

ОПРЕДЕЛЕНИЕ СТРУКТУРЫ ЭЛЕКТРИЧЕСКОГО СИГНАЛА ПРИ ПОМОЩИ НЕЙРОСЕТЕЙ

Петряшин И.Е., Золотов А.А., ООО «НПП ЭКРА», г. Чебоксары, Россия

Аннотация. В статье рассматривается применение нейросетей к задаче распознавания структуры электрического сигнала. Предложена типовая архитектура нейросети, а также сформулированы принципы формирования обучающей выборки, репрезентативно описывающей многообразие сигналов. Кроме того, предложено преобразование, позволяющее применять рассмотренный нейросетевой метод к сигналам любой амплитуды.

Ключевые слова: нейронная сеть, структурный анализ сигнала.

Первоочередной задачей цифровой обработки сигнала является определение его структуры [1, 2]. Решение этой задачи предполагает определение компонентов сигнала.

Известны методы решения данной задачи, основанные на оценивании отклонения наблюдаемого сигнала от модельного [3]. Однако их применение оказывается затруднительным в случае многокомпонентных сигналов.

В данной работе предлагается нейросетевой метод определения структуры сигнала, использование которого не ограничивается числом компонентов.

Модель сигнала

Электрический сигнал, наблюдаемый в энергосистеме, представляет собой сумму (1) компонентов:

$$\vartheta(t) = \sum_{i=1}^N v_i(t), \quad (1)$$

где N – число компонентов сигнала, $v_i(t)$ – i -ый компонент сигнала.

В данной работе множество компонентов $v(t)$ задается выражением (2):

$$v(t) = \begin{cases} A_1 \sin(2\pi ft + \varphi_1) \\ A_3 \sin(6\pi ft + \varphi_3) \\ A_e e^{-\beta_1 t} \\ A_f e^{-\beta_2 t} \sin(2\pi ft + \varphi_f), \end{cases} \quad (2)$$

однако в общем случае оно может быть дополнено.

Диапазоны изменения параметров данных компонентов представлены в таблице. Частота f меняется в диапазоне $49 \div 51$ Гц.

Таблица

Диапазоны изменения параметров компонентов сигнала

Компонент	Логическое представление	Параметр	Диапазон изменения
Первая гармоника $A_1 \sin(2\pi ft + \varphi_1)$	[1, 0, 0, 0]	A_1	$0 \div 1$
		φ_1	$0 \div 2\pi$
Третья гармоника $A_3 \sin(6\pi ft + \varphi_3)$	[0, 1, 0, 0]	A_3	$(0 \div 0,5)A_1$
		φ_3	$0 \div 2\pi$
Апериодическая составляющая $A_e e^{-\beta_1 t}$	[0, 0, 1, 0]	A_e	$(-1 \div 1)A_1$
		β_1	$1 \div 20$
Затухающая гармоника $A_f e^{-\beta_2 t} \sin(2\pi ft + \varphi_f)$	[0, 0, 0, 1]	A_f	$0 \div 1$
		β_2	$1 \div 20$
		φ_f	$0 \div 2\pi$

Обучающая выборка

Для обучения нейросети необходимо сформировать обучающую выборку, репрезентативно описывающую множество сигналов. В данной работе для ее формирования предлагается следующий принцип:

1. Рассматривается сигнал, являющийся комбинацией компонентов (например, первая гармоника + третья гармоника, первая гармоника + апериодическая составляющая, и другие).

2. Для сигнала исходя из входящих в него компонентов определяется количество варьируемых параметров.

3. В пространстве варьируемых параметров наносится сетка, координаты узлов которой являются параметрами сигналов обучающей выборки. Например, на рис. 1 представлены параметры сигнала, содержащего только первую гармонику.

4. Формируются сигналы обучающей выборки с параметрами узлов сетки.

5. Сигналам сопоставляются векторы ответов, соответствующие логическому представлению компонентов. Так, сигналу, содержащему первую гармонику и апериодическую составляющую, сопоставляется вектор [1, 0, 1, 0].

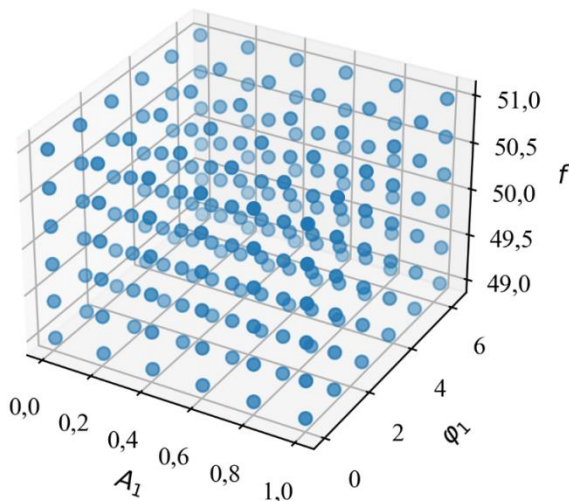


Рис. 1. Параметры обучающей выборки в случае трехпараметрического сигнала

Согласно данному принципу генерируется 5 видов сигналов, соответствующих представлениям: $[1, 0, 0, 0]$, $[1, 1, 0, 0]$, $[1, 0, 1, 0]$, $[1, 1, 1, 0]$ и $[0, 0, 0, 1]$. Каждому виду сигнала соответствует 400000 прецедентов. При этом предполагается, что частота дискретизации составляет 1000 Гц и доступно 10 отсчетов сигнала.

Масштабирование сигнала

Сигналы, наблюдаемые в энергосистеме, имеют значительно отличающуюся амплитуду. Сигналы же обучающей выборки имеют фиксированную амплитуду и задают многообразие форм сигналов. Исходя из этого необходимо выполнить преобразование сигналов к одному масштабу. Данное преобразование задается выражением (3):

$$\hat{\vartheta}(k) = \frac{1}{\max(|\vartheta(k)|)} \vartheta(k) \quad (3)$$

где $\vartheta(k)$ – последовательность отсчетов сигнала до преобразования.

Данное преобразование приводит сигнал любой конфигурации к диапазону $[-1, 1]$.

Архитектура используемой нейросети

В работе используется трехслойная полносвязная нейросеть (рис. 2), состоящая из входного слоя, 1 скрытого слоя и выходного слоя. Количество нейронов во входном слое соответствует количеству отсчетов сигнала и равно 10, количество нейронов в выходном слое равно количеству возможных компонентов сигнала и равно 4, а количество нейронов скрытого слоя равно 128.

В качестве функции активации выходного слоя используется сигмоидная функция, принимающая значения от 0 до 1. Ее использование целесообразно, так как нейросеть используется для определения наличия компонентов (1 – компонент присутствует, 0 – компонент отсутствует). Функцией активации скрытого слоя выбрана ReLU.

Функцией потерь при обучении выступает MSE (средне-квадратичная ошибка).

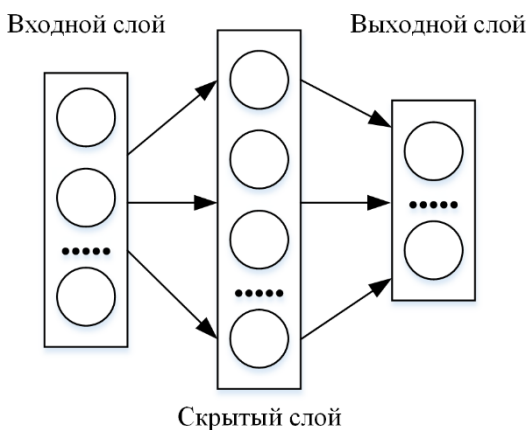


Рис. 2. Архитектура используемой нейросети

Обучение нейросети

Обучение нейросети производится при помощи метода обратного распространения ошибки [4]. В качестве оптимизатора используется Adam [5].

Для повышения качества работы нейросети скорость обучения (learning rate) уменьшается каждую эпоху обучения согласно закону, представленному на рис. 3.

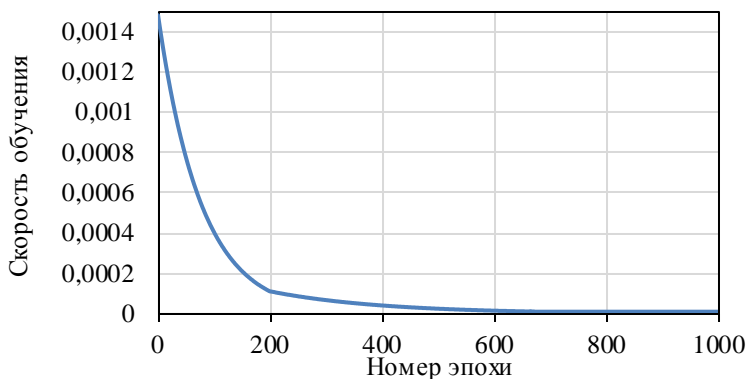


Рис. 3. Зависимость скорости обучения от номера эпохи

Обучение нейросети продолжается 1000 эпох, размер батча (batch size) составляет 800.

Доля правильных ответов на обучающей выборке (accuracy) составляет 99,8%. Неправильно распознанными оказываются сигналы, в которых уровень какого-то из компонентов очень низок, причем ошибка наблюдается именно по таким компонентам, поэтому она является не критичной (так как наличием компонента можно пренебречь, если его уровень крайне низок).

Валидация модели

Для валидации модели сгенерирована тестовая выборка, размер которой равен размеру обучающей выборки. Данная выборка генерируется по тому же принципу, что и обучающая, изменения присутствует только в сетке разбиения (это необходимо, чтобы выборки не совпадали). Доля правильных ответов на данной выборке составляет 99,4%. Неправильно распознанными также оказываются сигналы, в которых уровень какого-то из компонентов мал.

Выводы

Предложен нейросетевой метод определения структуры сигнала, который может быть использован для сигналов с любым количеством компонентов одинаково эффективно.

Сформулированы принцип формирования обучающей выборки, репрезентативно описывающей многообразие сигналов.

Предложено преобразование, позволяющее применять данный метод к сигналам любой конфигурации путем их масштабирования к обучающей выборке.

ЛИТЕРАТУРА

1. Антонов В.И. Адаптивный структурный анализ электрических сигналов: теория и ее приложения в интеллектуальной электроэнергетике / В.И. Антонов. – Чебоксары: Чувашский государственный университет имени И.Н. Ульянова, 2018. – 334 с. – ISBN 9785767725717.

2. Антонов В.И. Адаптивный структурный анализ электрических сигналов: теория для инженера / В.И. Антонов [и др.] // Релейная защита и автоматизация. – 2019. – №2. – С. 18–28.

3. Иванов С.В. Спектральный анализ электрической величины по малому числу отсчетов / С.В. Иванов, Ю.Я. Лямец, Ф.А. Макашкин // Сборник докладов научно-технической конференции молодых специалистов: Материалы конференции в рамках форума РЕЛАВЭКСПО-2019, Чебоксары, 23–26 апреля 2019 года. – Чебоксары: Чувашский государственный университет имени И.Н. Ульянова, 2019. – С. 23–30.

4. Shekhar S., Xiong H. Artificial Neural Network. In: Shekhar S., Xiong H. (eds) Encyclopedia of GIS. Springer, Boston, MA. https://doi.org/10.1007/978-0-387-35973-1_72.

5. Bock S., Weiß M. (2019) Non-convergence and Limit Cycles in the Adam Optimizer. In: Tetko I., Kůrková V., Karpov P., Theis F. (eds) Artificial Neural Networks and Machine Learning – ICANN 2019: Deep Learning. ICANN 2019. Lecture Notes in Computer Science, vol 11728. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-30484-3_20.

Авторы:

Петряшин Илья Евгеньевич, техник департамента автоматизации энергосистем ООО НПП «ЭКРА», студент 4 курса бакалавриата ЧГУ им. И.Н. Ульянова по направлению «Релейная защита и автоматизация электроэнергетических систем». E-mail: petryashin.i.e@mail.ru.

Золотов Александр Артурович, инженер департамента автоматизации энергосистем ООО НПП «ЭКРА», магистрант ЧГУ им. И.Н. Ульянова по направлению «Автоматика энергосистем». Окончил в 2020 году факультет энергетики и электротехники ЧГУ им. И.Н. Ульянова, получил степень бакалавра по направлению «Релейная защита и автоматизация электроэнергетических систем». E-mail: zolotov_aa@ekra.ru.