

МЕТОД ПРОЕКТИРОВАНИЯ ТМН С ПРИМЕНЕНИЕМ РЕГРЕССИОННОЙ МОДЕЛИ, ОСНОВАННОЙ НА РЕЗУЛЬТАТАХ ЧИСЛЕННОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ ПРОЦЕССА ТЕЧЕНИЯ ГАЗА В ПРОТОЧНОЙ ЧАСТИ МЕТОДОМ ПРОБНОЙ ЧАСТИЦЫ

У. С. Гордеева

АННОТАЦИЯ

Проведена серия расчетов параметров ТМН с различной конфигурацией проточной части в различных режимах течения газа методом пробной частицы с применением граничного условия взаимодействия газа с твердой поверхностью Черчиньяни – Лампис. Зависимость параметров насоса от конфигурации проточной части в различных режимах течения газа была аппроксимирована при помощи регрессионной модели. Проведена валидация разработанной регрессионной модели. Разработанная регрессионная модель была использована для оптимизации конфигурации конструкции ТМН. Разработан и представлен пользовательский интерфейс программы TurboCAD.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА

ЧИСЛЕННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ, РЕГРЕССИОННЫЕ МОДЕЛИ, ПРОЕКТИРОВАНИЕ ВАКУУМНЫХ НАСОСОВ

TMP DESIGN METHOD USING SURROGATE MODEL BASED ON THE RESULTS OF DSMC NUMERICAL MODELLING OF THE GAS FLOW IN THE FLOW CHANNEL

U. S. Gordeeva

ABSTRACT

A series of calculations of the parameters of TMP with different configurations of the flow channel in different gas flow regimes was carried out using the DSMC method with the boundary condition of gas surface interaction Chercignani – Lampis. The relationship between the pump parameters and the configuration of the flow channel in various gas flow modes was approximated using a surrogate model. The developed surrogate model was validated. The developed surrogate model was used to optimize the configuration of the TMP design. The user interface of the TurboCAD program was developed and presented.

KEYWORDS

NUMERICAL METHODS, SURROGATE MODELS, VACUUM PUMPS DESIGN

ВВЕДЕНИЕ

Одним из способов сокращения цикла разработки вакуумных насосов, включая турбомолекулярные (ТМН), является математическое моделирование процессов, протекающих в проточной части, численным методом. Определение конфигурации ТМН на основе численного моделирования является ресурсоемкой задачей, особенно при проведении расчетов в переходном и вязкостном режимах течения газа. Решение данной

У. С. Гордеева Метод проектирования ТМН с применением регрессионной модели, основанной на результатах численного моделирования процесса течения газа в проточной части методом пробной частицы [Электронный ресурс] // Вестник РВО. – 2024. – № 2(4) (25.06.2024). – Режим доступа: <https://www.vestnik-rvo.ru/issues/2024-06/6117/>

задачи возможно путем построения аппроксимации (регрессионной модели) зависимости параметров ТМН от его конструкции.

Чтобы обеспечить эффективный и надежный процесс проектирования, инженерам обычно необходимо выполнить [1-3]:

- анализ чувствительности, чтобы изучить поведение продукта при изменении параметров конструкции;
- оптимизацию параметров, чтобы выбрать из множества вариантов одну оптимальную конфигурацию продукта, обеспечивающую наивысшую производительность и/или наименьшую стоимость;
- анализ риска (или количественную оценку неопределенности), чтобы рассчитать риск отказа изделия с учетом неопределенности параметров конструкции.

Применение регрессионного моделирования для проектирования высокоточного оборудования (рис.1) позволяет сократить временные и материальные затраты.

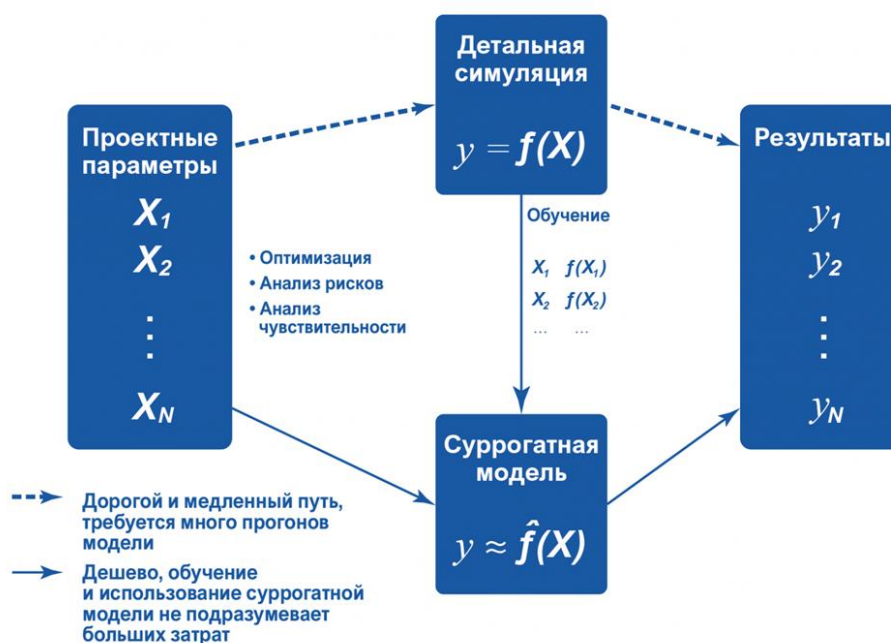


Рис. 1. Применение регрессионного моделирования для проектирования высокоточного оборудования

В машиностроении успех проектирования в значительной степени зависит от тщательного анализа характеристик изделия при различных параметрах конструкции.

Такой анализ чаще всего проводится с помощью высокоточных компьютерных симуляций, например при помощи конечно-элементного анализа, однако и его точности часто не хватает. Поскольку один прогон обученной статистической модели обычно выполняется гораздо быстрее, чем прогон исходной высокоточной симуляции, оценка выходных параметров модели в пространстве сотен и тысяч комбинаций входных данных (в том числе параметров проектирования) больше не является проблемой. Одним словом, методы регрессионного моделирования делают дорогостоящие исследования доступными.

Регрессионная модель, основанная на результатах численного моделирования, позволяет рассчитывать за относительно небольшое время большое количество вариантов конфигураций насоса.

МЕТОД РАСЧЕТА

Сформулирована математическая постановка задачи оптимизации [4]: максимизировать быстроту действия насоса при обеспечении требуемого предельного остаточного давления и прочностных характеристик.

Определить конфигурацию насоса таким образом что:

- $S_{max} \rightarrow max$ – максимальная быстрота действия насоса, л/с;
- $\tau_n > [\tau_n]$ – степень повышения давления, б/р;
- $n_{прочн} > [n_{прочн}]$ – запас прочности лопаток ротора, б/р;
- $n_{эд} < [n_{эд}]$ – частота вращения ротора, об/мин;

При конструктивных ограничениях:

- $k_{min} \leq k_{ab} \leq k_{max}$;
- $\alpha_{min}^{BX} \leq \alpha^{BX} \leq \alpha_{max}^{BX}$;
- $\alpha_{min}^{ВЫХ} \leq \alpha^{ВЫХ} \leq \alpha_{max}^{ВЫХ}$;
- $N_{мин}^{колес} \leq N^{колес} \leq N_{max}^{колес}$;

Константы моделирования:

- D_y – диаметр условного проходного сечения, мм;
- Род откачиваемого газа.
- Материал ротора.

Таким образом:

- Степень повышения давления должна быть не менее 10^8 ;
- Запас прочности не менее 2;
- Частота вращения ротора не более 90000 об/мин.

Распределение угла наклона колес представлено на рисунке 2.

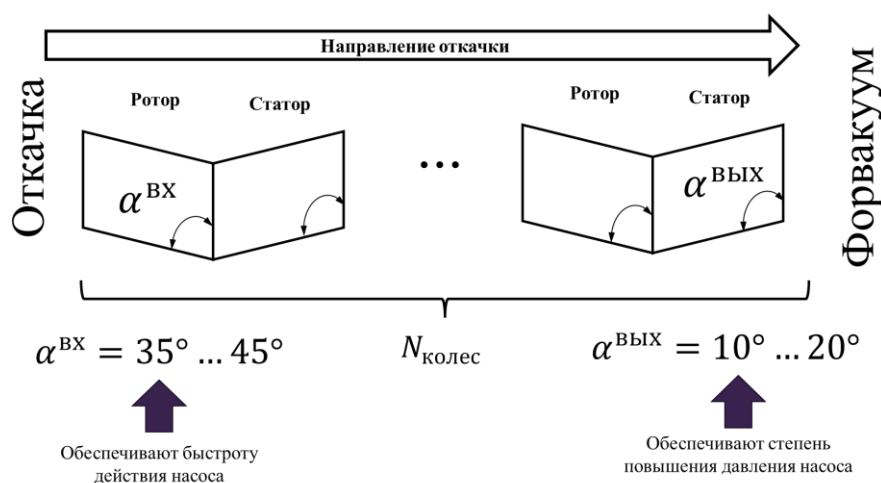


Рис. 2. Закон изменения углов наклона лопаток рабочих колес ТМН

Закон изменения углов наклона лопаток рабочих колес ТМН:

$$\alpha_i = \alpha_{\text{вых}} + \frac{\alpha_{\text{вх}} - \alpha_{\text{вых}}}{N_{\text{колес}}} \times i,$$

где i – номер колеса.

Угол от $\alpha_{\text{вх}}$ до $\alpha_{\text{вых}}$ убывает линейно.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

Для получения наиболее точной регрессионной модели необходимо провести большое количество вычислений параметров ТМН. Таким образом автором проведена серия расчетов параметров ТМН с различной конфигурацией проточной части в различных режимах течения газа методом пробной частицы с применением граничного условия взаимодействия газа с твердой поверхностью Черчиньяни – Лампис (ЧЛ). Численная математическая модель реализована при помощи языка программирования FORTRAN.

Зависимость параметров насоса от конфигурации проточной части в различных режимах течения газа была аппроксимирована при помощи регрессионной модели, реализованной при помощи языка программирования Python на основе порядка трехсот – пятисот расчетов. Проведена валидация разработанной регрессионной модели. Вычислительный модуль построения регрессионных моделей реализован при помощи библиотеки для машинного обучения Tensor flow для языка программирования Python.

Разработанная регрессионная модель была использована для оптимизации конфигурации конструкции ТМН.

После определения оптимальной конфигурации конструкции ТМН проводится ряд уточняющих расчетов, так как любой регрессионной модели присуща ошибка аппроксимации. Данный подход позволяет сформулировать начальное приближение конфигурации ТМН для проведения дальнейших расчетов, при этом определение итоговой конфигурации является менее ресурсоемкой задачей нежели определение конфигурации ТМН на основе большого количества численных расчетов. Укрупненная блок-схема методики представлена на рисунке 3 (а) и (б).

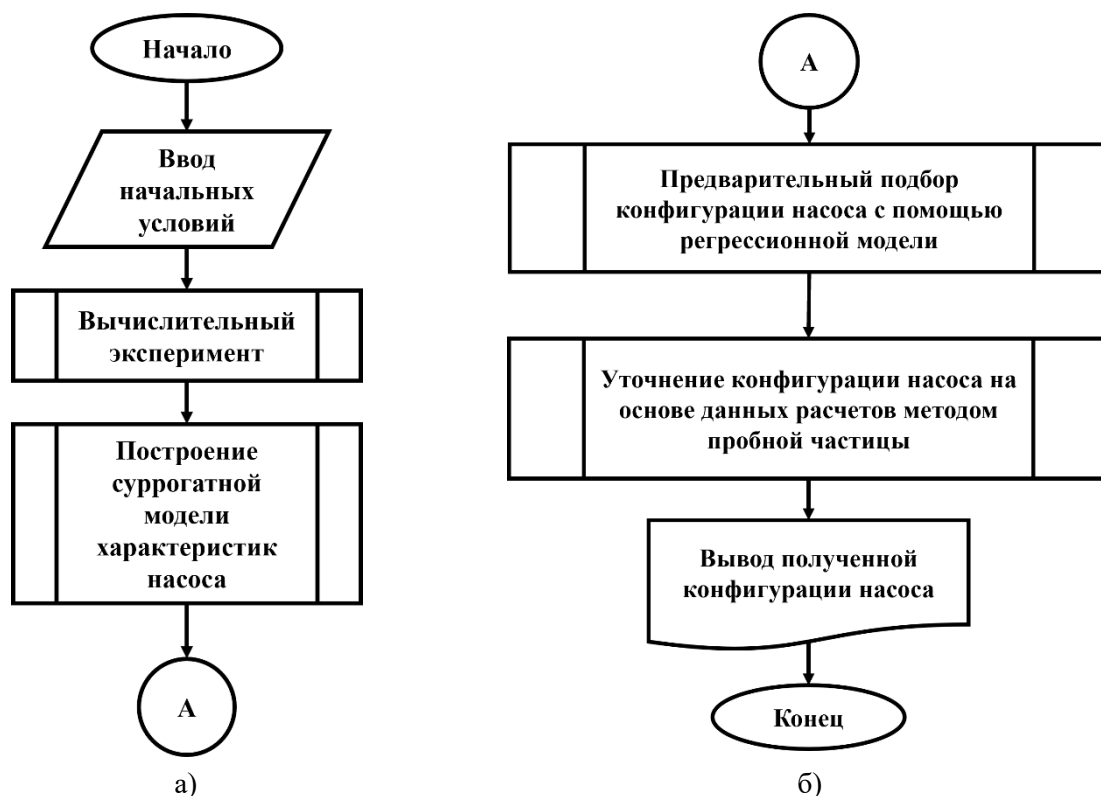


Рис. 3. Угруппенная блок-схема методики (а), продолжение методики (б)

Нейронная сеть является вычислительным графом, состоящим из узлов (нейронов) и ребер (связей между нейронами). Типичная нейронная сеть состоит из входного слоя (количество нейронов равно количеству входных параметров), нескольких скрытых слоёв, а также одного выходного слоя.

У связей между нейронами есть свои весовые коэффициенты, которые показывают влияние той или иной комбинации входных переменных на выходную переменную.

В отдельном нейроне суммируются входные данные от других нейронов, умноженные на соответствующие весовые коэффициенты. Передача данных от одного нейрона к другим нейронам определяется значением активационной функции ReLU (Rectified Linear Unit). Активационная функция позволяет аппроксимировать связи между входными параметрами и выходным параметром с большой степенью нелинейности.

Выбор такого инструмента обусловлен тем, что нейронная сеть это непараметрический [5] (не нужно, например, указывать степень полинома) метод регрессии, который может аппроксимировать любые гладкие зависимости. Нейронная сеть это один из подвидов регрессии. На рисунке 4 представлен алгоритм аппроксимации характеристик насоса при помощи регрессионной модели.

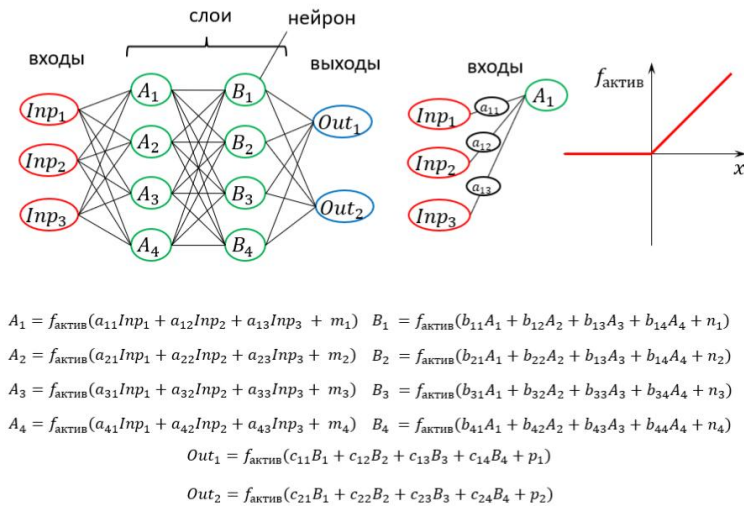


Рис. 4. Аппроксимация характеристик насоса при помощи регрессионной модели

Аппроксимируются быстрота действия насоса и степень повышения давления.

$$\begin{aligned}
 S_{max} &= \hat{f}(n_{эд}, k_{ab}, N^{\text{колес}}, \alpha^{\text{вх}}, \alpha^{\text{вых}}) \\
 \tau &= \hat{f}(n_{эд}, k_{ab}, N^{\text{колес}}, \alpha^{\text{вх}}, \alpha^{\text{вых}})
 \end{aligned}$$

Режим течения газа определяется параметром разрежения газа δ . В ходе вычислений форвакуумное давление p_f преобразуется в δ . Разреженность газа определяется по формуле:

$$\delta = \frac{hp_f}{\mu v_m}$$

где μ – вязкость газа,

h – высота межлопаточного канала,

p_f – форвакуумное давление,

v_m – наиболее вероятная скорость молекул газа.

Для одного и того же вектора параметров просчитываются быстрота действия насоса S_{max} и степень повышения давления τ .

Сформулированы условия моделирования:

- Количество рабочих колес = 4;
- Угол наклона лопатки α меняется линейно от 40 до 10;
- Варьируется скорость вращения ротора и соотношение сторон межлопаточного пространства;
- Рассчитывается безразмерная быстрота действия насоса;
- Коэффициенты ЧЛ = 1;

Параметры нейронной сети:

- Число нейронов во входном слое: 100;
- Число нейронов во скрытом слое: 50;
- Функция активации: Relu;
- Количество эпох обучения: 1000;
- Погрешность на обучающей выборке: <0.5%.

На рисунке 5 показан пример аппроксимации характеристик насоса при помощи нейронной сети. Для сравнения подходов моделирования методом пробной частицы и регрессионного метода выбраны основные характеристики ТМН: безразмерная быстрота действия насоса, соотношение сторон, относительная скорость. В большинстве случаев произошло совпадение результатов расчётов, что говорит о применимости регрессионной модели для определения характеристик ТМН.

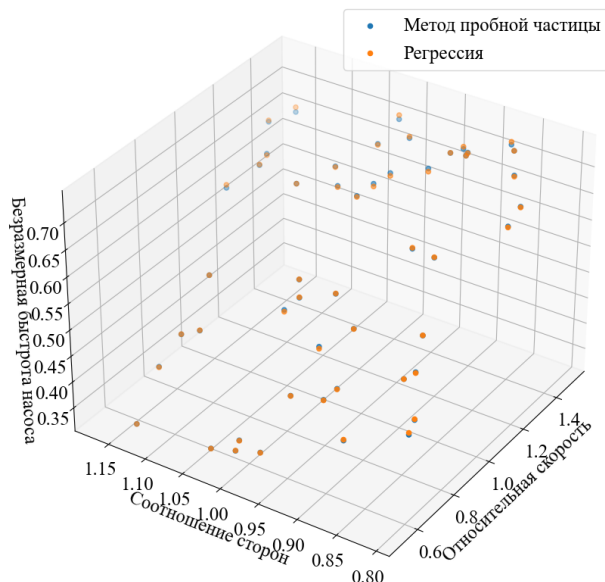


Рис. 5. Пример аппроксимации характеристик насоса при помощи нейронной сети

В связи с тем, что регрессионная модель обладает небольшой ошибкой относительно модельных значений, в окрестности выбранного решения проводится ряд расчетов и выбирается наиболее подходящий результат для задачи оптимизации.

В качестве алгоритма оптимизации выбраны: градиентный спуск или генетический алгоритм. Функционал программы TurboCAD предполагает возможность выбора алгоритма.

Рассмотрим алгоритм работы оптимизации на примере градиентного спуска:

1. Задается начальное приближение случайным образом.
2. Рассчитывается градиент целевой функции,
3. Следующее значение вектора параметров рассчитывается на основе градиента и множителя (скорость оптимизации).
4. Алгоритм повторяется до тех пор, пока не кончатся итерации или будет достигнут оптимум.

На рисунке 6 приведена схема уточнения конфигурации насоса.



Рис. 6. Уточнение конфигурации насоса

На рисунке 7 приведена структурная схема программы TurboCAD.

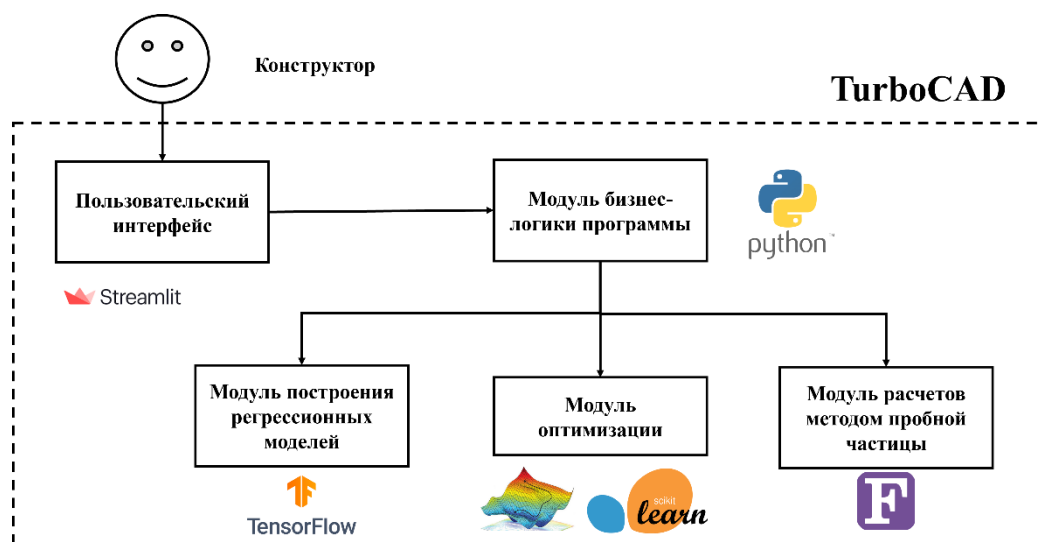


Рис. 7. Структурная схема программы TurboCAD

Пользовательский интерфейс программы TurboCAD выполнен при помощи библиотеки Python Streamlit и представлен на рисунке 8 (а) и (б).

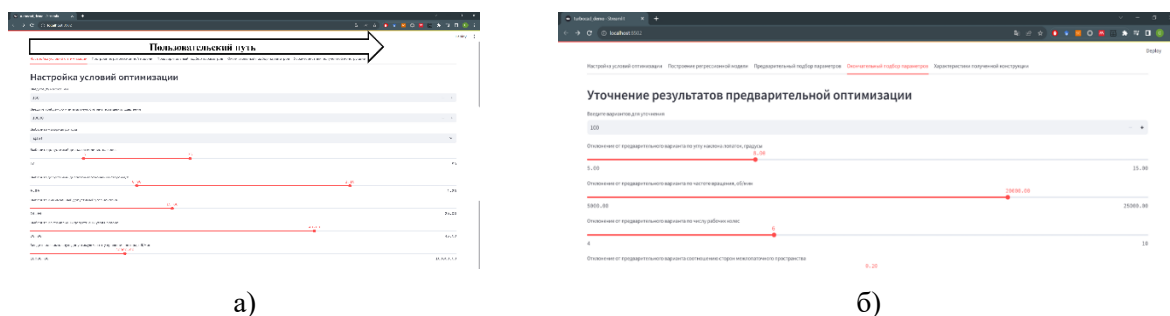


Рис. 8. Пользовательский интерфейс программы TurboCAD (а) и (б)

Данная библиотека для языка программирования Python содержит набор программных инструментов, которые помогают преобразовать результаты машинного моделирования в веб-приложение.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Проведена серия расчетов параметров ТМН с различной конфигурацией проточной части в различных режимах течения газа методом пробной частицы с применением граничного условия взаимодействия газа с твердой поверхностью Черчиньяни – Лампис. Численная математическая модель реализована при помощи языка программирования FORTRAN.

Зависимость параметров насоса от конфигурации проточной части в различных режимах течения газа была аппроксимирована при помощи регрессионной модели, реализованной при помощи языка программирования Python. Проведена валидация разработанной регрессионной модели.

Разработанная регрессионная модель была использована для оптимизации конфигурации конструкции ТМН.

После определения оптимальной конфигурации конструкции ТМН проводится ряд уточняющих расчетов, так как любой регрессионной модели присуща ошибка аппроксимации. Данный подход позволяет сформулировать начальное приближение конфигурации ТМН для проведения дальнейших расчетов, при этом определение итоговой конфигурации является менее ресурсоемкой задачей нежели определение конфигурации ТМН на основе большого количества численных расчетов.

ЛИТЕРАТУРА

1. H'ng, S. X., L. Y. Ng, D. K. S. Ng, V. Andiappan. Optimising of vacuum distillation units using surrogate models, IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, vol. 1195, no. 1, p. 012050. IOP Publishing (2021)
2. Beck, J., Friedrich, D., Brandani, S., Fraga, E. S. Multi-objective optimisation using surrogate models for the design of VPSA systems, Computers & Chemical Engineering, 82, 318-329 (2015)
3. Paras Garg, Amitkumar Patil, Gunjan Soni, Arvind Keprate, Seemant Arora, Machine Learning-Based Abnormality Detection Approach for Vacuum Pump Assembly Line. Reliability: Theory & Applications, 16 (SI 2 (64)), 176-187 (2021)
4. Demikhov K. Vacuum Technology. Handbook (2009)
5. Dmitrieva V., Averyanov G., Ulin, S. Simulation modelling in vacuum engineering. Journal of Physics: Conference Series. 798. 012155 (2017)

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ

Ульяна Саидовна Гордеева – соискатель, выпускница кафедры «Вакуумная и компрессорная техника» МГТУ им. Н. Э. Баумана. Сфера научных интересов: разработка вакуумных насосов и систем, вычислительная газодинамика, математическое моделирование. (ORCID: 0000-0002-3499-001X). Московский государственный технический университет имени Н. Э. Баумана (национальный исследовательский университет), г. Москва. e-mail: tests.ibmes@gmail.com