



ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ РАЗРАБОТКИ ПО ИСПОЛЬЗОВАНИЮ ВЕЙВЛЕТ-АНАЛИЗА И НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ В СИСТЕМЕ ДИАГНОСТИКИ И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ОСТАТОЧНОГО РЕСУРСА ПРОМЫШЛЕННОГО ОБОРУДОВАНИЯ

И. Ф. БАБИЧЕВА, А. В. ШАРКО

Разработана математическая модель прогнозирования изменения механических характеристик промышленного оборудования в процессе эксплуатации. Для обработки эмпирических данных предложено использовать вейвлет-анализ и нейросетевые технологии, что способствует автоматизации процесса диагностических исследований и выявлению отклонений механических характеристик изделия от допустимых на более ранней стадии.

The paper describes a mathematical model developed for forecasting the change in mechanical characteristics of industrial equipment in operation. For empirical data processing it is proposed to use wavelet-analysis and neural network technologies, thus promoting automation of the process of diagnostic studies and revealing deviations in mechanical characteristics of the product from those admissible at an earlier stage.

Актуальность проблемы. В настоящее время при разработке автоматизированных систем диагностики и прогнозирования остаточного ресурса промышленных объектов все большую актуальность приобретает анализ сигналов с целью выделения информативных параметров, на основании которых создается база знаний для настройки системы. Реальные сигналы в большинстве случаев являются квазидетерминированными, т. е. они являются функциями ряда случайных и неслучайных параметров на некотором интервале времени. В связи с этим актуальной является задача фильтрации сигналов с целью повышения их информативности. Кроме того, точность прогноза повышается с увеличением количества входных параметров системы, что в свою очередь достигается комплексным использованием методов контроля. Однако применение большого количества методов резко усложняет настройку системы при практически неизменной точности прогноза, поэтому разработка новых технологий обработки информации с целью выделения совокупности характеристик, несущих информацию об исследуемом объекте, с использованием современных математических моделей способствует повышению эффективности работы автоматизированной системы технической диагностики. Решение этой проблемы соответствует государственным научно-техническим программам, которые сформулированы в законах Украины «О научной и научно-технической деятельности» и «О национальной программе информатизации».

Анализ публикаций. На современном этапе существуют системы НК, основанные на использовании различных методов [1–5]. Принцип действия каждого из них основан на измерении той или иной физической величины и установлении эмпирической корреляционной зависимости с физи-

ко-механическими характеристиками исследуемого металла. В зависимости от измеряемой структурно-чувствительной характеристики материала методы НК прочностных свойств можно разбить на три группы: механические, акустические и электромагнитные.

Наиболее полная классификация определения прочностных свойств металлов безобразцовыми механическими методами дана в работах [6, 7]. Показано, что при определении предела прочности по измерениям твердости коэффициент пропорциональности зависит от степени равномерной деформации, т. е. от упрочнения материала. Следует отметить, что хотя для определения прочностных свойств металла этими методами не нужно изготавливать специальные образцы, как это делается при испытаниях на разрывной машине, они могут быть лишь условно причислены к неразрушающим, так как на поверхности изделий после испытаний остаются отпечатки от индентора. Они являются своеобразными концентраторами напряжений и в отдельных случаях могут привести к разрушению деталей в процессе эксплуатации. Кроме того, для измерения твердости требуется тщательная подготовка поверхности изделий, что увеличивает трудоемкость контрольных операций.

Магнитные и вихретоковые методы контроля основаны на наличии корреляционных связей механических и физико-химических свойств изделий и их электрических и магнитных характеристик. В качестве таких информативных основных характеристик, используемых для контроля температурных режимов закалки и отпуска, определения твердости, содержания ферритной фазы, остаточного аустенита и других параметров, определяющих качество термообработки изделий из ферромагнитных сплавов магнитными методами, при-



меняются коэрцитивная сила, остаточная индукция, магнитная проницаемость и эффект Баркгаузена [8]. Основными недостатками магнитных и вихретоковых методов являются следующие факторы: при испытании этими методами на результаты измерений существенное влияние оказывают даже небольшие колебания химического состава сплава в пределах допуска на марку материала. Кроме того, в ряде случаев имеет место неоднозначная зависимость механических и физико-химических свойств изделий от их магнитных характеристик и электропроводности.

Акустические методы позволяют исследовать состояние материалов по скорости и времени распространения продольных, поперечных и поверхностных волн, по измеренным значениям частот собственных колебаний изделий, проводить структурные исследования по данным измерений коэффициента затухания, с использованием методов акустической спектроскопии, оценивать механические свойства по результатам изучения акустических процессов в инденторе, прогнозировать изменение напряженного состояния методами акустической эмиссии. Общим недостатком акустических методов является необходимость обеспечения надежного акустического контакта и хорошая подготовка поверхности контролируемого изделия. Кроме того, в мегагерцовом диапазоне большая часть энергии рассеивается на отдельных кристаллах, что снижает точность определения физико-механических характеристик.

Проанализировав сказанное выше, можно сделать вывод, что применение отдельных методов в системе контроля и прогнозирования не позволяет получить требуемую точность измерений. Актуальность поставленной проблемы определяется состоянием используемого оборудования на современном этапе, когда появилась острая необходимость продления срока службы промышленных объектов. Одним из выходов из сложившейся ситуации является создание системы диагностики и прогнозирования остаточного ресурса, основанной на комплексном использовании методов НК.

Целью статьи является разработка математической модели автоматизированной системы технической диагностики и прогнозирования остаточного ресурса промышленного оборудования, основанной на комплексном использовании методов НК, для обработки данных, в которой используется вейвлет анализ и нейросетевые технологии.

Пусть вектор $\bar{\xi}$ представляет совокупность измеряемых параметров, анализ которых позволяет предсказать будущее техническое состояние \bar{e} контролируемого объекта. На техническое состояние объекта влияют факторы, определяющие необра-

тимые процессы деградации физико-механических свойств объекта (вектор \bar{X} , а также случайные внешние и внутренние помехи (вектор \bar{Y}). При измерении параметров возможны погрешности измерений (вектор \bar{Z}), вследствие чего вместо истинного вектора $\bar{\xi}$ получается новый зашумленный вектор $\bar{\xi}_1$. Кроме того, на результаты прогнозирования влияют погрешности прогнозирования (вектор \bar{W}). Таким образом, будущее техническое состояние \bar{e} объекта зависит от ряда случайных векторных аргументов:

$$\bar{e} = f(\bar{X}, \bar{Y}, \bar{Z}, \bar{W}). \quad (1)$$

Математическая модель процесса прогнозирования представлена на рис. 1.

Вероятностный характер модели прогнозирования (1) определяется тем, что аргументы \bar{X} , \bar{Y} , \bar{Z} и \bar{W} являются случайными функциями. Получить зависимость (1) в аналитической форме для сложных объектов практически невозможно. Одним из вариантов решения поставленной задачи является метод расчленения общей задачи прогнозирования на две самостоятельные — задачу измерения прогнозирующих параметров, когда работают с моделью вида $\bar{\xi}_1 = \varphi(\bar{X}, \bar{Y}, \bar{Z})$. При этом на стадии, предшествующей измерению, проводится анализ всех влияющих факторов с целью уменьшения их количества, и задачу получения результата прогнозирования по модели вида $\bar{e} = \psi(\bar{\xi}, \bar{W})$. Однако эффективность подобной системы незначительна из-за большой трудоемкости обработки эмпирических данных и низкой точности прогноза. Основной проблемой является обработка многомерных зашумленных эмпирических данных, т. е. нахождение корреляционной зависимости между измеряемыми физическими и физико-механическими характеристиками контролируемого металла. Поставленная задача является задачей аппроксимации, решение которой с требуемой точностью можно получить при помощи нейронных сетей [9, 10]. Авторами статьи предлагается модель технической диагностики и прогнозирования, структурная схема которой показана на рис. 2.

Целью вейвлет-анализа сигнала $\bar{\xi}_1$ является очистка его от шума, т. е. выделение составляющей сигнала, несущей основную информацию об исследуемом объекте. В итоге получаем явную ана-

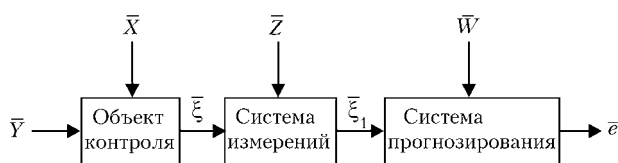


Рис. 1. Структурная схема системы прогнозирования остаточного ресурса промышленного оборудования

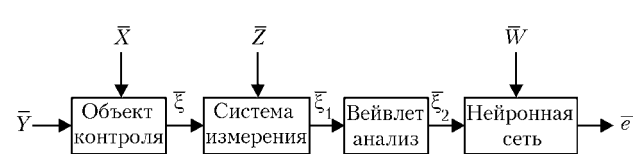


Рис. 2. Модернизированная схема технической диагностики и прогнозирования остаточного ресурса



литическую модель вида $\bar{e} = f(\bar{\xi}, \bar{W})$, в которой зависимость будущего технического состояния от случайных помех и погрешностей сведена к минимуму.

При использовании вейвлет-анализа предусматривается выполнение следующих этапов.

Вейвлет-преобразование сигнала. Предположим, что вектор $\bar{\xi}_1$ имеет последовательность, состоящую из 2^n точек $\{x_1, x_2, \dots, x_{2^n}\}$ для некоторого целого $n > 0$. Эту последовательность можно отождествить со следующей функцией из пространства V^n кусочно-постоянных функций на равноотстоящих интервалах длины $1/2^n$:

$$f(t) = x_1\Phi_{n,0}(t) + \dots + x_{2^n}\Phi_{n,2^n-1}(t), \quad (2)$$

где $\Phi(t)$ — масштабирующие функции из пространства V^n .

Первым шагом вычисления вейвлет-преобразования последовательности $\{x_1, x_2, \dots, x_{2^n}\}$ является разложение $f(t)$ по альтернативному базису пространства V^n , половину которого составляют вейвлеты $\psi(t)$:

$$\begin{aligned} f(t) = & a_{n-1,0}\Phi_{n-1,0}(t) + \dots + \\ & + a_{n-1,2^{n-1}-1}\Phi_{n-1,2^{n-1}-1}(t) + \\ & + d_{n-1,0}\Psi_{n-1,0}(t) + \dots + d_{n-1,2^{n-1}-1}\Psi_{n-1,2^{n-1}-1}(t), \end{aligned} \quad (3)$$

где a — аппроксимирующие коэффициенты, определяющие грубую низкочастотную составляющую исходного сигнала; d — детализирующие коэффициенты, определяющие высокочастотную составляющую исходного сигнала.

Следующим шагом процесса преобразования является применение такого же базисного преобразования к членам равенства (3), содержащим аппроксимирующие коэффициенты. Детализирующие коэффициенты при этом остаются без изменения. Структурная схема вейвлет-преобразования представлена на рис. 3. Для получения аппроксимирующих и детализирующих коэффициентов используем свойства ортогональности и нормированности. В базисе функций V^n все масштабирующие функции $\Phi(t)$, также как и вейвлет-функции $\psi(t)$ ортогональны. Кроме того, каждая $\Phi(t)$ и каждый $\psi(t)$ являются нормированными. Умно-

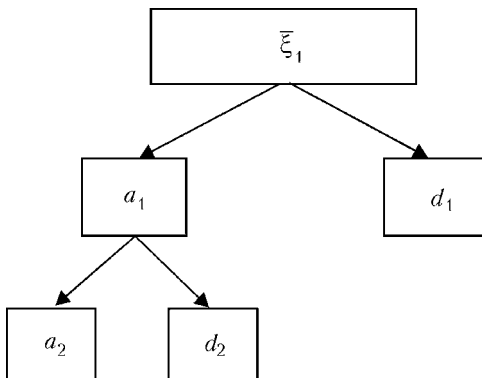


Рис. 3. Структурная схема быстрого вейвлет-преобразования сигнала

жим обе части выражения (3) на $\Phi_{n-1,j}(t)$ и проинтегрируем по t от 0 до 1. В результате получим

$$\int_0^1 f(t)\Phi_{n-1,j}(t)dt = a_{n-1,j}. \quad (4)$$

В силу ортогональности в правой части (4) остается только один член, а нормирование приводит к отсутствию коэффициента при $a_{n-1,j}(t)$. Теперь подставим правую часть равенства (2) вместо $f(t)$ в (4). При $j = 0$ левая часть равенства (4) будет:

$$\begin{aligned} & \int_0^{1/2^n} x_1 \sqrt{2^n} \sqrt{2^{n-1}} dt + \int_{1/2^n}^{2/2^n} x_2 \sqrt{2^n} \sqrt{2^{n-1}} dt = \\ & = (x_1 + x_2) \left(\frac{1}{\sqrt{2}}\right) 2^2 \left(\frac{1}{2^n}\right) = \frac{x_1 + x_2}{\sqrt{2}}. \end{aligned} \quad (5)$$

Комбинируя (4) и (5), при $j = 0$ получаем

$$a_{n-1,0} = \frac{x_1 + x_2}{\sqrt{2}}. \quad (6)$$

Остальные коэффициенты $a_{n-1,j}$, $j = 0, \dots, 2^{n-1} - 1$ вычисляются аналогично:

$$a_{n-1,j} = \frac{x_{2j+1} + x_{2j+2}}{\sqrt{2}}. \quad (7)$$

Аналогично, используя свойства ортогональности и нормированности функций $\Psi_{n-1,j}$, можно вычислить коэффициенты $d_{n-1,j}$ по следующей формуле:

$$d_{n-1,j} = \frac{x_{2j+1} - x_{2j+2}}{\sqrt{2}}. \quad (8)$$

В итоге получаем матрицу аппроксимирующих и детализирующих коэффициентов на k -м уровне разложения.

Выделение и удаление шумовой составляющей исходного сигнала $\bar{\xi}_1$. Шумовые составляющие сигнала создают детализирующие коэффициенты с высоким содержанием шумовых компонент, имеющих большие случайные выбросы значений сигнала. Задав некоторый порог для их уровня и срезав по уровню детализирующие коэффициенты, можно уменьшить уровень шумов. При этом уровень ограничения можно устанавливать для каждого коэффициента отдельно, что позволяет строить адаптивные к изменениям сигнала системы очистки сигнала от шума на основе вейвлетов.

Обратное вейвлет-преобразование. Получим сигнал $\bar{\xi}_2$ из аппроксимирующих и детализирующих коэффициентов, содержание шумовой составляющей в котором сведено к минимуму. Для получения зависимости между параметрами, позволяющими определить будущее техническое состояние контролируемого объекта \bar{e} и вектором из-

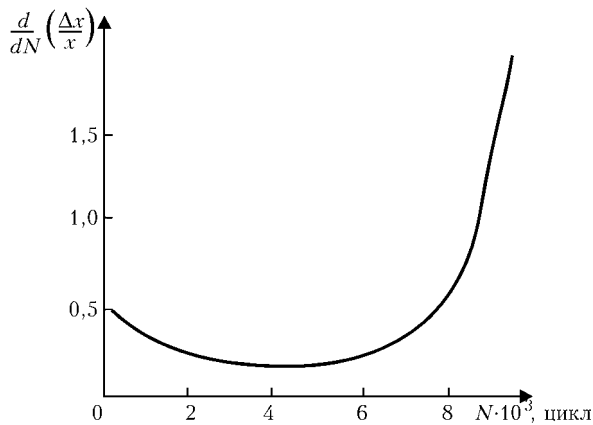


Рис. 4. Производная изменения скорости измеряемой величины по количеству циклов

меряемых характеристик $\bar{\xi}_2$, использовались нейросетевые технологии.

Использование нейронных сетей предусматривает выполнение следующих этапов:

определить входной вектор нейронной сети (входным вектором является набор эмпирических данных, полученных в процессе НК выбранными методами; размерность вектора определяется количеством измеряемых параметров);

определить выходной вектор сети, в качестве которых используются требуемые механические характеристики исследуемого металла;

определить тип и структуру сети: число слоев, связи между слоями; объекты, являющиеся весовыми коэффициентами, определить функцию ошибки системы и т. д.;

определить критерий качества и функционал ее оптимизации, зависящий от ошибки;

обучить сеть, в процессе чего определяются смещения и весовые коэффициенты до получения требуемой точности прогноза.

В результате обучения нейронная сеть становится способной в момент времени t вычислять упрежденные значения функции на временном интервале $[t + 1, t + \alpha]$ при подаче на ее вход значений функции F из интервала $[t - T + 1, t]$, где α — длина интервала упреждения; T — длина интервала наблюдения. Входной сигнал нейронной сети — это вектор значений функции F на интервале $[t - T + 1, t]$:

$$\bar{\xi}_2 = \{F(t - T + 1), F(t - T + 2), \dots, F(t - 1), F(t)\}. \quad (9)$$

Выходной сигнал нейронной сети в момент времени t — это вектор аппроксимированных нейронной сетью упрежденных на интервале $[t + 1, t + \alpha]$ значений функции F :

$$\bar{e}(t) = \{\bar{e}_1(t), \bar{e}_2(t), \bar{e}_n(t)\}. \quad (10)$$

Желаемый выходной сигнал нейронной сети в момент времени t — это вектор значений функции F на интервале $[t + 1, t + \alpha]$. Ошибка решения определяется как разность между желаемым и действительным выходными сигналами в дискретный момент времени t , т. е. ошибка решения показывает

расстояние до правильного значения. При настройке весов целью является минимизация значений вектора ошибки на каждом n -м примере.

Для прогнозирования и оценки остаточного ресурса исследуемого оборудования необходимо определить зависимость измеряемых параметров от накопления дефектности. Эта зависимость может быть определена известной U -образной кривой интенсивности отказов, показанной на рис. 4.

Из рисунка следует, что первоначальный спад скорости изменения измеряемой величины отвечает области приработочных отказов, а конец этапа сигнализирует о переходе к стадии нормальной эксплуатации. Дальнейшее резкое увеличение скорости изменения измеряемой характеристики указывает на переход в область износовых отказов и предупреждает об опасности дальнейшей эксплуатации детали или конструкции.

Решение задачи оценки остаточного ресурса акустическим методом контроля, основанном на изменении скорости ультразвука в металле в зависимости от структуры и накопления микродефектов при эксплуатации под воздействием циклически меняющихся нагрузок и температуры проводились на плоских образцах из стали 45, изготовленных с корсетным вырезом в средней части. Корсетный тип образца необходим для концентрации накоплений усталостных повреждений. Предварительная термическая обработка заключалась в нагреве при 870°C в течение 0,5 ч и охлаждении на воздухе. Рабочую поверхность образцов шлифовали до $R_z = 3,2$ мкм. Образцы циклически нагружали в отнулевом цикле напряжений при двух температурах: 20 и 200°C с частотой цикла 5 Гц и уровнями максимальных напряжений цикла 320, 400 и 550 МПа. Число циклов доводили до 10^5 . Скорость звука измеряли до и после приложения нагрузок. Часть образцов испытали до разрушения методом малоциклового усталости. Скорость поверхностных волн измеряли периодически, по мере возрастания количества наработанных циклов N . Согласно полученным данным, с ростом числа циклов, уровня циклических напряжений и температуры испытаний скорость волн в образце уменьшается.

Изменение скорости поверхностных волн с наработкой при отнулевом цикле напряжений представлено на рис. 5, а. На рис. 5, б представлен вейвлет-сигнал, обработанный и очищенный от шумовой составляющей. Скорость звука измеряли относительно исходного (до циклических испытаний) состояния по мере нарастания числа циклов в процессе испытаний. Зависимость $v(N)$ состоит из трех этапов. На первом, продолжительностью около 10^3 циклов нагружения, происходит сравнительно быстрое, но замедляющееся к концу уменьшение скорости УЗ импульса. На втором, наиболее длительном, скорость распространения УЗ импульса линейно убывает с ростом числа циклов, причем наклон зависимости $\Delta v/v$ практически одинаков для всех образцов и не зависит от продолжительности второй стадии. При наступлении заключительного этапа скорость УЗ резко падает, а значение $\Delta v/v$ резко возрастает и продолжает уве-

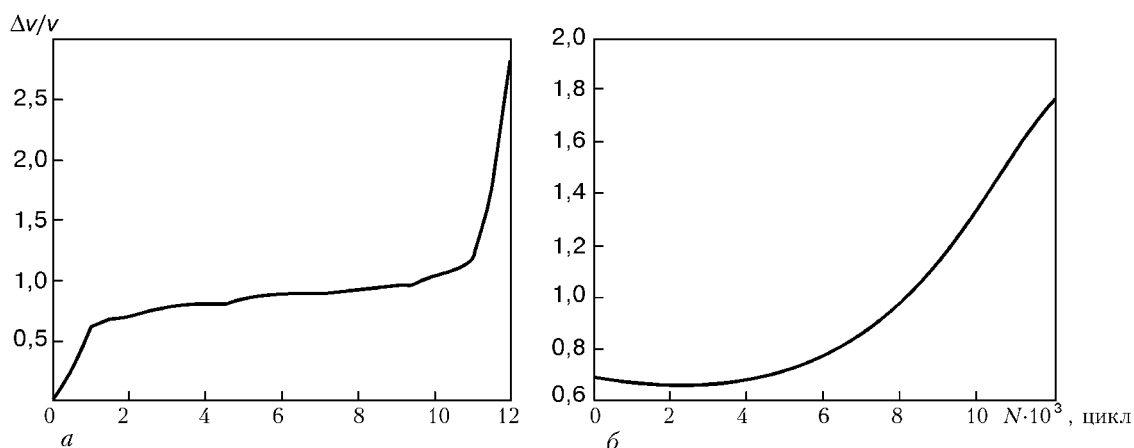


Рис. 5. Изменение скорости поверхностной волны на разных стадиях с увеличением количества циклов нагружений: *a* — исходный сигнал; *б* — вейвлет обработанный сигнал

личиваться вплоть до момента усталостного разрушения.

Первоначальный спад скорости УЗ импульса отвечает области приработочных отказов, а конец этапа сигнализирует о переходе к стадии нормальной эксплуатации. Дальнейшее резкое увеличение темпа спада скорости распространения УЗ импульса указывает на переход в область износных отказов и предупреждает об опасности дальнейшей эксплуатации детали или конструкции. Следует отметить, что наличие стадий у зависимости физико-механических свойств от числа циклов нагружения носит универсальный характер, т. е. данное свойство наблюдается для большинства измеряемых физических характеристик. Из графиков также следует, что вейвлет обработанный сигнал позволяет предсказать понижение прочностных характеристик конструкции на более ранней стадии, что позволяет своевременно принять меры по предупреждению аварийной ситуации на исследуемом объекте. Кроме того, точность прогноза будет существенно выше при использовании нескольких методов НК, так как это позволит увеличить количество информативных характеристик, подаваемых на вход нейронной сети, что способствует уменьшению ошибки при принятии экспертом решения о дальнейшей эксплуатации промышленного объекта.

Вывод

В результате выполненного теоретического исследования разработана математическая модель, позволяющая прогнозировать изменение механических характеристик металлов в процессе эксплуатации объекта. Использование вейвлет-анализа в процес-

се предобработки сигнала позволяет выделить шумовую составляющую, возникающую вследствие влияния различных факторов на точность прогноза, что способствует выявлению отклонений механических характеристик изделия от допустимых на более ранней стадии. Применение нейронных сетей для определения прочностных характеристик металлов позволяет автоматизировать процесс контроля, что существенно снижает трудоемкость диагностических исследований.

1. Ботаки А. А., Ульянов В. А., Шарко А. В. Ультразвуковой контроль прочностных свойств конструкционных материалов. — М.: Машиностроение, 1983. — 179 с.
2. Рубин А. Л., Шарко А. В. Комплексный неразрушающий контроль качества термообработки деталей и заготовок. — М., 1990. — С. 21–28.
3. Шарко А. В., Бабичев С. А. Вычислительный информационный комплекс акустического контроля механических свойств твердых тел. — Херсон, Вестник ХГТУ. — 2000. — № 7. — С. 297–306.
4. Бабичев С. А., Шарко А. В. Сравнительная характеристика методов обработки многомерных данных на примере акустического контроля прочностных свойств металлов // Автоматика. Автоматизация. Электротехнические комплексы и системы. — 2001. — № 2. — С. 43–52.
5. Шарко А. В., Бабичев С. А. К вопросу о возможности построения комплексных акустических систем технической диагностики металлопродукции // Там же. — 1997. — № 1. — С. 184–190.
6. Киселев Ю. А. Зависимость между твердостью по Виккерсу и пределом прочности при разрыве // Завод. лаб. — 1968. — № 5. — С. 596–597.
7. Дрозд М. С. Определение механических свойств металла без разрушения. — М.: Металлургия, 1965. — 170 с.
8. Мельгуй М. А. Магнитный контроль механических свойств сталей. — Минск: Наука и техника, 1980. — 184 с.
9. Круглов В. В., Борисов В. В. Искусственные нейронные сети. — М.: Горячая линия. — Телском, 2001.
10. Медведев В. С., Потемкин В. Г. Нейронные сети. — Matlab 6. М.: Диалог МИФИ, 2002. — 489 с.