6. Дьяконов В.П. MATLAB 6/6.1/6.5+Simulink 4/5.Основы применения. Полное руководство пользователя [Текст] / В. П. Дьяконов – М.: СОЛОН-Пресс, 2004. – 768 с.
7. American Control Conference : Turbine Speed Control for an Ocean Wave Energy Conversion System [Текст] : тез. докл. науч.-практ. конф. (июнь. 2009). – Hyatt Regency Riverfront, St. Louis, MO, USA : 2009. – С. 2749 - 2754
8. Гуськова .В.В. Гидро-пневмо-автоматика и гидропривод мобильных машин [Текст] / Учеб пособие / В. В. Гуськова. – М.: Минск «Вышейшая школа», 1987. – 310 с.

УДК 624.046.5

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ПРИ ЧИСЛЕННОМ РЕШЕНИИ НЕКОТОРЫХ СИСТЕМ ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНЫХ УРАВНЕНИЙ

Л.И. Короткая
Ассистент
Кафедра компьютерных технологий и высшей математики
Украинский государственный химико-технологический университет
пр. Гагарина, 8, г. Днепропетровск, Украина, 49005
Контактный тел.: (0562) 47-24-64
E-mail: korliv@hotmail.com

Запропоновано підхід до вирішення деяких систем диференціальних рівнянь, що описують корозійний процес, заснований на використанні штучних нейронних мереж

Ключові слова: нейронна мережа, агресивне середовище, системи диференціальних рівнянь, когодуюча конструкція, корозія

Предложен подход к решению некоторых систем дифференциальных уравнений, описывающих коррозионный процесс, основанный на использовании искусственных нейронных сетей

Ключевые слова: нейронная сеть, агрессивная среда, системы дифференциальных уравнений, корродирующая конструкция, коррозия

The approach to the decision of some systems of the differential equations describing corrosion process, based on use of artificial neural networks is offered

Keywords: neural network, aggressive environment, systems of differential equalizations, corrodible construction, corrosion

1. Введение

При проектировании конструкций необходимо учитывать, что их элементы могут подвергаться воздействию не только механических нагрузок, но и различных агрессивных сред (АС) [1]. За последние десятилетия проблемам моделирования поведения конструкций, эксплуатирующихся в АС, и оптимального проектирования уделяется значительное внимание. Несмотря на широкий интерес, многие вопросы не получили должного освещения и далеки от завершения. Известные подходы решения указанного класса задач имели существенные недостатки [2].

Среди конструкций, эксплуатирующихся в АС, особое место занимают шарнирно-стержневые системы (ШСС) (фермы). В данной работе предлагается использование нейронных сетей при моделировании процесса деформирования и разрушения таких систем в АС.

В работе будут рассмотрены статически неопределимые ШСС в условиях сильноагрессивных сред, когда механические напряжения оказывают существенное влияние на скорость коррозионного процесса.

2. Постановка задачи

Математическая модель деформирования конструкции в АС будет включать в себя:

1) систему дифференциальных уравнений (СДУ), описывающих коррозионный процесс вида:

$$\frac{d\delta_i}{dt} = v_0 \cdot \psi\left\{\sigma_i(\bar{\delta})\right\}, \quad i = \overline{1,N} \tag{1}$$

С начальными условиями:

$$\bar{\delta}\big|_{t=0} = 0. \tag{2}$$

Здесь N – количество параметров, определяющих геометрические размеры конструкции; δ_i – глубина коррозионного поражения (параметр повреждённости); t – время; v_0 – скорость коррозии при отсутствии напряжения; σ_i – напряжения в i – м элементе в момент времени t; $\psi\left\{\sigma_i(\bar{\delta})\right\}$ – некоторая известная функция;

2) систему уравнений метода конечных элементов (МКЭ);

3) уравнения предельного состояния: условия прочности и устойчивости.

Решая СДУ численно, например, методом Эйлера, можно определить состояние конструкции на данном шаге по времени по её значению на предыдущем:

$$\delta_i^s = \delta_i^{s-1} + \Delta t^s \cdot v_0 \cdot \psi\left(\sigma_i^{s-1}\left(\bar{\delta}^{s-1}\right)\right) \tag{3}$$

Значение долговечности определяется по формуле, которая предполагает уточнение решения методом парабол:

$$t^* = \sum_{s=1}^{N-1} \Delta t^s + \Delta t^N \cdot \Theta ; \Theta \in (0,1) \tag{4}$$

Здесь Δt^s – длина s –го шага интегрирования системы (1); Θ – уточнённая длина шага для выхода на границу допустимой области, которая определяется, например, с помощью метода парабол по значениям функций на (n-1)-м, n-м и (n+1)-м шагах; N – номер итерации, когда $\max\left\{\sigma_i^N\right\} > [\sigma]$.

То есть решение задачи долговечности предполагает определение напряжённо-деформированного состояния конструкции на каждом шаге численного решения.

При моделировании коррозионного процесса в статически неопределимых системах со сложной геометрией, граничными условиями и условиями нагружения решение задачи НДС возможно только численно, например, с помощью МКЭ. Это представляет собой самостоятельную, часто достаточно сложную в реализации процедуру.

Представляется очевидным, что при численном решении СДУ вида (1) следует минимизировать количество итераций, увеличивая шаг интегрирования Δt. Но с другой стороны, его увеличение приводит к росту погрешности ε получаемого результата, которая будет зависеть от ряда факторов: начальных геометрических характеристик элементов конструкции (для стержневых систем это начальная площадь – A_0 и периметр – P_0 сечения стержня); начальных напряжений – σ_0; скорости коррозии – v_0 и, наконец, шага интегрирования Δt. Следовательно, на его выбор будут влиять все указанные параметры: $\Delta t = \Delta t(\varepsilon, A_0, P_0, v_0, \sigma_0)$. Выбор рационального шага интегрирования при решении СДУ будет означать то, что при решении задачи Коши не будет избыточного числа итераций, что очень существенно для повышения эффективности вычислительного алгоритма.

Для оценки погрешности получаемого численного решения использована аналитическая формула [3]:

$$t_{ан}^* = t_0 - \frac{2kQ}{v_0 \cdot |d|}\left\{\operatorname{arctg}\frac{2a\delta + b}{|d|} - \operatorname{arctg}\frac{b}{|d|}\right\} \tag{5}$$

Здесь A_0, P_0 – площадь и периметр сечения в начальный момент времени; Q – величина осевого усилия; $t_0 = \delta(t^*)/v_0$; $a = s$ – коэффициент формы сечения; $b = -P_0$; $c = A_0 + kQ$; $d = \sqrt{|b^2 - 4ac|}$; $d \neq 0$; $\delta(t^*)$ – глубина коррозионного износа, соответствующая предельному значению напряжения.

Данная формула получена для частного случая – модели В.М.Долинского, в предположении, что усилия в элементе остаются постоянными:

$$\frac{d\delta_i}{dt} = v_0 \cdot (1 + k \cdot \sigma_i(\bar{\delta})) \tag{6}$$

где k – коэффициент влияния напряжений.

3. Использование НС при выборе параметров численных процедур

Можно сформулировать более чётко те задачи, которые должны решать вычислительные алгоритмы. На основе информации о геометрических характеристиках сечений элементов конструкции, начальных напряжений и скорости коррозии, алгоритм должен сам выбрать, то значение шага интегрирования, которое обеспечит заданную точность вычислений. Создание такого алгоритма возможно с использованием нейросетевых моделей представления знаний.

Ввиду того, что задача долговечности решалась неоднократно, то такая информация об указанной зависимости имеется, но носит рассеянный характер. В данной работе предлагается формализовать эти знания в виде нейронной сети (НС), которая будет для каждого конкретного случая находить значение параметра численных процедур, обеспечивающую заданную точность.

Представляется целесообразным в этом качестве использование многослойного персептрона [4], обучение которого проводилось с учителем с помощью алгоритма обратного распространения ошибки. Успех применения нейронной сети обычно требует проведения значительного числа экспериментов. Несомненно важным фактором является выбор учебных данных. Множество образцов должно обладать наибольшей информационной насыщенностью и минимальной зашумлённостью.

При практической работе с НС приходится экспериментировать с большим числом различных архитектур сетей. В данной работе было рассмотрено две сети: с одним и двумя скрытыми слоями в последовательном режиме обучения. Порядок представления примеров обучения для разных эпох изменялся случайным образом для предотвращения замкнутых циклов в процессе эволюции синаптических весов. На основании теоремы о полноте, для представления функций многих переменных может быть использована НС, имеющая один скрытый слой [5] с дважды непрерывно дифференцируемой функцией активации. Проблема многослойного персептрона с одним скрытым слоем состоит в том, что нейроны взаимодействуют на глобальном уровне. С одной стороны, в сложных задачах такое взаимодействие усложняет повышение качества аппроксимации в одной точке без явного ухудшения в другой. С другой стороны, при наличии двух скрытых слоев процесс аппроксимации становится более управляемым [4]. Главным показателем качества результата обучения НС является контрольная ошибка.

Ещё один вопрос, возникающий перед проектировщиком НС, – это выбор функции активации. Следуя эвристическим рекомендациям [4] по улучшению работы алгоритма обратного распространения ошибки, в данной статье рассматривались две сигмоидальные функции:

- логистическая:

$$f(x)=\frac{1}{1+\exp(-c\cdot x)},\ c=1; \qquad (7)$$

- гиперболический тангенс [5]:

$$f(x)=a\cdot \mathrm{th}(b\cdot x),\ \ a=1{,}7159;\ \ b=2/3. \qquad (8)$$

Следующим важным аспектом использования НС является представление числа обучаемых образцов для каждой эпохи. Очевидно, что при недостаточном числе примеров обучения сеть будет плохо натренирована, но и чрезмерное их количество может привести к так называемому параличу сети. Поэтому для определения необходимого числа образцов N была использована формула [4]:

$$N\geq\frac{m_0\cdot m_1}{\varepsilon}, \qquad (9)$$

где m_0, m_1 – соответственно размеры входного и скрытого слоёв, ε – погрешность сети.

Известным является и тот факт, что существует верхняя граница количества обучающих данных, в противном случае, как правило, может наступить паралич сети. Для предотвращения таких ситуаций использовался механизм контрольной кросс-проверки.

4. Анализ численных результатов

В качестве объекта исследования рассматривалась корродирующая статически неопределимая ШСС. В табл. 1 приводятся результаты использования указанных НС для получения параметров численных процедур для СДУ вида (1) для отдельного стержневого элемента. Исходные данные: $v_0\in[0{,}08;0{,}12]$ см/год; $R\in[1{,}5;5]$см; $r=[0{,}5\cdot R;0{,}9\cdot R]$см; $\sigma_0\in[200;800]\ \cup[600;1200]$ МПа предполагаемая погрешность численного решения $\varepsilon^*\leq 2{,}5\%$; $\Delta t\in[0{,}05;2]$. Погрешность сети принималась равной 0,001; коэффициент обучения – 0,5.

Таблица 1

Результаты использования НС с логистической функцией активации

Q, кН	v_0, см/год	R, см	r, см	$t_{числ}$, лет	Шаг интегрирования Δt, лет	
					Архитектура НС 5-7-1	Архитектура НС 5-7-7-1
10	0, 0859	2,5	1,25	6,894	0,3911	0,3939
50	0,0941	3,5	1,75	2,553	0,9695	0,9729
25	0,1059	3,7	2,00	6,705	0,2815	0,2818
26	0.1141	2,7	0,50	4,550	0,6430	0,6534

Отметим, что погрешность приведенных сетей составила соответственно 0,00038 и 0,00087. Обучение происходило не более чем за 2-3 эпохи. Аналогичные результаты получены и для функции активации вида (8).

Нетрудно заметить, что существенного различия в приведенных результатах и погрешностях численного решения не наблюдается. Поэтому для сетей с приблизительно равными ошибками целесообразно выбирать ту сеть, которая имеет более простую архитектуру [5].

На основании изложенного автору представляется целесообразным использование однослойного персептрона с логистической функцией активации (7).

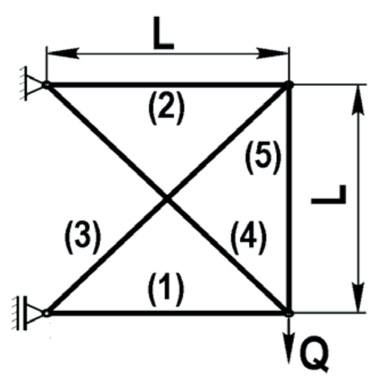

Рис. 1. Расчётная схема модельной конструкции

Как отмечалось ранее, использование НС для определения параметров численных процедур с заданной погрешностью ε^* позволяет повысить эффективность вычислительного алгоритма долговечности корродирующей конструкции при нечётких параметрах АС. В табл. 2 приводятся результаты численного решения задачи долговечности 5-ти элементной статически неопределимой фермы (рис. 1) с постоянным шагом интегрирования, а в табл. 3 – результаты, полученные с использованием НС. Задача решалась при следующих данных: $L=110\,см$; $R\in[2{,}5;5]\,см$; $r=[0{,}5\cdot R;0{,}9\cdot R]\,см$; $v_0\in[0{,}08;0{,}12]\,см/год$; $Q=50\,кН$; $\sigma_0\in[200;800]$.

Таблица 2

Результаты решения без использования НС

Δt, лет	$t_{расч}$, лет	Число итераций, $N_{ит}$	Получаемая погрешность, ε
0,005	4,8165	929	3,6%
0,010	4,9932	464	7,4%
0,100	5,3511	185	15,1%

Таблица 3

Результаты решения с использованием НС

Заданная погрешность, ε^*	Δt, лет	$t_{расч}$, лет	Число итераций, $N_{ит}$	Получаемая погрешность, ε
$\leq$ 3%	0,00426	4,8304	1092	2,9%
$\leq$ 6%	0,00793	4,9188	587	5,8%
$\leq$ 10%	0,01290	5,0629	361	8,9%

Таким образом, из приведенных результатов следует, что НС позволяет определить шаг интегрирования численного решения при погрешности получаемого решения не превышающей заданную ε^*, что позволяет повысить эффективность вычислительного алгоритма.

5. Выводы

Несмотря на некоторые недостатки аппарата теории НС, использование его в данной работе для определения параметров численных процедур даёт основание квалифицировать созданную информационную систему как интеллектуальную, предназначенную для решения некоторых классов СДУ, описывающих коррозионный износ.

Литература

1. Зеленцов Д.Г. Обзор исследований по применению методов нелинейного математического программирования к оптимальному проектированию конструкций, взаимодействующих с агрессивной средой. [Текст] / Д.Г. Зеленцов, Г.В. Филатов // Вопросы химии и химической технологии. Научно-технический журнал – 2002. – №4. – С. 108 – 115.
2. Зеленцов Д.Г. Моделирование нечётких ограничений в задачах оптимизации корродирующих конструкций. [Текст] / Д.Г. Зеленцов, Л.И. Короткая. // Проблеми інформаційних технологій – 2010. – №1 (007) – С. 26 – 31.
3. Зеленцов Д.Г. Расчёт конструкций с изменяющейся геометрией в агрессивных средах. Стержневые системы. [Текст] / Д.Г. Зеленцов. – Днепропетровск: УГХТУ, 2002. – 168 с.
4. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд.: пер. с англ. [Текст] / Саймон Хайкин. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.: ил.
5. Круглов В.В. Нечёткая логика и искусственные нейронные сети [Текст] / В.В. Круглов, М.И. Дли, Р.Ю. Голунов. – М.: Физматлит, 2001. – 224 с.