

- Tripathi, M.M. Short-Term Load Forecasting Using Generalized Regression and Probabilistic Neural Networks in the Electricity Market / M.M. Tripathi, K.G. Upadhyay, S.N. Singh // The Electricity Journal, 2008. – Vol. 21. – Issue 9. – P. 24–34.
- Tsai, C.L. Federal Funds Rate Prediction Using Robust Radial Basis Function Neural Networks / C.L. Tsai, C.C. Lee, Y.C. Chiang // The 2nd International Conference on Innovative Computing, Information and Control (ICIC'07), Aug. 12–17, 2007. – P. 696–699.

Материал поступил в редакцию 19.11.13

**GOLOVKO V.A., KHATSKEVICH M.V., BRICH A.L. A forecasting approach of time series basis on multilayer perceptron**

The forecasting approach, base on multilayer perceptron is presentea. In consist of special technique for input data presentation and training approach for time series predition.

УДК 004.89

**Иванюк Д.С., Головки В.А.**

**НЕЙРО-ПИД-КОНТРОЛЛЕР ПАСТЕРИЗАЦИОННОЙ УСТАНОВКИ**

**Введение.** Нечеткая логика, нейруправление и оптимальное управление в настоящее время являются глубоко проработанными и успешно применяемыми подходами для эффективного решения многих реальных производственных задач управления [1]–[2]. Рост исследований в области нейруправления произошел после 1987 года, когда в Сан-Диего была проведена первая IEEE конференция по нейронным сетям. На данном мероприятии было предложено большое количество нейросетевых систем управления [10].

Однако нейросетевые подходы имеют целый ряд серьезных недостатков. Физический смысл полученной нейронной сети, которая осуществляет управление, не является четким для понимания (особенно для инженеров по автоматизации). Также возникают вопросы об устойчивости такой системы управления. Поэтому в настоящее время, даже несмотря на их недостатки ПИД-контроллеры наиболее широко распространены. Они требуют экспертной настройки при запуске системы, более того во время работы из-за изменяющихся внешних условий их также необходимо подстраивать для получения наилучшего результата. ПИД-контроллеры плохо подходят для управления нелинейными системами, для условий быстро меняющихся параметров объекта управления и очень требовательных к точности управления систем. Например, для процесса пастеризации очень важен точный температурный диапазон нагрева молока, так как это напрямую влияет на качество полученного продукта (даже кратковременный перегрев может быть опасен).

ПИД-контроллер может быть подстроен во время работы за счет изменения его коэффициентов. Существует большое количество схем таких самонастраивающихся ПИД-контроллеров. В данной работе мы использовали для настройки коэффициентов нейронную сеть (НС).

Такие нейро-ПИД-контроллеры в настоящее время используются для построения различных систем управления. Рис. 1 поясняет базовые идеи данного подхода.

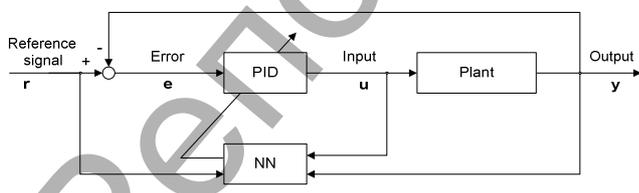


Рис. 1. Общая схема нейро-ПИД контроллера

Общая схема выглядит так – две многослойные нейронные сети (МНС), идентификатор системы (НС1) и настройщик коэффициентов ПИД (НС2) используются для «тонкой» подстройки ПИД [3, 6, 14]. Также используются рекуррентные или RBF нейронные сети [12]. Интересный подход используется в работе Ниша Джха [7] – весовые коэффициенты выходного слоя многослойного перцептрона соответствуют коэффициентам ПИД.

Для обучения НС обычно используется алгоритм обратного распространения ошибки (BPalgorithm) [3] или его модификации. Для поиска начальных значений порогов и весовых коэффициентов Сигеру Омату [3] предложил использовать генетические алгоритмы (GA). Для симуляции систем управления широко применяется пакеты MATLAB и Simulink, в некоторых работах можно встретить реализацию в качестве программного модуля для персонального компьютера (PC) [7].

**Нейро-ПИД-контроллер.** Общая структура самонастраивающегося нейро-ПИД-контроллера показана на рис. 2, где выходы нейронной сети – пропорциональный ( $K_P$ ), интегральный ( $K_I$ ) и дифференциальный ( $K_D$ ) коэффициенты. Вход же определяются в зависимости от конкретной задачи управления.

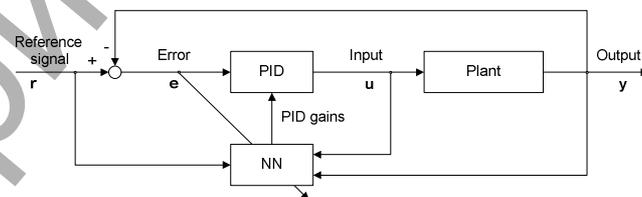


Рис. 2. Схема ПИД с самонастройкой коэффициентов

Для построения модели нейро-ПИД-контроллера опишем алгоритм функционирования нейронной сети. Вход нейрона  $j$  определяется как  $net_j$  и равен

$$net_j = \sum_{i=1}^n w_{ij} o_i + \theta_j,$$

где  $\theta_j$  – пороговое значение. Выход нейрона  $j$  определяется по следующей формуле

$$o_j = f(net_j), \quad f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}.$$

Для обучения будем использовать алгоритм ВР.

ПИД-контроллер в дискретном времени описывается следующим выражением:

$$u_n = u_{n-1} + K_P(e_n - e_{n-1}) + K_I e_n + K_D(e_n - 2e_{n-1} + e_{n-2}),$$

где  $K_P$ ,  $K_I$  и  $K_D$  – пропорциональный, интегральный и дифференциальный коэффициенты соответственно,  $u_n$  определяет вход объекта управления в момент  $tnT$  и  $e_n$  – ошибка между желаемым значением выхода  $r_n$  и реальным, то есть

$$e_n = r_n - y_n.$$

$T_0$  пределяет единичный интервал времени.

**Иванюк Дмитрий Сергеевич**, старший преподаватель кафедры интеллектуальных информационных технологий Брестского государственного технического университета.  
Беларусь, БрГТУ, 224017, г. Брест, ул. Московская, 267.

Для настройки  $K_P$ ,  $K_I$  и  $K_D$  во время работы мы будем использовать трехслойный перцептрон. Каждый слой состоит из  $N_1$ ,  $N_2$  и  $N_3$  нейронов соответственно. Количество нейронов выбирается исходя из экспертного опыта и сложности объекта управления,  $N_3$  равняется трем – количеству коэффициентов ПИД. Для использования алгоритма ВР мы должны выбрать функцию  $E$ , значение которой должно быть минимизировано. В качестве такой функции будет выступать ошибка управления в момент времени  $(n+1)T - e_{n+1}$

$$E = \frac{1}{2} e_{n+1}^2.$$

В качестве данной ошибки будем использовать сохраненные ранее данные –  $E_{n-p} \dots E_{n-2}$ ,  $E_{n-1}$ ,  $E_n$ .

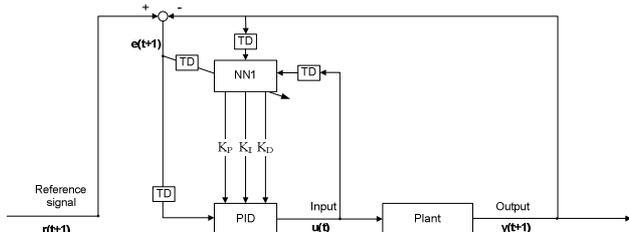


Рис. 3. Нейро-ПИД-контроллер, TD означает оператор задержки

Финальная конфигурация системы управления показана на рис. 3.

**Описание пастеризационной установки.** Для тестирования работы разработанного нейро-ПИД-контроллера предполагается использовать проект «Пастеризационная установка № 2» SCADA-

системы «EasyServer» на предприятии ОАО «Савушкин продукт». Данный проект управляет процессом пастеризации молока (рис. 4).

Установка в режиме пастеризации работает следующим образом: молоко из бачка насосом N101 подается в пластинчатый теплообменник P1, где оно подогревается, далее идет на гомогенизатор, затем пастеризуется в трубчатом теплообменнике T1. Управление заключается в поддержании температур TE100 (температура гомогенизации) и TE101 (температура пастеризации) в заданных пределах путем открытия управляемых паровых клапанов VC100 (величина открытия клапана подогрева P1) и VC101 (величина открытия клапана подогрева T1). Диапазон работы управляемых паровых клапанов от 0% – полностью закрыт, до 100% – полностью открыт. Температура TE100 должна поддерживаться в пределах  $75 \pm 2$  °C, TE101 –  $95 \pm 2$  °C.

Для компьютерного моделирования была использована следующая нелинейная модель процесса пастеризации

$$y_{n+1} = ky_n - 0.002y_{n-1}^2 + 0.9u_n + 0.1\sin(u_{n-1}),$$

где коэффициент  $k$  может изменяться в диапазоне 0.2..1.1.

Рисунок 5 показывает результаты моделирования для следующих значений параметров  $k=0.9$ ,  $K_P=1$ ,  $K_I=2$  и  $K_D=0.01$ , требуемое задание 90.

**Нейро-ПИД-контроллер пастеризационной установки.** В качестве настройщик ПИД мы выбрали многослойный перцептрон (MLP) со следующей структурой: 20 входных, 10 скрытых и 3 выходных нейронных элемента; функция активации скрытого и выходного слоев – сигмоидная (рис. 6).

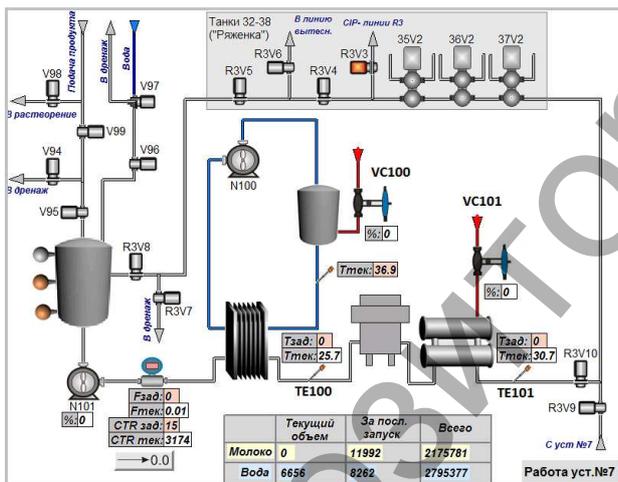


Рис. 4. Схема и общий вид пастеризационной установки

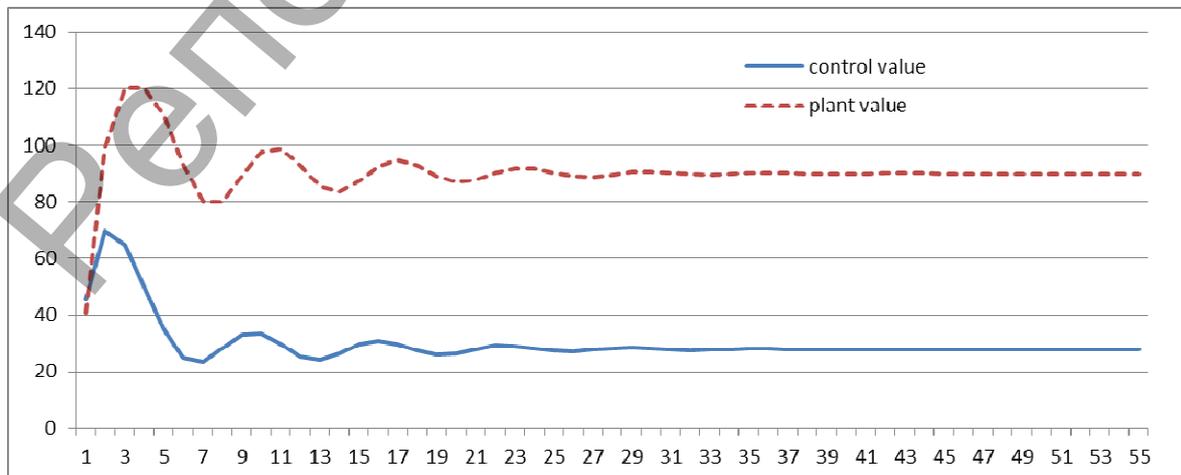


Рис. 5. Результаты моделирования процесса пастеризации

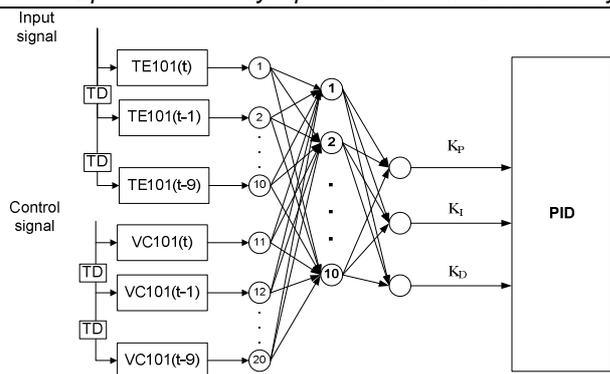


Рис. 6. Настройщик ПИДНН1

Для предварительного обучения использовались сохраненные данные работы объекта управления – 50 первых точек, размер окна – 10, точность обучения 0.00005. Во время работы происходило обучение нейронной сети если в течение 10-ти тактов времени ошибка управления превышала 10. Точность обучения 0.0001, ограничение на количество итераций – 10.

Результаты моделирования показывает рис. 7. Коэффициент  $K$  изменялся для моделирования возмущающих воздействий.

**Заключение.** Задача повышения качества управления процессом пастеризации является актуальной в настоящее время. Использование нейро-ПИД-контроллера предложено как альтернатива другим самонастраивающимся схемам ПИД. Была разработана структура и алгоритм работы нейро-ПИД-контроллера. Тестирование показало эффективность данной схемы.

**СПИСОК ЦИТИРОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ**

- White, D.A. Ed.: Handbook of Intelligent Control / D.A. White, D.A. Sofge // Neural, Fuzzy, and Adaptive Approaches, Van Nostrand Reinhold, 1992.
- Sigeru Omatu, Marzuki B. Khalid: Neuro-Control And Its Applications, 1996.
- Sigeru Omatu, Michifumi Yoshioka: Self-Tuning Neuro-PID Control and Applications, Department of Computer and Systems Sciences, College of Engineering, Osaka Prefecture University, Sakai, Osaka, Japan.
- Michiyo Suzuki, Toru Yamamoto, Kazuo Kawada, Hiroyuki Sogo: A Design of Neural-Net Based Self-Tuning PID Controllers, Lecture Notes in Computer Science. – Vol. 2130, 2001.
- Azadeh Mansouri Mansourabad, Mohammad Taghi Hamidi Beheshti, Mohsen Simab: A Hybrid PSO\_Fuzzy\_PID Controller for Gas Turbine Speed // International Journal of Control and Automation. – Vol. 6. – No. 1. – February, 2013.
- Ming-Chung Fang, Young-Zoung Zhuo, Zi-Yi Lee: The application of the self-tuning neural network PID controller on the ship roll reduction in random waves, Ocean Engineering. – Vol. 37. – Issue 7. – May 2010. – P. 529–538.

- Nisha Jha, Udaibir Singh, T.K.Saxena & Avinashi Kapoor: Online Adaptive Control for Non Linear Processes Under Influence of External // International Journal of Artificial Intelligence and Expert System (IJAE). – Vol. 2. – Issue 2, 2011.
- Liu, Van-Tsai: Self-Tuning Neuro-PID Controller for Piezoelectric Actuator, Advanced Science Letters. – Vol. 14. – Number 1. – July 2012. – P. 141–145.
- Woo-yong Han, Jin-wook Han, Chang-goo Lee: Development of a Self-tuning PID Controller based on Neural Network for Nonlinear Systems, Proceedings of the 7th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED99) Haifa, Israel. – June 28–30, 1999.
- Sigeru Omatu, Michifumi Yoshioka, Toshihisa Kosaka, Hidekazu Yanagimoto: Neuro-PID Control of Speed and Torque of Electric Vehicle, International Journal on Advances in Systems and Measurements. – Vol. 3. – No 1, 2010.
- Hossein Rouhani, Arash Sadeghzadeh, Caro Lucas, Babak Nadjar Araabi: Emotional learning based intelligent speed and position control applied to neurofuzzy model of switched reluctance motor, Control and Cybernetics. – Vol. 36, 2007. – No. 1.
- Teo Lian Seng, Marzuki Khalid, Rubiyah Yusof, Sigeru Omatu: Adaptive Neuro-fuzzy Control System by RBF and GRNN Neural Networks // Journal of Intelligent and Robotic Systems, 1998. – Vol. 23. – Issue 2–4. – P. 267–289.
- Reza Jafari, Rached Dhaouadi: Adaptive PID Control of a Nonlinear Servomechanism Using Recurrent Neural Networks, Advances in Reinforcement Learning, 2011. – P. 275–296.
- Corneliu Lazar, Sorin Carari, Draguna Vrabe, Marius Kloetzer: Neuro-predictive control based self-tuning of PID controllers, ESANN'2004 proceedings - European Symposium on Artificial Neural Networks, Bruges (Belgium), 28–30 April 2004. – P. 391–396.
- Ahmed Tahour, Hamza Abid, Abdel Ghani Aissaoui: Adaptive Neuro-Fuzzy Controller of Switched Reluctance Motor, Serbian journal of electrical engineering. – Vol. 4. – No. 1. – June 2007. – P. 23–34.
- Abdel Badie Sharkawy: Genetic fuzzy self-tuning PID controllers for antilock braking systems, Engineering Applications of Artificial Intelligence. – Vol. 23. – Issue 7. – October, 2010. – P. 1041–1052.
- Takao Sato, Akira Inoue: Improvement of tracking performance in self-tuning PID controller based on generalized predictive control, International Journal of Innovative Computing, Information and Control. – Vol. 2. – No 3. – June 2006. – P. 491–503.
- S. Joe Qin, Thomas A. Badgwell: A survey of industrial model predictive control technology, Control Engineering Practice 11. – 2003. – P. 733–764.
- Головкин, В.А. Нейроинтеллект: теория и применение. – Книга 1. Организация и обучение нейронных сетей с прямыми и обратными связями. – Брест: БПИ, 1999.
- Головкин, В.А. Нейроинтеллект: теория и применение. – Книга 2. Самоорганизация, отказоустойчивость и применение нейронных сетей. – Брест: БПИ, 1999.
- Головкин, В.А. Нейрокомпьютеры и их применение. – Книга 4. Нейронные сети: обучение, организация и применение. – М.: Радитехника, 2001.

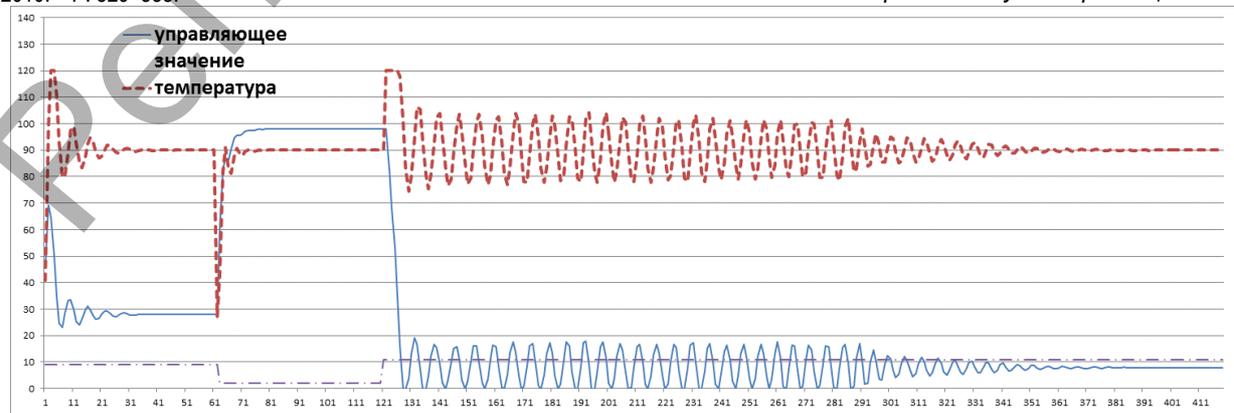


Рис. 7. Результаты моделирования

Материал поступил в редакцию 02.12.13

## IVANYUK D.S., GOLOVKO V.V. The neuro-PID controller pasteurization installation

The neuro-PID controller for the pasteurizer was developed. It consists of two parts: the conventional PID (proportional plus integral plus derivative controller) and the neural network, which are based on the multilayer perceptron structure. The outputs of the neural network are proportional (P), integral (I), and derivative (D) gains. The simulation and experimental results show the effectiveness of the proposed approach.

УДК 519.688:004.021

Чичурин А.В., Швычкина Е.Н.

## КОМПЬЮТЕРНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ДВУХ МОДЕЛЕЙ ХЕМОСТАТА ДЛЯ ОДНОГО ПИТАТЕЛЬНОГО РЕСУРСА

**Введение.** В работе рассматриваются динамические модели хемостата Михаэлиса-Ментена, описывающие процесс непрерывного культивирования бактерий с одним органическим субстратом и двумя видами микроорганизмов в случае, когда константы Михаэлиса-Ментена для обеих конкурирующих популяций микроорганизмов равны. Для такой системы ищутся решения с конечными начальными условиями, принимающие только положительные значения. Поставленная задача сводится к решению нелинейного дифференциального уравнения первого порядка.

Построены программные модули, использующие численные процедуры, которые позволяют осуществить моделирование процессов хемостатного культивирования при изменяющихся параметрах системы, а также визуализировать динамику процесса развития для каждого микроорганизма. Проведен сравнительный анализ некоторых численных методов, которые использовались для интегрирования результирующего нелинейного дифференциального уравнения.

**Описание модели, постановка задачи.** Математическое моделирование динамики развития двух видов микроорганизмов, потребляющих один субстрат, является актуальной задачей, часто возникающей при производстве в медицинской и пищевой промышленности, микробиологической промышленности, экологии, а также при производстве генетически модифицированных продуктов. Моделирование конкурирующих популяций микроорганизмов является одной из наиболее сложных задач в математической биологии.

Основополагающий принцип количественного выражения всех проявлений жизни клетки приведен, например, в книге Перта [1], где свойства и поведение клеток описываются математическими моделями. Для изучения скорости роста популяций микроорганизмов можно использовать следующую гипотезу Ж. Моно [1]: зависимости скоростей реакций являются функциями от концентрации субстрата. Эта гипотеза была использована в построении модели Михаэлиса-Ментена. Данная модель описывает процессы, происходящие в хемостате, специальном лабораторном или промышленном приборе для выращивания полезной биомассы микроорганизмов (бактерий). Целью управления хемостатом является обеспечение режима работы, соответствующего максимальной производительности и максимальному выходу полезной биомассы микроорганизмов. Под хемостатом часто понимают также математическую модель, описывающую биологический процесс для непрерывного культивирования бактерий, обеспечивающий оптимальные температурные условия и постоянное поступление свежей питательной среды при одновременном удалении части бактериальной культуры [2]. В данной работе мы будем придерживаться такого определения. В простейших моделях хемостата [2] рассматривается конкуренция нескольких видов микроорганизмов, которые питаются одним ограниченным питательным веществом, называемым субстратом. Если конкуренция двух или более популяций происходит «эксплуататорским образом» при одном лимитируемом субстрате, то выживает только одна из популяций, а остальные – вымирают. Такая ситуация возникает

при большинстве заданных постоянных значений параметров – скорости вымывания и входной концентрации питательного субстрата. Исследование таких процессов приведено в работах [1, 2]; там же было доказано, что теоретически возможно краткосрочное сосуществование двух или более популяций, питающихся одним ограниченным субстратом. В природе существуют примеры, которые демонстрируют сосуществование нескольких популяций, причем довольно длительное время.

В реальных условиях параметры, которые описывают хемостат, не являются постоянными величинами. Наличие природных сезонных изменений приводит к необходимости уточнения модели простого хемостата, а именно, рассмотрения модели с периодически изменяющимися коэффициентами. Существует два основных способа описания такой модели: первый – сделать периодической скорость подачи входной концентрации питательного субстрата, второй – рассмотреть периодическую скорость смыва субстрата. Первая из этих модификаций была изучена в работе [3]. Такой подход является естественным с точки зрения экологии, так как можно ожидать, что уровни питательных веществ во многих экосистемах находятся в зависимости от дня и ночи или имеют более длительную сезонную зависимость. Система дифференциальных уравнений, описывающая такую модель, будет иметь вид:

$$\begin{cases} \dot{s}(t) = f(t) - s(t) - x_1(t)\mu_1(s(t)) - x_2(t)\mu_2(s(t)), \\ \dot{x}_1(t) = (\mu_1(s(t)) - 1)x_1(t), \\ \dot{x}_2(t) = (\mu_2(s(t)) - 1)x_2(t), \end{cases} \quad (1)$$

где  $\mu_i(s(t)) = \frac{m_i s(t)}{a_i + s(t)}$  ( $i = 1, 2$ ),  $s(t)$  обозначает плотность питательного субстрата,  $x_1(t)$ ,  $x_2(t)$  – плотности микроорганизмов в

момент времени  $t$ , остальные параметры  $m_1$ ,  $a_1$ ,  $m_2$ ,  $a_2$  модели (1) являются заданными положительными числами, периодическая функция  $f(t)$  определяет скорость подачи питательного субстрата в хемостат. Данная модель хемостата предложена немецкими учёными Л. Михаэлисом и М. Ментеном в 1913 г. [2].

Вторая модификация была изучена в работах [4, 5], и соответствующий эксперимент представляет собой управление скоростью насоса, что изменяет скорость вымывания (модель станции очистки сточных вод). Система дифференциальных уравнений, описывающая данную модификацию, имеет вид:

$$\begin{cases} \dot{s}(t) = (1 - s(t))D(t) - x_1(t)\mu_1(s(t)) - x_2(t)\mu_2(s(t)), \\ \dot{x}_1(t) = (\mu_1(s(t)) - D(t))x_1(t), \\ \dot{x}_2(t) = (\mu_2(s(t)) - D(t))x_2(t), \end{cases} \quad (2)$$

где  $D(t)$  – положительная периодическая функция, определяющая

Чичурин Александр Вячеславович, д.ф.-м.н., доцент, профессор кафедры математического анализа и дифференциальных уравнений Брестского государственного университета имени А.С. Пушкина.

Беларусь, г. Брест, БрГУ, 224600, бульвар Космонавтов, 21.

Швычкина Елена Николаевна, старший преподаватель кафедры высшей математики Брестского государственного технического университета.

Беларусь, БрГУ, 224017, г. Брест, ул. Московская, 267.

Физика, математика, информатика