

## АВТОМАТИЗАЦИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ САХАРНОГО ПРОИЗВОДСТВА НА ОСНОВЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО ПОДХОДА

*Сергей Ляшенко<sup>1</sup>, Алексей Ляшенко<sup>2</sup>*

<sup>1</sup>*Харьковский национальный технический университет сельского хозяйства имени Петра Василенко,*

*Ул. Артема 44, Харьков, Украина. E-mail: khstua@lin.com.ua*

<sup>2</sup>*Харьковский национальный университет радиоэлектроники*

*Пр. Ленина, 14, г. Харьков, Украина E-mail: aditur@kture.kharkov.ua*

*Sergey Lyashenko<sup>1</sup>, Aleksey Lyashenko<sup>2</sup>*

<sup>1</sup>*Kharkov national technical university of agriculture named after Petro Vasylenko, St. Artem 44, Kharkiv, Ukraine. E-mail: khstua@lin.com.ua*

<sup>2</sup>*Kharkov national university of radio electronics*

*Pr. Lenina, 14, g.Kharkov, Ukraina E-mail: aditur@kture.kharkov.ua*

**Аннотация.** В работе рассмотрены проблемы повышения эффективности сахарного производства. Особенности сложных технологических процессов, протекающих при производстве сахара, подводят к поиску и применению современных интеллектуальных автоматизированных систем управления технологическими процессами. Предлагается подход адаптивного управления сложными технологическими процессами сахарного производства в сочетании с методами теории искусственных нейронных сетей.

**Ключевые слова:** автоматизация, система управления, математическая модель, динамический нелинейный объект, искусственные нейронные сети.

### ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМЫ

Свеклосахарная отрасль является одной из основных в сельскохозяйственном перерабатывающем производстве. Важнейшей проблемой в этой отрасли является повышение эффективности и безопасности производства с одновременным снижением энергозатрат как при выращивании свеклы, так и при ее переработке и получении сахарной продукции. Для решения данной проблемы необходимо учитывать сложность, нестационарность и динамичность процессов, протекающих при переработке свеклы, диффузионного сока и сиропа для получения сахара и сопутствующей продукции. Решением этого вопроса является внедрение современных интеллектуальных автоматизированных систем управления технологическими процессами, основанных на использовании математических решений при помощи компьютерной техники. Основным

эффективным средством повышения эффективности производства является разработка и внедрения современных систем управления [3, 7, 14, 15, 20].

### АНАЛИЗ ПОСЛЕДНИХ ИССЛЕДОВАНИЙ И ПУБЛИКАЦИЙ

Технический процесс в сахарной промышленности связан с разработкой и внедрением новых технологий и автоматизированной техники. Целью разработок различных автоматических и автоматизированных систем управления является достижение высоких технико-экономических показателей производства за счет уменьшения потерь конечного продукта, расхода сырья, топлива, энергии, а также надежной и безопасной работы системы «человек-машина» [9].

Трудности оптимизации технологических процессов сахарного производства усугубляются нелинейным и нестационарным характером описывающих их уравнений [10]. В связи с этим для решения задачи оптимизации работы отделений сахарного производства целесообразно применять методы адаптивного управления, в которых осуществляемая в реальном времени идентификация позволяет оценить изменение характеристик процессов, что приводит к коррекции алгоритма управления и в конечном итоге – к повышению качества управления [6, 19]. При этом наиболее эффективным представляется разработка систем управления на основе адаптивного подхода в сочетании с методами вычислительного интеллекта, в частности, с методами теории искусственных нейронных сетей [17, 21].

## АВТОМАТИЗАЦИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ САХАРНОГО ПРОИЗВОДСТВА НА ОСНОВЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО ПОДХОДА

Так как вид нелинейностей, связывающих входные и выходные сигналы исследуемых объектов и определяющих структуры моделей обычно неизвестен, для управления подобными объектами целесообразно использование непрямого адаптивного управления, при котором на первом этапе происходит идентификация объекта, а на втором – управление по полученной модели [12].

В этом случае возможным является описание исследуемых объектов нелинейными нейросетевыми NARX-моделями.

### ПОСТАНОВКА ЗАДАНИЯ

Цель работы – разработка адаптивного управления нестационарными технологическими процессами сахарного производства на основе нейросетевого ПИД-регулятора.

### ИЗЛОЖЕНИЕ ОСНОВНОГО МАТЕРИАЛА

Пусть нелинейный динамический объект описывается уравнением NARX:

$$y[k] = f(y[k-1], \dots, y[k-m], u[k-1], \dots, u[k-n]) + \zeta[k], \quad (1)$$

где:  $y(i)$  и  $u(i)$  – выходные и управляющие сигналы соответственно;  $f(\bullet)$  – неизвестная нелинейная функция;  $\zeta[k]$  – помеха.

Задача управления состоит в поиске управляющего воздействия  $u(k)$ , минимизирующего ошибку  $\varepsilon[k] = y^*[k] - y[k]$ , где  $y^*$  – требуемое значение выходного сигнала. Это эквивалентно задаче оптимизации:

$$\min_{u(k)} |y^*[k] - y[k]|, \quad (2)$$

или:

$$\min_{u(k)} \left| y^*[k+1] - f \left( \begin{matrix} y[k-1], \dots, y[k-m], \\ u[k-1], \dots, u[k-n] \end{matrix} \right) \right|. \quad (3)$$

Так как вид функции  $f(\cdot)$  обычно неизвестен, для управления подобным объектом целесообразно использование непрямого адаптивного управления, при котором на первом этапе происходит идентификация, а на втором – управление.

Обозначив  $M = (m+n-1)$ - мерный вектор обобщенного сигнала, поступающего на вход модели, как:

$$x[k] = (y[k-1], \dots, y[k-m], u[k-1], \dots, u[k-n])^T, \quad (4)$$

уравнение (1) можно переписать в виде

$$y[k] = f(x[k]) + \zeta[k]. \quad (5)$$

Задача идентификации заключается в оценивании функции  $f(\bullet)$  по измерениям входных  $u[k]$  и выходных  $y[k]$  переменных.

Как и при традиционном, при нейросетевом подходе задача построения математической модели состоит из этапов структурной и параметрической идентификации. На первом этапе осуществляется выбор используемой ИНС, определяется её структура и задается вид активационных функций, реализующих выполняемые нейронами преобразования информации. На этапе параметрической идентификации определяются параметры сети путём её обучения.

Наибольшее распространение среди всех существующих в настоящее время типов ИНС для построения математической моделей сложных нелинейных динамических объектов получили многослойный персептрон (МСП), радиально-базисные (РБС) и нейрофаззи (НФЗ) сети [1]. Простота построения нейросетевых моделей на основе РБС и развитый математический аппарат, используемый для обучения, являются обычно решающими моментами, определяющими выбор данной сети для решения конкретной задачи.

Задача идентификации заключается в оценивании функции  $f(\cdot)$  по измерениям входных  $u(k)$  и выходных  $y(k)$  переменных.

Использование аппроксимации:

$$\tilde{f}(x(k)) = w^T \varphi(x(k)), \quad (6)$$

где:  $\varphi(x(k))$  – вектор  $L \times 1$  некоторых определенным образом выбираемых базисных функций, вид и количество которых  $L$  задают структуру модели, приводит к задаче параметрической идентификации, т. е. к определению вектора коэффициентов  $w$  размерности  $L \times 1$ .

Представление объекта искусственной нейронной сетью, позволяет свести задачу идентификации к обучению сети, заключающемуся в настройке ее весовых параметров. При этом в качестве критерия обучения (минимизируемого функционала) обычно выбирается квадратичный функционал ошибки:

$$J(k) = e^2(k) = E \{ [\tilde{y}(k) - y(k)]^2 \}. \quad (7)$$

В РБС в качестве функций  $\varphi_i(x)$  наибольшее распространение получили гауссовские функции вида:

$$\varphi_i(x(k)) = \exp\left(-\frac{\|x(k) - \mu_i\|^2}{\sigma_i^2}\right), \quad (8)$$

где:  $\mu_i, \sigma_i$  – соответственно центры и радиусы базисных функций;  $\|\cdot\|$  – евклидова норма.

Обучение получаемой при этом нейросетевой модели:

$$\tilde{f}(x) = w_0 + w^T \varphi(x), \quad (9)$$

где:  $w_0$  – смещение, заключается в определении всех параметров, входящих в данную аппроксимацию:  $w_j, \mu_i, \sigma_i, j = \overline{0, L}, i = \overline{1, L}$ .

**Модификация РБС.** Одна из возможных модификаций данной сети были рассмотрены в [8]. Предлагаемая ниже модификация РБС состоит в том, что в ней вместо базисных гауссовских функций вида (8) используются функции вида:

$$\varphi_i(x(k)) = \prod_{j=1}^M \exp\left(-\frac{\alpha_j^2 (x_j(k) - \mu_{ik})^2}{\sigma_{ik}^2}\right), \quad (10)$$

где:  $\alpha_j$  – веса, учитывающие важность соответствующей компоненты вектора обобщенных входных сигналов.

Обучение данной сети, как уже отмечалось, заключается в коррекции всех её параметров на основе анализа реакции сети на поступающие обучающие пары  $\{x(k), y(k)\}, k = 1, 2, \dots$  и сводятся к минимизации некоторого выпуклого функционала от ошибки обучения  $e(k) = y(k) - \tilde{f}(x(k))$ . При этом обучение может осуществляться как в режиме offline, так и в режиме online. Первый тип обучения позволяет определить искомые параметры по всему обучающему набору. В этом случае если  $k = 1, 2, \dots, K$ , выбирая в качестве минимизируемого квадратичный функционал вида:

$$I = 0,5 \sum_{k=1}^K (y(k) - \tilde{f}(x(k)))^2, \quad (11)$$

можно получить следующие градиентные алгоритмы обучения:

$$\begin{aligned} w_0(n) &= w_0(n-1) - \gamma_w \sum_{k=1}^K e(k), \\ w_j(n) &= w_j(n-1) - \gamma_w \sum_{k=1}^K e(k) \psi_j(x(k)), \end{aligned} \quad (12)$$

$$\mu_{kj}(n) = \mu_{kj}(n-1) -$$

$$- \gamma_\mu \sum_{k=1}^K \alpha_j^2 e(k) w_j \psi_j(x(k)) (x_j(k) - \mu_{kj}) \sigma_{kj}^{-2},$$

$$\sigma_{kj}(n) = \sigma_{kj}(n-1) -$$

$$- \gamma_\sigma \sum_{k=1}^K \alpha_j^2 e(k) w_j \psi_j(x(k)) (x_j(k) - \mu_{kj})^2 \sigma_{kj}^{-3};$$

$$\alpha_j(n) = \alpha_j(n-1) -$$

$$- \gamma_\alpha \sum_{k=1}^K \alpha_j e(k) w_j (n-1) \psi_j(x(k)) (x_j(k) - \mu_{kj})^2 \sigma_{kj}^{-2} /$$

где:  $e(k) = y(k) - \tilde{f}[x(k)]$ ;  $\gamma_w, \gamma_\mu, \gamma_\sigma, \gamma_\alpha$  – коэффициенты, влияющие на скорость процесса обучения;  $n$  – цикл обучения,  $n = 1, 2, \dots, N$ .

При обучении в режиме online, когда происходит коррекция параметров РБС при появлении новой обучающей пары, в качестве минимизируемого выбирается, например, квадратичный функционал от мгновенной ошибки:

$$I(k) = 0,5 (y(k) - \tilde{f}(x(k)))^2, \quad (13)$$

минимизация, которого приводит к следующим градиентным алгоритмам обучения:

$$w_0(k) = w_0(k-1) - \gamma_w e(k),$$

$$w_j(k) = w_j(k-1) - \gamma_w e(k) \psi_j(x(k)),$$

$$\begin{aligned} \mu_j(k) &= \mu_j(k-1) - \gamma_\mu e(k) \psi_j(x(k)) (x_j(k) - \\ &- \mu_j(k-1)) \sigma_j^{-2}(k-1), \end{aligned} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \sigma_j(k) &= \sigma_j(k-1) - \gamma_\sigma e(k) \psi_j(x(k)) (x_j(k) - \\ &- \mu_j(k-1)) \sigma_j^{-3}(k-1), \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \alpha_j(k) &= \alpha_j(k-1) - \gamma_\alpha e(k) \psi_j(x(k)) (x_j(k) - \\ &- \mu_j(k-1)) \sigma_j^{-2}(k-1). \end{aligned}$$

Следует отметить, что если при обучении в режиме offline выбор коэффициентов  $\gamma_w, \gamma_\mu, \gamma_\sigma, \gamma_\alpha$  не столь критичен, то при обучении в режиме online эти коэффициенты должны выбираться из условий обеспечения максимальной скорости сходимости алгоритмов. В частности, эти коэффициенты могут быть выбраны таким образом, что алгоритмы (14) будут аналогичны алгоритму обучения Уидроу-Хоффа.

**Изменение структуры сети.** Изменение структуры РБС происходит путём её усложнения. Начальная структура включает, как

## АВТОМАТИЗАЦИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ САХАРНОГО ПРОИЗВОДСТВА НА ОСНОВЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО ПОДХОДА

правило, всего несколько нейронов, и количество их постепенно увеличивается. Добавление нейрона происходит после предъявления сети очередной обучающей пары, когда реакция сети отличается от требуемой реакции на величину, превышающую допустимую, т.е. когда  $e(k) > \delta_1$ , где  $\delta_1 = e_{\text{доп.}}(k)$ . Кроме того, если вектор входного сигнала расположен далеко от какого-либо из центров  $\mu$  (обозначим это расстояние как  $\delta_2$ ) имеющихся нейронов, очевидно, следует вводить в сеть новый нейрон, центр которого совпадет с вектором данного входного сигнала. Наконец, условием введения в сеть нового нейрона может быть недопустимо большое значение используемого критерия (11), например  $\delta_3$ , после цикла обучения. Таким образом, условиями введения нового нейрона в сеть являются следующие:

$$\begin{aligned} e(k) &> \delta_1, \\ \|x(k) - \mu_{km}\| &> \delta_2, \\ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e^2(k) &> \delta_3. \end{aligned} \quad (15)$$

Резюмируя, можно сказать следующее: в случае, если до появления  $k$ -ой обучающей пары  $\{x(k), y(k)\}$  сеть образовывала  $M$  нейронов, а при появлении указанной пары реакция сети  $\tilde{f}(x(k))$  отличалась от  $y(k)$ , т.е. выполнялось одно из условий (11), в сеть вводится следующий  $(M+1)$ -й, нейрон. При этом центр соответствующей базисной функции  $\mu_{M+1}$  принимается равным  $x(k)$ , вес  $w_{M+1} = e(k)$ , а  $\sigma_{M+1} = \|x(k) - \mu_{km}\|$ , где  $\mu_{km}$  – центр базисной функции для  $k$ -ой экзогенной переменной  $x(k)$  [11].

Существующие системы управления технологическими процессами сахарного производства обычно используют П, ПИ и ПИД-регуляторы, которые основаны на линейных или линеаризованных моделях, построенных из уравнения материального или теплового баланса [5, 16, 18].

Как уже отмечалось, трудности оптимизации технологических процессов, усугубляющиеся нелинейным и нестационарным характером уравнений, его описывающих, приводят к тому, что в реальных условиях значения параметров регуляторов выбирают такими,

чтобы обеспечить наилучшее управление в некоторой компромиссной точке. Для оптимизации системы в нескольких точках необходима коррекция параметров регуляторов в соответствии с изменениями рабочих условий [2, 12].

Использование нейросетевых моделей (9) позволяет синтезировать нейросетевые регуляторы.

Рассмотрим задачу синтеза нейросетевого ПИД-регулятора нелинейного объекта, описываемого уравнением [2, 4, 13]

$$y(k) = f \left( \begin{matrix} y(k-1), y(k-2), \dots, y(k-m), \\ u(k-1), u(k-2), \dots, u(k-m) \end{matrix} \right), \quad (16)$$

где:  $f(\cdot)$  – неизвестная нелинейная функция.

Аппроксимация нелинейности  $f(\cdot)$  радиально-базисной сетью (РБС) позволяет получить нейросетевую модель вида:

$$\hat{y}(k) = \hat{f} \left( \begin{matrix} \hat{y}(k-1), \hat{y}(k-2), \dots, \hat{y}(k-m), \\ u(k-1), u(k-2), \dots, u(k-m) \end{matrix} \right), \quad (17)$$

где:  $\hat{f}(x) = \sum_{i=0}^N w_i \varphi_i(x, c) = w^T \varphi(x, c)$ , где

$w_i$  – веса, определяемые в процессе обучения;  $\varphi_0(x, c) = 1$ ;  $N$  – количество нейронов;

$$\varphi(x) = \sum_{i=1}^N w_i e^{-(x_i - c_i)^2 / \sigma_i^2}.$$

Пусть требуемое значение выходной величины равно  $y^*$ . Тогда уравнение ПИД-регулятора, минимизирующего ошибку  $e(k) = y^* - y(k)$ , имеет вид:

$$\begin{aligned} \Delta u(k) &= K_p [e(k) - e(k-1)] + K_i e(k) + \\ &+ K_d [e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \end{aligned} \quad ,$$

где:  $K_p$ ,  $K_i$ ,  $K_d$  – коэффициенты пропорциональной, интегральной и дифференциальной частей соответственно.

Задача синтеза ПИД-регулятора заключается в поиске коэффициентов  $K_p$ ,  $K_i$ ,  $K_d$  и сводится к минимизации некоторого выпуклого функционала от ошибки управления  $e(k)$ . Если в качестве минимизируемого функционала выбрать квадратичный вида:

$$I(k) = \frac{1}{2} [y^* - y(k)]^2, \quad (18)$$

то использование градиентного алгоритма приводит к следующим правилам настройки регулятора:

$$\begin{aligned} \Delta K_p &= -\gamma \frac{\partial I(k)}{\partial K_p} = -\gamma \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial K_p} = \\ &= \gamma e(k) \frac{\partial y}{\partial u} [e(k) - e(k-1)], \\ \Delta K_i &= -\gamma \frac{\partial I(k)}{\partial K_i} = -\gamma \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial K_i} = \gamma e(k) \frac{\partial y}{\partial u} e(k), \quad (19) \\ \Delta K_d &= -\gamma \frac{\partial I(k)}{\partial K_d} = -\gamma \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial K_d} = \\ &= \gamma e(k) \frac{\partial y}{\partial u} [e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)], \end{aligned}$$

где:  $\frac{\partial y}{\partial u}$  – якобиан, определяемый с помощью РБС:

$$\frac{\partial y}{\partial u} \approx \frac{\partial \hat{y}}{\partial u(k)} = \sum_{i=1}^M w_i \left( \frac{c_i - u(k)}{\sigma_i^2} \right) e^{-\frac{\|x-c_i\|^2}{\sigma_i^2}}. \quad (20)$$

Если же в качестве минимизируемого выбрать функционал вида:

$$I_u(k) = \frac{1}{2} [y^* - y(k)]^2 + \frac{1}{2} \lambda u^2(k), \quad (21)$$

где:  $\lambda \in (0,1]$  – некоторый весовой параметр, то минимизация данного функционала с помощью градиентного алгоритма даёт следующее выражение для алгоритма управления:

$$\Delta u(k) = \left( \frac{\partial u(k)}{\partial K} \right)^T \Delta K = u(k) + X^T \Delta K, \quad (22)$$

где:  $X$  – обобщенный вектор входов нейронов;  $\Delta K = (\Delta K_p, \Delta K_i, \Delta K_d)^T$ .

Градиентное правило коррекции коэффициентов  $\Delta K$  имеет вид:

$$\Delta K = -\gamma \frac{\partial I}{\partial K} = -\gamma \left[ e(k) \frac{\partial e(k)}{\partial K} + \lambda u(k) \frac{\partial u(k)}{\partial K} \right], \quad (23)$$

где:  $\gamma$  – некоторый параметр, влияющий на скорость сходимости алгоритма.

## ВЫВОДЫ

Проведен анализ сложных технологических процессов сахарного производства. Рассмотрена возможность и целесообразность применения нейросетевого подхода для синтеза современных систем автоматизированного управления технологическими процессами. Предложены алгоритмы идентификации и управления, реализованы нейросетевые модели на базе модифицированных РБС и нейросетевого ПИД-регулятора.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Bodyanskiy E. V., Pudenko O. G. 2004. *Iskusstvennye neyronnye seti: arkhitektura, obucheniye, primeneniye.* – Khakov : Teletekh, – 373.
2. Chen L., Ge B., Almeida A. T. 2007. Selftuning PID temperature controller based on flexible neural network. In “*Advaced in Neural Networks*”, Liu D. (ed). – Berlin, Heidelberg : Springer, Verlag, 138-147.
3. Denisenko V. V. 2009. *Kompyuternoe upravleniye tekhnologicheskim protsessom, ekspereimentom, oborudovaniem.* – M. : Goruchaya liniya-Telekom, – 608.
4. Han W.-Y., Han J.-W., Lee C.-G. 1999. Development of a self tuning PID controller based on neural network for nonlinear systems. Proc. of the 7-th Conf. on Contol and Automation, Heifa, 979-988.
5. Ladanyuk A. P., Lutska N. M., Lobok O. P. 2004. Rozrobka bagatovymirnykh optymalnykh regulyatoriv dlya obektiv odnogo klasu. *Avtomatika. Avtomatizatsiya. Elrktrotekhnicheskie kompleksy i sistemy.* – №1 (13). 140-144.
6. Lyashenko S. A., Kovalenko A. N. 2009. Adaptivnoye upravleniye tekhnologicheskimi protsessami na osnove ikh linearizirovannykh modeley. *Suchasni metody, informatsiyne, programne ta tekhnichne zabespechennya system upravlinnya organizatsiyno-tekhnologichymy kompleksamy* : Progr. i materialy Mizhnar. nauk.-tekhn. konf., 26-27 lystop. 2009 r. – K. : NUKHT. 74-75.
7. Lyashenko S. A., Lyashenko A. S., Belyaeva I. S. 2008. Kontseptsii povysheniya effektivnosti ASUTP pri proizvodstve sakhara v Ukraine. *Visnyk Kharkivskogo natsionalnogo tekhnichnogo universytetu silskogo gospodarstva imeni Petra Vasylenka. Suchasni napryamky tekhnologii ta mekhanizatsii protsesiv pererobnykh i kharchovykh vyrobnychtv.* – Kharkiv. Vyp. 74. 54-63.
8. Lyashenko S. A. 2006. Ob odnoy modifikatsii radialno-bazisnoy seti. *ISDMIT, – Evpatoriya. Tom №2.* 233-235.
9. Lyashenko S. A., Fesenko A. M., Lyashenko A. S. 2009. Obosnovanie avtomaticheskogo regulirovaniya proizvodstvennykh protsessov sakharnykh zavodov. *Visnyk Kharkivskogo natsionalnogo tekhnichnogo universytetu silskogo gospodarstva imeni Petra Vasylenka. Suchasni napryamky tekhnologii ta mekhanizatsii*

## АВТОМАТИЗАЦИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ САХАРНОГО ПРОИЗВОДСТВА НА ОСНОВЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО ПОДХОДА

- protsesiv pererobnykh i kharchovykh vyrobnystv. – Kharkiv. Vyp. 88. 104-109.
10. Lyashenko S. A. 2011. Optimizatsiya upravleniya slozhymi tekhnologicheskimi protsessami v sakharom proizvodstve na osnove primeneniya neyrosetevykh regulyatorov sakhara. Visnyk KHNTU. 412-415.
11. Lyashenko S. A. 2007. Postroenie modeli nelineynogo dinamicheskogo obekta na osnove modifitsirovannoy radialno-basisnoy seti. Vestnik Khersonskogo natsionalnogo tekhnicheskogo universiteta. – Kherson. Vyp. №4(27). 33-35.
12. Lyashenko S. A. 2010. Syntez neyrosetevogo PID-regulyatora dlya upravleniya tekhnologicheskimi protsessami proizvodstva sakhara. Vestnik Khersonskogo natsionalnogo tekhnicheskogo universiteta. – Kherson. Vyp. №2(38). 430-433.
13. Lyashenko S. A., Lyashenko A. S. 2003. Upravlenie nelineynym obektom na osnove neyrosetevoy modeli. Avtomobilnyj transport. – Harkov. – Vypusk 13. 272-274.
14. Lyashenko S. A., Lyashenko A. S. 2009. Usovershenstvovanie avtomatizirovannoy sistemy upravleniya diffuzionnogo otdeleniya sakharного zavoda s pomoshchyu nejrosetevogo podkhoda. Motrol. Motorization and rower industry in agriculture. Vol. 11A. Simferopol-Lublin. 207-209.
15. Lyashenko S. O., Lyashenko A. S., Belyaeva I. S. 2009. Zastosuvannya suchasnykh informatsiynykh tekhnologiy v ASUTP tsukrovogo vyrobnystva. Naukovi pratsi natsionalnogo universytetu kharchovykh tekhnologiy. № 28. – Kyiv. – 60-62.
16. Oviedo J.J.E., Boelen T., Overschee P. 2006. Robust advanced PID control (RaPID): PID tuning ased on engineering specifications. IEEE Control Systems Magazine. Feb. - Vol. 26. - Issue 1. 15-19.
17. Perov V. L., Egorov A. F. 1987. Ispolzovanie printsipov adaptatsii pri postroenii gibkikh avtomatizirovannykh proizvodstvennykh system. Zhurnal vsesoyuznogo khimicheskogo obshchestva im. D. I. Mendeleeva. M.: Khimiya. 316-321.
18. Romasevich Ju. 2012. Realizacija optimal'nogo upravlenija dvizheniem dinamicheskikh sistem s ispolzovaniem PD- PID-regulirovanija. Motrol, - Commission of motorization and energeticsin agriculture. – Lublin-Kiev-Simferopol-Mykolayiv-Lviv-Rzeszow. Vol 14. – №3. 176-183.
19. Skvorcov L. M. 1997. Algoritmy preobrazovaniya matematicheskikh modeley mnogomernykh sistem upravleniya. Izv. RAN. Teoriya i sistemy upravleniya, №2, 17-23.
20. Stanislaw S., Grzegorz Z., Milosz Z. 2012. The economic and energy efficient of selected technology of sugar beet production. Motrol, - Commission of motorization and energetics in agriculture. - Lublin – Rzeszow. Vol 14, №1, 131-136.
21. Taratynov O. Ju. 1996. Adaptivnyj metod diskretnogo tsiklicheskogo upravleniya. Problemy informacii i upravleniya: Mezhevuz. sb. nauchn. tr. Voronezh : VGTU. 12-17.

### AUTOMATION OF TECHNOLOGICAL PROCESSES OF SUGAR PRODUCTION ON THE BASIS OF INTELLECTUAL APPROACH

**Summary.** In work problems of increase of efficiency of sugar production are considered. Features of the difficult technological processes proceeding by production of sugar, bring to search and application of modern intellectual automated process control systems. Approach of adaptive management by difficult technological processes of sugar production in combination with methods of the theory of artificial neural networks is offered.

**Key words:** automation, control system, mathematical model, dynamic nonlinear object, artificial neural networks.