



ISSN 1815-4840

# CHEMICAL TECHNOLOGY. CONTROL AND MANAGEMENT

2018, №3 (81) pp.52-56

International scientific and technical journal  
journal homepage: [ijctcm.com](http://ijctcm.com)

Since 2005

УДК 66.015.2

D.P.MUKHITDINOV, F.A.ERGASHEV, A.V.SCHULTZ

## DEVELOPMENT OF THE MULTICOUPLING DYNAMIC MODEL OF PROCESS OF EXTRACTION OF PHOSPHORIC ACID ON THE BASIS OF AN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

*Сунъий нейрон тармоғини қўллаш асосида экстракцион фосфор кислотасини олишининг мураккаб технологик жараёнларини математик моделлаштириши ва оптималлаштириши масалалари кўриб чиқилди. Фосфор унининг массавий сарфиш аниқлаш учун компонентларнинг реакторда бўлиши вақтига боғлиқ бўлган концентрациянинг ўзгариши функциясидан фойдаланиши асосланган ва таклиф этилган. Ўргатилган нейрон тармоғи киришига хатоларга эга бошланғич маълумотлар берилганда унинг галаёнлар бўйича барқарорлаш фоолияти кўрсатилди.*

**Таянч сўзлар:** математик модель, бошқариш тизими, нейрон тармоғи, галаёнларни қоплаш, Левенберг-Марквардт алгоритми.

*Рассматриваются вопросы математического моделирования и оптимизации сложных технологических процессов получения экстракционной фосфорной кислоты на основе применения искусственной нейронной сети. Обосновано и предложено использование функции изменения концентрации фосфорной кислоты в зависимости от времени пребывания компонентов в реакторе для нахождения массового расхода фосфорной муки. Показана работа обученной нейронной сети по стабилизации возмущений при подачи на её вход исходных данных с отклонениями.*

**Ключевые слова:** математическая модель, система управления, нейронная сеть, компенсация возмущений, алгоритм Левенберга – Марквардта.

*The deals with the problems of mathematical modeling and optimization of complex technological processes for obtaining extraction phosphoric acid based on the use of an artificial neural network. The use of the function of changing the concentrations from the residence time of the components in the reactor to find the mass consumption of phosphoric flour is substantiated and proposed. The work of a trained neural network for stabilizing perturbations is shown when input of input data with distortion is fed to its input.*

**Key words:** mathematical model, control system, neural network, compensation of perturbations, Levenberg-Marquardt algorithm.

Фосфорная кислота является важнейшим промежуточным продуктом для производства фосфорных удобрений, кормовых добавок, инсектицидов и других фосфорсодержащих продуктов. Общее мировое потребление природных фосфатов в настоящее время составляет более 150 млн. т в год, при этом две трети добычи перерабатывается в фосфорную кислоту [1с.2]. Анализ процессов получения экстракционной фосфорной кислоты методами математического моделирования имеет существенное теоретическое и практическое значение. Для отыскания оптимального технологического режима и построения системы автоматизированного управления им традиционно требуется проведение эксперимента, зачастую дорогостоящего и трудоемкого. Применение же методов математического моделирования позволяет без затрат на реальное оборудование получить интересующую информацию о технологическом процессе в удобном виде, а также рассчитывать оптимальные параметры для проведения процесса.

Классические математические модели предполагают наличие точной (аналитической) математической модели. Вместе с этим возникают ситуации, когда факторы, не имеющие существенного влияния на поведение системы, со временем начинают играть ключевую роль.

Таким образом, оперативное управление большими системами на основе стандартных решений затруднено в режиме реального времени. Для решения подобных проблем целесообразно применение моделей и алгоритмов построения интеллектуальных систем автоматического управления, которые позволяют проводить обучение, адаптацию или настройку регуляторов за счет запоминания и анализа информации о поведении объекта, системы его управления и внешних воздействий.

В настоящем процессе происходит подача исходных компонентов до тех пор, пока в реакторе не будет достигнут определённый уровень пульпы в реакторе, по достижению которого подача прекращается. Через определенное время практически готовая пульпа подаётся во вторую секцию реактора для окончательного выделения кристаллов фосфогипса, из которого она откачивается погружными насосами для последующей фильтрации. Процесс является непрерывным. На основании оптимального времени пребывания компонентов управляется скорость подачи фосфорной муки в реактор при постоянной скорости подачи серной кислоты. Зависимость скорость подачи муки от времени пребывания компонентов в реакторе выведена из формулы для массового расхода вещества:

$$G_M = \rho \cdot v_{cp} \cdot S = \frac{\rho \cdot V \cdot S}{t},$$

откуда  $t = \frac{\rho \cdot V \cdot S}{G_{муки}}$  - время подачи фосфорной муки должно равняться времени пребывания компонентов в экстракторе в случае непрерывного процесса. Чем больше время пребывания в экстракторе, тем меньше поток подаваемой фосфорной муки.

Соответственно производительность погружных насосов определяется из формулы (для своевременной откачки пульпы):

$$N = \frac{\rho \cdot g \cdot G_V \cdot H}{\eta},$$

где  $G_V$  - объёмный расход готовой пульпы,  $\rho$  - её плотность,  $H$  - напор насоса,  $\eta$  - КПД погружного насоса.

Итак, задача сводится к следующему: подавая на вход обученной искусственной нейронной сети значения желаемых концентраций на выходе реактора, получаем оптимальное время пребывания компонентов в реакторе.

Для задачи многомерного анализа (при условии, что входные данные подчиняются определённой закономерности, а также при достаточном количестве нейронов в скрытом слое) подходит двухслойная сеть с прямой связью, сигмоидальными нейронами в скрытом слое и линейными нейронами в выходном слое.

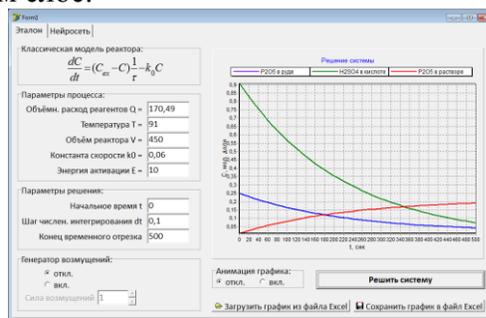


Рис. 1. Демонстрация работы программы для генерации данных.

Для создания обучающих выборок при обучении нейронной сети разработано программное обеспечение (на языке Delphi) (рис.1), имитирующее изменение концентраций во времени в ходе

химической реакции на основе классической динамической модели реактора идеального смешения:

$$\frac{dC}{dt} = (C_{ex} - C) \frac{1}{\tau} - k_0 C,$$

где  $\tau$  – время пребывания исходного вещества в аппарате,  $k_0$  – константа скорости химической реакции при нормальных условиях,  $C_{ex}$  – концентрация вещества на входе в аппарат,  $C$  – концентрация вещества на выходе из аппарата.

По значениям концентраций можно определить оптимальное время пребывания компонентов в реакторе для наиболее полного проведения реакции.

Из графика проведенных расчетов видно, как меняются концентрации (в мол. долях) при заданных условиях:

- $P_2O_5$  в руде  $C_0=0.25$ ;  $C=0.04$ ;
- $H_2SO_4$  в кислоте  $C_0=0.92$ ;  $C=0.07$
- $P_2O_5$  в пульпе  $C_0=0$ ;  $C=0.19$ .

Исходное сырье содержит в себе множество примесей (особенно в случае подаваемой фосфорной муки, которая содержит в себе около 24%  $P_2O_5$ ). Конечные концентрации отражают процесс реагирования полезных исходных веществ с вредными примесями, вследствие чего происходят некоторые потери при переходе  $P_2O_5$  в раствор пульпы, а также невозможность идеально полного проведения реакции из-за специфических свойств исходных компонентов.

Образуемая пульпа представляет собой агрессивную смесь сильных кислот и фосфогипса, которые способствует отложению инкрустированных осадков, приводящих к образованию зон слабого перемешивания [2, с.521-525], а также к «заращению» трубопроводов и чувствительных элементов в расходомерах, что влечёт за собой появление неопределённостей в управлении процессом. Для учета этих явлений в программе имеется возможность генерировать возмущения различной силы в составе исходных веществ для моделирования ситуаций, связанных с неопределённостями, вызванными колебаниями в составе исходных компонентов, погрешностью измерительных приборов (рис.2).

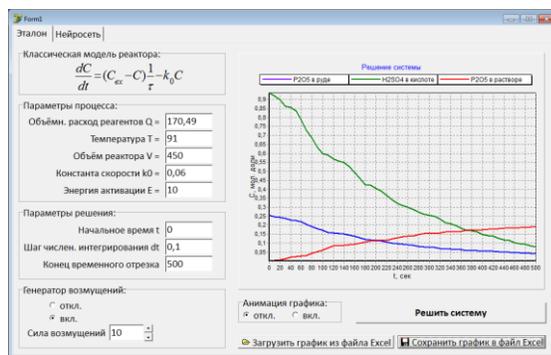


Рис.2. Работа программы при включённом генераторе возмущений.

Внизу рабочего окна программы имеются 2 кнопки для загрузки и сохранения графической интерпретации в табличный файл Microsoft Excel, что делает программу особенно удобной при проведении реального эксперимента на реальном объекте, когда пользователь может внести в таблицу свои данные. Начальные концентрации исходных компонентов определяются в ходе предварительного лабораторного анализа проб прибывшего сырья.

Для построения и обучения нейронной сети использовалось приложение Neural Fitting (аппроксимация данных) из пакета прикладных программ Matlab R2014b (версии 8.4.0.150421 для

64-битных машин), а в качестве данных для обучения – сгенерированные с помощью авторской программы файлы xls.

В качестве входных данных для обучения были выбраны 3 множества изменения концентраций, а в качестве выходных – вектор времени, соответствующий концентрациям. Обучение сети на основе сгенерированных данных классической модели без искажений по алгоритму Левенберга – Марквардта с числом нейронов в скрытом слое = 10 даёт положительные результаты с порядком ошибки  $\Delta = 10^{-4}$  на основном (70% от выборки), контрольном (15%) и тестовых множествах (15%) (Рис.3.)

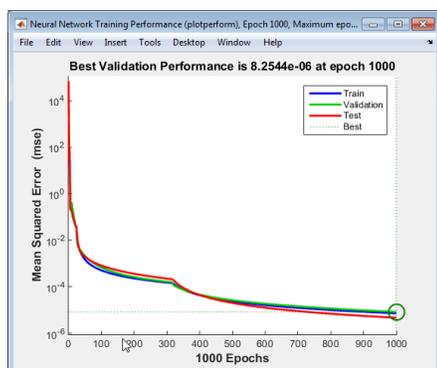


Рис.3. Средняя квадратичная ошибка на каждой эпохе обучения.

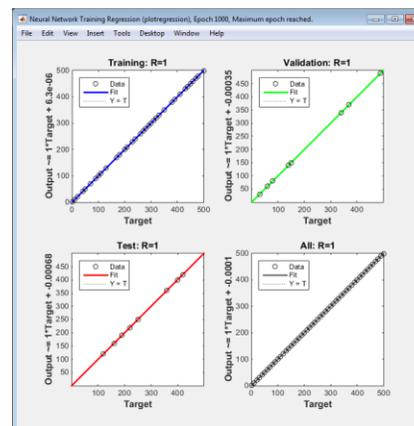


Рис.4. Обобщающая способность нейронной сети.

Обобщающая способность сети является хорошей на всех множествах с коэффициентом корреляции  $R=1$  (Рис.4).

Моделируя работу нейронной сети и подавая на её вход 3 вектора изменения концентраций, выводятся графики необходимых зависимостей от времени (Рис.5).

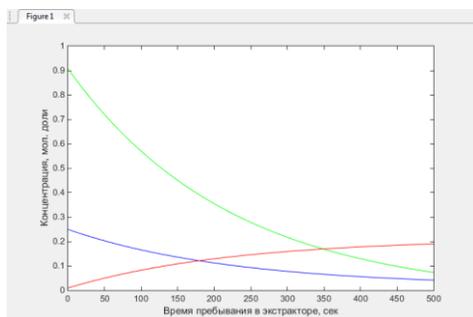


Рис.5. Графическая интерпретация результатов работы нейронной сети.

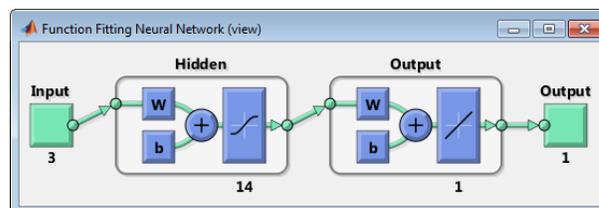


Рис.6. Графический вид нейронной сети.

Как видно из графика, нейронная сеть с высокой точностью воспроизводит требуемые зависимости.

Для учёта возмущений, необходимо на вход сети подавать (помимо набора с данными) множество, которое учитывает возмущения. Поэтому было объединено два файла Excel (без искажений и с искажениями, см. Рис.1-2) в один и подано на вход сети для её обучения. Оптимальное число нейронов в скрытом слое, равное 14, было определено подбором (Рис.6). Результат обучения можно увидеть на рисунке 7.

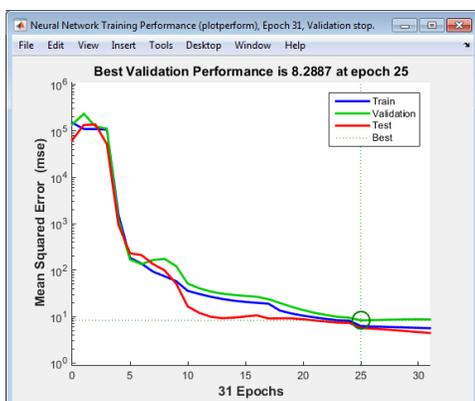


Рис. 7. Средняя квадратичная ошибка на каждой эпохе обучения.

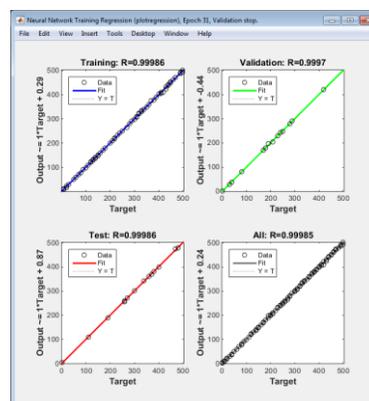


Рис. 8. Обобщающая способность нейронной сети

Результаты обобщающей работы нейронной сети для обучающего, контрольного и тестового множеств приведены на рисунке 8.

Результат моделирования нейронной сети можно увидеть на рисунке 9.

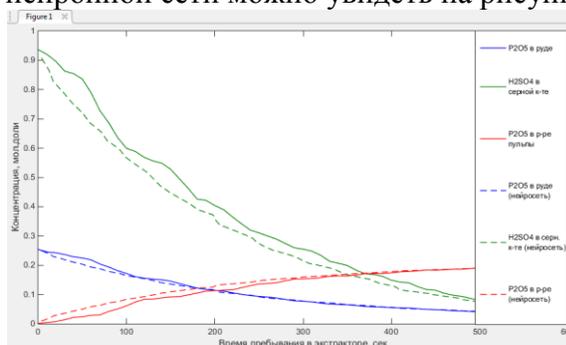


Рис. 9. Результат моделирования нейронной сети.

При моделировании на данном этапе на вход обученной сети был подан вектор концентраций с возмущениями. Сплошной линией показаны графики зависимости искажённых концентраций от времени пребывания в реакторе без участия нейронной сети. Пунктирной линией показана работа обученной нейронной сети по стабилизации возмущений.

Таким образом, управление с использованием нейронной сети позволяет определять оптимальное время пребывания в реакторе более достоверным (даже при отсутствии промежуточных лабораторных анализов изменения концентраций в ходе реакции).

#### References:

1. N.R. YUsupbekov, D.P. Muhitdinov, A.V. SHul'c. Obzor aktual'ny'h tehnologiy proizvodstva e`kstrakcionnoy fosfornoy kisloty'. Himicheskaya tehnologiya. Kontrol' i upravlenie, №3, 2017. - s.5.
1. Dorojkin, S.V. Racional'naya organizaciya stadii rastvoreniya fluorapatita v proizvodstve e`kstrakcionnoy fosfornoy kisloty' / S.V. Dorojkin, B.M. Dolgonosov // Himicheskaya promy'shennost'. - 1992. - №9 - S. 521-525.

Мухитдинов Джалолитдин Пахритдинович – доктор технических наук, профессор кафедры «Автоматизация производственных процессов» ТашГТУ.

Тел.: +998946042380 (м.);

Эргашев Фарход Арифжанович – старший преподаватель кафедры «Метрология, стандартизация и сертификация» ТГТУ,

Тел.: (+99890) 315-05-25, E-mail:qwerty0409@mail.ru;

Шульц Алексей Викторович – магистр кафедры «Автоматизация производственных процессов» ТашГТУ.

Тел.: +998936051311 (м.).