



Научная статья

2.6.13 – Процессы и аппараты химических технологий (технические науки)

УДК 621.928.6:517.551

doi: 10.25712/ASTU.2072-8921.2026.01.031

EDN: OVVFZD

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ ФРАКЦИОНИРОВАНИЯ ЧАСТИЦ МУЛЬТИВИХРЕВЫМ КЛАССИФИКАТОРОМ С ПОМОЩЬЮ ПРОГРАММНОЙ СРЕДЫ PYTHON НА ОСНОВЕ CFD-МОДЕЛИРОВАНИЯ

Оксана Сергеевна Дмитриева¹, Андрей Владимирович Дмитриев²,
Гузель Рамилевна Бадретдинова³, Алан Алекович Валеев⁴

¹ Казанский национальный исследовательский технологический университет, Казань, Россия

^{2, 3, 4} Казанский государственный энергетический университет, Казань, Россия

¹ ja_deva@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0001-6221-0167>

² jeremiada@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0001-8979-4457>

³ nice.badretdinova@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0002-5910-5312>

⁴ alan002@mail.ru, <https://orcid.org/0009-0009-2793-8553>

Аннотация. Эффективность сухих классификаторов зависит от правильности расчетов, выполненных при проектировании оборудования, выбора его конструктивного исполнения, условий настройки и эксплуатации. Современные методы численного анализа, а также методы обработки полученных данных с помощью нейронных сетей в Python позволяют наиболее точно и эффективно изучить процесс классификации. Целью работы является оценка эффективности фракционирования частиц мультिवихревым классификатором путем изучения набора ранее полученных данных на основе CFD-моделирования в Ansys Fluent и методов их обработки в Python. Были подобраны функции аппроксимации, наиболее адекватно описывающие зависимость эффективности работы разработанного классификатора от размера частиц и скорости их подачи. Определены поправочные коэффициенты функций и среднеквадратичное отклонение. Методом наименьших квадратов определяются коэффициенты четырех аппроксимирующих функций. Это модифицированная сигмоидальная функция с осцилляцией, комбинация экспоненциальных функций, рациональная функция с осцилляцией и функция Гомперца с осцилляцией. Отмечена особенность изучаемых функций, в которых при скорости 12 и 16 м/с коэффициенты аппроксимации определяются с ошибкой. Для больших скоростей подачи частиц в классификатор наблюдается рост значения СКО, поэтому был написан код в Python для увеличения количества данных, необходимых для анализа. Прогнозирование с использованием функции Гомперца с осцилляцией демонстрирует наименьшее значение СКО в диапазоне значений 0,0163–0,0376 для исследуемых условий скорости подачи воздуха 2–16 м/с и частиц диаметром от 5 до 100 мкм. Оценки погрешности аппроксимации, полученные с помощью решения сигмоидальной функции с осцилляцией, демонстрируют неудовлетворительные результаты. Полученные данные представляют практический интерес для прогнозирования их связи с геометрическими размерами мультिवихревого классификатора и технологическими параметрами. Это позволит подобрать и спроектировать классификатор по разным признакам в соответствии с техническим заданием на проектирование.

Ключевые слова: фракционирование, классификатор, эффективность, аппроксимация данных, обработка данных, нейронная сеть.

Благодарности: Работа выполнена за счет гранта Академии наук Республики Татарстан, предоставленного молодым кандидатам наук (постдокторантам) с целью защиты докторской диссертации, выполнения научно-исследовательских работ, а также выполнения трудовых функций в научных и образовательных организациях Республики Татарстан в рамках Государственной программы Республики Татарстан «Научно-технологическое развитие Республики Татарстан (соглашение от 16.12.2024 г. № 113/2024-ПД).

Для цитирования: Дмитриева О. С., Дмитриев А. В., Бадретдинова Г. Р., Валеев А. А. Прогнозирование эффективности фракционирования частиц мультिवихревым классификатором с помощью программной среды python на основе CFD-моделирования // Ползуновский вестник. 2026. № 1, С. 200–189. doi: 10.25712/ASTU.2072-8921.2026.01.031. EDN: <https://elibrary.ru/OVVFZD>.

FORECASTING EFFICIENCY OF PARTICLE FRACTIONATION BY A MULTI-VORTEX CLASSIFIER USING A PYTHON SOFTWARE ENVIRONMENT BASED ON CFD-MODELING

Oksana S. Dmitrieva ¹, Andrey V. Dmitriev ², Guzel R. Badretdinova ³,
Alan A. Valeev ⁴

¹ Kazan National Research Technological University, Kazan, Russia

^{2,3,4} Kazan State Power Engineering University, Kazan, Russia

¹ ja_deva@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0001-6221-0167>

² ieremiada@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0001-8979-4457>

³ nice.badretdinova@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0002-5910-5312>

⁴ alan002@mail.ru, <https://orcid.org/0009-0009-2793-8553>

Abstract. The effectiveness of dry classifiers depends on the accuracy of calculations made during equipment design, the choice of its structural implementation, and the conditions of setup and operation. Modern numerical analysis methods, as well as methods for processing got data using neural networks in Python, allow for the most accurate and effective study of the classification process. The aim of the work is to evaluate the efficiency of particle fractionation by a multi-vortex classifier through the study of a set of previously got data based on CFD modeling in Ansys Fluent and methods of their processing in Python. Approximation functions were selected that most adequately describe the dependence of the efficiency of the developed classifier on particle size and feed rate. Correction coefficients of the functions and root-mean-square deviation were determined. The coefficients of four approximating functions are determined by the least squares method. These are a changed sigmoidal function with oscillation, a combination of exponential functions, a rational function with oscillation, and a Gompertz function with oscillation. A feature of the studied functions was noted, in which the approximation coefficients are determined with an error at speeds of 12 and 16 m/s. For higher particle feed rates into the classifier, an increase in the MSD value is observed, so a code was written in Python to increase the amount of data required for analysis. Forecasting using the Gompertz function with oscillation shows the lowest MSD value between 0.0163–0.0376 for the studied conditions of air feed rate of 2–16 m/s and particles with a diameter of 5 to 100 microns. Approximation error estimates got using the sigmoidal function with oscillation solution show unsatisfactory results. The got data provide practical interest for predicting their relationship with the geometric dimensions of the multi-vortex classifier and technological parameters. This will allow selecting and designing a classifier according to various criteria under the design specification.

Keywords: fractionation, classifier, efficiency, data approximation, data processing, neural network.

Acknowledgements: The work was carried out at the expense of a grant from the Academy of Sciences of the Republic of Tatarstan, provided to young candidates of sciences (postdoctoral fellows) for the purpose of defending their doctoral dissertation, completing research, as well as performing work functions in scientific and educational organizations of the Republic of Tatarstan within the framework of the State Program of the Republic of Tatarstan "Scientific and Technological Development of the Republic of Tatarstan (agreement dated December, 16, 2024, No. 113/2024-PD).

For citation: Dmitrieva, O. S., Dmitriev, A. V., Badretdinova, G. R. & Valeev, A. A. (2026). Forecasting the efficiency of particle fractionation by a multi-vortex classifier using a Python software environment based on CFD-modeling. *Polzunovskiy vestnik*, (1), 200-189. (In Russ). doi: 10/25712/ASTU.2072-8921.2026.01.031. EDN: <https://elibrary.ru/OVVFDZ>.

ВВЕДЕНИЕ

Сортировка и классификация мелких частиц является важным этапом получения порошков в различных производственных процессах химической, пищевой, фармацевтической отрасли и металлургии. Сыпучие материалы, подвергаемые обработке, как правило, имеют широкий диапазон размеров после измельчения, и этот диапазон может меняться в зависимости от свойств материала и преобладающих условий его обработки на более ранних этапах [1]. Поскольку порошки с узким распределением размеров частиц часто имеют лучшие физические и химические свойства, такие как растворимость, текучесть, и стабильность, эффективная классификация и контроль размера частиц действительно играют важную роль в улучшении качества и ценности производимых порошков [2].

Есть много разных аппаратов, используемых для классификации, некоторые из них работают под влиянием центробежных сил [3, 4], другие используют гравитационные силы [5, 6] или магнитные [7], эф-

фективность сепарации в которых зависит от конструктивного исполнения, оптимальной входной скорости воздуха и свойств самого материала. Выбор подходящего устройства и его правильная настройка играют существенное значение в достижении этих целей, поскольку часто неправильные настройки могут привести к чрезмерному перемоту материала, загрязнению воздушной среды, агломерации частиц и неэффективной работе в целом. Также проблема заключается в том, что большинство классификаторов сталкивается с трудностями при разделении мелких частиц под действием гравитационных или центробежных сил. Следовательно, существует острая необходимость в проведении численных экспериментов, охватывающих широкий диапазон вариаций гранулометрического состава, имеющих важное значение для точного и эффективного изучения процесса классификации, особенно в количественном выражении [8].

Вышеизложенное свидетельствует об актуальности совершенствования оборудования для воздушной классификации сыпучих материалов с примене-

нием вычислительных методов, чтобы понять и улучшить их эффективность работы. Благодаря быстрому развитию алгоритма и компьютерных наук все более современные методы применяются в моделировании и оптимизации конструкций аппаратов, а также управлении ими. Так, например, данные о размере частиц используют для автоматической настройки оборудования и оптимизации процессов [9].

Авторами был разработан мультивихревой классификатор для разделения частиц по размеру и плотности (рис. 1), в межтрубном пространстве которого образуется множество вихревых столбов [10].

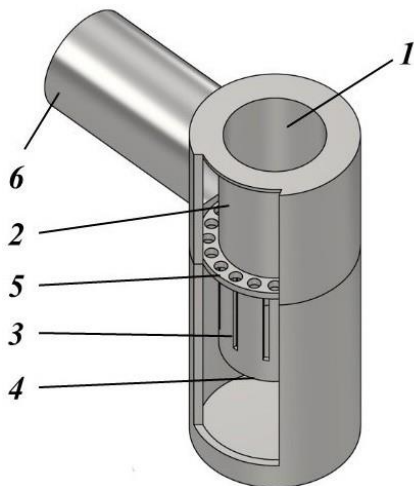


Рисунок 1 – Разработанное устройство для классификации частиц: 1 – вход; 2 – межтрубное пространство; 3 – прямоугольные проходы; 4 – конический патрубок; 5 – стабилизатор вихрей; 6 – выход

Figure 1 – The developed device for particle classification: 1 – inlet; 2 – intertubular space; 3 – rectangular passages; 4 – conical nozzle; 5 – vortex stabilizer; 6 – outlet

Численные эксперименты были проведены посредством моделирования мультивихревого классификатора в Ansys Fluent. Прогностическая эффективность фракционирования сыпучего материала на основе силикагеля от входной скорости газового потока и требуемой крупности граничного зерна представлена в работе [10, 11]. В работе было выявлено наличие параболических пиков при входной скорости газового потока 2, 4, 8 и 12 м/с максимум фракционной эффективности составил 41,8 % при диаметре частиц $x = 30$ мкм, 29,8 % при $x = 25$ мкм, 32,9 % при $x = 15$ мкм и 14,7 % при $x = 10$ мкм соответственно. При скорости 16 м/с пик не был зафиксирован, при этом в области диаметров частиц размером 70–80 мкм такой максимум появлялся. Полученные кривые эффективности могли бы быть использованы для решения целого ряда задач в зависимости от изменения тех или иных параметров процесса, если их определить функциями и представить в аналитическом виде. Эта работа направлена на улучшение оценки эффективности мультивихревого классификатора путем прогнозирования более точных результатов его работы, что предоставляет ценную информацию при проектировании.

Целью работы является оценка эффективности работы мультивихревого классификатора путем изучения деталей набора ранее полученных данных на основе CFD-моделирования и методов их обработки. В непо-

средственные задачи входит подбор функции, наиболее адекватно описывающей эффективность работы классификатора, определение поправочных коэффициентов, учитывающих значение, к которому стремится функция в исследуемом диапазоне размеров частиц с минимальной погрешностью измерений. Выбор критерия близости определяется методом аппроксимации.

МЕТОДЫ

Появление искусственного интеллекта и передовых технологий открывает новые возможности для улучшения прогнозирования точности полученной фракции с помощью методологий, основанных на обработке данных. Эти методы анализируют большой объем данных, полученных из численного эксперимента, чтобы выявить закономерности между параметрами процесса, такими как размер дисперсной фазы, скорость дисперсионной среды, конструктивными параметрами устройства и эффективностью фракционирования. Это позволяет использовать полученные результаты анализа и обработки данных для прогнозирования точности фракционирования в зависимости от заданных условий работы для оптимизации параметров работы классификатора на стадии его проектирования.

Результаты численного моделирования в Ansys Fluent получены для мультивихревого классификатора диаметром 95 мм, высотой 190 мм, межтрубное пространство образовано трубой диаметром 65,6 мм и высотой 160 мм, толщина внешней и внутренней трубы равны 5 и 2,5 мм соответственно. Диаметр основания конического патрубка 8 мм, диаметр круглых отверстий в стабилизаторе 8 мм (всего 20 шт.). Высота конического патрубка 22 мм; количество прямоугольных проходов 10 шт. размером 60×3,5 мм. При моделировании на дне устройства задавалось условие прилипания частиц силикагеля плотностью 1075 кг/м³. Среда, сжимаемая воздух. На входе задавалась скорость, на выходе – атмосферное давление. В расчетах использовалась модель турбулентности k-w SST.

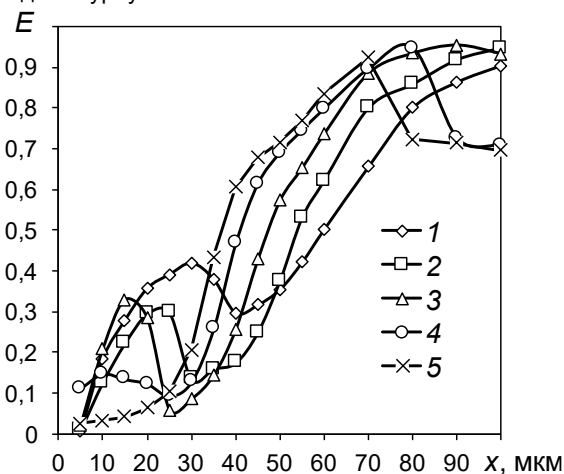


Рисунок 2 – Данные для анализа по эффективности фракционирования частиц разного диаметра при скорости подачи материала, м/с: 1 – 2; 2 – 4; 3 – 8; 4 – 12; 5 – 16

Figure 2 – Data for analysis on the efficiency of fractionation of particles of different diameters at the feed rate of the material, m/s: 1 – 2; 2 – 4; 3 – 8; 4 – 12; 5 – 16

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ ФРАКЦИОНИРОВАНИЯ ЧАСТИЦ МУЛЬТИВИХРЕВЫМ КЛАССИФИКАТОРОМ С ПОМОЩЬЮ ПРОГРАММНОЙ СРЕДЫ PYTHON НА ОСНОВЕ CFD-МОДЕЛИРОВАНИЯ

Предварительная обработка данных численного анализа является важным этапом оценки фракционирования частиц с помощью нейронной сети на Python. Из файла Excel были выгружены данные по эффективности фракционирования частиц на основе силикагеля в диапазоне от 5 до 100 мкм разработанным классификатором в зависимости от скорости подачи материала, графическое представление результатов представлено на рис. 2. Запишем входное значение x , которое отвечает диаметру частиц силикагеля, так что величина 1 соответствует 100 мкм. Величина y представляет выходные значения, которые всегда находятся в диапазоне от 0 до 1 и соответствуют эффективности фракционирования.

Для анализа и обработки данных (рис. 2) используется код, написанный на Python, подключая к нему различные библиотеки. Так, например, Pandas используется для обработки и анализа табличных данных Excel, предоставляя удобные структуры данных для манипуляций с ними. NumPy предоставляет поддержку для работы с массивами и матрицами, а также математическими функциями. Scipy.optimize предоставляет несколько часто используемых алгоритмов оптимизации. Matplotlib используются для визуализации данных и результатов анализа [12].

В качестве функции активации в нейронных сетях используются разные модели, позволяя сети представлять сложные закономерности в данных. В рамках настоящего исследования выбраны функции обработки данных: 1) модифицированная сигмоидальная функция с осцилляцией

$$E = \frac{1}{1 + \exp^{-a(x-b)}} + c \cdot \exp^{-d(x-e)^2} \cdot \sin(f(x-e)), \quad (1)$$

2) комбинация экспоненциальных функций

$$E = 1 - \exp^{-a \cdot x} + b \cdot \exp^{-c(x-d)^2}, \quad (2)$$

3) рациональная функция с осцилляцией

$$E = \frac{x}{x+a} + b \cdot \exp^{-c(x-d)^2} \cdot \sin(e(x-d)), \quad (3)$$

4) функция Гомперца с осцилляцией

$$E = \exp^{-a \cdot \exp^{-bx}} + c \cdot \exp^{-d(x-e)^2} \cdot \sin(f(x-e)), \quad (4)$$

где a, b, c, d, e, f – это коэффициенты, характеризующие распределение функции.

При решении задачи методами аппроксимации всегда встает задача правильного выбора методов обработки функций [13]. Ключевым критерием точности аппроксимации выступает среднеквадратичное отклонение (СКО), количественно выражающее степень соответствия функции реальным значениям эффективности фракционирования. Выбранный метод наименьших квадратов минимизирует суммарное СКО между данными.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

Тестирование результата анализа точности полученных путем численного эксперимента данных и предлагаемых функций аппроксимации для прогнозирования эффективности фракционирования на наборах

данных продемонстрированы на рис. 3–6. Подобранные коэффициенты для функций (1)–(4) и среднее квадратичное отклонение сведены в таблицу 1.

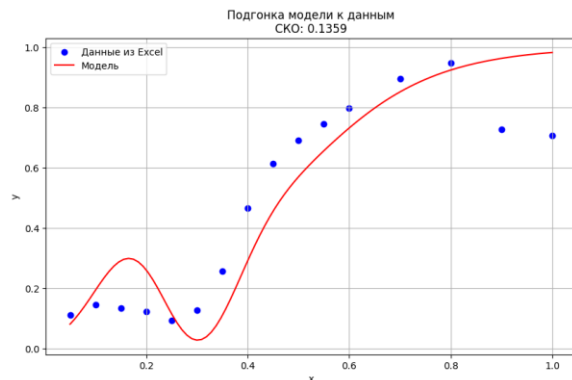


Рисунок 3 – Анализ результатов проверки данных CFD и предлагаемой функции по эффективности фракционирования частиц разного диаметра при скорости подачи материала 12 м/с (модифицированная сигмоидальная функция с осцилляцией)

Figure 3 – Analysis of the results of checking CFD data and the proposed function on the efficiency of fractionation of particles of different diameters at a material feed rate of 12 m/s (modified sigmoid function with oscillation)

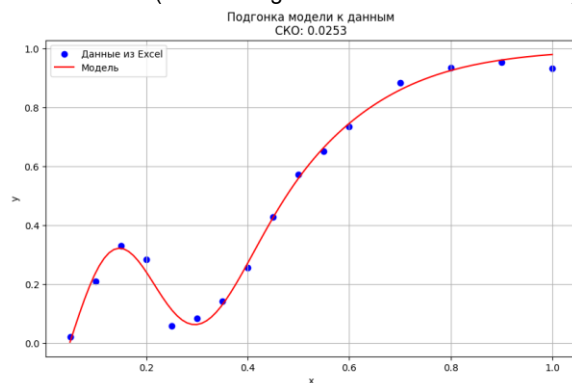


Рисунок 4 – Анализ результатов проверки данных CFD и предлагаемой модели по эффективности фракционирования частиц разного диаметра при скорости подачи материала 8 м/с (функция Гомперца с осцилляцией)

Figure 4 – Analysis of the results of checking CFD data and the proposed model on the efficiency of fractionation of particles of different diameters at a material feed rate of 8 m/s (Gompers function with oscillation)

Результаты показали, что функции (1), (2) и (3) плохо описывают результаты из базы данных Excel, сформированные на основе CFD-моделирования. Особенно сильно это наблюдается при высоких скоростях подачи материала 12–16 м/с, закладывая ошибку при подборе (рис. 3, 5).

Таблица 1 – Подобранные коэффициенты аппроксимирующей функции и среднее квадратичное отклонение (СКО)

Table 1 – Selected coefficients of the approximating function and the mean square deviation (MSD)

Параметры	Модифицированная сигмоидальная функция с осцилляцией	Комбинация экспоненциальных функций	Рациональная функция с осцилляцией	Функция Гомперца с осцилляцией
2 м/с	$a = 4,1257, b = 0,5518, c = 0,0829, d = -3,2024, e = 0,7047, f = 10,1170, \text{СКО} = 0,0228$	$a = 1,4302, b = 19772,5546, c = 493,4681, d = 699,6156, \text{СКО} = 0,1072$	$a = 0,4725, b = -491,4725, c = 11,9401, d = 398,1029, e = 43,6929, \text{СКО} = 0,1235$	$a = 4,4762, b = 3,5509, c = -0,3970, d = 1,7022, e = -0,2842, f = 9,2494, \text{СКО} = 0,0163$
4 м/с	$a = 6,8341, b = 0,5358, c = 0,2077, d = 4,3261, e = 0,0660, f = 12,8116, \text{СКО} = 0,0212$	$a = 1,3785, b = 6746,5072, c = 2109,8991, d = -88031,9853, \text{СКО} = 0,1535$	$a = 0,5201, b = -594,0721, c = 14,3218, d = 472,5039, e = 50,4460, \text{СКО} = 0,1829$	$a = 10,2469, b = 5,2199, c = 0,2834, d = 5,2282, e = 0,0547, f = 11,4393, \text{СКО} = 0,0223$
8 м/с	$a = 7,4867, b = 0,4671, c = -0,3015, d = 39,7482, e = 0,2383, f = 13,6824, \text{СКО} = 0,0346$	$a = 1,6080, b = -2151,8114, c = 1996,1986, d = -92831,8827, \text{СКО} = 0,1737$	$a = 0,4293, b = -613,2205, c = 14,8482, d = 490,8419, e = 53,1522, \text{СКО} = 0,2068$	$a = 16,6793, b = 6,7152, c = 0,3829, d = 16,4689, e = 0,0495, f = 13,9022, \text{СКО} = 0,0253$
12 м/с	$a = 7,4867, b = 0,4671, c = -0,3015, d = 39,7482, e = 0,2383, f = 13,6824, \text{СКО} = 0,1359$	$a = 1,6870, b = -381,1903, c = 10,3564, d = 453,5346, \text{СКО} = 0,1528$	$a = 0,4069, b = -320,1998, c = 7,8762, d = 264,9571, e = 29,1102, \text{СКО} = 0,1814$	$a = 41,5442, b = 9,2587, c = 0,0293, d = -0,1005, e = -5,1471, f = 0,5483, \text{СКО} = 0,0390$
16 м/с	$a = 6,8341, b = 0,5358, c = 0,2077, d = 4,3261, e = 0,0660, f = 12,8116, \text{СКО} = 0,2423$	$a = 1,7445, b = -385,8853, c = 10,2863, d = 454,4656, \text{СКО} = 0,1560$	$a = 0,3941, b = -339,9389, c = 8,3815, d = 281,9554, e = 31,2953, \text{СКО} = 0,1819$	$a = 41,5442, b = 9,2587, c = 0,0293, d = -0,1005, e = -5,1471, f = 0,5483, \text{СКО} = 0,0877$

Для дальнейшего решения дисбаланса прогнозистических данных можно использовать методы увеличения данных вдвое и более на этапе предварительной обработки Excel, что позволит улучшить представления классов меньшинств за счет генерирования вариаций существующих данных. Таким образом, если СКО больше заданного СКО, то прибавляются еще точки в соответствии с выражениями

$$x' = \frac{X_i + X_{i+1}}{2}, \quad y' = \frac{Y_i + Y_{i+1}}{2}, \quad \text{где } i - \text{ номер итерации.}$$

Таким образом, в Python был записан код, минимизирующий СКО до заданных значений. Результаты показывают, что аппроксимация функцией Гомперца с осцилляцией демонстрирует лучшее значение СКО (рис. 4) на 10–15% по сравнению с функциями (2) и (3) и в 3 раза меньше по сравнению с функцией (1) в диапазоне скоростей 12–16 м/с.

Подобранные параметры модели с функцией Гомперца с осцилляцией после применения увеличения данных следующие при скорости 16 м/с: $a = 1,2458, b = 1,1237, c = 4,8247, d = 9,8144, e = 0,3668, f = 0,4901, \text{СКО} = 0,0376$ (рис. 6). Аналогично, для функции (1) при 16 м/с подобраны коэффициенты: $a = 1,5099, b = 0,5434, c = 5,2590, d = 9,6116, e = 0,3647, f = 0,4562, \text{СКО} = 0,0374$, при скорости 12 м/с параметры $a = 0,7172, b = 0,4246, c = 5,6519, d = 8,2234, e = 0,4342, f = 0,4289, \text{СКО} = 0,0417$.

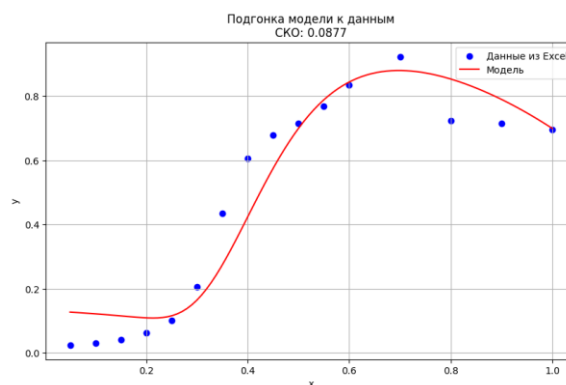


Рисунок 5 – Анализ результатов проверки данных CFD и предлагаемой функции по эффективности фракционирования частиц разного диаметра при скорости подачи материала 16 м/с (функция Гомперца с осцилляцией)

Figure 5 – Analysis of the results of checking CFD data and the proposed function on the efficiency of fractionation of particles of different diameters at a material feed rate of 16 m/s (Gompertz function with oscillation)

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ ФРАКЦИОНИРОВАНИЯ ЧАСТИЦ МУЛЬТИВИХРЕВЫМ КЛАССИФИКАТОРОМ С ПОМОЩЬЮ ПРОГРАММНОЙ СРЕДЫ PYTHON НА ОСНОВЕ CFD-МОДЕЛИРОВАНИЯ

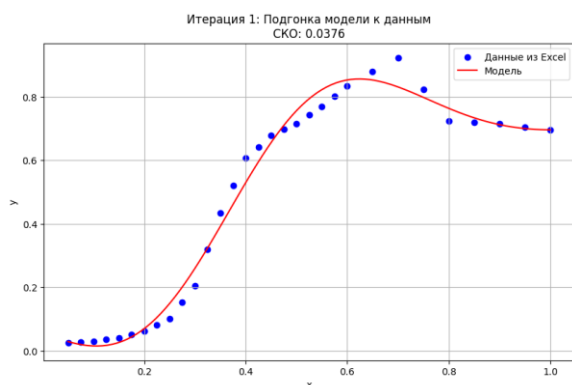


Рисунок 6 – Анализ результатов проверки данных CFD и предлагаемой функции по эффективности фракционирования частиц разного диаметра при скорости подачи материала 16 м/с (функция Гомперца с осцилляцией)

Figure 6 – Analysis of the results of checking CFD data and the proposed function on the efficiency of fractionation of particles of different diameters at a material feed rate of 16 m/s (Gompertz function with oscillation)

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Решение серьезных проблем по подбору и проектированию аппаратов для классификации твердых частиц сухим методом требует понимания и способности предсказывать качество продукта и эффективности работы. В настоящем исследовании с помощью Python проанализированы несколько функций аппроксимации для описания данных, полученных в результате CFD-моделирования устройства, полученные данные для прогнозирования эффективности фракционирования с наибольшей точностью в зависимости от заданных условий по скорости подачи частиц и их размера. Предлагаемая аппроксимация функцией Гомперца с осцилляцией хорошо работает во многих показателях диаметров частиц и скоростей потока, имеет самое низкое SKO = 0,0163 при скорости 2 м/с и 0,0376 при 16 м/с, делая лучший прогноз эффективности фракционирования частиц силикагеля мультिवихревым классификатором. Для оценки параметров используется метод наименьших квадратов, он прост и имеет наименьшую погрешность, что позволяет идентифицировать сложные закономерности в наборах данных выборки. При небольших размерах выборки и больших скоростях подачи материала от 12 м/с данные следует увеличить. Количество итераций при этом не более 5. Таким образом, использование нейронной сети в Python в сочетании с CFD-исследованиями предоставляет мощный инструмент для улучшения процессов классификации частиц, позволяя более точно контролировать и оптимизировать производственные процессы.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Рыбалко Р.И., Кралин А.К. Исследование рабочих процессов аэродинамической классификации сыпучих материалов в двухстадийном сепараторе // Современное промышленное и гражданское строительство. 2016. Т. 12. № 2. С. 59–69.
2. Терехова О.Н., Дуюнова Я.С. Пневмоцентро-

бежная классификация дисперсных частиц в процессе переработки зерна в муку // Техника и технология пищевых производств. 2024. Т. 54. № 1. С. 124–134. doi: 10.21603/2074-9414-2024-1-2494.

3. Разработка классификатора с соосно расположенными трубами для разделения сыпучего материала на основе силикагеля / В.Э. Зинуров [и др.] // Ползуновский вестник. 2021. № 2. С. 205–211. doi: 10.25712/ASTU.2072-8921.2021.02.029.

4. Турубаев Р.Р., Шваб А.В. Моделирование аэродинамики закрученного турбулентного течения и процесса классификации частиц в вихревой камере // Инженерно-физический журнал. 2022. Т. 95. № 5. С. 1248–1256.

5. Влияние поперечной неоднородности потока газа на кривую разделения гравитационного классификатора / Е.А. Шуина [и др.] // Вестник Ивановского государственного энергетического университета. 2015. № 5. С. 60–63. doi: 10.17588/2072-2672.2015.5.060-063.

6. Моделирование и оптимизация регулярных многоступенчатых многопродуктовых гравитационных классификаторов / В.П. Жуков [и др.] // Вестник Ивановского государственного энергетического университета. 2023. № 4. С. 77–84. doi: 10.17588/2072-2672.2023.4.077-084.

7. Separation efficiency of alumina particles in Al melt under high frequency magnetic field / Q.T. Guo [et al.] // Transactions of Nonferrous Metals Society of China. 2010. Vol. 20. № 1. P. 153–157. doi: 10.1016/S1003-6326(09)60113-8.

8. Narrowing particle size distributions to enhance powder coating performance by improved classifying / X. Zhu [et al.] // Powder Technology. 2024. Vol. 435. Article 119443. doi: 10.1016/j.powtec.2024.119443.

9. Fine particle sorting and classification in the cyclonic centrifugal field / P. Fu [et al.] // Separation and Purification Technology. 2016. Vol. 158. P. 357–366. doi: 10.1016/j.seppur.2015.12.044.

10. Промышленные испытания фракционирования сыпучего материала в мультिवихревом классификаторе-сепараторе / В.Э. Зинуров [и др.] // Вестник технологического университета. 2022. Т. 25. № 4. С. 58–63. doi: 10.55421/1998-7072_2022_25_4_58.

11. Зинуров В.Э., Дмитриев А.В., Дмитриева О.С. Влияние конструктивного оформления мультिवихревого классификатора-сепаратора на эффективность разделения порошка на основе силикагеля // Химическое и нефтегазовое машиностроение. 2022. № 9. С. 23–27.

12. Бизли Д. Python. Подробный справочник. СПб. : Символ-Плюс, 2010. 864 с.

13. Torrez F.J. Estimation of parameters of the shifted Gompertz distribution using least squares, maximum likelihood and moments methods // Journal of Computational and Applied Mathematics. 2014. Vol. 255. P. 867–877. doi: 10.1016/j.cam.2013.07.004.

Информация об авторах

О. С. Дмитриева – кандидат технических наук, доцент кафедры «Оборудование пищевых производств» Казанского национального исследовательского технологического университета.

А. В. Дмитриев – доктор технических наук, заведующий кафедрой «Автоматизация технологических процессов и производств» Казанского государственного энергетического университета.

Г. Р. Бадртединова – ассистент кафедры «Автоматизация технологических процессов и производств» Казанского государственного энергетического университета.

А. А. Валеев – магистрант Казанского государственного энергетического университета.

REFERENCES

1. Rybalko, R.I. & Kralin, A.K. (2016). Researches of air classification of bulk materials in dry grinding aggregates in the two-stage separator. *Sovremennoe promyshlennoe i grazhdanskoe stroitel'stvo*, 12(2), 59-69. (In Russ.).

2. Terekhova, O.N. & Duyunova, Ya.S. (2024). Pneumocentrifugal classification of dispersed particles during grain milling. *Tekhnika i tekhnologiya pishchevykh proizvodstv*, 54(1), 124-134. (In Russ.). doi: 10.21603/2074-9414-2024-1-2494.

3. Zinurov, V.E., Madyshev, I.N., Ivakhnenko, A.R. & Petrova, I.V. (2021). Development of a classifier with coaxially arranged pipes for the separation of bulk material based on silica gel. *Polzunovsky vestnik*, (2), 205-211. (In Russ.). doi: 10.25712/ASTU.2072-8921.2021.02.29.

4. Turubaev, R.R. & Shvab, A.V. (2022). Simulation of the aerodynamics of a swirling turbulent flow and of the process of classification of particles in a vortex chamber. *Journal of Engineering Physics and Thermophysics*, 95(5), 1230-1238.

5. Shuina, E.A., Mizonov, V.E. & Misbakhov, R.Sh. (2015). Influence of gas flow non-homogeneity on the grade efficiency curve of gravity classifier. *Vestnik Ivanovskogo gosudarstvennogo energeticheskogo universiteta*, (5), 60-63. (In Russ.). doi: 10.17588/2072-2672.2015.5.060-063.

6. Zhukov, V.P., Belyakov, A.N., Ogurtsov, A.V., Shmelev, A.S., Barakovskikh, D.S. & Shuvalov, S.I. (2023). Modeling and optimization of regular multi-stage multi-product gravity classifiers. *Vestnik Ivanovskogo gosudarstvennogo energeticheskogo universiteta*, (4), 77-84. (In Russ.). doi: 10.17588/2072-2672.2023.4.077-084.

7. Guo, Q.T., Hong, C.P., Cao, Z.Q., Zhang, Z.T., Li, T.J. & Jin, J.Z. (2010). Separation efficiency of alumi-

na particles in Al melt under high frequency magnetic field. *Transactions of Nonferrous Metals Society of China*, 20(1), 153-157. doi: 10.1016/S1003-6326(09)60113-8.

8. Zhu, X., Liu, W., Zhang, H., Zhang, H. & Zhu, J. (2024). Narrowing particle size distributions to enhance powder coating performance by improved classifying. *Powder Technology*, 435, 119443. doi: 10.1016/j.powtec.2024.119443.

9. Fu, P., Wang, F., Ma, L., Yang, X. & Wang, H. (2016). Fine particle sorting and classification in the cyclonic centrifugal field. *Separation and Purification Technology*, 158, 357-366. doi: 10.1016/j.seppur.2015.12.044.

10. Zinurov, V.E., Dmitriev, A.V., Dmitrieva, O.S. & Moiseeva, K.S. (2022). Industrial fractionation tests of bulk material in a multi vortex classifier separator. *Vestnik tekhnologicheskogo universiteta*, 25(4), 58-63. (In Russ.). doi: 10.55421/1998-7072_2022_25_4_58.

11. Zinurov, V.E., Dmitriev, A.V. & Dmitrieva, O.S. (2023). Effect of the design of a multi-vortex classifier-separator on the separation efficiency of powder based on silica gel. *Chemical and Petroleum Engineering*, 58(9-10), 757-765. doi: 10.1007/s10556-023-01158-9.

12. Bizli, D. (2010). *Python. Podrobnyy spravochnik*. Simvol-Plyus, Saint-Petersburg, 864 s. (In Russ.).

13. Torres, F.J. (2014). Estimation of parameters of the shifted Gompertz distribution using least squares, maximum likelihood and moments methods. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 255, 867-877. doi: 10.1016/j.cam.2013.07.004.

Information about the authors

O.S. Dmitrieva - Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Department "Food Production Equipment", Kazan National Research Technological University.

A.V. Dmitriev - Doctor of Technical Sciences, Head of the Department "Automation of Technological Processes and Productions", Kazan State Power Engineering University.

G.R. Badrteadinova - assistant at the Department "Automation of Technological Processes and Productions", Kazan State Power Engineering University.

A.A. Valeev - master's student, Kazan State Power Engineering University.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

The authors declare that there is no conflict of interest.

Статья поступила в редакцию 07 октября 2025; одобрена после рецензирования 24 февраля 2026; принята к публикации 16 марта 2026.

The article was received by the editorial board on 07 Oct 2025; approved after editing on 24 Feb 2026; accepted for publication on 16 Mart 2026.