

ОЦЕНКА РЕГРЕССИОННЫХ МОДЕЛЕЙ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ СИСТЕМЫ ОХЛАЖДЕНИЯ РЕАКТОРА ИРТ-Т

Кублинский М.К.¹, Смольников Н.В.², Наймушин А.Г.³

¹*ТПУ, ИЯТШ, гр. АЗ-43,*

E-mail: mkk4@tpu.ru;

²*ТПУ, УНЦ ИЯР, Инженер-физик,*

E-mail: nvs38@tpu.ru;

³*ТПУ, ИЯТШ, Доцент ОЯТЦ,*

E-mail: agn@tpu.ru

Современные производственные системы представляют собой комплекс оборудования, оснащенного датчиками различных технологических параметров, таких как температура, давление и расход. Ввиду различных эксплуатационных событий эти параметры могут меняться и, соответственно, при определенных обстоятельствах, выходить за установленные пределы безопасной эксплуатации.

Одним из параметров важных для безопасности является температура, которая напрямую определяется качественным и своевременным обслуживанием оборудования системы охлаждения. Теплообменники выступают ключевым элементов, поскольку именно в них и происходит процесс переноса тепла от теплоносителя первого контура к теплоносителю второго контура. В рамках эксплуатации, трубное пространство засоряется, что значительно уменьшает площадь теплообмена, а соответственно и эффективность работы этого оборудования.

Требуется создать утилиту, которая на основе полученных данных о технологических параметрах будет способна определять, когда теплообменник требуется вывести из эксплуатации на очистные работы. Для этого было предпринято решение о разработке модели по методу машинного обучения с учителем, которая основывалась на обработанных данных из системы Simple SCADA.

Для разработки этой модели требовалось сделать следующие уточнения. Так, было решено, что наиболее важными параметрами для анализа являются: температура перед теплообменниками, температура наружного воздуха, состояние вентиляторов градирни, температурный перепад на теплообменниках.

Для надлежащего изучения модели необходимо построить тепловую карту параметров, показанную на рис. 1, чтобы увидеть корреляцию между параметрами.

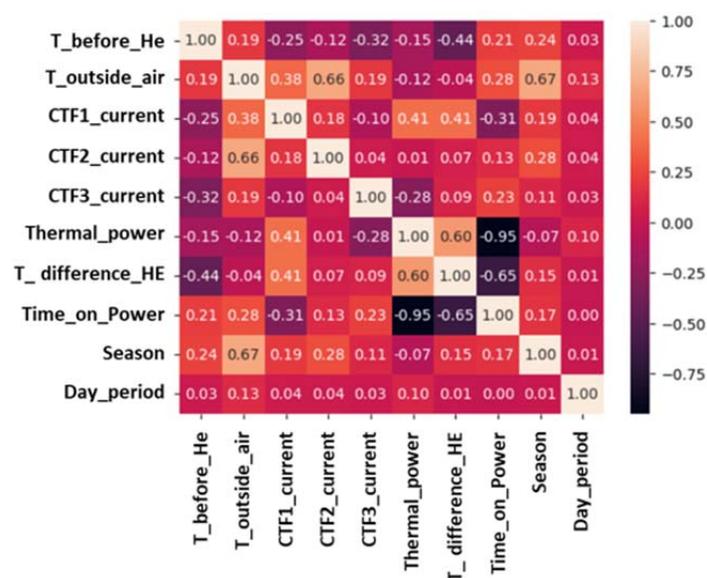


Рис. 1. Тепловая карта технологических параметров системы охлаждения

Например, температурный перепад увеличивается при работе вентилятор градирни с индексом CF1 и уменьшается с повышением температуры перед теплообменниками.

Идея состояла в том, чтобы разработать функцию трансформатора колонки. Предварительно обработанные данные должны быть изменены в представлении, которое легче поддается машинному обучению.

Концепция подразумевает взятия значения из набора данных и поиск среднего значения среди них, которое представлено как 0, и сопоставить отклонения от 0 в положительную или отрицательную сторону.

Так, модель легко распознает отклонение данных в двоичном режиме. Разделение временного ряда на части – простая идея. Пользователь должен выбрать деталь в качестве обучающего набора (обычно большего размера) и в качестве тестового набора. Затем начинается процесс перекрестной проверки, когда для обучения и тестирования выбираются разные фрагменты. Таким образом, модель будет изучена.

Чем больше тренировок – тем лучше результат в итоге. Использование разбивки 80 / 20 для обучения/тестирования данных приводит к сглаживанию данных и представляется оптимальным для машинного обучения.

На следующем этапе, необходимом для выбора подходящей модели, был проведен сравнительный анализ ошибок, который представлен в табл. 1.

Таблица 1

Сравнительный анализ при выборе модели

Модель	С трансформаторами		Без трансформаторов	
	Абсолютная погрешность, °C	Среднеквадратичное отклонение, °C	Абсолютная погрешность, °C	Среднеквадратичное отклонение, °C
KNeighbours	0,137 +/- 0,019	0,168 +/- 0,024	0,187 +/- 0,089	0,268 +/- 0,084
Multilayer perception	0,551 +/- 0,805	0,633 +/- 0,869	1,461 +/- 0,805	1,233 +/- 0,464
Gaussian processed regression	0,123 +/- 0,028	0,150 +/- 0,031	0,525 +/- 0,029	0,751 +/- 0,037
Gradient boosting regressor	0,118 +/- 0,019	0,146 +/- 0,023	0,124 +/- 0,016	0,152 +/- 0,019
Stochastic gradient regressor	0,764 +/- 0,741	0,884 +/- 0,829	Алгоритм выдал ошибку	Алгоритм выдал ошибку

Отсюда ясно видно, что Gradient Boosting Regressor показывает наименьшую ошибку 0,1 °C – идеальный результат для машинного обучения. Трансформаторы – действительно важный шаг, потому что это уменьшает отклонения. Эта модель и использовалась для анализа временных серий в работе по прогнозированию изменения площади теплообмена и засорения оборудования ИРТ-1000 на реакторе ИРТ-Т. Полученные результаты обучения модели позволили с точность в 90 % спрогнозировать производственные события и температурные режимы, появление которых наиболее вероятно возможно в рамках стандартной эксплуатации реактора.

Список использованных источников

1. Sokhina, S.A. Machine learning. Machine learning methods / S.A. Sokhina, S.A. Nemchenko // Modern science in the conditions of modernization processes: problems, realities, prospects: Collection of scientific articles based on the materials of the V International Scientific and Practical Conference, Ufa, April 30, 2021. – Ufa: Limited Liability Company «Scientific Publishing Center «Bulletin of Science», 2021. – pp. 165–168. – EDN BKEJKF.

2. Machine Learning Model for Analyzing Learning Situations in Programming Learning / Sh. Kawaguchi, Y. Sato, H. Nakayama [et al.] // 2018 IEEE 3rd International Conference on Big Data Analysis, ICBDA 2018: 3, Shang-hai, 09–12 March 2018. – Shanghai, 2018. – P. 74 – 79. – DOI 10.1109/ICBDAA.2018.8629776. – EDN CMGSAL.