту, A , мм;
- продуктивність живлення, Π , т/год;
- ефективність грохочення, E , %.

У нашому випадку кількість експериментів дорівнює 27. Вихідні дані наведені в табл. 1.

Таблиця 1

Вихідні дані до розрахунку

№	1	2	3	4	5	6	7
ω , Гц	12.5	15	17.5	20	22.5	25	27.5
A , мм	3	3	3	3	3	3	3
Π , т/год	87	86	84	83	81	78	72
E , %	71	73	78	80	85	86	86

...

№	8	9	10	11	12	13	14
ω , Гц	30	32.5	12.5	15	17.5	20	22.5
A , мм	3	3	5	5	5	5	5
Π , т/год	62	50	90	89	88	87	86
E , %	70	65	73	78	82	86	88
№	15	16	17	18	19	20	21
ω , Гц	25	27.5	30	32.5	12.5	15	17.5
A , мм	5	5	5	5	7	7	7
Π , т/год	85	80	72	62	91.5	90.5	89.5
E , %	90	89	80	70	77	79	80

...

№	22	23	24	25	26	27
ω , Гц	20	22.5	25	27.5	30	32.5
A , мм	7	7	7	7	7	7
Π , т/год	89	88	87	84	77	68
E , %	84	90	82	80	74	62

Як відомо, точність регресійних моделей залежить від кількості вихідних даних, чим більше тим краще. При розробці моделей прогнозування загальна кількість даних ділиться на три групи:

- тренувальні дані (70-80%);
- дані для валідації (10-15%);
- дані для тестування (10-15%).

У нашому випадку кількість експериментів дорівнює 27, що досить мало. Спочатку визначити параметри моделей за тренувальними даними, без валідації моделі. А потім перевірити модель за атестованими даними.

Пропонується розділити наші дослідні дані (табл. 1) на дві групи:

- тренувальні дані (22 експерименти);
- дані для тестування (5 експериментів).

Після отримання результатів для кількох моделей проведемо порівняння.

Побудова множинної регресійної моделі

Для розрахунку та оцінки регресійної моделі скористаємося програмою *Microsoft Excel* та її надбудова **Аналіз даних** або розрахунком **Статистика/Регресія** пакету *LibreOffice*.

Для цього сформуємо вихідні дані та введемо такі позначення:

x_1 – частота обертання валу мотор-вібратора (частота коливання короба грохоту), ω , Гц;

x_2 – амплітуда коливань короба грохоту, A , мм;

x_3 – продуктивність по живленню, P , т/год;

В результаті отримуємо рівняння регресії:

$$Y = -51,66 + 1,60 X_1 - 2,55 X_2 + 1,329 X_3 .$$

З розрахунку показників *t-статистики* статистична значимість коефіцієнтів регресії підтверджується.

На рис. 4. наведено порівняння експериментальних даних (Y) та регресійної моделі (Y_{teor}) для 22 експериментів.

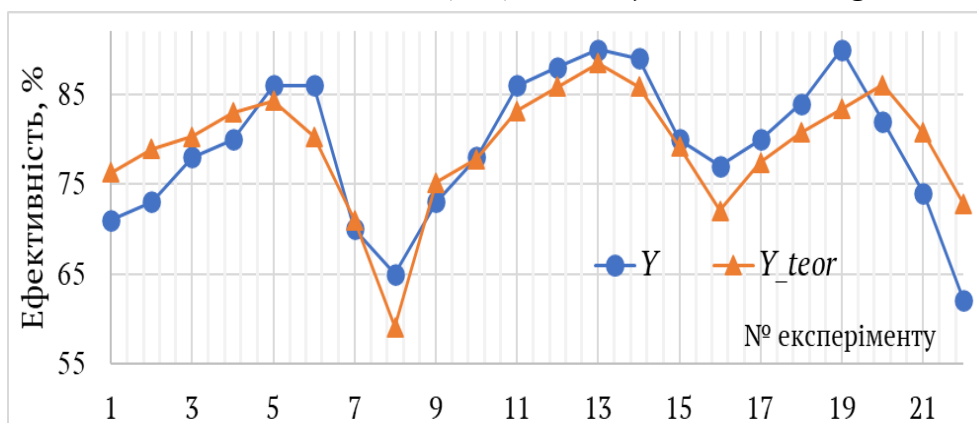


Рисунок 4 - Порівняння експериментальних даних (Y) та розрахунків за множиною регресійною моделлю ($Y_{теор}$)

Перевірка загальної якості рівняння множинної регресії.

Для перевірки використовується F -критерій Фішера. При цьому обчислюють фактичне значення F -критерію, що спостерігається, через коефіцієнт детермінації R^2 , розрахований за даними конкретного спостереження.

Критерій Фішера

$$F = \frac{R^2}{1 - R^2} \frac{n - m - 1}{m} = \frac{0,6692}{1 - 0,6692^2} \frac{22 - 3 - 1}{3} = 12,14$$

де R^2 – коефіцієнт детермінації; $n = 22$ – число експериментів; $m = 2$ – число оцінюваних параметрів.

Табличне значення при ступенях свободи $k_1 = 3$ та $k_2 = 22 - 3 - 1 = 18$, $F_{кр}(3, 18) = 3,16$.

Оскільки фактичне значення $F > F_{кр}$ коефіцієнт детермінації статистично значимий і рівняння регресії статистично надійно (тобто коефіцієнти рівняння спільно значущі).

Побудова комп'ютерної моделі визначення ефективності грохочення методами машинного навчання (*Machine Learning*)

Розробимо алгоритм побудови комп'ютерної моделі визначення ефективності грохочення, яка дозволяє за допомогою отриманих експериментальних даних прогнозувати ефективність грохочення, залежно від параметрів роботи вібраційного грохоту.

Розглянемо такі моделі три моделі:

- регресія гаусівського процесу Gaussian Process Regression (GPR), Model 1;

- машинних опорних векторів регресії (regression support vector machines SVM) Model 2;
- лінійна регресія Linear Regression, Model 3.

Результати наведені у табл. 2.

Таблиця 2

Результати розрахунку похибок для розрахункової вибірки ($n=22$)

	Gaussian Process Regression	Regression support vector machines (SVM)	Linear Regression
RMSE (Validation)	3,1599	3,5641	4,3529
R-Squared (Validation)	0,79	0,81	0,72
MSE (Validation)	14,137	12,703	18,947
MAE (Validation)	2,7317	2,5348	3,022

Прим. Root Mean Square Error (RMSE) – середньоквадратична похибка; Mean Square Error (MSE) – середній квадрат похибки; Mean absolute error (MAE) – середня абсолютна похибка; R – Squared (R^2)- коефіцієнт детермінації.

Результати тестування вибірки із 5 експериментів.

Таблиця 3

Результати розрахунку похибок для тестуючої вибірки ($n = 5$)

	Gaussian Process Regression	Regression support vector machines (SVM)	Linear Regression
RMSE (Validation)	0,88355	0,92796	2,4495
R-Squared (Validation)	0,98	0,97	0,76
MSE (Validation)	0,78067	0,8611	6,0001
MAE (Validation)	0,68893	0,87959	1,7316

Як бачимо з розрахунків найменшу похибку дають моделі регресії гаусівського процесу (GPR). Зокрема, найкращий результат показує регресія з експоненціальною функцією ядра.

Порівняння результатів моделювання за різними моделями з експериментальними даними

Проведемо порівняння результатів, отриманих регресійним методом та машинним навчанням.

Крім трьох моделей ML, додаємо до них раніше розраховану модель множинної лінійної регресії (*Model LR*) для тестових даних.

На рисунку 5 наведено суміщені результати розрахунку за математичними моделями та експериментальними даними.

На рис. 6 показані графіки відносних похибок розрахунків

$$\delta = \frac{abs(Y_{exp} - Y_i)}{Y_{exp}} 100\%$$

де Y_i - значення вологості, розраховане за математичними моделями;

Y_{exp} - значення вологості по експериментальними даними.

Як бачимо результати, отримані методом машинного навчання, дають точніший результат ($\delta_{max} = 5,3\%$), а при застосуванні рівняння множинної регресії похибка становить 16,2%.

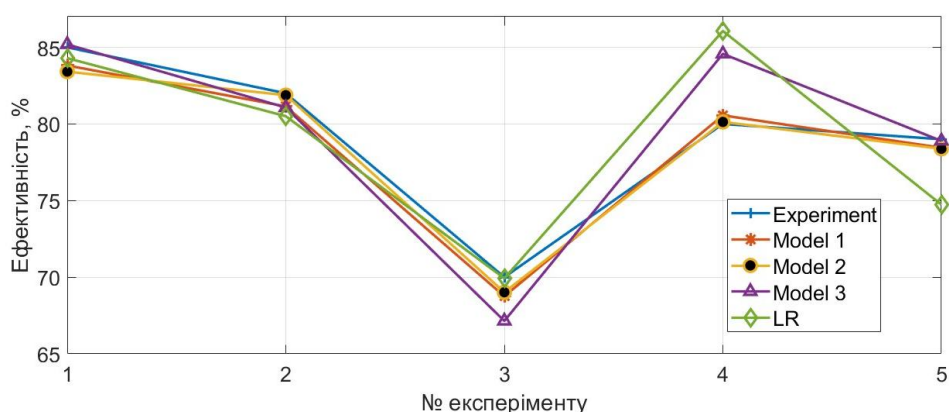


Рисунок 5 - Суміщені результати розрахунку за математичними моделями та експериментальними даними, для $n = 5$

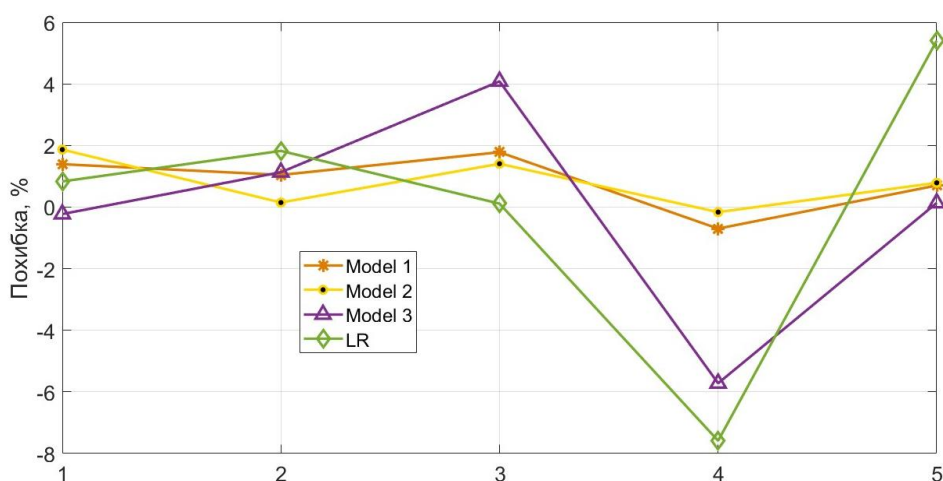


Рисунок 6 - Відносна похибка розрахунків

На рисунку 7 наведено суміщені результати розрахунку за математичними моделями та експериментальними даними для всіх 27 експериментів.

На рис. 8. показані графіки відносних похибок цих розрахунків.

Як бачимо результати, отримані методом машинного навчання, дають точніший результат ($\delta_{max} = 5,9\%$), а при застосуванні рівняння множинної регресії похибка становить 16,2%.

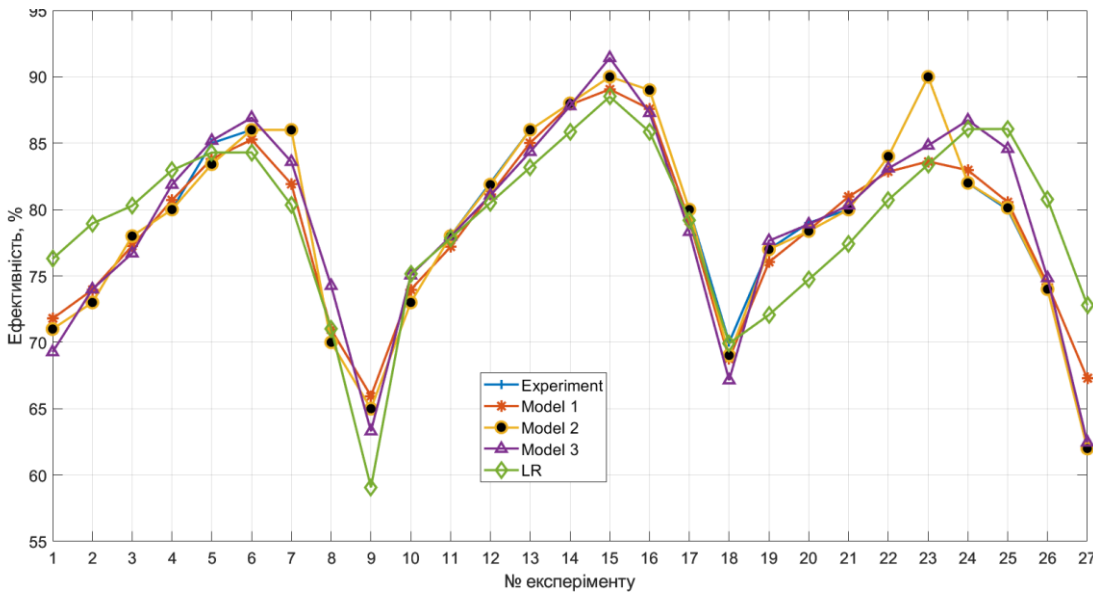


Рисунок 7 - Суміщені результати розрахунку за математичними моделями та експериментальними даними

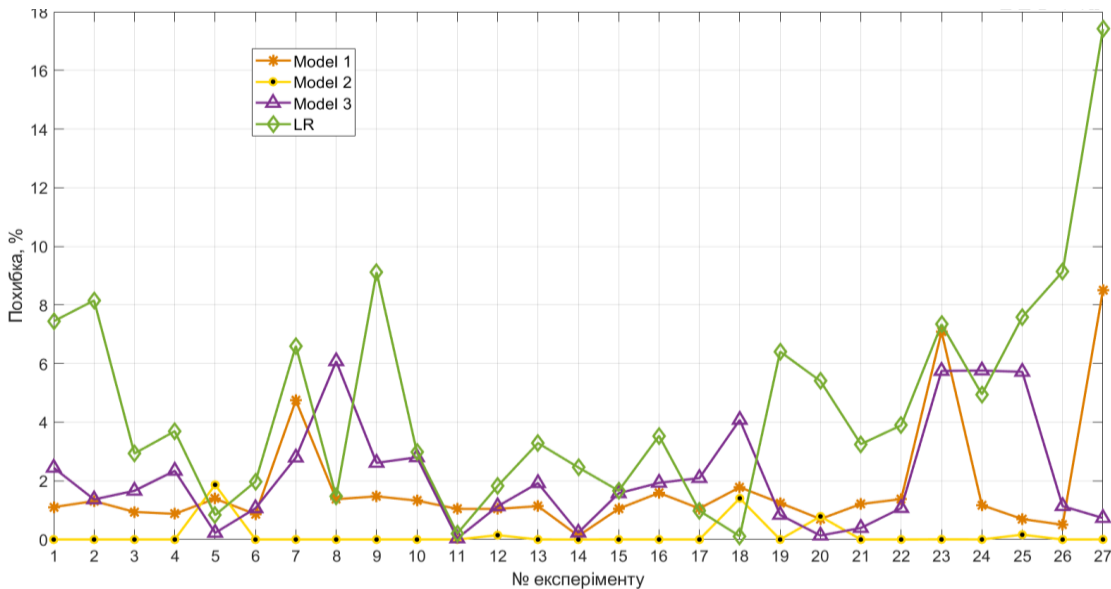


Рисунок 8 - Відносна похибка розрахунків для всіх розрахунків

Висновки. Розроблено математичну та комп'ютерну моделі, які дозволять за допомогою отриманих експериментальних даних прогнозувати ефективності грохочення залежно від параметрів роботи вібраційного грохоту.

Отримано рівняння множинної регресії: $Y = -51,66 + 1,60X_1 - 2,55X_2 + 1,329X_3$ (де X_1 – частота обертання валу мотор-вібратора (частота коливання короба грохоту), ω , Гц; X_2 – амплітуда коливань короба грохоту, A , мм; X_3 – продуктивність живлення, P , т/год; Y – ефективність грохочення, E , %).

Статистична значущість рівняння за множиною регресії перевірена за допомогою коефіцієнта детермінації та критерію Фішера. Встановлено, що у досліджуваній ситуації 66,92% загальної варіабельності Y пояснюється зміною факторів X_j . Встановлено також, що один або кілька параметрів моделі статистично незначні.

Найбільший вплив на результативну ознаку має фактор X_3 (продуктивність по живленню).

Розроблено комп'ютерну модель з використанням, ґрунтуючись на методах машинного навчання (*Machine Learning*).

Результати, отримані методом машинного навчання, дають точніший результат ($\delta_{\max} = 5,3\%$), а при застосуванні рівняння множинної регресії похибка становить 16,2%.

ЛІТЕРАТУРА

1. Удосконалення обладнання та процесів вуглепідготовки і кососортування металургійного виробництва: монографія /Засельський В. Й., Пополов Д. В., Зайцев Г. Л., Білодіденко С. В., Кононов Д. О., Пелих І. В. Кривий Ріг: Р. А. Козлов, 2019.- 203 с.
2. Смирнов В.О., Білецький В.С. Підготовчі процеси збагачення корисних копалин. [навчальний посібник] – Донецьк: Східний видавничий дім, Донецьке відділення НТШ, 2012. – 286 с.
3. Обґрунтування раціональних параметрів і розробка динамічно активної колосниково-карткової просіючої поверхні вібраційних грохотів [Текст] : дис. ... канд. техн. наук : 05.05.08 / Пелих Ігор Володимирович; Нац. металург. акад. України. - Дніпро, 2017.
4. І.В. Пелих, С.В. Білодеденко, Д.О. Кононов, В.О. Петренко. Раціональна конструкція поверхні вібраційного грохоту металургійного виробництва /Металургійна та гірничорудна промисловість. -2009 - № 4 - с. 79-82.

5. Булат А.Ф., Дирда В.І., Пухальський В.Н., Лисиця М.І. Розробка та створення вібраційної техніки з використанням еластомерів для видобутку, переробки і збагачення мінеральної сировини/ Геотехнічна механіка. 2018. № 138.

REFERENCES

1. Improvement of equipment and processes of coal preparation and skew sorting of metallurgical production: monograph / Zaselskyi V.Y., Popolov D.V., Zaitsev G.L., Bilodidenko S.V., Kononov D.O., Pelikh I.V. Kryviy Rig: 2019.
2. Smirnov V.O., Biletskyi V.S. Preparatory processes of mineral enrichment. [study guide] - Donetsk: Eastern Publishing House, Donetsk branch of the National Academy of Sciences, 2012. - 286 p.
3. Justification of rational parameters and development of a dynamically active grate-card sieving surface of vibrating screens [Text]: diss. ... candidate technical Sciences: 05.05.08 / Ihor Volodymyrovych Pelikh; National metallurgist. Acad. of Ukraine. - Dnipro, 2017.
4. I.V. Pelikh, S.V. Bilodyedenko, D.O. Kononov, V.O. Petrenko. Rational design of the surface of the vibrating screen of metallurgical production / Metallurgical and mining industry. -2009 - No. 4 - p. 79-82.
5. Bulat A.F., Dyrda V.I., Puhalskyi V.N., Lysytsia M.I. Development and creation of vibration equipment using elastomers for extraction, processing and beneficiation of mineral raw materials/ Geotechnical mechanics. 2018. No. 138.

Received 22.04.2024.

Accepted 24.04.2024.

Development of methods for forecasting the technological indicators of the work of a vibrating screen with elastic sives

Screening is one of the main operations in the processing of loose material.

In the process of operation, the structures of the sieving surfaces must have high indicators of the efficiency of the sieving process depending on the classification conditions and keep the sizes of the sieving holes (slots) constant as long as possible in order to minimize the possibility of coarsening or crushing of the classified material of the calculated size.

Currently, sieves made of non-metallic materials, in particular rubber or polyurethane, which have high wear resistance, have become widely used.

A new one has been developed at the Department of Mechanical Engineering of UST. the construction of an elastic sieving surface, which has high performance indicators.

On a vibrating screen with a developed elastic sieve, experimental studies were carried out and dependences of the screening efficiency on the operating parameters of the vibrating screen were obtained.

Mathematical and computer models have been developed, which will allow, using the obtained experimental data, to predict screening efficiency depending on the operating parameters of the vibrating screen.

The multiple regression equation for determining screening efficiency was obtained: $Y = -51,6593 + 1,598X_1 - 2,5501X_2 + 12329X_3$ (where X_1 is the rotation frequency of the motor-vibrator shaft (frequency of vibration of the screening box), Hz; X_2 is the amplitude of vibrations of the screening box, mm; X_3 - feeding productivity, t/h).

Gaussian process regression models give the smallest error. In particular, regression with an exponential kernel function shows the best result.

The results obtained by the regression method and machine learning were compared.

Comparing the results, it can be concluded that the models obtained by the machine learning method give a more accurate result ($\delta_{\max} = 5,3\%$), and when applying the multiple regression equation, the error is 16,2%.

Кононов Дмитро Олександрович - кандидат технічних наук, доцент кафедри галузевого машинобудування, Інститут промислових та бізнес технологій, Український державний університет науки і технологій, (м. Дніпро).

Єрмократьєв Віктор Олексійович - кандидат технічних наук, декан факультету дизайну машин та захисту довкілля, Інститут промислових та бізнес технологій, Український державний університет науки і технологій.

Пелих Ігор Володимирович - кандидат технічних наук, науковий співробітник Інститута геотехнічної механіки ім. Н. Полякова НАН України.

Kononov Dmytro candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Industrial Engineering Department, Institute of Industrial and Business Technologies, Ukrainian State University of Science and Technology, (Dnipro).

Yermokratiev Viktor - Candidate of Technical Sciences, Dean of the Faculty of Machine Design and Environmental Protection, Institute of Industrial and Business Technologies, Ukrainian State University of Science and Technology.

Pelikh Ihor - candidate of technical sciences, researcher at the Institute of Geotechnical Mechanics named after N. Polyakova, National Academy of Sciences of Ukraine.