

## ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ПРИ КОНТРОЛІ ТЕПЛОВОГО СТАНУ БІОЛОГІЧНОЇ ТКАНИНИ В ЗОНІ ЗВАРЮВАННЯ

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

*Інститут електрозварювання імені Є. О. Патона НАН України*

У статті розглянуто сучасні методи регулювання процесу зварювання м'яких біологічних тканин (МБТ), засновані на вимірюванні електричних параметрів струму високої частоти та контролі часу зварювання. Однак ці методи не враховують таких вхідних параметрів, як ступінь стиснення МБТ і температура МБТ у зоні зварювання, що постійно змінюються та можуть призвести до проблем при реальному хірургічному зварюванні. Використання термопар має свої складності. У статті запропоновано використання нейронної мережі (НМ) як елементу штучного інтелекту для вирішення завдання контролю температури в зоні зварювання МБТ. Для перевірки працездатності в додатку Neural Network Toolbox MatLab було побудовано двошаровий перцептрон із десятьма нейронами в кожному шарі, три входи та один вихід, що створював «віртуальний датчик температури» між електродами в зоні зварювання МБТ без проведення фізичних експериментів. Нейронна мережа має бути навчена на адекватній моделі, отриманій методом скінченних елементів, або на основі даних фізичного експерименту.

**Ключові слова:** штучний інтелект, нейронна мережа, зварювання біологічних тканин, контроль теплового стану.

## APPLICATION OF NEURAL NETWORK IN MONITORING THE THERMAL STATE OF BIOLOGICAL TISSUE IN THE WELDING ZONE

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

*E. O. Paton Electric Welding Institute of the NAS of Ukraine*

**Background.** The article discusses modern methods of regulating the welding process of soft biological tissues, based on the measurement of electrical parameters of high-frequency current and control of welding time. However, these methods do not consider input parameters such as the degree of compression of SBT and the temperature of SBT in the welding zone, which are constantly changing and can lead to problems during actual surgical welding. The use of thermocouples has its difficulties.

**Materials and methods.** In this study, a neural network (NN) was proposed and investigated, developed using the Neural Network Toolbox program in MatLab. For training this neural network, data obtained as a result of modelling the welding process of biological tissue of a pig's heart in the COMSOL environment were used. The modelling took into account thermal processes and the compression force of the biological tissue.

**Results.** It is crucial to have information about the thermal level of microbiological thermo compensation at given points to optimize the biological tissue welding process. This task can be effectively solved using artificial neural networks, which offer higher speed and accuracy compared to traditional methods. In this case, the neural network should be trained on an adequate model obtained by the finite element method or based on data from a physical experiment. The application of such a trained neural network allows taking into account the temperature and degree of compression of microbiological tissue by electrodes in the welding zone. In addition, the neural network can be used in a feedback system to control the technological process in order to ensure the necessary quality of welding.

**Conclusions.** The article describes examples of approaches to creating a «virtual temperature sensor» between the electrodes in the biological tissue welding zone.

**Keywords:** artificial intelligence, neuron network, welding of biological tissues, thermal state control.

**Вступ.** У даний час регулювання процесу зварювання м'яких біологічних тканин (МБТ) здійснюється шляхом вимірювання, розрахунку та контролю таких електричних параметрів, як напруга, струм, початковий опір тканини, опір тканини електричному струму, час зварювання. Потім за допомогою виміряних і розрахункових параметрів контролюють зміну величини зварювального струму (напруги). При цьому використовується певна кількість констант, значення яких попередньо записуються в пам'ять керуючого пристрою. Значення констант, використовуваних для контролю, визначаються заздалегідь накопиченим досвідом шляхом проведення великого обсягу експериментальних зварювань і отримання емпіричних даних для вибору відповідних значень цих констант. Нам відомо, що у використуванні алгоритми управління зварювальним процесом не включаються такі вхідні параметри, як ступінь стиснення МБТ і температура МБТ у зоні зварювання (що постійно змінюються під впливом електричного струму та охолодження) і, що вони не враховуються при теплообміні з навколишнім середовищем [1].

Проведено численні експерименти з використанням термоперетворювачів для вимірювання температури МБТ у зварюваній області (наприклад, [2, 3]). Однак вони проводилися в дослідницьких цілях, а не для власне хірургічного зварювання двох фрагментів МБТ. Проблеми контролю температури пов'язані, крім цього, з технічними труднощами контролю в реальному часі таких параметрів, як, наприклад, ступінь стиснення зварюваної хірургом МБТ, а також складністю використання термопар при електрохірургічних операціях у клінічних умовах тощо. Крім того, математичний опис процесів зварювання біологічних матеріалів ще не повністю розроблено та кількісно обґрунтовано. Збільшення кількості вхідних даних для системи управління призводить до ускладнення розрахунку вихідних параметрів. Це, своєю чергою, збільшує час затримки при формуванні керуючих сигналів системи. Штучний інтелект (ШІ) із використанням нейронних мереж (НМ) дозволяє вирішувати такі завдання, оскільки вони не потребують ніяких формул або математичних моделей [4].

У [5] повідомляється, що в клінічній хірургії високочастотне електрозварювання зазвичай використовується для герметизації і сплавлення м'яких тканин. Ця процедура денатурує колаген за допомогою електротермічного з'єднання, в результаті чого утворюються нові молекулярні поперечні зв'язки. Дуже важливо розуміти розподіл температури та зміну структури колагену під час зварювання, щоб запобігти термічним пошкодженням, викликаним теплом, яке виділяється під час зварювання. В цьому дослідженні представлено метод, що поєднує оптичні вимірювання та моделювання з використанням штучного інтелекту для оцінювання розподілу температури судинної тканини під час зварювання з відповідністю понад 97 % між результатами моделювання та даними вимірювань. За інтегруючими даними про розподіл температури, даними випробувань на міцність і даними спектру комбінаційного розсіювання було встановлено, що в процесі зварювання існують оптимальні параметри, які можуть ефективно запобігти термічним пошкодженням, забезпечуючи міцність зварного з'єднання.

Відомо багато прикладів використання ШІ в технологіях зварювання. У [6] представлено розробку системи прогнозування геометрії зварного шва на основі штучного інтелекту. У [7] розглядається проблема створення високоефективних комп'ютерних симуляцій м'яких тканин для розуміння та розроблення терапевтичних методів. Для моделювання нелінійних анізотропних механічних властивостей м'яких тканин часто використовується метод скінченних елементів (СЕ), що являється недостатньо швидким для клінічної практики. У статті представлено два підходи, що використовують нейронні мережі для моделювання м'яких тканин. При першому підході НМ вчиться відповідати на вхідні дані детальної мезоструктурної моделі м'якої тканини, що дозволяє значно підвищити ефективність моделювання. При другому підході використовується фізично обґрунтована заміщувальна модель для навчання НМ. Цей підхід, названий нейронною мережею скінченних елементів (НМСЕ), дозволяє значно скоротити час моделювання при збереженні точності результатів.

Результати дослідження показують, що метод НМСЕ – швидший і ефективніший, ніж традиційні методи СЕ при великих деформаціях м'яких тканин.

Із викладеного випливає, що для оптимізації процесу зварювання біологічної тканини дуже важливо отримувати інформацію про тепловий рівень МБТ у заданих точках. Це завдання можна ефективно вирішити за допомогою штучних нейронних мереж, що мають більшу швидкість і точність, ніж традиційні методи.

**Мета дослідження:** дослідити можливості використання одного з методів штучного інтелекту, а саме нейронної мережі, при контролі теплового стану біологічної тканини в зоні зварювання з урахуванням ступеня стиснення МБТ.

**Матеріали і методи дослідження.** Авторами запропоновано та досліджено модель нейронної мережі, що розроблено за допомогою програми Neural Network Toolbox у MatLab. Для навчання цієї нейронної мережі були використані дані, отримані в результаті моделювання процесу зварювання біологічної тканини серця свині в середовищі COMSOL. При моделюванні враховувалися теплові процеси та сила стиснення біологічної тканини.

**Результати та їх обговорення.** Авторами в [8, 9] наведено математичну модель експерименту, що створена з використанням програмного пакету COMSOL multyphysics. Дослідження стиснення МБТ проводилося на лабораторній зварювальній установці лазерним датчиком переміщення верхнього електрода стосовно нижнього. Переміщення точки лазера, що світиться на віддаленому екрані, відповідає переміщенню верхнього електрода з коефіцієнтом посилення в кілька десятків разів. Роздільна здатність системи вимірювання переміщення верхнього електрода становить  $\pm 15$  мкм. За такої чутливості на точність вимірювання товщини тканини, що стискається, вже починає впливати деформація всієї конструкції, що призведе до деякого переміщення нижнього електрода у разі збільшення навантаження у вигляді гирі. Задля мінімізації цих похибок попередньо визначалася залежність переміщення верхнього електрода від величини прикладеного зусилля стиснення без тканини між електро-

дами. Ця залежність використовувалася задля коригування показників датчика при вимірюванні зміни товщини тканин у залежності від зусилля стиснення. Основний підхід до моделювання був таким, щоб забезпечити найкращу відповідність геометричної частини моделі геометричним параметрам фізичного експерименту та при цьому використати фізичні властивості біологічної тканини, які відповідають серцевому м'язу свині. Виходячи з теорії подібності [10], такий підхід дозволить визначити шукані значення питомої електропровідності тканини методом послідовних наближень.

У результаті експериментальних досліджень у лабораторії отримано залежність ступеня стиснення біологічної тканини від величини компресійного навантаження. Усі дані питомого опору, опубліковані до цих досліджень, було отримано для нестиснених біологічних тканин і не є придатними для використання в розрахунках і математичному моделюванні процесів біполярного зварювання.

За допомогою отриманої моделі проводились математичні експерименти для дослідження теплових процесів у зоні стиснення МБТ, а також визначено розподіл щільності струму, напруги, енергетичні витрати зварювання і тому подібне при різних вхідних параметрах, включаючи геометричні та електричні характеристики, силу стиснення МБТ. Для створення моделі нейронної мережі (МНМ) як приклад взято результати моделювання у середовищі COMSOL біологічної тканини серця свині. Адекватність моделі доведено в [8, 9].

Розрахунки за допомогою моделі температури в зоні зварювання серцевого м'яза свині при заданих напрузі джерела та ступеня стиснення біологічної тканини електродами дозволили навчити нейронну мережу для визначення теплового стану в зоні зварювання.

В якості вхідних параметрів МНМ взято три параметри: 1. Час зварювання. 2. Напруга джерела живлення. 3. Ступінь стиснення МБТ. Вихідний параметр один – температура в заданій точці зони зварювання. Для прикладу обрано точку в середині між електродами на границі біологічної тканини з навколишнім середовищем.

Двошаровий перцептрон із необхідною кількістю нейронів, що пропонує Neural Network Toolbox MatLab, із трьома входами й одним виходом, дозволяє перевірити ефективність нейронної мережі для створення «віртуального датчика температури» між електродами в зоні зварювання МБТ. Отже, не потрібно проводити численні фізичні експерименти зі зварюванням МБТ.

Двошаровий перцептрон із десятьма нейронами в кожному шарі – це перцептрон, що має два прихованих шари по десять елементів (нейронів) у кожному. Приховані елементи отримують зважені сигнали від попереднього шару та передають їх на наступний шар, доки не досягнуть вихідних елементів, що виконують порогову функцію активації. Двошаровий перцептрон може навчатися на прикладах за допомогою різних алгоритмів, наприклад, методу зворотного поширення помилки. Двошаровий перцептрон може вирішувати завдання нелінійної класифікації, прогнозування та розпізнавання образів.

У результаті аналізу отриманих варіантів результатів розрахунків нами обрано кількість нейронів – 10. При збільшенні кількості нейронів виявлено, що збільшується похибка розпізнавання.

Для навчання нейронної мережі використовувався описана вище математична модель [10], що дозволяє розв'язувати диференціальні рівняння в скінченних елементах для розрахунку зміни температури в зоні зварювання серцевого м'яза свині  $T(t)$  при заданій напрузі джерела живлення  $U$ , ступеню стиснення біологічної тканини електродами  $K_{ct}$ , часу зварювання  $t$  тощо. Завдяки факторіальному експерименту для  $U$  прийняли чотири значення: 6, 12, 18 і 24 В. Для  $K_{ct}$  прийняли три значення: 61, 68 і 78 %. Для поточного часу  $t$  прийняли 41 значення в діапазоні  $0 \dots 5$  с із кроком 0,125 с. Розрахунок на моделі в COMSOL конфігурованих масивів на комп'ютері виконувався протягом  $\sim 10$  хв.

Отже, для використання в нейромережі отримано вхідний масив  $InpMas$  розміром  $3 \times 492$  і вихідний масив  $OutpMass$  розміром  $1 \times 492$ .

На рис. 1 представлено універсальну структуру конфігурацій нейромереж, наведену в [11].

Як зазначено в [11], кількість шарів багатшарових мереж визначає верхній індекс вагових матриць. Для двошарової мережі  $tansig/purelin$  використовуються відповідні позначення.

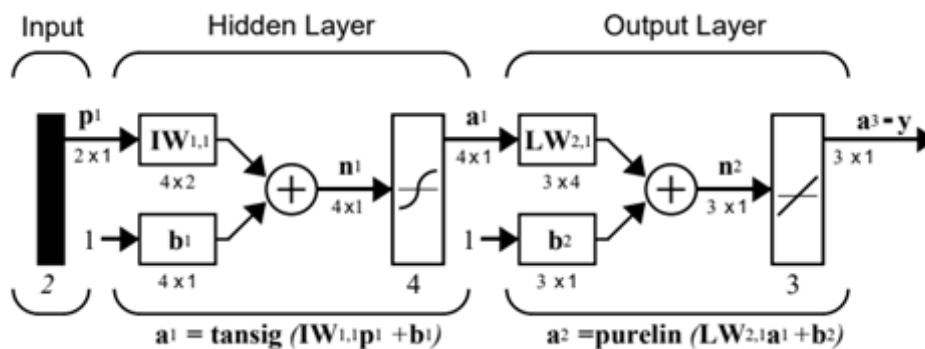


Рис. 1. Універсальна структура конфігурацій нейромереж [11]

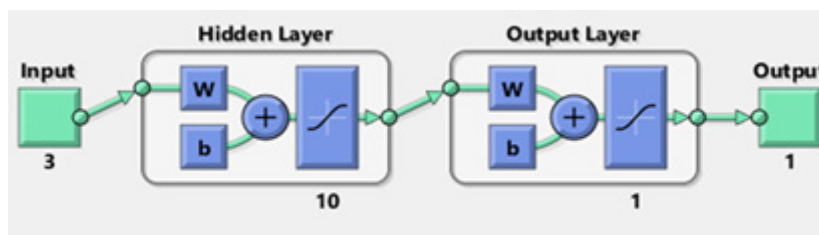


Рис. 2. Структура отриманої нейронної мережі

Дану мережу можна використовувати як апроксиматор загальної функції. Він може апроксимувати будь-яку функцію з кінцевим числом розривів як завгодно добре за наявності достатньої кількості нейронів у прихованому шарі. У статті нами представлено спрощену схему отриманої нейронної мережі з Neural Network Toolbox MatLab (рис. 2).

Для розрахунку НМ нами віддано перевагу методу Левенберга-Марквардта як більш швидкодійному та точнішому. Щоб знайти оптимальну архітектуру, розглядалася різна кількість нейронів у прихованому шарі та обчислювалася похибка передбачення кожної мережі. Обрано варіант із 10-ти нейронів у прихованому шарі.

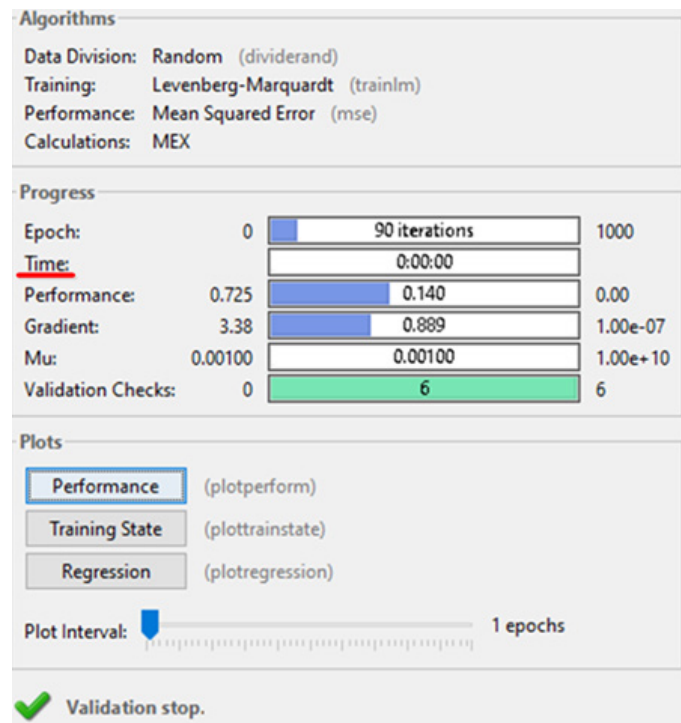


Рис. 3. Форма результатів навчання нейронної мережі

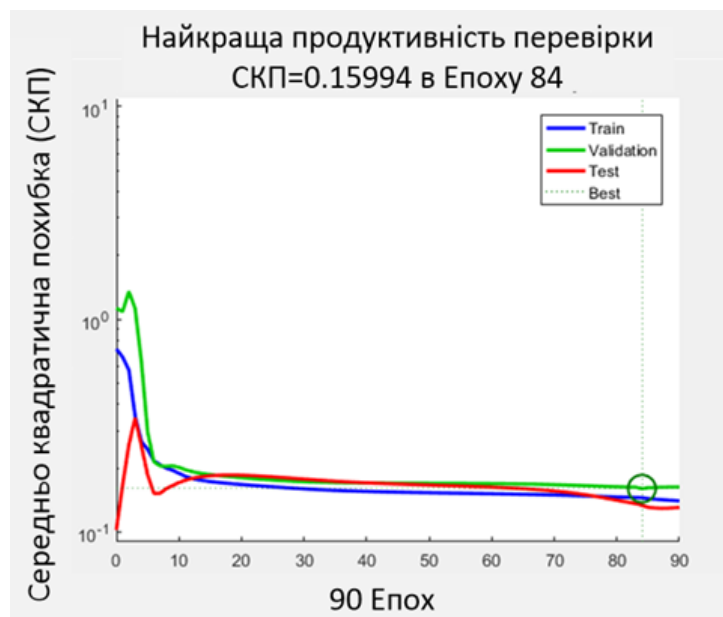


Рис. 4. Динаміка навчання МНМ із розбивкою масиву вхідних даних: Training (навчання) = 70 %; Validation (перевірка) = 15 %; Testing (тестування) = 15 %



На рис. 3 наведено форму результатів навчання нейронної мережі.

Із 492 вибірок даних програма випадковим чином відбирає 70 % вибірок для навчання, 15 % вибірок для оцінювання процесу навчання мережі та припинення навчання, коли результат перестає поліпшуватися, і 15 % вибірок для тестування мережі. У разі припинення процесу навчання програма

розраховує середньоквадратичну похибку (СКП) навчання нейромережі. Останні 15 % вибірок не впливають на навчання та забезпечують незалежне вимірювання продуктивності мережі під час і після навчання. На рис. 4 наведено графіки розрахунку продуктивності мережі в режимі навчання. Найкраща продуктивність перевірки є в Епоху 84. При цьому СКП = 0,15994.

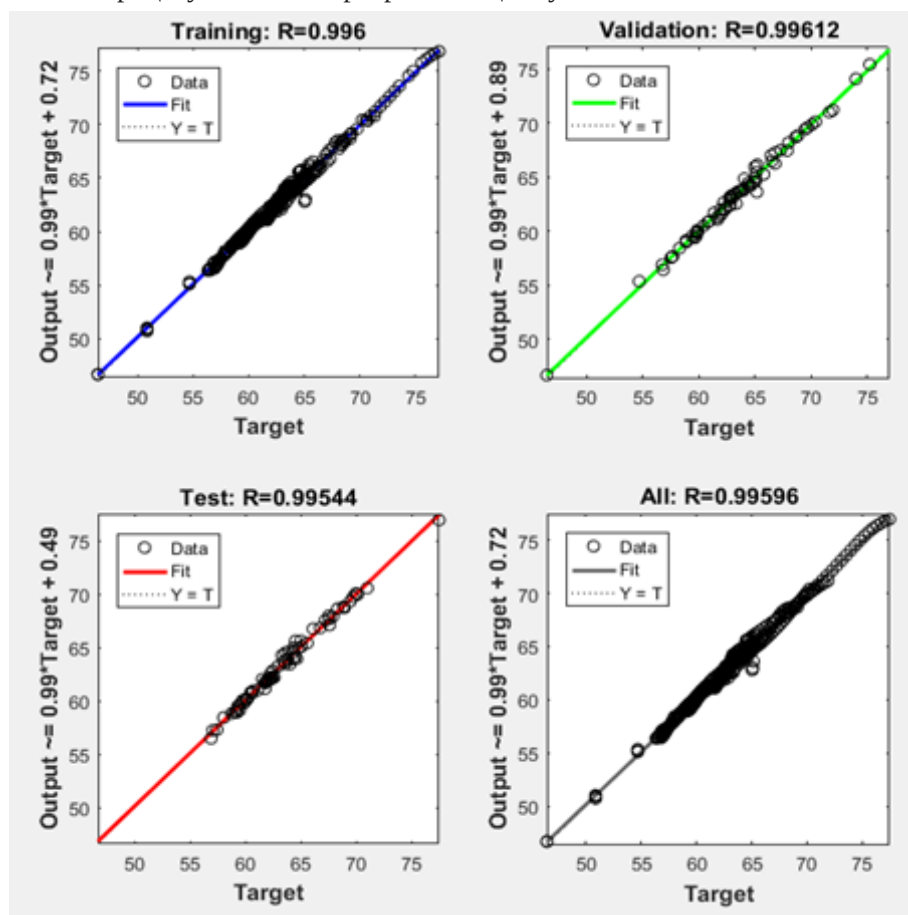


Рис. 5. Результати регресійного аналізу помилок нейронної мережі: «Training» (навчання)  $R = 0,996$ ; «Validation» (перевірка)  $R = 0,99612$ ; «Testing» (тестування)  $R = 0,99544$ ; «All» (весь масив)  $R = 0,99596$ ; «Target» – температура МБТ

На рис. 5 представлено графіки результатів регресійного аналізу нейромережевих помилок при прогнозуванні підготовлених вибірок; вибірок, що контролюють процес навчання, і тестових вибірок, а також усього масиву даних, де «Target» – температура МБТ,  $R$  – коефіцієнт кореляції.

СКП для розрахунку температури МБТ у зоні зварювання склала 0,16. Для подальшої перевірки точності розрахунку температури за допомогою отриманої нейронної мережі було складено тестовий

вхідний масив, у якому значення вхідних параметрів не збігалися зі значеннями, використаними для побудови нейронної мережі (табл. 1). Як бачимо, похибка не перевищує  $1^{\circ}\text{C}$ .

Варто відзначити, що процес навчання НМ вимагає на багато разів більше варіацій вхідних параметрів для навчання, ніж те, що можна отримати в результаті фізичного експерименту. Тому раціональніше навчати нейронну мережу на адекватній моделі отриманої методом кінцевих елементів.

Надалі реальна практика дасть змогу покращити модель СЕ та нейронну мережу.

Використання нейронної мережі на основі даних, отриманих у результаті фізичних експериментів або розрахунків на адекватній математичній моделі, до-

зволить створити віртуальний датчик температури в зоні МБТ зварювання, що поліпшить якість зварювання шляхом включення його показань у схему зворотного зв'язку системи управління біполярним зварюванням МБТ.

Таблиця 1

**Похибка між розрахунками температури в зоні зварювання на моделі та нейромережі**

t, c	U, B	$K_{cr}$ , %	T, °C розрахунок на моделі	T, °C розрахунок нейромережі	Похибка розрахунків, °C
1,25	9	73,27	61,41177	61,55714	-0,14538
3,75	9	64,62	59,37251	58,43167	0,940838
1,25	15	73,27	62,3573	62,22582	0,131481
3,75	15	64,62	60,97343	60,91465	0,058772
1,25	21	73,27	63,73077	63,28471	0,446065
3,75	21	64,62	65,15791	64,66005	0,497858

Розрахунок на моделі в COMSOL конфігурованих масивів на комп'ютері виконувався протягом ~ 10 хв. Розроблена в MATLAB модель нейронної мережі навчається за частки секунди, як показано на рис. 3 у графі «Time». Розрахунки здійснюються ще швидше. Крім того, слід враховувати, що ці результати отримані в середовищі MATLAB і Windows 11. Якщо перенести завдання у скрипти та використовувати мікроконтролер, то швидкість розрахунків збільшиться на порядок.

**Висновки.** Для оптимізації процесу зварювання біологічної тканини дуже важливо отримувати інформацію про тепловий рівень МБТ у заданих точках. Це завдання можна ефективно вирішити за допомогою штучних нейронних мереж, що мають більшу швидкість і точність, ніж традиційні методи.

**Література.**

1. Основи комп'ютерного мультифізичного моделювання контактного зварювання живих тканин / Лебедев О. В., Дубко А. Г., Чвертко Н. А. // Автоматичне зварювання. – 2023. – № 5. – С. 44-47.  
2. Система измерения температуры биологических тканей при биполярной высокочастотной сварке / Ланкин Ю. Н., Суший Л. Ф., Байштрук Е. Н. // Автоматическая сварка. – 2014. – № 11. – С. 35-38.

Нейронна мережа має бути навчена на адекватній моделі, отриманій методом скінченних елементів, або на основі даних фізичного експерименту. Така нейронна мережа може враховувати температуру та ступінь стиснення МБТ електродами у зоні зварювання. Нейронна мережа може використовуватися у схемі зворотного зв'язку системи управління технологічним процесом для забезпечення необхідної якості зварювання.

Описані приклади підходів до створення «віртуального датчика температури» між електродами в зоні зварювання МБТ без проведення фізичних експериментів потребують переходу перевірок із *in vitro* в *in vivo*.

3. Контактная сварка мягких биологических тканей как объект автоматического регулирования / Патон Б. Е., Кривцун И. В., Ланкин Ю. Н. и др. // Сварка и термическая обработка живых тканей. Теория. Практика. Перспективы: матер. Восьмой международ. науч.-практ. конф. / под ред. Г. С. Маринского. – К.: ИЭС им. Е. О. Патона НАН Украины, 2013. – С. 32.

4. Neural lab a simulator for artificial neural networks / Ledesma S., Ibarra-Manzano M. A., Garcia-Hernandez M. G., Almanza-Ojeda D. L. // Computing Conference, 18-20 July 2017. – London: UK.

5. Temperature distribution of vessel tissue by high frequency electric welding with combination optical measure and simulation / Hao Wang, Xingjan Yang, Naerzhuoli Madeniyeti et al. // Biosensors. – 2022. – Vol. 12 (4).

6. Development of an artificial intelligence-based system for predicting weld bead geometry / N.-H. Tran, V.-H. Bui, V.-T. Hoang // Appl. Sci. – 2023. – Vol. 13 (7).

7. Neural network approaches for soft biological tissue and organ simulations / M. S. Sacks, S. Motiwale, C. Goodbrake, W. Zhang // Journal of biomechanical engineering. – 2022. – Vol. 144 (12).

#### References.

1. Lebedev, O. V., Dubko, A. G., Chvertko, N. A. (2023). Fundamentals of computer multiphysics modelling of resistance welding of live tissues. *Avtomatychne Zvaryuvannya*, 5, 44-47. doi: 10.37434/as2023.05.05. [In Ukrainian].

2. Lankin, Yu. N., Sushy, L. F., Bajshtruk, E. N. (2014). System for measurement of temperature of biological tissues in bipolar high-frequency welding. *The Paton Welding Journal*, 11, 32-35. doi: 10.15407/tpwg2014.11.06. [In Russian].

3. Paton, B. E., Krivtsun, I. V., Lankin, Yu. N. et al. (2013). Contact welding of soft biological tissues as an object of automatic control. *Welding and heat treatment of living tissues. Theory. Practice. Perspectives: Proceedings of the Eighth Intern. scientific-practical. conf.*, Ed. by G. S. Marinskiy, K.: E.O. Paton Electric Welding Institute of the NAS of Ukraine, 32. [In Russian].

4. Ledesma, S., Ibarra-Manzano, M. A., Garcia-Hernandez, M. G., Almanza-Ojeda, D. L. (2017). Neural lab a simulator for artificial neural networks. *Computing Conference, 18-20 July 2017, London: UK.* doi: 10.1109/SAI.2017.8252175.

5. Wang, H., Yang, X., Madeniyeti, N. et al. (2022). Temperature distribution of vessel tissue by high frequency electric welding with combination optical

8. Моделювання анізотропії питомої електропровідності біологічної тканини, яка виникає за локального стискання електродами для біполярного зварювання / Ланкін Ю. М., Соловйов В. Г., Романова І. Ю. // Техн. електродинаміка. – 2021. – № 2. – С. 13-19.

9. Study of change in specific electrical conductivity of biological tissues as a result of local compression by electrodes in bipolar welding / Lankin Yu. M., Solovyov V. G., Romanova I. Yu. // *The Paton Welding Journal*. – 2021. – № 1. – P. 35-39.

10. Введение в теорию подобия. 2-е изд. / Гухман А. А. – М.: Высш. школа, 1973. – 296 с.

11. Neural network toolbox user's guide. Version 7 / Beale M. H., Hagan M. T., Demuth H. B. – The Math Works, Inc.: USA, 2010. – Режим доступу: [http://www.mathworks.com/help/pdf\\_doc/nnet/nnet.pdf](http://www.mathworks.com/help/pdf_doc/nnet/nnet.pdf).

measure and simulation. *Biosensors*, 12(4), 209. doi: 10.3390/bios12040209.

6. Tran, N.-H., Bui, V.-H., Hoang, V.-T. (2023). Development of an artificial intelligence-based system for predicting weld bead geometry. *Appl. Sci.*, 13(7). doi: 10.3390/app13074232.

7. Sacks, M. S., Motiwale, S., Goodbrake, C., Zhang, W. (2022). Neural network approaches for soft biological tissue and organ simulations. *Journal of biomechanical engineering*, 144(12). doi: 10.1115/1.4055835.

8. Lankin, Yu. N., Soloviev, V. G., Romanova, I. Yu. (2021). Modeling of the anisotropy of the specific electrical conductivity of biological tissue arising at local compression by bipolar welding electrodes. *Tekhnichna Elektrodynamika*, 2, 13-19. doi: 10.15407/technd2021.02.013. [In Ukrainian].

9. Lankin, Yu. M., Solovyov, V. G., Romanova, I. Yu. (2021). Study of change in specific electrical conductivity of biological tissues as a result of local compression by electrodes in bipolar welding. *The Paton Welding Journal*, 1, 35-39. doi: 10.37434/tpwg2021.01.07.

10. Gukhman, A. A. (1973). *Introduction to the theory of similarity*. 2nd ed. M.: Higher school, 296 p. [In Russian].



11. Beale, M. H., Hagan, M. T., Demuth, H. B. (2010). Neural network toolbox user's guide. Version 7. The Math Works, Inc.: USA. Retrieved from: [http://www.mathworks.com/help/pdf\\_doc/nnet/nnet.pdf](http://www.mathworks.com/help/pdf_doc/nnet/nnet.pdf).

**ORCID:**

Vologymyr G. Solovyov: 0000-0002-1454-7520

Yurii M. Lankin: 0000-0001-6306-8086

Iryna Yu. Romanova: 0000-0001-7154-1830