

УДК 621.791:699.71

Є.П. Чвертко

ПРОГНОЗУВАННЯ ЯКОСТІ З'ЄДНАНЬ ПРИ КОНТАКТНОМУ СТИКОВОМУ ЗВАРЮВАННІ БЕЗПЕРЕРВНИМ ОПЛАВЛЕННЯМ

Statistical methods of analysis are currently widely used to develop control and monitoring systems for different welding processes. These methods allow to obtain information about the process including effect of all factors on its results, which is often difficult to evaluate due to the complexity of the process. The paper reveals development of neural network based system for classification of flash-butt welding processes by continuously applied disturbances. The author has proposed the alternate method of preliminary data processing which can be applied to network training and evaluation of processes. The developed method is based on the simplified algorithm with standard deviation of the voltage in the welding circuit used as an informative parameter. The calculation step was also reduced. The results of effectiveness check for neural networks which were developed with application of the new data processing method are presented. The principal possibility of application of the developed method of data processing in the real-time systems of automated process control is shown.

Вступ

При стиковому зварюванні тиском неруйнівний контроль якості зварних з'єднань не завжди дає змогу достовірно виявити дефекти. Враховуючи, що характеристики з'єднань також залежать від параметрів режиму зварювання, якість останніх часто визначають за наявністю відхилень параметрів зварювання від заданих значень.

Відомо, що при зварюванні безперервним оплавленням якість зварних з'єднань буде задовільною, якщо забезпечено такі умови: отримано заданий розподіл температури у приконтатній зоні на всіх ділянках площі поперечного перерізу перед осадженням; забезпечено необхідну інтенсивність оплавлення перед осадженням, забезпечено необхідні значення величини і швидкості осаджування. Оскільки у деяких випадках безпосередні вимірювання вказаних параметрів є досить складними або неможливими, на практиці проводять вимірювання інших параметрів, які впливають на нагрівання деталей: зварювальної напруги, швидкості подавання деталей тощо. Стабільність зазначених показників забезпечує стабільність нагрівання і, як наслідок, якості стиків. При цьому допустимими вважають відхилення напруги неробочого ходу не більше ніж на 10 % від заданого значення, для швидкості подавання деталей — до 20 %, для величин вильотів деталей — не більше 5 % [1]. Така система дає можливість визначити наявність відхилень кожного з параметрів окремо, однак не дає інформації про сукупний їх вплив на стабільність процесу нагрівання деталей.

Інформацію, необхідну для оцінювання якості зварних з'єднань, можна отримати за результатами аналізу основних фізичних параметрів процесу зварювання, зокрема електричних [2].

Для контактного стикового зварювання безперервним оплавленням за умови використання машин із жорстким електро механічним приводом оплавлення оцінювання ходу процесу можна проводити за напругою у зварювальному колі. При цьому доведено відповідність між введеними збуреннями та характеристиками зварних з'єднань [3], що дає можливість застосовувати такі системи для прогнозування можливості появи типових дефектів у стиках. З цією метою розроблено автоматизовані системи аналізу сигналів на базі нейронних мереж [4]. Однак застосування таких систем вимагає багатетапної підготовки даних, оскільки вимірний сигнал є великим за обсягом і складним для безпосереднього аналізу. У разі реалізації такого алгоритму обробки даних у режимі реального часу крок розрахунку становитиме 10 періодів мережі живлення (0,2 с), що за часом є близьким до максимальної допустимої тривалості відхилення процесу від норми без суттєвого його впливу на якість зварного з'єднання. Тому такий метод підготовки даних практично унеможливорює застосування його в системі автоматичного контролю та регулювання.

Постановка задачі

Метою роботи є розроблення альтернативного методу підготовки даних для класифікації процесів контактного стикового зварювання безперервним оплавленням за допомогою ней-

ронних мереж і перевірка якості навчання мереж у разі його застосування.

Розроблення системи прогнозування якості

Експерименти з контактного стикового зварювання безперервним оплавленням проводили для стрижневої арматури класу А400С діаметром 14 мм на машині МСО-606 із жорстким електромеханічним приводом оплавлення без зворотних зв'язків. Реєстрацію напруги у зварювальному колі виконували аналого-цифровим перетворювачем Е-140 (L-Card, Росія).

Експерименти ставили для оптимального режиму та двох випадків відхилення параметрів процесу, які призводять до зниження якісних характеристик стиків: швидкості подавання деталей (v) та напруги неробочого ходу (U_{20}).

Параметри режиму для всіх груп стиків визначали, застосовуючи методику [5]. При цьому параметри для режимів зі збуреннями вибирали такими, щоб збурення гарантовано привело до зміни експлуатаційних характеристик стиків (табл. 1).

За параметр для формування вибірок для створення і навчання нейронної мережі вибрали дисперсію напруги у зварювальному колі. Показано [6], що характер зміни дисперсії залежить від введенного збурення, а отже, її можна використати як інформативний параметр.

Аналіз ходу процесу оплавлення доцільно проводити за високочастотною складовою напруги [4]. При цьому вимірюваний сигнал розглядають як суму періодичної складової промислової частоти (близько 50 Гц) та складових інших частот, виникнення яких пов'язане з особливостями процесу оплавлення. Перед оцінюванням нейронною мережею необхідно провести попередню обробку даних, одним з етапів

якої є фільтрація з метою видалення складової промислової частоти.

За використання як інформативного параметра дисперсії цей етап може бути опущений, якщо розрахунки проводити для проміжків часу, рівних періодові мережі живлення (0,02 с). Це зумовлено тим, що дисперсія періодичної функції за один її період дорівнює нулю, а дисперсія суми функцій дорівнює сумі їх дисперсій [6]. Крок розрахунків при цьому становитиме один період мережі живлення (0,02 с). Така тривалість на порядок менша від максимальної допустимої тривалості відхилення процесу від норми без суттєвого його впливу на якість зварного з'єднання. Однак у цьому випадку складову промислової частоти із розрахунків буде виключено не повністю, оскільки у реальних виробничих умовах її частота відрізняється від 50 Гц.

Таким чином, підготовку даних до навчання нейронних мереж звели до двох етапів:

- обчислення дисперсії за проміжки часу, рівні 0,02 с;
- нормалізація даних за формулою

$$b(i) = \frac{a(i) - a_{\min}}{a_{\max} - a_{\min}},$$

де $a(i)$ – вихідне значення сигналу, що підлягає нормалізації; $a_{\max}$, $a_{\min}$ – відповідно максимальне та мінімальне значення сигналу в масиві даних; $b(i)$ – нормалізоване значення сигналу.

У результаті нормалізації для кожного стику отримано інформативний сигнал – вектор довжиною 730 значень із мінімальним значенням 0 і максимальним – 1 (рисунок).

Кластеризацію масивів даних проводили за допомогою мережі LVQ, оскільки вона показала задовільну точність і ефективність ро-

Таблиця 1. Результати перевірки ефективності роботи нейронної мережі

Параметр режиму	Значення		
	Режим без збурень	Знижена напруга неробочого ходу	Знижена швидкість подавання деталей
Напруга неробочого ходу U_{20} , В	4,87	4,17	4,87
Швидкість подавання деталей v , мм/с	6,5	6,5	3,0
Швидкість осадження, мм/с	10	10	10
Установча довжина деталей, мм	25	25	25
Припуск на оплавлення, мм	10	10	10
Припуск на осадження, мм	4	4	4
Час осадження під струмом, с	0,04	0,04	0,04
Зусилля затискання стрижнів, МПа	80	80	80

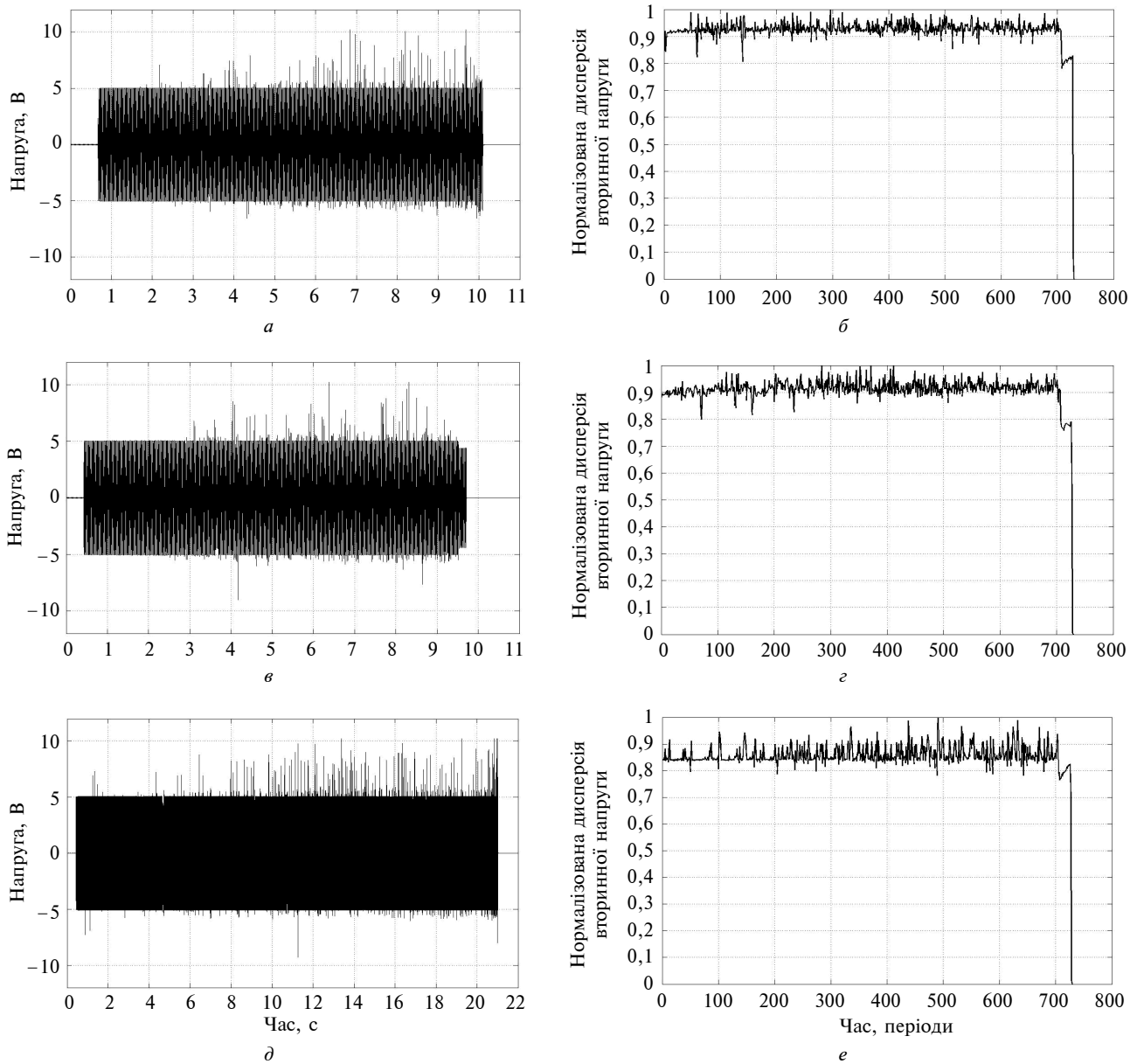


Рис. 1. Вихідні осцилограми вторинної напруги (а, в, д) та інформативні сигнали (б, г, е): а, б – режим без збурень; в, г – знижена напруга неробочого ходу; д, е – знижена швидкість подавання деталей

боти в попередніх дослідженнях [4]. Вектор даних для навчання формували із десяти сигналів кожної з партій. Мережу програмували в середовищі Matlab. Кількість нейронів першого шару становила 10, другого – 3.

Параметрами навчання нейронної мережі LVQ є допустима помилка ϵ та кількість циклів навчання. У середовищі Matlab навчання нейронних мереж відбувається за алгоритмом зворотного розповсюдження із мінімізацією помилки, тобто $\epsilon \rightarrow 0$. Кількість циклів навчання задали 1000. Навчання мережі за ознакою мінімізації помилки було автоматично припинено на 131-му циклі.

Перевірку якості навчання нейронних мереж здійснювали за показником ефективності [7]. Для цього після завершення навчання на вхід мережі подавали елементи, на яких проводилось навчання, та визначали кількість правильних відповідей, сформованих мережею. За отриманими даними обчислювали точність оцінювання навчальної послідовності:

$$T_n = \frac{B}{R},$$

де B – кількість правильних відповідей.

Таблиця 2. Результати перевірки ефективності роботи нейронної мережі

Група режимів	Кількість правильно оцінених сигналів	Ефективність роботи мережі	Ефективність роботи мережі [3, 4]	Різниця
Оптимальний режим (без збурень)	55	0,92	0,96	-0,04
Знижена напруга неробочого ходу	55	0,92	0,92	0
Знижена швидкість подавання деталей	60	1,0	1,0	0

Для спроектованої мережі кількість правильних відповідей при перевірці точності оцінювання навчальної послідовності становила $B = 30$, тобто $T_n = 1$.

Перевірку ефективності роботи мережі проводили, подаючи на вхід мережі для оцінювання дані, які не брали участі в навчанні, тобто контрольну послідовність (табл. 2). Початкова кількість елементів у вибірці для кожної групи режимів становила 60. При цьому ефективність обчислювали за формулою

$$E = \frac{T_k}{T_n},$$

де T_k – точність при оцінюванні контрольної послідовності.

Порівняння з результатами попередніх досліджень [3, 4] показує, що точність класифікації сигналів практично не змінилась: для оптимального режиму вона знизилась на 0,04, для зниженої напруги та зниженої швидкості залишилася без змін. Такі відмінності в розрахунках можна пояснити тим, що у випадку застосування методики підготовки даних, описаної в [3, 4], на стадії фільтрації сигнал пропускали через цифровий фільтр низьких частот, за рахунок чого із подальших розрахунків було повністю виключено усі складові із частотами, нижчими від 100 Гц, та послаблено складові із частотами в діапазоні від 100 до 1000 Гц. У цьому випадку за рахунок підбору інтервалу розрахунку дисперсії значною мірою із подальших розрахунків видалено складову частотою 50 Гц без впливу на інші частоти.

Утім класифікація сигналів відбувається із точністю, не нижчою за 0,92, що дає можливість застосовувати розроблений спосіб до прогнозування якості зварних з'єднань, враховуючи результати досліджень [3, 4].

Суттєвою перевагою запропонованого способу підготовки даних є зниження кроку розрахунків до одного періоду промислової частоти. Це відкриває можливості для застосування його в автоматизованій системі керування процесом у режимі реального часу, яка за аналізом динаміки зміни інформативного сигналу визначала б наявність відхилень від норми та формувала б коригувальні дії.

Висновки

Задовільні результати класифікації сигналів нейронною мережею показали, що дисперсія напруги у зварювальному колі є якісною характеристикою процесу нагрівання деталей при зварюванні безперервним оплавленням.

Запропонована методика підготовки даних для навчання нейронних мереж забезпечує проведення оцінювання ходу процесу нагрівання деталей з істотно меншим обсягом підготовки даних. При цьому ефективність роботи для нейронних мереж і тих, для навчання яких застосовували більш точну обробку даних, практично не різняться і є не нижчою за 0,92.

Крок обчислень за розробленою методикою становить 0,02 с (один період промислової частоти). Зважаючи на те, що максимальна допустима тривалість відхилення процесу від норми без впливу на якість з'єднання при контактному стиковому зварюванні безперервним оплавленням становить 10 періодів промислової частоти, цей спосіб обчислень може бути використаний для розроблення системи автоматичного керування в режимі реального часу.

Подальші дослідження будуть спрямовані на розроблення автоматизованих систем керування процесом у режимі реального часу та паспортизації зварних з'єднань.

1. Кучук-Яценко С.И. Контактная стыковая сварка оплавлением. — К.: Наук. думка, 1992. — 236 с.
2. Пірумов А.Є., Шевченко М.В., Скачков І.О. Моніторинг якості зварювання за електричними параметрами процесу // Наукові вісті НТУУ “КПІ”. — 2011. — № 5. — С. 84–88.
3. Ye. Chvertko et al., “Monitoring of the process of Flash-Butt Welding”, *Soldagem & Inspeção*, vol. 18, no. 1, pp. 31–38, 2013.
4. E. Chvertko and I. Skachkov, “Evaluation of stability of the flashing process in flash-butt welding”, *Paton Weld. J.*, no. 3, pp. 29–31, 2011.
5. Чвертко Є.П., Мельник А.Ф. Удосконалення методики оцінки забезпечення стійкості процесу при контактному стыковому зварюванні безперервним оплавлянням // Наукові вісті НТУУ “КПІ”. — 2010. — № 5. — С. 114–118.
6. Чвертко Е.П., Шевченко Н.В., Пірумов А.Е. Прогнозирование качества сварных соединений при контактной стыковой сварке оплавлением по статистическим характеристикам // Вісник Донбаської держ. машинобуд. академії. — 2012. — № 3. — С. 274–279.
7. Дьяконов В.П., Круглов В.В. Математические пакеты расширения MatLab. — СПб: Питер, 2001. — 480 с.

Рекомендована Радою
зварювального факультету
НТУУ “КПІ”

Надійшла до редакції
1 березня 2013 року