

# НЕЙРОСЕТЕВАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ В ЗАДАЧАХ ДИАГНОСТИКИ ГАЗОТУРБИННЫХ АВИАДВИГАТЕЛЕЙ

Адаменко В.А.<sup>1)</sup>, Басов Ю.Ф.<sup>1)</sup>, Дубровин В.И.<sup>2)</sup>, Субботин С.А.<sup>2)</sup>

ОАО «Мотор-Січ»<sup>1)</sup>

Запорожский государственный технический университет<sup>2)</sup>

## 1. Введение

Высокие требования в моторостроении предъявляются к надежности таких ответственных вращающихся деталей компрессоров и турбин, как лопатки, диски, валы. Отказ авиационного двигателя в полетных условиях, связанный с их разрушением, может привести к катастрофическим последствиям. Поэтому важно своевременно выявить и устранить дефекты и причины их возникновения в процессе эксплуатации двигателей летательных аппаратов [1].

Одной из наиболее ответственных деталей авиадвигателей являются лопатки турбины. Трещины в лопатках турбины, возникающие в процессе эксплуатации, являются одним из наиболее характерных и распространенных дефектов. Этот вид дефекта, как правило, появляется и развивается в течение определенного временного промежутка в процессе выработки двигателем его ресурса. Это дает реальную возможность осуществлять диагностические мероприятия для своевременного выявления дефектных лопаток. Однако, обычно эта процедура, осуществляемая традиционными методами и средствами, является весьма трудоемкой для обслуживающего персонала.

Поэтому автоматизация процесса выявления дефектных лопаток крайне важна для упрощения и ускорения процесса обслуживания авиадвигателей, повышения надежности их диагностирования.

## 2. Информативные признаки

Одним из возможных методов диагностирования является метод измерения параметров свободных затухающих колебаний лопаток в процессе их широкополосного импульсного возбуждения путем простукивания. Для определения дефектов собираются данные - спектры свободных затухающих колебаний лопаток после ударного возбуждения (рис.1) или разности полупериодов затухающих колебаний лопаток после ударного возбуждения. На основе этих данных необходимо уметь осуществлять классификацию лопаток на группы кондиционных и дефектных. Основная трудность состоит в том, что каждый параметр лопатки характеризуется не одним значением, а целым набором значений и использование традиционно применяемых статистических методов в этом случае затруднительно.

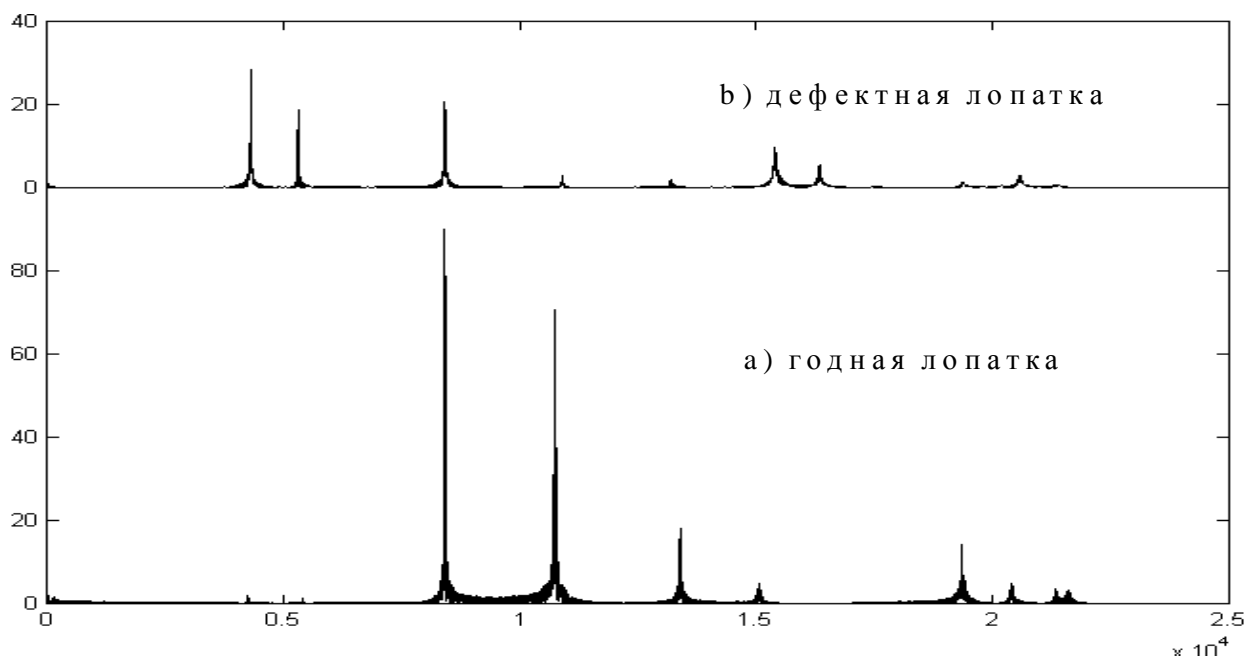


Рис. 1 Спектры свободных затухающих колебаний годной (а) и дефектной (б) лопаток авиадвигателя после ударного возбуждения

Для исследования взаимосвязи между параметрами и классом лопаток были проведены эксперименты, в результате которых были получены наборы значений параметров усредненных спектров мощности свободных колебаний для кондиционных лопаток и лопаток с трещинами. Эксперименты проводились для рабочих лопаток первой ступени турбины высокого давления двигателя. Спектры свободных

затухающих колебаний содержали 10240 спектральных линий в частотном диапазоне до 25000 Гц, с разрешением по частоте 2.44 Гц. Значения спектров характеризуют усредненный частотный состав свободных затухающих колебаний в виде спектральной плотности мощности амплитуд виброускорения.

Разности полупериодов затухающих колебаний лопаток после ударного возбуждения содержали по 513 мгновенных значений, что существенно меньше, чем в случае диагностики по спектрам колебаний. Однако и в этом случае классификацию лопаток необходимо осуществлять на основе параметра, характеризующегося целым набором значений.

### 3. Многослойная нейронная сеть

Для решения задачи классификации по нескольким признакам использовались многослойные нейронные сети (НС). Применение нейросетей в данном случае целесообразно, так как они способны обучаться аппроксимировать многомерные функции, то есть, могут извлекать, правда, в неявном для пользователя виде, знания из исследуемой предметной области [2].

Основным вычислительным элементом МНС является формальный нейрон [3-6]. Он выполняет параметрическое нелинейное преобразование входного вектора  $x$  в скалярную величину  $y$ . Нейроны образуют сеть, которая характеризуется следующими параметрами и свойствами:  $M$  - число слоев сети,  $N_\mu$  - число нейронов  $\mu$ -го слоя, связи между нейронами в слое отсутствуют.

Выходы нейронов  $\mu$ -го слоя,  $\mu = 1, 2, \dots, M-1$  поступают на входы нейронов только следующего  $\mu+1$ -го слоя, структура связей между нейронами  $\mu$ -го и  $\mu+1$ -го слоя задается матрицей связи  $C^{(\mu)}$ , состоящей из нулей и единиц: если  $c_{ab}^{(\mu)} = 1$ , то выход  $a$ -го нейрона  $\mu$ -го слоя поступает на вход  $b$ -го нейрона  $\mu+1$ -го слоя, если  $c_{ab}^{(\mu)} = 0$ , то связь между соответствующими нейронами отсутствует. Внешний векторный сигнал  $x$  поступает на входы нейронов только первого слоя, структура воздействия входного сигнала на первый слой задается матрицей воздействия  $C^{(0)}$  со структурой, аналогичной структуре матрицы  $C^{(\mu)}$ , выходы нейронов последнего  $M$ -го слоя образуют вектор выходов сети  $y^{(M)}$ .

Каждый  $i$ -й нейрон  $\mu$ -го слоя ( $\mu$ -й нейрон) преобразует входной вектор  $x^{(\mu,i)}$  в выходную скалярную величину  $y^{(\mu,i)}$ . Это преобразование состоит из двух этапов: вначале вычисляется дискриминантная функция  $net^{(\mu,i)}$ , которая далее преобразуется в выходную величину  $y^{(\mu,i)}$ .

Дискриминантная функция представляет собой отрезок многомерного ряда Тейлора. Коэффициенты разложения отрезка многомерного ряда Тейлора образуют вектор весовых коэффициентов  $w^{(\mu,i)}$ , или память нейрона. Дискриминантная функция нейрона имеет вид [5]:

$$net^{(\mu,i)} = w_0^{(\mu,i)} + \sum_{j=1}^N w_j^{(\mu,i)} x_j^{(\mu,i)} = w^T(\mu,i) u^{(\mu,i)},$$

где  $w^{(\mu,i)} = (w_0^{(\mu,i)}, w_1^{(\mu,i)}, \dots, w_N^{(\mu,i)})^T$  - вектор весовых коэффициентов нейрона,  $u^{(\mu,i)} = (1, x_1^{(\mu,i)}, \dots, x_N^{(\mu,i)})^T$  - расширенный вектор входа нейрона, а  $x_j^{(\mu,i)}$  -  $j$ -я компонента  $N$ -мерного входного вектора  $x^{(\mu,i)}$ .

Нелинейное преобразование  $y^{(\mu,i)} = \psi(net^{(\mu,i)})$  задается функцией активации, которая является монотонной и ограниченной. В частности, при неотрицательных выходах нейрона такой функцией может быть сигмоидная функция  $\psi(x) = 1/(1+e^{-x})$  [4,6-8].

### 4. Алгоритм обучения нейронной сети левенберга-марквардта

Процесс обучения сети, осуществляется в результате минимизации целевой функции - некоторого критерия качества  $F(w)$ , который характеризует интегральную меру близости выходов сети  $y^{(M)}(k)$  и указаний учителя  $y^*(k)$  [5]:

$$F(w) = \frac{1}{k} \sum_{m=1}^k Q(\hat{a}(w, m)) \quad (1)$$

где  $k$  - номер текущего цикла обучения НС,  $m=1, 2, \dots, k$  - номера предыдущих циклов обучения НС,  $w$  - составной вектор-столбец весовых коэффициентов сети, составляющими которого являются вектор-столбцы  $w^{(\mu)} = (w^{(\mu,1)T}, w^{(\mu,2)T}, \dots, w^{(N,\mu)T})^T$ ,  $\mu=M, M-1, \dots, 1$  каждого слоя. Мгновенный критерий качества  $Q(\epsilon(w, k))$ , входящий в интегральный критерий качества  $F(w)$ , зависит от вектора ошибки сети  $Q(\epsilon(w, m))$ :  $\epsilon(w, m) = y^{(M)}(m) - y^*(m)$  и часто имеет вид квадратичной формы  $Q(\epsilon(w, m)) = \epsilon^T(w, m) R \epsilon(w, m)$ , где  $R$  - положительно определенная матрица.

Градиентные методы обучения МНС основаны на использовании градиента целевой функции (1). Эти методы носят итеративный характер, так как компоненты градиента оказываются нелинейными функциями.

Обозначим текущий градиент  $g = \frac{\partial Q}{\partial w}$ . Тогда процесс обучения МНС будет основан на

итерационной процедуре, реализуемой в соответствии с формулой [9]:  $w_{k+1} = w_k + \alpha_k \phi(w_k)$ , где  $w_k$ ,  $w_{k+1}$  - текущее и новое приближения значений весов и порогов НС к оптимальному решению, соответственно,  $\alpha_k$  - шаг сходимости,  $\phi(w_k)$  - направление поиска в  $N$ -мерном пространстве весов. Способ определения  $\phi(w_k)$  и  $\alpha_k$  на каждой итерации зависит от особенностей конкретного метода.

Для каждого входного вектора  $x$  из обучающего множества должен быть определен вектор желаемых выходов сети  $u^*$ . Если обучаемая МНС используется в качестве классификатора, то обычно желаемые выходы имеют низкий уровень (0 или меньше 0,1), кроме выхода узла, соответствующего классу, к которому относится  $x$ ; этот выход в данном случае имеет высокий уровень (1 или больше 0,9).

Алгоритм Левенберга-Марквардта [8-10] требует наличия информации о значениях вторых производных целевой функции. Алгоритм может обучать НС пока ее веса, входы и функции активации имеют производные.

В алгоритме Левенберга-Марквардта используется алгоритм обратного распространения ошибки [6,7], чтобы вычислить якобиан  $J$  целевой функции относительно весов и порогов сети. Каждый вес и порог изменяются в соответствии с корректирующим правилом, которое в матричной форме имеет вид:

$$H=J^T J, g=J^T e, w_{k+1} = w_k - [H_k + \eta I]^{-1} g_k,$$

где  $J$  - якобиан,  $e$  - вектор ошибок,  $\eta$  - скаляр,  $I$  - единичная матрица.

Адаптивное значение  $\eta$  увеличивается в  $\eta^+$  раз до тех пор, пока значение целевой функции не уменьшится. После чего изменения вносятся в сеть и  $\eta$  уменьшается в  $\eta^-$  раз.

Алгоритм Левенберга-Марквардта имеет вид:

Шаг 1. Инициализация: задаются начальные значения параметров сети и алгоритма обучения, а также граничные значения параметров окончания работы алгоритма.

Счетчик числа циклов обучения  $k=1$ .

Шаг 2. Проверка сходимости и условий окончания обучения. Если сходимость достигнута,  $k > Epochs$  или обучение должно быть прекращено – окончание работы.

Шаг 3. Если  $\eta \leq \eta_{max}$ , то переход к шагу 4, иначе к шагу 7.

Шаг 4. Вычислить значение ошибки и скорректировать соответствующими образом веса и пороги сети:  $H=J^T J, g=J^T e, w_{k+1} = w_k - [H_k + \eta I]^{-1} g_k$ .

Шаг 5. Вычислить новое значение целевой функции. Если оно меньше текущего, то вернуть прежние параметры сети, изменить  $\eta$ :  $\eta = \eta \eta^-$  и выйти из цикла, иначе зафиксировать параметры сети и изменить  $\eta$ :  $\eta = \eta \eta^+$ .

Шаг 6. Переход к шагу 4.

Шаг 7.  $k=k+1$ .

Шаг 8. Переход к шагу 2.

### **5. Эксперименты и результаты**

В качестве базовой модели НС использовалась НС с прямыми связями – трехслойный перцептрон [6,7], первый и второй слои которого содержали по три нейрона, а третий слой один нейрон. Все нейроны имели сигмоидную функцию активации  $\psi(x)=1/(1+e^{-x})$ .

На входы  $x_1, x_2, \dots, x_N$  нейронной сети, где  $N$ -число входов нейронов первого слоя, подавались значения признаков лопаток (наборы значений спектров или значения разностей полупериодов затухающих колебаний и/или значения сверток, отобранных с помощью алгоритма итеративного подбора свертки). На выход НС подавалось значение, сопоставленное номеру класса, к которому относится экземпляр обучающей выборки (для кондиционных лопаток – 0.1, для дефектных - 0.9).

Обучение НС производилось на основе выше описанных алгоритмов. При обучении НС значение  $\eta$  полагалось равным 0.001, шаг обучения  $\alpha_k = 0.05$ , максимальное число циклов обучения НС  $epochs=1000$ . В качестве целевой функции при обучении использовался минимум среднеквадратической ошибки обучения сети, заданный как 0.001.

Эксперименты показали, что НС успешно решают задачу классификации лопаток по спектрам затухающих колебаний лопаток авиадвигателей и разностям полупериодов затухающих колебаний лопаток, обеспечивая при этом достаточно высокую надежность классификации при сравнительно небольшом времени обучения.

Применение предлагаемого подхода открывает новые возможности в разработке методов ранней безразборной диагностики трудно распознаваемых дефектов деталей авиационных двигателей с использованием компьютерных систем сбора и обработки данных.

### **ЛИТЕРАТУРА**

1. Биргер И.А. Техническая диагностика.- М.: Машиностроение, 1978.-240 с.
2. Дубровин В.И., Субботин С.А. Построение адаптивных систем классификации на основе нейронных сетей с латеральным торможением // Радиоелектроніка. Інформатика. Управління, 1999, № 2, С. 110-114.
3. Субботін С.О. Нейронні мережі керують якістю // Пульсар, 1999, № 12, С. 8-10
4. Dubrovın V.I., Subbotin S.A. Choice of neuron transfer functions and research their influence for learning quality of neural networks / Proceedings of International Conference on Modern Problems of Telecommunications, Computer Science and Engineers Training TCSET'2000.- Lviv-Slavsko, 2000.-pp. 114-115
5. Аведьян Э.Д. Алгоритмы настройки многослойных нейронных сетей // Автоматика и телемеханика, 1995, № 4, С.106-118.

6. Нейрокомпьютеры и интеллектуальные роботы / Амосов Н.М., Байдык Т.Н., Гольцев А.Д. и др.; под ред. Амосова Н.М.-Киев: Наукова думка, 1991.-272 с.
7. Boseniuk T., van der Meer M., Poschel T. A Multiprocessor system for high speed simulation of neural networks // Journal of New Generation Computer Systems.-1990, № 3.-pp. 65-71.
8. Neural Network Toolbox User's Guide / Demuth H., Beale M.- Natick: MathWorks Inc, 1997.- 700 pp.
9. Реклейтис Г., Рейвиндран А., Рэгсдел К. Оптимизация в технике: В 2-х кн. Кн.1 Пер с англ.- М.:Мир,1986.-349 с.
10. Дубровин В.И., Субботин С.А. Нейросетевая диагностика лопаток энергетических установок // «Датчики и преобразователи информации систем измерения, контроля и управления». Сборник материалов XII научно-технической конференции с участием зарубежных специалистов. Под ред. проф. В.Н. Азарова. М.: МГИЭМ, 2000.-С. 240-242



## SIGNAL PROCESSING BASED ON NEURAL NETWORK IN THE DIAGNOSTICS OF BLADES OF GAS TURBINE OF AIR ENGINES

Adamenko V. <sup>1)</sup>, Dubrovin V. <sup>2)</sup>, Basov Y. <sup>1)</sup>, Subbotin S. <sup>2)</sup>

Joint Stock Company "Motor-Sich"<sup>1)</sup>  
Zaporozhye state technical university<sup>2)</sup>

The high requirements in an air engines construction are presented to a reliability of such responsible rotated details of compressors and turbines, as blades, disks, shaft. The refusal of the air engine in flight conditions connected to their destruction, can result in disastrous consequences. Therefore it is important in time to reveal and to remove defects and reasons of their occurrence while in service of engines of flight vehicles [1].

One from the most responsible details of air engines are the blades of the turbine. The cracks in blades of the turbines originating while in service, are one from most typical and widespread defects. This sort of defect, as a rule, occurs and develops during a defined temporary interval during development(manufacture) by the engine of its resource(safe life). It gives actual possibility to execute diagnostic measures for duly revealing of defective blades. However, this procedure realized by traditional methods and tools is usual is rather labour-consuming for serving staff.

Therefore automation of the process of revealing of defective blades is extremely important for simplification and acceleration of the process of service of air engines, rise of a reliability of their diagnosing.

One from possible(probable) methods of diagnosing is the method of measurement of parameters of free fading oscillations of blades during their broadband impulse energization by a taping. For definition of defects the data - spectra of free fading oscillations of blades after shock energization or difference of halfcycles of fading oscillations of blades after shock energization are going. On the basis of these data it is necessary to know how to execute a classification of blades on groups good and defective. The main difficulty is, that each parameter of a blade is characterized not by one value, and whole set of values and use of traditionally used statistical methods in this case is inconvenient.

For a research of interrelation between parameters and class of blades the experiments were conducted, as a result of which the sets of values of parameters of average spectra of power of free oscillations for good blades and blades with cracks were obtained. The experiments were conducted for working blades of the first stage of the turbine of high pressure of the engine. The spectra of free fading oscillations contained 10240 spectral lines in frequency band up to 25000 Hz, with allowing on frequency of 2.44 Hz. The values of spectra characterize average frequent structure of free fading oscillations as spectral density of power of amplitudes of vibration acceleration.

The differences of halfcycles of fading oscillations of blades after shock energization contained till 513 instantaneous values, that is essential less, than in case of diagnostics on spectra of oscillations. However and in this case classification of blades is necessary for executing on the basis of the parameter described by the whole set of values.

The use of neural networks (NN) is a perspective in the adaptive classification systems construction because it has such properties as learning potentialities and ability to approximate functions. These properties allow NN to extract knowledges from data in learning process (Dubrovin and Subbotin (1999), (2000 a)). It enables to use the NN for the mathematical model construction even when it is inconveniently to make this by the other ways.

The most high-power class of the NN today are the multilayer NN, which are expedient for applying in the construction of the recognition systems of objects which are described by the plenty of features. Therefore we shall use the multilayer NN [\*] for the plant recognition systems construction.

The network can be trained for function approximation (nonlinear regression), pattern association, or pattern classification (Dubrovin, Subbotin (2000 a)). The **Levenberg-Marquardt Backpropagation Algorithm** (Demuth and Beale (1997), Hagan and Menhaj (1994), Himmelblau (1977)) can train any network as long as its weight, net

input, and transfer functions have derivative functions. Backpropagation (Demuth and Beale (1997)) is used to calculate the Jacobian of performance with respect to the weight and bias variables  $w$ .

The Levenberg-Marquardt algorithm was designed to approach second-order training speed without having to compute the Hessian matrix. When the performance function has the form of a sum of squares (as is typical in training feedforward networks), then the Hessian matrix can be approximated as  $H=J^T J$ , and the gradient can be computed as  $g=J^T e$ , where  $J$  is the Jacobian matrix, which contains first derivatives of the network errors with respect to the weights and biases, and  $e$  is a vector of network errors. The Jacobian matrix can be computed through a standard backpropagation technique (Dubrovin, Subbotin (2000 a), Demuth and Beale (1997)) that is much less complex than computing the Hessian matrix.

The Levenberg-Marquardt algorithm uses this approximation to the Hessian matrix in the following update:  $w_{k+1} = w_k - [H_k + \mu I]^{-1} g_k$ , where  $I$  is the identity matrix,  $\mu$  – adaptive value,  $g_k$  – current gradient,  $w_k$ ,  $w_{k+1}$  – current and new vectors of NN weights and biases.

The adaptive value  $\mu$  is increased by  $\mu_{inc}$  until the change above results in a reduced performance value. The change is then made to the network and  $\mu$  is decreased by  $\mu_{dec}$ .

For check of fitness of the described method the experiments on problem solving of diagnostics of blades were conducted. On inputs(entrances) of the neural network the values of tags of blades (sets of values of spectra or value of differences of halfcycles fading waves and - or values of convolutions selected with the help of algorithm of iterated selection of convolution) moved. On an output(exit) of a NN the value compared to number of the class moved to which the copy of learning sample (for good blades - 0.1, for defective - 0.9) concerns.

The experiments have shown, that a NN successfully decide the task of a classification of blades on spectra of fading oscillations of blades of aereengines and differences of halfcycles of fading oscillations of blades, providing for want of it a rather high reliability of a classification for want of rather small time of learning.

#### References

1. Биргер И.А. Техническая диагностика.- М.: Машиностроение,1978.-240 с.
2. Дубровин В.И., Субботин С.А. Построение адаптивных систем классификации на основе нейронных сетей с латеральным торможением // Радиоэлектроника. Информатика. Управление, 1999, № 2, С. 110-114.
3. Субботін С.О. Нейронні мережі керують якістю // Пульсар, 1999, № 12, С. 8-10
4. Dubrovin V.I., Subbotin S.A. Choice of neuron transfer functions and research their influence for learning quality of neural networks / Proceedings of International Conference on Modern Problems of Telecommunications, Computer Science and Engineers Training TCSET'2000.- Lviv-Slavsko, 2000.-pp. 114-115
5. Аведьян Э.Д. Алгоритмы настройки многослойных нейронных сетей // Автоматика и телемеханика,1995, № 4, С.106-118.
6. Нейрокомпьютеры и интеллектуальные роботы / Амосов Н.М., Байдык Т.Н., Гольцев А.Д. и др.; под ред. Амосова Н.М.-Киев: Наукова думка, 1991.-272 с.
7. Boseniuk T., van der Meer M., Poschel T. A Multiprocessor system for high speed simulation of neural networks // Journal of New Generation Computer Systems.-1990, № 3.-pp. 65-71.
8. Neural Network Toolbox User's Guide / Demuth H., Beale M.- Natick: MathWorks Inc, 1997.- 700 pp.
9. Реклейтис Г., Рейвиндран А., Рэгсдел К. Оптимизация в технике: В 2-х кн. Кн.1 Пер с англ.- М.:Мир,1986.-349 с.
10. Дубровин В.И., Субботин С.А. Нейросетевая диагностика лопаток энергетических установок // «Датчики и преобразователи информации систем измерения, контроля и управления». Сборник материалов XII научно-технической конференции с участием зарубежных специалистов. Под ред. проф. В.Н. Азарова. М.: МГИЭМ, 2000.-С. 240-242