

релаксації металевих стекол можна спостерігати зміну густини, спричинену рекомбінуванням цих дефектів.

Проте слід мати на увазі, що свіжогартовані металізовані стекла містять незначну дефектну частку (не більше ніж 2,5%) у гомогенній, загалом аморфній матриці.

1. Борн М., Хуан Кунь. *Динамическая теория кристаллических решеток*. М., 1958.
2. Egami T. // *Glassy Metals I*. ed. H. -J. Guntherodt, H. Beck, *Topics Appl. Phys. Vol. 46*, 1981. P.25.
3. Argon A.S., Kuo H.Y. / *Proc. 3rd Intern. Conf. Rapidly Quenched Metals*, ed. B. Cantor, *The Metals Soc., London*, 1978. V.2. P.269.
4. Angell C.A., Clarke J.H., Woodcock L.V. // *Advances in Chem. Phys. V.48*, ed. I. Prigogin, S. Rice, *Wiley, New York*, 1981. P.397.
5. Hirth J.P., Lothe J. *Theory of Dislocations*. – *McGraw-Hill*, 1968. P.206.
6. Li J.C.M. // *Frontiers in Materials Science*, ed. by L.E. Murr and C. Stein, *Marcel Dekker*, 1976. Pp.527 – 548.

УДК 681.325

РОЗПІЗНАВАННЯ БІОЕЛЕКТРИЧНИХ СИГНАЛІВ ЗА ДОПОМОГОЮ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

© Паламар М.І., 2000

Тернопільській державний технічний університет ім. І.Пулюя

Розглядається алгоритм обробки біоелектричної інформації у системі реєстрації ЕРГ-сигналів із застосуванням нейронної мережі, яка адаптивно настроюється за зразковим сигналом автоматичним підбором внутрішніх вагових коефіцієнтів для мінімізації різниці між фактичним вихідним сигналом і сигналом навчання. Наведено результати роботи алгоритму.

In this paper the algorithm of bioelectric information processing in signal registration system with neuron application is reviewed. This net is adaptively change on pattern signal by the way of automatic selecting of inside coefficients to minimize the difference between the real output signal and pattern. The result are given.

Нейронні мережі – це клас алгоритмів, що описуються і моделюються за допомогою простих взаємозв'язаних схем, які аналогічно до роботи з нейронами мозку називають штучними нейронами. Нейронна мережа здатна порівнювати свій вихідний сигнал із заданим сигналом навчання і проводити самонастроювання за певними критеріями через автоматичний підбір різних внутрішніх вагових коефіцієнтів з метою мінімізації різниці між фактичним вихідним сигналом і сигналом навчання. Дослідження штучних нейронних систем появились ще в 60-х роках [1], але саме нині завдяки зростанню потужностей обчислювальних засобів стало можливим застосування

нейронних мереж у практичних задачах. Найбільш ефективно використовують нейронні мережі для задач розпізнавання і діагностики, де необхідний аналіз і прийняття рішення подібно до людського мислення.

У даній роботі розглядається використання нейронної мережі для виділення інформативних біоелектричних сигналів серед потужних завад і артефактів при реєстрації електроретинограми – зміни біопотенціалу, що генерується нейронами сітківки ока внаслідок короткочасного світлового спалаху. Амплітуда таких сигналів знаходиться в межах $-100.. +500$ мкВ, що на порядок менше кардіосигналів, часовий інтервал сигналу до 500 мс. Характерні сигнали, що реєструються розробленою апаратурою [2], наведені на рис. 1, з якого видно, що сигнали супроводжуються завадами, співмірними за спектром і амплітудою з корисним сигналом.

Структурна схема адаптивної нейронної системи наведена на рис.2.

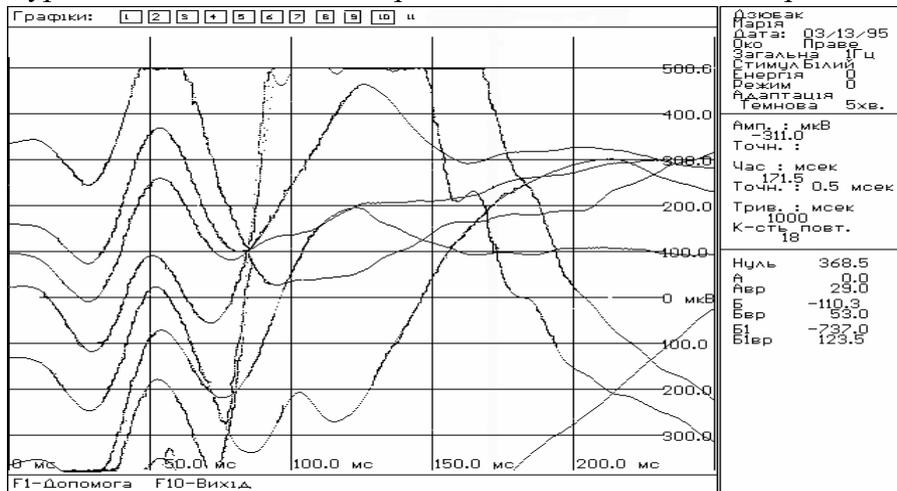


Рис. 1. Графіки зареєстрованих необроблених сигналів електроретинограм.

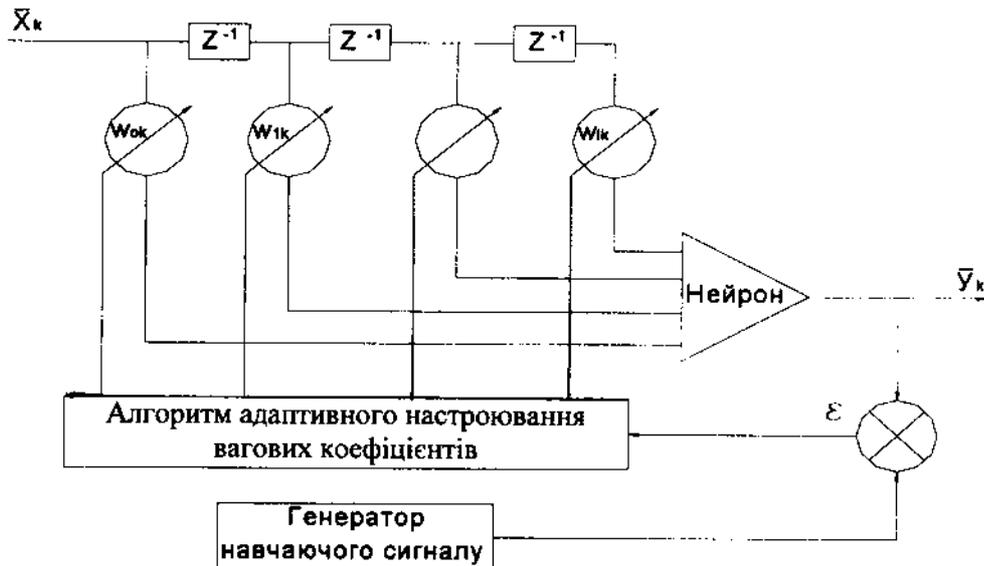


Рис.2. Структурна схема адаптивного настроювання вагових коефіцієнтів нейрона.

Квантовані сигнали нагромаджуються в пам'яті ПЕОМ, що є складовою частиною вимірювальної системи. Там само знаходиться зразковий сигнал або навчаюча ЕРГ, що формується попередньо на основі статистичної обробки великої кількості сигналів різних пацієнтів та їх експертної оцінки.

У структурі нейрона можна виділити окремі вузли, що об'єднують сигнали і множать на коефіцієнти ваг, а також перетворюють вихідний сигнал.

Спочатку формується скалярний добуток кожного компонента вхідного вектора на відповідний компонент вектора вагових коефіцієнтів.

$$y_k = \sum_{l=1}^L w_{lk} \cdot x_{k-l} \quad (1)$$

або у векторній формі:

$$Y_k = X_k^T \cdot W_k = W_k^T \cdot X_k \quad (2)$$

Значення вагових коефіцієнтів визначають за допомогою навчання, в результаті якого вихідний сигнал повинен збігатися із заданим зразковим. Навчання нейрона здійснюється через поступову зміну значень коефіцієнтів в напрямі, який забезпечує зменшення середньоквадратичної помилки, котра використовується як зворотний зв'язок.

Оптимальні коефіцієнти системи можна подати у векторній формі:

$$W_k = [w_{0l} \ w_{1l} \ \dots \ w_{lk}]^T \quad (3)$$

Критерієм оптимальності вагових коефіцієнтів W_k^* буде мінімальне відхилення всіх реалізацій ансамблю відносно зразкового сигналу норми D , що міститься в пам'яті,

$$\varepsilon_k = d_k - y_k \quad (4)$$

Для одержання квадратичного значення помилки піднесемо (4) у квадрат, підставивши значення x_k із (2):

$$\varepsilon_k^2 = d_k^2 + W^T X_k X_k^T W - 2d_k X_k^T W. \quad (5)$$

Для невеликого проміжку реєстрації сигнали вважаємо стаціонарними і знаходимо математичне сподівання середньоквадратичного відхилення:

$$E[\varepsilon_k^2] = E[d_k^2] + W^T E[X_k X_k^T] W - 2E[d_k X_k^T] W. \quad (6)$$

Введемо кореляційну матрицю вхідних сигналів R , а також взаємкореляційну функцію відліків вхідних і еталонного сигналів P :

$$R = E[X_k X_k^T] = E \begin{bmatrix} x_k^2 & x_k x_{k-1} & x_k x_{k-2} \dots & x_k x_{k-L} \\ x_{k-1} x_k & x_{k-1}^2 & x_{k-1} x_{k-2} \dots & x_{k-1} x_{k-L} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{k-L} x_k & x_{k-L} x_{k-1} & x_{k-L} x_{k-2} \dots & x_{k-L}^2 \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$P = E[d_k X_k] = E[d_k x_k \ d_k x_{k-1} \dots d_k x_{k-L}]^T. \quad (8)$$

Тоді для квадратичної функції помилки можна записати

$$\varphi = E[\varepsilon_k^2] = E[d_k^2] + W^T R W - 2P^T W. \quad (9)$$

Мінімум функції відповідатиме оптимальному значенню вектора вагових коефіцієнтів. Визначаємо мінімум градієнтним методом, диференціюючи функцію середньоквадратичного відхилення і прирівнюючи її до нуля для оптимального вектора коефіцієнтів:

$$\nabla = \frac{\partial \varphi}{\partial \mathbf{W}} = 2\mathbf{R}\mathbf{W} - 2\mathbf{P} = 0, \quad (10)$$

звідки оптимальне значення вектора коефіцієнтів

$$\mathbf{W}^* = \mathbf{R}^{-1} \cdot \mathbf{P} \quad (11)$$

Оптимальні вагові коефіцієнти знаходили за алгоритмом Уїдрой-Хоффа [3]:

$$\mathbf{W}_{k+1} = \mathbf{W}_k + 2\mu \varepsilon_k \mathbf{X}_k, \quad (12)$$

де μ – параметр, що визначає швидкість і стійкість процесу навчання. Він залежить від енергетичних характеристик вхідних сигналів і кількості реалізацій L згідно із співвідношенням

$$0 < \mu < \frac{1}{(L+1) \cdot E[y_k^2]}. \quad (13)$$

Для адаптації коефіцієнтів вибираємо його з корекцією 3: $\mu = \frac{1}{3(L+1) \cdot E[y_k^2]}$.

Початкові значення вагових коефіцієнтів задавались довільними випадковими числами, що приводило до видачі вихідного сигналу нейрона із сигмаїдальним перетворювачем на виході, близьким до 0,5. У міру настроювання коефіцієнтів вже після 80 ітерацій вихідний сигнал наближався до 1 при збіжності вхідного сигналу із зразковим.

Програма аналізу зареєстрованих сигналів з використанням штучного нейрона проводила зчитування кожного сигналу із спільної бази даних BASEERG.DAT і розсортування їх у дві нові бази даних BD_ERG.GOD і BD_ERG.BAD залежно від результатів аналізу.

Результати роботи програми наведено на рис. 3.

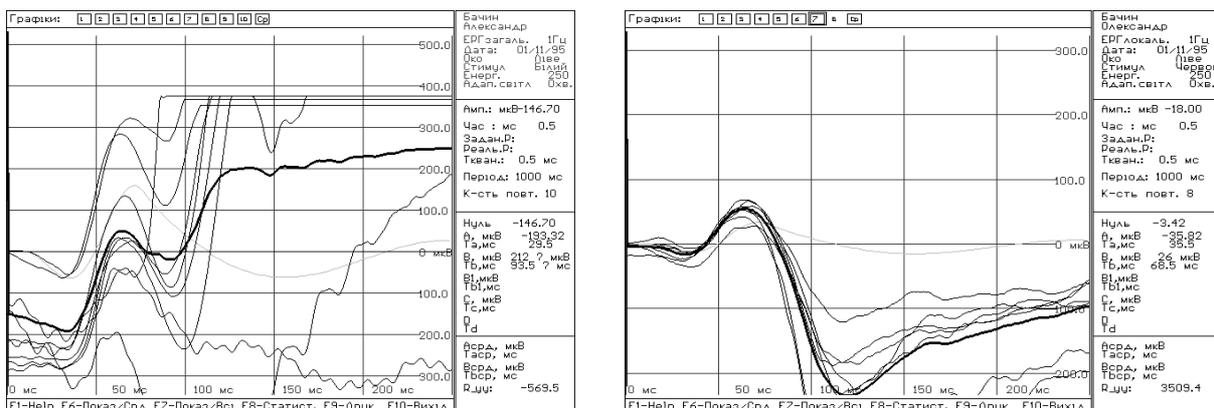


Рис. 3. Результати аналізу сигналів за допомогою штучної нейронної системи.

Результати підтверджують ефективність застосування штучних нейронних систем для виділення інформативних сигналів серед значних шумів і завад.

Крім того, під час адаптації нейронної мережі настроюванням коефіцієнтів на окремі характерні ознаки сигналів можна діагностувати захворювання за характерними сигналами.

1. Хьюбел Д. Глаз, мозг, зрение: Пер. с англ. М., 1990. 2. Ткачук Р.А., Паламар М.І. Адаптивна комп'ютерна вимірювально-керуюча система для дослідження біопотенціалів ока // Тези доповіді 3-ї міжн. конф. "Контроль и управление в технических системах". Вінниця, 18-21.09.95. С.335-336. 3. Уидроу Б., Стернз С. Адаптивная обработка сигналов: Пер. с англ. М., 1989.

УДК 681.325

ІНТЕРПРЕТАЦІЯ ШИРОКОСМУГОВИХ ВИМОГ У ДИНАМІЧНИХ СИСТЕМАХ

© Наконечний А.Й., 2000

ДУ "Львівська політехніка", кафедра "Автоматика і телемеханіка"

Розглядаються основні критерії визначення динамічних широко-смугових сигналів і систем. Наводиться візуальна інтерпретація широко-смуговості сигналу (системи) на основі співвідношення між роздільною здатністю масштабу сигналу і масштабу, який зумовлений переміщенням в системі. На прикладі показано, що за допомогою широкосмугових (мало-хвильових) моделей з незначними обмеженнями можна ефективно описувати рухомі об'єкти.

The important criterions of wideband dynamic signals and systems definition have been considered in this article. The signal (system) wideband interpretation has been presented on the basis of ratio between signal's scale resolution and scale due to system motion. As an example there has been showed that it is possible to efficiently describe motion objects with the help of wideband models.

Вступ. Питання знаходження границь коректного розділення сигналів на вузько- і широкосмугові є досить важливим, оскільки його правильне розв'язання дозволяє ефективно їх аналізувати і обробляти. Певні вимоги до сигналів статичних систем сформульовано в роботах [1,2]. В таких системах для отримання аналітичної моделі широкосмугового сигналу, а отже, для ефективної його обробки пропонується використання моделі, яка базується на малохвильовому перетворенні. Таке