

УДК 004.8:621.791.763

Н.А. Зубрецкая, С.С. Федин

Киевский национальный университет технологий и дизайна, Киев

## ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПРОЧНОСТИ СВАРНЫХ ТОЧЕЧНЫХ СОЕДИНЕНИЙ

Разработаны однофакторная регрессионная и многофакторная нейросетевая модели для прогнозирования прочности сварных точечных соединений в зависимости от значений их конструктивных параметров. Показано, что в условиях мультиколлинеарности факторов одним из наиболее эффективных методов установления многофакторных зависимостей между средними значениями конструктивных параметров и прочностью сварных точечных соединений является нейросетевое моделирование.

**Ключевые слова:** прогнозирование, прочность, сварные точечные соединения, регрессионная модель, нейросетевая модель.

### Введение

В условиях производства значительный разброс значений прочности сварных точечных соединений  $P$  обусловлен рассеянием их конструктивных (геометрических) параметров (характеристик) [1, 2]. Основными геометрическими параметрами, влияющими на прочность точечного сварного соединения (рис. 1), являются: диаметр ядра расплавленного металла  $d_{\text{я}}$ , проплавление деталей  $A_{\text{п}}$  и глубина вмятин от электродов  $B$  [3, 4].

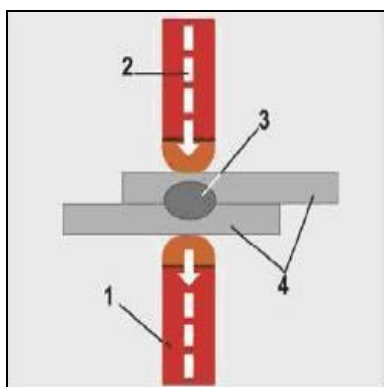


Рис. 1. Схема сварного точечного соединения: 1 – электрод; 2 – электрический ток; 3 – ядро; 4 – свариваемый материал

Статистический анализ данных распределения характеристик сварных точечных соединений по критерию  $\chi^2$  показала соответствие его во многих случаях нормальному распределению [5]. При этом, как показано в работах [6, 7], для прогнозирования прочности соединений целесообразно использовать однофакторные или многофакторные регрессионные модели, а в случае неизвестного закона распре-

деления геометрических параметров – адаптивные нейросетевые модели.

Анализ литературных данных показывает, что для повышения достоверности прогнозных оценок прочности сварных точечных соединений в качестве исходной информации при разработке моделей целесообразно использовать средние значения факторов (предикторов)  $d_{\text{я}}$ ,  $A_{\text{п}}$ ,  $B$  и признака (отклика)  $P$  [1, 5]. Однако, несмотря на высокую информативность средних значений предикторов и отклика, проблемой создания многофакторных регрессионных и нейросетевых моделей является мультиколлинеарность факторов и ограниченность объема обучающей выборки соответственно [8].

**Целью исследования** является установление многофакторной зависимости между значениями конструктивных параметров и прочностью сварных точечных соединений.

**Задачи исследования** заключаются в создании однофакторных и многофакторных моделей для прогнозирования прочности сварных точечных соединений.

### Предварительная обработка экспериментальных данных

Предварительный анализ экспериментальных данных (табл. 1) заключался в получении коэффициентов парной корреляции Пирсона между факторами  $d_{\text{я}}$ ,  $A_{\text{п}}$ ,  $B$  и признаком  $P$ , оценке их значимости и определении мультиколлинеарности с использованием системы анализа данных STATISTICA 6.1.

Оценки коэффициентов парной корреляции свидетельствуют о значимом влиянии всех факторов  $d_{\text{я}}$ ,  $A_{\text{п}}$  и  $B$  на отклик  $P$  (рис. 2).

Таблица 1

Средние значения конструктивных параметров сварных соединений

Объем выборки	Диаметр ядра $d_{я}$ , мм	Проплавление $A_{п}$ , %	Глубина вмятины $B$ , %	Средняя прочность $P$ , кН
500	4,13	49,50	9,25	1,78
570	4,37	50,08	9,30	1,90
560	4,20	49,00	9,67	1,94
...	...	...	...	...
560	6,25	56,45	9,71	5,78

Переменная	$P$
$d_{я}$	0,87
$A_{п}$	0,84
$B$	0,63

Рис. 2. Результаты корреляционного анализа входных факторов

Результат исследования мультиколлинеарности представлен на рис. 3.

Переменная	$d_{я}$	$A_{п}$	$B$	$P$
$d_{я}$	1,00	0,93	0,61	0,87
$A_{п}$	0,93	1,00	0,63	0,84
$B$	0,61	0,63	1,00	0,63
$P$	0,87	0,84	0,63	1,00

Рис. 3. Результат исследования мультиколлинеарности

Анализ полученных результатов позволил установить, что при создании регрессионной модели из трех факторов необходимо отсеять  $A_{п}$  и  $B$ , для которых значение коэффициента корреляции с откликом  $P$  является меньшим.

### Создание однофакторной регрессионной прогнозной модели

На основе регрессионного анализа экспериментальных данных, реализованного в системе STATISTICA 6. 1 получена диаграмма рассеяния переменных  $d_{я}$  и  $P$  и построена линейная регрессионная модель вида  $P = 1,30d_{я} - 3,27$  (рис. 4). Оценки параметров полученной линейной регрессионной модели свидетельствуют об их значимости (рис. 5).

Полученные значения коэффициента множественной корреляции  $R=0,873$  (совпадающего для однофакторной модели с коэффициентом парной корреляции), коэффициента детерминации  $D=R^2=0,762$  и критерия Фишера  $F=51,300$ ,  $F_p > F_t$ ,  $51,300 > 4,494$  свидетельствуют об адекватности и надежности в статистическом смысле полученной модели, т.е. о её соответствии фактическим статистическим данным (рис. 6).

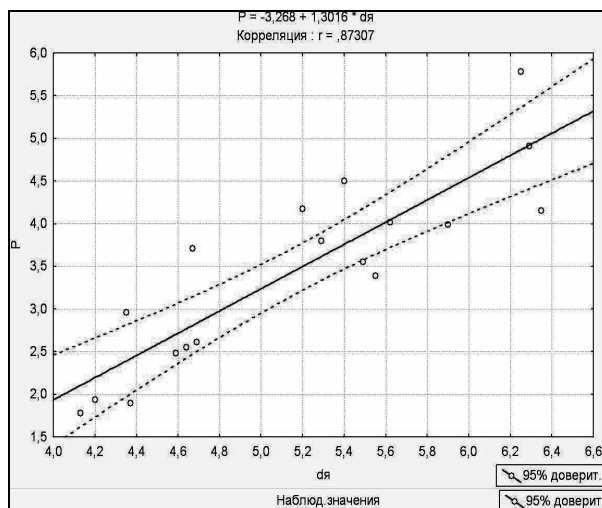


Рис. 4. Диаграмма рассеяния и линейная модель для переменных  $d_{я}$  и  $P$

	БЕТА	Стд. Ош. БЕТА	$B$	Стд. Ош. $B$	$t(16)$	$p$ -уров.
Св.член			-3,26828	0,947729	-3,44854	0,003304
$d_{я}$	0,873075	0,121897	1,30156	0,181721	7,16242	0,000002

Рис. 5. Оценки параметров однофакторной регрессионной модели

Результаты множ. регрессии

Зав. перем.:  $P$  Множест.  $R = ,87307463$   $F = 51,30022$   
 $R^2 = ,76225930$   $ss = 1,16$   
 Число набл.: 18 скоррек.  $R^2 = ,74740051$   $p = ,000002$   
 Стандартная ошибка оценки: ,554050115  
 Своб. член: -3,268280881 Ст. ошибка: ,9477292  $t(16) = -3,449$   $p = ,0033$

$d_{я}$  бета=,873

(выделены значимые бета)

Выделяемый уровень значимости: ,05

Быстрый | Дополнительно | Остатки/предсказанные/наблюдаемые значения

Анализ остатков | Предсказанные значения  
 Описательные статистики | Предсказать зависимую переменную  
 Сгенерировать код | Границы для предсказания  $p$ -уров.: ,05  
 Доверит. границы для средних

Рис. 6. Критерии оценки качества регрессионной модели

С использованием функции «Анализ остатков», получена диаграмма рассеяния по прогнозным значениям и остаткам (рис. 7). Результат прогнозирования представлен на рис. 8.

Достоверность прогноза, полученного с использованием линейной однофакторной модели, определяли на основе критерия – отношения стандартного отклонения ошибки прогноза к стандартному отклонению прогнозируемого показателя  $s = \frac{0,29}{1,10} = 0,26$  (рис. 9).

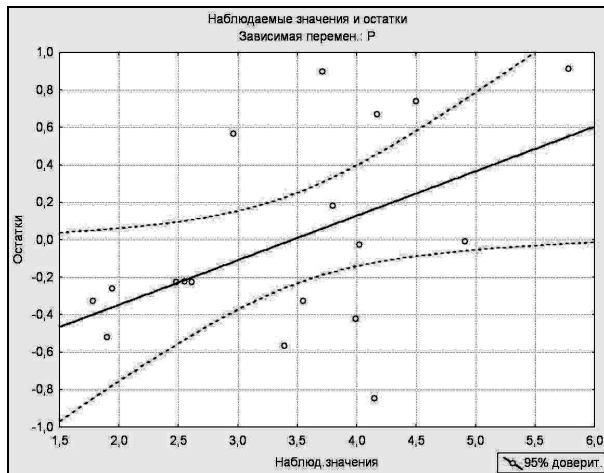


Рис. 7. Диаграмма рассеяния по прогнозным значениям и остаткам

Набл. No.	Предсказанные значения и остатки (Исходные данные.sta) Зависимая перемен.: P					
	Наблюд. значение	Предск. значение	Остатки	Станд. предск.	Станд. Остатки	Стд. Ош. предск.
1	1,780000	2,107162	-0,327162	-1,40040	-0,59049	0,229056
2	1,900000	2,419537	-0,519537	-1,07585	-0,93771	0,194818
3	1,940000	2,198272	-0,258271	-1,30574	-0,46615	0,218725
4	2,960000	2,393505	0,566495	-1,10289	1,02246	0,197530
5	2,480000	2,705880	-0,225880	-0,77834	-0,40769	0,167312
6	2,610000	2,836036	-0,226036	-0,64310	-0,40797	0,156595
7	3,390000	3,955378	-0,565377	0,51989	-1,02045	0,148103
8	3,990000	4,410923	-0,420924	0,99321	-0,75972	0,186726
9	3,550000	3,877284	-0,327284	0,43875	-0,59071	0,143283
10	3,800000	3,616972	0,183028	0,16829	0,33035	0,132534
11	2,550000	2,770958	-0,220958	-0,71072	-0,39881	0,161787
12	4,150000	4,996625	-0,846625	1,60175	-1,52807	0,251757
13	4,910000	4,918532	0,008532	1,52061	-0,01540	0,242501
14	4,500000	3,760144	0,739857	0,31704	1,33536	0,137365
15	3,710000	2,810005	0,899995	-0,67015	1,62439	0,158630
16	4,170000	3,499831	0,670169	0,04658	1,20958	0,130741
17	4,020000	4,046487	-0,026487	0,61456	-0,04781	0,154511
18	5,780000	4,866469	0,913531	1,46652	1,64882	0,236409
Минимум	1,780000	2,107162	-0,846625	-1,40040	-1,52807	0,130741
Максим.	5,780000	4,996625	0,913531	1,60175	1,64882	0,251757
Среднее	3,455000	3,455000	0,000000	-0,00000	0,00000	0,180466
Медиана	3,630000	3,558402	-0,223419	0,10743	-0,40325	0,164549

Рис. 8. Прогнозные значения и остатки отклика P

Переменная	Описательные статистики (Исходные данные.sta)				
	N набл.	Среднее	Минимум	Максимум	Стд. откл.
P	18	3,455000	1,780000	5,780000	1,102384
Ошибка прогноза	18	0,441453	0,008532	0,913531	0,287351

Рис. 9. Стандартные отклонения прочности и ошибки прогноза

Результат оценки этого критерия свидетельствует о достаточно высокой достоверности прогнозирования прочности сварных точечных соединений с использованием линейной однофакторной модели. Очевидно, что и в случае построения однофакторных линейных регрессионных моделей по двум другим предикторам  $A_{II}$  и  $B$  можно получить достоверный результат прогнозирования прочности, о чем свидетельствуют высокосignификантные оценки их коэффициентов парной корреляции и отклика  $P$  (рис. 2).

Следует отметить, что, несмотря на адекватность, такие модели основаны на высокой степени абстракции и низкой информативности, что обу-

словлено исследованием влияния каждого отдельного фактора на отклик. Это противоречит реальному многофакторному физическому процессу точечной сварки и системному свойству эмерджентности, согласно которому достоверность прогнозирования свойств системы в целом снижается при уменьшении числа её анализируемых частей [9].

Прогнозирование прочности сварных точечных соединений с учетом свойства эмерджентности возможно на основе использования нейросетевых моделей, которые являются универсальными аппроксиматорами нелинейных многомерных зависимостей.

### Создание многофакторной нейросетевой прогнозной модели

Создание модели нейронной сети осуществляли на основе экспериментальных данных (табл. 1) с использованием системы моделирования нейронных сетей BrainMaker Professional. В качестве архитектуры модели использовали прямослойную нейронную сеть с одним скрытым слоем, число нейронов в котором, равное трем, определяли в соответствии с зависимостью

$$N = 2\sqrt{mn},$$

где  $m$  – количество предикторов:  $X_1 \equiv d_{я}$ ;  $X_2 \equiv A_{II}$ ;  $X_3 \equiv B$ , а  $n$  – число откликов  $Y \equiv P$  (рис. 10).

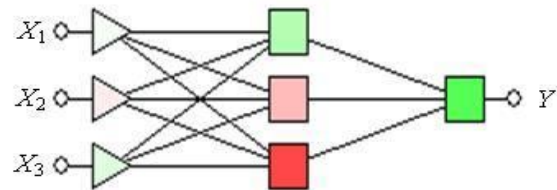


Рис. 10. Архитектура нейросетевой модели

Для повышения обобщающих способностей нейросетевой модели исходные данные по её входам и выходу масштабировали с использованием линейной нормировки, а для интерпретации результатов прогнозирования применяли преобразование обратное масштабированию [8, 10]. Полученная обучающая выборка представлена в табл. 2.

Таблица 2

Фрагмент обучающей выборки, полученной в результате масштабирования исходных данных

$X_1$	$X_2$	$X_3$	$Y$
0,000	0,085	0,000	0,000
0,108	0,155	0,109	0,030
0,032	0,024	0,913	0,040
...	...	...	...
0,955	0,926	1,000	1,000

Нейросетевая модель с параметром  $TOL=0,05$  и допуском  $D = \pm TOL(Y_{max}-Y_{min})$  обучена для достижения 95%-й точности прогнозирования. График

сходимости обучения модели нейросети в интервале (6000–6869) запусков по критерию среднеквадратической погрешности приведен на рис. 11.



Рис. 11. График сходимости обучения нейросетевой модели

Результат прогнозирования с использованием разработанной многофакторной модели нейронной сети приведен на рис. 12.

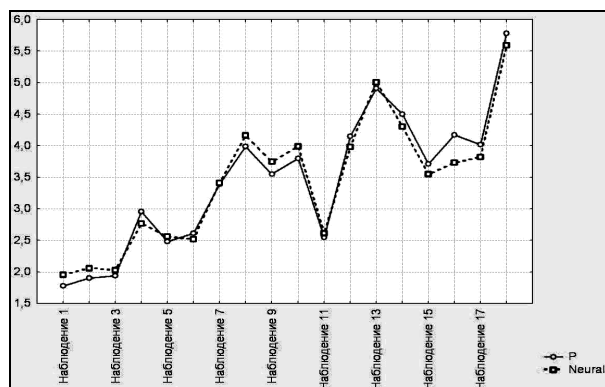


Рис. 12. Результат нейросетевого прогноза прочности соединений P

Достоверность прогноза, полученного с использованием многофакторной нейросетевой модели (рис. 13), определяли по критерию

$$S = 0,09/1,10 \approx 0,08.$$

Переменная	Описательные статистики (Исходные_данные_sta)				
	N набл.	Среднее	Минимум	Максимум	Стд. откл.
P	18	3,455000	1,780000	5,780000	1,102384
Ошибка нейросети	18	0,160022	0,019200	0,439600	0,088976

Рис. 13. Стандартные отклонения прочности P и ошибки нейросетевого прогноза

Таким образом, использование многофакторной нейросетевой модели по сравнению с регресси-

онными моделями позволило значительно повысить достоверность прогноза прочности сварных точечных соединений.

## Выводы

Для прогнозирования прочности сварных точечных соединений в зависимости от значений их конструктивных параметров разработаны однофакторная регрессионная и многофакторная нейросетевая модели. Установлено, что в условиях мультиколлинеарности факторов – конструктивных параметров соединений использование многофакторной нейросетевой модели позволило примерно в три раза повысить достоверность прогнозирования прочности сварных точечных соединений по сравнению с регрессионной моделью.

## Список литературы

1. Козловский, С.Н. Основы теории и технологии программированных режимов контактной точечной сварки: монография / С.Н. Козловский. – Красноярск: СибГАУ, 2006. – 260 с.
2. Кочергин, К.А. Контактная сварка / К.А. Кочергин. – Л.: Машиностроение, 1987. – 240 с.
3. Контактная сварка. Соединения сварные. Конструктивные элементы и размеры: ГОСТ 15878-79. – М.: Изд-во стандартов, 1979. – 6 с.
4. Сварка металлов плавлением. Статистическая оценка качества по результатам неразрушающего контроля: ГОСТ 25997-83. – М.: Издательство стандартов, 1984. – 16 с.
5. Бурмистров, В.П. Обеспечение качества неразъемных соединений и полуфабрикатов / В.П. Бурмистров. – Л.: Машиностроение, 1985. – 223 с.
6. Федин С.С. Многофакторное прогнозирование качества изготовления неразъемных соединений / С.С. Федин, Н.А. Зубрецькая // Системы обработки информации. – Х.: ХУПС, 2011. – Вып. 8(98). – С. 130–134.
7. Зубрецькая, Н.А. Повышение эффективности использования измерительной информации о параметрах качества сварных точечных соединений на основе нейросетевого моделирования / Н.А. Зубрецькая, С.С. Федин // Вісник Інженерної академії України. – 2012. – №2. – С. 231–234.
8. Ясницкий, Л.Н. Введение в искусственный интеллект / Л.Н. Ясницкий. – М.: Академия, 2005. – 176 с.
9. Качала, В.В. Основы теории систем и системного анализа / В.В. Качала. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007. – 216 с.
10. Боровиков, В.П. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks: Методология и технологии современного анализа данных / Под ред. В.П. Боровикова. [2-е изд.]. – М.: Горячая линия-Телеком, 2008. – 392 с.

Поступила в редколлегию 29.04.2014

Рецензент: д-р техн. наук, проф. И.В. Петко, Киевский национальный университет технологий и дизайна, Киев.

## ПРОГНОЗУВАННЯ МІЦНОСТІ ЗВАРНИХ ТОЧКОВИХ З'ЄДНАНЬ

Н.А. Зубрецька, С.С. Федін

Розроблено однофакторну регресійну та багатфакторну нейромережну моделі для прогнозування міцності зварних точкових з'єднань залежно від значень їх конструктивних параметрів. Показано, що в умовах мультиколінеарності

*факторів одним з найбільш ефективних методів встановлення багатофакторних залежностей між середніми значеннями конструктивних параметрів і міцністю зварних точкових з'єднань є нейромережне моделювання.*

*Ключові слова:* прогнозування, міцність, зварні точкові з'єднання, регресійна модель, нейромережна модель.

#### **PREDICTION STRENGTH WELDED CONNECTION POINT**

N.A. Zubretskya , S.S. Fedin

*Developed univariate regression and neural network multivariable models to predict the strength of welded joints in point values depending on their design parameters. It is shown that under conditions of multicollinearity factors one of the most effective methods to identify multivariate relationships between the mean values of the design parameters and the strength of welded connections is the point neural network modeling.*

*Keywords:* forecasting, strength, welded connection point, the regression model, the neural network model.