

УДК 621.317.73+612.014.422

ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ КОРИГУВАННЯ ПОХИБОК ВИМІРЮВАННЯ ІМПЕДАНСУ

Б. Стадник, доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри інформаційно-вимірювальних технологій Національного університету (НУ) «Львівська політехніка»,

В. Хома, доктор технічних наук, професор кафедри захисту інформації НУ «Львівська політехніка», професор кафедри автоматики Політехніки Опольської (Польща),

Ю. Хома, кандидат технічних наук, асистент кафедри інформаційно-вимірювальних технологій НУ «Львівська політехніка»

Обґрунтовано доцільність застосування штучних нейронних мереж для коригування частотних похибок вимірювання імпедансу. Розроблено алгоритми корекції на базі нейронних мереж для вимірювального перетворювача імпеданс-напруга. Проаналізовано переваги і недоліки нейронних мереж порівняно з класичними аналітичними моделями.

The nature and application fields of impedance spectroscopy are presented in the article. The basic difficulties associated with the impedance analyzers design as well as possible their solutions have been outlined. The structure and operation principle of active measurement converter based on autobalancing circuit are described. Procedure of algorithmic correction

based on mathematical model is provided. Bases of artificial neural networks are presented. Advantages of artificial neural networks for impedance measurement errors correction are established. Correction algorithms based on neural networks for impedance-voltage measurement converter have been developed. Various ways of algorithms implementation on different computing platforms have been considered. The advantages and disadvantages of neural networks have been compared to classical analytical models. It has been defined that the most promising approach for algorithmic correction based on neural networks are the following cases: impossibility to obtain expressions for correction algorithms analytically; absence of analytical model of measurement channel is given, availability of only experimental data.

Ключові слова: аналізатори імпедансу, частотні похибки, алгоритмічна корекція, штучні нейронні мережі.

Keywords: impedance analyzers, frequency errors, algorithmic correction, artificial neural networks.

Імпеданс (комплексний опір) Z_X , як і обернена величина адмітанс (комплексна провідність) $Y_X = 1/Z_X$, є частиною більш загального терміна — імітанс. Із формальної точки зору імпеданс та адмітанс відображають одну й ту ж фізичну величину, а їх вибір, переважно, зумовлюється зручністю інтерпретації первинних параметрів схеми заміщення досліджуваного об'єкта: імпеданс застосовують для послідовних двоелементних схем заміщення, а адмітанс — для паралельних. Більш складні схеми заміщення досліджуваних об'єктів роблять рівнозначними вимірювання імпедансу й адмітансу, а за потреби перехід від Z_X до Y_X або навпаки здійснюється шляхом перерахунку на етапі опрацювання результатів.

Векторна (двовимірна) природа імпедансу забезпечує більшу інформативність порівняно із дослідженнями на постійному струмі. Оскільки реальні об'єкти і процеси характеризуються певними залежностями активної та реактивної складових імпедансу від частоти, то, розв'язавши зворотну задачу, можна отримати інформацію стосовно властивостей цих об'єктів шляхом аналізу частотних характеристик їх відгуку на змінному струмі. У такий спосіб можна опосередковано контролювати різноманітні фізичні величини, наприклад, вологість чи корозію, якщо відома лише залежність



Б. Стадник



В. Хома



Ю. Хома

цієї величини від імпедансу. Цей підхід отримав назву імпедансної спектроскопії [1—3].

На сьогодні імпедансну спектроскопію широко використовують для дослідження об'єктів неелектричної природи, у тому числі й біологічних. Як приклади зазначимо біомедичні вимірювання [4—6], вивчення властивостей матеріалів [2, 3], зокрема, на мікро- та нанорівнях [7, 8], корозійний моніторинг і діагностику [9, 10], контроль параметрів батарей та елементів електрохімічних джерел живлення [3, 11].

Прилади, які забезпечують практичну реалізацію імпедансної спектроскопії, називають частотними аналізаторами імпедансу. Для аналізаторів імпедансу важливо досягнення високої швидкодії, оскільки результати вимірювання — це масиви даних, що складаються із окремих значень імпедансу, отриманих на різних частотах зондувального сигналу. Тому частотні аналізатори імпедансу доцільно будувати за принципом прямої дії, оскільки такий підхід забезпечує високу швидкість, а, окрім того, простий у реалізації, що важливо для досягнення кращих показників за масою та габаритами [2, 12, 13].

У сучасних засобах вимірювання імпедансу прямої дії широкого поширення набули вимірювальні перетворювачі, побудовані на базі операційних підсилювачів (ОП) за методом автобалансування, коротко — активні вимірювальні перетворювачі (АВП). Вони характеризуються низкою переваг, зокрема, лінійністю та стабільністю функції перетворення, високою чутливістю і швидкістю, можливістю створення заданих енергетичних умов на досліджуваному об'єкті, а також забезпечують проведення вимірювань у режимах як імпедансу, так і адмітансу [13, 14].

Основні недоліки АВП — виникнення частотних похибок, зумовлених зменшенням коефіцієнта підсилення зі зростанням частоти зондувального сигналу, а також шунтуванням входу ОП паразитною ємністю. Відомо кілька підходів до вирішення цієї проблеми. Наприклад, виробник багатьох типів вимірювачів імпедансу фірма *Agilent* на частотах понад 100 кГц використовує структурний спосіб зменшення частотних похибок. Для стабілізації коефіцієнта підсилення будується автобалансна мостова схема, до складу якої входять нуль-детектор, синфазний і квадратурний фазочутливі детектори та векторний модулятор [12]. За природою частотні похибки такого вимірювального перетворювача (ВП) є похибками статизму і визначаються контурним підсиленням [15]. У роботі [16] описано ще один структурний спосіб зменшення частотних похибок, але вже

в астатичній структурі ВП. До складу вимірювального каналу (ВК), окрім зазначених нуль-детектора, фазочутливих детекторів та векторного модулятора, додатково введено нагромаджувальні суматори, які й виконують функцію інтеграторів.

Описані вище структурні способи зменшення частотних похибок спираються на введення до ВК аналізатора імпедансу апаратної надлишковості у виді додаткових структурних елементів. Альтернативним рішенням щодо розширення частотного діапазону АВП є використання алгоритмічної корекції результатів вимірювання, яка базується на застосуванні у ВК обчислювальної потужності [12, 16]. Такий «*software*» підхід покращення метрологічних характеристик засобів вимірювання — перспективний і доцільний, зважаючи на доступність обчислювальних засобів та наявні тренди їх подальшого вдосконалення.

Для зменшення частотних похибок АВП розроблено спеціальні алгоритми коригування [17]. За своєю суттю алгоритмічна корекція передбачає:

- синтез на основі математичної моделі АВП алгоритмів коригування, тобто аналітичних виразів, які враховують вплив паразитних параметрів та дестабілізуювальних факторів;
- обчислення за алгоритмами коригування поправок та внесення їх до результатів вимірювання.

Проте такий підхід характеризується низкою труднощів, зокрема, не завжди вдається отримати аналітичні вирази, які забезпечать коригування результатів вимірювання із потрібною точністю, оскільки для цього, по суті, потрібно розв'язати систему складних нелінійних рівнянь. У такому випадку доцільним видається застосування інших варіантів реалізації алгоритмічної корекції, наприклад, за допомогою технологій машинного навчання [18—21].

Мета статті — дослідження можливості використання штучних нейронних мереж (ШНМ) для коригування результатів вимірювання імпедансу, а також порівняльне оцінення ефективності такого підходу із класичним, що базується на застосуванні детермінованих алгоритмів коригування, отриманих аналітичним шляхом.

АВП ЗА МЕТОДОМ АВТОБАЛАНСУВАННЯ

АВП — основний елемент ВК частотних аналізаторів імпедансу. Саме тут під дією гармонічного збуджувального сигналу відбувається перетворення імпедансу (пасивної величини) на пропорційну комплексну напругу. Загальний вид ВП імпедансу за методом автобалансування наведено на рис. 1.

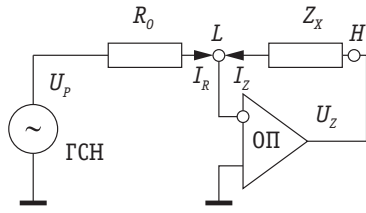


Рис. 1. АВП за методом автобалансування
 Fig. 1. Active measurement converter based on auto-balancing circuit

Суть методу полягає у стабілізації еталонним резистором R_0 струму через досліджуваний об'єкт та формуванні пропорційної до імпедансу комплексної напруги:

$$\dot{U}_z = -\dot{I}_R \dot{Z}_x = -(\dot{U}_p / R_0) \dot{Z}_x. \quad (1)$$

Проте наведений вираз не враховує впливу реальних параметрів ОП і контуру зворотного зв'язку, який особливо відчутний у міру збільшення частоти зондувального сигналу і зумовлює виникнення похибок зі значеннями, що можуть сягати десятків відсотків. Урахувати ці впливи дає змогу так звана малосигнальна модель АВП, яка описується таким виразом [22, 23]:

$$\dot{H} = -\frac{\dot{U}_z}{\dot{U}_p} = P + jQ = \dots = \frac{-\dot{Z}_x / R_0 + (1/A_0 + jf/f_T) R_{OUT} / R_0}{1 + \left(\frac{1}{A_0} + j\frac{f}{f_T}\right) \left[\left(1 + \frac{\dot{Z}_x}{R_0} + \frac{\dot{Z}_x}{Z_p}\right) \left(1 + \frac{R_{OUT}}{Z_L}\right) + \frac{R_{OUT}}{R_0} + \frac{R_{OUT}}{Z_p}\right]}, \quad (2)$$

де U_p та U_z — зондувальна та вихідна (вимірювальна) напруги; P і Q — синфазна та квадратурна складові вихідного сигналу АВП («грубі» результати вимірювання імпедансу); A_0 — коефіцієнт підсилення ОП без зворотного зв'язку на постійному струмі; f_T і f — відповідно частоти одиничного підсилення ОП і зондувального сигналу; R_{OUT} — вихідний опір ОП; Z_L — опір навантаження; $Z_p = Z_D \parallel Z_{S-}$ — шунтувальний імпеданс, утворений диференціальним вхідним опором Z_D та синфазним опором Z_{S-} ОП; R_0 — опір еталонного резистора перетворювача; Z_x — імпеданс досліджуваного об'єкта.

Цей вираз громіздкий, тому в ході виведення виразів для алгоритмічної корекції зроблено низку спрощень, які, як показано у роботі [17], не мали істотного впливу на адекватність моделі. Оскільки імпеданс є комплексною величиною, то для кожної зі складових отримано окремі вирази:

- для активної складової

$$R = \frac{P + C \frac{P^2 + Q^2}{K} - Q \frac{1 + D}{K} - \frac{P^2 + Q^2}{K^2}}{1 + 2 \frac{PC + Q}{K} + \frac{P^2 + Q^2}{K^2} (1 + C^2)}, \quad (3, a)$$

- для реактивної складової

$$X = \frac{Q + \frac{P^2 + Q^2}{K} + P \frac{1 + D}{K} + \frac{D}{K} + C \frac{P^2 + Q^2}{K^2}}{1 + 2 \frac{PC + Q}{K} + \frac{P^2 + Q^2}{K^2} (1 + C^2)} \quad (3, б)$$

де $K = f_T/f$ — відношення частот одиничного підсилення і зондувального сигналу; $D = R_{OUT}/R_0$ — відношення вихідного опору ОП до опору еталонного резистора R_0 ; $C = 2\pi f C_{IN} R_0$ — стала часу ОП за вхідної ємності C_{IN} на границі вимірювання R_0 .

Кожний із параметрів відображає одне із трьох основних джерел частотної похибки АВП: K — зниження коефіцієнта підсилення ОП; D — пряме проходження сигналу, зумовлене ненульовим вихідним опором ОП; C — шунтування диференціального та синфазного опорів ОП вхідною ємністю.

РОЗРОБЛЕННЯ АЛГОРИТМУ КОРЕКЦІЇ ЧАСТОТНИХ ПОХИБОК НА БАЗІ ШНМ

ШНМ здатні апроксимувати функціональні залежності практично будь-якої складності. Замість дробово-раціонального виразу (3) алгоритмічна корекція на базі ШНМ передбачає матричне перемноження вхідних даних із коефіцієнтами мережі. Щоби моделювати складніші залежності, матричні добутки пропускають через нелінійні функції активації, після чого відбувається перемноження з коефіцієнтами наступного шару. Останній шар зазвичай іменують вихідним, а решту — прихованими. Структуру найпростішої ШНМ наведено на рис. 2.

Експерименти проводилися у програмному середовищі *Matlab* з використанням спеціалізованого модуля *Neural Network Toolbox*. Процес розроблення алгоритмічної корекції на базі ШНМ складається із таких етапів:

- * підготування даних;

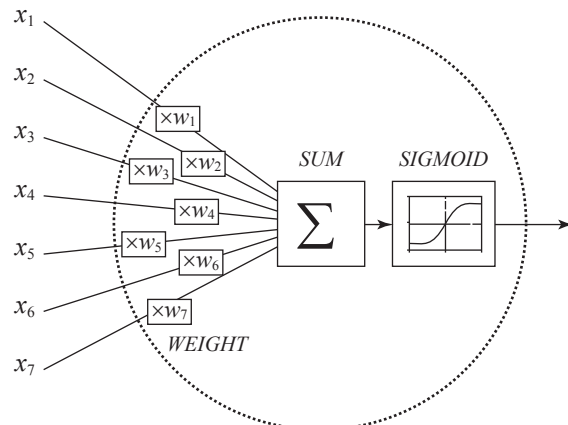


Рис. 2. Штучна нейронна мережа з одного нейрона [24]

Fig. 2. Artificial neural network with one neuron [24]

- * ініціалізація;
- * навчання (калібрування);
- * тестування (оцінювання точності).

На першому етапі здійснюється підготовка навчального та тестувального наборів даних. Обидва набори мають ідентичну структуру і складаються з пар вхідних та цільових (вихідних) векторів. Кожний вхідний вектор містить сім величин $f, P, Q, f_T, C_{in}, R_0, R_{OUT}$. У свою чергу, кожний цільовий вектор містить дві величини R, X . Тренувальний набір включає 10 пакетів по 10 тисяч зразків, а тестувальний набір — один пакет із мільйоном зразків. Величини $f, f_T, C_{in}, R_{OUT}, R_0, R, X$ згенеровані випадковим способом за рівномірним законом. Величини P, Q розраховані відповідно до виразу (2).

На етапі ініціалізації створюється ШНМ відповідного типу та архітектури. Початкові значення коефіцієнтів — випадкові числа. Також установлюються значення всіх параметрів, необхідних для етапів навчання і тестування.

У процесі експериментів використовувалися ШНМ типу *feedforward* (багатошаровий перцептрон). Цей тип передбачає лінійну функцію активації у вихідному шарі та нелінійну функцію активації (сігмоїд) у прихованих шарах. Для коригування резистивної та реактивної компонент нагровано ШНМ із двома виходами. Мережа складається із двох прихованих шарів по 50 нейронів у кожному (рис. 3).

Навчальні і тестувальні параметри були такими:

- ♦ алгоритм навчання: баєсівська регуляризація [25];
- ♦ кількість ітерацій: 500 для кожного пакету даних;
- ♦ максимальна похибка кросвалідації: 10;
- ♦ мінімальне значення градієнта: 10^{-8} ;
- ♦ оцінка точності навчання: середньоквадратична похибка.

Значення інших параметрів збережені без змін (за замовчуванням).

Навчання тривало 18 годин на процесорі *Intel Core i7-5500* (операційна система *Windows*, 8 ГБ оперативної пам'яті).

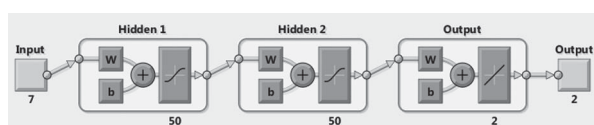


Рис. 3. ШНМ типу *feedforward* із двома прихованими шарами

Fig. 3. Feedforward ANN with two hidden layers

АНАЛІЗ І ПОРІВНЯННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ

Наступний крок після навчання ШНМ моделі — верифікація їх роботи на тестовому наборі. Також необхідно порівняти точність коригування із результатами аналітичної моделі (3а) та (3б). Для порівняльного аналізу обрано два типи похибок: граничну та довірчу (довірча імовірність 0,997). Оскільки залишкові похибки (після коригування) характеризуються нормальним розподілом, то довірча похибка визначається як стандартне відхилення, помножене на коефіцієнт 3. Результати обох видів похибок наведено у табл. 1.

Таблиця 1. Порівняння результатів алгоритмічної корекції

Table 1. Results comparison after algorithmic correction

	Довірча похибка ($P_{\text{дов}} = 0,997$), %		Гранична похибка, %	
	ШНМ модель	Аналітична модель	ШНМ модель	Аналітична модель
R	0,0022	0,0037	0,027	0,024
X	0,0016	0,0032	0,013	0,015

Як видно із таблиці, ШНМ демонструють дещо кращу точність. Застосована модель мережі достатньо проста. Використання складнішої моделі ШНМ (більшої кількості шарів та нейронів), а також попереднє опрацювання вхідних даних (усунення сталої складової, нормалізація, застосування логарифмічного масштабу за частотою) теоретично дало б змогу підвищити ефективність коригування за ШНМ-методом. Разом із тим на практиці не слід очікувати пропорційного покращення точності вимірювання. Це зумовлено тим, що нескоригованим залишатиметься вплив інструментальних похибок вимірювання (ΔP and ΔQ).

Час виконання корекції в обох випадках співмірний і складає кілька десятків мікросекунд. В основі обох алгоритмів лежать операції множення та додавання. Відтак вони легко можуть бути імплементовані на таких обчислювальних платформах, як сигнальні процесори (*DSP*) чи програмовані логічні матриці (*FPGA*).

ВИСНОВКИ

Імпедансна спектроскопія є ключем до розв'язання багатьох задач, що на сьогодні виникають у найрізноманітніших сферах: хімії, медицині, екології, фізиці напівпровідників, матеріалознавстві. Сучасні частотні аналізатори імпедансу як інструментальне забезпечення імпедансної спектроскопії неодмінно містять у своєму складі аналогові

вузли, у тому числі збудовані на базі операційних підсилювачів. Наприклад, використання ОП у вимірювальному перетворювачі імпеданс-напруга забезпечує високу чутливість та швидкодію, в поєднанні зі стабільністю функції перетворення та можливістю створення заданих енергетичних умов на досліджуваному об'єкті. Проте основна проблема, яку слід вирішити на цьому шляху, — зменшення так званих частотних похибок. Зважаючи на доступність обчислювальних засобів, це завдання доцільно виконати із застосуванням алгоритмічної корекції.

Проведені дослідження показали можливість реалізації алгоритмічної корекції на базі штучних нейронних мереж. За такого підходу на етапі навчання мережа самостійно підбирає відповідні коефіцієнти моделі на основі поданих значень вхідних та вихідних величин, а також параметрів вимірювального каналу.

Для розроблення алгоритмічної корекції використано ШНМ типу *feedforward* з двома прихованими шарами по 50 нейронів у кожному. Кількість навчальних даних складала 10 пакетів по 10 тисяч зразків, а тестувальних даних — 1 пакет із мільйоном зразків. Алгоритм навчання — баєсівська регуляризація, кількість ітерацій для кожного пакету — 500.

У процесі досліджень отримано такі результати:

▲ гранична похибка не перевищує 0,027 % за активною складовою та 0,013 % за реактивною;

▲ довірка похибка з імовірністю 0,997 складає 0,0022 % та 0,0016 % для відповідних складових.

Для порівняння, за використання відомого підходу алгоритмічної корекції, що передбачає синтез на основі математичної моделі ВП виразів для обчислення коригувальних поправок, значення похибок складо:

► граничної за активною складовою — 0,024 % та за реактивною — 0,015 %;

► довірчої — 0,0037 % та 0,0032 % для зазначених складових.

Як впливає із виконаних досліджень, навіть використання достатньо простої ШНМ забезпечило співмірні і навіть дещо кращі результати щодо точності порівняно з аналітичним підходом. Ускладнення ШНМ задля подальшого зниження похибок не виправдане на тлі існування інструментальних похибок, які залишаються за межами коригувальної дії мережі.

Підсумовуючи отримані результати, слід зазначити, що ШНМ мають перевагу в таких випадках, коли:

▼ неможливо отримати вирази алгоритмів корекції аналітичним шляхом;


▼ відсутня аналітична модель ВК, а доступними є лише експериментальні дані.

Також ШНМ можуть мати перевагу з точки зору вартості розроблення засобу вимірювання у цілому. Машинний час ПК значно дешевший, ніж залучення кваліфікованого спеціаліста до розроблення математичної моделі ВП та синтезу аналітичних виразів для алгоритмічної корекції.

До основних недоліків алгоритмічної корекції на основі ШНМ слід віднести складність інтерпретації фізичного змісту коефіцієнтів мережі. Натомість за аналітичними виразами алгоритмічної корекції можна проаналізувати, які параметри ВК і якою мірою впливають на роботу приладу, і відповідно здійснити їх оптимізацію на етапі проектування. Іншим недоліком ШНМ є також відсутність чіткого математичного апарату для достовірного обчислення максимально можливих нескоригованих похибок.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ / REFERENCES

1. Проблемно-орієнтовані засоби вимірювання імітансу. Теорія і практика: монографія / В.В. Хома, Є.В. Походило; — Львів: Вид-во Львів. політехніки (Problmeno-orientovani zasoby vumiruvannia imitansu. Teoria i praktyka: monografia / V.V. Khoma, E.V. Pokhodylo; — Lviv. Vyd.-vo Lviv. politekhniky), 2013. — 260 c/s.
2. Barsoukov E., Macdonald J.R. (2005) Impedance spectroscopy: theory, experiment and application. — N.Y.: Wiley, 595 p.
3. Імпедансна спектроскопія: Навч. посібник / І.І. Григорчак, Г.В. Понеділок. — Львів: Вид-во Львівської політехніки (Impedansna spektroskopija: Navch. posibnyk / I.I. Hryhorchak, H.V. Ponedilok. — Lviv: Vyd.-vo Lvivskoi politekhniky), 2011. — 352 c/s.
4. Grimnes S., Martinsen O.G. (2008) Bioimpedance & Bioelectricity Basics. Second Edition: Academic Press, Elsevier, 471 p.
5. Martinez F.S. (2007) Electrical Bioimpedance Cerebral Monitoring: Fundamental Steps towards Clinical Application: Thesis for the degree of doctor of philosophy / Chalmers university of technology, Göteborg, Sweden, 137 p.
6. Jaffrin M.Y., Morel H. (2008) Body fluid volumes measurements by impedance: A review of bioimpedance spectroscopy (BIS) and bioimpedance analysis (BIA) methods // Medical Engineering & Physics 30, p. 1257—1269.
7. O'Hayre R., Lee M., Prinz F.B., Kalinin S.V. (2007) Frequency-Dependent Transport Imaging by Scanning

- Probe Microscopy // Scanning Probe Microscopy. Springer, p. 132—172.
8. Хома Ю.В. Перспективи використання імпедансної спектроскопії в нанотехнологіях // IX Міжнародна науково технічна конференція «Методи і засоби вимірювання фізичних величин» — «Температура 2012»: Тези доповідей. — Львів (Khoma Y.V. Perspektyvy vykorystannia impedansnoi spektroskopii v nanotekhnologiah // IX Mizhnarodna naukovotekhnichna konferencia «Metody i zasoby vumiruvannia fizychnykh velychyn» — «Temperatura 2012»: Tezy dorovidei. — Lviv), 25-28.09.2012 — c/s. 191—192.
 9. Сафонов В.А. Импедансная спектроскопия для изучения и мониторинга коррозионных явлений // Электрохимия (Safonov V.A. Impedansna spektroskopija dlia izuchenia i monitorinha korrozionnyh yavleniy // Elektrokhemija). 1993, T./V. 29, № 1. c/s. 152—160.
 10. Carullo A., Parvis M., Vallan A. (2000) Fast impedance analyser for corrosion monitoring // XVI IMEKO World Congress, Vienna, Austria 2000, Vol. VI, TC-10, p. 161—165.
 11. Karden E., Buller S., De Doncker R.W. (2000) A method for measurement and interpretation of impedance spectra for industrial batteries // J. Power Sources, Vol. 85. p. 72—78.
 12. Agilent Impedance Measurement Handbook. A guide to measurement technology and techniques: 4-th Edition. Agilent Technologies, Inc. Printed in USA, (2009), 5950-3000. — 140 p.
 13. Вимірювачі CLR з перетворенням «імітанс-напруга»: монографія / Є.В. Походило, В.В. Хома. — Львів: Вид-во Львівської політехніки (Vumiruvachi CLR z peretvorenniam «imitans-napruha»: monohrafiya / E.V. Pokhodylo, V.V. Khoma. — Lviv: Vyd-vo Lvivskoi politekhniki), 2011. — 292 c/s.
 14. Хома Ю.В. Концепція побудови частотних аналізаторів імпедансу з покращеними метрологічними характеристиками // Електротехнічні та комп'ютерні системи (Khoma Y.V. Konsepcija pobudovy chastotnyh analizatoriv impedansu z pokrachenymy metrolohichnymy kharakterystykamy // Elektrotekhnichni ta komputerni systemy) № 06(82), 2012. — c/s. 137—144.
 15. Гаврилюк М.О., Хома В.В. Про спосіб структурної компенсації похибок вимірювання імітансу // Вісник ДУ «Львівська політехніка» (Havrylyuk M.O., Khoma V.V. Pro sposib strukturnoi kompensacii pokhybok vumiruvannia imitansu // Visnyk DU «Lvivska politekhnika»). — 1998. — № 348. — c/s.24—30.
 16. V. Khoma, M. Wrzuszczak. Kompensacyjny miernik impedancji // Przegląd Elektrotechniczny, Przegląd Elektrotechniczny, ISSN 0033-2097, R. 84 NR 5/2008, p. 33—36.
 17. Б. Стадник, Ю Хома, І. Ліхновський. Коригування динамічних похибок частотного аналізатора імпедансу // Вимірювальна техніка та метрологія (B. Stadnyk. Y. Khoma, I. Likhnovskiyi. Koryhuvannia dynamichnyh pohybok chastotnoho analizatora impedansa // Vumiruvalna tekhnika ta metrologia). № 71 — 2010, c/s. 19—24.
 18. Santhosh K. V., B. K. Roy, (2012) An Improved Intelligent Temperature Measurement by RTD using Optimal ANN // Intl. Conf. on Advances in Computer, Electronics and Electrical Engineering, p. 82—856.
 19. J. Roj, (2013) Neural Network Based Real-time Correction of Transducer Dynamic Errors // Measurement Science Review, Volume 13, No. 6, p. 286—291.
 20. Han Chun Lin, Andrew Lowe, Ahmed M Al-Jumaily, (2014) Non-invasive blood pressure measurement algorithm using neural networks // Artificial Intelligence Research, Vol. 3, No. 2, p. 16—23.
 21. Кочан О.В., Нейромережевий метод керування для термоелектричного перетворювача з керованим профілем температурного поля // Адаптивні Системи Автоматичного Управління (Kochan O.V., Neiomerezhevyi metod keruvannia dlia termoelektrychnoho peretvoryuvacha z kerovanyum profilem temperaturnoho polia // Adaptivni Systemy Avtomatychnoho Upravlinnia). — 2012. — № 21 (41). — C/S. 35—45.
 22. Достал И. Операционные усилители М.: Мир (Dostal I. Operacionnye usiliteli M.: Mir), 1982, 381 c/s.
 23. Jung W.G. (2005) Op Amp Applications Handbook Elsevier, 895 p. ISBN 0-7506-7844-5.
 24. Steven W. (2003) Smith Digital Signal Processing: A Practical Guide for Engineers and Scientists // Elsevier Science, Burlington, MA, USA, 650 p.
 25. Burden F, Winkler D, (2008) Bayesian regularization of neural networks // Methods in Molecular Biology. 

Отримано / received: 23.02.2016.

Стаття рекомендована до публікації д.т.н., проф. Є.В. Походилом (Україна).
Prof. Ye. V. Pokhodulo, D. Sc. (Techn.), Ukraine, recommended this article to be published