

Анализ временных рядов данных мониторинга агрегатов газокompрессорной станции средствами нейронных сетей

А. И. Шабалин

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)
alexshabalin0@gmail.com

Аннотация. Данная работа описывает модель прогноза состояния газокompрессорной станции, рассматриваются её конкретные агрегаты. Газокompрессорная станция является опасным техногенным объектом, нагнетающим давление в газотранспортную систему, поэтому существует система мониторинга, отслеживающая состояние труб. На основании такого параметра как напряжение труб делается вывод о состоянии трубопровода. Для обеспечения безопасности этот параметр можно спрогнозировать.

Ключевые слова: искусственный интеллект; нейронная сеть; анализ временных рядов; газокompрессорная станция

I. ВВЕДЕНИЕ

Прогнозирование в газонефтяной области с целью предотвращения аварий актуально. Мы не можем учитывать все факторы, которые влияют на процессы, приводящие к авариям, но можем рассматривать некоторые данные, получаемые системами мониторинга и математически обрабатываемые, что в течение времени образуют так называемые временные ряды, которые как раз пригодны для анализа состояния некоторых агрегатов газокompрессорной станции. Соответственно, в результате мониторинга на газокompрессорных станциях собирают огромные массивы данных, что создаёт сложность для непосредственной обработки. Поэтому было решено обратиться к такому средству обработки данных, как нейронные сети.

Нейронные сети (искусственная нейронная сеть) – это система соединённых и взаимодействующих между собой простых процессоров (искусственных нейронов). Каждый процессор подобной сети имеет дело только с сигналами, которые он периодически получает и посылает другим процессорам. И, тем не менее, будучи соединёнными в достаточно большую сеть с управляемым взаимодействием, эти процессоры вместе способны выполнять довольно сложные задачи, поскольку нейронные сети обучаются в процессе работы. [1]

Газокompрессорная станция – комплекс оборудования и сооружений для повышения давления природного газа при его транспортировке и хранении. [2] Соответственно, она является опасным техногенным объектом, состояние агрегатов которой необходимо тщательно отслеживать, для чего и было решено использовать такой инструмент как нейронная сеть.

II. ПОДГОТОВКА ДАННЫХ

Данные мониторинга агрегатов газокompрессорной станции были получены в виде таблиц, в которых соответствующему агрегату были представлены данные в некоторых точках, таких как «катушки», «тройники», «отводы». Как уже было указано выше, данные образовывали временной ряд, в котором значения из этих точек снимались почасово. Каждой точке соответствовало три значения напряжения, возникающих под действием механических нагрузок – кольцевое напряжение, осевое напряжение и эквивалентное напряжение. Значения напряжений выражены в мегапаскалях. Эквивалентное напряжение было выбрано для дальнейшего обучения модели нейронной сети и прогнозирования, так как оно являлось совокупностью кольцевого и осевого напряжений, а также потому, что именно оно сравнивается с расчётным сопротивлением трубы – оно не должно превышать его, иначе труба разрушится. Для пробной обработки было взято 500 значений эквивалентного напряжения, снятых со следующих агрегатов: газоперекачивающий аппарат ГПА-2, аппарат воздушного охлаждения АВО-1, пылеуловительная установка ПУ-5.

III. ОБРАБОТКА ДАННЫХ НЕЙРОННОЙ СЕТЬЮ МНОГОСЛОЙНОГО ПЕРЦЕПТРОНА

Для построения и обучения нейронных сетей использовалось программное обеспечение STATISTICA.

Первый вариант рассматриваемой модели был выбран в виде многослойного перцептрона. Соответственно, в своей структуре он имеет входной слой, один скрытый и выходной слой. Через анализ Фурье построили периодограмму, определили, что значения возникают с периодичностью в 24. Периодичность использовалась как размер окна. Под тестовую выборку было отведено 15 % всех значений, которые нейронная сеть моделировала уже самостоятельно. Далее, задано количество нейронов в скрытом слое до 30 нейронов, функцию ошибки как сумму квадратов, функции активации скрытого слоя – тождественную и логистическую, функцию выходного слоя – тождественную, исходя из соображения рассмотрения прогнозирования временного ряда как решения задачи регрессии. По итогам обучения, из нескольких сетей была выбрана сеть, наиболее хорошо моделирующая значения, MLP 24-18-1. Соответственно,

данная сеть имеет 24 входных нейрона, 18 скрытых и 1 выходной, так как предсказывает лишь одно значение.

В данном случае, обучение проводилось на данных газоперекачивающего аппарата ГПА-2. На рис. 1. видно, что сеть достаточно точно моделирует значения.

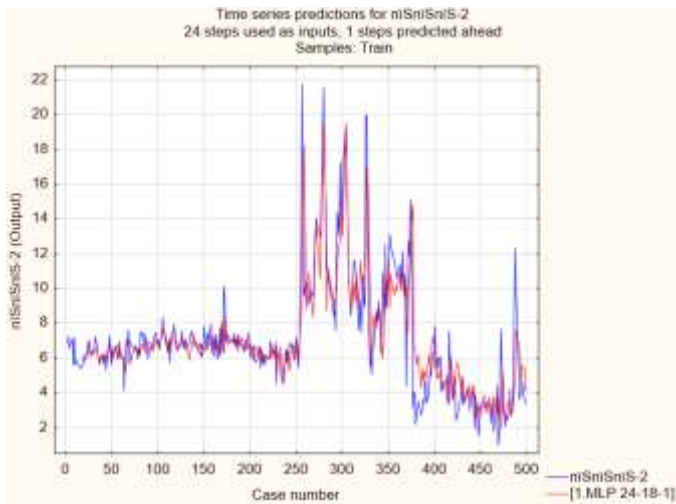


Рис. 1. График реального (синий цвет) и смоделированного (красный цвет) значения эквивалентного напряжения ГПА-2

Соответственно, по результату построенной модели можно наблюдать два режима работы ГПА-2. Согласно прогнозу, ближайшее время ГПА-2 продолжит работать во втором режиме. Как видно на графике, прогнозирует сеть достаточно точно.

Рассмотрим использование той же нейронной сети для моделирования аппарата воздушного охлаждения АВО-1 на рис. 2.

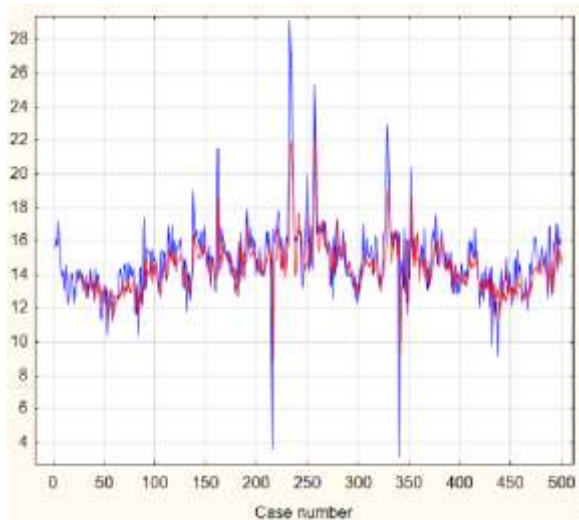


Рис. 2. График реального (синий цвет) и смоделированного (красный цвет) значения эквивалентного напряжения АВО-1

Как видно, нейронная сеть моделирует значения достаточно точно. Опять же, в целом видно, что временной ряд напоминает синусоиду, что говорит о двух режимах работы АВО-1. Отдельные пики можно считать

выбросами, однако, они могут указывать на неисправности в работе агрегата.

Также воспользуемся этой же сетью для моделирования пылеуловительной установки ПУ-5. К сожалению, в данных присутствуют значительные пропуски, что ухудшает возможность моделирования. По этой же причине было решено воспользоваться лишь первыми 214 значениями. Также построим график временного ряда со смоделированными сетью значениями на рис. 3

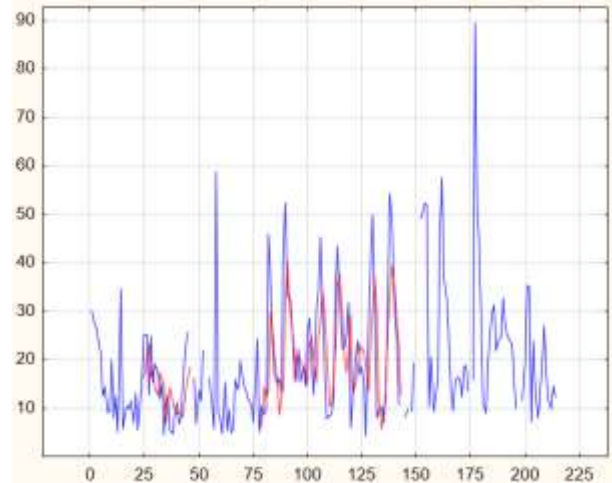


Рис. 3. График реального (синий цвет) и смоделированного (красный цвет) значения эквивалентного напряжения ПУ-5

Видно, что из-за разрывов в данных сеть не моделирует отдельные участки.

IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В итоге, как показала обработка данных, технология нейронных сетей позволяет достаточно точно моделировать процессы, происходящие в трубопроводной обвязке агрегатов газокomppressorной станции. С помощью нейронной сети многослойного перцептрона можно делать адекватный прогноз состояния агрегатов, таким образом, получая возможность предотвратить опасную техногенную ситуацию. Сеть, настроенная на моделирование временного ряда одного агрегата пригодна для моделирования других агрегатов. Однако, неполнота данных может существенно повлиять даже на уже настроенную сеть, затрудняя анализ и прогнозирование временного ряда.

В дальнейшем, планируется перейти от сети многослойного перцептрона к более совершенным рекуррентным сетям, которые способны оценивать новые значения лишь на основании набора предыдущих значений, что может помочь лучше моделировать временные ряды с пропусками в данных.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.

- [1] Николаенко С., Кадурич А., Архангельская Е.. Глубокое обучение. Погружение в мир нейронных сетей. СПб: Питер, 2018.
- [2] Горная энциклопедия // <http://www.mining-enc.ru>. URL: <http://www.mining-enc.ru/g/gazokompessornaya-stanciya/>