

УДК 621.316.1.017 + 004.8

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ЭЛЕМЕНТОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ МОДЕЛИРОВАНИЯ И АНАЛИЗА УСТАНОВИВШЕГОСЯ РЕЖИМА В ЭЛЕКТРИЧЕСКИХ СЕТЯХ

В.С. Павлюков, А.М. Данилин

Приводятся результаты исследования и применения элементов искусственного интеллекта для анализа модели задачи установившегося режима.

Ключевые слова: элемент искусственного интеллекта, нейронная сеть, алгоритм обучения, системы уравнений.

Многие задачи в электроэнергетике основываются на традиционных математических моделях, использующих узловые уравнения в разных формах представления[1] и системах координат. Упомянутые математические модели в большинстве случаев сводятся к решению систем уравнений больших порядков в окрестности режимных параметров широко распространенными методами нулевого, первого и, реже, второго порядков. Матричные системы, представляющие модели режимов электроэнергетических систем, могут быть линейными или четкими, но в большинстве случаев нелинейными. Если модель линейная, то решение ее численными методами получается точным. В данной задаче рассматривается линеаризованная модель в окрестности вектора номинальных напряжений. Соответственно, такие модели имеют приближенное решение с некоторой заданной погрешностью. Более того, такие модели перед решением исследуются на сходимость итерационного процесса.

Для анализа условий сходимости можно исследовать нормы матриц коэффициентов, которые определяют достаточные условия сходимости численных методов.

Если рассмотреть пример, приведенный ниже:

$$\begin{bmatrix} 1. & .9 \\ .9 & .8 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.9 \\ 1.7 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

то нормы матриц коэффициентов будут иметь следующие значения:

$$\|Y\|_1 = \max_i \sum_j |y_{ij}| = \max_i (1., .9) = 1.,$$

$$\|Y\|_2 = \max_j \sum_i |y_{ij}| = \max_j (1., .9) = 1.,$$

$$\|Y\|_3 = \sqrt{1^2 + .9^2 + .9^2 + .8^2} = 1.81.$$

Для сходимости итерационного процесса [2] нормы должны быть $\|\underline{Y}\| < 1$.

Окончательная роль в ответе на поставленный вопрос принадлежит исследованию собственных значений матрицы коэффициентов, одно из которых для рассматриваемого примера $\lambda = \text{abs}(-2,173)$, что подтверждает численную неустойчивость нахождения решения (1).

Для обеспечения сходимости численного процесса, если матрица коэффициентов имеет неположительную определенность [2], следует перейти к положительно-определенной матрице, применяя операцию первой трансформации Гаусса. Учитывая данное действие, перепишем матричное уравнение (1) в комплексных координатах и получим следующее выражение:

$$[\underline{Y}]^T [\underline{Y}][\underline{U}] = [\underline{Y}]^T [\underline{J}],$$

или

$$[\tilde{\underline{Y}}][\underline{U}] = [\tilde{\underline{J}}], \quad (2)$$

где $[\tilde{\underline{Y}}] = [\underline{Y}]^T [\underline{Y}]$, $[\tilde{\underline{J}}] = [\underline{Y}]^T [\underline{J}]$, T – символ транспонирования.

Для решения матричной системы уравнений (2), применим нетрадиционный подход [3], используя технологию элементов искусственного интеллекта. В данной работе в качестве технологии решения систем уравнений используется нейросетевой подход, который непрерывно развивается во многих областях науки и практики. Нейросетевая технология в постановке и решении задачи будет использовать следующую структуру.

Сенсорный слой или вход сети будет принимать вектор начальных приближений переменных, которые могут быть равны любому случайному числу, но в обозначенной задаче равны номинальному напряжению сети. Данный входной вектор для нейронной сети является искомым параметром. На сенсорный слой подаются сигналы и от правой части (1).

Синаптические связи, охватывающие сенсорный слой с нейронами скрытого слоя, моделируют столбцы не транспонированной матрицы коэффициентов системы (2). Каждый элемент сенсорного слоя связан со всеми нейронами скрытого слоя, который является единственным для рассматриваемой задачи в случае положительно определенной матрицы коэффициентов. Это свойство матрицы исследуется до разработки архитектуры нейронной сети. Количество элементов скрытого слоя в предварительном варианте было установлено равным размеру вектора неизвестных. Четко обоснованные рекомендации для моделирования числа скрытых слоев и количества в них нейронов на сегодняшний день отсутствуют. Правая часть (2) с помощью синапсов также связана со всеми элементами

скрытого слоя. В скрытом слое выполняется две операции. Первая операция связана с суммированием сигналов, передаваемых от сенсорного слоя, вторая – обработкой суммарных сигналов входных векторов при помощи активационной функции, в качестве которой принята сигмоида [3].

Элементы векторов входных переменных, с использованием которых происходит обучение сети, подвергаются действию преобразования под пределы существования или изменения активационной функции. Внутренний слой связан с выходным слоем, моделирующим $[\underline{Y}]^T$. Выходные данные активировались линейной функцией [3].

Обучение конструкции элемента искусственного интеллекта выполнялось с использованием процедура Backpropagation algorithm – обратного распространения для минимизации ошибки [3] совместно с коэффициентом обучения сети. Проход осуществляется в противоположную сторону до первого скрытого слоя с выполнением корректирующих действий.

После обучения нейронной конструкции было осуществлено решение задачи установившегося режима в форме баланса мощностей в прямоугольной системе координат на тестовом примере электрической сети 220 кВ, содержащей четыре узла и пять ветвей. Заданное приближение $\varepsilon_s = 10^{-3}$ для баланса мощностей было достигнуто за двадцать три эпохи, число которых сократится при дальнейших исследованиях разных вариантов элементов искусственного интеллекта для рассматриваемой задачи.

Внедрение нетрадиционных технологий открывает большие возможности для развития моделирования физических процессов электроэнергетики, включая генерацию, передачу, распределение, потребление электроэнергии и позволяющих создавать эффективные и надежные комплексы управления на базе платформы современных интеллектуальных систем.

Библиографический список

1. Идельчик, В.И. Электрические системы и сети / В.И. Идельчик. – М.: Энергоатомиздат, 1989. – 592 с.
2. Стренг, Г. Линейная алгебра и её применения / Г. Стенг. – М.: Мир, 1980. – 454 с.
3. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – М.: ИД Вильямс, 2006. – 1104 с.

[К содержанию](#)