

## ВИЗНАЧЕННЯ МОМЕНТУ НАВАНТАЖЕННЯ АСИНХРОННОГО МОТОРА З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

© Василь Чабан, Богуслав Тварог, Андрій Чабан, 2001

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

*Запропоновано метод визначення навантаження асинхронного мотора з використанням штучної нейронної мережі. Вхідною інформацією є струм фази статора й швидкість обертання ротора. Навчання мережі здійснюється на підставі математичної моделі насиченого асинхронного мотора у фізичних координатах кола статора. Наведено результати успішної симуляції.*

*Предложен метод определения момента нагрузки асинхронного двигателя с использованием искусственной нейронной сети. Входной информацией являются ток фазы статора и скорость вращения ротора. Обучение сети осуществляется на основании математической модели насыщенного асинхронного двигателя в физических координатах цепи статора. Приведены результаты расчетов на ЭВМ.*

*There is proposed the method of measuring of torque moment of induction motor by artificial neural network. The input information are the phase stator current and velocity of rotor. The learning of network is carried out on base of mathematical model of saturated induction motor in phase coordinates of stator circuit. The results of computer simulation are given.*

У практиці експлуатації асинхронних моторів дуже часто виникає потреба контролю механічного моменту. Вимірювання його – це достатньо складна операція, яка вимагає складної вимірної системи. Тому не випадково, що останнім часом для цієї мети починають застосовувати елементи штучного інтелекту. Наприклад, у роботі [1] використано штучну нейронну мережу з трьома вхідними нейронами, на які подаються струм фази статора, швидкість обертання ротора та ковзання ротора. Навчання мережі здійснюється на підставі складної лабораторної установи, Практична реалізація такого навчання пов'язана з затратною значних коштів і в кожному конкретному випадку може бути ускладнена реальною потужністю досліджуваного мотора. Ми для цієї мети в ролі supervisor`а навчання штучної нейронної мережі пропонуємо використовувати досконалу математичну модель. У [2] запропоновано широкий вибір таких моделей, колових і напівпольових. Напівпольові доцільно використовувати, якщо в конструкції мотора наявні суцільні тіла, в яких виникають інтенсивні вихрові електромагнетні поля, що виконують безпосередньо робочі функції, наприклад, глибокопазні мотори, мотори з суцільним ротором тощо. У статті ми використовуємо колову математичну А-модель. Вона детально описує фізичний процес і має низку важливих переваг над відомими моделями такого класу:

– диференціальні рівняння її записані в нормальній формі Коші, а це значить, що не потрібна процедура обертання будь-яких матриць коефіцієнтів;

– це єдина модель, у якій відсутнє віднімання двох близьких за значенням величин, що вперше відкриває можливість аналізу тривалих перехідних процесів через відсутність втрати точності;

– обмотка статора такої моделі описана у фізичних координатах, а це уможливує аналіз можливих несиметричних режимів;

– можливість врахування насичення головного магнетного кола дає змогу аналізувати режими, що супроводжуються цим явищем, наприклад, динамічне, конденсаторне й вентиляне гальмування.

Диференціальні рівняння електромагнетного стану мотора запишемо у матричній формі

$$\begin{aligned} \frac{di_S}{dt} &= A_S(u_S - R_S i_S) + A_{SR}(\Omega \Psi_R - R_R i_R); \\ \frac{di_S}{dt} &= A_{RS}(u_S - R_S i_S) + A_R(\Omega \Psi_R - R_R i_R), \end{aligned} \quad (1)$$

де  $u_S$ ,  $i_S$ ,  $i_R$  – колонки напруг і струмів статора і перетворених струмів ротора

$$u_S = (U_m \sin \omega_0 t, U_m \sin(\omega_0 t - 120^\circ))_t;$$

$$i_S = (i_{SA}, i_{SB})_t; \quad i_R = (i_{RA}, i_{RB})_t; \quad (2)$$

$\Psi_R$  – колонка повних покозчеплень перетворених контурів ротора.

$$\Psi_R = \left( \frac{i_{SA} + i_{RA}}{\tau} + \frac{i_{RA}}{\alpha_R}, \frac{i_{SB} + i_{RB}}{\tau} + \frac{i_{RB}}{\alpha_R} \right); \quad (3)$$

$R_S, R_R, \Omega$  – матриці опорів контурів статора і ротора, і матриця швидкості обертання

$$R_S = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 2r_{SA} + r_{SC} & r_{SC} - r_{SB} \\ r_{SC} - r_{SA} & 2r_{SB} + r_{SC} \end{bmatrix};$$

$$R_R = \begin{bmatrix} r_R & \\ & r_R \end{bmatrix}; \quad \omega = \frac{\omega}{\sqrt{3}} \begin{bmatrix} -1 & -2 \\ 2 & 1 \end{bmatrix}; \quad (4)$$

$A_S, A_{SR}, A_{RS}, A_R$  – матриці магнетних опорів

$$A_S = \alpha_S (1 - \alpha_S G); \quad A_{SR} = A_{RS} = -\alpha_S \alpha_R G;$$

$$A_R = \alpha_R (1 - \alpha_R G);$$

$$G = \begin{bmatrix} T + b_A i_A & b_B i_A \\ b_A i_B & T + b_B i_B \end{bmatrix}; \quad b_A = b(2i_A + i_B);$$

$$b_B = b(i_A + 2i_B); \quad (5)$$

$$b = \frac{2(R - T)}{3i_m^2}; \quad i_m = \frac{2}{\sqrt{3}} \sqrt{i_A^2 + i_A i_B + i_B^2};$$

$$R = \frac{1}{\rho + \alpha_S + \alpha_R};$$

$$T = \frac{1}{\tau + \alpha_S + \alpha_R}; \quad i_A = i_{SA} + i_{RA}; \quad i_B = i_{SB} + i_{RB},$$

де  $U_m, \omega_0$  – амплітуда й частота напруги статора;  $i_{SA}, i_{SB}, i_{RA}, i_{RB}$  – струми окремих фаз статора й ротора;  $r_{SA}, r_{SB}, r_{SC}$  – сумарні опори фаз статора;  $r_R$  – опір фази ротора;  $\alpha_S, \alpha_R$  – обернені індуктивності обмоток статора й ротора;  $\rho, \tau$  – диференціальний і статичний магнетний опір головного магнетного кола, що знаходять за основною кривою намагнечування машини  $\psi = \psi(i)$

$$\rho = \left[ \frac{d\psi}{di} \right]^{-1}; \quad \tau = \left[ \frac{\psi}{i} \right]^{-1}. \quad (6)$$

Якщо відсутнє насичення  $\tau = \rho = \alpha_m$  і матриця  $G$  спрощується

$$G = T. \quad (7)$$

Миттєву швидкість  $\omega$  обертання ротора знаходимо з диференціального рівняння руху

$$\frac{d\omega}{dt} = \frac{p_0}{J} (M_E - M), \quad (8)$$

де  $M_E$  – електромагнетний момент;  $M$  – момент навантаження;  $J$  – момент інерції;  $p_0$  – кількість пар магнетних полюсів

$$M_E = \frac{\sqrt{3} p_0}{2} (i_{RA} i_{SB} - i_{RB} i_{SA}), \quad (9)$$

Сумісному інтегруванню підлягає система (1), (8) п'яти диференціальних рівнянь електромеханічного стану.

Вхідна інформація:  $U_m, \omega_0, r_{SA}, r_{SB}, r_{SC}, r_R, \alpha_S, \alpha_R, = \psi \psi(i), p_0, J, M.$

Вихідна інформація:  $i_{SA}, i_{SB}, M_E, \omega.$

Значення  $i_{SA}$  і  $\omega$  виконують роль вхідних сигналів, що подаються на вхідні нейрони штучної нейронної мережі. Результати обчислень усталених значень для множини моментів навантаження наведено в табл. 1.

Увівши вектори, за якими навчається штучна нейронна мережа,  $\mathbf{I} = i_{SA} - i_{SA}(0), \mathbf{\Omega} = \omega(0) - \omega; \mathbf{M} = 0,01M,$  де  $i_{SA}(0), \omega(0)$  – струм і швидкість ненавантаженого мотора, попередній таблиці надаємо вигляду табл. 2.

Таблиця 1

№	$M$ [Nm]	$i_{SA}$ [A]	$\omega$ [rad]
1.	0	30,2731	314,0055
2.	500	30,3354	313,8689
3.	1000	30,6488	313,7319
4.	1500	31,2532	313,5945
5.	2000	32,0467	313,4569
6.	2500	33,1503	313,3190
7.	3000	34,6139	313,1807
8.	3500	36,5953	313,0420
9.	4000	38,0103	312,9029
10.	4500	39,2629	312,7633
11.	5000	40,9422	312,6234
12.	5500	42,9399	312,4830
13.	6000	44,9521	312,3417
14.	6500	47,1347	312,1985

Таблиця 2

№	$\mathbf{M}$ [Nm]	$\mathbf{I}$ [A]	$\mathbf{\Omega}$ [rad]
1.	0	0	0
2.	5	0,0623	0,1366
3.	10	0,3757	0,2736
4.	15	0,9801	0,4110
5.	20	1,7736	0,5486
6.	25	2,8772	0,6865
7.	30	4,3408	0,8248
8.	35	6,3222	0,9635
9.	40	7,7372	1,1026
10.	45	8,9898	1,2422
11.	50	10,6691	1,3821
12.	55	12,6668	1,5225
13.	60	14,6790	1,6638
14.	65	16,8616	1,8070

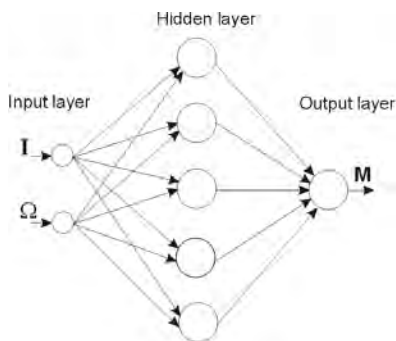


Рис. 1. Архітектура штучної нейронної мережі (ANN)

Архітектура мережі була побудована з двох вхідних нейронів, п'яти нейронів у захованому шарі з

тансигмоїдальними трансформантами і одним нейроном у вихідному шарі з лінійною трансформантою (рис. 1).

Навчання однокерункової мережі (feedforward network) відбулося за методом Левенберга-Марквардта (Levenberg-Marquardt). Цей метод може бути вжитим з 1,2, або 3 порівняннями ваг і біасів до навчання однокерункових мереж з максимум трьома шарами. Мережа навчалася для кількості 92 епох, після яких похибка навчання досягнула значення  $10^{-2}$ . Навчену мережу було протестовано. Результати тестування зведено в табл. 3.

Таблиця 3

№	$i_{SA}$ [A]	<b>I</b>	$\omega$ [rad]	<b>Ω</b>	$M$ [Nm]	<b>M</b>	<b>M з ANN</b>
1.	30,9221	0,6490	313,6631	0,3425	1250	12,5	12,4028
2.	32,6625	2,3894	313,3740	0,6315	2300	23	23,0035
3.	35,0118	4,7387	313,1251	0,8804	3200	32	31,9300
4.	37,9003	7,6272	312,8609	1,1446	4150	41,5	41,4877
5.	43,7086	13,4355	312,4294	1,5761	5700	57	56,9396

Точність мережі становить 99%. Похибку навчання показано на рис. 2.

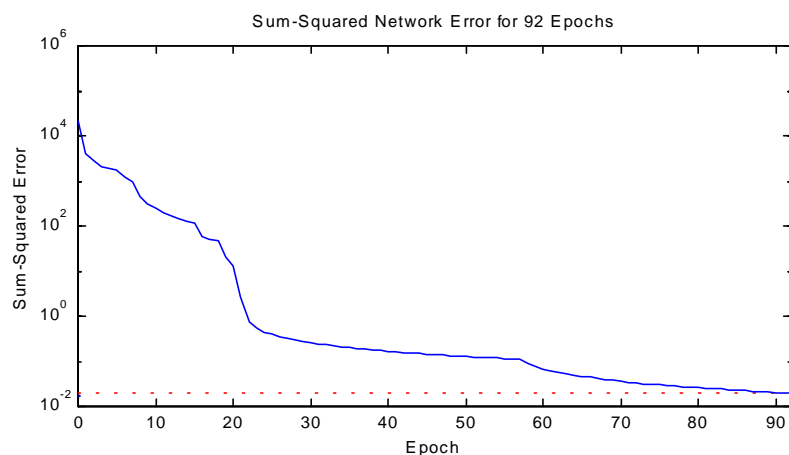


Рис. 2. Результати тестування мережі

Для більш прецизійного навчання штучної нейронної мережі з врахуванням нерівномірності повітряного проміжку машини та сил одностороннього магнетного притягання необхідно скористатися складнішою математичною моделлю асинхронного мотора [3].

**Висновок:** Сучасні досягнення в області математичного моделювання електромеханічних процесів електричних машин уможливають навчання штучної нейронної мережі з метою вимірних функцій або

діагностики асинхронних моторів на підставі комп'ютерної симуляції, без дорогих і складних експериментальних досліджень.

1. Karlik B.Y., Saleh A.M., Guler K. The performance increment of induction motors by neural networks. – Proceedings of Intern. Conf. on Modeling and Simulation MS'2001-Lviv. Pp. 224-227. 2. Чабан В. Математичне моделювання електромеханічних процесів. – Львів, 1997. – 344 с. 3. Tchaban A., Twarog B. Simulation of lateral vibrations of induction motors. – Proceedings of Intern. Conf. on Modeling and Simulation MS'2001-Lviv. Pp. 268-269.