

УДК 62-52

**РАЗРАБОТКА НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ  
ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ ПРОЦЕССОМ ДОЗИРОВАНИЯ СЫПУЧИХ МАСС**

**DEVELOPMENT OF NEURAL NETWORK MODEL  
TO CONTROL THE DOSING PROCESS OF GRANULAR MASSES**

*М.Г. БАЛЫХИН, М.М. БЛАГОВЕЩЕНСКАЯ, И.Г. БЛАГОВЕЩЕНСКИЙ,  
Н.С. НИКОЛАЕВ, С.В. ЧУВАХИН, А.Н. ПЕТРЯКОВ*  
*M.G. BALYKHIN, M.M. BLAGOVESHCHENSKAYA, I.G. BLAGOVESHCHENSKIY,  
N.S. NIKOLAEV, S.V. CHUVAKHIN, A.N. PETRYAKOV*

(Московский государственный университет пищевых производств)  
(Moscow State University of Food Productions)  
E-mail: mmb@mgupp.ru

*Дозирование – важнейшая часть любого производственного процесса, так как от точности дозирования зависит качество получаемого продукта. Для обеспечения необходимой точности дозирования требуется разработка автоматической системы управления (АСУ) на основе интеллектуальных технологий, использование которых в настоящее время является стратегическим направлением развития нового поколения средств автоматизации.*

*Dosing is an essential part of any manufacturing process, as the quality of the product depends on the accuracy of dosing. To ensure the required dosing accuracy, it is necessary to develop an automatic control system (ACS) based on intelligent technologies, the use of which is currently the strategic direction for the development of a new generation of automation equipment.*

**Ключевые слова:** дозирование сыпучих масс, нейросетевая модель, многослойный персептрон, ПИД-контроллер, объемная порция, весовые коэффициенты.

**Keywords:** dosing of loose masses, neural network model, multilayer perceptron, PID-controller, volume portion, weighting coefficients.

Нами разработаны нейросетевая модель (НСМ) для решения задачи автоматизации дозирования сыпучего продукта и метод, основанный на работе НСМ с ПИД-контроллером, позволяющие работать с наборами

входных параметров любого уровня декомпозиции, учитывая влияние каждого параметра возмущений на оценку качества величины уровня и объемной порции СМ.

Внедрение интеллектуальных технологий позволит в режиме реального времени проводить непрерывный мониторинг хода технологических процессов, прогнозировать и управлять качеством получаемой продукции [1]. В наших работах [2], [3] обоснована перспективность использования нейросетевых технологий при разработке АСУ процессом дозирования именно сыпучих масс для получения необходимого качества выпускаемой продукции. При этом появляется задача выбора адекватного математического аппарата и разработка на его базе математических моделей, ориентированных на поддержку процессов контроля и принятия управленческих решений, обеспечивающих заданный ход производства.

При разработке нейросетевой модели (НСМ) для решения задачи автоматизации дозирования сыпучего продукта в первую очередь необходимо выбрать наиболее подходящий тип и архитектуру нейронных сетей (НС). В результате анализа обучения сети типа многослойного персептрона с одним скрытым слоем была выбрана оптимальная архитектура НС именно для процесса дозирования сыпучего продукта (ДСП). Для того чтобы НС была способна выполнить поставленную задачу, ее необходимо обучить. Количество скрытых слоев для НС типа многослойный персептрон определялось экспериментальным путем в среде "Matlab" с учетом выполненного ранее теоретического обоснования [4]. Количество нейронов каждого слоя способствует получению наименьшей ошибки во время функционирования НС для процесса дозирования сыпучей массы (ДСМ).

При формировании обучающей выборки НС (рис. 1 – структура разработанной нейронной сети, типа многослойный персептрон с одним скрытым слоем для процесса

ДСМ:  $\rho$  – насыпная плотность,  $\text{кг/м}^3$ ;  $\omega_1$  – скорость подачи СМ в бункер,  $\text{рад/с}$ ;  $h$  – уровень СМ,  $\text{м}$ ;  $\omega_2$  – скорость работы дозатора,  $\text{рад/с}$ ;  $q_3$  – порция СМ,  $\text{м}^3$ ;  $Cd$  – коэффициент истечения (0,1...0,6)) для процесса ДСМ использовали только предварительно выбранные информативные параметры и алгоритм обучения с учителем.

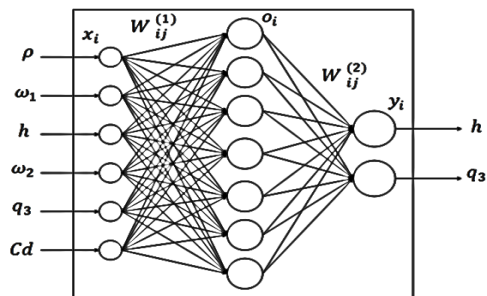


Рис. 1

В процессе обучения НС с учителем каждый параметр  $x_i$  подается на вход этой сети, затем проходит обработку внутри структуры НС, далее вычисляется выходной сигнал сети  $y_i$ , который сравнивается с соответствующим значением целевого вектора, представляющего собой требуемое значение выходного параметра. Затем вычисляется ошибка и происходит изменение весовых коэффициентов связей внутри сети  $W_{ij}^{(1)}$ ,  $W_{ij}^{(2)}$  в зависимости от выбранного алгоритма. Векторы обучающего множества предъявляются последовательно, вычисляются ошибки и веса подстраиваются для каждого вектора до тех пор, пока ошибка по всему обучающему массиву не достигнет приемлемо низкого уровня [5].

На вход НС подается одинаковая обучающая выборка. Для реализуемой сети выходной сигнал  $i$ -го нейрона скрытого слоя  $o_i$  и функция активации нейронов  $\phi_i$  в общем виде будет иметь вид [6]:

$$o_i = f \left( \phi_i \sum_{j=1}^n x_j W_{ji}^{(1)} \right),$$

$$o_i = f \left( \phi_i + \rho W_{1i}^{(1)} + \omega_1 W_{2i}^{(1)} + q_3 W_{3i}^{(1)} + h W_{4i}^{(1)} + \omega_2 W_{5i}^{(1)} + Cd W_{6i}^{(1)} \right). \quad (1)$$

Выходные слои, где контролируется значение величины уровня,  $h$  и порции СМ  $q_3$

будет справедливо следующее выражение:

$$y_i = f \left( \phi_i + \sum_{j=1}^n o_j W_{ji}^{(1)} \right). \quad (2)$$

Тогда из (2) значения величины  $h$  и  $q_3$  будут:

$$h = f \left( \phi_i + \sum_{i=1}^n o_i W_{ji}^{(1)} f \sum_{j=1}^n W_{ji}^{(2)} \right), q_3 = f \left( \phi_i + \sum_{i=1}^n o_i W_{ji}^{(1)} f \sum_{j=1}^n W_{ji}^{(2)} \right). \quad (3)$$

Формула (3) показывает, что на выходные значения сигналов влияют веса обоих слоев, тогда как сигналы, вырабатываемые в скрытом слое, не зависят от весов выходного слоя. Если выбирать сигмоидальную униполярную форму в качестве функции активации нейронов  $\phi_i$ , тогда получаем для выходных значений  $y_i$  следующее выражение:

$$y_i = \frac{1}{1 + \exp \left( - \sum_{j=1}^n W_{ji}^{(2)} \left( \frac{1}{1 + \exp \left( - \sum_{j=1}^n o_i W_{ji}^{(1)} \right)} \right) \right)}. \quad (4)$$

Чтобы контролировать образование застойных зон в бункере дозатора СМ и повысить однородность этих масс в системе автоматического дозирования, нами использовался метод, основанный на совместной работе НС с ПИД-контроллером. Анализ результатов работы данного метода показал, что в этом случае невозможно заранее предсказать погрешности регулирования процесса ДСМ. Результаты проведенных многочисленных экспериментов показали, что применение методологии управления процессом дозирования при использовании простых методов контроля и логического управления уровнем сыпучей массы невозможно [7].

Поскольку процесс управления дозированием СМ сложен и не может быть идентифицирован, то решить задачу управления можно с помощью нейросетевого регулятора. Структура системы автоматического регулирования процесса ДСМ с ПИД-регулятором и нейронной сетью в качестве блока автонастройки (типа многослойный персептрон с одним скрытым слоем) показана на рис. 2. Нейронная сеть (НС) в данной структуре играет роль функционального преобразователя, который для каждого набора сигналов  $u_i$  вырабатывает коэффициенты ПИД-регулятора  $K_p, K_i, K_d$  [8].

Процесс поиска неизвестных параметров нейронов  $W_{ij}^{(k)}$  является итерацион-

ным, на каждой итерации находят все коэффициенты сети по методу обратного распространения ошибки, который является одним из наиболее эффективных методов обучения многослойных нейронных сетей.

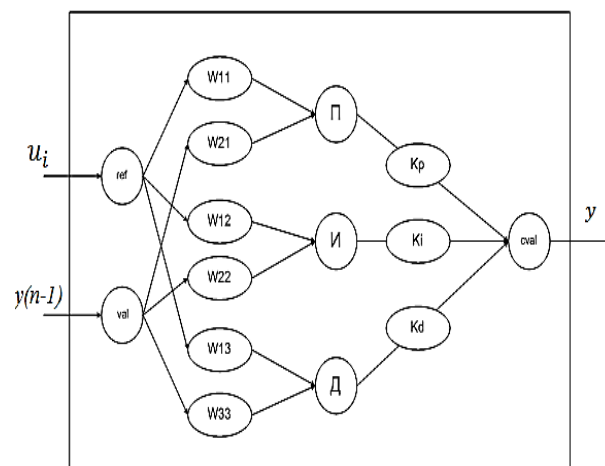


Рис. 2

На основе полученных структур (рис. 1 и 2) построена наиболее перспективная для решения поставленных задач структура нейронной сети, типа многослойный персептрон с одним скрытым слоем – ПИД-контроллером для автоматизации процесса управления объемом дозированием СМ (рис. 3 – структура разработанной нейронной сети, типа многослойный персептрон с одним скрытым слоем – ПИД-контроллером управления процессом объемного дозирования сыпучих масс). Входной вектор структуры НС состоит из данных автоматических измерений, характеризующих состояние ТП дозирования СМ в определенный момент времени. На выходе НС процесса ДСМ формируется выходной сигнал величины уровня СМ  $h$  и расхода  $q_3$ . Заданными значениями величины контроля  $u_i$  в процессе ДСМ являются: скорость подачи СМ  $\omega_{1зад}$ , производительность дозатора  $Q_{зад}$ , скорость работы дозатора  $\omega_{2зад}$ , уровень сыпучего продукта  $h_{зад}$  в бункере и объем порции  $q_{3зад}$ .

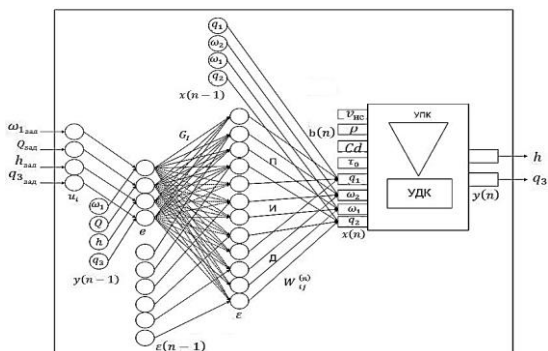


Рис. 3

Значения параметров  $y(n-1)$  показывают текущие значения управляющих величин коэффициентов последнего значения времени,  $x(n-1)$  – текущие значения входных параметров последнего значения времени комплексного дозатора как объекта управления, такие как объем сыпучей массы  $q_1$  и объем из выходного отверстия бункера  $q_2$ . Текущее рассогласование выходного сигнала процесса ДСМ определяется по формуле:

$$e = (x_i - y(n)). \quad (5)$$

Скрытый слой состоит из текущего рассогласования последнего значения времени ПИД-контроллера  $\varepsilon(n-1)$ , мгновенной ошибки регулирования  $\varepsilon$  и рассогласования выходного сигнала процесса ДСМ  $e$ . Это значит, что этот слой действует как стационарный предварительный компенсатор возмущающих факторов на процесс дозирования СМ. Этим компенсатором является постоянная матрица  $G_1$ , где между контурами управления уменьшается мгновенная ошибка регулирования ПИД-контроллера  $\varepsilon$  и определяются ошибки в последних двух временных шагов с помощью формулы:

$$\varepsilon = G_1 e. \quad (6)$$

Текущие значения входных параметров процесса ДСМ  $x(n)$  и выходной сигнал ПИД-контроллера  $\varepsilon$  обеспечивают высокое качество регулирования и позволяют оптимизировать управление по отдельным наиболее значимым критериям. Таким образом, для реализуемой сети выходной сигнал

$i$ -го нейрона скрытого слоя ПИД-контроллера определяется по формуле (7) с помощью процедуры обратного распространения.

$$x_i(n) = x_i(n-1) + W_{ij}^{(n)} \varepsilon_i(n) + W_{ij}^{(n-1)} \varepsilon_i(n-1) + W_{ij}^{(n-2)} \varepsilon_i(n-2), \quad (7)$$

где  $W_{ij}^{(n)}, W_{ij}^{(n-1)}, W_{ij}^{(n-2)}$  – общие постоянные переменные, определяемые параметрами подстройки ПИД-контроллера для разных контуров управления (производительностью дозатора, уровнем сыпучего продукта и объема порции СМ). Тогда весовые коэффициенты связей внутри сети для контуров управления производительностью дозатора и объема порции СМ определяются по формуле:

$$W_{ij}^{(n)} = \begin{pmatrix} W_{q_{10}} \\ W_{q_{20}} \\ W_{q_{11}} \\ W_{q_{21}} \\ W_{q_{12}} \\ W_{q_{22}} \\ W_{q_{13}} \\ W_{q_{23}} \\ W_{q_{14}} \\ W_{q_{24}} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} W_{w_{10}} \\ W_{w_{20}} \\ W_{w_{11}} \\ W_{w_{21}} \\ W_{w_{12}} \\ W_{w_{22}} \\ W_{w_{13}} \\ W_{w_{23}} \\ W_{w_{14}} \\ W_{w_{24}} \end{pmatrix}. \quad (8)$$

Выходные сигналы АСУ дозированием СМ будут определяться по следующим формулам:

$$h = u_h + \sum_{i=1}^n x_i(n) W_{ij}^{(n)} + x_i(n-1) W_{ij}^{(n-1)}, \quad (9)$$

$$q_3 = u_{q_3} + \sum_{i=1}^n x_i(n) W_{ij}^{(n)} + x_i(n-1) W_{ij}^{(n-1)}. \quad (10)$$

Ошибка сети для выходного слоя рассчитывается по формуле:

$$\delta x_i = f'(x_i) \sum_{j=1}^n \delta y_j \frac{dy_j}{dx_i}. \quad (11)$$

## ВЫВОДЫ

1. Таким образом, применение метода, основанного на работе НСМ с ПИД-контроллером, позволяет работать с наборами вход-

ных параметров любого уровня декомпозиции и учитывать влияние каждого параметра возмущений на оценку качества величины уровня и объемной порции СМ с помощью значений весовых коэффициентов.

2. Полученные значения сравниваются с контрольными показателями путем статистической обработки данных, в результате чего рассчитывается отклонение величины уровня СМ от эталонного и выдается результат о соответствии этого показателя заданному значению для выполнения дальнейших операций по производству сыпучих продуктов. Для разработанной системы минимальная ошибка обучения составила 1,04%, что укладывается в предел допустимой погрешности, определенный 1,5%.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. *Благовещенская М.М., Злобин Л.А.* Информационные технологии систем управления технологическими процессами. – М.: Высшая школа, 2005.

2. *Благовещенская М.М.* Основы стабилизации процесса приготовления многокомпонентных масс. – М.: Франтера, 2009.

3. *Савостин С.Д., Благовещенская М.М., Благовещенский И.Г.* Автоматизация контроля показателей качества муки в процессе размола с использованием интеллектуальных технологий. – М.: Изд-во Франтера, 2016.

4. *Балыхин М.Г., Борзов А.Б., Благовещенский И.Г.* Методологические основы создания экспертных систем контроля и прогнозирования качества пищевой продукции с использованием интеллектуальных технологий. – М.: Изд-во Франтера, 2017.

5. *Благовещенская М.М., Благовещенский И.Г., Назойкин Е.А.* Методика автоматической оценки качества пищевых изделий на основе теории искусственных нейронных сетей // Пищевая промышленность. – 2015, №2. С. 42...45.

6. *Благовещенский И.Г.* Использование нейронных сетей как фактора повышения качества и безопасности производства продуктов при решении задач автоматизации // Автоматизация технологических и бизнес-процессов. – Одесса, 2015, № 1.

7. *Балыхин М.Г., Борзов А.Б., Благовещенский И.Г.* Архитектура и основная концепция создания интеллектуальной экспертной системы контроля качества пищевой продукции // Пищевая промышленность. – 2017, №11. С.60...63.

8. *Сантос М.Р., Благовещенская М.М.* Использование нейронной сети для автоматизации процесса управления объемным дозированием молотого кофе // Междунар. научн. конф.: Развитие пищевой и перерабатывающей промышленности России: кадры и наука, 11– 12 апреля 2017 г. – МГУПП. С.102...106.

#### REFERENCES

1. *Blagoveshchenskaya M.M., Zlobin L.A.* Informatsionnye tekhnologii sistem upravleniya tekhnologicheskimi protsessami. – M.: Vysshaya shkola, 2005.

2. *Blagoveshchenskaya M.M.* Osnovy stabilizatsii protsessa prigotovleniya mnogokomponentnykh mass. – M.: Frantera, 2009.

3. *Savostin S.D., Blagoveshchenskaya M.M., Blagoveshchenskiy I.G.* Avtomatizatsiya kontrolya pokazateley kachestva muki v protsesse razmola s ispol'zovaniem intellektual'nykh tekhnologiy. – M.: Izd-vo Frantera, 2016.

4. *Balykhin M.G., Borzov A.B., Blagoveshchenskiy I.G.* Metodologicheskie osnovy sozdaniya ekspertnykh sistem kontrolya i prognozirovaniya kachestva pishchevoy produktsii s ispol'zovaniem intellektual'nykh tekhnologiy. – M.: Izd-vo Frantera, 2017.

5. *Blagoveshchenskaya M.M., Blagoveshchenskiy I.G., Nazoykin E.A.* Metodika avtomaticheskoy otsenki kachestva pishchevykh izdeliy na osnove teorii iskusstvennykh neyronnykh setey // Pishchevaya promyshlennost'. – 2015, №2. S. 42...45.

6. *Blagoveshchenskiy I.G.* Ispol'zovanie neyronnykh setey kak faktora povysheniya kachestva i bezopasnosti proizvodstva produktov pri reshenii zadach avtomatizatsii // Avtomatizatsiya tekhnologicheskikh i biznes-protsessov. – Odessa, 2015, № 1.

7. *Balykhin M.G., Borzov A.B., Blagoveshchenskiy I.G.* Arkhitektura i osnovnaya kontseptsiya sozdaniya intellektual'noy ekspertnoy sistemy kontrolya kachestva pishchevoy produktsii // Pishchevaya promyshlennost'. – 2017, №11. S.60...63.

8. *Santos M.R., Blagoveshchenskaya M.M.* Ispol'zovanie neyronnoy seti dlya avtomatizatsii protsessa upravleniya ob'emnym dozirovaniem molotogo kofe // Mezhdunar. nauchn. konf.: Razvitie pishchevoy i pererabatyvayushchey promyshlennosti Rossii: kadry i nauka, 11– 12 aprelya 2017 g. – MGUPP. S.102...106.

Рекомендована кафедрой автоматизированных систем управления биотехнологическими процессами. Поступила 07.06.18.