

Тому спосіб вимірювання температури поверхні за випроміненням з мінімальною методичною похибкою передбачає визначення коефіцієнта пропускання та густини потоку випромінення проміжного середовища під час вимірювань.

Достовірно знаючи характеристики середовища між об'єктом та пірометром, можна розрахувати температурні поправки до результатів вимірювання. На основі тестового методу та за допомогою мікропроцесорного математичного апарату цю методику можна реалізувати в системах контролю технологічних процесів на основі сканувальних пірометрів.

1. Гоц Н.Є., Засименко В.М., Гриневич Б.Ю. Метод визначення випромінювальної здатності реальних об'єктів під час сканування їх температурного поля // Вісн. ДУ "Львівська політехніка". – 2002. – Вип. 421. 2. Ранцевич В.Б. Пирометрия при посторонних источниках излучения. – Мн., 1989. 3. Госорг Ж. Инфракрасная термография. Основы, техника, применение – М., 1988. 4. Фаворский О.Н., Канадер Я.С. Вопросы теплообмена в космосе. – М., 1972. 5. Свет Д.Я. Оптические методы измерения истинных температур. – М., 1982.

УДК 621.314

ВИМІРЮВАННЯ ТЕМПЕРАТУРИ ФЕРОМАГНЕТИКА ЗА ДОПОМОГОЮ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

© Василь Чабан^{1,2}, Е. Киця¹, Андрій Чабан², 2003

¹Ряшівський університет, вул. Рейтана, 16А, 35–310, Ряшів, Польща,

²Національний університет "Львівська політехніка", кафедра "Теоретична і загальна електротехніка", вул. С. Бандери, 12, 79013, Львів, Україна

Запропоновано метод визначення температури ферромагнетика за допомогою штучної нейронної мережі. Як учителя мережі використано польову математичну модель тороїда. Навчання здійснювалося за стандартною підпрограмою зустрічної пропагації. Як вхідні сигнали використано усталені значення струму обмотки намагнічування. Подаються результати комп'ютації.

Предложен метод определения температуры ферромагнетика с помощью искусственной нейронной сети. В качестве учителя сети используется полевая математическая модель тороида. Обучение осуществляется с помощью стандартной подпрограммы встречной пропагации. В качестве входных сигналов используются установившиеся значения тока обмотки намагничивания. Приводятся результаты расчета на ЭВМ.

In the paper is proposed the method of determination of temperature of ferromagnetic by artificial neural networks (ANN). As supervisor of ANN we used a perfect mathematical field model of toroid. In process of computer simulation are used standard methods of back propagation. As input signals are used the steady-state currents of magnet winding. The results of computation are given.

1. Вступ. На практиці дуже часто виникає потреба визначення температурного стану ферромагнетних тіл електротехнічних пристроїв. Технічне вирішення цієї проблеми традиційними методами пов'язане з цілою низкою труднощів. У статті пропонується використати для цієї мети штучну нейронну мережу, навчену за усталеними значеннями струму намагнічувальних обмоток. Відомо, що температура впливає на значення питомого опору сталі, а це, своєю чергою, – на її електротехнічні характеристики, до яких чутливі вихрові

струми. Щоби уникнути значних експериментальних досліджень на фізичному об'єкті, ми пропонуємо навчати штучну нейронну мережу за допомогою досконалої польової математичної моделі електротехнічного пристрою [1]. Результати комп'ютерної симуляції підтвердили, що форма струму намагнічувальної обмотки залежить достатньою мірою від температури, щоб за її гармонічним складом можна було зробити висновок про температурний стан ферромагнетика. Крім того, попередні наші дослідження

свідчать [2], що подібним способом можна навчити штучну нейронну мережу розпізнавати різноманітні пошкодження ламінованої структури осердя: короткі замикання електротехнічних блях, розпресування тощо.

2. Математична модель тороїда. Пристрій складається з тороїдального осердя та обмотки намагнетчування. Напрямки векторів електромагнетного поля в циліндричній системі координат скеруємо так:

$$\mathbf{H} = \alpha_0 \mathbf{H}; \quad \mathbf{B} = \alpha_0 \mathbf{B}; \quad \mathbf{E} = \mathbf{r}_0 E_r + \mathbf{z}_0 E_z, \quad (1)$$

де \mathbf{H} , \mathbf{E} – вектори напруженостей магнетного та електричного полів; \mathbf{B} – вектор магнетної індукції; \mathbf{r}_0 , \mathbf{z}_0 , α_0 – просторові орти.

Взаємозв'язок модулів векторів магнетного поля виражається кривою намагнетчування феромагнетика:

$$H = v(B) \cdot B, \quad (2)$$

де $v(B)$ – статична релактивність (обернена магнетна проникність) феромагнетика.

Диференціальні рівняння електромагнетного поля в тороїді одержуємо за рівняннями Максвелла у циліндричній системі координат

$$\frac{\partial B}{\partial t} = \frac{1}{\gamma} \left(\frac{\partial^2 H}{\partial r^2} + \frac{1}{r} \frac{\partial H}{\partial r} - \frac{H}{r^2} + \frac{\partial^2 H}{\partial z^2} \right), \quad (3)$$

де γ – електрична провідність у кутовому напрямку; r , z – просторові координати.

Електропровідність є функцією температури θ

$$\gamma = \frac{\gamma_0}{1 + \alpha(\theta - \theta_0) + \beta(\theta - \theta_0)^2}, \quad (4)$$

де γ_0 – значення γ при початковій температурі θ_0 ; α і β – температурні коефіцієнти.

Область інтегрування (3) така: $R_1 \leq 0 \leq R_2$, $0 \leq z \leq a$, де R_1 – внутрішній радіус тороїда, R_2 – зовнішній радіус тороїда, a – аксіальний розмір (за віссю z).

Крайові умови обчислюємо за законом Ампера:

$$\begin{aligned} H(R_1, z) &= wi / 2\pi R_1; \\ H(R_2, z) &= wi / 2\pi R_2; \end{aligned} \quad (5)$$

$$H(r, 0) = H(r, a) = wi / 2\pi r,$$

де wi – магнеторушійна сила обмотки, i – струм обмотки, w – кількість витків обмотки.

Диференціальне рівняння обмотки намагнетчування запишемо у вигляді [1]:

$$\frac{di}{dt} = L_s^{-1} \left(u - iR - w \frac{d\Phi}{dt} \right), \quad (6)$$

де u – електрична напруга живлення, R – резистивний опір обмотки, Φ – основний магнетний потік, L_s – індуктивність дисипації.

Похідну основного магнетного потоку знаходимо за формулою

$$\frac{d\Phi}{dt} = \int_{R_1}^{R_2} \int_0^a \frac{dB}{dt} dz dr. \quad (7)$$

Найпростішу дискретну формулу виразу (6) отримуємо на підставі просторової сітки, зображеної на рис. 1, за умов (5). Підставивши одержаний результат в (6), матимемо остаточне рівняння струму

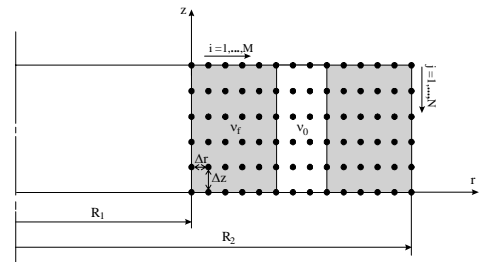


Рис. 1. Вузли дискретної сітки поперечного перерізу тороїда

$$\begin{aligned} \frac{di}{dt} &= \left(u - Ri - w \Delta r \Delta z \sum_{i=2}^{M-1} \sum_{j=2}^{N-1} \frac{\partial B_{i,j}}{\partial t} \right) \times \\ &\times \left(L_s + \frac{w}{2\pi} \left(\sum_{i=2}^M \frac{1}{r_i v_{i,1}} + \frac{N-2}{2} \left(\frac{1}{v_{i,1} R_1} + \frac{1}{v_{M,N} R_2} \right) \right) \Delta r \Delta z \right)^{-1}. \end{aligned} \quad (8)$$

Утворимо колонку невідомих:

$$x = (B_{\Delta}, i)_t, \quad (9)$$

де B_{Δ} – субколонка дискретних значень магнетної індукції у внутрішніх вузлах просторової сітки (за винятком її значень у граничних вузлах).

Згідно з (9) систему диференціальних рівнянь (3) (8) можна записати у загальному вигляді:

$$\frac{dx}{dt} = f(x, t), \quad (10)$$

де $f(x, t)$ є T -періодична.

Інтегрування (10) від початкових умов x_0 являє собою задачу Коші (Cauchy) для звичайних диференціальних рівнянь. Розв'язок цієї задачі описує перехідний процес пристрою. Для цього можуть бути

використані як явні, так і неявні методи числового диференціювання. Ми застосовували найпростіший з них – явний метод Ейлера.

Щоб одержати усталений процес, ми повинні накласти на (10) додаткову умову T -періодичності

$$x(0) - x(x(0), T) = 0. \quad (11)$$

Сумісне розв'язання (10) і (11) становить двочкову крайову задачу для звичайних диференціальних рівнянь. Її успішне розв'язання можливе за допомогою найкращого алгоритму за формулою [1]:

$$x(0)^{k+1} = x(T)^k - \frac{1}{2}(x_{\max}^k + x_{\min}^k), \quad (12)$$

де x_{\max}^k, x_{\min}^k – колонки максимальних і мінімальних значень $x(t)$ на інтервалі $[0, T]$.

Обчислення припиняються, коли

$$\text{abs}(x(0)^k - x(T)^k) \leq \varepsilon, \quad (13)$$

де ε – колонка заданих точностей розрахунку..

3. Результати комп'ютерної симуляції. Наведені дані комп'ютерної симуляції були одержані за таких вихідних даних:

$$\begin{aligned} u &= 120 \sin 100\pi t [V], \quad R = 50 [\Omega], \\ \gamma_0 &= 0.4 \cdot 10^5 [S/m], \quad L_\gamma = 0.000001 [H], \\ R_1 &= 0.05 [m], \quad R_2 = 0.07 [m], \\ a &= 0.01 [m], \quad w = 1500; \\ \alpha &= 0,623 \cdot 10^{-2}; \quad \beta = 0,52 \cdot 10^{-5}; \end{aligned}$$

кількість вузлів просторової сітки $N = M = 21$; крива намагнечування:

$$H(B_f) = \begin{cases} 274.3B & B \leq 0.7; \\ -528.854B + 2807B^3 - 2876B^5 + 1012B^7 & 0.7 < B < 1.38; \\ 19000B - 24320 & B \geq 1.38. \end{cases}$$

Застосування штучних нейронних мереж для розв'язання конкретної задачі вимагає прийняття вхідного сигналу для мережі, котрий є носієм інформації про досліджувану задачу. Для поставленої задачі такими

сигналами прийнято перші три непарні гармоніки (амплітуди і фази) струму обмотки намагнечування в усталеному процесі, отриманому з математичної моделі тороїда. Нижче на рис. 2 показано їх залежності в одному з усталених процесів.

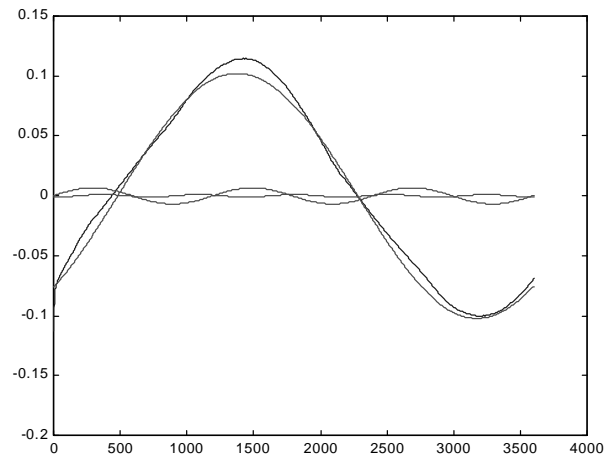


Рис. 2. Проходження струму разом з трьома непарними гармоніками на періоді в одному з усталених процесів, в амперах

Дані, отримані з математичної моделі та призначені для навчання штучної нейронної мережі наведено у таблиці.

Навчальні вектори мережі складаються з амплітуд струму, одержаних за заданої температури і початкової температури, а також фаз відповідних непарних 1-, 3-, 5-ї гармонік: $A = [A1, A2, A3, F1, F2, F3]^T$.

Покращання можливостей мережі до узагальнення досягають, вводячи шуми до вхідних сигналів під час навчання. Такий підхід застосовують також у проектуванні навчання у наших дослідженнях, піддаючи вхідні вектори дії шумів з рівномірним розкладом. Сказане стосувалося підбору архітектури, а також навчальних даних. Все це, а також підбір кількості нейронів у прихованих шарах і тривалість часу навчання взаємоз'язане.

L.p.	T [°]	A1(1)	A2(3)	A3(5)	F1(1)	F2(3)	F3(5)
1.	20	0.0699	0.0052	0.0012	-0.7698	-1.2580	1.5343
2.	60	0.0606	0.0043	0.0008	-0.7558	-1.1821	1.5429
3.	100	0.0539	0.0037	0.0006	-0.7437	-1.1382	1.5433
4.	140	0.0486	0.0032	0.0005	-0.7321	-1.1152	1.5424
5.	180	0.0444	0.0028	0.0003	-0.7202	-1.1068	1.5441
6.	220	0.0409	0.0024	0.0002	-0.7073	-1.1184	1.5517
7.	260	0.0380	0.0022	0.0002	-0.6932	-1.1521	1.5660
8.	300	0.0355	0.0019	0.0002	-0.6779	-1.2005	-1.5557
9.	340	0.0334	0.0017	0.0002	-0.6615	-1.2568	-1.5313
10.	380	0.0316	0.0015	0.0002	-0.6441	-1.3266	-1.5019
11.	420	0.0300	0.0013	0.0002	-0.6261	-1.4060	-1.4704

На рис. 3 наведено схему принципової штучної нейронної мережі типу *feedforward*, використаної в наших дослідженнях. Застосування відповідного методу перетворення вхідного сигналу дає змогу визначити кількість рецепторів, яка дорівнює кількості елементів вхідного вектора, в нашому випадку – шість. Відомості штучної нейронної мережі про проблему, яка вирішується, приховані у значеннях синаптичних ваг. Оскільки в дослідженнях нами використана мережа з одним прихованим шаром, то вибір кількості нейронів у цьому шарі має вирішальний вплив на якість навчання. Замала їх кількість позбавляє мережу можливості розв'язання поставленої задачі. На практиці це проявляється у відсутності поступу в навчанні. Завелика їх кількість призводить до того, що мережа має великі можливості перетворення, через що навчається неістотним для розв'язання задачі сторонам процесу. Отже, існує потреба добрати найменшу можливу кількість прихованих нейронів, яка з цього боку забезпечить поступ у навчанні, але водночас не призведе до надмірного допасування. У вихідному шарі кількість нейронів визначається кількістю розрізнюваних сигналів, у цьому разі один сигнал (температура). Конструкція цієї мережі зумовлена умовами нашої задачі. Застосована однокерункова нейронна мережа складалася з 6 рецепторів, 20 нейронів у прихованому шарі з трансформантою типу *logsig* і 1 вихідного нейрона з лінійною трансформантою, що відтворює температурний стан і його зміну.

Мережа навчалася швидким методом зустрічної пропагації (*fast backpropagation*) з кількістю 255 епох, після яких похибка навчання досягла заданого значення 10^{-2} . Навчання мережі з погляду здатності до узагальнень узалежене від добору таких параметрів:

- кількості прихованих шарів;
- кількості нейронів у цих мережах;
- тривалості навчання.

На рис. 4 показано графік залежності похибки навчання мережі від кількості епох, використаних під час її тренування.

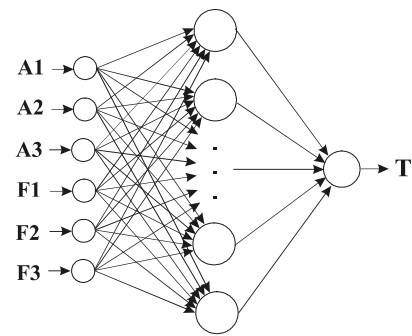


Рис. 3. Схема використаної штучної нейронної мережі

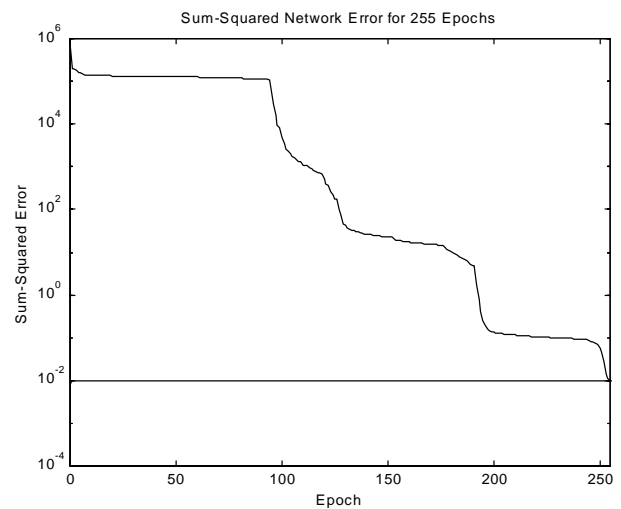


Рис. 4. Перебіг навчання мережі, зміни похибки навчання

Кожна штучна нейронна мережа після закінчення процесу навчання повинна бути протестована, що показує її здатність вирішувати поставлене завдання. Вступну верифікацію діяльності мережі можна здійснити за допомогою вхідних векторів процесу навчання. Якщо вихідні похибки навчання були малими, то мережа генерує для цих векторів поправкові відповіді. Однак мірою якості навчання мережі є здатність її до узагальнення чи генерування на виході поправкової відповіді для даних, які використані у навчальному процесі. Щоб переконатися, що мережа здатна узагальнювати, треба здійснити верифікацію її дії за допомогою незалежного процесу оцінки, що являє собою те саме завдання. Навчена мережа протестована на множині сигналів, які не

Контрольні дані, що тестували навчену мережу

L.p.	T[°]	A1	A2	A3	F1	F2	F3	SSN → T[°]
1.	120	0.0511	0.0034	0.0005	0.7379	1.1244	1.5427	120.12
2.	320	0.0342	0.0018	0.0002	0.6701	1.2213	1.5432	319.98

були зразками навчання. Для слабкозашумлених сигналів точність мережі становила 98%. Але зі зростанням шумів ефективність відповіді мережею зменшує. Так, наприклад, для сигналів з 50% шумом точність мережі зменшується до 85 %.

Проблема вимірювання фізичних величин – важливе технічне завдання й водночас важка теоретична задача. Теоретична складність виникає переважно внаслідок складної залежності між симптомами і відповідними їм пошкодженнями. Штучні нейронні

мережі є вдалим альтернативним підходом до вирішення цієї проблеми.

1. Чабан В. Математичне моделювання електро-механічних процесів. – Львів, 1997. 2. Tchaban V., Kwater T., Pekala R. The Diagnostic of laminated Cores by ANN and Field Model of Choke // Proceeding of MS'2002. International Conference on Modeling and Simulation in Technical and Social Sciences, Girona, Catalonia, Spain, 25–27 June 2002. – P. 549–555.

УДК 536.532

ТЕМПЕРАТУРНІ ВИМІРЮВАННЯ ПРИ ТЕРМІЧНО-ДЕРИВАЦІЙНОМУ ТА ЕЛЕКТРОДЕРИВАЦІЙНОМУ АНАЛІЗАХ ЛИВАРНИХ СТОПІВ

© Ігор Курітник, Максиміліан Дудик, 2003

Технічно-гуманітарна Академія, Бельсько-Бяла, Польща

Описано особливості вимірювань, зокрема температури, з використанням методів термічно-дериваційного та електродериваційного аналізів. Вони застосовуються для експрес-оцінки якості ливарних стопів, призначених для використання в машинобудуванні. Поєднання описаних методів дає змогу з високою точністю фіксувати складні явища термічного та електричного походження, що відзначаються під час кристалізації стопів.

Описаны особенности измерений, в том числе температуры, с использованием методов термодеривационного и электродеривационного анализов. Для экспресс-оценки качества литья сплавов, используемых в машиностроении, авторы объединяют возможности обоих методов, что позволяет исследовать сложные явления, возникающие во время кристаллизации сплавов.

The article describes the measurement essence of the Thermal-Derivation and the Electro-Derivation Analyses, used for quick estimate of utility of teeming alloys predestined for teemed machine parts. Mentioned quick research method allows to register in a precise way the complicated thermal and electrical phenomenon, which occurred during crystallization and coagulation of the alloy.

Вступ. Сучасні вимоги до ливарних елементів конструкцій полягають у поєднанні гами різноманітних характеристик стопів: механічних, електричних, ужиткових тощо. Це залежить, переважно, від коректно реалізованих металургійних процесів на етапі підготовки стопу до виливання. Саме тому розроблено багато різних методів експрес-контролю (АТ, ДТА і АТД) й оцінки ефективності попередньо застосованих методів рафінування та модифікування розплавів металів і стопів [1–4].

Недоліки відомих методів досліджень. Усі згадані методи використовують для реєстрації кристалізації одноточкове вимірювання температури розплавів під час застигання, що можна вважати певним спрощенням, яке часто призводить до спотворення отриманих результатів.

Метою статті є удосконалення методології відомих методів дослідження стопів під час виливання, застигання та кристалізації.

У статті подано розроблені нами методику й результати, отримані на удосконаленому робочому місці метролога з чотириточковим вимірюванням температури під час дослідження стопів системи Al-Si. Покращана методика АТД-АЕД дає змогу з достатньо високою точністю реєструвати складні термічні та електричні явища, що відбуваються під час кристалізації та вистигання зразка стопу. Тоді змінюється морфологія та структура матеріалу; виникають різні фази, їх поєднання, передвиділення тощо. Поступовість охолодження може призвести до певних ефектів, зв'язаних з електропровідністю та термо-ЕРС як у