

УДК 669.017:539.43

МОДЕЛЬ СВЯЗИ ПРЕДЕЛА ВЫНОСЛИВОСТИ МЕТАЛЛОВ И СПЛАВОВ С ДЕЙСТВУЮЩИМИ ФАКТОРАМИ

Абрамов А.А., Орехова Е.Е., Андреев В.В.

Нижегородский Государственный Технический Университет им. Р. Е. Алексева, Нижний Новгород, qwerty00777@gmail.com

Усталость материалов приводит к изменению механических и физических свойств конструкционного материала при длительном действии циклически изменяющихся во времени напряжений и деформаций. Изменение состояния материала при усталостном процессе отражается на его механических свойствах, макроструктуре, микроструктуре и субструктуре. Эти изменения протекают по стадиям и зависят от исходных свойств, вида напряжённого состояния, истории нагружения и влияния среды, а также многих других факторов. Изучение этого явления, прогнозирование развития процесса усталости стоит важной задачей уже не одно десятилетие. Построение модели для прогнозирования таких процессов на основе искусственных нейронных сетей (ИНС) существенно упрощает решение задач по нахождению пределов выносливости металлов и сплавов, а также других конструкционных материалов.

Ключевые слова: сопротивление усталости, многоцикловая усталость, предел выносливости материалов, искусственная нейронная сеть, циклическая нагрузка, многофакторность.

THE RELATIONSHIP MODEL BETWEEN THE METALS AND ALLOYS FATIGUE AND THE ACTING FACTORS

Abramov A.A., Orekhova E. E., Andreev V.V.

Nizhny Novgorod State Technical University n.a. R.E. Alekseev, Nizhny Novgorod, e-mail: qwerty00777@gmail.com

Fatigue of materials changes the mechanical and physical properties of the material under the action of long cycles of time-varying stresses and strains. Changing the state of the material in the process of fatigue affects its mechanical properties, macrostructure, microstructure and substructure. These changes occur in stages and depend on the initial properties of the stress state, loading history and influence of the environment, as well as many other factors. The study of this phenomenon, forecasting of fatigue process has an important task for decades. Building a model to predict such processes based on artificial neural networks (ANN) gave a big push in the task of finding the limits of endurance of metals and alloys, as well as other materials.

Keywords: fatigue, high-cycle fatigue endurance limit of the material, artificial neural network, cyclic loading, multifactorial.

Если на металл действуют знакопеременные нагрузки, то он ведет себя по-иному, чем при действии только растягивающих или только сжимающих нагрузок. Особенности и закономерности этого явления до конца еще не раскрыты. Существующие теории не позволяют с гарантированной точностью предсказывать характеристики сопротивления усталости материалов в реальных конструкциях. Общепринято усталостное разрушение характеризовать как процесс постепенного накопления повреждений в материале под воздействием циклических нагрузок, приводящий к образованию в нем трещин усталости и их постепенному развитию, заканчивающемуся разрушением [1].

Использование искусственной нейронной сети в качестве составного элемента интеллектуальной информационной системы применительно к задаче прогнозирования поведения металлов при циклическом нагружении позволяет получить ряд полезных результатов. Традиционные подходы к проблеме прогнозирования поведения металлов при

таким способом нагружения заключаются в следующем. На основе экспериментальных исследований выполняется построение моделей различной степени точности. По этим моделям, представляемым обычно в форме, ограниченных по области определения эмпирических зависимостей, может быть выполнена оценка связи между значением того или иного фактора и значением показателя сопротивления усталости в качестве значения искомой функции.

Смена совокупности действующих факторов или переход каким-либо фактором в другой (не рассмотренный экспериментально) диапазон значений, приводит к появлению ошибки при прогнозировании поведения системы, а в случае невозможности точного экспериментального определения (проверки) результатов расчетов по сформированной модели - к сомнениям в адекватности результатов прогнозирования. Особую сложность в связи с этим представляют два момента: многочисленность действующих факторов (конструктивные, технологические, эксплуатационные факторы, определяющие условия при которых происходит циклическое нагружение), а также – высокая чувствительность величины показателей сопротивления усталости к совокупности действующих факторов и значениям их количественных и качественных характеристик [2]. Экспериментальное определение значений показателей сопротивления усталости в условиях конкретной совокупности факторов затруднено высокой стоимостью и длительностью проведения испытаний на усталость. В то же время остается в качестве источника исходных данных достаточно обширный массив экспериментальных результатов по усталости металлов, полученных и опубликованных к настоящему времени [3]. Однако при его использовании возникают проблемы, обусловленные “рыхлым” характером данных - имеется большое количество пропусков в информации об условиях испытаний. Но даже и таких, “рыхлых”, не полностью описанных данных, как правило, не достаточно, и исследователю приходится ориентироваться на “близкие”, экспериментально исследованные ситуации. Степень “близости” ситуации-аналога может определяться экспертным путем с точки зрения, возможных эффектов действия совокупности факторов на показатели сопротивления усталости. Очевидны проблемы и возможные ошибки применения такой процедуры.

Примерами реализованных практически решений задачи количественного пересчета в направлении “действующие факторы - показатели сопротивления усталости“, как правило, являются различные комбинации коэффициентов, учитывающих действие одного из факторов. Подобные зависимости обосновываются экспериментальными данными, относящимися к определенным диапазонам изменения факторов. Процедура их получения – неочевидна. Использование же всего массива экспериментальных данных для

уточнения таких зависимостей в рамках традиционных приемов построения аналитических моделей невозможно.

Использование искусственных нейронных сетей позволяет связать между собой действующие совокупности факторов (условий, при которых происходит циклическое нагружение) с результирующими значениями показателей сопротивления усталости. Например, для задачи прогнозирования поведения металлов в условиях многоциклового усталости такими показателями будут предел выносливости, абсцисса точки перегиба кривой усталости в многоциклового области и угол наклона кривой усталости к оси числа циклов нагружения. В процессе обучения сеть настраивается на возможность пересчета заданных исходных данных (факторов) в искомые параметры сопротивления усталости. Точность прогнозирования показателей сопротивления усталости зависит от различных факторов: количества входных и выходных параметров, структуры сети, объема обучающей выборки, заданных критериев точности по которым определяется момент окончания обучения сети и др.

Искусственная нейронная сеть (ИНС) — математическая модель, а также её программная или аппаратная реализация, построенная по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей — сетей нервных клеток живого организма. Это понятие возникло при изучении процессов, протекающих в мозге, и при попытке смоделировать эти процессы. После разработки алгоритмов обучения получаемые модели стали использовать в практических целях: в задачах прогнозирования, для распознавания образов, в задачах управления и др.

ИНС представляют собой систему соединённых и взаимодействующих между собой простых процессоров (искусственных нейронов). Такие процессоры обычно довольно просты (особенно в сравнении с процессорами, используемыми в персональных компьютерах). Каждый процессор подобной сети имеет дело только с сигналами, которые он периодически получает, и сигналами, которые он периодически посылает другим процессорам. И, тем не менее, будучи соединёнными в достаточно большую сеть с управляемым взаимодействием, такие локально простые процессоры вместе способны выполнять довольно сложные задачи.

С точки зрения машинного обучения, нейронная сеть представляет собой частный случай методов распознавания образов, дискриминантного анализа, методов кластеризации и т. п. С математической точки зрения, обучение нейронных сетей — это многопараметрическая задача нелинейной оптимизации. С точки зрения кибернетики,

нейронная сеть используется в задачах адаптивного управления и как алгоритмы для робототехники. С точки зрения развития вычислительной техники и программирования, нейронная сеть — способ решения проблемы эффективного параллелизма. А с точки зрения искусственного интеллекта, ИНС является основой философского течения коннективизма и основным направлением в структурном подходе по изучению возможности построения (моделирования) естественного интеллекта с помощью компьютерных алгоритмов.

Нейронные сети не программируются в привычном смысле этого слова, они обучаются. Возможность обучения — одно из главных преимуществ нейронных сетей перед традиционными алгоритмами. Технически обучение заключается в нахождении коэффициентов связей между нейронами. В процессе обучения нейронная сеть способна выявлять сложные зависимости между входными данными и выходными, а также выполнять обобщение. Это значит, что в случае успешного обучения сеть сможет вернуть верный результат на основании данных, которые отсутствовали в обучающей выборке, а также неполных и/или «зашумленных», частично искаженных данных.

В процессе обучения сеть в определенном порядке просматривает обучающую выборку. Порядок просмотра может быть последовательным, случайным и т. д. Некоторые сети, обучающиеся без учителя (например, сети Хопфилда), просматривают выборку только один раз. Другие (например, сети Кохонена), а также сети, обучающиеся с учителем, просматривают выборку множество раз, при этом один полный проход по выборке называется эпохой обучения. При обучении с учителем набор исходных данных делят на две части — собственно обучающую выборку и тестовые данные; принцип разделения может быть произвольным. Обучающие данные подаются сети для обучения, а проверочные используются для расчета ошибки сети (проверочные данные никогда для обучения сети не применяются). Таким образом, если на проверочных данных ошибка уменьшается, то сеть действительно выполняет обобщение. Если ошибка на обучающих данных продолжает уменьшаться, а ошибка на тестовых данных увеличивается, значит, сеть перестала выполнять обобщение и просто «запоминает» обучающие данные. Это явление называется переобучением сети. В таких случаях обучение обычно прекращают. В процессе обучения могут проявиться другие проблемы, такие как паралич или попадание сети в локальный минимум поверхности ошибок. Невозможно заранее предсказать проявление той или иной проблемы, равно как и дать однозначные рекомендации к их разрешению.

В нашей работе исследовались результаты работы нейронной сети в процессе обучения, то есть результаты нахождения коэффициентов связи между нейронами. Известна задача определения значимости того или иного фактора или совокупности факторов в

итоговом значении показателей сопротивления усталости. Определение весовых коэффициентов конкретного фактора позволяет решать практически важные задачи. Например, выявление наиболее значимого фактора позволяет наиболее эффективно противодействовать его неблагоприятному воздействию на показатели сопротивления усталости либо сократить продолжительность экспериментальных работ, исключая из программы испытаний этап исследования влияния фактора, имеющего малую значимость. В качестве оценки значения весового коэффициента фактора использовались результаты выполнения этапа обучения сети для прогнозирования показателей сопротивления усталости по значениям действующих факторов. Среди нескольких возможных вариантов структур сетей (вероятностные сети, нейронные сети с общей регрессией, сети Кохонена) по итогам предварительных расчетов для дальнейшего использования были выбраны нейронные сети с общей регрессией. Обучающая выборка содержала в себе информацию о приблизительно 1200 кривых усталости металлов и сплавов, различных марок, полученных при действии различных совокупностей факторов. Выделение тестового и экзаменационного наборов производилось по варианту “Случайный выбор заданной процентной доли примеров”.

Процентное соотношение числа тестовых примеров к экзаменационному было экспериментально определено как 90:10 на основании сопоставления точности результатов прогнозирования значения показателей сопротивления усталости. Завершением работы по созданию нейронной сети для решения нашей задачи явилась разработка графического интерфейса для ввода параметров в сеть и получения ответа от сети.

Рассматривалось влияние восьми факторов: марка стали, способ нагружения, испытательная среда, температура, форма, масштабный фактор, частота цикла, режим термической обработки. Результатами работы сети являются три параметра сопротивления усталости: предел выносливости, абсцисса точки перегиба кривой усталости в многоцикловой области, угол наклона кривой усталости к оси числа циклов нагружения в случае представления кривой усталости в системе логарифмических координат. В процессе обучения нейронной сети имеется возможность “съемки” информации о значениях весовых коэффициентов, назначаемых сетью для каждого фактора. Эта информация позволяет оценивать значимость того или иного фактора в рассматриваемой совокупности. Необходимо отметить, что эти весовые коэффициенты характеризуют скорее конкретную обучающую выборку, нежели оценивают реальное значение весовых коэффициентов, которые мы смогли бы получить в случае ничем не ограниченных наборов экспериментальных результатов, пригодных для построения аналитических моделей, например, методом полного факторного эксперимента.

Список литературы

1. Предел выносливости металлов на обобщенной зависимости приведенных параметров сопротивления усталости: Монография / В.В. Андреев; Нижегород. гос. техн. ун-т. Н.Новгород, 2003
2. Андреев В.В. Диагностика изменений в структуре материала с использованием обобщенных критериев сопротивления усталости. / Контроль. Диагностика. М., “Машиностроение”, 2005г. №6. С.61-64.
3. Андреев В.В., Шетулов Д.И., Угланова Н.В. Результаты системного исследования метода прогноза показателей сопротивления усталости и металлов по повреждаемости поверхности. / Проблемы машиностроения и надежности машин, М., 1999, №4. С.105-109.
4. Орехова Е.Е., Абрамов А.А., Андреев В.В. Создание информационной системы для определения предела выносливости металлов с помощью обобщенной зависимости // XIX Нижегородская сессия молодых ученых. Технические науки. 15-19 февраля 2014г.// Н.Новгород: НИУ РАНХиГС 2014-296 с
5. Абрамов А.А., Орехова Е.Е., Андреев В.В. Модель связи предела выносливости металлов и сплавов с внешними действующими факторами//// XIX Нижегородская сессия молодых ученых. Технические науки. 15-19 февраля 2014г.// Н.Новгород: НИУ РАНХиГС 2014-296 с

Рецензенты:

Радионов А.А., д.т.н., профессор, зав. кафедрой «Кафедра общей и ядерной физики»
Федеральное Государственное Бюджетное Образовательное Учреждение Высшего
профессионального образования «Нижегородский Государственный Университет им. Р.Е.
Алексеева», г. Н. Новгород;

Соколова Э.С., д.т.н., профессор зав. кафедрой «информатика и системы управления»
Федеральное Государственное Бюджетное Образовательное Учреждение Высшего
профессионального образования «Нижегородский Государственный Университет им. Р.Е.
Алексеева», г. Н. Новгород.