

УДК 004.032

**ОБОБЩЕННАЯ ПРОЦЕДУРА СИНТЕЗА АЛГОРИТМОВ  
НЕЙРОСЕТЕВОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ НА БАЗЕ ТЕОРИИ  
ЦЕЛЫХ ФУНКЦИЙ ЭКСПОНЕНЦИАЛЬНОГО ТИПА**

*Статья поступила в редакцию 01.11.2013, в окончательном варианте 18.11.2013.*

**Жашкова Татьяна Валерьевна**, кандидат технических наук, доцент, Пензенский государственный технологический университет, 440039, Российская Федерация, г. Пенза, проезд Байдукова / ул. Гагарина, 1а/11, e-mail: Zhashkovat@mail.ru

Цель работы – повышение эффективности нейросетевой идентификации состояний сложных систем по результатам мониторинга параметров, образующих их физических объектов. Методическую основу исследования составили положения теорий идентификации, цифровой фильтрации, искусственных нейронных сетей (ИНС), математической теории целых функций экспоненциального типа (ЦФЭТ), а также методы математического и имитационного моделирования.

Автором была решена задача разработки процедуры аналитического синтеза систем идентификации сигналов с учетом моделей сигналообразования на базе теории ЦФЭТ. Разработана структура ИНС, особенностью которой является наличие в первом слое особых нейронов, динамически хранящих координаты корней (нулей) сигнала. Выполнены вычислительные эксперименты, показавшие, что вероятность идентификации полиномиальных сигналов с помощью предложенной ИНС выше, чем для традиционной ИНС, идентифицирующей сигналы по текущим значениям. Этот результат связан с тем, что любая целая функция может быть описана своими корнями (нулями).

**Ключевые слова:** аналого-цифровой преобразователь, информационный объект, искусственная нейронная сеть, сложная система, целая функция экспоненциального типа, цифровая обработка сигнала

**GENERALIZED PROCEDURE FOR THE SYNTHESIS  
OF ALGORITHMS NEURONET IDENTIFICATION  
BASED ON THE THEORY ENTIRE FUNCTIONS**

**Zhashkova Tatiana V.**, Ph.D. (Engineering), Associate Professor, Penza State Technological University, 1a/11 Baydukov pr. / Gagarin St., Penza, 440039, Russian Federation, e-mail: Zhashkovat@mail.ru

Purpose – to increase the efficiency of neural network identification of the complex systems on the monitoring parameters of the constituent physical objects. The methodological basis of the theory of the study was the identification, digital filtering, artificial neural networks (ANN), the mathematical theory of entire functions of exponential type (TSFET), and the methods of mathematical modeling and simulation.

The author has solved the problem of the development of the analytical procedures of synthesis of systems of identification signal with respect to models based on the theory signaloobrazovaniya TSFET. The structure of the ANN, which feature is the presence in the first layer of special neurons dynamically storing the coordinates of the roots (zeros) of the signal. Performed numerical experiments showed that the probability of identification of polynomial signals using the proposed ANN is higher than for traditional ANN identifying signals at current values. This result is related to the fact that any entire function can be described by its roots (zeros).

**Keywords:** analog-to-digital converter, information object, artificial neural network, complex system, entire function of potential type, digital signal processing

Современный уровень развития сложных систем, содержащих распределенные физические объекты, вызывает необходимость решения как теоретических, так и практических задач идентификации их состояний. Решение задач идентификации существенным образом

определяется уровнем развития современных информационных технологий в области систем мониторинга и контроля, а также теоретических разработок в области описания состояний сложных систем.

В работе предлагается применять нейросетевую идентификацию состояний сложных систем с использованием физических объектов. Подсистемы идентификации на базе искусственных нейронных сетей (ИНС) обладают свойствами адаптивности, параллелизма вычислений, возможностями обучения. Эти факторы обеспечивают возможности их успешного использования в данной области.

Цели и особенности использования нейросетевых систем идентификации зависят от областей их применения. ИНС целесообразно применять для решения таких задач, математические модели которых имеют неопределенности. Однако можно сформулировать общие требования к системам идентификации: высокая точность и быстродействие алгоритмов идентификации; компактность структуры; высокая надежность в условиях изменения внешних факторов.

В данной работе при построении системы идентификации с учетом этих требований делается попытка консолидировать достижения методов теории ИНС и теории целых функций экспоненциального типа (ЦФЭТ) [15]. Для этого проанализируем существующую структуру ИНС и разработаем математическую модель ИНС для идентификации сигналов.

Укажем основные свойства ЦФЭТ в рамках теории целых функций [14].

1. Функция комплексной переменной  $\zeta$  является целой, если она является аналитической для всех конечных  $\zeta$ .

2. ЦФЭТ непрерывна и дифференцируема любое число раз на всей комплексной плоскости  $\zeta$ .

3. ЦФЭТ является обобщением полинома, который можно представить следующей мультипликативной формой:

$$f(\zeta) = \prod_{k=1}^n (\zeta - \zeta_k), \quad (1)$$

где  $\{\zeta_1, \zeta_2, \dots, \zeta_n\}$  – множество нулей (корней) полинома.

При  $\zeta \rightarrow \infty$  полином растет со скоростью, зависящей от степени  $n$ .

Подсистема идентификации параметров будет представлять собой совокупность функционально объединенных измерительных и вычислительных средств для получения информации о состоянии сложных систем, преобразования и обработки с целью ее идентификации. Информация от физического объекта передается в ИНС посредством сигналов. Под сигналом понимается физический процесс, имеющий информационное значение. Идентификацию состояний сложных систем будем проводить путем вычисления мер сходства и различия анализируемых сигналов о параметрах совокупности физических объектов составляющих сложную систему.

В общем случае сигналы о параметрах физических объектов относятся к подклассу параметрически неопределенных, то есть таких сигналов, для которых структура и количество описывающих параметров априорно не известны. В условиях параметрической неопределенности классические методы идентификации состояний сложных систем, основанные на полном знании значений всех параметров идентифицируемых сигналов, обычно оказываются непригодными. Поэтому приходится эти методы дополнять теми или иными способами восстановления неизвестных значений параметров физических объектов, характеризующих состояние сложной системы. Данные имеют пространственную и временную структуру. Пространственная определяется положением заданной точки контроля параметров подсистемы объекта мониторинга, а временная – алгоритмом, определяющим процесс получения информации во времени.

Датчики физических величин преобразуют значения физических параметров в аналоговый электрический сигнал – обычно напряжение  $u(t)$  или частоту следования импульсов. Аналого-цифровой преобразователь преобразует электрический сигнал в цифровую форму  $u[n]$ , где  $n$  – номер отсчета, выполняя операции квантования по уровню и дискретизацию по времени. Шаг дискретизации по времени обычно фиксированный.

В процессе обработки реализуются алгоритмы цифровой фильтрации с передаточной функцией  $H(z^{-1})$ , где  $z$  – дискретное преобразование Лапласа, а  $z^{-1}$  – оператор задержки на один такт дискретизации. В процессе цифровой фильтрации выделяются некоторые спектральные составляющие, которые считаются информативными, устанавливаются граничные значения этих составляющих и по их превышению определяются критические и аварийные ситуации сложной системы.

Предлагаемый далее подход основывается на анализе временной структуры сигналов. Действительно, процедура цифровой обработки может рассматриваться как процедура анализа временной структуры сигнала в соответствии с линейными разностными уравнениями вида

$$y[n] = \sum_{i=0}^M b_i x[n-i] - \sum_{i=0}^M a_i y[n-i], \quad n \geq 0. \quad (2)$$

Многоканальность систем мониторинга и контроля, обеспечивающая параллельную обработку информации от целого ряда датчиков, учитывает пространственную структуру измерительной информации. Соответственно при идентификации некоторой ситуации учет пространственно-временной структуры исходной информации обеспечит более высокую вероятность распознавания полиномиальных сигналов по координатам нулей (корням). Под координатой нуля понимается момент времени, при котором значение сигнала равно нулю. Таким образом, мы будем использовать подход, базирующийся на применении ЦФЭТ.

Согласно теории ЦФЭТ любая целая функция описывается либо конечным числом нулей (полиномиальная модель), либо бесконечным числом нулей (тригонометрическая модель). Как пример ЦФЭТ рассмотрим сигнал  $y(t)$ , представляющий собой полином  $n$ -ой степени:

$$y(t) = a_0 + a_1 t + a_2 t^2 + \dots + a_j t^j + \dots + a_n t^n, \quad (3)$$

где  $a_0, a_1, a_2, \dots, a_n$  – коэффициенты полинома. В соответствии с теоремой Вейерштрасса полином характеризуется своими корнями. Выражение (3) может быть записано в мультипликативной форме:

$$y(t) = (t - t_1)(t - t_2) \dots (t - t_n), \quad (4)$$

где  $t_1, t_2, \dots, t_n$  – корни полинома.

Если допускаются комплексные и кратные корни, то выражение (4) принимает вид (с учетом кратности корней):

$$y(t) = (t - t_1)(t - t_2) \dots (t - t_i)^k \dots (t^2 + t_{j,j+1}^2) \dots (t - t_n), \quad (5)$$

где  $t_1, t_2, \dots, t_n$  – действительные корни,  $(t - t_i)^k$  – кратности  $k$ ,  $t_{j,j+1}$  – комплексно-сопряженные корни.

Физический смысл действительных корней – пересечение полиномом  $y(t)$  оси абсцисс, для комплексных и кратных корней – это равенство соответствующих производных нулю. Таким образом, идентификация координат нулей сигнала может быть эквивалентна

идентификации по множеству отсчетов. Технически это означает, что возможен переход от аналого-цифрового преобразования уровня сигнала к определению координат его нулей и соответствующих производных. Соотношения координат нулей сигналов, поступающих по разным измерительным каналам, могут служить важным информативным признаком пространственной структуры сигнала. Задача сводится к определению координат нулей.

Разработаем структуру ИНС, которая позволит повысить вероятность идентификации сигналов с помощью методов имитационного моделирования. Особенностью данной ИНС будет являться наличие в первом слое особых нейронов динамически хранящих координаты корней (нулей) сигнала, так как с помощью нулей можно описать любую целую функцию.

На рис. 1 изображена *Simulink*-модель сравнения вероятности идентификации полиномиальных сигналов по нулям (корням) и по текущим значениям [4]. В качестве идентифицирующих устройств выступают предварительно обученные нейронные сети. Одна ИНС обучалась идентифицировать сигналы по текущим значениям, другая – по координатам нулей. Процедуру выделения корней полинома выполняет подсистема *Zero* (рис. 2). Таким образом, подсистемы *Zero* и *Amplitude* подготавливают исходные данные для нейронных сетей *Neural Network* и *Neural Network 1*. Все нейронные сети состоят из трех слоев. В первом слое содержится десять нейронов, что определяет размерность входного вектора. Во втором слое, число нейронов равно пяти. Все нейроны второго слоя имеют гиперболическую тангенциальную функцию активации. Два нейрона третьего слоя имеют линейную функцию активации. В качестве метода обучения нейронных сетей использовался метод сопряженного градиента. Для генерации полиномиальных сигналов используется подсистема *Polinom*, на вход которой подается сигнал выбора номера полинома (*Select*).

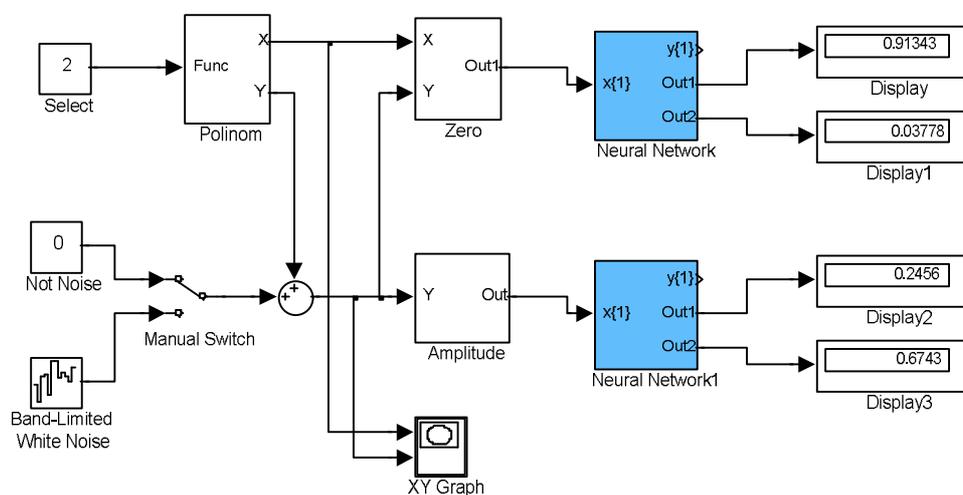


Рис. 1. *Simulink*-модель процедуры сравнения вероятности идентификации полиномиальных сигналов по нулям и по текущим значениям

Подсистема *Zero* (рис. 2) преобразует аналоговые значения исходного сигнала в цифровую форму (выполняет функцию АЦП – *Zero-Order Hold1*), с помощью *Simulink*-подсистемы *NULL* выделяет координаты нулей сигнала, снова выполняет функцию АЦП (*Zero-Order Hold2*), накапливает в буфере (*Buffer*) значения и подает на вход нейронной сети *Zero Neural Network*.

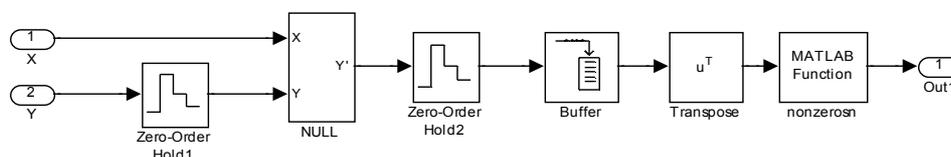


Рис. 2. Подсистема выделения корней полинома

Подсистема *Amplitude* (рис. 3) выделяет текущие значения сигнала. Для этого выполняется аналого-цифровое преобразование сигнала (*Zero-Order Hold*), буферизация данных (*Buffer*), транспонирование (*Transpose*) и выделение десяти значений (*amp10*).

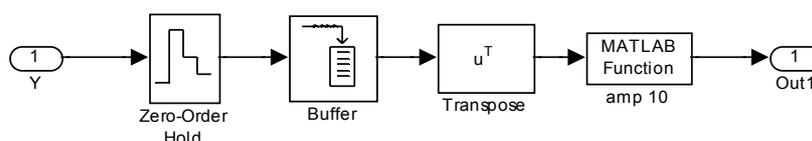


Рис. 3. Подсистема выделения текущих значений сигнала

Таким образом, подсистемы *Zero* и *Amplitude* готовят исходные данные для нейронных сетей *Zero Neural Network* и *Amplitude Neural Network*.

Для сети *Neural Network Amplitude* массив «**P**» состоит из двух векторов, соответствующих амплитудным значениям функций *Polinom 1* и *Polinom 2*. А для сети *Neural Network NULL* данный массив состоит из таких значений, при которых значения функции равны нулю (нули функций).

При идентификации на исходный сигнал накладывается белый шум. Нами была исследована зависимость вероятности идентификации от соотношения сигнал/шум. Дисперсия шума ( $D_n$ ) вычислялась по формуле

$$D_n = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^m (s_i')^2, \quad (6)$$

где  $M$  – количество значений величины сигнала;  $s_i'$  – текущие значения уровней шума.

Зависимость вида зашумленного сигнала от дисперсии шума ( $D_n$ ) приведена в таблице.

Таблица

**Зависимость вида зашумленного сигнала от дисперсии шума**

$D_n$	Вид сигнала	$D_n$	Вид сигнала
0,3		0,5	
0,7		0,9	

При идентификации сигнала, можно получить три варианта результата: сигнал верно идентифицирован; сигнал не идентифицирован; сигнал неверно идентифицирован. Нами были составлены таблицы результатов идентификации, в которых второй и третий варианты были объединены. Вероятность идентификации  $P$  вычислялась по формуле [6]:

$$P = \frac{N_i}{N}, \quad (7)$$

где  $N_i$  – количество верно идентифицированных сигналов;  $N$  – общее количество сигналов.

Зависимость вероятности верной идентификации полиномиальных сигналов от дисперсии шума ( $D_n$ ) при неизменных параметрах информативного сигнала приведена на рис. 4.

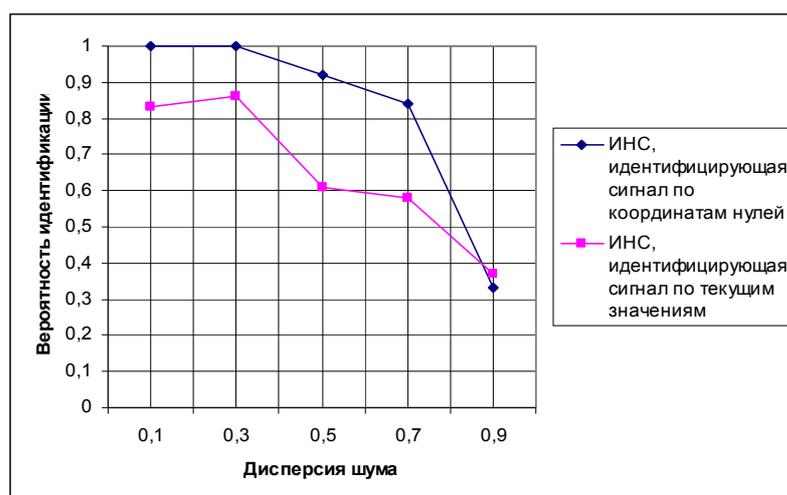


Рис. 4. Зависимость вероятности идентификации от дисперсии шума

Итак, в рамках работы было сделано следующее.

1. Разработана структура ИНС, особенностью которой является наличие в первом слое особых нейронов, динамически хранящих координаты корней (нулей) сигнала. Преимуществом такого подхода является то, что с помощью нулей можно описать любую целую функцию.

2. С использованием пакета моделирования *Simulink* создана имитационная модель. На основе вычислительных экспериментов с этой моделью показано, что вероятность идентификации полиномиальных сигналов выше, чем для ИНС, идентифицирующей сигналы по текущим значениям. Этот результат был ожидаемым, так как согласно теории ЦФЭТ любая целая функция может быть описана своими корнями (нулями).

3. Таким образом, обобщенная процедура синтеза алгоритмов нейросетевой идентификации на базе теории ЦФЭТ позволяет эффективно реализовать адаптивные алгоритмы нейросетевой идентификации для систем мониторинга технически сложных объектов.

#### Список литературы

1. Галушкин А. И. Нейронные сети: основы теории / А. И. Галушкин. – Москва : Горячая линия – Телеком, 2012. – 496 с. : ил.
2. Жашкова Т. В. Имитационное моделирование идентификации состояний сложных систем природного или техногенного происхождения / Т. В. Жашкова // Современные информационные технологии : тр. междунар. науч.-техн. конф. – Пенза : ПГТА, 2010. – Вып. 12. – С. 30–33.
3. Жашкова Т. В. Обобщенные структурные модели информационных объектов / Т. В. Жашкова, А. Б. Щербань // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Технические науки. – Пенза : ПГУ, 2008. – № 8. – С. 12–24.
4. Жашкова Т. В. Обобщенная процедура структурно-параметрического синтеза информационных моделей сложных систем / Т. В. Жашкова, М. Ю. Михеев, А. Г. Дмитриенко // Научно-

методический журнал XXI век: итоги прошлого и проблемы настоящего. Серия: технические науки. – Пенза : ПГТА, 2011. – С. 143–152.

5. Иванов В. В. Технология синтеза цифровых фильтров методом частотной выработки / В. В. Иванов, В. К. Шакурский, М. В. Шакурский // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. – 2012. – № 1 (17). – С. 35–40.

6. Михеев М. Ю. Применение теории целых функций в задачах восстановления измерительных сигналов при амплитудных ограничениях / М. Ю. Михеев, Б. В. Чувыкин, Ю. М. Крысин // Информационно-измерительная техника : межвуз. сб. науч. тр. – Пенза : Изд-во Пенз. гос. ун-та, 2000. – Вып. 25. – С. 48–54.

7. Мизин И. А. Цифровые фильтры / И. А. Мизин, А. А. Матвеев. – Москва : Радио и связь, 1979. – 386 с.

8. Тадеусевич Рышард. Элементарное введение в технологию нейронных сетей с примерами программ / Тадеусевич Рышард, Боровик Барбара, Гончаж Томаш Леппер, Бартош ; пер. с польск. И. Д. Рудинского. – Москва : Горячая линия – Телеком, 2011. – 408 с. : ил.

9. Савочкин А. Е. Применение нейросетевого подхода при проектировании информационно-измерительных систем для определения степени повреждения технически сложных объектов / А. Е. Савочкин // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. – 2013. – № 2 (22). – С. 151–159.

10. Allinson N. M., Kolcz A. R. Mathematics of Neural Networks: Models, Algorithms and Applications. Softcover reprint of the original / N. M. Allinson, A. R. Kolcz. – 1st ed. – 1997. – 403 p.

11. Brian J. Taylor. Methods and Procedures for the Verification and Validation of Artificial Neural Networks / J. Brian. – Springer, 2005. – 280 p.

12. Battiti R. First and second order methods for learning: Between steepest descent and Newton's method / R. Battiti // Neural Computation. – 1992. – Vol. 4, № 2. – P. 141–166.

13. Melanie Mitchell. An Introduction to Genetic Algorithms / Melanie Mitchell. – Massachusetts : Institute of Technology, 1998. – 280 p.

14. Riedmiller M. A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The PROP algorithm / M. Riedmiller, H. Braun // Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks. – 1993.

#### References

1. Galushkin A. I. *Neyronnye seti: osnovny teorii* [Neural networks: basic theory]. Moscow, Goryachaya liniya – Telekom, 2012. 496 p.

2. Zhashkova T. V. Imitatsionnoe modelirovanie identifikatsii sostoyaniy slozhnykh sistem prirodnogo ili tekhnogennogo proiskhozhdeniya [Simulation modeling of the identification of the complex systems of natural or man-made origin]. *Sovremennye informatsionnye tekhnologii : trudy mezhdunarodnoy nauchno-tekhnicheskoy konferentsii* [Modern Information Technologies: Proceedings of the International Scientific and Technical Conference]. Penza, 2010, iss. 12, pp. 30–33.

3. Zhashkova T. V., Shcherban A. B. Obobshchennyye strukturnyye modeli informatsionnykh obektov [Generalized structural model of information objects]. *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Povolzhskiy region. Tekhnicheskie nauki* [News of Higher Educational Institutions. The Volga Region. Technical Sciences]. Penza, Penza State University Publ., 2008, no. 8, pp. 12–24.

4. Zhashkova T. V., Mikheev M. Yu., Dmitrienko A. G. Obobshchennaya protsedura strukturno-parametricheskogo sinteza informatsionnykh modeley slozhnykh sistem [A generalized procedure for structural and parametric synthesis of information models of complex systems]. *Nauchno-metodicheskyy zhurnal XXI vek: itogi proshlogo i problemy nastoyashchego. Seriya: tekhnicheskie nauki* [Scientific-Methodical Journal XXI century: the results of the past and present problems. Series: Engineering Sciences]. Penza, 2011, pp. 143–152.

5. Ivanov V. V., Shakurskiy V. K., Shakurskiy M. V. Tekhnologiya sinteza tsifrovyykh filtrov metodom chastotnoy vyrabotki [The technology of synthesis of digital filters using the frequency output]. *Prikaspiyskiy zhurnal: upravlenie i vysokie tekhnologii* [Caspian Journal: Management and High Technologies], 2012, no. 1 (17), pp. 35–40.

6. Mikheev M. Yu., Chuvykin B. V., Krysin Yu. M. Primenenie teorii tselykh funktsiy v zadachakh vosstanovleniya izmeritelnykh signalov pri amplitudnykh ogranicheniyakh [Application of the theory of entire functions in the reconstruction problems of measuring signals with clipping]. *Informatsionno-*

*izmeritelnaya tekhnika* [Information and Measuring Equipment]. Penza, Penza State University Publ., 2000, vol. 25, pp. 48–54.

7. Mizin I. A., Matveev A. A. Tsifrovye filtry [Digital filters]. Moscow, Radio i svyaz, 1979. 386 p.

8. Tadeusevich Ryshard, Borovik Barbara, Gonchazh Tomash Lepper, Bartosh. *Elementarnoe vvedenie v tekhnologiyu neyronnykh setey s primerami programm* [Elementary introduction to the technology of neural networks with the examples of programs], transl. from Polish I. D. Rudinsky. Moscow, Goryachaya liniya – Telekom, 2011. 408 p.

9. Savochkin A. Ye. Primenenie neyrosetevogo podkhoda pri proektirovani informatsionno-izmeritelnykh sistem dlya opredeleniya stepeni povrezhdeniya tekhnicheskikh slozhnykh obektov [The use of neural network approach in the design of information and measurement systems for the determination of the extent of damage of technically complex objects]. *Prikaspiyskiy zhurnal: upravlenie i vysokie tekhnologii* [Caspian Journal: Management and High Technologies], 2013, no. 2 (22), pp. 151–159.

10. Allinson N. M., Kolcz A.R. *Mathematics of Neural Networks: Models, Algorithms and Applications*. Softcover reprint of the original. 1st ed., 1997. 403 p.

11. Brian J. Taylor. *Methods and Procedures for the Verification and Validation of Artificial Neural Networks*. Springer, 2005. 280 p.

12. Battiti R. First and second order methods for learning: Between steepest descent and Newton's method. *Neural Computation*, 1992, vol. 4, no. 2, pp. 141–166.

13. Melanie Mitchell. *An Introduction to Genetic Algorithms*. Massachusetts, Institute of Technology, 1998. 280 p.

14. Riedmiller M., Braun H. A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The PROP algorithm. *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*. 1993.

УДК 539.193/.194;535/33.34

### **СТРУКТУРНО-ДИНАМИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ 6-МЕТИЛУРАЦИЛА В КОНДЕНСИРОВАННОМ СОСТОЯНИИ**

*Статья поступила в редакцию 07.10.2013, в окончательном варианте 12.10.2013.*

**Элькин Михаил Давыдович**, доктор физико-математических наук, профессор, Астраханский государственный университет, 414056, Российская Федерация, г. Астрахань, ул. Татищева, 20а, e-mail: elkinmd@mail.ru

**Лихтер Анатолий Михайлович**, доктор технических наук, доцент, Астраханский государственный университет, 414056, Российская Федерация, г. Астрахань, ул. Татищева, 20а, e-mail: kof@aspu.ru

**Кочергина Динара Даутовна**, аспирант, Астраханский государственный университет, 414056, Российская Федерация, г. Астрахань, ул. Татищева, 20а, e-mail: d\_kochergina@mail.ru

**Шагаутдинова Ильмира Тауфиковна**, аспирант, Астраханский государственный университет, 414056, Российская Федерация, г. Астрахань, ул. Татищева, 20а, e-mail: shagautdinova@list.ru

**Равчеева Наталья Александровна**, магистрант, Астраханский государственный университет, 414056, Российская Федерация, г. Астрахань, ул. Татищева, 20а, e-mail: Smolensk\_natali@mail.ru

В работе представлены результаты модельных расчетов колебательных состояний димеров 6-метилурацила. Геометрические параметры и частоты колебаний определены с помощью метода функционала плотности DFT/b3LYP.

На основании полученных результатов предложены структурно-динамические модели исследуемых соединений. Показано, что для спектральной идентификации димеров следует использовать значения интенсивностей полос, отнесенных к деформационным колебаниям связей NH ( $\beta_{\text{NH}}$ ), а также валентных ( $q_{\text{NH}}$ ) и неплоских деформационных ( $\rho_{\text{NH}}$ ) связей NH.