

УДК 004.032.26

**А. В. Бабенко,**  
**И. П. Плисс,** канд. техн. наук,  
**С. В. Попов,** докт. техн. наук,  
**А. Н. Слипченко,** канд. техн. наук,  
**И. И. Гетманенко**  
 Харьковский национальный  
 университет радиоэлектроники

## **ОПЕРАТИВНЫЙ КОНТРОЛЬ ПАРАМЕТРОВ СИГНАЛОВ В ЛИНИЯХ ЭЛЕКТРОПЕРЕДАЧИ ПЕРЕМЕННОГО ТОКА НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ АДАПТИВНЫХ ЦИФРОВЫХ ФИЛЬТРОВ**

**Введение.** Эффективная работа линий электропередачи в значительной мере определяется качеством оперативно-диспетчерского управления, базирующегося на непрерывном контроле параметров токов, напряжений, активной и реактивной мощности, фазовых углов и слежении за нарушением предупредительных и аварийных границ каждым из контролируемых параметров. Для решения задач контроля и анализа режимов функционирования энергосистем в реальном времени в последние годы все шире используется аппарат искусственных нейронных сетей [1-3], особенно эффективный в ситуациях с неполной или недостаточно достоверной информацией, поступающей по каналам телеметрии. Вместе с тем, следует отметить, что контролю частот уделяется меньше внимания, при этом, чаще всего, основная частота полагается постоянной и равной 50 Гц. Во многих же реальных ситуациях это далеко не так, а различные неисправности, возникающие в линиях электропередачи (обрывы, короткие замыкания), вызывают появление ряда дополнительных гармоник.

Таким образом, возникает задача оценивания параметров гармоник на фоне помех, которая, в принципе, может быть решена с помощью традиционных методов Фурье-анализа. Здесь, однако, появляется ряд проблем в случае необходимости обработки нестационарных сигналов в реальном времени. В качестве альтернативы Фурье-анализу могут эффективно использоваться метод группового учета аргументов [4] и адаптивная цифровая фильтрация [5-7], которые в сочетании с нейросетевыми технологиями позволяют реализовать новые возможности компьютерной обработки периодических сигналов [8-14].

В настоящей работе предлагается быстродействующая искусственная нейронная сеть, построенная на цифровых резонансных нелинейных фильтрах, предназначенная для анализа полигармонических стохастических сигналов, содержащих набор гармоник с неизвестными параметрами, а также алгоритм ее обучения. Данная нейронная сеть предназначена для использования в системах оперативного контроля режимов функционирования линий электропередачи переменного тока.

**Постановка задачи.** Пусть контролируемый сигнал описывается с помощью математической модели вида

$$y(k) = \sum_{j=1}^m (a_j \cos \omega_j k + b_j \sin \omega_j k) + \xi(k) = \sum_{j=1}^m c_j \sin(\omega_j k + \varphi_j) + \xi(k), \quad (1)$$

где  $m$  – количество гармонических компонент в сигнале  $y(k)$ ,  $a_j, b_j, c_j, \varphi_j$  – неизвестные параметры гармоник, подлежащие оцениванию,  $0 < \omega_j = 2\pi f_j T_0$  – частоты колебательных компонент в общем случае неизвестные,  $T_0$  – период квантования сигнала,  $k = 1, 2, \dots$  – текущее дискретное время,  $\xi(k)$  – стохастическое возмущение с нулевым математическим ожиданием и ограниченным вторым моментом.

Заметим также, что модель (1) может быть переписана в форме разностного уравнения

$$\prod_{j=1}^m (1 - 2 \cos \omega_j z^{-1} + z^{-2}) y(k) = \xi(k) \tag{2}$$

(здесь  $z^{-1}$  – оператор сдвига назад), соответствующего формирующему фильтру порядка  $2m$  и образованному  $m$  элементарными нерекурсивными (КИХ) фильтрами второго порядка. Здесь же обратим внимание на то, что на основе выражения (2) с помощью тех или иных алгоритмов адаптивной идентификации могут быть восстановлены оценки частот  $\omega_j$ , а для нахождения параметров амплитуд и фаз необходимо использовать многоэтапные процедуры [4].

В практике гармонического анализа стохастических временных рядов наиболее широкое распространение получили именно нерекурсивные фильтры [5-7], однако их использование осложняется рядом проблем [15], особенно в случаях, когда частоты гармоник много меньше частоты квантования сигнала  $T_0^{-1}$ . Дело в том, что если на гармонические компоненты накладывается высокочастотная помеха, при цифровой обработке эта шумовая компонента будет усиливаться, подавляя полезный сигнал и усложняя тем самым оценку его параметров. В связи с этим в [16] было предложено решать задачу выделения гармонических компонент из стохастических временных рядов с помощью рекурсивных (БИХ) фильтров второго порядка, настроенных на разные частоты.

На рис. 1 приведена схема рекурсивного адаптивного цифрового фильтра [6], где  $y(k)$  – отфильтрованный сигнал,  $\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \beta_2$  – настраиваемые (обучаемые) коэффициенты. Следует отметить, что архитектура рекурсивного адаптивного цифрового фильтра полностью совпадает с архитектурой специализированной рекуррентной нейронной сети, предназначенной для обработки случайных сигналов [17].

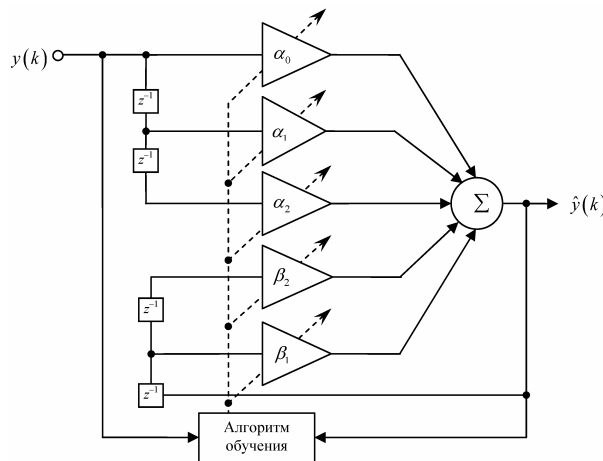


Рис. 1 - Рекурсивный адаптивный цифровой фильтр

В [16] рассмотрена и решена задача выделения из стохастической последовательности  $m$  синусоид с известными частотами  $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m$  с помощью системы, построенной из резонансных фильтров и приведенной на рис. 2.

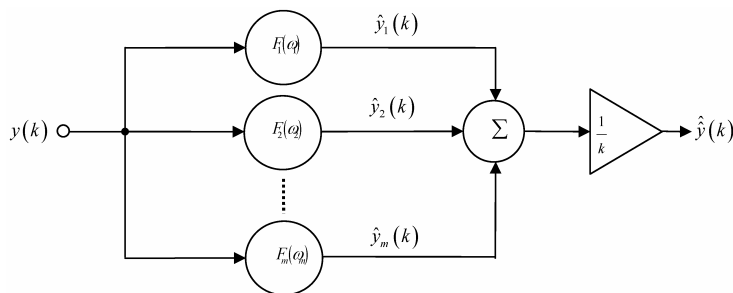


Рис. 2 - Система на основе резонансных фильтров

Каждый из резонансных фильтров имеет дискретную передаточную функцию

$$F_j(z) = \frac{1 - z^{-2}}{1 - 2 \cos \omega_j z^{-1} + z^{-2}}, \quad (3)$$

а система в целом –

$$F(z) = \sum_{j=1}^m F_j(z) = \sum_{j=1}^m \frac{1 - z^{-2}}{1 - 2 \cos \omega_j z^{-1} + z^{-2}}. \quad (4)$$

Далее выходные сигналы отдельных фильтров  $y_1(k), y_2(k), \dots, y_m(k)$  объединяются на основе процедуры стохастической аппроксимации с коэффициентом  $1/k$ , в результате чего выходной сигнал системы  $y(k)$  содержит только «чистые» гармоники.

Для случая, когда из контролируемого сигнала необходимо выделить синусоиду неизвестной частоты, в [15] предлагается использовать рекурсивный фильтр с нулевым коэффициентом усиления (фильтр- «пробка») на резонансной частоте, схема которого приведена на рис. 3.

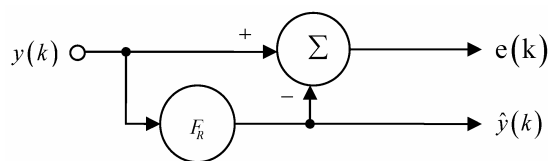


Рис. 3 - Резонансный фильтр с нулевым коэффициентом усиления в качестве фильтра- «пробки»

Здесь  $F_R$  – резонансный фильтр с единичным коэффициентом усиления и нулевым фазовым сдвигом на резонансной частоте. При этом единственная синусоида  $y(k)$  выделяется из сигнала  $y(k)$  путем вычитания выхода фильтра  $F_R$  из его входа, при этом коэффициент усиления на высоких и низких частотах одинаков, т.е. высокочастотный шум не усиливается, даже если выделяемая гармоника имеет низкую частоту.

Схема резонансного фильтра с нулевым коэффициентом усиления приведена на рис. 4 [6, 15].

Здесь  $\beta_1, \beta_2$  – настраиваемые (обучаемые) коэффициенты фильтра,  $s(k)$  – сигнал, пропорциональный производной ошибки  $e(k)$  по настраиваемому параметру  $\beta_1$ .

Фильтр  $F_R$  имеет передаточную функцию

$$F_R(z) = -\frac{\beta_2}{2} \cdot \frac{1 - z^{-2}}{1 - (2 - \beta_2 - \beta_1^2)z^{-1} + (1 - \beta_2)z^{-2}} \tag{5}$$

нелинейную по параметру  $\beta_1$  и допускает настройку резонансной частоты при сохранении постоянного коэффициента усиления на других частотах.

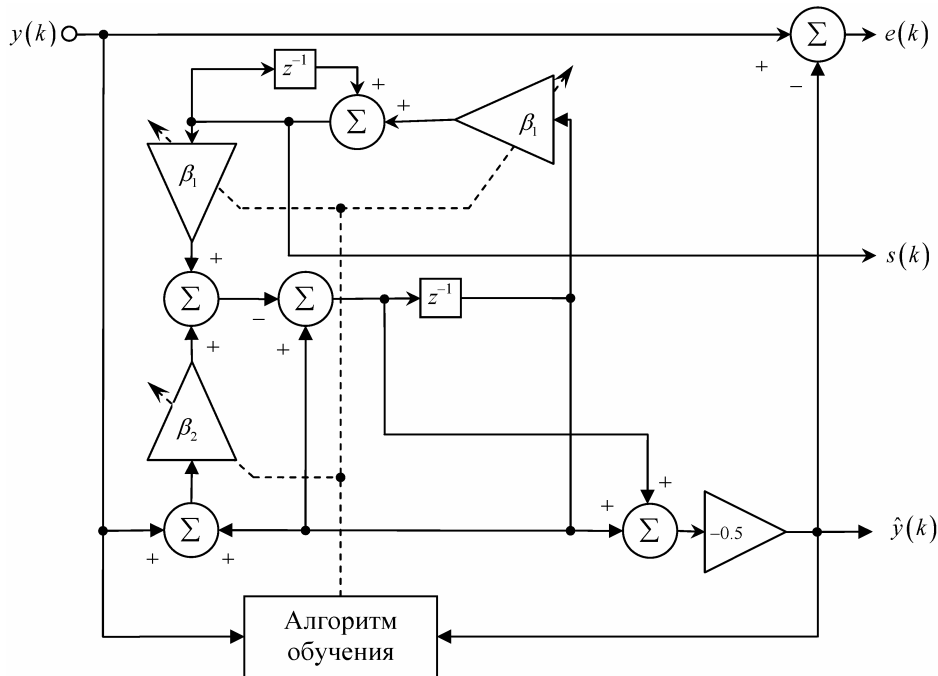


Рис. 4 - Адаптивный резонансный фильтр с нулевым коэффициентом усиления

Передаточной функции (5) соответствует резонансная частота

$$\omega^* = 2 \arcsin \left( \frac{\beta_1}{2\sqrt{1 - 0.5\beta_2}} \right), \tag{6}$$

при этом для достаточно малых  $\beta_1$  и  $\beta_2$  можно записать приближенную оценку

$$\omega^* \approx \frac{\beta_1}{\sqrt{1 - 0.5\beta_2}} \approx \beta_1 \left( 1 + \frac{\beta_2}{4} \right), \tag{7}$$

являющуюся линейной функцией от  $\beta_1$  при постоянной  $\beta_2$ . В процессе выделения из сигнала одной гармоники можно, поддерживая постоянным значение  $\beta_2$ , настраивать только  $\beta_1$ . После настройки параметра  $\beta_1$  на резонансную частоту можно далее подстроить и  $\beta_2$ .

В качестве алгоритма обучения может быть использована стандартная градиентная процедура

$$\beta_1(k) = \beta_1(k-1) + \eta(k)e(k)s(k) \tag{8}$$

(здесь  $\eta(k)$  – параметр шага алгоритма), совпадающая в общем виде с дельта-правилом обучения нейронных сетей. Можно заметить также, что фильтр, приведенный на рис. 4, удобно рассматривать как формальный нейрон, тем более, что сигнал производной  $s(k)$  формулируется в самом фильтре. Исходя из этого, естественно построить архитектуру искусственной нейронной сети и алгоритм ее обучения для выделения из контролируемого стохастического сигнала  $y(k)$  гармонических компонент с априори неизвестными частотными, амплитудными и фазовыми характеристиками.

**Искусственная нейронная сеть для оценки параметров полигармонических сигналов.** Для оценки параметров  $m$  синусоид в [15] была предложена каскадная структура, содержащая  $m(m+1)/2 + m$  настраиваемых блоков, приведенных на рис. 4. Эта идея положена в основу специализированной искусственной нейронной сети, архитектура которой приведена на рис. 5.

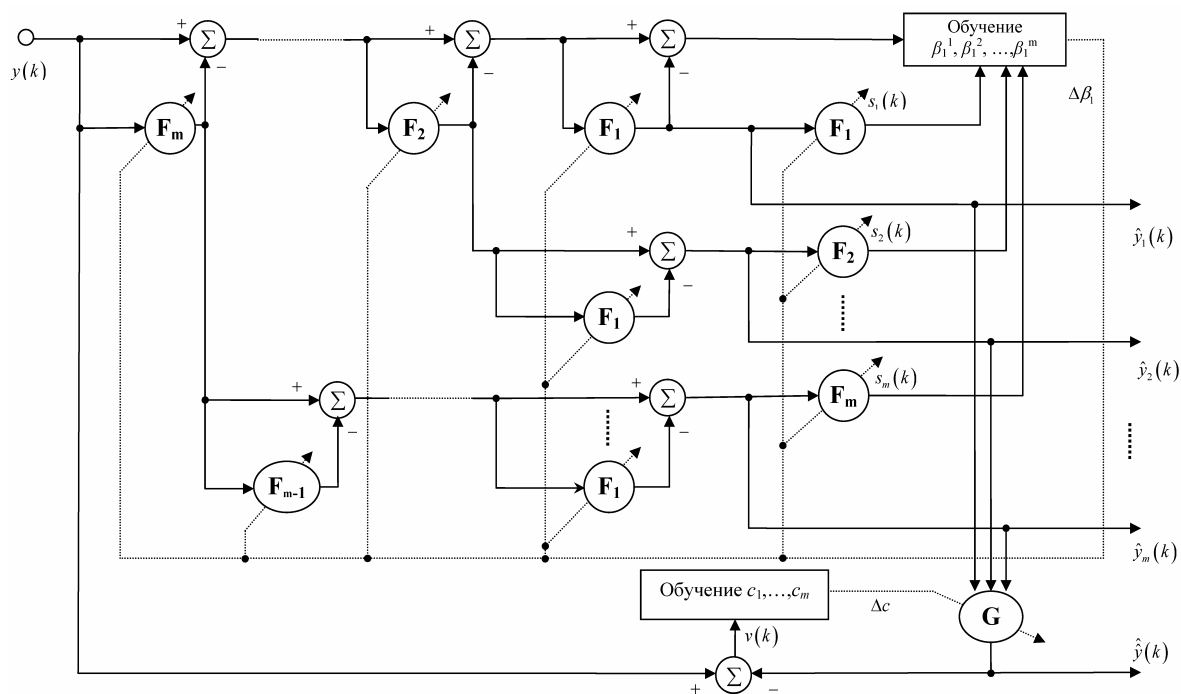


Рис. 5 - Нейронная сеть для оценки параметров полигармонических сигналов

В качестве нейронов сети используются одинаковые адаптивные рекурсивные фильтры, настраиваемые с помощью процедуры типа (8), которая в данном случае приобретает вид, соответствующий алгоритму Качмажа-Уидроу-Хоффа

$$\beta(k) = \beta(k-1) + \eta \frac{e(k)s(k)}{\|s(k)\|^2}, \quad (9)$$

где  $\beta(k) = (\beta_1^1(k), \beta_1^2(k), \dots, \beta_1^m(k))^T$ ,  $s(k) = (s_1(k), s_2(k), \dots, s_m(k))^T = (\partial e(k)/\partial \beta_1^1, \partial e(k)/\partial \beta_1^2, \dots, \partial e(k)/\partial \beta_1^m)^T$ ,  $j$  в  $\beta_1^j(k)$  – номер соответствующей гармоники  $0 < \eta < 2$ .

При наличии интенсивных шумов в наблюдениях может также быть использован адаптивный алгоритм с экспоненциальным сглаживанием в форме [18]

$$\begin{cases} \beta(k) = \beta(k-1) + r^{-1}(k)e(k)s(k), \\ r(k) = \alpha r(k-1) + \|s(k)\|^2, \quad 0 \leq \alpha \leq 1, \end{cases} \quad (10)$$

где  $\alpha$  – параметр сглаживания, задающий компромисс между сглаживающими и следящими свойствами алгоритма.

Предложенная архитектура, реализует параллельный процесс вычислений, при этом частоты гармоник легко могут быть найдены по коэффициентам  $\beta_1^j$  с помощью выражения (6).

В результате обучения нейронов-фильтров  $F_1, F_2, \dots, F_m$ , на выходах сети появляются синусоиды  $y_1(k), y_2(k), \dots, y_m(k)$  разных частот, присутствующие в сигнале  $y(k)$ .

Обобщенный прогноз  $y(k)$  формируется в блоке, обозначенном  $G$ , представляющем собой, по сути, адаптивный линейный сумматор, реализующий преобразование

$$y(k) = \sum_{j=1}^m c_j y_j(k) = c^T y(k), \quad (11)$$

где  $c = (c_1, c_2, \dots, c_m)^T$ ,  $y(k) = (y_1(k), y_2(k), \dots, y_m(k))^T$  –  $(m \times 1)$ -векторы, и обучаемый с помощью алгоритма, описанного ниже.

Вводя в рассмотрение ошибку

$$\begin{aligned} v(k) &= y(k) - \hat{y}(k) = y(k) - c^T y(k) = c^T I_m y(k) - c^T y(k) = \\ &= c^T (I_m y(k) - y(k)) = c^T V(k), \end{aligned} \quad (12)$$

где  $I_m = (1, 1, \dots, 1)^T$  –  $(m \times 1)$ -вектор, неизвестный вектор параметров  $c$  может быть найден с помощью рекуррентного метода наименьших квадратов

$$\begin{cases} \mathbf{H}^{-1}(k) = \mathbf{H}^{-1}(k-1) - \frac{\mathbf{H}^{-1}(k-1)\mathbf{V}(k)\mathbf{V}^T(k)\mathbf{H}^{-1}(k-1)}{1 + \mathbf{V}^T(k)\mathbf{H}^{-1}(k-1)\mathbf{V}(k)}, \\ c(k) = c(k-1) + \mathbf{H}^{-1}(k)(y(k) - y^T(k)c(k-1))y(k). \end{cases} \quad (13)$$

В задачах оперативного контроля нестационарных сигналов, когда информация поступает в реальном времени, более предпочтительной представляется градиентная оптимизация параметров на основе процедуры обучения Качмажа-Уидроу-Хоффа

$$c(k) = c(k-1) + \frac{v(k)y(k)}{\|y(k)\|^2}, \quad (14)$$

то есть выходной нейрон  $G$  работает в режиме обычного адаптивного линейного сумматора.

Таким образом, рассмотренная искусственная нейронная сеть, использующая в качестве нейронов адаптивные цифровые фильтры, обеспечивает эффективный контроль в реальном времени всех параметров гармонических компонент, присутствующих в нестационарном стохастическом сигнале.

**Заключение.** Предложены специализированная нейронная сеть и алгоритмы ее обучения, обеспечивающие выделение и оценивание параметров произвольного количества гармонических компонент, присутствующих в нестационарной стохастической временной последовательности. Развиваемый подход обеспечивает высокую скорость обработки информации, благодаря нейросетевому распараллеливанию вычислений и оптимальному выбору параметров алгоритмов обучения. Полученные результаты предназначены для решения задач оперативного контроля параметров сигналов в линиях электропередачи переменного тока.

#### Литература

1. Данилюк О.В. Досвід застосування штучних нейронних мереж в електроенергетиці // Вісник ДУ "Львівська політехніка": Комп'ютерна інженерія та інформаційні технології. – 1999. – N. 380. – С. 116-120.
2. Данилюк О.В., Андрощук О.В., Ткачов Д.В. Нейроматематична модель енергетичної ідентифікації режимів у системах оперативного обліку електричної енергії // Вісник ДУ "Львівська політехніка": Електроенергетичні та електромеханічні системи. – 2000. – N. 403. – С. 34-37.
3. Данилюк О.В. Оперативна оптимізація режимів електроенергетичних систем на основі технологій штучних нейронних мереж // Вісник ДУ "Львівська політехніка": Комп'ютерна інженерія та інформаційні технології. – 2000. – N. 392. – С. 36-38.
4. Shelekhova V.Y. Harmonic algorithm GMDH for large data volume // Systems Analysis Modelling Simulation. – 1995. – 20. – N. 1-2. – P. 117-126.
5. Мизин И.А., Матвеев А.А. Цифровые фильтры. – М.: Связь, 1979. – 241 с.
6. Каппелини В., Константидис А.Д., Эмилиани П. Цифровые фильтры и их применение. – М.: Энергоатомиздат, 1983. – 360 с.
7. Adaptive filters / Ed. by Cowan C.F.N., Grant P.M. – Englewood Cliffs, N.J.: Prentice-Hall, 1985. – 308 p.
8. Бодянский Е.В., Воробьев С.А. Искусственная нейронная сеть для цифрового анализа спектрального состава нестационарных последовательностей // Сб. трудов 6-го Санкт-Петербургского симпозиума по теории адаптивных систем SPAS'99. – Санкт-Петербург, 1999. – 2. – С. 33-37.
9. Бодянский Е.В., Воробьев С.А., Плисс И.П. Искусственная нейронная сеть и алгоритмы ее настройки для задачи анализа нестационарных полигармонических стохастических последовательностей // Компьютерное моделирование: Сб. науч. тр. – Белгород: Изд-во ГТАСМ, 1998. – С. 3-8.

10. Bodyanskiy Y., Chaplanov A., Popov S. Adaptive Prediction of Quasiharmonic Sequences Using Feedforward Network // Proc. 13<sup>th</sup> Int. Conf. Artificial Neural Networks. – Istanbul, Turkey, June 26-29, 2003. – P. 378-381.
11. Bodyanskiy Y., Popov S., Stephan A. Adaptive Prediction of Stochastic Polyharmonic Processes Using Neural Network Technologies // 45<sup>th</sup> International Scientific Colloquium. Tagungsband. – Ilmenau, October 4-6, 2000. – P. 123-128.
12. Bodyanskiy Y., Popov S., Stephan A. Harmonic components detection in stochastic sequences using artificial neural networks // Computational Intelligence and Applications / Ed. by N.E. Mastorakis – Piraeus: WSES Press, 1999. – P. 162-166.
13. Бодянський Є.В., Ламонова Н.С. Оцінювання параметрів і структури полігармонічних процесів за допомогою штучних нейронних мереж // Адаптивні системи автоматичного управління. – Дніпропетровськ: Системні технології, 1998. – Вип. 1(21). – С. 86-93.
14. Бодянский Е.В., Вороновский Г.К., Котляревский С.В., Плисс И.П. Выявление гармонических компонент временных рядов с помощью нейросетевых адаптивных цифровых фильтров // Вестник ХГПУ: Системный анализ, управление и информационные технологии. – Харьков: ХГПУ, 2000. – С. 193-197.
15. Kwan T., Martin K. Adaptive detection and enhancement of multiple sinusoids using a cascade of IIR filters // IEEE Trans. Circuits and Systems. – 1989. – 36. – N. 7. – P. 936-947.
16. Doraiswami R., Jiang J. A linear time-varying filter for estimating a signal from unknown noise and its application to identification // International Journal of Control. – 1985. – 42. – N. 1. – P. 97-117.
17. Galvan J.B. An unsupervised recurrent neural network for noise identification // Journal of Systems Engineering. – 1996. – 6. – N. 3. – P. 177-185.
18. Бодянский Е.В., Плисс И.П., Соловьева Т.В. Многошаговые оптимальные упредители многомерных нестационарных стохастических процессов // Доклады АН УССР. – 1986. – Сер. А. – N. 12. – С. 47-49.

---



---

**ОПЕРАТИВНИЙ КОНТРОЛЬ ПАРАМЕТРІВ СИГНАЛІВ У ЛІНІЯХ  
ЕЛЕКТРОПЕРЕДАЧІ ЗМІННОГО СТРУМУ НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ  
АДАПТИВНИХ ЦИФРОВИХ ФІЛЬТРІВ**

О. В. Бабенко, І. П. Плісс, С. В. Попов, О. М. Сліпченко, І. І. Гетманенко

*Запропоновано спеціалізовану нейронну мережу й алгоритми її навчання, що забезпечують виділення й оцінювання параметрів довільної кількості гармонійних компонент, що існують у нестационарній стохастичній часовій послідовності.*

**ON-LINE SIGNALS' PARAMETERS MONITORING IN ALTERNATING CURRENT  
TRANSMISSION LINES BASED ON NEURAL-NETWORK ADAPTIVE DIGITAL  
FILTERS**

A. V. Babenko, I. P. Pliss, S. V. Popov, A. N. Slipchenko, I. I. Getmanenko

*Specialized neural network and its learning algorithms are proposed that provide extraction and parameters estimation of an arbitrary number of harmonic components, which are present in a nonstationary stochastic time series.*