

неэлектрических величин — таких, как плотность, влажность, координаты движущихся объектов, цвета, шероховатость, концентрация, уровень жидкостей и т. д. Следует отметить, что применение этих линз открывает широкие возможности в разработке миниатюрных измерительных устройств для неразрушающего контроля различных физических параметров.

1. *Rahimov N. R., Mirzamakhmudov T. M.* Control device for qualitative parameters of liquids on the basis of photosensitive semiconductor sensors «УФД-1А». — Moscow: Vneshtorgizdat, 1989. — № 1379 Т. — P. 2.
2. *Rahimov N. R., Gafurov U. A., Zokirov R.* Semitransparent fluid colour sensor-analysier ДЦ-5М. — Moscow, Vneshtorgizdat, 1991. — № 3822 Т. — P. 2.
3. *Rahimov N. R., Gafurov U. A., Zokirov R., Isaqov M.* Fluid quality paramets control devise УФД — 4 М. — Moscow, Vneshtorgizdat, 1991. — № 3825 Т. — P. 2.
4. *Rahimov N. R., Gafurov U. A., Akhunjano M.* Sensor-probe for maisture determination ДЗВ-2М. — Moscow, Vneshtorgizdat, 1991. — № 3824 Т. — P. 2.

Ферган. политех. ин-т,  
Республика Узбекистан

5. *Берг А., Дин П.* Светодиоды. — М.: Мир. — 1979.
6. *Мухиддинов М. М.* Светодиоды и их применения для автоматического контроля и измерения. — Ташкент: Фан, 1976.
7. *Полупроводниковые* фотоприемники: ультрафиолетовый, видимый и ближний инфракрасный диапазон спектра / Под ред. В. И. Стафеева. — М.: Радио и связь. — 1984.
8. *Рахимов Н. Р., Хатамов С. О., Холмурзаев А. А.* Оптоэлектронный концентрормер глицерина на основе ИК-излучателя / INFRA-2000 (сб.ст.). — С. 256–259.
9. *Рахимов Н. Р., Тожиев Р. Ж., Холмурзаев А. А.* Оптический метод и разработки приборов для определения физических параметров нефти и нефтепродуктов / INNOVATION-2000 (Сб. ст.) — (сб.ст.)<sub>5</sub> — С. 141–143.
10. *А. С. № 1689813 СССР, МКИ<sup>5</sup> G 01 N 21/85.* Датчик-зонд для определения влажности / Т. М. Мирзамахмудов, Н. Р. Рахимов, У. Ф. Гафуров др. - Оpubл. 7.11.91; Бюл. № 41.
11. *А. с. № 1693482 СССР, МКИ<sup>7</sup> G 01 N 21/43.* Устройство для определения оптических параметров жидких сред. / Т. М. Мирзамахмудов, Н. Р. Рахимов, Э. С. Мусаев и др. — Оpubл. 23.11.91; Бюл. № 43.

Поступила в редакцию  
30.11.2000

УДК 621.785:681.32

## МЕТОДИКА ОЦЕНКИ КОЭФФИЦИЕНТА УПРОЧНЕНИЯ ДЕТАЛЕЙ ГАЗОТУРБИННЫХ АВИАДВИГАТЕЛЕЙ

**В. Н. ДУБРОВИН, С. А. СУББОТИН, В. К. ЯЦЕНКО**

Одной из важных задач при прогнозировании запаса прочности деталей газотурбинных авиадвигателей (ГТД) и внедрении нового технологического процесса является предварительная оценка коэффициента упрочнения  $\beta^y$  — отношения пределов выносливости упрочненной детали  $\sigma_{-1}^y$  и детали, окончательно обработанной по серийной технологии шлифованием или полированием  $\sigma_{-1}$ :  $\beta^y = \sigma_{-1}^y / \sigma_{-1}$ .

Для определения коэффициента упрочнения необходимо провести испытания на усталость определенного числа деталей, что на стадии проектирования является дорогостоящей и трудновыполнимой задачей. В настоящее время расчет запаса прочности деталей выполняется по результатам испытания на усталость стандартных образцов с различными концентраторами напряжений. В этом случае не всегда соблюдается подобие напряженного состояния в зоне контакта при деформационном упрочнении и изменение коэффициента упрочнения при переходе от упрочненного образца к детали [1].

Эффективность алмазного выглаживания, которое нашло применение в авиадвигателестроении, в значительной мере зависит от выбранных режимов, физико-механических и геометрических характеристик упрочняемых деталей и деформирующего инструмента.

© В. Н. Дубровин, С. А. Субботин, В. К. Яценко, 2001

В задачу исследования [2] входило получение с помощью теории подобия и анализа размерностей математической модели коэффициента упрочнения с участием параметров процесса алмазного выглаживания, физико-механических характеристик материалов деталей и инструмента с учетом изменения эффективности упрочнения при наличии концентрации напряжений и масштабного фактора деталей на этапе проектирования и внедрения технологического процесса.

В качестве факторов, наиболее полно отражающих физико-химические свойства деталей, предлагается использовать [1]:

- 1) твердость материала НВ, МПа;
- 2) среднее контактное давление в зоне деформирования  $q_{\max}$ , МПа;
- 3) полуось эллипса касания в зоне упругого контакта  $a$ , мм;
- 4) подача при выглаживании  $s$ , мм/об;
- 5) временное сопротивление разрыву  $\sigma_b$ , МПа;
- 6) предел текучести материала  $\sigma_{0,2}$ , МПа;
- 7) показатель деформационного упрочнения,  $n$ ;
- 8) теоретический коэффициент концентрации напряжений от следов обработки;
- 9) параметр исходной шероховатости детали  $R_{al}$ , мкм;
- 10) сила выглаживания  $P_y$ , Н;

- 11) радиус сферы алмазного инструмента  $R_{сф}$ ;
- 12) параметр шероховатости после выглаживания детали,  $R_{a2}$ , мкм;
- 13) теоретический коэффициент концентрации напряжений натурной детали (образца);
- 14) диаметр образца в осевом сечении  $d$ , мм;
- 15) радиус округления галтели или надреза  $r$ , мм;
- 16) относительный градиент первого главного напряжения.

В работе [2] на основе полученных экспериментальных данных строились статистические модели коэффициента упрочнения, которые в отдельных случаях допускали погрешность при расчете  $\beta^y$  свыше 10 %.

В настоящей работе для построения модели коэффициента упрочнения предлагается использовать искусственные нейронные сети (НС), поскольку они обладают высокими адаптивными свойствами и способностью к аппроксимации многомерных функциональных зависимостей [3].

**Многослойная нейронная сеть.** Основным вычислительным элементом многослойной нейронной сети (МНС) является нейрон [3–5]. Он выполняет параметрическое нелинейное преобразование входного вектора  $x$  в скалярную величину  $y$ . Нейроны образуют сеть, которая характеризуется следующими параметрами и свойствами: число слоев сети  $M$ ; число нейронов  $\mu$ -го слоя  $N_\mu$ ; связи между нейронами в слое отсутствуют, нейроны соседних слоев соединяются между собой: выходы нейронов  $\mu$ -го слоя ( $\mu = 1, 2, \dots, M-1$ ) поступают на входы нейронов только следующего ( $\mu + 1$ )-го слоя. Внешний векторный сигнал  $x$  поступает на входы нейронов только первого слоя, выходы нейронов последнего  $M$ -го слоя образуют вектор выходов сети  $y^{(M)}$ .

Структура сети показана на рисунке. Каждый  $i$ -й нейрон  $\mu$ -го слоя ( $\mu$ -й нейрон) преобразует входной вектор  $x^{(\mu,i)}$  в выходную скалярную величину  $y^{(\mu,i)}$ :

$$y^{(\mu,i)} = \psi \left( w_0^{(\mu,i)} + \sum_{j=1}^N w_j^{(\mu,i)} x_j^{(\mu,i)} \right),$$

где  $w^{(\mu,i)} = (w_0^{(\mu,i)}, w_1^{(\mu,i)}, \dots, w_N^{(\mu,i)})^T$  — вектор весовых коэффициентов нейрона,  $x_j^{(\mu,i)}$  —  $j$ -я компонента  $N$ -мерного входного вектора  $x^{(\mu,i)}$ ,  $\psi(x)$  — функция 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].

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  $y^*(k)$  [6, 7]:

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

где  $k$  — номер текущего цикла обучения НС,  $m = 1, 2, \dots, k$  — номера предыдущих циклов обучения НС,  $w$  — составной вектор-столбец весовых коэффициентов сети. Мгновенный критерий качества  $Q(\varepsilon(w, k))$ , входящий в интегральный критерий ка-

чества  $F(w)$ , зависит от вектора ошибки сети  $Q(\varepsilon(w, m))$ :  $\varepsilon(w, m) = y^{(M)}(m) - y^*(m)$ .

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  $g = \partial Q / \partial w$ . Тогда все итерационные градиентные методы будут работать в соответствии с формулой [6]:

$$w_{k+1} = w_k + \alpha_k \varphi(w_k),$$

где  $w_k, w_{k+1}$  — соответственно текущее и новое приближения значений весов и порогов НС к оптимальному решению;  $\alpha_k$  — шаг сходимости,  $\varphi(w_k)$  — направление поиска в  $N$ -мерном пространстве весов, учитывающее некоторым образом значение градиента целевой функции. Способ определения  $\varphi(w_k)$  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  $y^*$ .

**Алгоритм обучения МНС Левенберга-Марквардта** [6–9] требует наличия информации о значениях вторых производных целевой функции. Алгоритм может обучать НС, пока ее веса, входы и функции активации имеют производные.

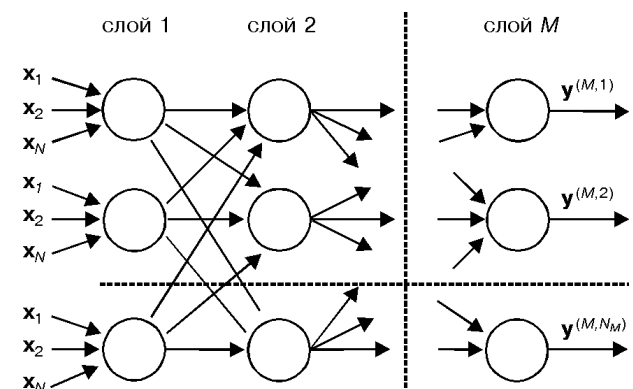
В алгоритме Левенберга-Марквардта используется алгоритм обратного распространения ошибки [7], чтобы вычислить якобиан  $J$  целевой функции  $F(w)$  относительно весов и порогов сети. Каждый вес и порог изменяются в соответствии с корректирующим правилом, которое в матричной форме имеет вид

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

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 этого изменения вносятся в сеть и  $\eta$  уменьшается в  $\eta^-$  раз.

**Эксперименты и результаты.** Для моделирования коэффициента упрочнения были использованы результаты испытаний на усталость 59 партий образцов диаметром от 7,5 до 60,0 мм, изготовленных из высоколегированных сталей и сплавов марок 40ХН2МАШ, 13Х11Н2В2МФШ, 12ХН3А,



Структура многослойной нейронной сети.

Таблица 1. Фрагмент экспериментальных данных [1]

Номер экземп- ляра	Номер признака																$\beta^y$
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	
1	2350	3390	0,140	0,080	900	650	0,116	1,45	1,10	100	3,0	0,25	1,00	10	10	0,43	1,16
6	3300	5630	0,219	0,085	1150	1000	0,126	0,35	0,85	400	3,0	0,12	1,00	10	10	0,43	1,39
10	2700	5570	0,220	0,080	950	600	0,103	0,35	0,85	400	3,0	0,60	1,00	10	10	0,43	1,51
12	3300	5110	0,199	0,060	1150	1000	1,126	1,35	0,85	300	3,0	0,10	1,00	10	10	0,43	1,38
20	2300	3900	0,126	0,080	950	850	0,106	1,25	0,23	110	3,0	0,14	1,00	7,5	10	0,50	1,27
21	3100	5500	0,202	0,080	960	850	0,131	1,45	1,10	300	2,5	0,19	1,00	10	10	0,43	1,45
22	2850	4860	0,196	0,080	1000	700	0,103	1,35	0,85	250	2,5	0,12	1,00	10	10	0,43	1,50
25	2600	3970	0,125	0,080	1000	800	0,126	1,30	0,70	110	3,0	0,07	1,00	7,5	10	0,50	1,44
27	3300	5630	0,219	0,080	1150	1000	0,126	1,45	1,15	400	3,0	0,14	1,15	10	6	0,575	1,29
30	2350	3140	0,400	0,080	950	850	0,106	1,25	0,63	200	2,5	0,40	1,45	60	10	0,30	1,57
32	2550	5330	0,224	0,080	960	770	0,115	1,25	0,65	400	3,0	0,11	1,00	10	10	0,43	1,47
33	3300	4810	0,176	0,085	1150	1000	0,126	1,80	2,80	200	2,5	1,00	1,00	10	10	0,43	1,43
38	2700	4780	0,177	0,080	950	600	0,103	1,80	2,80	200	2,5	0,35	1,00	10	10	0,43	1,49
44	2350	4620	0,180	0,080	900	650	0,116	1,80	2,80	200	2,5	0,35	1,00	10	10	0,43	1,66
50	2300	3900	0,126	0,080	950	850	0,106	1,70	2,50	110	3,0	0,60	1,00	7,5	10	0,50	1,20
52	2600	3970	0,125	0,100	1000	800	0,126	1,65	2,40	110	3,0	0,30	1,00	7,5	10	0,50	1,13
54	3300	3480	0,139	0,080	1180	1000	0,126	1,65	2,40	100	3,0	1,20	2,52	10	0,25	8,20	1,83
58	2550	5330	0,210	0,100	960	770	0,115	1,65	2,30	400	3,0	0,25	1,00	10	10	0,43	1,35

14X17Н2Ш, ХН77ТЮР, Х12НМБФШ, 18X15НЗМАШ [1].

Алмазное выглаживание образцов проводилось инструментами с радиусами сферы от 0,8 до 3,0 мм. Твердость исследуемых материалов находилась в пределах  $HV\ 2350 \dots 3300$  МПа, временное сопротивление разрыву  $\sigma_B = 950 \dots 1150$  МПа, предел текучести  $\sigma_{0,2} = 600 \dots 1000$  МПа, показатель

деформационного упрочнения  $n = 0,103 \dots 0,131$ , сила выглаживания  $P_y = 100 \dots 500$  Н, подача  $s = 0,03 \dots 0,16$  мм/об., относительный градиент первого главного напряжения  $G = 0,43 \dots 2,51$  мм.

Для гладких образцов  $\bar{G}_0 = 0,5\text{ мм}^{-1}$  ( $d = 7,5$  мм и  $r = 10$  мм).

Испытания на усталость проводились на электромагнитной установке в режиме резонансных колебаний ( $\nu = 310 \dots 320$  Гц) при плоском знакопеременном изгибе консольно закрепленного образца и чистом изгибе с вращением на машине МВП-10000 ( $\nu = 50$  Гц). Для каждой партии (10... 12 образцов) определяли пределы выносливости упрочненных образцов  $\sigma_{-1}^y$  и исходных образцов для вероятности разрушения  $P = 50\%$  [1, 2]. Фрагмент результатов испытаний на усталость и значения факторов представлен в табл. 1.

Моделирование коэффициента упрочнения осуществлялось с помощью двухслойного перцептрона [7–9], первый слой которого содержал 4 нейрона, а второй — 1 нейрон. Все нейроны имели сигмоидную функцию активации  $\psi(x) = 1 / (1 + e^{-x})$ .

На входы НС подавались значения факторов, а на выход — коэффициента упрочнения для соответствующего образца.

В качестве целевой функции при обучении использовался минимум среднеквадратической ошибки сети для всей выборки  $goal = 10^{-6}$ . Обучение НС проводилось на основе алгоритма Левенберга-Марквардта. При обучении НС значение  $\eta$  полагалось равным 0,9, шаг обучения  $\alpha_k = 0,00001$ , максимальное число циклов обучения НС  $epochs = 500$ .

Матрица весовых коэффициентов, полученная в результате обучения НС, представлена в табл. 2. Результаты нейросетевого моделирования коэффициента упрочнения приведены в табл. 3. Здесь  $\beta^y$  — значение коэффициента упрочнения, получен-

Таблица 2. Матрица весовых коэффициентов НС  $w_j^{(\mu,i)}$ -параметров нейросетевой модели коэффициента упрочнения

Номер входа нейрона $j$	Номер нейрона в слое $i$				Номер слоя $\mu$
	1	2	3	4	
0	14,1894	-5,1831	-10,8277	-5,3176	1
1	-21,1447	4,6313	-0,7001	0,9456	
2	-7,8715	-3,2767	0,4041	3,4354	
3	-11,5879	35,883	6,7379	5,2636	
4	-2,8764	15,19	-1,1862	2,0939	
5	34,8108	-4,2685	0,3106	-2,1849	
6	-14,0461	11,9728	-0,4762	2,2898	
7	-1,3948	28,2757	-36,5509	19,7894	
8	-4,4415	-0,8422	-1,7184	3,4117	
9	-5,6667	-8,1141	13,0482	1,4346	
10	6,1819	-7,5646	-2,5819	-1,7134	
11	-1,5746	-10,854	-3,4903	2,2829	
12	10,664	4,4055	5,3613	-8,4166	
13	-0,7028	0,5237	-1,0671	1,2218	
14	-21,3477	15,2453	-8,8919	5,6718	
15	-0,9858	7,8709	15,4614	-2,6364	
16	0,4963	-7,2036	30,9704	0,4219	
0	-34,3184				2
1	37,3173				
2	-32,6482				
3	29,7206				
4	63,3830				

**Таблица 3. Результаты нейросетевого моделирования**

Номер экзем- пляра	$\beta^y$	$\beta^y_{расч}$	Номер экзем- пляра	$\beta^y$	$\beta^y_{расч}$	Номер экзем- пляра	$\beta^y$	$\beta^y_{расч}$
1	1,16	1,16	21	1,45	1,45	41	1,58	1,58
2	1,27	1,27	22	1,5	1,5	42	1,6	1,6
3	1,38	1,38	23	1,61	1,61	43	1,56	1,56
4	1,54	1,54	24	1,64	1,64	44	1,66	1,66
5	1,46	1,46	25	1,44	1,44	45	1,6	1,6
6	1,35	1,35	26	1,13	1,13	46	1,59	1,59
7	1,39	1,39	27	1,29	1,29	47	1,55	1,55
8	1,35	1,35	28	1,29	1,29	48	1,56	1,56
9	1,21	1,21	29	1,32	1,32	49	1,53	1,53
10	1,51	1,51	30	1,42	1,42	50	1,2	1,2
11	1,51	1,51	31	1,57	1,57	51	1,19	1,19
12	1,38	1,38	32	1,47	1,47	52	1,15	1,15
13	1,37	1,37	33	1,43	1,43	53	1,13	1,13
14	1,21	1,21	34	1,4	1,4	54	1,83	1,83
15	1,38	1,38	35	1,48	1,48	55	1,75	1,75
16	1,38	1,38	36	1,52	1,52	56	1,23	1,23
17	1,38	1,38	37	1,48	1,48	57	1,22	1,22
18	1,37	1,37	38	1,49	1,49	58	1,39	1,39
19	1,33	1,33	39	1,45	1,45	59	1,35	1,35
20	1,27	1,27	40	1,6	1,6			

ное экспериментально;  $\beta^y_{расч}$  — расчетное значение, полученное с помощью НС. Время обучения НС составило 106,7 с, количество затраченных циклов обучения — 3,39, среднеквадратическая ошибка  $9,94262 \cdot 10^{-7}$ .

Высокая точность, обеспечиваемая при моделировании коэффициента упрочнения на основе НС, позволяет рассчитывать предел выносливости лопаток на стадии разработки технологического процесса по формуле  $\sigma_{-1} = \sigma_{-1} / \beta^y$ . Результаты моделирования коэффициента упрочнения лопа-

ток ГТД на основе НС являются вполне приемлемыми для применения на практике.

1. *Богуслаев В. А., Яценко В. К., Притченко В. Ф.* Технологическое обеспечение и прогнозирование несущей способности деталей ГТД. — Киев: рукопись, 1993. — 333 с.
2. *Повышение несущей способности деталей машин алмазным выглаживанием* / В. К. Яценко, Г. З. Зайцев, В. Ф. Притченко и др. — М.: Машиностроение, 1985. — 232 с.
3. *Дубровин В. И.* Идентификация и оптимизация сложных технических процессов и объектов. — Запорожье: ЗГТУ, 1997. — 92 с.
4. *Дубровин В. И., Субботин С. А.* Нейросетевое моделирование и оценка параметров нелинейных регрессий / Сб. докл. 6-й Всерос. конф. «Нейрокомпьютеры и их применение», Москва. 16–18 февраля 2000. — М.: Издат. предпр. ж-ла «Радиотехника», 2000. — С. 118–120.
5. *Dubrov V. I., Subbotin S. A.* Choice of neuron transfer functions and research their influence for learning quality of neural networks / Proc. of Intern. con. on modern problems of telecommunications, computer science and engineers training TCSET'2000. — Lviv-Slavsko, 2000. — P. 114–115.
6. *Адаменко В. А., Дубровин В. И., Субботин С. А.* Диагностика лопаток авиадвигателей по спектрам затухающих колебаний после ударного возбуждения на основе нейронных сетей прямого распространения // Нові матеріали і технології в металургії та машинобудуванні. — 2000. — № 1. — С. 91–96.
7. *Дубровин В. И., Субботин С. А.* Обобщенный градиентный алгоритм обучения многослойных нейронных сетей // Электротехніка та електроенергетика. — 2000. — № 1. — С. 17–22.
8. *Дубровин В. И., Субботин С. А.* Нейросетевая диагностика лопаток энергетических установок // Датчики и преобразователи информации систем измерения, контроля и управления: Сб. матер. XII науч.-техн. конф. с участием зарубежных специалистов / Под ред. проф. В. Н. Азарова. — М.: МГИЭМ, 2000. — С. 240–242.
9. *Дубровин В. И., Субботин С. А.* Диагностика на основе эвристических алгоритмов в условиях ограниченного объема обучающей выборки // Proc. of Internat. conf. «Soft computing and measurement» SCM-2000, 27–30 June 2000. — Saint-Petersburg: Saint-Petersburg State Electrotechnical University (LETI), 2000. — CD-ROM.

Запорож. гос. техн. ун-т

Поступила в редакцию  
22.02.2001

Окончание. Начало на с. 32.

6. *Кір'яни В. И.* До подовження терміну експлуатації магістральних трубопроводів, які відпрацювали свій нормативний строк. — Механіка і фізика руйнування будів. матер. та конструкцій. — Вип. 3. — 1998. — С. 21–24.
7. *Слоистое, слоисто-хрупкое и слоисто-вязкое разрушение сварных соединений* / В. С. Гиренко, А. В. Бернацкий, М. Д. Рабкина, Н. П. Коржова // Пробл. прочности. — 1987. — № 3. — С. 70–76.
8. *Crack opening displacement (COD) testing.* BS 5762:1979.
9. *Сиратори М., Миёси Т., Мицусита Х.* Вычислительная механика разрушения. — М.: Мир, 1986. — С. 71.
10. *Гиренко В. С., Дядин В. П.* Корреляция характеристик трещиностойкости материалов и сварных соединений с резуль-

- татами стандартных механических испытаний // Автомат. сварка. — 1990. — № 6. — С. 1–4.
11. *Гиренко В. С., Дядин В. П.* Зависимости между ударной вязкостью и критериями механики разрушения  $\delta_{ic}$ ,  $K_{1c}$  конструкционных сталей и их сварных соединений // Там же. — 1985. — № 9. — С. 14–15.
12. *Гиренко В. С., Дядин В. П.* Зависимости между ударной вязкостью и критериями механики разрушения конструкционных материалов и их сварных соединений // Там же. — 1986. — № 10. — С. 61–62.
13. *Phaal R., Madnald K. A., Brown P. A.* Correlations between fracture toughness and charpu impact energy. — 1993, Dok. 5605/7/93.

Ин-т электросварки им. Е. О. Патона НАН Украины,  
Киев

Поступила в редакцию  
14.05.2001