

# ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ КОНТРОЛЮ ТА КЕРУВАННЯ РЕЖИМАМИ ДУГОВОГО НАПЛАВЛЕННЯ ПОРОШКОВИМИ ДРОТАМИ

В.Г. Соловійов, Ю.М. Ланкін, І.Ю. Романова

ІЕЗ ім. С.О. Патона НАН України. 03150, м. Київ, вул. Казимира Малевича, 11. E-mail: [hhsova@gmail.com](mailto:hhsova@gmail.com)

Сучасний рівень автоматизації процесів наплавлення вимагає створення відповідних комп'ютерних систем завдання та підтримки заданих режимів процесу в реальному часі, аналізу, обробки і, при необхідності, автоматичної корекції значень цих параметрів з урахуванням їх впливу на глибину проплавлення, частку основного металу в наплавленому металі (ЧОМ), втрат електродного дроту на розбризкування (ВРМ), а також на формування наплавлених валиків, їх розмір і якість. Проведено експерименти та продемонстровано практику створення моделей нейронних мереж (МНМ) на прикладі таких параметрів процесу дугового наплавлення порошковим дротом, як ЧОМ і ВРМ. Ці МНМ були успішно застосовані для прогнозування вказаних технологічних параметрів дугового наплавлення. Для розширення практики використання МНМ в дуговому наплавленні потрібно розширення бази даних технологічних параметрів наплавлення, властивостей матеріалів, якості результатів, що отримуються тощо. База даних має бути орієнтована на її застосування під час створення та використання МНМ. Бібліогр. 12, табл. 5, рис. 5.

*Ключові слова:* дугове наплавлення, режими наплавлення, моделі нейронних мереж, контроль режимів наплавлення, керування процесом наплавлення

**Вступ.** Сучасний рівень автоматизації процесів наплавлення вимагає створення відповідних комп'ютерних систем завдання і керування параметрами процесу в реальному часі, аналізу, обробки і, при необхідності, автоматичної корекції значень цих параметрів з урахуванням їх впливу на глибину проплавлення, частку основного металу ЧОМ, втрати електродного матеріалу ВРМ, а також на формування наплавлених валиків, їх розмір і якість.

Розробка таких систем потребує урахування багатьох факторів. Зокрема, для дугового наплавлення така система повинна забезпечувати можливість вибору типу та хімічного складу електродного матеріалу (суцільний або порошковий дріт; холоднокатана або порошкова стрічка) та його розмірів (діаметр, переріз); способу наплавлення (під флюсом, відкритою дугою або в захисних газах); завдання та підтримки заданих режимів і техніки наплавлення; позначення випадкових або навмисних відхилень від заданих режимів наплавлення; запам'ятовування та наступного використання оптимальних режимів наплавлення конкретних деталей. Крім того, система повинна враховувати конструкцію та просторове розташування деталі, що наплавляється; умови її експлуатації та хімічний склад основного металу; необхідність попереднього та супутнього підігріву, уповільненого охолодження та термообробки після наплавлення; технічні характеристики використовуваного обладнання для наплавлення; якість електроживлення тощо.

Контроль і аналіз електричних та інших параметрів процесу дугового наплавлення використовується для вибору режиму наплавлення, регулювання процесу наплавлення, визначення особливостей процесу, врахування якості наплавлення. Основний обсяг інформації, який використовується для оцінки компонент технологічного процесу, виходить у результаті аналізу сигналів струму наплавлення  $I_{зв}$ , напруги на дузі  $U_d$ , швидкості подачі електродного дроту  $V_n$ , швидкості наплавлення  $V_n$ , даних про марку та діаметр електродного дроту, а також захисне середовище. Інші параметри, які характеризують процес дугового наплавлення, на цьому етапі розробки МНМ не враховувалися.

Існуючий досвід [1–7] показує, що сучасний рівень розвитку комп'ютерної техніки та математичне забезпечення може дозволити успішно вирішити ці проблеми з використанням штучних нейронних мереж (ШНМ). ШНМ використовуються для вирішення проблем, які не можуть бути задовільно вирішені за допомогою традиційних аналітичних підходів. Крім того, ШНМ можуть з достатньою точністю прогнозувати вихідний параметр, навіть якщо взаємодію вхідних параметрів не повністю вивчено. Нейронні мережі застосовуються для достатньо точної апроксимації властивостей нелінійних процесів, які містять в собі декілька входів і виходів, одними з яких є процеси зварювання та наплавлення. Перевагою використання ШНМ є простота алгоритмів нав-

Соловійов В.Г. – <https://orcid.org/0000-0002-1454-7520>, Ланкін Ю.М. – <https://orcid.org/0000-0001-6306-8086>,

Романова І.Ю. – <https://orcid.org/0000-0001-7154-1830>

© В.Г. Соловійов, Ю.М. Ланкін, І.Ю. Романова, 2023

чання моделі, достатня точність моделі, адаптація моделі до вхідних/вихідних даних і порівняно висока швидкість розрахунків вихідних змінних моделі.

Мета роботи – розробка моделей штучних нейронних мереж для прогнозування таких параметрів процесу дугового наплавлення, як ЧОМ і ВРМ, і використання цих моделей при створенні комп'ютерних систем автоматичного управління процесами дугового наплавлення електродними дротами.

**Матеріали, методи та результати досліджень.** Для проведення досліджень [8] було виготовлено дев'ять партій порошкових дротів ПП-Нп-25Х5ФМС діаметром 1,8; 2,4 і 2,8 мм для наплавлення під флюсом, відкритою дугою та в захисних газах. Цими дротами проводили наплавлення зразків у широкому діапазоні режимів наплавлення за струмом і напругою. Експерименти з наплавлення виконували на установці У-653, що була додатково укомплектована комп'ютерним комплексом, який дозволяє фіксувати у пам'яті режим наплавлення за струмом та напругою, записувати в процесі наплавлення струм та напругу безпосередньо на дузі. Всього було виконано дев'ять серій експериментів у наступних діапазонах режимів наплавлення порошковим дротом при швидкості наплавлення 20 м/год. (табл. 1).

**Таблиця 1. Режими дугового наплавлення порошковим дротом ПП-Нп-25Х5ФМС**

Номер	Спосіб наплавлення	Діаметр дроту, мм	Струм, А	Напруга, В	Кількість експериментів
1	Відкритою дугою	1,8	160...260	22...29	19
2	Відкритою дугою	2,4	180...300	24...32	22
3	Відкритою дугою	2,8	200...300	24...32	34
4	Під флюсом АН-26	1,8	240...300	26...31	17
5	Під флюсом АН-26	2,4	220...400	22...32	25
6	Під флюсом АН-26	2,8	240...420	22...38	24
7	У суміші газів 82 % Ag + 18 % CO <sub>2</sub>	1,8	220...310	20...30	14
8	У суміші газів 82 % Ag + 18 % CO <sub>2</sub>	2,4	210...440	22...40	12
9	У суміші газів 82 % Ag + 18 % CO <sub>2</sub>	2,8	180...340	22...40	26

**Таблиця 2. Наплавлення порошковим дротом ПП-Нп-25Х5ФМС під флюсом АН-26. Діаметр дроту 1,8 мм, швидкість наплавлення 20 м/год, виліт 15 мм**

Номер валика	Режим наплавлення		Формування валиків, наявність пор (свищів)	Вид перенесення електродного металу	ЧОМ, %
	I <sub>н</sub> , А	U <sub>н</sub> , В			
1	290...241	26...26,9	Вузький високий валик	Великокрапельне перенесення. Допустима кількість обривів	30,5
2	240...245	26...27,9	Хороше формування	Великокрапельне перенесення. Обривів немає	44,0
3	280...290	27...27,8	Нестабільний процес	Великокрапельне перенесення. Обривів немає	44,5
4	300...298	27...27,7	Нестабільний процес	Великокрапельне перенесення. Обривів немає	51,2
5	290...301	30...28,9	Хороше формування	Крапельне перенесення. Обривів немає	44
6	300...311	30...28,6	Задовільне формування	Крапельне перенесення. Обривів немає	48,5
7	290...224	26...26,5	Вузький валик, процес нестабільний	Великокрапельне перенесення. Багато обривів	25,5
8	240...257	27...28,4	Задовільне формування, процес нестабільний	Великокрапельне перенесення. Обривів немає	43,0
9	240...269	30...28,8	Хороше формування	Крапельне перенесення. Обривів немає	41,5
10	240...255	31...29,6	Хороше формування	Крапельне перенесення. Обривів немає	45,0
11	300...319	31...28,5	Хороше формування	Крапельне перенесення. Обривів немає	46,5

Таблиця 3. Вплив способу та режимів дугового наплавлення порошковим дротом ПП-Нп-25Х5ФМС на частку основного металу в наплавленому. Діаметр дроту 1,8 мм

Наплавлення відкритою дугою самозахисним дротом			Наплавлення під флюсом АН-26П			Наплавлення в середовищі захисних газів Ar+CO <sub>2</sub>		
Режим наплавлення		ЧОМ, %	Режим наплавлення		ЧОМ, %	Режим наплавлення		ЧОМ, %
I <sub>н</sub> , А	U <sub>н</sub> , В		I <sub>н</sub> , А	U <sub>н</sub> , В		I <sub>н</sub> , А	U <sub>н</sub> , В	
211	20	38	241	26,9	30,5	160	23	33
218	22,3	45	257	29,1	39	210	23	35,5
239	23,7	45,5	276	29,2	40	260	24	39,5
265	22,7	43,2	301	28,9	44	301	28,3	46
285	25,9	45,7	319	28,5	46,5	315	27,5	45

широкого набору статистичних параметрів електричного стану (ПЕС) процесу для аналізу всіх стадій: вмикання джерела живлення, збудження дуги, сталий дуговий процес, завершення наплавлення або зварювання. ІВС виконує автоматичну ідентифікацію стану процесу наплавлення або зварювання, тим самим виключаючи вплив людського фактору на отримання оцінки статистичних параметрів процесу.

ПЕС процесу, що отримані від ІВС, можуть бути використані як після завершення процесу, так і під час його протікання для отримання інтегрально сгладжених значень за певний проміжок часу. Аналіз кореляційних залежностей між ПЕС і такими, як ЧОМ, ВРМ та іншими параметрами, які суттєво впливають на ефективність процесу, дозволяє виділити найзначущі параметри ПЕС. Ці параметри можуть бути використані при проектуванні системи нейромереж для прогнозування цих параметрів. У табл. 4 наведено приклад значень кореляційного зв'язку  $r$  деяких параметрів ПЕС з ЧОМ, ВРМ, наявністю пор у наплавленому валику та стабільністю протікання процесу.

Дякуючи наявності ПЕС, що отримані за допомогою спеціально розробленої для цих цілей ІВС, виникає можливість використання великого об'єму статистичних даних, що містяться в сигналах  $U_{зв}$  та  $I_{зв}$ , для створення моделей нейронних мереж (МНМ) і прогнозування інформації про процес наплавлення, що особливо корисно у випадках, коли отримання такої інформації зі використанням традиційних датчиків може бути ускладненим.

У табл. 4 курсивом позначено параметри, які можна вважати найбільш підходящими для створення масиву даних, що використовуються для навчання МНМ. Передбачається, що для кожного шуканого параметра має сенс створювати окрему МНМ з власним вхідним масивом.

У даній роботі розглядається технологія створення двох МНМ: «МНМ ЧОМ» і «МНМ ВРМ». Зазвичай для моделювання використовуються різні типи ШНМ [11], такі як багатошаровий перцептрон (MLP), радіальна базисна функція (RBF) і карта, що самоорганізується (SOM). MLP з алгоритмом зворотного розповсюдження похибки

навчання широко використовується з-за його простоти та великих можливостей прогнозування при моделюванні наплавлених валиків [7]. Блок-схему такої процедури моделювання нейронної мережі зі зворотним розповсюдженням похибки показано на рис. 1. Найтривалішою процедурою в цій схемі є етап навчання ШНМ, який в основному визначає продуктивність обраної МНМ.

У нашому дослідженні моделювання ШНМ виконується в два етапи: перший етап – навчання мережевої моделі, другий етап – перевірка мережевої моделі на даних, які не використовувались для навчання. Для навчання та оптимізації ШНМ розглянуто два методи. Метод Левенберга-Марквардта і метод «байєсіанської регуляризації». Кожен з цих методів має свої переваги та недоліки. Проте, метод Левенберга-Марквардта має можливість адаптуватися до різних типів задач і даних. Він може автоматично регулювати параметри навчання, такі як крок оновлення вагів, у залежності

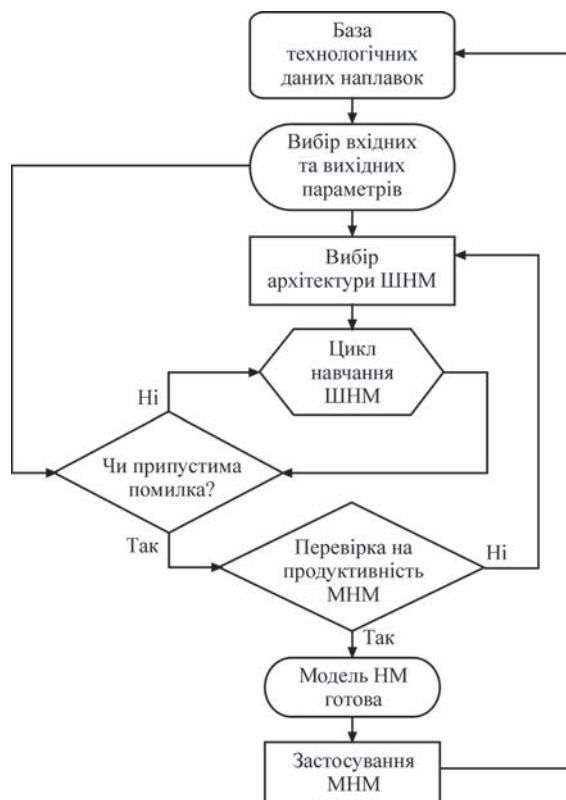


Рис. 1. Блок-схема процедури моделювання нейронної мережі зі зворотним розповсюдженням похибки

Таблиця 4. Кореляційні залежності параметрів процесів наплавлення дротом ПП-Нп-25Х5ФМС діаметром 2,4 мм у середовищі захисного газу  $Ar+CO_2$ , швидкість наплавлення 20 м/год

Номер з/п	Параметр	Режим наплавлення, В						r, ЧОМ	r, ВРМ	r, пори	r, стабільність
		22	24	26	28	30	32				
1	$\bar{U}_n$ , В	18,8	19,4	21,6	24,1	26,8	30,2	0,90	0,95	0,74	-0,49
2	СКВ $\bar{U}_n$ , В	10,3	8,2	4	2,9	2,1	2	-0,80	-0,9	-0,41	0,54
3	$\bar{I}_n$ , А	312	335	331	342	360	357,1	0,79	0,8	0,48	-0,69
4	СКВ $\bar{I}_n$ , А	178	169	92,9	72,8	59	53,8	-0,85	-0,79	-0,45	0,44
5	$\bar{I}_d$ , А	270	297	322	340	360	356,6	0,78	0,65	0,45	-0,58
6	СКВ $\bar{I}_d$ , А	112	111	71,2	67,2	55,5	50	-0,85	-0,67	-0,5	0,43
7	$\bar{U}_d$ , В	22	22,3	22,2	24,3	26,8	30,3	0,84	0,86	0,83	0,47
8	СКВ $\bar{U}_d$ , В	2,4	2,4	2,1	2,2	1,9	1,9	-0,64	-0,99	-0,54	0,4
9	$\bar{I}_{K3}$ , А	502	527	564	559	741	1020	0,72	0,82	0,91	-0,5
10	СКВ $\bar{I}_{K3}$ , А	172	173	172	158	201	111,7	-0,70	-0,2	-0,88	0,36
11	$\bar{U}_{K3}$ , В	4,8	4,9	5,8	6,6	10,3	11,9	0,8	0,93	0,74	-0,44
12	СКВ $\bar{U}_{K3}$ , В	2,3	2,1	3,6	2,7	3,2	2,1	0,71	0,32	-0,45	0,12
13	$\bar{T}_{K3}$ , мс	5,61	5,01	2,62	1,59	1,81	13,02	-0,69	0,22	0,92	-0,29
14	СКВ $\bar{T}_{K3}$ , мс	7,03	5,54	3,6	2,1	4,85	12,12	-0,76	0,28	0,88	-0,19
15	$\bar{T}_d$ , мс	25	25,2	64,7	148	828	10178	0,64	0,6	0,8	-0,45
16	СКВ $\bar{T}_d$ , мс	0,98	0,72	2,45	6,35	28,5	298,1	0,66	0,61	0,66	-0,46
17	$\bar{f}_{K3}$ , Гц	32,7	33,1	14,8	6,66	1,17	0,06	-0,86	-0,96	-0,48	0,39
18	N, обр/хв	3	0	0	0	0	0	-	-0,5	-0,2	0,89
19	Пит. трив. КЗ, %	18,1	16,6	3,88	1,06	0,21	0,09	-0,60	-0,69	-0,38	0,43
20	$I_{mod}$ , В	226	226	314	326	368	356	0,70	0,77	0,42	-0,38
21	$U_{mod}$ , В	21	22	22	25	27	30	0,62	0,79	0,77	-0,52
22	Провід. дуги, $C_m$	10,8	10,3	14,3	13	13,6	11,87	0,50	0,62	-0,13	-0,07
23	Мода $I_{K3}$	460	477	517	483	940	912	0,49	0,89	0,6	-0,37
24	Мода $U_{K3}$	3	3	5	4	14	9	0,78	0,87	0,3	-0,25
25	Розбризування	1	1	2	2	3	3	-	-	-	-
26	Наявність пор	0	0	0	0	0	1	-	-	-	-
27	ВРМ	3	0	1	1	1	0	-	-	-	-
28	ЧОМ, %	36,48	34,20	45,70	47,90	50,28	62,87	-	-	-	-

*Примітка.*  $\bar{U}_n$  – математичне очікування напруги наплавлення, що включає в себе період запалення дуги; СКВ  $\bar{U}_n$  – середньоквадратичне відхилення напруги наплавлення від математичного очікування  $\bar{U}_n$ ;  $\bar{I}_n$  – математичне очікування струму наплавлення, що містить в собі період запалення дуги; СКВ  $\bar{I}_n$  – середньоквадратичне відхилення струму наплавлення від математичного очікування  $\bar{I}_n$ ;  $\bar{I}_d$  – математичне очікування струму дуги, що виключає періоди початкового запалення дуги, періоди коротких замикань (КЗ) і обривів дуги; СКВ  $\bar{I}_d$  – середньоквадратичне відхилення струму дуги від математичного очікування  $\bar{I}_d$ ;  $\bar{U}_d$  – математичне очікування напруги дуги, що виключає періоди початкового запалення дуги, періоди КЗ і обривів дуги; СКВ  $\bar{U}_d$  – середньоквадратичне відхилення напруги дуги від математичного очікування  $\bar{U}_d$ ;  $\bar{I}_{K3}$  – математичне очікування струмів КЗ, що виключає періоди початкового запалення дуги; СКВ  $\bar{I}_{K3}$  – середньоквадратичне відхилення струмів КЗ від математичного очікування  $\bar{I}_{K3}$ ;  $\bar{U}_{K3}$  – математичне очікування напруги КЗ, що виключає періоди початкового запалення дуги; СКВ  $\bar{U}_{K3}$  – середньоквадратичне відхилення струмів КЗ від математичного очікування  $\bar{U}_{K3}$ ;  $\bar{T}_{K3}$  – математичне очікування тривалості існування дуги (тривалості дуг), що виключає періоди початкового запалення дуги; СКВ  $\bar{T}_{K3}$  – середньоквадратичне відхилення тривалості існування дуги від математичного очікування  $\bar{T}_{K3}$ ;  $\bar{T}_d$  – математичне очікування тривалості існування дуги (тривалості дуг), що виключає періоди початкового запалення дуги; СКВ  $\bar{T}_d$  – середньоквадратичне відхилення тривалості існування дуги від математичного очікування  $\bar{T}_d$ ;  $\bar{f}_{K3}$  – середня за час встановленого процесу частота КЗ; N – кількість обривів за час встановленого процесу, що приведений до хвилини. Пит. трив. КЗ – сумарна тривалість коротких замикань протягом встановленого процесу, що віднесена до періоду встановленого процесу;  $I_{mod}$  – мода струму дуги (не включає струми КЗ і обривів), що розрахована протягом встановленого процесу для інтервалу 1 А (найвірогідніше значення струму дуги);  $U_{mod}$  – мода напруги дуги (не включає напругу КЗ і обривів), що розрахована протягом встановленого процесу для інтервалу 1 В (найвірогідніше значення напруги дуги). Провід. дуги – відношення  $I_{mod}/U_{mod}$ ; мода  $I_{K3}$  – мода струму КЗ, мода  $U_{K3}$  – мода напруги КЗ.

от характеристик задач і даних. Це робить його універсальнішим і гнучким у використанні.

На практиці нами було надано перевагу методу Левенберга-Марквардта як тому, що має більшу швидкодію, а також більшу точність при зменшенні кількості даних для перевірки з метою збільшення кількості даних для навчання. Щоб знайти оптимальну архітектуру, розглядалась різна кількість нейронів у прихованому шарі та обчислювалась помилка передбачення для кожної

мережі. Було обрано варіант із десяти нейронів у прихованому шарі. Дані для навчання «МНМ ЧОМ» наведено в табл. 5.

У табл. 5 наведено статистичні параметри, що отримані в результаті обробки сигналів напруги на дузі та струму в ланцюгу дуги за певний проміжок часу. Ці параметри було обрано на основі їх найкращої кореляції з параметром ЧОМ, який було розраховано після отримання шліфів наплавлених валиків. У результаті вхід «МНМ ЧОМ»



Таблиця 5. Дані для навчання «МНМ ЧОМ»

$U_{н}, В$	18,8	19,4	21,6	24,1	26,8	30,2	18,5	20,7	21,2	25,2	24,5	27,7
СКВ $U_{н}, В$	10,3	8,2	4	2,9	2,1	2	11,1	7,5	3,8	2,9	2,0	1,9
СКВ $I_{н}, А$	178	169	92,9	72,8	59	53,8	170,9	172,2	91,7	78,9	59,1	55,4
$I_{д}, А$	270	297	322	340	360	356,6	264,5	305,1	326,9	345,7	365,3	387,6
СКВ $I_{д}, А$	112	111	71,2	67,2	55,5	50	119,8	105,3	73,2	70,1	58,6	46,9
$U_{д}, В$	22	22,3	22,2	24,3	26,8	30,3	22,3	20,5	20,3	22,7	26,6	29,5
СКВ $U_{д}, В$	2,4	2,4	2,1	2,2	1,9	1,9	2,4	2,2	1,9	2,1	1,9	1,9
$f_{кз}, Гц$	32,7	33,1	14,8	6,66	1,17	0,06	32,1	35,2	14,5	7,0	1,1	0,1
$I_{н}, А$	312	335	331	342	360	357,1	337,4	306,4	312,1	345,7	334,5	346,5
$I_{кз}, А$	502	527	564	559	741	1020	491,7	541,4	572,5	568,4	751,8	1108,8
$U_{кз}, В$	4,8	4,9	5,8	6,6	10,3	11,9	5,1	4,6	6,0	6,9	10,9	11,2
$T_{д}, мс$	25	25,2	64,7	148	828	10178	25,3	23,2	59,2	138,4	821,2	9910,9
СКВ $T_{д}, мс$	0,98	0,72	2,45	6,35	28,5	298,1	1,0	0,7	2,3	5,8	28,4	280,8
ЧОМ, %	36,48	34,20	45,70	47,90	50,28	62,87	42,36	38,44	44,55	48,71	55,20	62,87

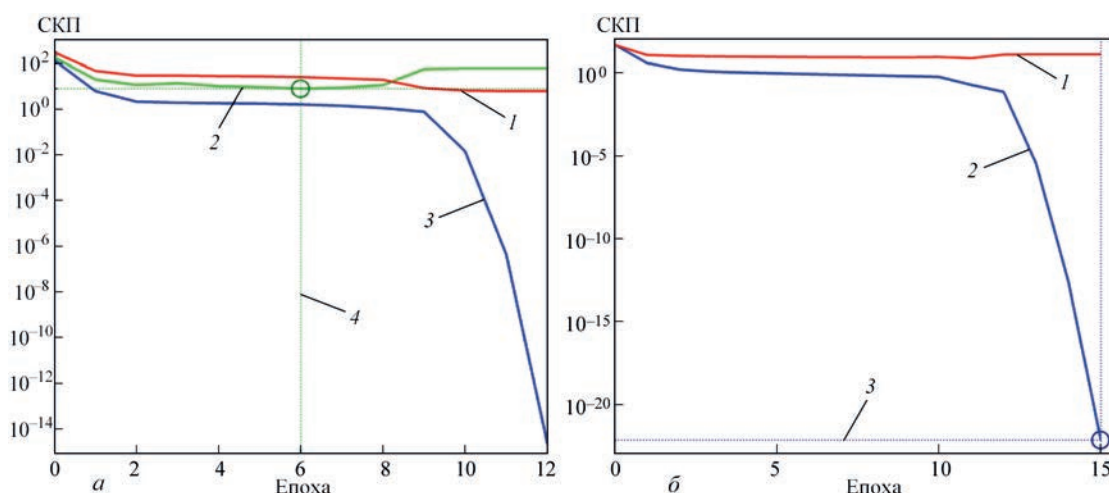


Рис. 2. Динаміка навчання МНМ за двома варіантами розбивки масиву вхідних даних: а – найкраща продуктивність перевірки СКП = 7,7484 в епоху 6, 1 – тестування, 2 – перевірка, 3 – навчання, 4 – найкраще значення; б – найкраща продуктивність перевірки СКП = 7,9612e-20 в епоху 15, 1 – тестування, 2 – навчання, 3 – найкраще значення

сформовано з 13-ти параметрів, кожен з них має 12 станів.

При навчанні «МНМ ЧОМ» використовували два варіанти відсоткової розбивки масиву даних. Перший – тестування 15 %, перевірка 15 %, навчання 70 %; другий – тестування 15 %, навчання 85 %. На рис. 2 наведено графіки динаміки навчання МНМ за першим (рис. 2, а) та другим (рис. 2, б) варіантами розбивки масиву.

У першому варіанті для навчання знадобилося три епохи (циклу) для навчання, оскільки подальше навчання не змінювало СКП для перевірконого масиву. У другому варіанті навчання тривало п’ять епох, що призвело до зменшення СКП для тестуемого масиву. На рис. 3 показано регресійний розподіл значень прогнозуемих значень ЧОМ для першого та другого варіантів відсоткової розбивки масиву даних.

Звідси випливає, що не треба обмежувати можливість навчання МНМ за рахунок зменшення

кількості епох на навчання. У нашому випадку використано другий варіант відсоткової розбивки масиву даних для навчання.

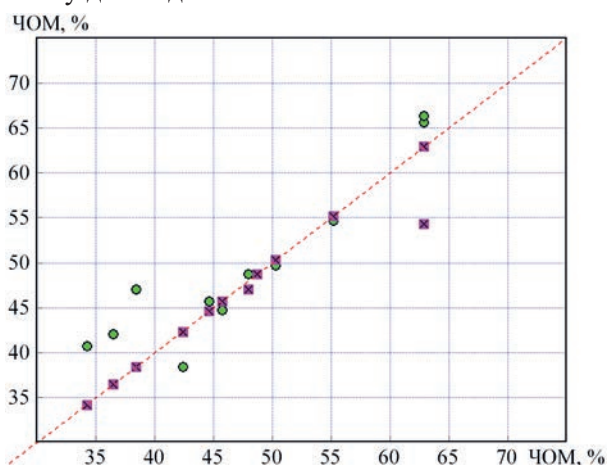


Рис. 3. Варіанти регресійного розподілу прогнозуемих значень ЧОМ: ● – для першого варіанту  $R^2 = 0,8523$ , тестування 15 %, перевірка 15 %, навчання 70 %; × – для другого варіанту  $R^2 = 0,937$ , тестування 15 %, перевірка 0 %, навчання 85 %

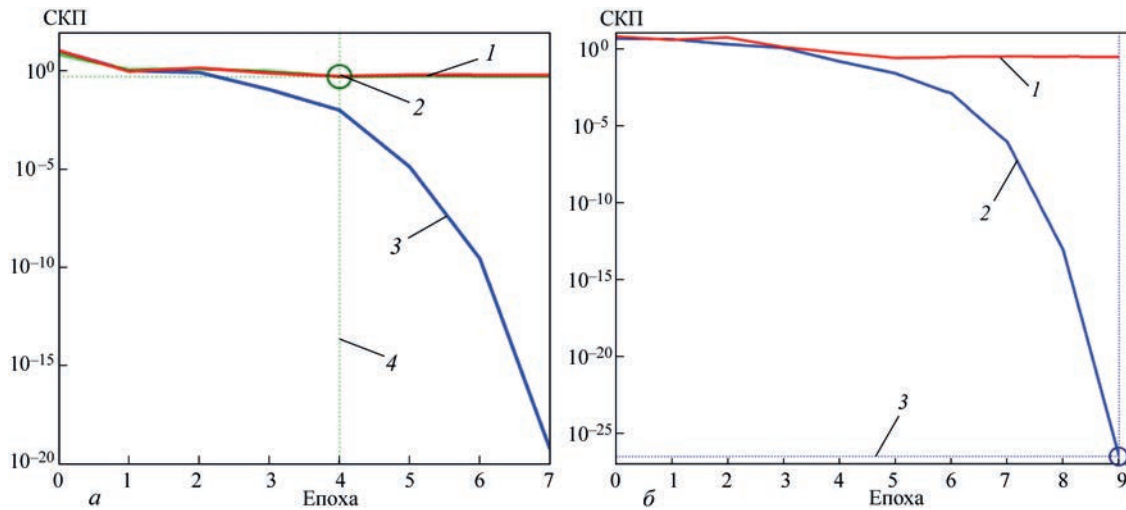


Рис. 4. Динаміка навчання «МНМ ВРМ» за двома варіантами розбивки масиву вхідних даних: *a* – найкраща продуктивність перевірки СКП = 0,4928 в епоху 4, 1 – тестування, 2 – перевірка, 3 – навчання, 4 – найкраще значення; *б* – найкраща продуктивність перевірки СКП = 2,9228e-27 в епоху 9, 1 – тестування, 2 – навчання, 3 – найкраще значення

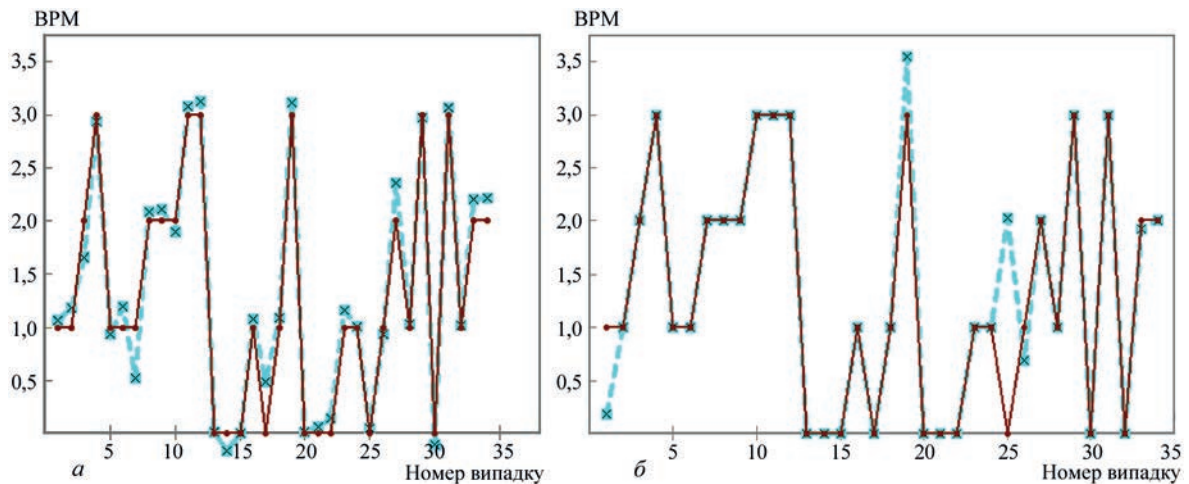


Рис. 5. Відмінності варіантів точності прогнозу «МНМ ВРМ» без проведення (*a*) та з проведенням (*б*) проміжної перевірки навчання:  $\times$  – прогноз з перевіркою,  $\bullet$  – експертна оцінка (*a*);  $\times$  – прогноз без перевірки,  $\bullet$  – експертна оцінка (*б*)

Параметру «розбрикування» методом експертних оцінок було присвоєно наступні коди: «немає розбрикування» – 0; «мале розбрикування» – 1; «середнє розбрикування» – 2; «велике розбрикування» – 3.

З метою економії місця дані для навчання «МНМ ВРМ» у статті не наводяться. У результаті вхід «МНМ ВРМ» сформовано з 14-ти параметрів, кожен з них має 34 стани. На рис. 4 наведено графіки динаміки навчання «МНМ ВРМ» за першим (рис. 4, *a*) та другим (рис. 4, *б*) варіантами розбивки масиву.

Як бачимо, у варіанті рис. 4, *б* середньоквадратична похибка навчання «МНМ ВРМ» менша, ніж у варіанті рис. 4, *a*, майже на 26 порядків.

На рис. 5 наведено відмінності обох варіантів точності передбачення «МНМ ВРМ».

На наш погляд особливої різниці в точності прогнозів обох варіантів відсоткової розбивки масиву даних перед навчанням МНМ не спостерігається, якщо при цьому врахувати, що серед-

ньоквадратична похибка навчання «МНМ ВРМ» менша майже на 26 порядків (рис. 5). Можливо, це пов'язано з великою дискретністю вихідного параметра «розбрикування».

Дані експериментів дозволяють зробити висновок про те, що дослідження в області контролю статистичних даних електричних параметрів та їх похідних у реальному часі дійсно можуть бути корисними для створення інформаційної бази, яка дозволить автоматично приймати рішення щодо необхідних значень різних параметрів наплавлення. Для цього можуть використовуватися МНМ.

Реалізація МНМ практично не залежить від кількості точок, що обробляються. Це означає, що складність системи не збільшується зі збільшенням кількості точок, що обробляються. Проте зі збільшенням кількості даних для навчання МНМ може стати точнішою у своїх прогнозах. Таким чином, використання неймережових технологій для прогнозування необхідних значень параметрів наплавлення є перспективним підходом.

## Висновки

1. Виявлено кореляційні зв'язки між статистичними параметрами напруги та струму дуги з технологічними параметрами (ЧОМ і ВРМ) різних способів дугового наплавлення порошковим дротом типу ПП-Нп-25Х5ФМС на вуглецеву конструкційну сталь. За рахунок параметрів електричного стану, що отримані за допомогою розробленої з цією метою інформаційно-вимірювальної системи, надається можливість використання великого обсягу статистичних даних, що містяться в сигналах напруги та струму наплавлення, для створення МНМ і прогнозування інформації про процес наплавлення.

2. Проведено експерименти та продемонстровано практику створення МНМ на прикладі таких технологічних параметрів процесу дугового наплавлення порошковим дротом, як ЧОМ і ВРМ. Ці МНМ було успішно застосовано для прогнозування та контролю вказаних параметрів у процесі дугового наплавлення [12].

3. Для розширення практики використання нейромережових технологій в дуговому наплавленні потрібно виконати розширення і структуризацію бази даних досвіду та практики наплавлення зі збереженням інформації про використовувані способи наплавлення, властивості матеріалів, якості результатів, що отримуються і т. п. База таких даних має бути орієнтована на застосування її під час створення моделей нейронних мереж.

## Список літератури/References

1. Baicun Wang, S. Jack Hu, Lei Sun et. al. (2020) Intelligent welding system technologies: State-of-the-art review and perspectives. *J. of Manufacturing Systems*, **56**, 373–391. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.06.020>.
2. Zeqi, Hu, Xunpeng, Qin, Yifeng, Li et al. (2020) Welding parameters prediction for arbitrary layer height in robotic wire and arc additive manufacturing. *Journal of Mechanical Science and Technology*, **34(4)**, 1683–1695. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12206-020-0331-0>.
3. Jun, Xiong, Guangjun, Zhang, Jianwen, Hu et. al. (2014) Bead geometry prediction for robotic GMAW-based rapid manufacturing through a neural network and a second-order regression analysis. *J. of Intelligent Manufacturing*, **25(1)**, 157–163. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10845-012-0682-1>.
4. Ghanty, P., Vasudevan, M., Mukherjee, D.P. et al. (2008) Artificial neural network approach for estimating weld bead width and depth of penetration from infrared thermal image of weld pool. *Science and Technology of Welding and Joining*, **13(4)**, 395–401. DOI: <https://doi.org/10.1179/174329308X300118>.
5. Sukhomay, Pal, Surjya, K. Pal, Arun, K. Samantaray (2002) Artificial neural network modeling of weld joint strength prediction of a pulsed metal inert gas welding process using arc signals. *J. of Materials Processing Technology*, **202(1–3)**, 464–474. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jmatprotec.2007.09.039>.
6. Oludare Isaac Abiodun, Aman Jantan, Abiodun Esther Omolara et al. (2018) State-of-the-art in artificial neural network applications: A survey. *Heliyon*, **4(11)**, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2018.e00938>.
7. Ill-Soo Kim, Joon-Sik Son, Sang-Heon Lee et al. (2004) Optimal design of neural networks for control in robotic arc welding. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, **20(1)**, 57–63. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0736-5845\(03\)00068-1](https://doi.org/10.1016/S0736-5845(03)00068-1).
8. Ryabtsev, I.A., Lankin, Yu.N., Soloviov, V.G. et al. (2015) Computer information-and-measuring system for investigation of arc surfacing processes. *The Paton Welding J.*, **9**, 32–35. DOI: <https://doi.org/10.15407/tpwg2015.09.05>.
9. Soloviov, V.G. (2018) Internet database of arc surfacing process using flux-cored wires. *The Paton Welding J.*, **1**, 38–41. DOI: <https://doi.org/10.15407/tpwg2018.01.08>.
10. Lankin, Yu.N., Soloviov, V.G. (2016) Information-measuring system for arc welding and surfacing. *The Paton Welding J.*, **11**, 36–42. DOI: <https://doi.org/10.15407/tpwg2016.11.06>.
11. Beale, M.H., Hagan, M.T., Demuth, H.B. (2010) *Neural network toolbox. User's guide. Version 7*. USA, Natick, Mass.
12. Ryabtsev, I.A., Soloviov, V.G., Lankin, Yu.N. et al. (2017) Computer system for automatic control of arc surfacing processes using electrode wires. *The Paton Welding J.*, **5-6**, 34–36. DOI: <https://doi.org/10.15407/tpwg2017.06.07>.

## APPLICATION OF NEURAL NETWORKS FOR MONITORING AND CONTROL OF THE MODES OF FLUX-CORED WIRE ARC SURFACING

V.G. Soloviov, Yu.M. Lankin, I.Yu. Romanova

E.O. Paton Electric Welding Institute of the NAS of Ukraine. 11 Kazymyr Malevych Str., 03150, Kyiv, Ukraine.

E-mail: [hhsova@gmail.com](mailto:hhsova@gmail.com)

Modern level of automation of surfacing processes requires development of the appropriate computer systems for setting and maintaining the set process modes in real time, analysis, processing and, if required, automatic correction of these parameter values, allowing for their influence on penetration depth, base metal proportion in the deposited metal (BMP), spattering losses of electrode wire (SLM), as well as formation of the deposited beads, their size, and quality. Experiments were conducted and practical methods of development of neural network models (NNM) were demonstrated in the case of such parameters of flux-cored wire arc surfacing as BMP and SLM. These NNM were applied with success for prediction of the above technological parameters of arc surfacing. Widening practical application of NNM in arc surfacing requires expansion of the data base of surfacing technological parameters, material properties, quality of the obtained results, etc. The data base should be focused on application during NNM development and use. 12 Ref., 5 Tabl., 5 Fig.

*Keywords:* arc surfacing, surfacing modes, neural network models, surfacing mode monitoring, surfacing process control

Надійшла до редакції 17.07.2023



Short history  
of "The Paton Welding Journal"  
since 1989 via link:

<http://patonpublishinghouse.com/tpwj/pdf/2022/tpwj202201part.pdf>