

А так как, температура горения углеводородов в среде воздуха не превышает 2800 К, то ионизация молекул азота при горении углеводородов в среде воздуха происходить не будет.

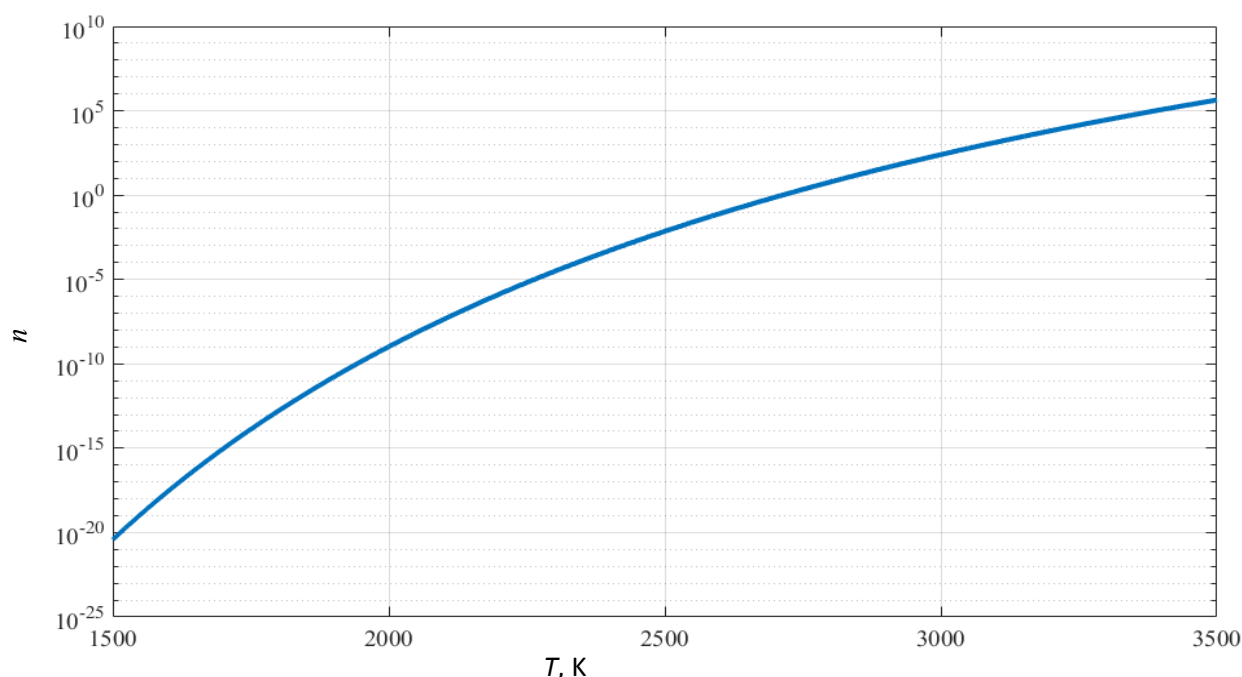


Рис. 3. График зависимости количества молекул, обладающих энергией достаточной для ионизации углекислого газа, от температуры

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Савельев И.В. Курс физики: учебное пособие для вузов: в 3 томах / И.В. Савельев. – 10-е изд., стер. – Санкт-Петербург: Лань, 2023. – Том 1: Механика. Молекулярная физика. – 356 с.

ADVANCING TECHNIQUES FOR PREDICTING HEAT AND MASS TRANSFER PERFORMANCE IN ENERGY DEVICES

E.K. Ketter

*Tomsk polytechnic university,
Group A1-43И*

Supervisor: A.G. Korotkikh

As energy technologies evolve, the optimization of heat and mass transfer processes becomes integral for enhanced efficiency and sustainability. This abstract provides an overview of cutting-edge techniques that are shaping the prediction of heat and mass transfer performance in energy devices, contributing to the forefront of technological advancements.

Computational Fluid Dynamics (CFD) stands as a cornerstone in predictive modeling, employing numerical methods to simulate fluid dynamics, heat transfer, and mass transport within energy devices [1]. By providing detailed insights into complex interactions, CFD facilitates the optimization of device designs for superior performance. Task distribution in a CFD process is shown in the figure below.

Machine Learning (ML) and Predictive Analytics are gaining prominence in predicting heat and mass transfer. ML algorithms analyze extensive data sets from experimental studies and theoretical simulations, identifying patterns for more accurate predictions [3]. This intersection of data science and thermophysics refines our understanding of energy device dynamics.

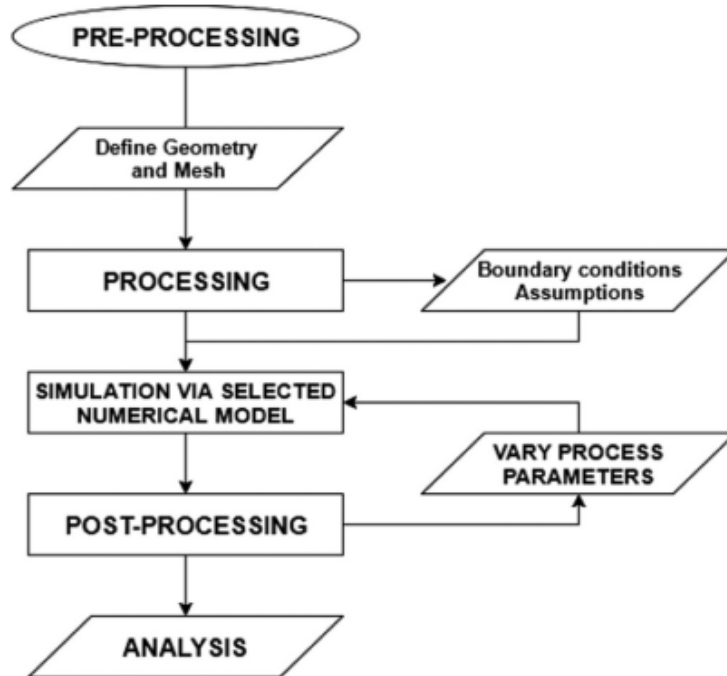


Fig. 1. Task distribution in a CFD process

MultiPhysics Simulations integrate various physical phenomena into a unified framework, offering a realistic representation of complex interactions within energy devices [4]. This holistic approach contributes to the accuracy of predictions, especially in systems with diverse physical processes.

Optimization Algorithms for Design Iterations are essential for achieving peak performance in energy devices. These algorithms, coupled with predictive models, expedite the exploration of design spaces, enabling engineers to identify configurations that maximize heat and mass transfer efficiency [5, 6].

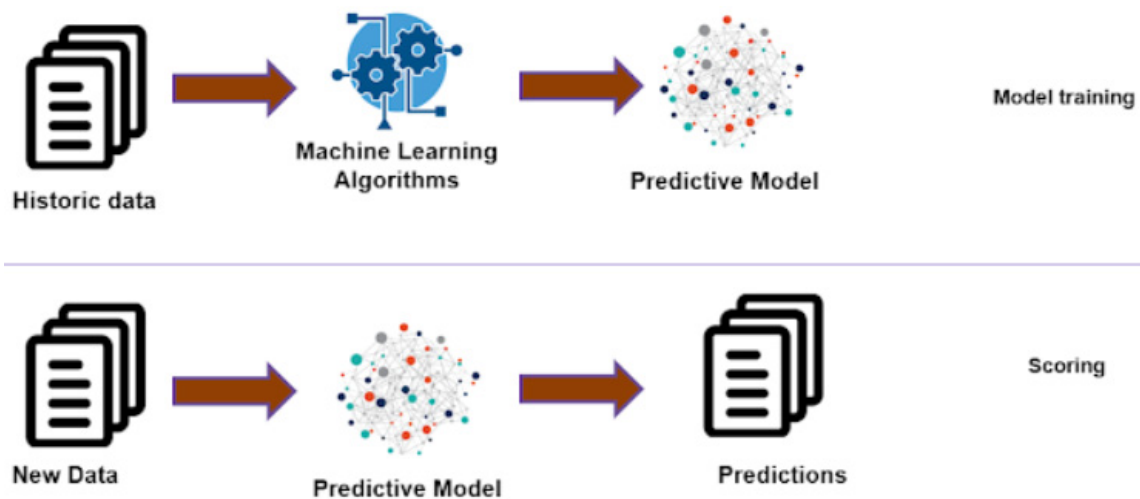


Fig. 2. Machine Learning training and scoring

In conclusion, the continuous advancement of predictive techniques is reshaping the landscape of energy technologies. From the digital precision of CFD to the data-driven insights of machine learning and the innovative approaches of inverse design and multi-physics simulations, these techniques collectively contribute to a more comprehensive understanding of heat and mass transfer dynamics within energy devices.

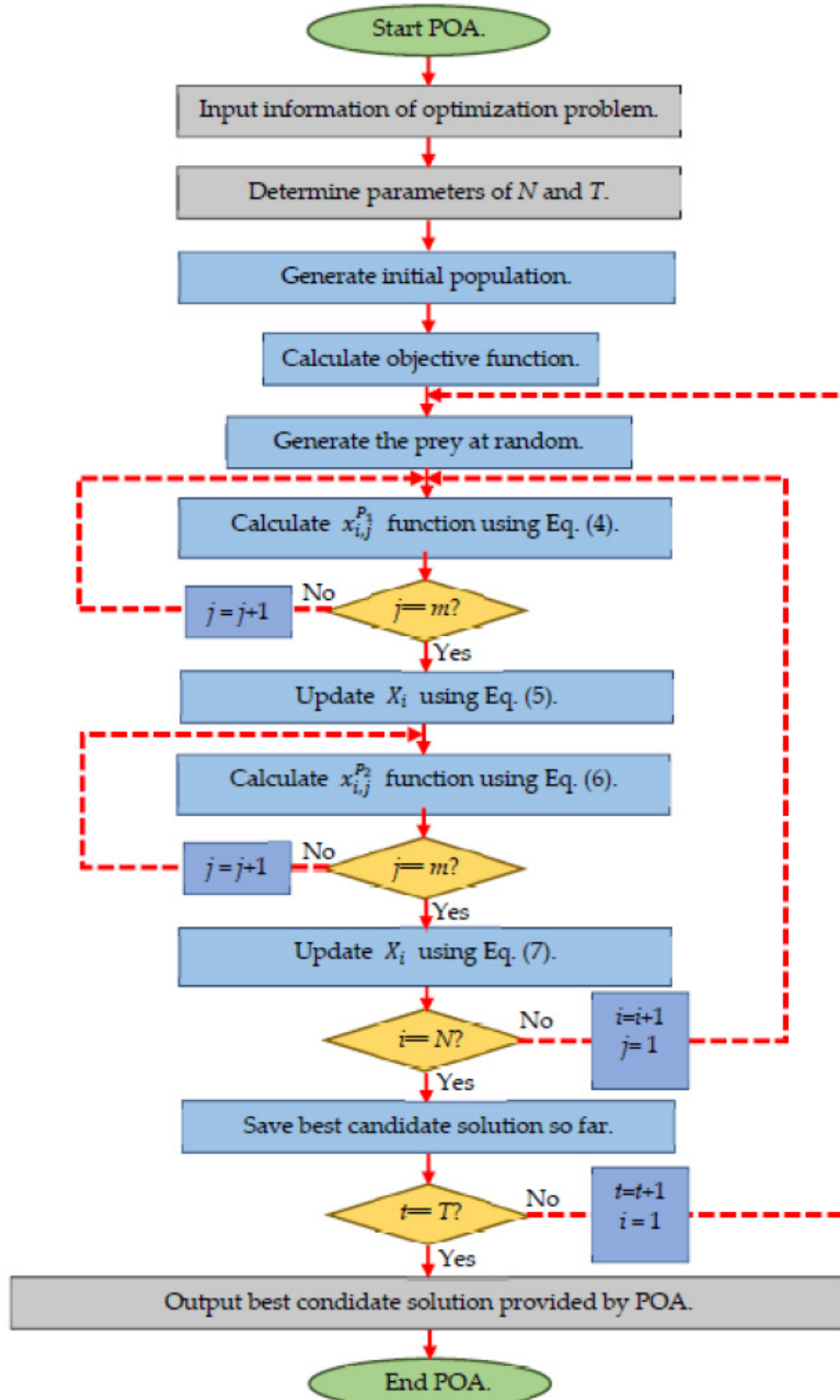


Fig. 3. Flow chart of Pelican Optimization Algorithm

REFERENCES

1. Anderson J.D., Wendt J. Computational fluid dynamics. – New York: McGraw-hill. – 2009. – V. 206. – P. 332.
2. Cruz P.A.D., Yamat E.J.E., Nuqui J.P.E., Soriano A.N. Computational Fluid Dynamics (CFD) analysis of the heat transfer and fluid flow of copper (II) oxide -water nanofluid in a shell and tube heat exchanger // Digital Chemical Engineering. – 2022.
3. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J.H., Friedman J.H. The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction // New York: springer. – 2009. – V. 2. – P. 1–758.
4. Hughes T.J. Multiscale phenomena: Green's functions, the Dirichlet-to-Neumann formulation, subgrid scale models, bubbles and the origins of stabilized methods // Computer methods in applied mechanics and engineering. – 2009. – Vol. 127(1–4). – P. 387–401.
5. Deb K. Multi-objective optimisation using evolutionary algorithms: an introduction. In Multi-objective evolutionary optimisation for product design and manufacturing. – London: Springer London, 2011. – P. 3–34.
6. Trojovský P., Dehghani M. Pelican optimization algorithm: A novel nature-inspired algorithm for engineering applications // Sensors – 2022. – P. 855.

ПАРАЛЛЕЛЬНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ АЛГОРИТМА РАСЧЕТА ВОЗДЕЙСТВИЯ ЛЕСНЫХ ПОЖАРОВ НА ОБЪЕКТЫ ИНФРАСТРУКТУРЫ

А.О. Малинин

*Томский политехнический университет,
ИШЭ, НОЦ И.Н. Бутакова, гр. АЗ-13*

Научный руководитель: Н.В. Барановский, к.ф.-м.н., доцент НОЦ И.Н. Бутакова ИШЭ ТПУ

Лесные пожары представляют собой природное явление, которое приводит к экономическим и социальным потерям во всем мире [1, 2]. Площадь лесного пожара в 3–5 % случаев достигает 100 гектаров [3]. В то же время только на 1 % крупнейших пожаров приходится 80–96 % выгоревшей площади [4]. Распространение зон АВП обеспечивает больший контакт между дикой растительностью и антропогенной активностью, что может привести к увеличению зон возможных источников возгорания и, как следствие, к усилению разрушительного воздействия [5, 6].

Существует множество моделей распространения лесных пожаров, от простых геометрических моделей [7] до более сложных [8]. В случаях, когда детерминированные модели представляют большие расчетные сетки либо имеют сложные итерационные расчеты время работы алгоритма может быть большим, что может ограничивать область применения.

Скорость работы алгоритмов расчета детерминированных моделей может быть увеличена за счет параллельных вычислений. Так, в работе [9] использование параллельных вычислений сократило время вычислений и объем требуемой памяти, что позволило добавить учет прогнозируемого индекса погоды.

Для численного решения дифференциального уравнения теплопроводности был использован метод конечных разностей, описанный в [10, 11]:

$$\rho_i c_i \frac{\partial T_i}{\partial t} = \lambda_i \frac{\partial^2 T_i}{\partial x^2} + q \cdot e^{(-k_i p_i x)} \quad (1)$$

$$\rho_i c_i \frac{\partial T_i}{\partial t} = \lambda_i \frac{\partial^2 T_i}{\partial z^2} \quad (2)$$

где ρ, c, λ, T – плотность, теплоемкость, коэффициент теплопроводности и температура; k – коэффициент для закона, аналогичного закону Буге–Ламберта–Бира; t – время; x, z – координаты точки.