

УДК 004.032.26

А.В. Бабенко, И.П. Плисс, С.В. Попов, И.И. Гетманенко

Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков

НЕЙРОСЕТЕВОЙ ПОДХОД К ОЦЕНКЕ ПАРАМЕТРОВ СИГНАЛОВ В ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ

Рассмотрена задача оценивания параметров сигналов в электроэнергетических системах на основе нейросетевого подхода. Предложены архитектуры нейронов, сетей и алгоритмов их обучения в реальном времени. Полученные результаты позволяют повысить надежность и эффективность систем контроля и диагностики, особенно, в условиях возникающих повреждений в электрических сетях при наличии аномальных выбросов в наблюдениях.

Ключевые слова: искусственная нейронная сеть, обработка сигналов, техническая диагностика.

Введение

В условиях формирующейся рыночной экономики Украины важным фактором эффективного функционирования электроэнергетических систем является полномасштабный контроль и учет потоков электрической энергии, обеспечивающие возможности оперативного анализа и оптимального управления и сбыта электроэнергии на основе современных достижений вычислительной техники и компьютерных наук [1, 2].

Таким образом, речь идет о создании систем оперативно-диспетчерского управления электроэнергетическими системами на основе интеллектуальных компьютерных технологий и, прежде всего, адаптивного [3 – 7] и нейросетевого [8 – 10] подходов к обработке информации, обеспечивающих задачу on-line оценивания параметров и восстановления сигналов, загрязненных случайными шумами и паразитными компонентами [9].

Специфика сигналов в энергосистемах и особенности отечественной энергетики (высокие уровни неопределенности и нестационарности) делают неэффективным использование традиционных искусственных нейронных сетей и открывают путь к разработке специализированных архитектур и алгоритмов обучения, ориентированных на обработку полигармонических нестационарных сигналов, искаженных различного вида стохастическими и детерминированными возмущениями.

1. Оценивание параметров полигармонических сигналов на основе квадратичных критериев

Пусть контролируемый сигнал описывается уравнением

$$y(t) = \sum_{j=1}^m (a_j \cos j\omega t + b_j \sin j\omega t) + \xi(t), \quad (1)$$

где m – количество гармоник; a_j , b_j – неизвестные параметры отдельных гармоник; t – непрерывное

время; $\omega = 2\pi f \approx 314$ рад/с – частота основной гармоники при $f = 50$ Гц; $\xi(t)$ – стохастическая компонента с нулевым математическим ожиданием и ограниченным вторым моментом.

Если контролируемый аналоговый сигнал $y(t)$ квантуется с тактом T_0 , то вместо (1) можно ввести его дискретный аналог

$$y(kT_0) = \sum_{j=1}^m (a_j \cos j\omega kT_0 + b_j \sin j\omega kT_0) + \xi(kT_0), \quad (2)$$

где $k = 1, 2, \dots$ – текущее дискретное время.

Пусть имеется выборка из N наблюдений, заданная в виде вектора $Y = (y(T_0), y(2T_0), \dots, y(NT_0))^T \in \mathbb{R}^N$, в соответствие которой можно поставить $(N \times 2m)$ -матрицу гармоник

$$X = \begin{pmatrix} \sin \omega T_0 & \cos \omega T_0 & \cdots & \sin m\omega T_0 & \cos m\omega T_0 \\ \sin 2\omega T_0 & \cos 2\omega T_0 & \cdots & \sin 2m\omega T_0 & \cos 2m\omega T_0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \sin N\omega T_0 & \cos N\omega T_0 & \cdots & \sin Nm\omega T_0 & \cos Nm\omega T_0 \end{pmatrix},$$

после чего записать систему (как правило, переопределенную) линейных уравнений

$$Xw = Y, \quad (3)$$

где $w = (b_1, a_1, b_2, a_2, \dots, b_m, a_m)^T \in \mathbb{R}^{2m}$ – вектор неизвестных параметров уравнения (2), подлежащих оцениванию.

Вводя критерий идентификации

$$E_{LS}^N(w) = \frac{1}{2} \|Y - Xw\|^2 = \frac{1}{2} \|e\|^2 = \frac{1}{2} e^T e \quad (4)$$

и используя стандартный метод наименьших квадратов, приходим к известному результату

$$w = (X^T X)^+ X^T Y, \quad (5)$$

где $(\cdot)^+$ – символ псевдообращения матрицы.

В [9, 10] отмечается, что в задачах оперативно-го контроля сигналов энергетических систем метод

наименьших квадратов в пакетной и рекуррентной формах слишком неудобен и громоздок, и предлагается оценивать параметры путем решения системы дифференциальных уравнений

$$\frac{dw}{dt} = \nabla_1 w = -\eta X^T (Y - Xw) = -\eta X^T e \quad (6)$$

или в скалярной форме

$$\begin{cases} \frac{da_j}{dt} = -\eta \sum_{k=1}^N e(k) \cos j\omega k T_0; \\ \frac{db_j}{dt} = -\eta \sum_{k=1}^N e(k) \sin j\omega k T_0, \end{cases} \quad (7)$$

где $e(k) = y(kT_0) - \sum_{j=1}^m (a_j \cos j\omega k T_0 + b_j \sin j\omega k T_0)$;

η – некоторый положительный параметр.

В [10] предложена архитектура аналоговой нейронной сети, образованная интеграторами, сумматорами и умножителями, и элементарный нейрон, реализующий оценивание параметров основной гармоники в виде

$$\begin{cases} \frac{da_1}{dt} = -\eta \sum_{k=1}^N e(k) \cos k\omega T_0; \\ \frac{db_1}{dt} = -\eta \sum_{k=1}^N e(k) \sin k\omega T_0. \end{cases} \quad (8)$$

В силу того, что большинство реальных задач, связанных с обработкой сигналов электроэнергетических систем, решается с помощью цифровой тех-

ники, целесообразно ввести дискретный нейрон, образованный сумматорами, умножителями и элементами чистого запаздывания z^{-1} , и алгоритм его обучения в виде системы разностных уравнений

$$\begin{cases} a_1(k) = a_1(k-1) + \eta(k) \sum_{k=1}^N e(k) \cos k\omega T_0; \\ b_1(k) = b_1(k-1) + \eta(k) \sum_{k=1}^N e(k) \sin k\omega T_0, \end{cases} \quad (9)$$

где $\eta(k)$ – параметр шага настройки (в общем случае переменный), определяющий скоростные и сглаживающие свойства процедуры.

Искусственная нейронная сеть для оценивания параметров уравнения (2) состоит из N параллельно включенных нейронов, а схема одного из них в обозначениях, принятых в [9], обучаемая с помощью алгоритма (9), приведена на рис. 1.

Одной из предпосылок эффективного использования метода наименьших квадратов является предположение о том, что матрица независимых переменных-факторов X задана точно, а помехи присутствуют только в векторе-отклике Y . В условиях, когда основная частота $f = 50$ Hz нестабильна, метод наименьших квадратов теряет свою эффективность. Альтернативой может служить, так называемый, тотальный метод наименьших квадратов [11], предполагающий, что искажения присутствуют и в независимых переменных.

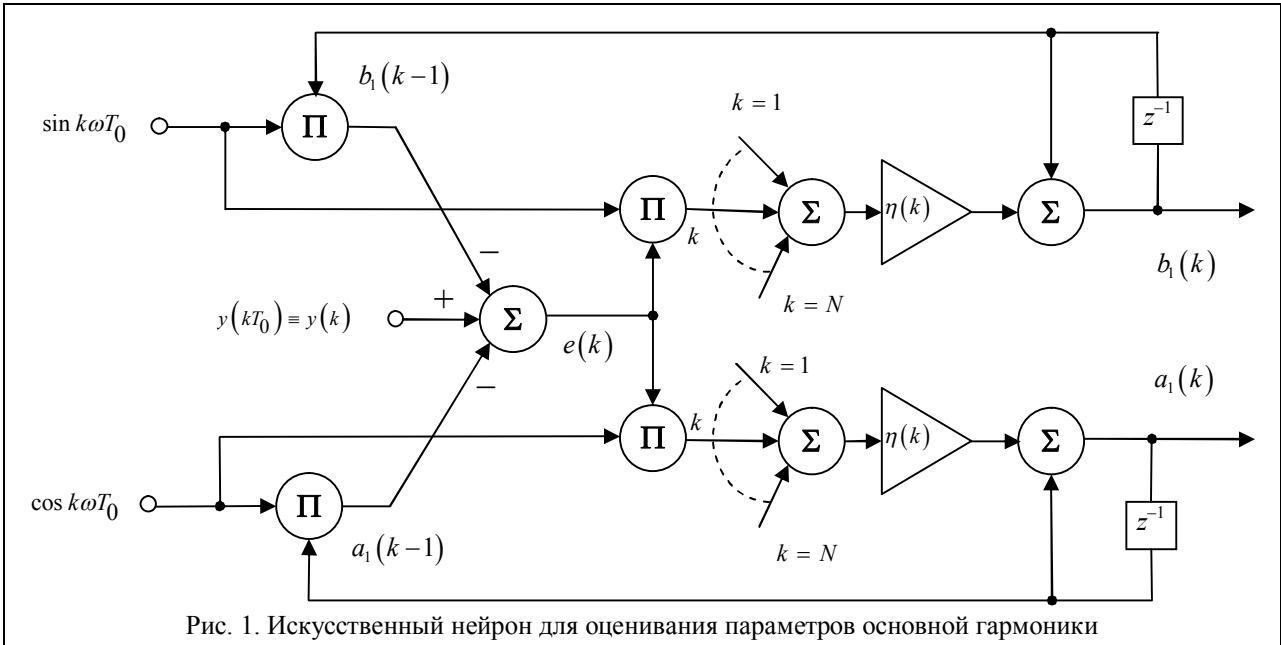


Рис. 1. Искусственный нейрон для оценивания параметров основной гармоники

В этом случае, вместо (3), в рассмотрение вводится система уравнений

$$(X^* + \Xi)w = Y^* + \xi, \quad (10)$$

где $X^* \in R^{N \times 2m}$, $Y^* \in R^N$ – точные, но неизвестные матрицы наблюдений, $\Xi \in R^{N \times 2m}$, $\xi \in R^N$ – матрицы ошибок, порождаемых возмущениями.

В общем случае задача оценивания с помощью тотального метода наименьших квадратов сводится к проблеме минимизации функции

$$E_{TLS}^N = \|\Xi\|^2 + \|\xi\|^2 \quad (11)$$

при ограничениях (10), или (после цепочки преобразований [11]) – к минимизации суммы квадратов ошибок

$$e = \frac{Y - Xw}{(1 + w^T w)^{\frac{1}{2}}}, \quad (12)$$

т.е. к поиску минимума критерия идентификации

$$E_{\text{TLS}}^N(w) = \frac{1}{2} \frac{\|Y - Xw\|^2}{1 + w^T w} = \sum_{k=1}^N \frac{\left(y(k) - \sum_{j=1}^{2m} x_j(k) w_j\right)^2}{1 + \sum_{j=1}^{2m} w_j^2}. \quad (13)$$

В силу громоздкости процедуры минимизации (13) тотальный метод наименьших квадратов не получил должного распространения в теории и практике идентификации. Для упрощения численной реализации этого метода авторами [10] была введена модифицированная ошибка

$$\begin{aligned} \tilde{e}(t) &= s^T(t)(Xw - Y) = s^T(t)e = \\ &= \sum_{k=1}^N \left(\sum_{j=1}^{2m} x_j(k) w_j - y(k) \right) s_k(t) = \sum_{j=1}^{2m} \tilde{x}_j(t) w_j - \tilde{y}(t), \end{aligned} \quad (14)$$

где $s(t) = (s_1(t), s_2(t), \dots, s_N(t))^T \in \mathbb{R}^N$ – вектор одинаково распределенных внешних возбуждающих сигналов с нулевым математическим ожиданием и ограниченной дисперсией,

$$\tilde{x}_j(t) = \sum_{k=1}^N x_j(k) s_k(t); \quad (15)$$

$$\tilde{y}(t) = \sum_{k=1}^N y(k) s_k(t). \quad (16)$$

В этом случае проблема оценивания сводится к минимизации критерия идентификации

$$E_{\text{TLS}}^N(w) = \frac{1}{2} \frac{\tilde{e}^2(t)}{1 + w^T w} \quad (17)$$

с помощью градиентной процедуры

$$\begin{aligned} \frac{dw_j(t)}{dt} &= -\eta \frac{\partial E_{\text{TLS}}^N(w)}{\partial w_j} = \\ &= -\eta \tilde{e}(t) \frac{\tilde{x}_j(t)(1 + w^T \tilde{w}) - \tilde{e}(t) w_j(t)}{1 + w^T w}, \end{aligned} \quad (18)$$

которая после преобразований может быть приведена к виду

$$\frac{dw_j(t)}{dt} = -\eta \tilde{e}(t) (\tilde{x}_j(t) + \tilde{y}(t) w_j(t)). \quad (19)$$

Переходя к дискретному времени, несложно получить достаточно простой алгоритм обучения

$$\begin{aligned} w_j(k) &= w_j(k-1) + \\ &+ \eta(k) \tilde{e}(k) (\tilde{x}_j(k) + \tilde{y}(k) w_j(k-1)), \end{aligned} \quad (20)$$

обеспечивающий более высокую точность оценивания, однако, требующий введения зондирующих возмущений в контролируемый сигнал. В связи с этим использование тотального метода наименьших квадратов при оценивании параметров сигналов в электроэнергетических системах наталкивается на определенные ограничения.

2. Нейронная сеть Фурье для оценивания параметров сигналов в электроэнергетических системах

Некоторая громоздкость архитектуры описанной выше нейронной сети, а также предположения, связанные с характером возмущений $\xi(k)$, ограничивают ее использование в ситуациях, когда в наблюдениях присутствует аномальные выбросы, резко ухудшающие результаты обработки поступающих данных. В связи с этим предлагается использовать цифровой вариант архитектуры нейронной сети Фурье [12], обучаемой на основе робастной процедуры оценивания.

Итак, пусть контролируемый сигнал описывается уравнениями (1), (2), однако распределение возмущений отлично от нормального и характеризуется наличием «тяжелых хвостов». В качестве критерия идентификации используем функцию Хубера [13] в форме

$$E_H(k) = \sigma_H(e(k)), \quad (21)$$

$$\text{где } \sigma_H(e) = \begin{cases} \frac{1}{2} e^2 & \text{при } |e| \leq \beta; \\ \beta |e| - \frac{\beta^2}{2} & \text{при } |e| > \beta; \end{cases} \quad (22)$$

$\beta > 0$ – некоторый параметр, определяющий критический уровень аномальных выбросов.

Градиентная минимизация критерия (21) с учетом (2) приводит либо к непрерывному алгоритму обучения [9]

$$\begin{cases} \frac{da_j}{dt} = \eta \psi(e(k)) \cos k\omega T_0; \\ \frac{db_j}{dt} = \eta \psi(e(k)) \sin k\omega T_0, \end{cases} \quad (23)$$

$$\text{где } \psi(e) = \begin{cases} -\beta & \text{при } e < -\beta; \\ e & \text{при } |e| \leq \beta; \\ \beta & \text{при } e > \beta, \end{cases} \quad (24)$$

либо к его разностной модификации –

$$\begin{cases} a_j(k) = a_j(k-1) + \eta_j(k) \psi(e(k)) \cos k\omega T_0; \\ b_j(k) = b_j(k-1) + \eta_j(k) \psi(e(k)) \sin k\omega T_0. \end{cases} \quad (25)$$

На рис. 2 приведена архитектура искусственной нейронной сети Фурье для робастного оценивания параметров сигналов в электроэнергетических системах.

Принципиальное отличие процедур обучения (9) и (25) состоит в объеме используемой ими информации. Если алгоритм (9) относится к процедурам с «оконной» памятью и обладает фильтрующими (сглаживающими) свойствами, то алгоритм (25) – это типичная одношаговая процедура, предназначенная для слежения за изменяющимися характеристиками сигнала и подавляющая с помощью функ-

ции с насыщением (24) редкие выбросы в наблюдениях. В принципе, алгоритму (25) можно придать и сглаживающие свойства, для чего параметры шага

$\eta_j(k)$ следует перестраивать в процессе обучения согласно условиям Дворецкого.

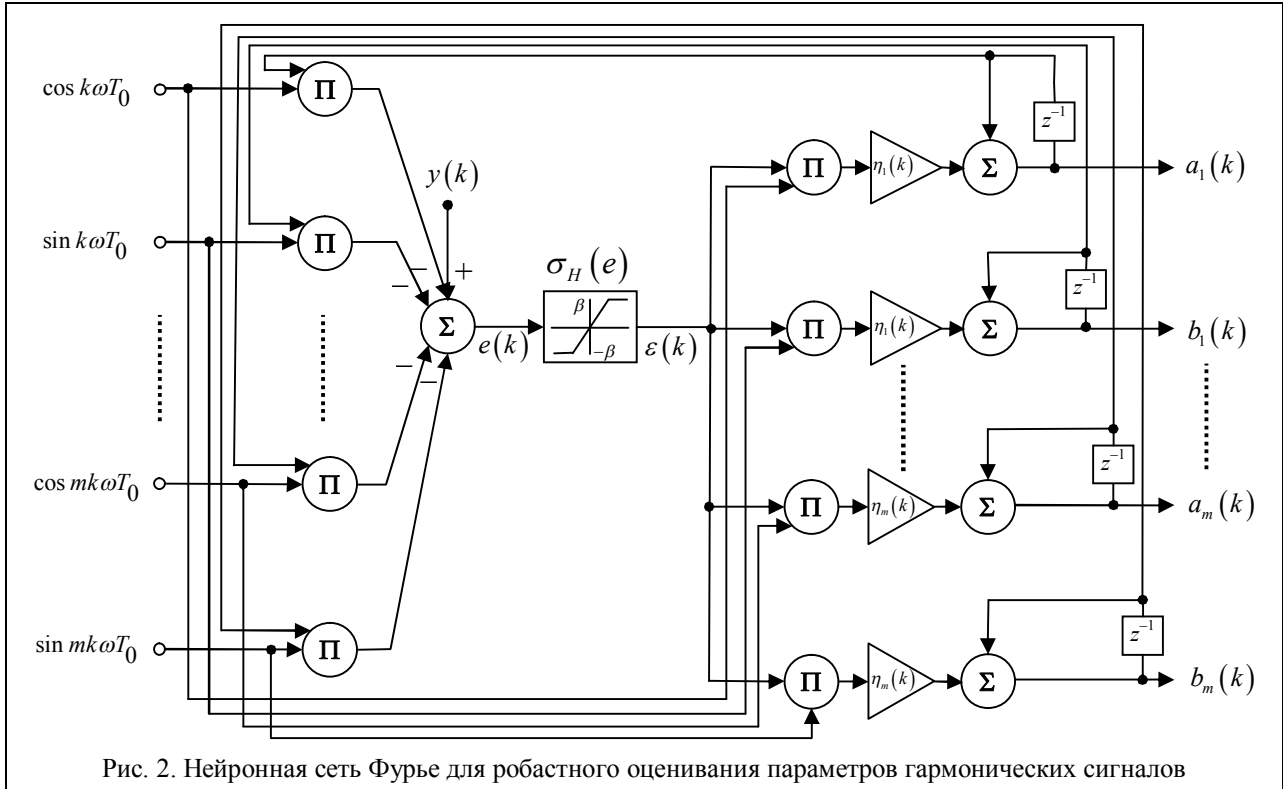


Рис. 2. Нейронная сеть Фурье для робастного оценивания параметров гармонических сигналов

3. Оценивание параметров гармонического сигнала, искаженного затухающей экспонентой и возмущениями с аномальными выбросами

В аварийных режимах, возникающих в энергосистемах, в гармонических компонентах токов и напряжений, как правило, возникают экспоненциально затухающие составляющие постоянного тока, на которые могут быть наложены стохастические возмущения с аномальными выбросами. Анализ и оценивание таких ситуаций важен для оперативной диагностики состояний электроэнергетических систем.

Пусть контролируемый сигнал описывается либо уравнением в непрерывном времени

$$\tilde{y}(t) = a \cos \omega t + b \sin \omega t + g \exp(-ht), \quad (26)$$

либо в дискретном

$$\tilde{y}(kT_0) = a \cos k\omega T_0 + b \sin k\omega T_0 + g \exp(-hkT_0), \quad (27)$$

где оцениванию подлежит вектор параметров $w = (a, b, g, h)^T \equiv (w_1, w_2, w_3, w_4)^T$. Заметим, что вместо (26) и (27) могут быть использованы выражения

$$\tilde{y}(t) = c \sin(\omega t + \varphi) + w_3 \exp(-w_4 t) \quad (28)$$

$$\text{и } \tilde{y}(t) = c \sin(k\omega T_0 + \varphi) + w_3 \exp(-w_4 kT_0), \quad (29)$$

$$\text{где } c = \sqrt{w_1^2 + w_2^2} = w_1 / \cos \varphi; \quad (30)$$

$$\varphi = \arctan(w_1 / w_2). \quad (31)$$

Предполагается также, что имеется выборка из N «зашумленных» наблюдений $y(k) = y(kT_0) = y(t)$ при $t = kT_0, k = 1, 2, \dots, N$. Вводя далее мгновенную ошибку

$$e(k) = y(k) - \tilde{y}(k) \quad (32)$$

и критерий идентификации типа (4)

$$E_{LS}^N(w) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N e^2(k), \quad (33)$$

приходим к стандартной задаче нелинейного оценивания, для решения которой могут быть использованы хорошо известные процедуры нелинейного метода наименьших квадратов Хартли или Марквардта [14].

Известно также, что при наличии аномальных выбросов в наблюдениях процедуры идентификации, основанные на критериях наименьших квадратов (4) и (33), становятся неэффективными, в связи с чем целесообразно перейти к робастным процедурам, основанным на целевых функциях, подавляющих влияние этих выбросов. В отличие от функции Хубера (22), рассмотренной выше, здесь мы будем рассматривать критерий, связанный с логистической функцией [15] и порождающий процедуры оценивания весьма удобные для нейросетевой реализации [16, 17]. Робастный критерий, учитывающий N наблюдений, имеет вид

$$E_w^N(w) = \sum_{k=1}^N \delta_w(e(k)), \quad (34)$$

$$\text{где } \delta_w(e) = \beta^2 \ln \cosh(e/\beta), \quad (35)$$

а параметр $\beta > 0$ имеет тот же смысл, что и в (22).

Для настройки искомых параметров в общем случае можно использовать либо непрерывную процедуру

$$\frac{dw_j}{dt} = -\eta \frac{\partial E_w^N(w)}{\partial w_j}, \quad j=1,2,3,4, \quad (36)$$

либо дискретную

$$w_j(k) = w_j(k-1) - \eta_j \frac{\partial E_w^N(w)}{\partial w_j}, \quad j=1,2,3,4, \quad (37)$$

при этом, используя цепное правило дифференцирования, можно записать производную правой части как

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_w^N(w)}{\partial w_j} &= \sum_{k=1}^N \frac{\partial E_w^N(w)}{\partial \sigma_w} \cdot \frac{\partial \sigma_w}{\partial e(k)} \cdot \frac{\partial e(k)}{\partial w_j} = \\ &= \sum_{k=1}^N \psi(e(k)) \frac{\partial e(k)}{\partial w_j}, \end{aligned} \quad (38)$$

$$\psi(e(k)) = \beta \tanh \frac{e(k)}{\beta}. \quad (39)$$

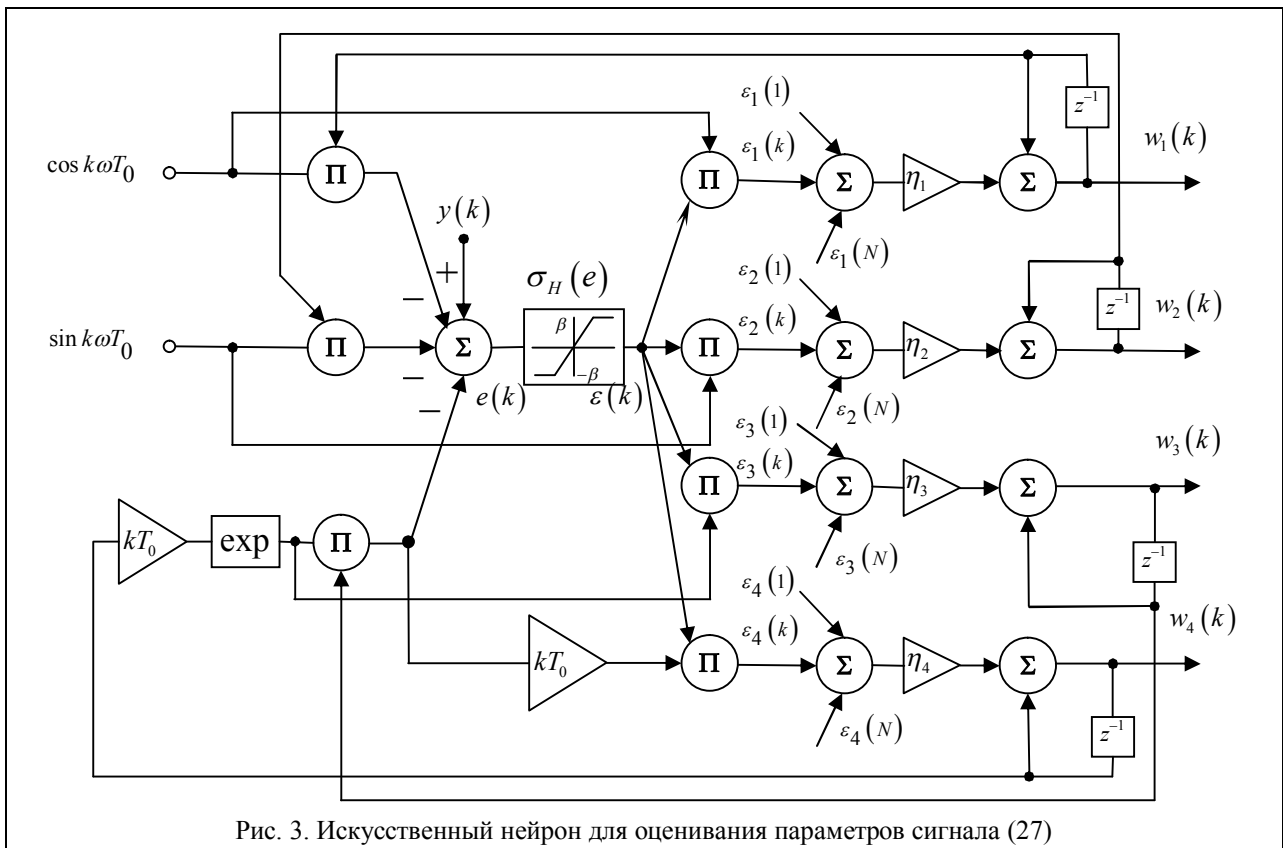


Рис. 3. Искусственный нейрон для оценивания параметров сигнала (27)

Тогда для настройки всех неизвестных параметров может быть использована непрерывная процедура

$$\begin{cases} \frac{dw_1}{dt} = \eta_1 \sum_{k=1}^N \psi(e(k)) \cos k\omega T_0 = \eta_1 \sum_{k=1}^N \varepsilon(k) \cos k\omega T_0; \\ \frac{dw_2}{dt} = \eta_2 \sum_{k=1}^N \psi(e(k)) \sin k\omega T_0 = \eta_2 \sum_{k=1}^N \varepsilon(k) \sin k\omega T_0; \\ \frac{dw_3}{dt} = \eta_3 \sum_{k=1}^N \psi(e(k)) \exp(-w_4 k T_0) = \eta_3 \sum_{k=1}^N \varepsilon(k) \exp(-w_4 k T_0), \\ \frac{dw_4}{dt} = \eta_4 \sum_{k=1}^N \psi(e(k)) w_3 k T_0 \exp(-w_4 k T_0) = \eta_4 \sum_{k=1}^N \varepsilon(k) w_3 k T_0 \exp(-w_4 k T_0), \end{cases} \quad (40)$$

либо ее разностная модификация

$$\begin{cases} w_1(k) = w_1(k-1) + \eta_1(k) \sum_{k=1}^N \varepsilon(k) \cos k\omega T_0; \\ w_2(k) = w_2(k-1) + \eta_2(k) \sum_{k=1}^N \varepsilon(k) \sin k\omega T_0; \\ w_3(k) = w_3(k-1) + \eta_3(k) \sum_{k=1}^N \varepsilon(k) \exp(-w_4(k-1)k T_0); \\ w_4(k) = w_4(k-1) + \eta_4(k) \sum_{k=1}^N \varepsilon(k) w_3(k-1) k T_0 \exp(-w_4(k-1)k T_0). \end{cases} \quad (41)$$

Нейронная сеть, реализующая данный подход к задаче оценивания, состоит из N параллельно соединенных нейронов для обработки ошибок $e(k)$, а схема одного из них для момента времени k приведена на рис. 3. Данная сеть является своеобразным гибридом конструкций, описанных выше.

Заклучение

Таким образом, в ходе решения задачи оценивания параметров сигналов в электроэнергетических системах предложены архитектуры нейронов и сетей на их основе для робастного оценивания параметров гармонических сигналов. Синтезированы алгоритмы обучения, обеспечивающие настройку параметров в реальном времени. Дальнейшие исследования авторов планируется посвятить оцениванию эффективности предложенного подхода в зависимости от типа и характеристик возмущений, присутствующих в исследуемом сигнале.

Список литературы

1. *Оперативна діагностика режимів електроенергетичних систем на основі технологій штучних нейронних мереж* / О.В. Данилюк, З.М. Бахор, Н.Б. Батюк, В.В. Романишин // *Інформаційні технології і системи*. – 2001. – Т. 4, № 1/2. – С. 100-103.
2. Данилюк О.В. Технологии искусственных нейронных сетей в задачах оперативно-диспетчерского управления электроэнергетическими системами / О.В. Данилюк, Р.О. Ткаченко // *Electroenergetika '98: Zbornik Prednasok z IX Vedeckej Konferencie*. – Vysoke Tatry – Stara Lesna, Slovakia, 1998. – P. 169-172.
3. *Efficient coherent adaptive representations of monitored electric signals in power systems using damped sinusoids* / L. Lovisolio, E.A.B. da Silva, M.A.M. Rodrigues, P.S.R. Diniz // *IEEE Trans. Signal Processing*. – 2005. – Vol. 53, № 10. – P. 3831-3846.
4. Osowski S. *SVD technique for estimation of harmonic components in a power system: a statistical approach* / S. Osowski // *IEE Proc. C*. – 1994. – Vol. 141. – P. 473-479.
5. *Adaptive Goertzel's algorithm for harmonic analysis of power voltage* / D. Levicky, M. Drutarovsky, P. Galajda et al // 40. *Int. Wissenschaftliches Koll. Vortragsreihen*. – 1995. – Vol. 1. – S. 473-478.

6. *Bodyanskiy Ye. Adaptive recognition of the states of dynamic objects with periodic output signal* / Ye. Bodyanskiy, S. Vorobyov, V. Timofeev // *Pattern Recognition and Image Analysis*. – 1999. – Vol. 9, № 3. – P. 505-509.
7. Li H. *Computationally efficient parameter estimation for harmonic sinusoidal signals* / H. Li, P. Stoica, J. Li // *Signal Processing*. – 2000. – Vol. 80. – P. 1937-1944.
8. Osowski S. *Neural network for estimation of harmonic components in a power system* / S. Osowski // *IEE Proc. C*. – 1992. – Vol. 139, № 2. – P. 129-135.
9. Cichocki A. *Neural Networks for Optimization and Signal Processing* / A. Cichocki, R. Unbehauen. – Stuttgart : Teubner, 1993. – 526 p.
10. *Adaptive neural networks for robust estimation of signal parameters* / A. Cichocki, P. Kostyla, T. Lobos, Z. Wacławek // *Proc. IFAC-IFIP-IMACS Conf. "Control of Industrial Systems"*. – Belfort, France, 1997. – Vol. 1/3. – P. 621-626.
11. Golub G.H. *An analysis of the total least squares problem* / G.H. Golub, C.F. Van Joan // *SIAM Journal on Numerical Analysis*. – 1980. – Vol. 17, № 6. – P. 883-893.
12. Schalkoff R.J. *Artificial Neural Networks* / R.J. Schalkoff – New York : McGraw-Hill, 1997. – 422 p.
13. Rey W.J.J. *Robust Statistical Methods* / W.J.J. Rey. – Berlin-Heidelberg-New York : Springer, 1978. – 140 p.
14. Бард Й. *Нелинейное оценивание параметров* / Й. Бард – М. : Статистика, 1979. – 349 с.
15. Holland P.W. *Robust regression using iteratively reweighted least squares* / P.W. Holland, R.E. Welsch // *Communication Statistics – Theory and Methods*. – 1977. – Vol. A6, № 9. – P. 813-827.
16. Бодянский Е.В. *Робастный алгоритм обучения радиально-базисной адаптивной фаззи-вейвлет-нейронной сети* / Е.В. Бодянский, Е.А. Винокурова // *Адаптивні системи автоматичного управління*. – Дніпропетровськ: Системні технології, 2007. – Вип. 11 (31). – С. 3-15.
17. *Bodyanskiy Ye. Outliers-resistant learning algorithm for radial-basis fuzzy-wavelet-neural network in stomach acute injury diagnosis tasks* / Ye. Bodyanskiy, O. Pavlov, O. Vynokurova // *Int. Book Series "Information Science & Computing"* / Ed. by K. Markov, K. Ivanova, I. Mitov – Sofia : Institute of Information Theories and Applications FOI ITHEA, 2008. – Vol. 2. – P. 55-62.

Поступила в редколлегию 26.03.2010

Рецензент: д-р техн. наук, проф. Е.В. Бодянский, Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков.

НЕЙРОМЕРЕЖЕВИЙ ПІДХІД ДО ОЦІНКИ ПАРАМЕТРІВ СИГНАЛІВ В ЕЛЕКТРОЕНЕРГЕТИЧНИХ СИСТЕМАХ

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

Розглянуто задачу оцінювання параметрів сигналів в електроенергетичних системах на основі нейромережевого підходу. Запропоновано архітектури нейронів, мереж і алгоритмів їх навчання в реальному часі. Отримані результати дозволяють підвищити надійність й ефективність систем контролю та діагностики, особливо, в умовах виникаючих ушкоджень в електричних мережах за наявності аномальних викидів у спостереженнях.

Ключові слова: штучна нейронна мережа, обробка сигналів, технічна діагностика.

NEURAL NETWORK APPROACH TO THE SIGNALS' PARAMETERS ESTIMATION IN POWER SYSTEMS

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

The problem of signals' parameters estimation in power systems based on neural network approach is considered. Architectures of neurons, networks and their real time learning algorithms are proposed. The results allow to improve the reliability and effectiveness of monitoring and diagnostics systems, especially under conditions of emerging damages in the power networks in the presence of outliers.

Keywords: artificial neuron network, signal processing, technical diagnostics.