

Илюнин О.О., Капустенко П.А., Кусаков С.К., Перевертайленко А.Ю., Селяков А.М., Шамраев А.А.

## НЕЙРОСЕТЕВОЙ СУПЕРВИЗОР НЕПРЕРЫВНЫХ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ

**Введение.** Непрерывные технологические процессы (ТП) в период функционирования используют ресурсы и различные виды энергии. В настоящее время во всем мире особое значение при проектировании и модернизации химических производств имеют аспекты энергосбережения [1] и минимизации использования сырьевых ресурсов и вредных сбросов [2]. Важную роль в решении этих задач занимает системы управления и регуляторы ТП [3], при синтезе которых используют современные методы, модели и алгоритмы теории искусственных нейронных сетей и нечеткой логики и кластерного анализа.

Для процессов и объектов с неизвестными или сложно формализуемыми нелинейными математическими моделями регуляторы разрабатываются на основе экспертных знаний по рассматриваемой проблеме, учитывая опыт оператора, который успешно освоил управление соответствующим объектом путем обучения. Всегда существует проблема неполноты знаний эксперта, а в процессе работы оператор часто ни разу не сталкивается с некоторыми пограничными или редко встречающимися режимами ТП, которые могут оказаться критическими, хотя сами эти границы критических состояний и алгоритмы выхода из них могут быть описаны достаточно прозрачными моделями и четкими регламентами.

**Проблема стабилизации** нелинейных систем решается посредством применения дополнительных супервизорных регуляторов. Схема управления для обеспечения устойчивости системы, приведенная в [4], представлена на рис. 1. Устойчивость управляемой системы обеспечивается за счет использования дополнительного супервизора R2 в помощь основному регулятору R1 контура управления C1 (или группе регуляторов).

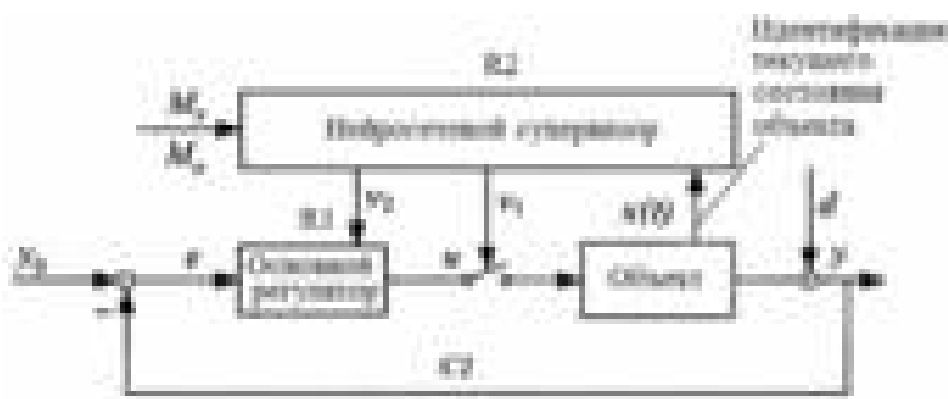


Рисунок 1 – Нейросетевой супервизор обеспечения устойчивости управления нелинейными системами

Работу предлагаемого супервизора можно описать следующим образом. Супервизор отслеживает состояние и входы объекта управления. Если состояние системы под влиянием возмущения  $d$  выходит за некоторые установленные границы  $M_x$  (становится потенциально опасным), то он запускает стабилизирующее действие  $v_2$ , чтобы вернуть объект в область допустимых состояний  $M_o$ . Если результат выполнения стабилизирующего действия неудовлетворителен, то сигнал  $v_1$  осуществляет отключение входного управляющего сигнала  $u$ .

Так, например, в сетях транспортировки теплоносителя к критическим состояниям относят изменение регламентных порогов давления (порывы в сети, отказы насосных групп, засоренность фильтров, отложения в каналах теплообменных аппаратов). В непрерывных травильных агрегатах (НТА) окалины стального проката к критическим состояниям относят: превышение пороговых значений мультигидратов солей железа в составе травильного раствора (ТР), при достижении которого обязательно производится освежение ТР (частичный слив и замена), т.к. возможен аварийный останов процесса; достижение регламентного минимума концентрации серной кислоты в ТР, ниже которого процесс становится неэффективным, и при достижении которого выполняется обязательный долив кислоты и воды в ТР.

Введение супервизора упрощает структуру управления объектом, поскольку сразу на этапе разработки системы появляется возможность отказаться от многих достаточно жестких ограничений, вытекающих из критериев устойчивости, и обеспечивает возможность спроектировать регуляторы основных контуров управления с более высокими характеристиками реализуемого процесса регулирования (значением коэффициента усиления), что обеспечивает априорную устойчивость системы в целом.

**Целью статьи** является представление формализованной процедуры, основанной на методах теории нейронных сетей и нечетких систем, для построения нейросетевого супервизора нелинейного объекта в виде многослойного персептрона (МП), формирующего воздействия  $v_1, v_2$ .

Подход, основанный на использовании основного регулятора (ОР) и супервизорного регулятора, позволяющий осуществить стабилизацию систем нечеткого управления, включающих нелинейные объекты некоторых классов, описывается в [5], где под понятием устойчивости принимается, что состояние системы не выходит за границы, установленные при проектировании. Критерии устойчивости, аналогичные получаемым согласно вход-выходному методу и методу Ляпунова, дают возможность обосновать устойчивость систем управления в основном при небольших значениях коэффициентов усиления. По мере того, как частота выполняемых регулятором действий увеличивается, проверка устойчивости становится все более затруднительной.

Метод разработки супервизора, предложен в [6], где дается строгое доказательство и методика проверки устойчивости системы управления для случая неизвестной модели объекта. Управляющий регулятор Ванга обеспечивает устойчивость нечеткого управления для некоторого класса нелинейных объектов, описываемых уравнением вида:

$$x^{(n)} = f(x) + g(x)u, \quad (1)$$

где  $x \in \mathfrak{X}$  – выход объекта, а  $u \in \mathfrak{U}$  – его вход. Предполагается, (а в нашем случае так и есть), что вектор состояния  $x = [x, \dot{x}, \dots, x^{(n-1)}]^T$  можно вычислить или измерить, а  $f, g$  – неизвестные нелинейные функции. Математические модели многих нелинейных объектов можно с успехом представить в виде (1). Примем, что основной регулятор (полученный с помощью любого из методов) реализует управление  $u_r(x)$ , а граница  $M_x$  задает те состояния объекта, которые можно считать безопасными и устойчивыми.

Момент активации регулятора-супервизора зависит от значения  $M_x$ , определяемого соотношением:

$$M_x : |x(t)| \geq M_x, \quad \forall t \geq 0, \quad (2)$$

где  $|x(t)|$  — модуль вектора состояния. Входной сигнал рассматриваемого объекта:

$$u = u_r(x) + I \cdot u_s(x), \quad (3)$$

где функция инициализации  $I$  воздействия на ОР определяется в виде:

$$I(x(t)) = \begin{cases} 1, & \text{if } |x| \geq M_x, \\ 0, & \text{if } |x| < M_x. \end{cases} \quad (4)$$

Чтобы обосновать устойчивость системы такого рода, принимают, что известны значения верхнего предела  $f''$  функции  $f$  и нижнего предела  $g_l$  функции  $g$ . Требования для функций  $f''$  и  $g_l$  определяются соотношениями:

$$\begin{aligned} f''(x) &: f(x) \leq f''(x), \\ g_l(x) &: 0 < g_l(x) \leq g(x). \end{aligned} \quad (5)$$

Как правило, известен только общий вид  $g(x)$ , а в ходе течения ТП функция принимает случайные значения, и построить  $I(x(t))$  в аналитическом виде классическими методами представляется затруднительным.

Нечеткие регуляторы (НР), построенные по моделям Мамдани на основе синглетонов с помощью непрерывно дифференцируемых функций принадлежности решают подобные задачи. НР являются прототипами искусственных нейронных сетей (ИНС), которые могут успешно замещать НР в структурах управления [7]. Построение функции инициализации  $I(x(t))$  при нелинейно связанных  $f, g$  значительно упрощается с использованием аппарата ИНС, в частности персептронов [8].

Персептрон представляет собой модель следующего вида:

$$y_j = f\left(\sum_{i=1}^N w_{ji} x_i + \theta_j\right), \quad (6)$$

где  $y_j$  – выходной сигнал  $j$ -го нейрона;  $f$  – ограничивающая или пороговая функция (активационная);  $N$  – число входов;  $w_{ji}$  – синаптические веса;  $x_i$  – входные сигналы ( $i = \overline{1, N}$ );  $\theta_j, (\theta_j \in R)$  – пороговый сигнал, также называемый *смещением*; с активационной функцией вида:

$$f(z) = \begin{cases} 1 & \text{при } z \geq \theta; \\ 0 & \text{при } z < \theta. \end{cases} \quad (7)$$

При достижении взвешенной суммой значения, большего заданного порога  $\theta$ , на выходе нейрона появляется единичный сигнал, если же взвешенная сумма меньше  $\theta$ , сигнал отсутствует.

Особенностью персептрона является способность к обучению его весовых коэффициентов. Упрощенный персептрон представлен на рис. 2, где  $w_1$  и  $w_2$  – весовые коэффициенты;  $\theta > 0$  – порог выходного нейрона.

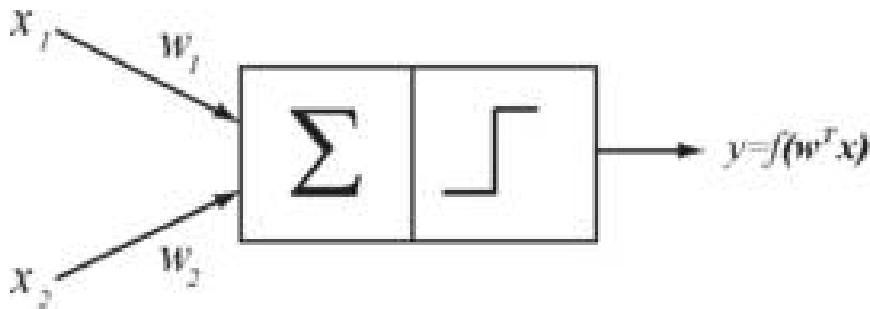


Рисунок 2 – Персептрон

В основе процесса обучения персептрона лежит следующее правило: весовые коэффициенты персептрона изменяются только тогда, когда возникает расхождение между его фактической и желаемой реакциями. В режиме обучения ему предъявляют образы – обучающие пары  $(x, y^*)$ , на основании которых он настраивает свои параметры так, чтобы при появлении некоторого входного вектора  $x$  на его выходах появлялись соответствующие этому входу сигналы  $y$ . Процесс обучения заканчивается, когда все пары  $(x, y^*)$  ассоциируются правильно. Алгоритм обучения персептрона реализует способ обучения с учителем, при котором выходная ошибка минимизируется. Реализация данного обучения возможна только при известном наборе значений выходных переменных для всех обучающих пар.

Процесс обучения заключается в последовательном предъявлении множества обучающих пар  $(x_p, y_p^*), p = \overline{1, P}$ , где  $x_p, y_p^* - N \times 1$  – входной вектор и желаемый выходной сигнал  $p$ -ой обучающей пары соответственно, с помощью которых определяется требуемый вектор весовых коэффициентов  $w^*$ .

Алгоритм обучения может быть записан следующим образом:

$$w_{p+1} = w_p + \gamma e_p x_p, \quad (8)$$

где  $e_p = y_p^* - y_p$  – ошибка классификации;  $\gamma$  – параметр, влияющий на скорость сходимости алгоритма (длительность процесса обучения).

**Алгоритм обратного распространения ошибки**, называемый в дальнейшем просто алгоритмом обратного распространения, (Backpropagation, BP), представляющий собой расширенное дельта-правило, широко известен и описан в источниках [8,9]. Он реализует градиентный метод минимизации выпуклого (обычного квадратичного) функционала ошибки в многослойных сетях прямого распространения, использующих модели нейронов с дифференцируемыми, монотонно возрастающими функциями, имеющими отличные от нуля производные на всей области определения активации. Их применение обеспечивает правильное обучение и функционирование сети. Процесс обучения состоит в последовательном предъявлении сети обучающих пар  $(x(i), y^*(i))$ ,  $i = \overline{1, P}$ , где  $x(i)$  и  $y^*(i)$  – вектор входных и желаемых выходных сигналов сети соответственно, изучении реакции на них сети и коррекции в соответствии с реакцией весовых параметров (элементов весовой матрицы). Начальным весам присваиваются небольшие различные случайные значения (при одинаковых значениях сеть не будет обучаться).

Таким образом, при обучении сети подача входного сигнала и вычисление реакции соответствует *прямому* проходу сигнала от входного слоя к выходному, а вычисление ошибки и коррекция выходных параметров – *обратному*, когда сигнал ошибки распространяется по сети от ее выхода к входу. При обратном проходе осуществляется послойная коррекция весов, начиная с выходного слоя.

При превышении общей концентрации мультигидратов сульфата железа  $C_n$  с учетом содержания моногидрата сульфата железа ( $C_n = X + C_{2n}$ , где  $X$  – мультигидраты вида  $FeSO_4 \cdot 7H_2O$  и  $FeSO_4 \cdot 4H_2O$ ) в ТР, немедленно производят освежение, что в нормированном виде представлено на рис. 3 (а,б). Освежение ТР производится на внешней границе гипотенузы треугольной области.

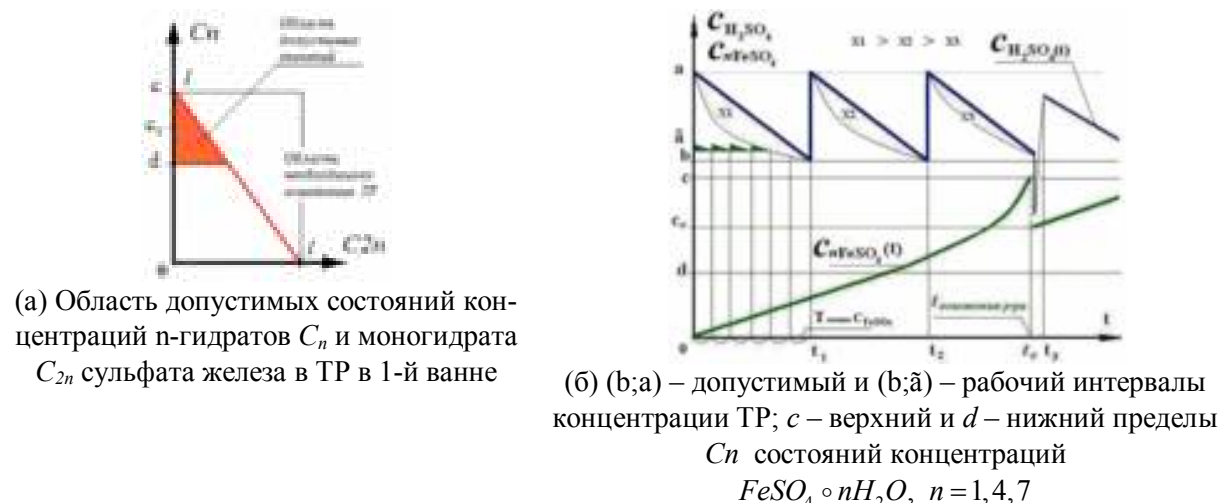


Рисунок 3 – Области допустимых состояний травильного раствора

Функция  $g(C, C_n, C_{2n})$  ограничена сверху гиперповерхностью  $g(\bar{a}, c, c_{2n})$  и  $b \leq f(c) \leq a$ , согласно регламента и в соответствии с (6). С учетом этих ограничений функций  $f, g$  была проведена серия измерений состава ТР в ходе течения ТП и сформирован массив обучающих пар для МП.

Многослойный перцептрон с тангенциальными активационными функциями 1-го и 2-го слоев и сигмоидальными – в выходном слое, где дополнительные нейроны 2-го и 3-го слоев являются пороговым смещением  $\theta_j, (\theta_j \in R)$  в формуле (7), и послойно вычисленными векторами весовых коэффициентов  $w^*$ , представлен на рисунке 4.

МП имеет структуру 3-8-2, у которого три входа:  $(C, C_n, C_{2n})$  и два выхода. Выходы инициируют управляющие сигналы: при  $u_{refr} = 1$  происходит останов подачи полосы на травление и освежение или полная замена ТР; при  $u_{add} = 1$  увеличение концентрации ТР. Обучение МП проходило в пакете NeurophStudio (рис. 5) при заданном пороге ошибки  $e^2 = 0,01$  по ВР-алгоритму с последовательным уменьшением параметра сходимости от  $\gamma = 0,15$  до  $\gamma = 0,1$  в каждой эпохе обучения.

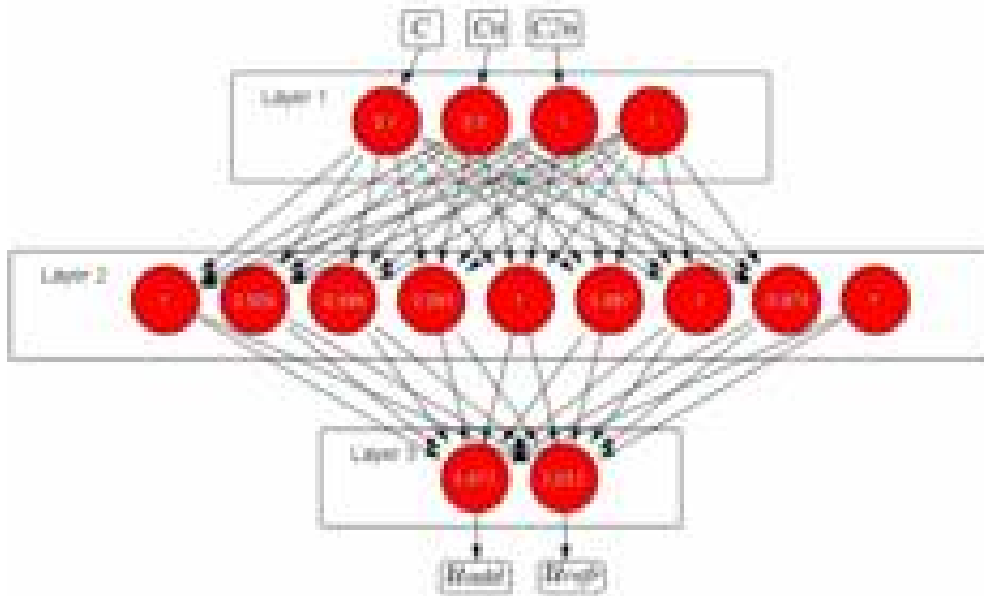
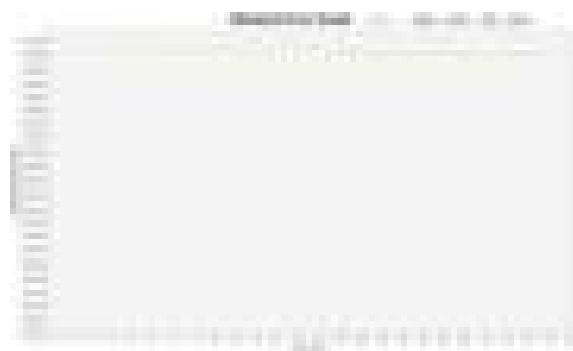


Рисунок 4 – Нейросетевой супервизор НТА на многослойном перцептроне



а) первая эпоха:  $\gamma=0,15$ ;  $e^2 = 0,0447$



б) третья эпоха:  $\gamma=0,1$ ;  $e^2 = 0,0099$

Рисунок 5 – Уменьшение ошибки  $e^2$  в процессе обучения МП

**Выводы.** Представленный усовершенствованный супервизор Ванга препятствует работе объекта при критичных состояниях, передавая управление «целевым» регуляторам различных типов и обеспечивая устойчиво безопасную работу объекта в целом. Синтез переключающей функции  $I$  значительно упрощен за счет применения аппарата теории ИНС. Применение МП дает возможность: разделить алгоритм управления на две части; декомпозировать сложный регулятор на несколько более простых; формализовано смягчить ограничения при их проектировании.

#### Литература

1. Капустенко П.А., Кузин А.К., Макаровский Е.Л., ТОВАЖНЯНСКИЙ Л.Л., Ульев Л.М., Черная Е.Б. (2004). Альтернативная энергетика и энергосбережение: современное состояние и перспективы. ООО Издательский дом “Вокруг цвета”.
2. Мешалкин В.П., ТОВАЖНЯНСКИЙ Л.Л., Капустенко П.А. (2006). Основы теории ресурсосберегающих интегрированных химико-технологических систем. Харьков: НТУ" ХПИ".
3. Ілюнін О.О. До питання автоматизації процесу безперервного травління листової вуглецевої сталі за умов невизначеності / О.О. Ілюнін, П.О. Капустенко, А.Ю. Перевертайленко, Самер Лага // Комп'ютерно-інтегровані технології: освіта, наука, виробництво. Міжвузівський збірник.– Луцьк: ЛНТУ.– 2011. – №5. – С. 100–107.
4. Opitz H.P. Fuzzy Control-Stabilitat von Fuzzy-Regelungen. // Autmatisierungstechnk. – 1993. – vol. 41. – №88. – pp. A21–A24.
5. Wang L.X. Adaptive fuzzy systems and control design and stability analysis. – Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 2004. – 232 p.
6. Wang L.X. A supervisory controller for fuzzy control systems that guarantees stability. // IEEE Transactions on Automatic Control. – 1994. – vol.39. – №9. – pp. 1845–1847.
7. Piegat A. Fuzzy Modeling and Control. Heidelberg: A Springer – Verlag , 2011. – 798 p.
8. Haykin S. Neural networks. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 1998. – 1104 p.
9. Руденко О.Г., Бодянский Е.В. Основы теории искусственных нейронных сетей. – Харьков: ТЕЛТЕХ, 2002. – 317 с.

#### Bibliography (transliterated)

1. Kapustenko P.A., Kuzin A.K., Makarovskiy E.L., Tovazhnyansky L.L., Ulyev L.M., Chernaya E.B. (2004). Alternativnaya energetika i energosberezhenie: sovremennoe sostoyanie i perspektivy. ООО Izdatelskiy dom “Vokrug tsveta”.
2. Meshalkin V.P., Tovazhnyansky L.L., Kapustenko P.A. (2006). Osnovy teorii resursosberegayuschih integrirovannyih himiko-tehnologicheskikh sistem. Harkov: NTU" HPI".
3. Ilyunin O.O. Do pitannya avtomatizatsiyi protsesu bezperervnogo travlinnya listovoyi vugletsevoyi stali za umov nevznachennosti / O.O. Ilyunin, P.O. Kapustenko, A.Yu. Perevertaylenko, Samer Laga // Komp'yuterno-integrovani tehnologiyi: osvIta, nauka, virobnitstvo. Mizhvuzivskiy zbirnik.– Lutsk: LNTU.– 2011. – #5. – P. 100–107.

4. Opitz H.P. Fuzzy Control-Stabilitat von Fuzzy-Regelungen. // *Automatisierungstechnik*. – 1993. – vol. 41. – #88. – pp. A21–A24.
5. Wang L.X. Adaptive fuzzy systems and control design and stability analysis. – Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 2004. – 232 p.
6. Wang L.X. A supervisory controller for fuzzy control systems that guarantees stability. // *IEEE Transactions on Automatic Control*. – 1994. – vol.39. – #9. – pp. 1845–1847.
7. Piegat A. Fuzzy Modeling and Control. Heidelberg: A Springer – Verlag, 2011. – 798 p.
8. Haykin S. Neural networks. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 1998. – 1104 p.
9. Rudenko O.G., Bodyanskiy E.V. Osnovyi teorii iskusstvennyih neyronnyih setey. – Harkov: TELETEH, 2002. – 317 p.

УДК 004.898

Ілюнін О.О., Капустенко П.А., Кусаков С.К., Перевертайленко О.Ю., Селяков О.М.,  
Шамраєв А.А.

### **НЕЙРОМЕРЕЖЕВИЙ СУПЕРВІЗОР БЕЗПЕРЕРВНИХ ТЕХНОЛОГІЧНИХ ПРОЦЕСІВ**

У статті запропоновано вдосконалений нейромережевий супервізор Ванга для керування нелінійними об'єктами на багатошаровому перцептроні. Супервізор перешкоджає роботі об'єкта при критичних для нього станах, передаючи управління «цільовим» регуляторам і забезпечуючи стійку безпечну роботу об'єкта в цілому.

Ilyunin O.O., Kapustenko P.O., Kusakov S.K., Perevertaylenko O.Yu.,  
Selyakov O.M., Shamraev A.A.

### **NEURAL SUPERVISOR OF CONTINUOUS TECHNOLOGICAL PROCESSES**

An improved neural network Wang's supervisor is proposed for control of nonlinear objects on a multilayer perceptron base. Supervisor prevents the object functioning under critical conditions for it, handing control of the "target" regulators and providing stable, safe operation of the plant as a whole.