

НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ И ОПТИМИЗАЦИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ КОНТАКТНОЙ ТОЧЕЧНОЙ СВАРКИ

С.С. ФЕДИН, Н.А. ЗУБРЕЦКАЯ

Аннотация. На основе нейросетевого моделирования и алгоритма симплекс-поиска предложена методика установления оптимальных значений параметров технологических процессов при решении обратной задачи многофакторной регрессии. Практическое использование методики реализовано на примере технологического процесса контактной точечной сварки и направлено на оптимизацию конструктивного параметра — диаметра ядра сварных соединений для уменьшения уровня их дефектности при серийном изготовлении.

Ключевые слова: модель нейронной сети, оптимизация, симплекс-поиск, точечные сварные соединения, диаметр ядра, уровень дефектности.

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время одним из наиболее широко используемых способов сварочного производства изделий машиностроения является контактная точечная сварка (КТС). Так, например, в автомобилестроении около 70 % объема сварочных работ выполняется этим способом [1, 2]. В технологии КТС ядро расплавленного металла свариваемых деталей соединения характеризуется конструктивными параметрами, к которым относят диаметр ядра d , величину проплавления h и величину вмятины g . Эти параметры оказывают наиболее значимое влияние на прочностные свойства точечного сварного соединения [3–6]. Поэтому основной задачей технологии КТС является получение оптимальных значений конструктивных параметров (геометрических характеристик), которые должны находиться в пределах технологических допусков [7]. При этом практический опыт показывает, что рассеяние геометрических характеристик неразъемных соединений зависит от технологических режимов КТС и может в ряде случаев описываться различными прогнозными моделями [3].

Известно, что результативность прогнозной или регрессионной модели заключается в нахождении параметра качества изделия (соединения) по новому набору параметров технологического процесса, когда на вход модели подается массив значений независимых переменных, а на выходе оценивается значение зависимой переменной — отклика [8]. В условиях большого разброса значений характеристик неразъемных соединений актуальным является решение обратной задачи — определения совокупности оптимальных значений независимых переменных по известным значениям отклика. Подобные оптимизационные задачи возникают, например, при массовом или серийном производстве точечных сварных соединений, где переменная

отклика может быть представлена в виде одного или нескольких конструктивных параметров соединения, а независимыми переменными являются показатели технологического процесса, т.е. совокупность параметров технологических режимов КТС [3].

Одним из вариантов решения обратной задачи регрессии является совместное применение нейросетевого моделирования и симплекс-метода, позволяющего минимизировать (максимизировать) произвольную функцию за конечное число итераций [9]. Следует отметить, что при отсутствии ограничений, за исключением требования непрерывности целевой функции, преимуществом симплекс-метода является относительно малое машинное время получения результата оптимизации при любом числе независимых переменных [10, 11]. Сущность процесса оптимизации при совместном использовании нейросетевого моделирования и симплекс-метода заключается в том, что для каждого выбранного множества независимых переменных (предикторов) прогноз нейросетевой модели сравнивается с желаемым значением отклика. Эта процедура повторяется до тех пор, пока не будет найдено множество значений предикторов, на котором оптимизационная модель позволяет получить равное или максимально близкое к желаемому значение переменной отклика.

Таким образом, научный интерес представляет процедура оптимизации качества неразъемных соединений в зависимости от параметров технологического процесса КТС, для реализации которой требуется решить следующие взаимосвязанные задачи математического и компьютерного моделирования:

- установить регрессионную зависимость между параметрами технологического процесса (предикторами) и контролируемым параметром качества соединений d (откликом) с использованием нейросетевых моделей;
- определить оптимальные значения предикторов при заданной целевой величине отклика на основе симплекс-метода.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Процесс моделирования и оптимизации технологических режимов КТС включает создание вероятностных, нейросетевых и оптимизационных моделей. Эти модели можно получить в результате проведения серии вычислительных экспериментов с использованием методов и алгоритмов:

- статистической оценки уровня дефектности сварных точечных соединений;
- нейросетевого моделирования регрессионной зависимости между предикторами $X_1 — X_8$ и откликом Y — диаметром ядра d ;
- симплекс-поиска оптимальных значений предикторов по целевому значению отклика d .

Пусть задана обучающая выборка данных $\langle X_i, X_j^F \rangle$, где X_i — технологические режимы КТС, $i = 1, 2, \dots, N$, Y_j^F — конструктивные параметры точечных сварных соединений, $j = 1, 2, \dots, M$. Определим результат обучения в виде ансамбля моделей нейронных сетей, предназначенных для полу-

чения прогнозных значений Y^P многофакторной регрессии $Y^F = R(X_i)$. Задача заключается в определении новых (оптимальных) значений X_i для заданных целевых значений Y^F при условии $\Delta \rightarrow \min$, $\Delta = Y^F - Y^P$.

Поскольку в задаче нейросетевой регрессии имеется несколько входов X_i и один выход (отклик) $Y_j^F \equiv d$, то многослойный персептрон, обученный по алгоритму обратного распространения ошибки, для случая одного отклика можно формализовать на основе вложенной сигмоидной функции преобразования в виде

$$F(x, w) = \varphi \left(\sum_p w_{pr} \varphi \left(\sum_l w_{lp} \varphi \left(\dots \varphi \left(\sum_i w_{ij} x_i \right) \right) \right) \right), \quad (1)$$

где w_{pr} — синаптический весовой коэффициент связи между нейроном p -го последнего скрытого слоя и единственным выходным нейроном r и т.д. для всех остальных синаптических весовых коэффициентов; x_i — i -й элемент входного вектора X .

Вектор w содержит полное множество синаптических весов, упорядоченное сначала по слоям, затем по нейронам каждого отдельного слоя и по синапсам отдельных нейронов. В модели (1) активационные функции $\varphi^{(k)}(\cdot)$ представлены в нейросетевом функционально-логическом базисе с множеством коэффициентов w , которые являются настраиваемыми (обучаемыми) в процессе установления регрессионной зависимости между X_i и d .

При этом следует отметить, что нейросетевое непараметрическое моделирование регрессионной зависимости не позволяет представить ее в классическом формульном виде, поскольку уравнение регрессии, полученное в нейросетевом логическом базисе, формализуется неявно в виде соответствующих матриц весовых коэффициентов межнейронных связей w .

По сравнению с классической регрессией нейросетевое моделирование многофакторной зависимости на основе обучающей выборки данных типа $\langle X_i, X_j^F \rangle$ позволяет адаптироваться к свойствам и характеристикам нелинейных входных сигналов при условии частичной мультиколлинеарности предикторов X_i для получения регрессионных моделей, инвариантных к форме представления входной информации с использованием комплексирования нейронных сетей.

Учитывая тот факт, что обучающим показателем комплекса нейросетевых моделей является один отклик — диаметр ядра d , то решение обратной задачи многофакторной регрессии для установления оптимальных значений параметров технологических процессов X_i возможно с использованием метода симплекс-поиска на основе одной целевой функции эффективности [10].

ЦЕЛЬ, ОБЪЕКТ И ПРЕДМЕТ ИССЛЕДОВАНИЯ

Целью работы является создание моделей нейронных сетей для симплекс-поиска оптимальных параметров технологического процесса КТС и обеспечения качества неразъемных сварных соединений.

Объектом исследования является процесс нейросетевого моделирования и оптимизации технологических режимов КТС соединений деталей из листов сплава Д16АТ.

Предметом исследования являются вероятностные, нейросетевые и оптимизационные модели, полученные на основе серии повторных вычислительных экспериментов с использованием методов и алгоритмов системы анализа данных STATISTICA.

ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

Анализ результатов экспериментальных исследований В.П. Бурмистрова, В.Н. Волченко, С.Н. Козловского показал, что в производственных условиях сварные соединения характеризуются большим разбросом характеристик, что обуславливает необходимость использования методов статистического контроля и оптимизации качества соединений по параметрам технологического процесса КТС [3–5]. Решение задачи оптимизации конструктивных параметров точечных сварных соединений эмпирическими методами рассмотрено в работах Л. П. Андреевой, В.В. Овчинникова, В.И. Рязанцева [12–14]. В частности, в работе [12] отмечено, что для основного конструктивного параметра диаметра ядра d , определяющего качество соединений, существуют оптимальные режимы сварки. В технической литературе имеются сведения о том, что зависимость между параметрами технологического процесса КТС на входе и параметром d точечного сварного соединения на выходе имеет сложный нелинейный характер [2, 4, 6].

Для управления нелинейными процессами и оптимизации показателей их качества широко используются теоретическая и прикладная методологии решения прогнозных и экстремальных задач на основе аналитических или численных методов [8, 15]. Однако современные требования к оперативности обработки и достоверности анализа данных о показателях технологического процесса предопределяют целесообразность использования адаптивных прогнозных и оптимизационных моделей [16, 17]. Так, например, в работе М. С. Слободяна значительное внимание уделено методам оптимизации сварочных процессов на основе математического моделирования технологических режимов КТС и компьютерной симуляции формирования параметров качества соединения [17]. При этом не полностью решенной является комплексная научная проблема моделирования нелинейных зависимостей с использованием адаптивных нейронных сетей и компьютерного симуляционного прогнозирования на основе решения обратной задачи регрессии в пространстве независимых переменных [10, 16].

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Материалом деталей неразъемных точечных сварных соединений является сплав Д16АТ, поставляемый в виде листового проката и имеющий одни из наилучших конструкционных показателей среди других видов проката из алюминиевых сплавов [3, 18]. Листы сплава Д16АТ используются в качестве конструкционного материала и обшивки в авиастроении, поскольку обладают легкостью и высокой твердостью [18]. Из деталей сплава Д16АТ

способом КТС в большинстве случаев получают многоточечные неразъемные соединения, которые выполняют в виде одного (рис. 1, а) или нескольких (рис. 1, б) рядов сварных точек, расположенных вдоль нахлестки деталей [5].

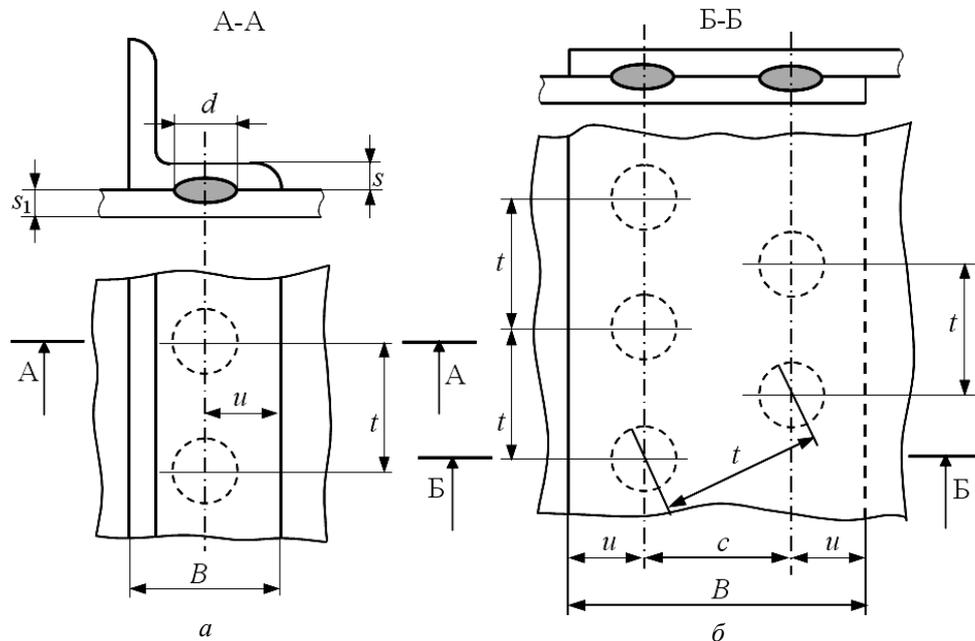


Рис. 1. Схема конструктивных элементов соединений при точечной сварке однорядным и двухрядным швом: d — диаметр ядра; s, s_1 — толщина деталей; B — величина нахлестки; t — шаг сварных точек; u — расстояние от оси шва до края нахлестки; c — расстояние между осями швов

В закаленном и естественно состаренном состоянии листы имеют наибольшую прочность в пределах до 80°C . Однако при более высоких температурах механические показатели изделий из сплава Д16АТ ухудшаются. Поэтому и прокат из этого сплава используется после закалки и искусственного старения. Это негативно влияет на прочностные свойства материала, однако предотвращает дальнейшую его деградацию в пределах до 120°C [18].

По прочностным характеристикам сварные соединения из листов сплава Д16АТ относятся к группе А (табл. 1) [7].

Минимально допускаемые значения d определяются влиянием целого ряда факторов, к которым относят прочность сварных соединений и стабильность ее значений, устойчивость процесса КТС против образования выплесков, непроваров и др. [5]. Максимальные размеры ядра ограничивают из-за возможности появления различных дефектов, снижения стойкости электродов, устанавливая верхние пределы на 15...25 % больше минимально допустимых (при толщине деталей $s \geq 0,5$ мм) [6]. При $s \geq 0,5$ мм минимальный диаметр литого ядра d для соединений группы А, учитывающий уменьшение отношения d/s с ростом толщины деталей, наиболее точно можно определить по эмпирической формуле [5, 6]

$$d = 4s^{2/3} . \tag{2}$$

Таблица 1. Допусковые значения параметров соединений группы А, полученных способом КТС, мм [7]

$s = s_i$	d , не менее	Величина нахлестки B , не менее		t , не менее	c , не менее	
		Стали, сплавы на железоникелевой и никелевой основах, титановые сплавы	Алюминиевые, магниевые, медные сплавы			
0,3	2,5	6	10	8	9,0	
0,3...0,4	2,7	7		10	10	12,0
0,4...0,6	3,0	8		12	11	13,0
0,6...0,7	3,3	9	14	13	15,5	
0,7...0,8	3,5	10		15	18,0	
0,8...1,0	4,0	11	16	17	20,5	
1,0...1,3	5,0	13	18	20	24,0	
1,3...1,6	6,0	14	19	22	26,0	
1,6...1,8	6,5	15	20	25	30,0	
1,8...2,2	7,0	17	22	30	36,0	
2,2...2,7	8,0	19	26	35	42,0	
2,7...3,2	9,0	21	28	40	48,0	
3,2...3,7	10,5	24	32	45	54,0	
3,7...4,2	12,0	28	36	50	60,0	
4,2...4,7	13,0	31	40	55	66,0	
4,7...5,2	14,0	34	46	60	72,0	
5,2...5,7	15,0	38	50	65	78,0	
5,7...6,0	16,0	42				

Как показывает анализ статистических данных, разброс диаметра ядра при серийном изготовлении точечных сварных соединений из листов сплава Д16АТ зависит от выбора технологических режимов (табл. 2) и соответствует закону нормального распределения с определенными значениями коэффициента вариации, полученными на основе результатов выборочного контроля качества соединений (табл. 3) [3].

Анализ данных (табл. 1–3) показывает, что для обеспечения качества точечных сварных соединений оптимизационные модели целесообразно получать только в определенном диапазоне толщины деталей и соответствующем ему диапазоне значений диаметра ядра. При этом из совокупности выборок (табл. 2), характеризующихся различными вариантами технологических режимов, чаще всего встречается значение толщины $s = 1,0$. Поэтому в качестве исходных данных для создания оптимизационных моделей были отобраны выборки 2, 4, 5, 6, 11 (табл. 2) с соответствующими им средними значениями \bar{x}_d и коэффициентами вариации C_V (табл. 3).

Таблица 2. Технологические режимы изготовления соединений

Номер выборки	Толщина материала, мм		Радиус сферы электродов, мм		Продолжительность импульса тока $t_{св}$, с	Амплитуда импульса тока $I_{св}$, кА	Усилие сжатия электродов, кН	
	верхнего s	нижнего s_1	верхнего $R_{Э1}$	нижнего $R_{Э2}$			сварочное $F_{св}$	ковочное $F_{К}$
1	0,8	0,8	50	50	0,04	32	3...4	3,5...4,2
2	1,0	0,8	75	50	0,04	32	3...4	3,5...4,2
3	0,8	1,0	50	75	0,04	32	5	3,5
4	1,0	2,0	75	100	0,06	40	4...5	5...6
5	1,0	1,2	75	100	0,06	40	4	5...6
6	1,0	1,2	75...100	75	0,06	40	4...5	4...5
7	1,2	1,2	100	75	0,06	45	5...6	7,0
8	1,2	1,2	100	75	0,06	45	6	8,0
9	1,5	1,2	100	75	0,06	47	6	8,0
10	1,2	2,0	75	100	0,06	47	6	8,0
11	1,0	1,2	75	75...100	0,08	40	5	6,0
12	1,5	1,5	100	100	0,08	47	5	9,0
13	1,8	1,5	100	75	0,06	47	5...6	9,0
14	1,8	1,2	100	75	0,06	40	5...6	8,0

Таблица 3. Средние арифметические значения и коэффициенты вариации d

Номер и объем выборки, штук	\bar{x}_d , мм	C_V , %
1 (500)	4,13	5,50
2 (570)	4,37	6,50
3 (560)	4,20	6,20
4 (560)	4,35	6,21
5 (560)	4,59	6,50
6 (580)	4,69	6,20
7 (550)	5,55	4,30
8 (560)	5,90	4,10
9 (590)	5,40	5,20
10 (500)	5,29	3,90
11 (540)	4,64	6,49
12 (550)	6,35	3,10
13 (550)	6,29	2,62
14 (550)	5,40	4,30

Учитывая зависимость (2) и условие расчета максимального размера ядра, получим диапазон значений диаметра ядра (4,0...5,0) мм, что соответствует допуску по ГОСТ 15878–79 [7]. Для отобранных выборок (табл. 4) определим значения величины стандартного отклонения σ (табл. 5)

$$\sigma = \frac{\bar{x}_d C_V}{100}. \quad (3)$$

Таблица 4. Технологические режимы изготовления соединений для выборок 2, 4, 5, 6, 11

Номер выборки	Толщина материала, мм		Радиус сферы электродов, мм		Продолжительность импульса тока X5, с	Амплитуда импульса тока X6, кА	Усилия сжатия электродов, кН	
	верхнего X1	нижнего X2	верхнего X3	нижнего X4			сварочное X7	ковочное X8
2	1,0	0,8	75	50	0,04	32	3,00	4,20
4	1,0	2,0	75	100	0,06	40	5,00	5,00
5	1,0	1,2	75	100	0,06	40	4,00	6,00
6	1,0	1,2	75	75	0,06	40	4,00	4,00
11	1,0	1,2	75	75	0,08	40	5,00	6,00

Таблица 5. Средние арифметические значения и стандартные отклонения d

Номер и объем выборки, штук	$\bar{x}_d \equiv Y$, мм	σ_d , мм
2 (570)	4,37	0,28
4 (560)	4,35	0,27
5 (560)	4,59	0,30
6 (580)	4,69	0,29
11 (540)	4,64	0,30

Таким образом, значения технологических режимов X_i (табл. 4) и статистических параметров \bar{x}_d и σ_d (табл. 5) являются исходными данными для проведения вычислительного эксперимента.

ПРОВЕДЕНИЕ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОГО ЭКСПЕРИМЕНТА

На первом этапе вычислительного эксперимента рассчитывали уровень дефектности для данных, полученных при серийном изготовлении точечных сварных соединений с учетом того, что распределение значений диаметра ядра соединений соответствует нормальному закону. Решение этой задачи для допуска $d = (4,0 \dots 5,0)$ мм и параметров (табл. 5) осуществляли с использованием инструмента «Вероятностный калькулятор» системы STATISTICA 6.1. Результат оценки уровня дефектности точечных сварных соединений из листов сплава Д16АТ приведен в табл. 6.

Таблица 6. Оценка производственного уровня дефектности соединений из листов сплава Д16АТ

Уровень дефектности, %	$\bar{x}_d \equiv Y$, мм	σ_d , мм
$(0,093179+0,012224) \cdot 100 = 10,54$	4,37	0,28
$(0,097437+0,008033) \cdot 100 = 10,55$	4,35	0,27
$(0,024611+0,085865) \cdot 100 = 11,05$	4,59	0,30
$(0,008673+0,142543) \cdot 100 = 15,12$	4,69	0,29
$(0,016449+0,115070) \cdot 100 = 13,15$	4,64	0,30

Второй этап вычислительного эксперимента заключался в решении прямой задачи регрессии на основе моделей нейронных сетей типа многослойный персептрон. При этом для исходной обучающей выборки, включающей пять примеров (табл. 7), с использованием инструмента «Мастер решений» модуля «Нейронные сети» системы STATISTICA 6.1 определяли диапазон нейронов скрытого слоя персептрона от 1 до 11 (рис. 2).

Таблица 7. Исходная обучающая выборка

Номер примера	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	Y
1	1,0	0,8	75	50	0,04	32	3,00	4,20	4,37
2	1,0	2,0	75	100	0,06	40	5,00	5,00	4,35
3	1,0	1,2	75	100	0,06	40	4,00	6,00	4,59
4	1,0	1,2	75	75	0,06	40	4,00	4,00	4,69
5	1,0	1,2	75	75	0,08	40	5,00	6,00	4,64



Рис. 2. Диапазон нейронов скрытого слоя персептрона

Для обеспечения достоверности решения задачи регрессии применяли процедуру многократного повторения на входе исходной обучающей выборки малого объема [19]. Кратность повторения обучающих примеров определяли на основе неравенства, являющегося следствием теорем Арнольда – Колмогорова – Хехт-Нильсена [20, 21]:

$$\frac{mN}{1 + \log_2 N} \leq W \leq m \left(\frac{N}{n} + 1 \right) (n + m + 1) + m, \quad (4)$$

где W — общее число весовых коэффициентов нейронной сети (включая $bias$ — смещение); N — количество примеров обучающей выборки; n, m — размерность входного и выходного сигнала соответственно.

Объем выборки для модели персептрона с архитектурой 8-1-1 и минимальным числом весовых коэффициентов $W = 11$ рассчитывали на основе левой границы неравенства (4), а для модели персептрона с архитектурой 8-11-1 и максимальным числом весовых коэффициентов $W = 11$ — на основе правой границы неравенства (4). Среднее арифметическое двух этих значений позволило определить кратное пяти количество примеров обучающей выборки $N = 80$. Таким образом, для получения обучающей выборки в установленном диапазоне нейронов персептрона (рис. 2) объем исходной выборки повторяли 16 раз.

Обеспечение сходимости результатов нейросетевого моделирования реализовывали способом статистических испытаний моделей нейронных сетей для 10 повторных экспериментов (обучений), обучая в каждом эксперименте 1000 моделей персептронов. При этом в качестве критерия выбора нейросетевой модели использовали параметр наименьшей ошибки обучения с логистическим кодированием выхода в регрессии. После процедуры обучения сохраняли 5 лучших нейросетевых моделей по минимальным значениям ошибки обучения, контрольной и тестовой ошибок (рис. 3, табл. 8).

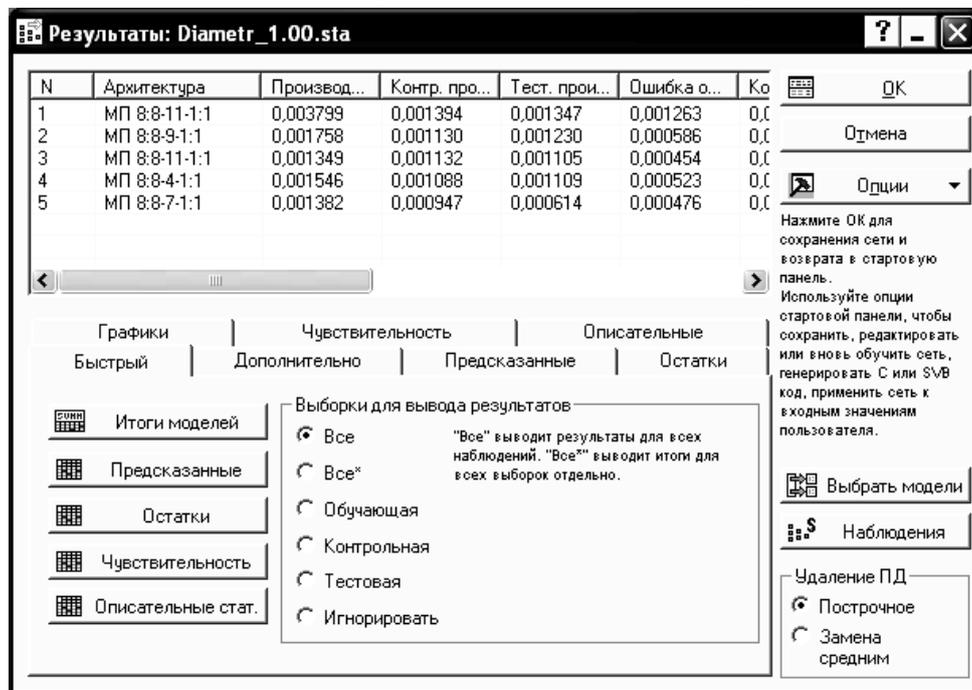


Рис. 3. Пример результата обучения пяти лучших моделей персептронов в модуле «Нейронные сети» системы STATISTICA 6.1 для первого эксперимента

Таблица 8. Результат обучения пяти лучших нейросетей для первого эксперимента

Номер модели	Архитектура нейросети	Ошибка обучения	Контрольная ошибка	Тестовая ошибка
1	8-11-1	0,001263	0,000447	0,000475
2	8-9-1	0,000586	0,000363	0,000431
3	8-11-1	0,000454	0,000350	0,000381
4	8-4-1	0,000523	0,000338	0,000400
5	8-7-1	0,000476	0,000293	0,000212

Из полученных пяти лучших моделей персептронов (табл. 8) выбирали худшую модель 8-11-1 (Y.1) и лучшую модель 8-7-1 (Y.5) по значению статистического критерия дисперсионного отношения (рис. 4).

	Регрессия (1-5) (Diametr_1.00.sta)				
	Y.1	Y.2	Y.3	Y.4	Y.5
Среднее данных	4,528000	4,528000	4,528000	4,528000	4,528000
Ст.откл. данных	0,140911	0,140911	0,140911	0,140911	0,140911
Среднее ошибки	0,000002	0,000006	-0,000019	-0,000032	-0,000030
Ст.откл. ошибки	0,000404	0,000213	0,000174	0,000190	0,000159
Среднее абсолютной ошибки	0,000217	0,000170	0,000132	0,000148	0,000113
Отношение ст.откл.	0,002868	0,001511	0,001236	0,001348	0,001132
Корреляция	0,999996	0,999999	0,999999	0,999999	0,999999

Рис. 4. Статистические критерии, характеризующие адекватность моделей персептронов для первого эксперимента

Продолжительность обучения нейронных сетей для каждого из 10 вычислительных экспериментов составляла от 40 до 60 секунд на аппаратной платформе AMD Athlon II 2 240 (2,81 ГГц, 1,75 ГБ ОЗУ)

Таким образом, в результате 10 вычислительных экспериментов из 10000 созданных моделей по критерию дисперсионного отношения были отобраны 10 худших и 10 лучших моделей персептронов, архитектуры которых приведены в табл. 9.

Таблица 9. Полученные архитектуры моделей персептронов и соответствующие им оценки дисперсионного отношения

Номер эксперимента	Архитектура / Дисперсионное отношение	
	худшие	лучшие
1	8-11-1 / 0,00287	8-7-1 / 0,00113
2	8-3-1 / 0,00328	8-1-1 / 0,00245
3	8-1-1 / 0,00203	8-2-1 / 0,00118
4	8-5-1 / 0,00286	8-7-1 / 0,00024
5	8-7-1 / 0,00228	8-11-1 / 0,00027
6	8-2-1 / 0,00298	8-8-1 / 0,00034
7	8-9-1 / 0,00098	8-10-1 / 0,00056
8	8-5-1 / 0,00204	8-8-1 / 0,00067
9	8-5-1 / 0,00703	8-7-1 / 0,00104
10	8-7-1 / 0,00223	8-4-1 / 0,00054

Анализ полученных архитектур показывает частичное их повторение как в каждой из двух классификационных групп, так и между группами худших и лучших, что свидетельствует о вероятностном характере распределения результатов нейросетевого моделирования и обеспечении их сходности.

Для каждой из отобранных моделей нейронных сетей (табл. 9) получали прогнозные значения отклика, точность которых оценивали по критерию средней относительной ошибки между фактическими Y^F и прогнозными Y^P значениями диаметра ядра (табл. 10, 11):

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|Y_i^F - Y_i^P|}{Y_i^F}. \quad (5)$$

Таблица 10. Прогнозные значения отклика Y^F и оценки $MAPE$ для худших нейросетей

Y^F , мм	Модель									
	8-11-1	8-3-1	8-1-1	8-5-1	8-7-1	8-2-1	8-9-1	8-5-1	8-5-1	8-7-1
4,37	4,3701	4,3698	4,3702	4,3699	4,3702	4,3698	4,3699	4,3697	4,3706	4,3701
4,35	4,3502	4,3498	4,3498	4,3498	4,3497	4,3499	4,3500	4,3503	4,3514	4,3499
4,59	4,5899	4,5896	4,5900	4,5905	4,5903	4,5899	4,5902	4,5901	4,5885	4,5902
4,69	4,6898	4,6909	4,6895	4,6899	4,6903	4,6901	4,6899	4,6896	4,6901	4,6899
4,64	4,6403	4,6400	4,6403	4,6394	4,6395	4,6401	4,6400	4,6397	4,6405	4,6399
MAPE	0,0037	0,0075	0,0051	0,0062	0,0069	0,0019	0,0023	0,0063	0,0183	0,0020

Таблица 11. Прогнозные значения отклика Y^P и оценки $MAPE$ для лучших нейросетей

Y^F , мм	Модель									
	8-7-1	8-1-1	8-2-1	8-7-1	8-11-1	8-8-1	8-10-1	8-8-1	8-7-1	8-4-1
4,37	4,3700	4,3696	4,3698	4,3700	4,3700	4,3699	4,3698	4,3701	4,3700	4,3700
4,35	4,3498	4,3495	4,3498	4,3500	4,3500	4,3499	4,3499	4,3502	4,3499	4,3499
4,59	4,5902	4,5899	4,5899	4,5900	4,5899	4,5899	4,5899	4,5900	4,5901	4,5901
4,69	4,6899	4,6903	4,6902	4,6900	4,6900	4,6900	4,6899	4,6901	4,6899	4,6899
4,64	4,6400	4,6402	4,6401	4,6399	4,6399	4,6399	4,6399	4,6402	4,6399	4,6399
MAPE	0,0021	0,0071	0,0036	0,0006	0,0009	0,0010	0,0022	0,0022	0,0011	0,0012

Анализ данных, приведенных в табл. 9–11, показывает, что для каждой из моделей персептронов меньшие и большие значения оценок дисперсионного отношения соотносятся с меньшими и большими значениями оценок (5), что подтверждает достоверность результатов прогнозирования.

На третьем этапе вычислительного эксперимента осуществляли решение обратной задачи регрессии с использованием инструмента «Оптимизация отклика» системы STATISTICA 6.1 и 20 сохраненных на языке Predictive Model Markup Language (PMML) нейросетевых моделей (табл. 9). При этом целевое значение диаметра ядра задавали равным середине поля допуска $d = 4,5$ мм и получили график сходимости алгоритма симплекс-поиска, отображающий приближение прогнозов нейросетевых моделей *Vad* и *Best* к целевому значению в зависимости от номера итерации (рис. 5).

Время, затрачиваемое на получение результата сходимости алгоритма симплекс-поиска к целевому значению отклика на аппаратной платформе AMD Athlon II 2 240 (2,81 ГГц, 1,75 ГБ ОЗУ) составило несколько секунд.

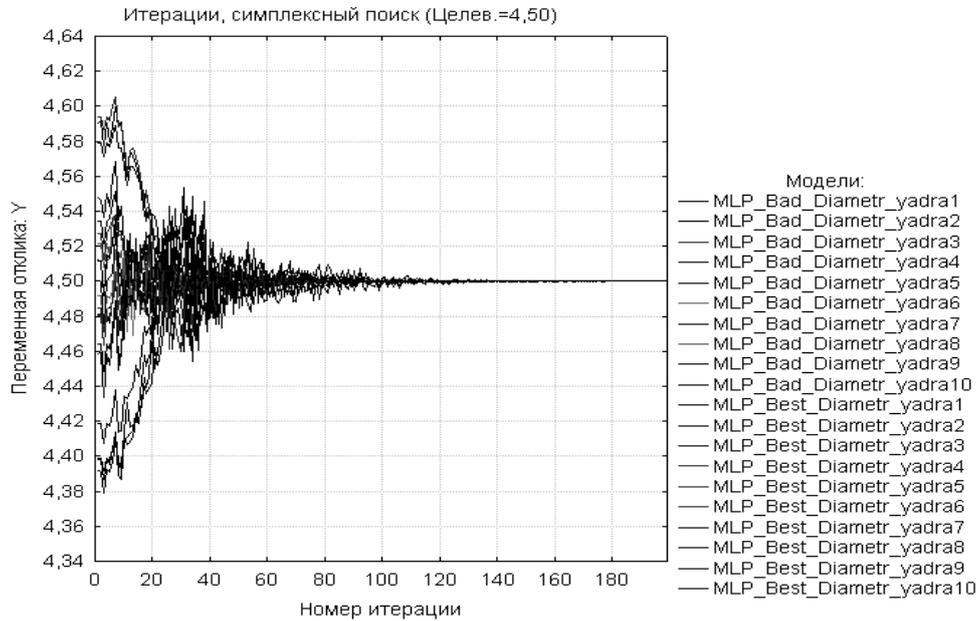


Рис. 5. Сходимость алгоритма симплекс-поиска к целевому значению отклика

РЕЗУЛЬТАТЫ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОГО ЭКСПЕРИМЕНТА

В результате использования алгоритма симплекс-поиска получены значения предикторов, характеризующих оптимальные режимы КТС: $X1=1,0$; $X2=1,2$; $X3=75$; $X4=85$; $X5=0,06$; $X6=37$; $X7=4$; $X8=5$ (рис. 6).

Результаты , симплексный поиск (Diametr_1.00.sta)										
Имя зависимой: Y										
Целев. = 4,50										
Загр. XML-файлы	Имя модели	X1 Незав.	X2 Незав.	X3 Незав.	X4 Незав.	X5 Незав.	X6 Незав.	X7 Незав.	X8 Незав.	Y Предсказанные
MLP_Bad_Diametr_yadra1	MLP-8:3:1-OP100,CF11b	1,0	1,3	75	81	0,06	38	4	5	4,50
MLP_Bad_Diametr_yadra2	MLP-8:3:1-OP100,CF56b	1,0	1,3	75	81	0,06	38	4	5	4,50
MLP_Bad_Diametr_yadra3	MLP-8:3:1-OP100,CF90b	1,0	1,3	75	81	0,06	38	4	5	4,50
MLP_Bad_Diametr_yadra4	MLP-8:3:1-OP100,CF71b	1,0	1,3	75	81	0,06	38	4	5	4,50
MLP_Bad_Diametr_yadra5	MLP-8:3:1-OP100,CF110b	1,0	1,3	75	81	0,06	38	4	5	4,50
MLP_Bad_Diametr_yadra6	MLP-8:3:1-OP100,CF39b	1,0	1,3	75	81	0,06	38	4	5	4,50
MLP_Bad_Diametr_yadra7	MLP-8:3:1-OP100,CF23b	1,0	1,3	75	85	0,06	37	4	5	4,50
MLP_Bad_Diametr_yadra8	MLP-8:3:1-OP100,CF157b	1,0	1,3	75	86	0,06	37	4	5	4,50
MLP_Bad_Diametr_yadra9	MLP-8:3:1-OP100,CF191b	1,0	1,2	75	89	0,06	37	4	5	4,50
MLP_Bad_Diametr_yadra10	MLP-8:3:1-OP100,CF25b	1,0	1,2	75	89	0,06	37	4	5	4,50
MLP_Best_Diametr_yadra1	MLP-8:3:1-OP100,CF31b	1,0	1,2	75	90	0,06	37	4	5	4,50
MLP_Best_Diametr_yadra2	MLP-8:3:1-OP100,CF90b	1,0	1,2	75	87	0,06	38	4	5	4,50
MLP_Best_Diametr_yadra3	MLP-8:3:1-OP100,CF89b	1,0	1,1	75	86	0,06	38	4	5	4,50
MLP_Best_Diametr_yadra4	MLP-8:3:1-OP100,CF209b	1,0	1,2	75	86	0,06	37	4	5	4,50
MLP_Best_Diametr_yadra5	MLP-8:3:1-OP100,CF145b	1,0	1,2	75	86	0,06	37	5	5	4,50
MLP_Best_Diametr_yadra6	MLP-8:3:1-OP100,CF27b	1,0	1,2	75	87	0,06	37	5	5	4,50
MLP_Best_Diametr_yadra7	MLP-8:3:1-OP100,CF25b	1,0	1,2	75	85	0,07	38	4	5	4,50
MLP_Best_Diametr_yadra8	MLP-8:3:1-OP100,CF121b	1,0	1,2	75	85	0,07	38	4	5	4,50
MLP_Best_Diametr_yadra9	MLP-8:3:1-OP100,CF89b	1,0	1,3	75	87	0,07	36	5	5	4,50
MLP_Best_Diametr_yadra10	MLP-8:3:1-OP100,CF27b	1,0	1,2	75	90	0,07	37	5	5	4,50
СРЕДНЕЕ набл. 1.20		1,0	1,2	75	85	0,06	37	4	5	

Рис. 6. Результат симплекс-поиска с оптимальными режимами КТС

Полученные оптимальные значения предикторов $X1 — X8$ использовались для проведения симуляционного прогнозирования, т.е. моделирования реальной производственной ситуации, задавая их в качестве входов для

каждой из 20 моделей персептронов (табл. 9). Результат симуляционного прогнозирования представлен в табл. 12.

Таблица 12. Прогнозные значения диаметра ядра сварных соединений, полученные с использованием разработанных моделей персептронов

Номер эксперимента	Архитектура / Прогнозное значение диаметра ядра	
	худшие	лучшие
1	8-11-1 / 4,502 \approx 4,50	8-7-1 / 4,497 \approx 4,50
2	8-3-1 / 4,475 \approx 4,48	8-1-1 / 4,452 \approx 4,45
3	8-1-1 / 4,468 \approx 4,47	8-2-1 / 4,437 \approx 4,44
4	8-5-1 / 4,428 \approx 4,43	8-7-1 / 4,561 \approx 4,56
5	8-7-1 / 4,496 \approx 4,50	8-11-1 / 4,518 \approx 4,52
6	8-2-1 / 4,458 \approx 4,46	8-8-1 / 4,529 \approx 4,53
7	8-9-1 / 4,562 \approx 4,56	8-10-1 / 4,469 \approx 4,47
8	8-5-1 / 4,484 \approx 4,48	8-8-1 / 4,486 \approx 4,49
9	8-5-1 / 4,496 \approx 4,50	8-7-1 / 4,568 \approx 4,57
10	8-7-1 / 4,481 \approx 4,48	8-4-1 / 4,508 \approx 4,51

Анализ прогнозных значений диаметра ядра (табл. 12) показывает, что наиболее удаленными от середины поля допуска $d = 4,5$ мм являются значения $d = 4,43$ мм и $d = 4,57$ мм, полученные с использованием архитектур персептронов 8-5-1 (эксперимент 4) и 8-7-1 (эксперимент 9) соответственно (рис. 7).

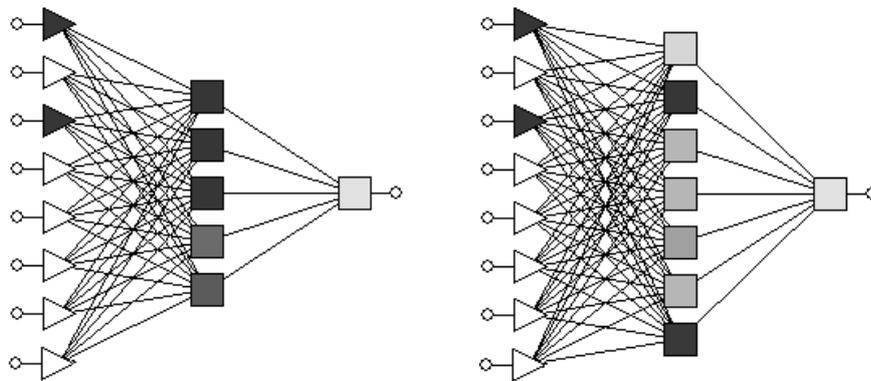


Рис. 7. Граф-модели персептронов с архитектурами 8-5-1 и 8-7-1

Таким образом, на основе статистических испытаний моделей нейронных сетей и результатов симуляционного прогнозирования, полученных на их основе, установлен диапазон возможных отклонений диаметра ядра точечного сварного соединения от середины поля допуска.

ОБСУЖДЕНИЕ ПОЛУЧЕННЫХ РЕЗУЛЬТАТОВ

На основе установленного диапазона значений диаметра ядра d с использованием инструмента «Вероятностный калькулятор» системы STATISTICA 6.1

и с учетом равной удаленности границ $d = 4,43$ мм и $d = 4,57$ мм от середины поля допуска рассчитывали уровень дефектности, соответствующий моделируемым условиям производства точечных сварных соединений из листов сплава Д16АТ. При этом границами допустимых средних значений диаметра ядра являлись полученные значения $d = 4,43$ мм и $d = 4,57$ с минимальным и максимальным возможными значениями стандартных отклонений (3) $\sigma = 0,27$ и $\sigma = 0,30$ (табл. 5). Результат оценки уровня дефектности, соответствующего моделируемым условиям изготовления точечных сварных соединений из листов сплава Д16АТ, приведен в табл. 13.

Таблица 13. Оценка моделируемого уровня дефектности соединений из листов сплава Д16АТ

Уровень дефектности, %	$\bar{x}_d \equiv Y$, мм	σ_d , мм
$(0,055626 + 0,0173881) \cdot 100 = 7,30$	4,43	0,27
$(0,0173881 + 0,055626) \cdot 100 = 7,30$	4,57	0,27
$(0,075881 + 0,028717) \cdot 100 = 10,46$	4,43	0,30
$(0,028717 + 0,075881) \cdot 100 = 10,46$	4,57	0,30

Анализ полученных результатов показывает эффективность предложенной методики оптимизации параметров технологического процесса КТС на основе нейросетевого моделирования, поскольку исходный диапазон уровня дефектности соединений из листов сплава Д16АТ (10,54...15,12) % (табл. 6) уменьшен до моделируемого диапазона (7,30...10,46) % (табл. 13).

Необходимо отметить, что полученный результат имеет практическую ценность в условиях серийного производства неразъемных соединений, для которых можно рекомендовать методику оптимизации технологических параметров КТС, включающую этапы:

- 1) получения исходной выборки малого объема в виде совокупности предикторов и отклика;
- 2) использования инструмента «Мастер решений» модуля «Нейронные сети» системы STATISTICA 6.1 и неравенства (4) для определения кратности повторения обучающей выборки;
- 3) проведения 10 вычислительных экспериментов по обучению нейронных сетей и отбора в каждом эксперименте из 1000 моделей одной худшей и одной лучшей моделей перцептронов по критерию дисперсионного отношения или критерию *MAPE*;
- 4) сохранения созданных 10 худших и 10 лучших моделей перцептронов с использованием языка PMML в системе STATISTICA 6.1.
- 5) реализации алгоритма симплекс-поиска для определения оптимальных значений предикторов по целевому значению отклика на основе созданных нейросетевых моделей.

Следует отметить, что практическая реализация предложенной методики в производственных условиях не требует больших временных затрат при получении итогового результата моделирования, поскольку время обучения нейронных сетей в одном эксперименте составляет порядка одной минуты, а сходимость алгоритма симплекс-поиска к целевому значению отклика осуществляется за несколько секунд.

ВЫВОДЫ

1. На основе нейросетевого моделирования и алгоритма симплекс-поиска получено решение обратной задачи регрессии для определения оптимальных значений предикторов по заданному целевому значению отклика на примере технологического процесса КТС.

2. В результате проведения статистических испытаний моделей нейронных сетей, симуляционного прогнозирования и вероятностного моделирования обоснована возможность уменьшения уровня дефектности точечных сварных соединений по прогнозному диапазону значений параметра диаметр ядра.

3. Предложена методика получения оптимальных технологических режимов процесса изготовления соединений, отличающаяся от существующих совместным использованием алгоритма симплекс-поиска и созданных в системе STATISTICA 6.1 моделей нейронных сетей типа персептрон.

ЛИТЕРАТУРА

1. М.Д. Банов, *Технология и оборудование контактной сварки: учеб.* Москва: Издат. центр “Академия”, 2008.
2. К.А. Кочергин, *Контактная сварка.* Ленинград: Машиностроение, 1987.
3. В.П. Бурмистров, *Обеспечение качества неразъемных соединений и полуфабрикатов.* Ленинград: Машиностроение, 1985.
4. В.Н. Волченко, *Оценка и контроль качества сварных соединений с применением статистических методов.* Москва: Изд-во стандартов, 1974.
5. С.Н. Козловский, *Основы теории и технологии программированных режимов контактной точечной сварки: моногр.* Красноярск: СибГАУ, 2006.
6. Р.Ф. Катаев, В.С. Милютин, и М.Г.Близник, *Теория и технология контактной сварки: учеб. пособ.* Екатеринбург: Изд-во Урал. ун-та, 2015.
7. ГОСТ 15878-79 *Контактная сварка. Соединения сварные. Конструктивные элементы и размеры.* Москва: Изд-во стандартов, 1979.
8. А.М. Цирлин, *Оптимальное управление технологическими процессами.* Москва: Энергоатомиздат, 1986.
9. С.С. Федін та Н.А. Зубрецька, “Нейромережне моделювання та оптимізація якості продукції за технологічними параметрами”, *Технічне регулювання, метрологія та інформаційні технології: матеріали ІХ Міжнар. наук.-практ. конф. Одеської державної академії технічного регулювання та якості.* Одеса, 2019, с. 103–105.
10. *Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks: Методология и технологии современного анализа данных*, под ред. В.П. Боровикова, 2-е изд. Москва: Горячая линия-Телеком, 2008.
11. Т. Шуп, *Решение инженерных задач на ЭВМ: практ. рук-во*, пер. с англ. Москва: Мир, 1982.
12. Л.П. Андреева, В.В. Овчинников, и А.А. Сидоров, “Оптимизация размеров точечных соединений при электроконтактной сварке алюминиевых сплавов”, *Современные материалы, техника и технологии*, № 3 (3), с. 23–32, 2015.
13. В.В. Овчинников и В.И. Рязанцев, *Технологические основы контактной сварки легких сплавов.* Москва: МГИУ, 2006.
14. В.И. Рязанцев и Б.Б. Золотарев, “Зависимость циклической прочности соединений, выполненных точечной сваркой от размеров литого ядра”, *Автоматическая сварка*, № 3, с. 26–28, 1981.

15. М.І. Жалдак та Ю.В. Триус, *Основи теорії і методів оптимізації: навч. посіб.* Черкаси: Брама-Україна, 2005.
16. А.В. Назаров и А.И. Лоскутов, *Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем.* Санкт-Петербург: Наука и Техника, 2003.
17. М.С. Слободян, “Способы создания неразъемных соединений циркониевых сплавов в реакторостроении (обзор)”, *Цветные металлы*, № 10, с. 43–50, 2016. doi: <http://dx.doi.org/10.17580/tsm.2016.10.06>
18. *Алюминий Д16АТ [Электрон. Ресурс]*. Доступно: <https://nfmetall.ru/articles/48.html> (дата обращения 15.03.2020).
19. А.И. Галушкин, *Теория нейронных сетей: учеб. пособ. для вузов*, под общ. ред. А.И. Галушкина, кн. 1. Москва: ИПРЖР, 2000.
20. В.В. Круглов и Борисов В.В., *Искусственные нейронные сети. Теория и практика.* Москва: Горячая линия-Телеком, 2001.
21. Л.Н. Ясницкий, *Введение в искусственный интеллект: учеб. пособие для студ. высш. учеб. заведений.* Москва: Изд-во «Академия», 2005.

Поступила 02.07.2020

INFORMATION ON THE ARTICLE

S.S. Fedin, ORCID: 0000-0001-9732-632X, National transport university, Ukraine, e-mail: sergey_fedin@bigmir.net.

N.A. Zubretska, ORCID: 0000-0003-0439-330X, National transport university, Ukraine, e-mail: zubr2767@gmail.com.

NEURAL NETWORK MODELING AND OPTIMIZATION OF TECHNOLOGICAL PARAMETERS OF CONTACT SPOT WELDING / S.S. Fedin, N.A. Zubretska

Abstract. A method is proposed for establishing the optimal values of technological process parameters when solving the inverse multivariate regression problem based on neural network modeling and the simplex search algorithm. The practical application of the method is implemented using the contact spot welding process as an example. It aims to optimize the design parameter – the core diameter of welded joints to reduce their defects during serial production.

Keywords: neural network model, optimization, simplex search, spot welded joints, core diameter, defectiveness level.

НЕЙРОМЕРЕЖНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ТА ОПТИМІЗАЦІЯ ТЕХНОЛОГІЧНИХ ПАРАМЕТРІВ КОНТАКТНОГО ТОЧКОВОГО ЗВАРЮВАННЯ / С.С. Федін, Н.А. Зубрецька

Анотація. На основі нейромережного моделювання та алгоритму симплекс-пошуку запропоновано методику встановлення оптимальних значень параметрів технологічних процесів для розв'язання оберненої задачі багатофакторної регресії. Практичне використання методики реалізовано на прикладі технологічного процесу контактного точкового зварювання та спрямовано на оптимізацію конструктивного параметра — діаметра ядра зварних з'єднань для зменшення рівня їх дефектності під час серійного виготовлення.

Ключові слова: модель нейронної мережі, оптимізація, симплекс-пошук, точкові зварні з'єднання, діаметр ядра, рівень дефектності.

REFERENCES

1. M.D. Banov, *Technology and equipment of contact welding.* Moscow, Russia: Academy, 2008.
2. K.A. Kochergin, *Contact welding.* Leningrad, Russia: Mashinostroenie, 1987.
3. V.P. Burmistrov, *Quality assurance of one-piece connections and semi-finished products.* Leningrad, Russia: Mashinostroenie, 1985.

4. V.N. Volchenko, *Assessment and quality control of welded joints using statistical methods*. Moscow, Russia: Standards Publishing House, 1974.
5. S.N. Kozlovsky, *Fundamentals of the theory and technology of programmed modes for resistance spot welding*. Krasnoyarsk, Russia: SibGAU, 2006.
6. R.F. Kataev, V.S. Milyutin, and M.G. Bliznik, *Theory and technology of contact welding*. Yekaterinburg, Russia: Ural university Publishing House, 2015.
7. GOST 15878-79 *Contact welding. Welded connections. Structural elements and dimensions*. Moscow, Russia: Standards Publishing House, 1979.
8. A.M. Tsirlin, *Optimal control of technological processes*. Moscow, Russia: Energoatomizdat, 1986.
9. S.S. Fedin, N.A. Zubretskaya, “Neural network modeling and optimization of product quality by technological parameters”, in *IX International scientific-practical conf. Technical regulation, metrology and information technologies*, Odessa, 2019, pp. 103–105.
10. V.P. Borovikov et al., *Neural networks. STATISTICA Neural Networks: Methodology and Technologies of Modern Data Analysis*. Moscow, Russia: Hotline-Telecom, 2008.
11. T. Shup, *Solving Engineering Problems on a Computer: A Practical Guide*. Moscow, Russia: Mir, 1982.
12. L.P. Andreeva, V.V. Ovchinnikov, and A.A. Sidorov, “Optimization of the spot joints size in electric contact welding of aluminum alloys”, *Modern materials, equipment and technologies*, vol. 3, no. 3, pp. 23–32, 2015.
13. V.V. Ovchinnikov and V.I. Ryazantsev, *Technological bases of light alloys resistance welding*. Moscow, Russia: MGIU, 2006.
14. V.I. Ryazantsev, B.B. Zolotarev, “The dependence of the cyclic strength of spot welded joints on the dimensions of the cast core”, *Automatic welding*, no. 3, pp. 26–28, 1981.
15. M.I. Zhaldak and Yu.V. Trius, *Fundamentals of theory and methods of optimization*. Cherkasy, Ukraine: Brahma-Ukraine, 2005.
16. A.V. Nazarov and A. I. Loskutov, *Neural network algorithms for forecasting and optimizing systems*. St. Petersburg, Russia: Science and Technology, 2003.
17. M.S. Slobodyan, “Methods of creating permanent joints of zirconium alloys in reactor construction (review)”, *Non-ferrous metals*, no. 10, pp. 43–50, 2016. doi: <http://dx.doi.org/10.17580/tsm.2016.10.06>
18. *Aluminum D16AT* [Online]. Available: <https://nfmetail.ru/articles/48.html>. Accessed on: March 15, 2020.
19. A.I. Galushkin, *Theory of neural networks*. Moscow, Russia: IPRZhR, 2000.
20. V.V. Kruglov and V.V. Borisov, *Artificial neural networks. Theory and practice*. Moscow, Russia: Hotline-Telecom, 2001.
21. L.N. Yasnitsky, *Introduction to artificial intelligence*. Moscow, Russia: “Academy”, 2005.