

УДК 621.791

ОПТИМИЗАЦИЯ СООТНОШЕНИЯ АКТИВИРУЮЩИХ ФЛЮСОВ НА ОСНОВЕ ОКСИДОВ В ПРОЦЕССЕ ДУГОВОЙ АРГОНОВОЙ СВАРКИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ГИБРИДНОГО МЕТОДА ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ И МЕТОДА РОЯ ЧАСТИЦ

М. Азади Мохаддам, Ф. Колахан

Мешхедский университет им. Фирдоуси, Мешхед, Иран

E-mails: masoudazadi888@gmail.com, kolahan@um.ac.ir

Исследуется влияние наиболее важных параметров процесса сварки (силы тока сварки, скорости сварки) и массовой доли комбинации активирующих флюсов TiO_2 и SiO_2 на характеристики качества сварки (ширину сварного шва, его глубину и отношение этих параметров) деталей из аустенитной нержавеющей стали марки AISI316L. С использованием метода искусственных нейронных сетей установлена связь между входными и выходными данными для процесса аргоновой сварки. Для определения оптимальной архитектуры искусственной нейронной сети (количества скрытых слоев и соответствующих им нейронов (узлов)) применялся метод роя частиц. Выполнена экспериментальная проверка эффективности предложенного метода. Показано, что данный метод может быть использован для оптимизации процесса аргоновой сварки.

Ключевые слова: активированная аргоновая дуговая сварка, метод исследования поверхности отклика, искусственные нейронные сети, метод роя частиц, метод имитации отжига.

DOI: 10.15372/PMTF20210614

Введение. Сварка вольфрамовым электродом в среде инертного газа (TIG-сварка), известная также как процесс газометаллической дуговой сварки (GTAW), широко используется для сварки деталей из алюминия, магния, нержавеющей стали и титановых сплавов, что обусловлено высоким качеством поверхности сварного шва (процесс сварки происходит без образования брызг). Недостатком TIG-сварки в случае деталей большой толщины является небольшая глубина проплавления [1]. Для устранения этого недостатка используются, в частности, активирующие флюсы (оксиды, фториды и хлориды) в виде пасты, которые наносятся на поверхность деталей до начала процесса сварки (A-TIG-сварка) [2, 3]. A-TIG-сварка используется для сварки различных материалов, а именно титана, алюминия, марганца и нержавеющей стали (в том числе аустенитных и аустенитно-ферритных сталей). Возможность сварки разнородных металлов за счет стабилизации глубины сварного шва вследствие наличия обратной конвекции Марангони является еще одним преимуществом A-TIG-сварки [4, 5].

Если толщина свариваемых образцов превышает 3 мм, то для заполнения зазора, образующегося между образцами при C-TIG-сварке, необходимо использовать присадочный металл, в то время как применение A-TIG-сварки позволяет изготавливать стальные

детали толщиной приблизительно 8 мм за один сварочный проход без использования присадочных металлов и без подготовки кромок [6].

В работе [1] исследовано влияние активирующих флюсов на микроструктуру, механические и коррозионные свойства изделий, полученных при сварке деталей из стали марок AISI316L и P91. Влияние активирующих флюсов на механические и микроструктурные свойства образцов из титанового сплава Ti-6Al-4V, полученных путем TIG-сварки, изучено в работе [2]. С учетом результатов этих исследований была увеличена доля диоктилфталата и улучшены микроструктура и механические свойства сварного шва за счет использования активирующего флюса. В работе [3] исследованы механические свойства изделий, полученных при A-TIG-сварке образцов из дуплексной нержавеющей и ферритной сталей, в [4] — механические свойства деталей, полученных при A-TIG-сварке сплавов Inconel 800 и Inconel 600. В [5, 6] изучены микроструктурные и механические свойства изделий, полученных при A-TIG-сварке деталей из стали марки P91. В [7] с помощью алгоритма исследования поверхности отклика выполнена оптимизация процесса TIG-сварки для получения шва с наибольшей глубиной провара.

В указанных выше работах не проводилась оптимизация выходных данных процесса. Насколько известно авторам данной работы, отсутствуют исследования, в которых для оптимизации ширины сварного шва, его глубины и отношения этих параметров одновременно использовались метод планирования экспериментов на основе метода исследования поверхности отклика (response surface methodology (RSM)), метод искусственных нейронных сетей (artificial neural network (ANN)) и эвристические методы: метод имитации отжига (simulated annealing (SA)) и метод роя частиц (particle swarm optimization (PSO)).

Поскольку различные активирующие флюсы оказывают различное влияние на геометрию сварного шва, а также на его механические и металлургические свойства, в данной работе массовая доля активирующих флюсов является входной переменной процесса (помимо скорости и силы тока сварки) и оптимизируется увеличение глубины сварного шва D и уменьшение его ширины W при заданном отношении этих параметров.

На основе результатов предварительных экспериментов, проведенных с использованием метода планирования эксперимента, в качестве определяющих входных параметров были приняты сила тока сварки I , скорость сварки S и массовая доля активирующих флюсов F . С учетом количества входных переменных и их заранее заданных уровней выбрана наиболее подходящая матрица проектирования (матрица центральной составной конструкции (central composite design (CCD))) с помощью метода исследования поверхности отклика. Для определения зависимостей между входными переменными процесса и выходными характеристиками используется нейронная сеть с обратным распространением ошибки (back-propagation neural network). Затем применяется метод роя частиц (PSO) для определения оптимальной архитектуры нейронной сети (количества скрытых слоев и узлов (нейронов) в каждом слое) с обратным распространением ошибки. С помощью алгоритма PSO определяются оптимальные значения входных переменных. Алгоритм SA используется для проверки адекватности алгоритма PSO и предотвращения попадания в локальные минимумы.

1. Экспериментальная установка и использованные материалы. На процесс A-TIG-сварки влияют различные факторы, среди которых наиболее важными являются скорость сварки S , сила тока сварки I и массовая доля активирующих флюсов F [1–3]. Для того чтобы определить возможные рабочие диапазоны значений каждой входной переменной процесса сварки (табл. 1), были изучены стандарты сварки и проведены предварительные эксперименты [8]. Переменная F изменялась в диапазоне $0 \div 100$ %, переменная I — в диапазоне $90 \div 130$ А, переменная S — в диапазоне $110 \div 190$ мм/с.

Таблица 1

Входные данные процесса сварки, их интервалы и уровни

Уровень F	F , %	I , А	S , мм/с
1	$0 \div 100$	90	110
2	$25 \div 75$	100	130
3	$50 \div 50$	110	150
4	$75 \div 25$	120	170
5	$100 \div 0$	130	190

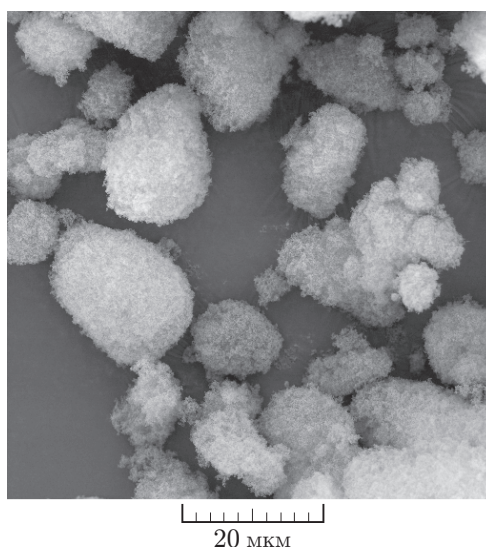


Рис. 1. Активирующий флюс на основе наночастиц SiO_2 и TiO_2

Для проведения экспериментов на основе матрицы CCD, полученной с использованием метода исследования поверхности отклика, был использован сварочный аппарат DIGITIG 250 AC/DC. В качестве защитного инертного газа был выбран аргон (степень чистоты 99,7 %).

Образцы представляли собой пластины из нержавеющей стали марки AISI316L размером $100 \times 50 \times 5$ мм, в качестве активирующих флюсов использовалась комбинация наноксидов (TiO_2 и SiO_2) (чистота флюса 99 %, размер частиц $20 \div 30$ нм). Размер частиц порошка определялся с помощью микроскопа FESEM.

На рис. 1 представлены результаты теста используемых активирующих флюсов на основе оксидов, выполненного с помощью микроскопа FESEM. Тесты подтвердили наноразмерный масштаб частиц, заявленный поставщиком. Перед началом сварки флюс массой 20 г смешивался с растворителем-носителем (метанолом) объемом 20 мл с использованием механического, магнитного и ультразвукового смесителей до достижения пастообразного состояния. Для каждого смесителя длительность процесса смешения составляла приблизительно 20 мин [1, 2]. Затем пастообразный флюс наносился на образец кистью и высушивался.

Существуют различные методы проектирования эксперимента, среди которых наиболее эффективным является метод исследования поверхности отклика. Этот метод имеет различные конструкции: центральную составную конструкцию (CCD), сферическую конструкцию, вращаемую конструкцию, конструкцию Бокса — Бенкена и комбинированные конструкции [8]. В данной работе используется матрица CCD L_{20} (табл. 2). Для повышения точности экспериментальных данных эксперименты проводились в случайном порядке. После сварки для каждого образца были определены три параметра: ширина сварного шва W , его глубина D и их отношение W/D (см. табл. 2).

Таблица 2

Условия экспериментов с использованием центральной составной конструкции (CCD)
и соответствующие измеренные выходные данные

Номер эксперимента	S , мм/с	I , А	F , %	D , мм	W , мм	W/D
1	130	120	25	5,755	7,693	1,337
2	150	110	50	5,041	7,905	1,568
3	170	100	75	5,367	7,224	1,346
4	170	100	25	3,142	9,466	3,013
5	150	110	50	4,711	7,617	1,617
6	150	130	50	6,827	7,703	1,128
7	170	120	25	3,920	8,425	2,149
8	170	120	75	5,524	5,923	1,072
9	130	100	25	4,873	8,125	1,667
10	150	110	50	4,321	7,920	1,833
11	150	110	50	4,850	7,510	1,548
12	130	100	75	6,356	6,676	1,051
13	150	110	50	4,950	7,847	1,585
14	150	110	100	6,124	5,604	0,915
15	110	110	50	6,254	6,393	1,022
16	150	90	50	4,610	7,778	1,687
17	150	110	50	4,906	7,803	1,591
18	130	120	75	7,894	6,910	0,875
19	150	110	0	3,133	9,985	3,187
20	190	110	50	3,850	7,460	1,938

На поверхности образца было выполнено два разреза для определения величин D , W и их отношения W/D . Для того чтобы точно определить величины D и W , поверхности разрезов были отполированы и протравлены. Затем с помощью оптического микроскопа были получены фотографии этих поверхностей. Величины D и W определялись с использованием программного обеспечения MIP (рис. 2).

Для того чтобы установить связь между входными данными и выходными характеристиками, для величин D , W и W/D были приняты следующие уравнения регрессии:

$$\begin{aligned}
 D &= 24,19 + 0,033\,58\,F - 0,381\,C + 0,000\,230\,S^2 - 0,000\,960\,SC + 0,002\,608\,C^2, \\
 W &= -28,83 + 0,0549\,F + 0,3483\,S + 0,1842\,C - 0,000\,628\,FS - 0,000\,526\,S^2 - 0,001\,340\,SC, \\
 W/D &= -15,39 + 0,1125\,S + 0,1634\,C + 0,000\,155\,F^2 - 0,000\,448\,FS + \\
 &\quad + 0,000\,280\,FC - 0,000\,109\,S^2 - 0,000\,395\,SC - 0,000\,615\,C^2.
 \end{aligned}$$

2. Метод нейронных сетей с обратным распространением ошибки. Искусственные нейронные сети (ANN) широко используются при нелинейной и параллельной обработке входных и выходных данных для установления связи между ними. ANN состоят из блоков, называемых нейронами (узлами), которые организованы на каждом уровне (входном, скрытом и выходном) посредством соединений. Каждой входной переменной x_i присвоен вес w_i , который указывает на то, какая часть переменной передается нейрону для обработки. Принимаются следующие обозначения: b — смещение (систематическая ошибка), y — выходной сигнал. Полученный сигнал

$$v = \sum_{i=1}^N x_i w_i + b$$

с помощью функции f преобразуется в выходной сигнал ($y = f(v)$) [9].

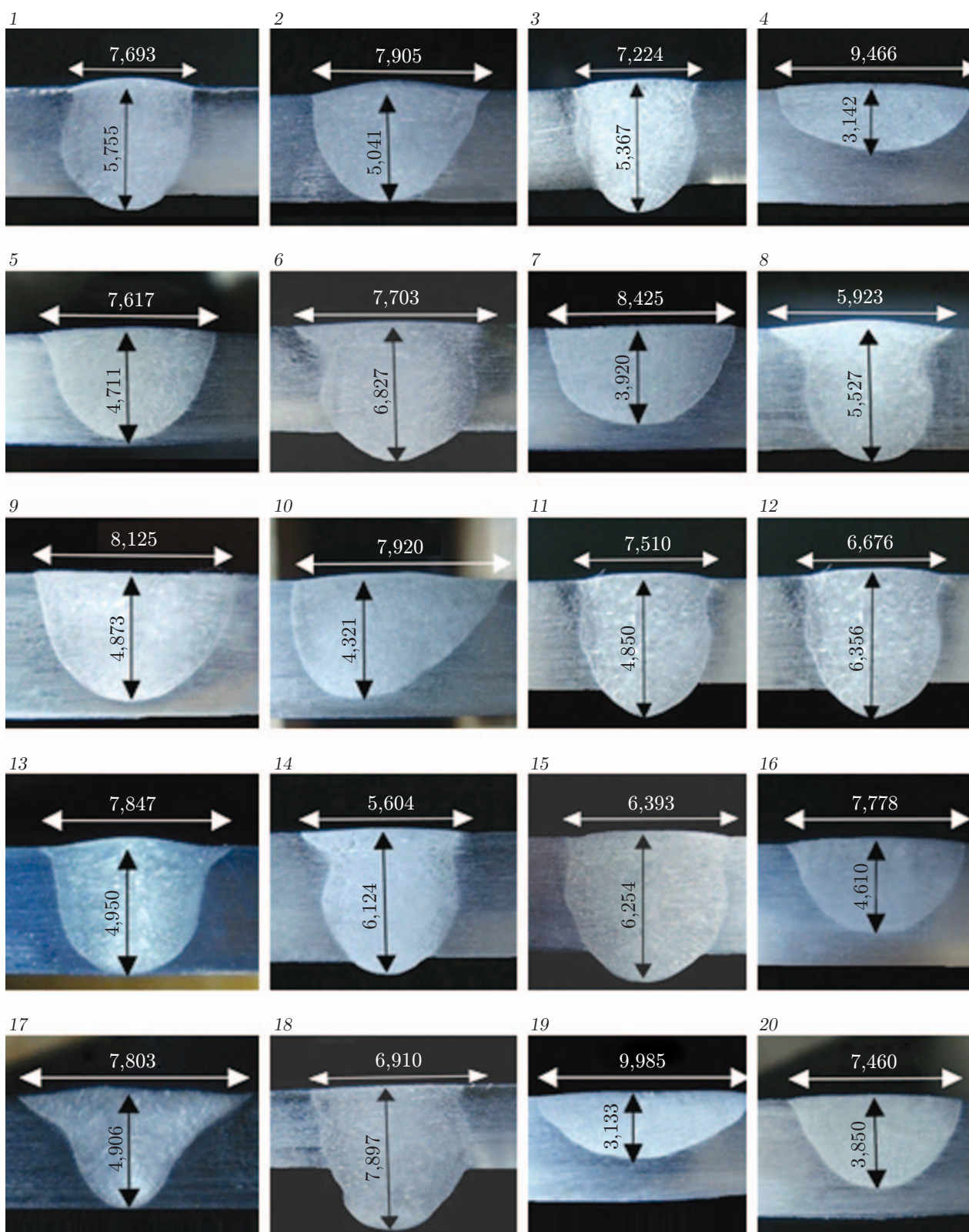


Рис. 2. Поперечное сечение шва, полученного в результате А-TIG-сварки в экспериментах 1–20

Существуют различные структуры ANN. Широко используется конструкция, называемая многослойным персептроном и позволяющая решать связанные и несвязанные нелинейные дифференциальные уравнения. Многослойный персептрон состоит из входного слоя, скрытых слоев и выходного слоя. На этапе обучения используется контролируемый способ определения входных сигналов и их весов на основе набора пар входных и выходных данных, что позволяет многослойному персептрону изучать связи между входными и выходными данными. В алгоритме обратного распространения ошибки вычисляется ошибка каждой пары ввода и вывода многослойного персептрона, затем эта ошибка передается с последнего (выходного) слоя на первый (входной) слой, где происходит корректировка входного сигнала и его веса. Более подробно алгоритм изложен в работах [9, 10].

Обычно архитектура ANN строится методом проб и ошибок. В данной работе для построения архитектуры ANN с обратным распространением ошибки использовался метод роя частиц. Число скрытых слоев варьировалось в диапазоне от одного до трех, поэтому была построена структура $3-n_1-n_2-n_3-3$, где n_1, n_2, n_3 — число нейронов (узлов) в 1, 2 и 3-м скрытых слоях соответственно. Стадия обучения заключается в определении необходимых весов и архитектуры, обеспечивающих минимальную ошибку между требуемым (заранее определенным) и прогнозируемым результатами.

3. Постановка задачи. В данной работе задачей многокритериальной оптимизации является одновременное достижение небольшой ширины сварного шва W и его большой глубины D при заданном отношении этих параметров W/D .

Исследование множественных откликов процесса сводится к нахождению минимума функции:

$$f(F, I, S) = w_1 D - w_2 W,$$

где $1,0 < W/D < 1,4$; $0 < F < 100\%$; $90 \text{ A} < I < 130 \text{ A}$; $110 \text{ мм/с} < S < 190 \text{ мм/с}$; w_1, w_2 — весовые коэффициенты, определяющие вклад величин D и W соответственно. Согласно результатам опубликованных работ оптимальным интервалом значений отношения W/D является интервал $[1,0; 1,4]$ [11]. При значениях W/D , принадлежащих этому диапазону, вероятность возникновения трещин при затвердевании шва мала.

4. Эвристические методы. Для выбора оптимального диапазона значений входных параметров, обеспечивающих требуемый результат на выходе, используются различные методы. Наиболее широко используются метод роя частиц и метод имитации отжига. Преимуществом метода роя частиц является простота его программирования и возможность введения большого числа входных параметров. Однако в случае многомерного пространства использование метода роя частиц может привести к попаданию в локальные минимумы. Применение метода имитации отжига позволяет избежать попадания в локальные минимумы, кроме того, этот метод имеет ряд преимуществ по сравнению с другими методами [12].

В данной работе метод роя частиц и метод имитации отжига используются для оптимизации процесса А-TIG-сварки, чтобы достичь максимальной глубины и минимальной ширины сварного шва при значении отношения этих параметров, находящемся в заданном диапазоне. Метод роя частиц используется дважды для определения оптимальной подходящей архитектуры ANN с обратным распространением ошибки. Затем используется метод имитации отжига для оценки эффективности метода роя частиц. Далее проводится серия экспериментов для верификации предложенного подхода.

4.1. Метод имитации отжига. Для определения интервалов входных данных, обеспечивающих требуемые характеристики процесса, и при оптимизации процесса используются различные методы [12]. Суть метода имитации отжига заключается в следующем. Вводится допустимое пространство решений (откликов) и генерируется начальное случайное решение в этом пространстве. Затем вычисляется целевая функция нового решения C_1

и сравнивается с целевой функцией текущего решения C_0 . Переход к новому решению выполняется в тех случаях, когда новое решение имеет лучшее значение целевой функции либо значение функции вероятности

$$P_r = e^{-\Delta C/T_k}$$

больше случайно сгенерированного числа, находящегося в интервале от 0 до 1.

Пусть T_k — температура в процессе отжига [12]. Уравнение

$$T_{k+1} = \alpha T_k, \quad k = 0, 1, \dots, \quad 0,9 \leq \alpha < 1,0$$

используется для уменьшения температуры на каждой итерации.

Скорость охлаждения зависит от значения параметра α . На первых итерациях метода имитации отжига вследствие большой температуры ее значение может не уменьшаться (а даже увеличиваться). Тем не менее при дальнейшей работе алгоритма температура уменьшается, что позволяет избежать попадания в локальные минимумы.

Ниже описываются шаги работы алгоритма.

Шаг 1. Определяются температура T_0 , параметр охлаждения $0 < r < 1$ и критерий окончания работы алгоритма (число итераций $k = 1, \dots, K$). Генерируется и оценивается начальное случайное решение (текущее решение c).

Шаг 2. Путем варьирования текущего решения генерируется и оценивается новое решение m , близкое к текущему.

Шаг 3. Новое решение принимается в качестве текущего, если выполняются следующие условия:

а) объективная функция нового решения $E(m)$ лучше объективной функции текущего решения $E(c)$;

б) значение функции вероятности принятия решения $e^{(f(m)-f(c))/T_k}$ больше равномерно сгенерированного случайного числа, принадлежащего интервалу $[0, 1]$.

Шаг 4. Проверяется критерий окончания работы алгоритма, обновляется температурный параметр ($T_k = rT_{k-1}$) и осуществляется переход к шагу 2.

4.2. *Метод роя частиц*. Метод роя частиц — эвристический метод, предложенный в работе [13]. На начальном этапе работы алгоритма выбирается оптимальное решение из набора случайных решений. За текущими оптимальными решениями следуют случайные решения (известные как частицы) в пространстве задачи. Для обновления решения (частиц) используются уравнения [13]

$$V_{i+1} = wV_i + c_1r_i(pB_i - X_i) + c_2r_i(gB_i - X_i); \quad (1)$$

$$X_{i+1} = X_i + V_{i+1}, \quad (2)$$

где скорость V_{i+1} каждой частицы определяется с учетом скорости на предыдущем шаге V_i , глобального лучшего решения pB и положения частицы gB . Уравнение (2) используется для определения нового положения частицы [13]. Множители r_1, r_2 — два случайных числа, независимо сгенерированных из чисел, принадлежащих отрезку $[0, 1]$. Константы c_1, c_2 используются для ускорения движения частицы (решения) в направлении решений pB и gB . Инерционный вес w вводится для ускорения сходимости метода роя частиц. Для исследования пространства решений в целом требуется большое значение величины w , для исследования отдельных областей пространства решений достаточно малых значений w [13].

В большинстве известных работ архитектура нейронных сетей (число скрытых слоев и число узлов в них) строится методом проб и ошибок. В данной работе при построении архитектуры нейронных сетей с обратным распространением ошибки используется метод роя частиц. Этот метод используется также для оптимизации предложенной модели.

Таблица 3

Параметры А-TIG-сварки, полученные в результате оптимизации,
и их экспериментальные значения

Вариант оптимизации	Метод	F , %	S , мм/с	I , А	Выходные данные	Расчет	Эксперимент	Δ , %
С ограничением на геометрию шва	SA	60	190	129	D	4,99 мм	5,02 мм	0,7
	PSO	71	190	128	D	4,98 мм	5,02 мм	0,8
	SA	60	190	129	W	5,49 мм	5,56 мм	1,3
	PSO	71	190	128	W	5,48 мм	5,56 мм	1,4
	PSO	60	190	129	W/D	1,10	1,11	0,9
	SA	71	190	128	W/D	1,10	1,11	0,9
Без ограничения на геометрию шва	SA	99	110	129	D	9,54 мм	9,66 мм	1,2
	PSO	100	110	130	D	9,55 мм	9,66 мм	1,1
	SA	99	110	129	W	9,64 мм	9,85 мм	2,1
	PSO	100	110	130	W	9,65 мм	9,85 мм	2,1
	PSO	99	110	129	W/D	1,01	1,02	1,0
	SA	100	110	130	W/D	1,01	1,02	1,0

В методе роя частиц и методе имитации отжига выбраны следующие значения корректирующих параметров [13]: в методе роя частиц популяция — 50, обучающие множители — $c_1 = c_2 = 2$, число выполненных итераций — 30; в методе имитации отжига скорость уменьшения температуры — 0,91, время обработки данных — 30 с, начальная температура — 700 °С.

Схема предложенного гибридного метода ANN-PSO показана на рис. 3.

5. Результаты исследования и их обсуждение. В данной работе значения весовых коэффициентов w_1 , w_2 для величин D и W выбраны равными 0,5. Рассматривались два варианта оптимизации процесса сварки. В первом варианте на геометрию сварного шва ограничения не накладывались. Во втором варианте максимальная глубина сварного шва не должна была превышать 5 мм, а значение отношения W/D должно было находиться в интервале $[1,0; 1,4]$. На рис. 4 показано поперечное сечение сварного шва, полученного в результате оптимизации процесса сварки при указанных выше ограничениях. Метод роя частиц сходится быстрее, чем метод имитации отжига. Поскольку при использовании метода роя частиц можно попасть в локальные минимумы, его эффективность следует оценивать по результатам, полученным с помощью других методов. В данной работе эффективность метода роя частиц сравнивалась с эффективностью метода имитации отжига. Результаты исследования скорости сходимости этих методов приведены на рис. 5.

В табл. 3 представлены оптимальные значения параметров сварного шва, полученные с использованием метода роя частиц и метода имитации отжига. Различие результатов не превышает значения $\Delta = 2,1$ %.

В экспериментах определены пределы сопротивления при растяжении образцов со сварными швами, полученными в результате TIG- и А-TIG-сварки с оптимальными параметрами. Эти значения равны 616 и 638 МПа соответственно.

Заключение. Проведены исследование и оптимизация процесса А-TIG-сварки деталей из аустенитной нержавеющей стали марки AISI316L. Оптимизированы геометрические параметры сварного шва и массовая доля активизирующих флюсов. Сначала была использована матрица CCD в методе исследования поверхности отклика для определения матрицы плана эксперимента, необходимой для сбора данных, моделирования и оптимизации процесса сварки. С помощью программного обеспечения MIP определены глубина и ширина

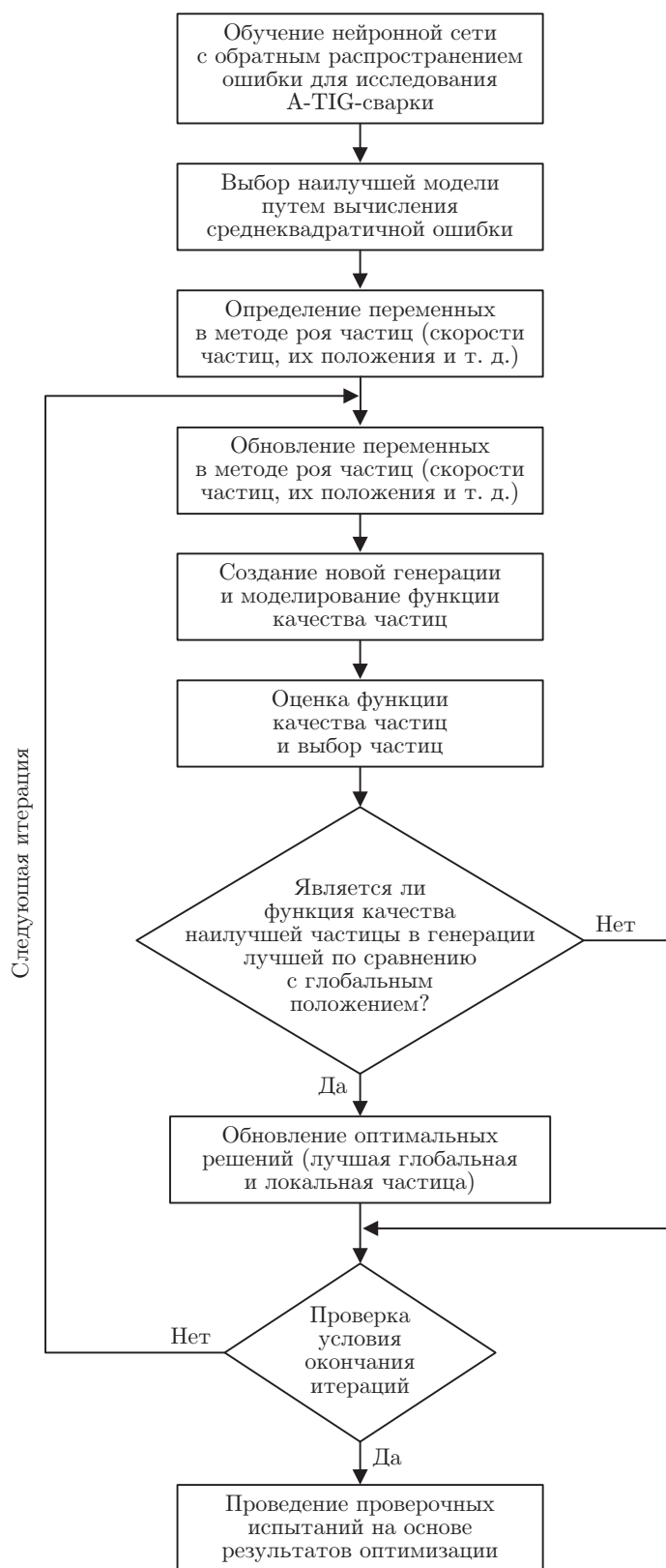


Рис. 3. Схема предложенного гибридного метода ANN-PSO

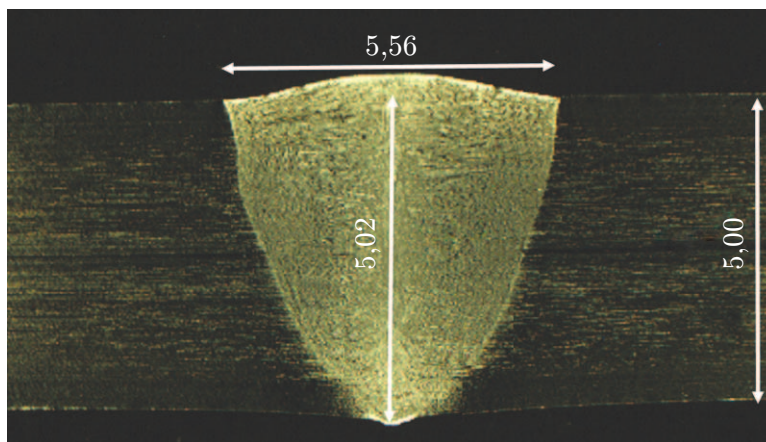


Рис. 4. Размеры поперечного сечения сварного шва, полученные в результате оптимизации

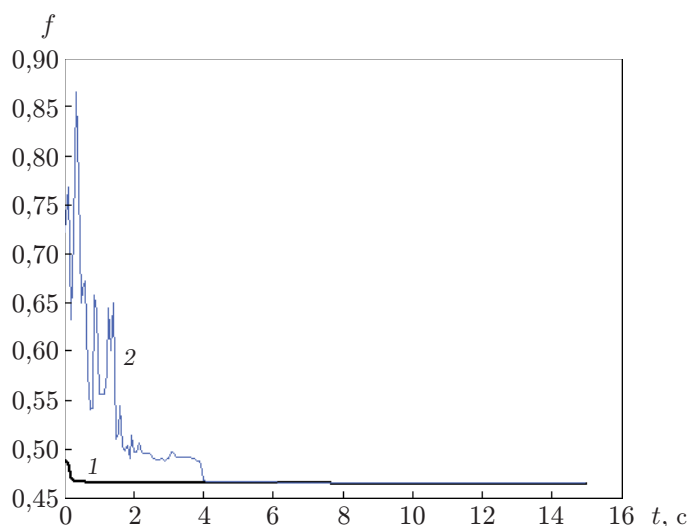


Рис. 5. Кривые сходимости эвристических методов роя частиц (1) и имитации отжига (2)

сварного шва, а затем вычислено отношение этих параметров. Далее был использован метод искусственных нейронных сетей с обратным распространением ошибки для установления связи между входными данными процесса (скорость сварки, сила тока сварки, массовая доля активирующих флюсов) и выходными данными (глубина сварного шва, его ширина и отношение этих параметров). Для определения варианта метода искусственных нейронных сетей с обратным распространением ошибки применялся метод роя частиц. Этот метод был использован также при оптимизации предложенной модели нейронных сетей. В результате оптимизации процесса сварки с использованием указанных выше методов получены оптимальные значения входных параметров: скорость сварки — 190 мм/с, сила тока сварки — 128 А. Оптимальная массовая доля флюсов: SiO_2 — 71 %, TiO_2 — 29 %. При оптимальных параметрах сварки достигаются максимальная глубина сварного шва и его минимальная ширина при заданном отношении этих параметров. Из полученных результатов следует, что предложенный алгоритм эффективен при оптимизации процесса А-TIG-сварки.

ЛИТЕРАТУРА

1. **Vidhyarthi R. S., Kulkarni A., Dwivedi D. K.** Study of microstructure and mechanical property relationships of A-TIG welded P91-316L dissimilar steel joint // *Materials Sci. Engng. A*. 2017. V. 695, N 5. P. 249–257.
2. **Ramkumar K. D., Varma V., Prasad M., Rajan N. D.** Effect of activated flux on penetration depth, microstructure and mechanical properties of Ti-6Al-4V TIG welds // *J. Materials Process. Technol.* 2018. V. 261, N 5. P. 233–241.
3. **Zou Y., Ueji R., Fujii H.** Mechanical properties of advanced active-TIG welded duplex stainless steel and ferrite steel // *Materials Sci. Engng. A*. 2015. V. 620, N 6. P. 140–148.
4. **Kulkarni A., Dwivedi D. K., Vasudevan M.** Dissimilar metal welding of P91 steel-AISI 316L SS with Incoloy 800 and Inconel 600 interlayers by using activated TIG welding process and its effect on the microstructure and mechanical properties // *J. Materials Process. Technol.* 2019. V. 274, N 3. P. 116–128.
5. **Vidhyarthi R. S., Dwivedi D. K.** Microstructural and mechanical properties assessment of the P91 A-TIG weld joints // *J. Manufactur. Process.* 2018. V. 31, N 12. P. 523–535.
6. **Dhandha K. H., Badheka V. J.** Effect of activating fluxes on weld bead morphology of P91 steel bead-on-plate welds by flux assisted tungsten inert gas welding process // *Materials Manufactur. Process.* 2015. V. 17, N 4. P. 48–57.
7. **Pamnani R., Vasudevan M., Vasantharaja P., Jayakumar T.** Optimization of A-GTAW welding parameters for naval steel (DMR 249 A) by design of experiments approach // *Proc. Inst. Mech. Engrs. Pt L: J. Materials Design Appl.* 2015. V. 34, N 8. P. 1–12.
8. **Tathgir S., Bhattacharya A.** Activated-TIG welding of different steels: influence of various flux and shielding gas // *Materials Manufactur. Process.* 2015. V. 31, N 3. P. 335–342.
9. **Sahin H., Topal B.** Impact of information technology on business performance: Integrated structural equation modelling and artificial neural network approach // *Sci. Iran. B*. 2018. V. 25, N 6. P. 1272–1280.
10. **Kurtulmus M., Kiraz A.** Artificial neural network modelling for polyethylene FSSW parameters // *Sci. Iran. B*. 2018. V. 25, N 1. P. 1266–1271.
11. **Neville G.** Why do welds crack? // *TWI Bull.* 1991. Mar./Apr. P. 1–8.
12. **Ayubi Rad M. A., Ayubi Rad M. S.** Comparison of artificial neural network and coupled simulated annealing based least square support vector regression models for prediction of compressive strength of high-performance concrete // *Sci. Iran. A*. 2017. V. 24, N 3. P. 487–496.
13. **Azadi Moghaddam M., Golmezergi R., Kolahan F.** Multi-variable measurements and optimization of GMAW parameters for API-X42 steel alloy using a hybrid BPNN-PSO approach // *Measurement*. 2016. V. 92, N 13. P. 279–287.

*Поступила в редакцию 16/VI 2020 г.,
после доработки — 4/VII 2020 г.
Принята к публикации 27/VII 2020 г.*