

УДК 621.787:004.89.032.26

Библик И. В. главный инженер-исследователь отдела надежности и динамической прочности, Институт проблем машиностроения им. А.Н. Подгорного НАН Украины, Харьков, Украина, e-mail: miles@ipmach.kharkov.ua.

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ УСТАЛОСТНОЙ ПРОЧНОСТИ ПОВЕРХНОСТНО УПРОЧНЕННЫХ МАТЕРИАЛОВ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

На основе комплексного подхода, использующего компьютерное моделирование процесса разрушения поверхностного слоя материала, и технологию самообучающихся нейронных сетей, разработана методология прогнозирования усталостной прочности поверхностно упрочненных деталей газотурбинных двигателей. В качестве входных переменных нейронной сети используются параметры, характеризующие распределение остаточных напряжений сжатия в поверхностном слое материала после упрочняющей обработки. В качестве выходного параметра используется коэффициент упрочнения, характеризующий изменение усталостной прочности в результате поверхностного упрочнения. Показано, что использование данной методологии позволит осуществлять выбор оптимальных режимов упрочнения, обеспечивая тем самым необходимое значение предела выносливости, а, следовательно, и усталостной прочности деталей.

Ключевые слова: усталостная прочность, поверхностное упрочнение, остаточные напряжения сжатия, нейронные сети, компьютерное моделирование.

1. Введение и постановка задачи

В настоящее время практически все ответственные детали газотурбинных двигателей (ГТД), работающие при знакопеременном нагружении, для повышения сопротивления усталостному разрушению подвергаются поверхностному упрочнению. Независимо от способа упрочнения повышение несущей способности деталей достигается в основном за счет формирования в поверхностном слое благоприятных остаточных напряжений сжатия.

Несмотря на то, что оптимизации режимов упрочнения поверхностного слоя деталей ГТД посвящено большое количество публикаций, существующие методы оценки эффективности упрочнения требуют проведения значительных экспериментальных исследований.

Наиболее точную оценку эффективности поверхностной упрочняющей обработки дают усталостные испытания образцов. Поскольку усталостные испытания относятся к числу длительных и дорогостоящих, получение информации путем проведения этих испытаний в полном объеме не всегда возможно, учитывая разнообразие используемых материалов и режимов их поверхностной обработки.

Кроме того, большинство существующих на сегодняшний день исследований в области прогнозирования усталостной прочности направлены на разработку моделей самого процесса упрочнения, а не на выявление общих закономерностей влияния характеристик поверхностного слоя на сопротивление усталости.

В связи с этим большое значение приобретает разработка методов оценки эффективности поверхностного упрочнения и прогнозирования усталостной прочности материалов, в том числе с использованием компьютерного моделирования.

Ранее было показано, что компьютерное моделирование процесса разрушения поверхностного слоя материалов при циклическом нагружении, проводимое в рамках специального расчетно-экспериментального метода (РЭМ) [1], может рассматриваться как один из подходов к оценке эффективности методов поверхностной упрочняющей обработки деталей ГТД, поскольку позволяет определять предел выносливости поверхностно упрочненных материалов по известной эпюре остаточных напряжений сжатия [2,3], т.е. с учетом особенностей, уровня и характера их распределения.

Цель настоящей работы состояла в разработке обобщенной методологии, объединяющей статистический подход в рамках РЭМ и нейросетевое моделирование, для оценки влияния остаточных напряжений сжатия на усталостную прочность поверхностно упрочненных деталей ГТД.

Модели, основанные на использовании нейронных сетей, могут рассматриваться как перспективная альтернатива и дополнение к традиционным методам оценки усталостной прочности поверхностно упрочненных деталей. Основное достоинство нейронных сетей состоит в отсутствии необходимости выбора модельного процесса и задания закона рас-

пределения данных. Способность нейронной сети к прогнозированию напрямую следует из ее способности к обобщению и выделению скрытых зависимостей между входными и выходными данными.

Основными характеристиками нейронной сети являются структура, количество слоев, тип нейрона, входные и выходные величины, алгоритм обучения. Выбор входных параметров нейронной сети обусловлен объемом и качеством экспериментальных данных, имеющихся для обучения.

Общая постановка задачи выглядит следующим образом. По имеющейся выборке экспериментальных данных, относящихся ко всем входным параметрам сети и соответствующим им выходным значениям, необходимо создать нейросетевую модель, позволяющую с наименьшей погрешностью описать зависимость выхода от входов в пределах изменения независимых переменных модели, соответствующих диапазонам их изменения в имеющейся выборке.

2. Выбор архитектуры нейронной сети

Для прогнозирования усталостной прочности поверхностно упрочненных материалов нецелесообразно построение универсальной сети, учитывающей воздействие всехвозможных входных факторов. Такой подход требует разработки сети сложной структуры с большим количеством слоев и нейронов и большой обучающей выборкой для получения необходимой точности результата.

Для целей настоящей работы предлагается использовать нейронную сеть, реализованную в среде программирования *Delphi*. Нейронная сеть состоит из входного слоя, содержащего четыре элемента, одного скрытого слоя с четырьмя нейронами и выходного слоя с одним элементом.

Хорошо известно, что основную роль в повышении сопротивления усталости поверхностно упрочненных деталей играют остаточные напряжения сжатия. Для оценки влияния поверхностного упрочнения на предел выносливости деталей ГТД по остаточным напряжениям сжатия применяются два критерия. Первый критерий учитывает влияние остаточных напряжений на поверхности упрочненной детали и может быть использован для прогнозирования предела выносливости по трещинообразованию. Однако, при расчете предела выносливости по разрушению должен использоваться критерий среднеинтегральных остаточных напряжений, который учитывает влияние характера распределения сжимающих остаточных напряжений по тол-

щине поверхностного слоя опасного сечения детали [4]. Принимая во внимание, что РЭМ разрабатывался для компьютерного моделирования процесса разрушения конструкционных материалов, в настоящей работе проводилась оценка предела выносливости, и соответственно коэффициента упрочнения, по разрушению. Поэтому в качестве входных переменных нейронной сети были выбраны параметры, определяющие особенности распределения остаточных напряжений сжатия по толщине поверхностного слоя:

$\sigma_{\text{пов}}$ – остаточные напряжения на поверхности;

σ_{max} – максимальные остаточные напряжения в поверхностном слое;

$h_{\text{ост}}$ – общая глубина залегания остаточных напряжений;

h_{max} – глубина залегания максимальных остаточных напряжений.

В качестве выходного параметра нейронной сети используется коэффициент упрочнения, являющийся показателем эффективности упрочнения и представляющий собой один из важнейших факторов при расчете запаса прочности деталей ГТД. Коэффициент упрочнения определяется из отношения пределов выносливости упрочненной детали и исходной.

В качестве данных для построения нейронной сети использовались экспериментальные результаты, опубликованные в научно-технической литературе.

3. Подготовка данных и алгоритм обучения нейронной сети

Исходные данные преобразуются к виду, в котором их можно подавать на входы сети. Нормировка выполняется в случае, когда на различные входы подаются данные разной размерности. Данные нормируются на интервал (0, 1) – диапазон выходных значений активационной функции нейронной сети, в качестве которой используется сигмоидальная функция. Преобразование величины x в переменную s осуществляется в соответствии с формулой:

$$s = \frac{x - \min(x_1 \dots x_n)}{\max(x_1 \dots x_n) - \min(x_1 \dots x_n)},$$

где n – количество значений величины x .

Выходные значения сети должны обязательно «денормализовываться» с использованием обратного преобразования из s в x :

$$x = \min(x_1 \dots x_n) + s[\max(x_1 \dots x_n) - \min(x_1 \dots x_n)].$$

Возможность обучения – одно из главных преимуществ нейронных сетей перед традиционными алгоритмами. Способность нейронной сети к прогнозированию напрямую следует из

ее способности к обобщению и выделению скрытых зависимостей между входными и выходными данными.

В качестве обучающего алгоритма разработанной нейронной сети выбран алгоритм обучения с учителем. [5]. Обучение с учителем предполагает, что для каждого входного вектора существует целевой вектор, представляющий собой требуемый выход. Вместе они называются обучающей парой. Обычно сеть обучается на некотором числе таких обучающих пар. В настоящей работе обучающие выборки сгенерированы как на основе литературных данных, так и на основе результатов компьютерного моделирования.

Использование результатов компьютерного моделирования в качестве обучающей выборки для нейронной сети объясняется следующим. Как уже отмечалось выше, компьютерное моделирование влияния остаточных напряжений сжатия в поверхностном слое на усталостную прочность упрочненного материала позволяет учесть изменение остаточных напряжений сжатия по глубине поверхностного слоя с любым шагом при известной эпюре остаточных напряжений. Входные параметры разработанной нейросетевой модели не учитывают характер распределения остаточных напряжений, в частности неравномерность их распределения по глубине поверхностного слоя (перепад напряжений непосредственно на поверхности и в подслоной области). Поскольку равномерное распределение остаточных напряжений сжатия по глубине поверхностного слоя приводит к тому, что эксплуатационные напряжения в приповерхностном слое компенсируются остаточными напряжениями, а значительные по величине остаточные напряжения в непосредственной близости от поверхности способствуют нейтрализации поверхностных концентраторов напряжений [6], можно говорить о существенном влиянии характера распределения остаточных напряжений на усталостную прочность. Поэтому использование результатов компьютерного моделирования в качестве обучающей выборки для нейронной сети будет способствовать улучшению качества прогноза и минимизации ошибки.

В качестве метода обучения нейронной сети используется метод обратного распространения ошибки, основанный на алгоритме минимизации среднеквадратической ошибки и предусматривающий два прохода по слоям сети, прямого и обратного.

4. Результаты применения разработанного подхода

С помощью разработанной методологии проводилось прогнозирование усталостной

прочности поверхностно упрочненных деталей ГТД, изготовленных из хромоникелевых и титановых сплавов.

Для каждого из входных параметров сети выбирались интервалы возможных значений в соответствии с табл. 1. При этом факторы, влияющие на коэффициент упрочнения, но не вошедшие в реализуемую модель (степень и глубина наклепа, шероховатость поверхности), принимались постоянными. Выходные значения коэффициента поверхностного упрочнения определялись для симметричного цикла нагружения изгибом на базе $2 \cdot 10^6$ циклов при температуре 20 °С.

Таблица 1. Диапазоны значений входных параметров сети

№ п/п	Обозначение параметра	Размерность	Диапазон значений
1	$\sigma_{пов}$	МПа	-200-800
2	σ_{max}	МПа	-300-800
3	$h_{ост}$	мкм	0-70
4	h_{max}	мкм	100-350

На рис. 1 приведен фрагмент экрана вывода результатов работы нейронной сети (линия — линия регрессии, точки — выходные значения). Средняя квадратичная ошибка нейронной сети составляет 0,035. Разработанная нейронная сеть корректно выполняет прогнозирование на интервале изменения предела выносливости от 250 до 600 МПа.

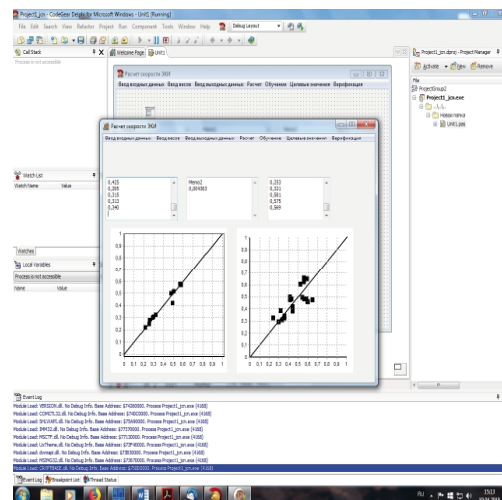


Рис. 1. Оценка точности аппроксимации для тестовой выборки на основе результатов компьютерного моделирования

Полученные результаты свидетельствуют о высокой аппроксимирующей и обобщающей способностях разработанной нейросетевой модели и позволяют использовать ее для ис-

следования закономерностей формирования остаточных напряжений сжатия в поверхностном слое деталей ГТД в результате упрочняющей обработки и их влияния на усталостную прочность.

Кроме прямой задачи прогнозирования усталостной прочности поверхностно упрочненных деталей ГТД с помощью разработанной нейронной сети может быть решена и обратная задача, когда по известному коэффициенту упрочнения (или по известному пределу выносливости) могут быть определены значения неизвестных входных параметров (максимума или глубины залегания остаточных напряжений сжатия и т.д.).

Известно, что в процессе эксплуатации деталей ГТД остаточные напряжения сжатия, сформированные в поверхностном слое, релаксируют, что приводит к уменьшению исходного уровня усталостной прочности. В дальнейшем предполагается усовершенствование архитектуры нейронной сети путем увеличения числа входных параметров (в частности, за счет температурного и временного факторов) с целью прогнозирования срока снижения усталостной прочности до предельно допустимого значения для проведения повторной упрочняющей обработки.

Выводы

На основе компьютерного моделирования и технологии самообучающихся нейронных сетей разработан подход для прогнозирования усталостной прочности поверхностно упрочненных деталей ГТД.

Результаты моделирования коэффициента упрочнения деталей ГТД подтверждают целесообразность их использования как для выбора оптимальных режимов упрочнения, так и для оценки их эффективности с целью обеспечения необходимого значения предела выносливости деталей в процессе их эксплуатации.

Возможность решения обратной задачи с помощью нейросетевого подхода может быть использована для управления процессом формирования остаточных напряжений сжатия в поверхностном слое в результате упрочняющей обработки.

Литература

1. Милешкин М.Б. Оценка влияния эксплуатационных условий нагружения на долговечность лопаток ГТД [Текст] / М.Б. Милешкин, И.В. Библик // *Авиационно-космическая техника и технология*. – 2009. – №10/67. – С. 118-122.
2. Милешкин М.Б. Новый подход к применению метода компьютерного моделирования для оценки влияния состояния поверхностного слоя на циклическую долговечность [Текст] / М.Б. Милешкин, И.В. Библик // *Авиационно-космическая техника и технология*. – 2010. – №10/77. – С. 127-131.
3. Библик И.В. Развитие метода компьютерного моделирования для оценки влияния поверхностной обработки на усталостную прочность [Текст] / И.В. Библик // *Открытые информационные и компьютерные интегрированные технологии: сб. науч. тр.* – Харьков, 2017. – Вып. 77. – С. 13-18.
4. Кирпичев В.А. Прогнозирование сопротивления усталости поверхностно упрочненных гладких деталей [Текст] / В.А. Кирпичев, А.С. Букатый, А.В. Чирков // *Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Технические науки*. – 2012. – №3 (23). – С. 102-109.
5. Хайкин С. Нейронные сети [Текст]: пер. с англ. / С. Хайкин. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
6. Технологические особенности комплексного упрочнения деталей ГТД [Текст] / Н.В. Гончар [и др.] // *Вестник двигателестроения*. – 2006. – №1. – С. 117-122.

Поступила в редакцию 01.06.2018

І.В. Біблік. Прогнозування втомної міцності поверхнево зміцнених матеріалів на основі нейромережевого моделювання

На основі комплексного підходу, що використовує комп'ютерне моделювання процесу руйнування поверхневого шару матеріалу, і технологію самонавчальних нейронних мереж, розроблено методологію прогнозування втомної міцності поверхнево зміцнених деталей газотурбінних двигунів. В якості вхідних змінних нейронної мережі використовувалися параметри, що характеризують розподіл залишкових напружень стиску в поверхневому шарі матеріалу після зміцнюючої обробки. В якості вихідного параметра використовується коефіцієнт зміцнення, який характеризує зміну втомної міцності в результаті поверхневого зміцнення. Показано, що використання даної методології дозволить здійснювати вибір оптимальних режимів зміцнення, забезпечуючи тим самим необхідне значення межі витривалості, отже, і втомної міцності деталей.

Ключові слова: *втомна міцність, поверхневе зміцнення, залишкові напруження стиску, нейронні мережі, комп'ютерне моделювання.*

I.V. Biblik. Prediction of the fatigue strength of surface strengthened materials based on neural network modeling

Based on a comprehensive approach that uses computer modeling of the fracture processes of the surface layer of material, and the technology of self-learning neural networks, a methodology for predicting the fatigue strength of surface-hardened parts of gas turbine engines is developed. The neural network model implemented in the Delphi programming environment. As the activation function of the neural network, the sigmoid function is used. As the learning algorithm, an algorithm chosen for back propagation of the error, which assumes a forward and reverse path through the layers of the network. The neural network consists of an input layer containing four elements, one hidden layer with four neurons and an output layer with one element. Parameters characterizing the distribution of residual compressive stresses in the surface layer of the material after the hardening treatment (residual stresses on the surface, the magnitude of the residual stress maximum in the near-surface layer, the total depth and the depth of the residual stress maximum) used as input variables of the neural network. As an output parameter, the hardening coefficient, which is an indicator of the hardening efficiency and is one of the most important factors in calculating the margin of safety of the gas turbine engine parts, is used. As a training sample for a neural network, it proposed to use the results of computer modeling along with experimental and literary data. For each of the input parameters of the network, intervals of possible values chosen. At the same time, the factors affecting the coefficient of hardening, but not included in the model (the degree and depth of cold hardening, surface roughness) assumed constant. The output values of the surface hardening coefficient were determined for a symmetrical bending cycle on the base of $2 \cdot 10^6$ cycles at a temperature of 20°C . The obtained values of the model errors testify to high approximating and generalizing abilities of neural network and allow the using of developed methodology both for the choice of optimum regimes of hardening and for evaluating of their effectiveness in order to ensure the necessary value of the endurance limit of parts during their operation. The possibility of solving the inverse problem with developed neural network approach can be used to control the process of formation of residual compressive stresses in the surface layer after hardening treatment.

Key words: fatigue strength, surface hardening, residual compressive stresses, neural networks, computer simulation.

References

1. Mileshkin M.B., Biblik I.V. Otsenka vliyaniya ekspluatatsionnykh uslovii nagruzheniya na dolgovechnost' lopatok GTD [Estimation of the influence of operating loading conditions on the gas turbine blades fatigue life]. *Aviatsionno-kosmicheskaya tekhnika i tekhnologiya*, 2009, no. 10/67, pp. 118-122.
2. Mileshkin M.B., Biblik I.V. Novyi podkhod k primeneniyu metoda komp'yuternogo modelirovaniya dlya otsenki vliyaniya sostoyaniya poverkhnostnogo sloya na tsiklicheskiy dolgovechnost' [A new approach to the application of the computer simulation method for assessing the effect of the state of the surface layer on cyclic life]. *Aviatsionno-kosmicheskaya tekhnika i tekhnologiya*, 2010, no. 10/77, pp. 127-131.
3. Biblik I.V. Razvitie metoda komp'yuternogo modelirovaniya dlya otsenki vliyaniya poverkhnostnoi obrabotki na ustalostnyuyu prochnost' [Development of the computer simulation method for assessing the effect of surface treatment on fatigue strength]. *Otkrytye informatsionnye i komp'yuternye integrirovannye tekhnologii*, 2017, vol. 77, pp. 13-18.
4. Kirpichev V.A., Bukatyj A.S., Chirkov A.V. Prognozirovaniye soprotivleniya ustalosti poverkhnostno uprochnennykh gladkikh detalei [Prediction of the fatigue resistance of surface-hardened smooth parts]. *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedenii. Povolzhskii region. Tekhnicheskie nauki*, 2012, no.3 (23), pp. 102-109.
5. Khaikin S. Neironnye seti [Neural networks]: per. s angl. Moscow, Izdatel'skii dom «Vil'yams» Publ., 2006. 1104 p.
6. Gonchar N.V., Pavlenko D.V., Jacenko V.K., Tkachenko V.V. Tekhnologicheskie osobennosti kompleksnogo uprochneniya detalei GTD [Technological features of complex strengthening of GTE parts]. *Vestnik dvigatelestroeniya*, 2006, no. 1, pp. 117-122.