

УДК 622.7
DOI 10.17513/snt.39817

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ИЗМЕНЕНИЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТИ МЕЛЬНИЦ ОБОГАТИТЕЛЬНОЙ ФАБРИКИ ПРИ ИЗМЕНЕНИИ ГРАНУЛОМЕТРИЧЕСКОГО СОСТАВА ПИТАЮЩЕЙ РУДЫ

¹Ивашук О.Д., ¹Федоров В.И., ¹Игрунова С.В., ¹Нестерова Е.В.,
¹Константинов И.С., ²Ивашук О.О., ¹Удовенко И.В.

¹ФГАОУ ВО «Белгородский государственный национальный исследовательский университет»,
Белгород, e-mail: Info@bsu.edu.ru;

²Каспийский университет технологий и инжиниринга имени Ш. Есенова, Актау,
e-mail: admission@yu.edu.kz

В данной статье авторы предлагают к рассмотрению схему проведения анализа производственных данных, описывающую многокомпонентный подход при решении задачи прогнозирования производительности оборудования обогатительной фабрики (ОФ) горно-обогатительного комбината (ГОК) Белгородской области, базирующегося на параллельном применении методов математического и интеллектуального анализа данных и совокупности предварительно построенных различных прогнозных моделей. Применение описанной авторами схемы исследования дает возможность достоверно спрогнозировать изменение ожидаемого объема выпуска готового концентрата при переходе фабрики на использование руды с изменившимися характеристиками. С целью автоматизации процесса исследования создано независимое программное обеспечение, позволяющее проводить все описанные этапы анализа данных, направленные как на создание новых прогнозных моделей, так и на корректировку ранее сформированных зависимостей. Для верификации результатов предсказания, получаемых с помощью регрессионной модели, создано ПО, позволяющее проводить оценку ожидаемой производительности мельниц ОФ моделью, построенной на базе искусственной нейронной сети. Описанные этапы исследования, включая очистку данных, корреляционный, регрессионный и кластерный анализ, определение наиболее значимых факторов, построение моделей реализованы с использованием прикладных пакетов Statistica 12.0 и MATLAB R2021a.

Ключевые слова: обогатительная фабрика, корреляционный анализ, математическая модель, оценка производительности, искусственная нейронная сеть, кластеризация, регрессия

PREDICTION OF CHANGES IN THE PRODUCTIVITY OF MILLS OF THE MINING AND PROCESSING INTEGRATED WORKS ENRICHMENT PLANT AT CHANGE OF GRANULOMETRIC COMPOSITION OF FEEDING ORE

¹Ivaschuk O.D., ¹Fedorov V.I., ¹Igrunova S.V., ¹Nesterova E.V.,
¹Konstantinov I.S., ²Ivaschuk O.O., ¹Udovenko I.V.

¹Belgorod State National Research University, Belgorod, e-mail: Info@bsu.edu.ru;

²Yessenov University, Actau, e-mail: admission@yu.edu.kz

In this paper the authors offer for consideration a scheme of production data analysis describing a multicomponent approach to solving the problem of predicting the productivity of the equipment of the enrichment plant (EP) of the mining and processing integrated works (MPIW) of the Belgorod region, based on the parallel application of methods of mathematical and intellectual data analysis and a set of pre-built various predictive models. The application of the research scheme described by the authors makes it possible to reliably forecast the change in the expected output of finished concentrate when the plant switches to the use of ore with changed characteristics. In order to automate the research process, independent software was created that allows all the described stages of data analysis to be carried out, aimed both at creating new predictive models and at correcting previously formed dependencies. To verify the results of prediction obtained with the help of regression model, the software was created, which allows estimating the expected productivity of ER mills by the model built on the basis of artificial neural network. The described stages of the research, including data cleaning, correlation, regression and cluster analysis, determination of the most significant factors, model building are implemented using the application packages Statistica 12.0 and MATLAB R2021a.

Keywords: enrichment plant, performance evaluation, correlation analysis, mathematical model, artificial neural network, clustering, regression

Разработка автоматического управления обогатительной фабрики (ОФ) регламентируется нормативными документами, тем не менее прогнозирование оценки эффективности работы ОФ фактически отсутствует в литературных источниках [1].

Подход к решению повышения производительности мельниц обогатительной фабрики, с внедрением информационно-управляющей системы, при изменении гранулометрического состава питающей руды базируется на нейро-нечетких сетевых мо-

делях и методах оценки параметров технологического процесса измельчения. Автоматизация управления производственным процессом дробления и измельчения руды влияет на снижение себестоимости обработки готового концентрата и потребляемых ресурсов [2, 3].

Одним из эффективных методов исследования для разработки информационно-управляющей системы для управления производственным процессом дробления и возможность спрогнозировать поведение элементов при изменении гранулометрического состава питающей руды является метод дискретного элемента, который применяется для моделирования сложноструктурных породных массивов. Этот численный метод состоит в выявлении взаимосвязи дискретных элементов, взаимодействующих как между собой, так и с составляющими дробительного оборудования, и обеспечивает способность прогноза параметров процесса дробления руды, что важно для формирования математических моделей измельчительного оборудования [4].

В различных исследованиях для разработки прогнозных моделей применялись как стандартные методы математической обработки данных, так и методы интеллектуального анализа данных. Но эти подходы не включают такие важные этапы, как очистка данных, проверка данных на необходимость и возможность их кластеризации, так как они зависят от состава входящей руды, который меняется с течением времени [5, 6].

Актуальность задачи прогнозирования изменения эффективности работы оборудования ОФ при изменении гранулометрического состава входного сырья определяется его значимыми изменениями в случае перехода на разработку нового шельфа и отсутствием в настоящее время полноценных и адекватных методов ее решения.

Технологический процесс измельчения руды – сложная, многофакторная и слабо формализуемая система. Предлагается использовать различные математические модели для прогнозирования изменения производительности мельниц при полноценном анализе изменения гранулометрического состава питающей руды на этапах обработки.

Цель исследования – повышение точности оценки эффективности работы мельниц обогатительной фабрики, используя схему исследования слабоструктурированных производственных данных гранулометрического состава питающей руды.

Материалы и методы исследования

Многокомпонентный подход базируется на применении методов математического

статистического, интеллектуального анализа и совокупности предварительно построенных различных прогнозных моделей, дополняющих и верифицирующих друг друга. Подход позволит провести максимально адекватную оценку характера и степени влияния физико-химических характеристик входного сырья на производительность обогатительной фабрики.

Входными показателями прогнозных математических моделей выступают основные технологические показатели, характеризующие гранулометрический состав питающей железной руды. Выходные показатели – оценка ожидаемой производительности мельниц обогатительной фабрики, что позволит повысить качество управления производственным процессом.

В данном исследовании с использованием сформированных имитационных моделей в программе MATLAB R2021a смоделировано изменение производительности мельниц при изменении гранулометрического состава питающей руды на Белгородском ГОКе за 2019–2022 гг. и ожидаемых значений на период 2023 г. [5].

Первоначальный массив данных был представлен основными технологическими показателями, собранными за сутки. Размерность многомерного массива данных 432×28 , где 28 соответствует суточным показателям для всех временных периодов 2019–2023 гг., с разбиением в 1 год (4 секции). Для первоначальной обработки и качественного анализа данные были взяты из набора показателей (соответствующих периодам разбиения). Наблюдалось нормальное распределение, и для исключения отклонений были отброшены данные, у которых суммарное время работы всех мельниц соответствовало 95% от максимально возможного.

Для проведения оценки степени влияния показателей гранулометрического состава питающей руды на производительность с использованием комплексного подхода была сформирована имитационная модель оценки эффективности производительности валковых мельниц обогатительной фабрики. Для этого сформирована суммарная база данных показателей гранулометрического состава входного сырья, рассортированных по временным периодам с 29.12.2019 по 18.01.2022. Период разбиения данных был выбран с учетом требований и равен трем секциям (приблизительно одному году) [6].

Для очистки данных и дальнейшей проверки на возможность их кластеризации, составлен расширенный набор факторов математической модели и построены матрицы корреляций. В соответствии с матрицами корреляций отобраны значе-

ния показателей руды с результирующим фактором, имеющим нулевую корреляцию: «Дайка», «С-актинол», «Класс-0,45» (массовая доля класса «минус 0,045 мм» в концентрате руды).

Используя предсказательные модели: деревья решений Fine, Medium и Coarse Tree и линейную регрессию, и анализируя среднюю квадратическую величину (σ), выбрали наилучшую точность предсказания ($\sigma = 27,4$), что соответствовало линейной регрессионной зависимости. График остатков показан на рис. 1.

Анализ графика остатков линейной регрессии показал, что интервал отклонений данных ± 20 (~ 60% всех данных), а $\pm 60 - 3\%$ данных. Для формирования многофакторной модели регрессоров, 3% суточных набора данных фактической производительности были отброшены. Поиск адекватного вида математической регрессионной модели и проверка ее на содержание избыточных переменных требовал определить по методу дерева решений с помощью функции plotPredictorImportance характеристики важности показателей руды (рис. 2).

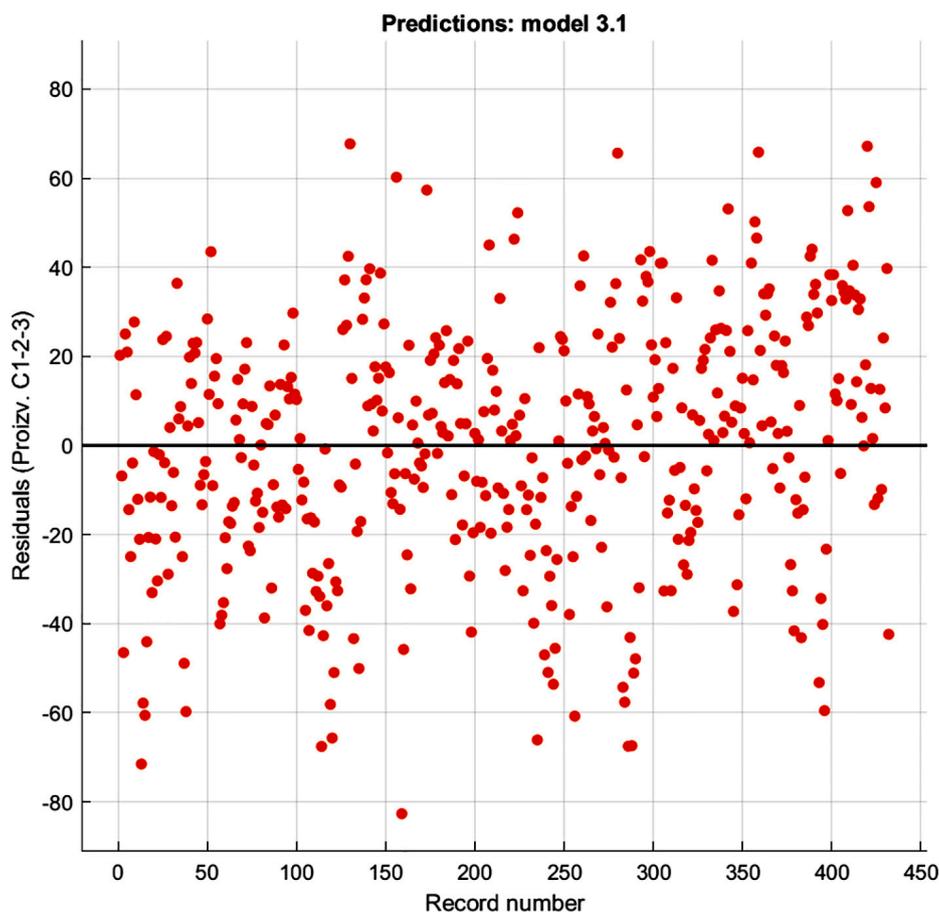


Рис. 1. График остатков линейной регрессии

Общ., Кл +15	Общ., -15+10	Общ., Кл +10	Общ., -10+5	Общ., -5+0	Общ., D ср/в	Влага в руде	Влага в кон-те	Хвосты, Fe общ.	Хвосты, Fe мг	Сек-1, Fe общ.	Сек-1, Кл.-0.045	Жел.сл.	Магнетит
0.06	0.06	0.00	1.26	0.91	0.15	0.23	0.14	0.79	0.34	2.47	6.49	0.41	0.72

Кум/маг	Био/маг	Биотит	Дайка	Полуок	Окислен	Мелкое	Т/вкр	С ш/п	С эгирин	С актинол	Круп и с.з.	Обог-ть
0.03	0.00	0.14	0.00	0.58	0.06	0.02	0.44	0.43	0.70	0.00	1.39	0

Рис. 2. Показатели многофакторной модели предикторов

Построенная матрица парных корреляций позволила выделить мультикоррелирующие факторы. Посчитанные усредненные оценки значимости были пронормированы по максимальному значению по 100-балльной шкале. На рис. 3 показаны данные усредненных оценок важности факторов по данным периодов 1, 2 и 3.

Сек-1, Кл.-0.045	100	Общ., Кл +15	16.21
Общ., -10+5	43.68	Мелкое	13.52
Общ., -5+0	39.76	Магнетит	13.31
Влага в кон-те	35.95	Кум/маг	10.82
Круп и с.з.	34.80	Био/маг	10.22
Общ., D ср/в	32.08	С ш/п	7.42
Общ., -15+10	28.72	С эрегин	6.41
Т/вкр	28.55	Влага в руде	6.19
Общ., Кл+10	28.39	Биотит	5.67
Обог-ть	22.89	Хвосты, Fe mg	5.24
Окислен	22.37	Полуок	5.00
Сек-1, Fe общ.	20.90	С актинол	3.44
Жел.сл.	19.63	Дайка	0.88
Хвосты, Fe общ.	18.50		

Рис. 3. Усредненная оценка важности факторов

Факторы, имеющие тесную связь, исключены из модели: «Кл+15», «Кл-15+10», «Кл+10», «Кл-5+0», «D с/в», «Магнетит», «Обогатимость», «Т/вкр» и факторы, не оказывающие влияния на эффективность: «С эрегин», «Дайка», «Биотит», «Влага в руде», «С ш/п», «С актинол», «Хв. Fe общ», «Полуок». Для поиска наиболее значимых факторов, влияющих на производительность,

построена еще одна матрица парных корреляций из сводной базы данных на рис. 4.

После анализа матрицы парных корреляций наиболее значимых факторов из сводной БД были окончательно отобраны наиболее влияющие факторы на регрессионную функцию: «Общ. -5+0», «Влага в кон-те», «Хвосты, Fe общ.», «Сек-1, Кл.-0.045», «Жел.сл.», «Кум/маг», «Био/маг», «Окислен», «Мелкое», «Круп и с.з.».

Исходные данные были разбиты на три секции, но в связи с тем, что у нас однотипный технологический процесс, с целью формирования единой базы данных важно убедиться в однородности массива данных. Метод кластеризации позволил объединить группы данных по однотипной связи, реализованный программными средствами прикладного пакета Matlab методами: «kmeans», с помощью алгоритмов 'CalinskiHarabasz', 'gap' (ожидаемое количество классов $1 \div 10$); «gmdistribution», используя алгоритм 'DaviesBouldin'.

Таким образом были выделены семь показателей, влияющих на производительность мельниц обогатительной фабрики при изменении гранулометрического состава питающей руды.

Результаты исследования и их обсуждение

Для формирования имитационной модели прогнозирования изменения в приложении Matlab была разработана программа с функцией Lsqnonlin() (нелинейной аппроксимирующей функцией), с помощью которой построена оптимальная полиномиальная регрессионная модель, найдены доверительные области, в окрестности значений единицы, которые в большей степени удовлетворяют искомой степени факторов и их регрессионным коэффициентам для минимизации среднеквадратичной разности фактических и прогнозных значений.

Оптимальная полиномиальная регрессионная модель:

$$Y = C_0 + C_1 \cdot X_1^{0.2} + C_2 \cdot X_2^{0.2} + C_3 \cdot X_3^5 + C_4 \cdot X_4^2 + C_5 \cdot X_5^{0.25} + C_6 \cdot X_6^{0.5} + C_7 \cdot X_7^{0.25} \quad (1)$$

где Y – это результирующий фактор, т.е. производительность в т/час;

X_1 – «Кл Общ., -5+0», X_2 – «Хвосты, Fe общ.», X_3 – «Окислен», X_4 – «Мелкое», X_5 – «Круп и с.з.», X_6 – «Сек-1, Кл.-0.045», X_7 – «Кум/маг».

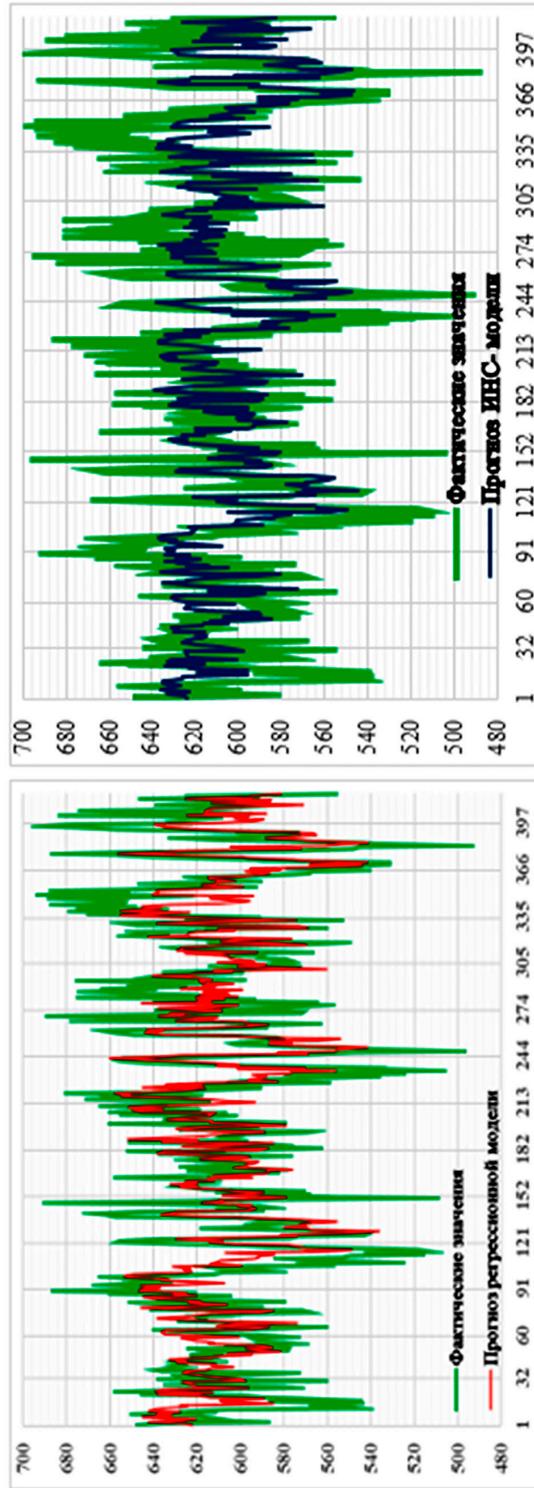
С учетом стремления к росту степеней факторов X_6 , X_7 и малой значимости коэффициента перед фактором «Кум/маг» была сформирована следующая оптимальная регрессионная модель:

$$Y = -2756,43 + 255,14 \cdot X_1^{0.2} + 232,41 \cdot X_2^{0.2} - 2,6345 \cdot 10^{-8} \cdot X_6^5 - 14,22 \cdot X_3^{0,25} - 197,967 \cdot X_4^{0,2} + 1302,55 \cdot X_5^{0,2}. \quad (2)$$

Correlations (БД С1-2-3 после первого выбора)
 Marked correlations are significant at p < 0.05000
 N=432 (Casewise deletion of missing data)

Variable	Общ.-5+0	Влага в кон-те	Хвосты, Fe общ.	Сек-1, Fe общ.	Сек-1, Кл.-0.045	Жел.сл.	Кул'маг	Био'маг	Окислен	Мелюе	Круп и с.з.	Прокав. С1-2-3
Общ.-5+0	1.000	-0.145	0.160	0.119	-0.210	-0.076	-0.056	-0.041	0.176	0.066	-0.161	0.333
Влага в кон-те	-0.145	1.000	0.135	0.553	0.723	0.087	0.218	0.394	-0.611	-0.258	0.160	-0.365
Хвосты, Fe общ.	0.160	0.135	1.000	0.169	0.147	0.121	-0.043	0.133	0.184	-0.232	0.222	0.126
Сек-1, Fe общ.	0.119	0.553	0.169	1.000	0.563	0.044	0.235	0.264	-0.438	-0.241	0.291	-0.019
Сек-1, Кл.-0.045	-0.210	0.723	0.147	0.563	1.000	0.098	0.291	0.475	-0.570	-0.340	0.104	-0.509
Жел.сл.	-0.076	0.087	0.121	0.044	0.098	1.000	0.070	-0.092	-0.232	-0.622	0.378	0.168
Кул'маг	-0.056	0.218	-0.043	0.235	0.291	0.070	1.000	0.207	-0.193	-0.447	0.067	-0.108
Био'маг	-0.041	0.394	0.133	0.264	0.475	-0.092	0.207	1.000	-0.382	-0.425	0.079	-0.104
Окислен	0.176	-0.611	0.184	-0.438	-0.570	-0.232	-0.193	-0.382	1.000	0.187	-0.274	0.223
Мелюе	0.066	-0.258	-0.232	-0.241	-0.340	-0.622	-0.447	-0.425	0.187	1.000	-0.440	-0.136
Круп и с.з.	-0.161	0.160	0.222	0.291	0.104	0.378	0.067	0.079	-0.274	-0.440	1.000	0.245
Прокав. С1-2-3	0.333	-0.365	0.126	-0.019	-0.509	0.168	-0.108	-0.104	0.223	-0.136	0.245	1.000

Рис. 4. Матрица парных корреляций наиболее значимых факторов из сводной БД



(а)

(б)

Рис. 5. Графики среднесуточных значений (фактические и прогнозные) производительности, полученных по регрессионной модели (а), по ИНС-модели (б)

Данная зависимость имеет следующие показатели качества: множественный коэффициент корреляции $R = 0,67$, коэффициент детерминации $R^2 = 0,454$; нормированный $R^2 = 0,443$; стандартная ошибка – 27,26. Среднее абсолютное отклонение прогноза этой модели от фактических значений составляет 21,34, что в пределах статистической ошибки не отличается от значения этого показателя для предыдущей модели, включающей семь факторов.

Таким образом, можно заключить, что построенная модель является оптимальной, ее показатели практически не отличаются от модели, включающей в себя еще фактор «Кум/маг», значимость которого не влияет на достоверность адекватности модели. В связи с этим предлагается применять в равной степени модель (1) и модель (2).

С целью визуализации полученных результатов проведена верификация качества построенной прогнозной модели искусственной нейронной сети (ИНС), сформированы графики, показанные на рис. 5.

Регрессионная и ИНС-модели показывают схожую динамику изменения величины показателя прогнозирования производительности при соответствующих изменениях значений показателей, входящих в суточный набор данных, входящих в суммарную базу данных.

Таким образом, при нахождении среднего фактического значения в диапазоне от 560 до 650 т/ч точность прогнозирования изменения производительности мельниц обогатительной фабрики при изменении гранулометрического состава питающей руды выше в $\pm 8\%$.

Коэффициент $R^2 = 0,45$ при адекватности регрессионной модели показывает, что на изменение результирующего показателя значимое влияние оказывают неучтенные в прогнозной модели факторы за короткий период (сутки). Поэтому целесообразно использовать для прогнозирования средних значений производительности за более длительный период.

Заключение

В результате исследования сформирован многокомпонентный подход решения проблемы оценивания ожидаемой производительности мельниц обогатительной фабрики при изменении гранулометрического состава питающей руды. Схема исследования, построенная с использованием математических и интеллектуальных методов анализа и применением различных дополняющих и верифицирующих друг друга прогнозных моделей, показала свою эффективность, а уровень достоверности полученных с ее помощью результатов позволяет ее использовать для оценки ожидаемых изменений искомого показателя при вариации входных параметров.

Список литературы

1. Таранов В.А., Александрова Т.Н. Оценка прочностных свойств руды как фактор повышения эффективности процесса измельчения // Горный информационно-аналитический бюллетень. 2015. № 4. С. 119–123.
2. González M., Brochot S., Durance M.-V. Прогнозирование производительности обогатительной фабрики с использованием геометаллургических данных и расширенного моделирования процессов // 13th International Mineral Processing Conference. 2017. 12 с. URL: https://procsim.ru/papers/usim_pacplant_performance_forecasting_using_geometallurgical_data.pdf (дата обращения: 15.09.2023).
3. Цыганков Ю.А., Полещенко Д.А. Прогнозирование показателей качества функционирования железорудного передела с использованием гибридных глубоких искусственных нейронных сетей // Современные проблемы горно-металлургического комплекса. Наука и производство. 2021. С. 371–376.
4. Щербатов И.А. Математические модели сложных слабоформализуемых систем: компонентный подход // Системы. Методы. Технологии. 2014. № 2 (22). С. 70–78.
5. Ивашук О.Д., Ивашук О.А., Федоров В.И., Штана А.И. Разработка моделей прогнозирования эффективности работы валковой дробилки высокого давления на основе регрессионного анализа // СТИН. 2020. № 6. С. 37–40.
6. Ivaschuk O.D., Nesterova E.V., Igrunova S.V., Kaliuzhnaya E.V., Udovenko I.V. Forecasting the environmental situation at the purification plants of the enterprise based on fuzzy logic/Journal of Physics: Conference Series, Volume 2388, IV International Conference on Applied Physics, Information Technologies and Engineering 2022. Bukhara, Uzbekistan. [Электронный ресурс]. URL: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/2388/1/012039/pdf> (дата обращения: 15.09.2023).