

УДК 681.518.2:519.816

Е. С. МЕНЯЙЛОВ, Е. М. УГРЮМОВА, А. А. ТРОНЧУК, С. В. ЧЕРНЫШ

*Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «ХАИ», Украина*

## ФОРМИРОВАНИЕ ОБЛИКА ТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМ В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ ВХОДНЫХ ДАННЫХ НА ОСНОВЕ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

*Предложены методология и реализующая ее компьютерная система поддержки принятия решений (КСППР) при формировании облика элементов технических систем «Concept\_Pro\_St» в условиях стохастической природы входных данных. Рассматриваются математические модели и методы решения задач стохастической оптимизации. Идентификация нейросетевых моделей осуществлялась методом стохастической аппроксимации на основе овражного метода сопряженных градиентов. Синтез нормального решения задач модификации в стохастической постановке со смешанными условиями осуществлялся с помощью метода регуляризации А. Н. Тихонова. Управляющие переменные, соответствующие желаемым критериям качества, определялись эволюционным методом.*

**Ключевые слова:** математическое моделирование, искусственные нейронные сети, стохастическая оптимизация, эволюционный метод.

### Введение

В машиностроении инженерные вычисления являются основным способом снижения затрат на проектирование новой продукции, поскольку позволяют избежать длительных испытаний при доводке изделия [1]. На современном этапе развития техники процесс проектирования новых сложных технических систем (СТС) представляет собой задачу, требующую проведения целого комплекса мероприятий от выбора цели функционирования системы до получения облика системы и выпуска прототипа изделия.

На каждом из этапов перед проектировщиками ставятся задачи формирования множества моделей (обликов) системы, среди которых для реализации на следующем этапе может быть выбран один вариант или два, если необходимо дополнительно предусмотреть резервный вариант системы. Эти задачи относятся к задачам структурного синтеза облика системы [2].

Проектирование СТС обычно включает в себя этап многокритериальной параметрической оптимизации [3 – 8]. Существует несколько способов классификации этих методов, например, классификация, основанная на содержании и форме использования дополнительной информации о предпочтениях лица, принимающего решения (ЛПР). В соответствии с этой классификацией выделяются следующие классы методов решения многокритериальных задач параметрической оптимизации (МЗПО):

– методы, основанные на предварительном

построении аппроксимации множества Парето;

- априорные методы;
- апостериорные методы;
- адаптивные методы.

Широкое распространение получили вычислительные методы, основанные на непосредственном выявлении множества Парето (а, тем самым, и фронта Парето) [5]. Построение множества Парето в МЗПО динамических систем требует многократного моделирования исследуемой динамической системы при различных значениях варьируемых переменных.

Относительно новым классом высокоэффективных методов являются класс эволюционных методов решения МЗПО (см., например, [8, 9]). Они используются для поиска решений задач большой размерности и способны выявлять парето-оптимальные точки даже при однократном запуске метода [5].

К настоящему времени опубликовано множество работ, посвященных описанию теории и практике применения формальных математических моделей (ФММ) на базе обучаемых искусственных нейронных сетей (ИНС) в различных областях науки и техники (см. например, [8 – 10]). Следует отметить, в большинстве работ, посвященных решению задач формирования ФММ на базе обучаемых ИНС, отсутствует анализ устойчивости решений к возмущениям входных данных и погрешностям вычислений.

К методам стохастической оптимизации необходимо прибегать, когда экспериментальные данные подвержены различного рода искажениям [11 – 13].

В данной работе предложена методология и реализующая ее КСППР при формировании облика элементов технических систем «Concept\_Pro\_St». Рассматриваются математические модели и методы решения задач стохастической оптимизации. Обучение ИНС осуществлялось методом стохастической аппроксимации на основе овражного метода сопряженных градиентов. Синтез нормального решения задач модификации в стохастической постановке со смешанными условиями осуществляется с помощью метода регуляризации А. Н. Тихонова. Управляющие переменные, соответствующие желаемым критериям качества, определяются на основе применения эволюционного метода [13].

## 1. Постановка задачи исследования

Известны следующие данные, представленные в формализованном виде: описание объекта исследования, общие характеристики и свойства СТС, условия функционирования и основные требования к ее тактико-техническим и технико-экономическим показателям; структура СТС; цели модификации; сведения об аналогах и прототипе, классе допустимых управлений (способов и реализующих их устройств), критериях качества проектных решений.

Требуется определить оптимальные значения параметров конструкции функциональных элементов (ФЭ) для реализации желаемых критериев качества модифицированной СТС из условия рационального компромисса заданных требований.

На рисунке 1 изображена концептуальная модель информационно-аналитического обеспечения процесса поиска рациональных решений задач многокритериального принятия решений (МПР) большой размерности.

## 2. Аппроксимация данных с помощью обучаемых ИНС

В данной работе решение задачи аппроксимации векторной функции векторной переменной с целью построения ФММ рассматриваемых систем осуществлялось на основе теории обучаемых ИНС [8 – 10]. Для аппроксимации данных использовались однонаправленные многослойные (ОМС) и радиально-базисные (РБС) нейронные сети.

Входными данными для аппроксимации данных с помощью ИНС являются: входные параметры и управляющие переменные опытных образцов (аналогов)  $\{Y_{ph}^{(0)}\}$ ; выходные параметры  $\{d_{pi}\}$ .

Простейшая ИНС с одним скрытым слоем ( $K=1$ ) изображена на рис. 2. Здесь  $\{Y_{ph}^{(0)}\}$  – множе-

ство входных данных,  $\{Y_i^{(k)}\}$  – множество выходных данных  $k$ -ого слоя;  $k$  – номер слоя,  $k = 1 \dots (K+1)$ ,  $K$  – число скрытых слоев;  $p=1 \dots P$ ,  $P$  – число аналогов;  $\{w_{ij}^{(k)}\}$  – множество весов  $k$ -ого слоя;  $i$  – элемент  $k$ -ого слоя;  $j$  – элемент  $(k-1)$ -ого слоя.

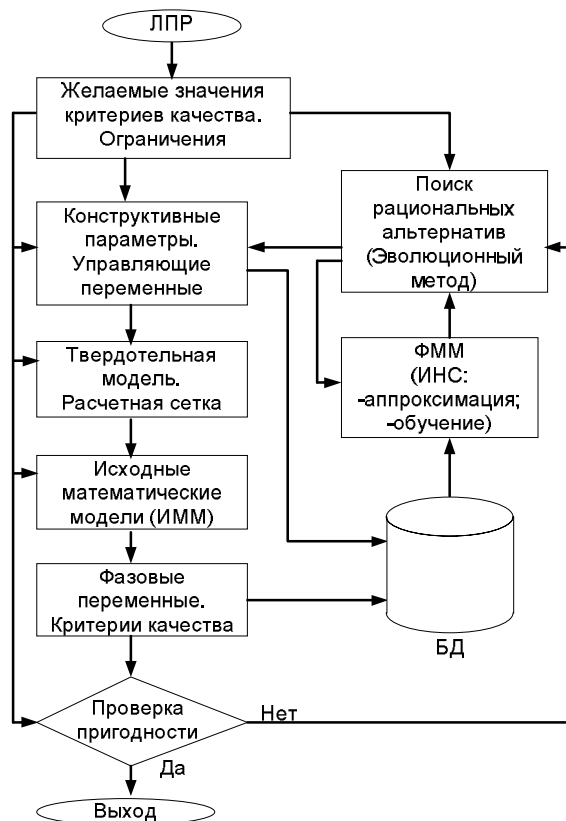


Рис. 1. Концептуальная модель информационно-аналитического обеспечения процесса поиска рациональных решений задач МПР

На рисунке 2 введены следующие обозначения:  $N_0$  – количество входов сети;  $N_1$  – количество нейронов скрытого слоя;  $N_2$  – количество выходов сети.

В качестве скалярной свертки функций выбора при поиске решения задачи аппроксимации с помощью ОМС использовалась функция вида [8]:

$$E = \frac{1}{2PN_{K+1}} \sum_{p=1}^P \gamma^{P-p} + \sum_{i=1}^{N_{K+1}} f_{fit}[\Delta_{pi}^2(M)] + \frac{1}{2} \beta_{t+1} I(M_{t+1}, D_{int}), \quad (1)$$

где  $M$  – параметры модели,  $D$  – вектор данных измерений;

$I(M_{t+1}, D_{int})$  – взаимная информация;

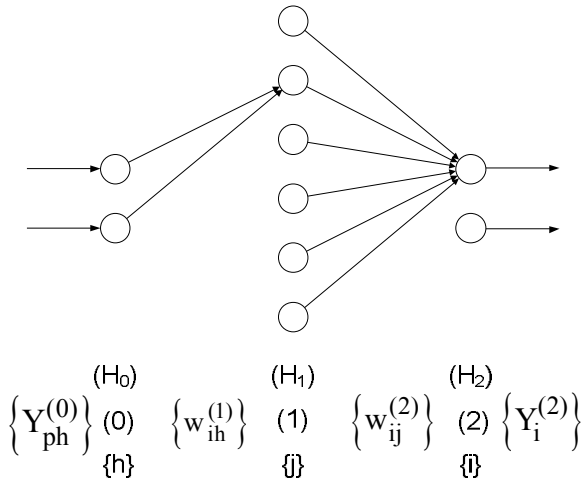


Рис. 2. Структура ИНС

$\gamma, \beta$  – параметры регуляризации;

$$\Delta_{pi} = Y_{pi}^{(K+1)}(\bar{Y}^{(0)}) - d_{pi}(\bar{Y}^{(0)}),$$

$$f_{fit}(\Delta_{pi}^2) = 1 - \exp(-L_{fit} / 4 \Delta_{pi}^2), \quad L_{fit} \geq 4.$$

Решение – аппроксимирующие функции вида  $Y_i^{(K+1)}(\bar{Y}^{(0)})$  – находилось методом стохастической аппроксимации на основе овражного метода сопряженных градиентов:

$$w_{ij}^{(k)}(t+1) = w_{ij}^{(k)}(t) + \mu(t) \{ \eta_{ij}^{(k)}(t) r_{ij}^{(k)}(t) + \nu(t) \alpha_{ij}^{(k)}(t) [w_{ij}^{(k)}(t) - w_{ij}^{(k)}(t-1)] \} + \tilde{w}_{ij}^{(k)}(t+1), \quad (2)$$

где  $\mu, \eta_{ij}, \nu, \alpha_{ij}$  – коэффициенты обучения;

$$r_{ij}^{(k)}(t) = S_{ij}^{(k)}(t) + \frac{(S_i^{(k)}(t))^T (S_i^{(k)}(t) - S_i^{(k)}(t-1))}{|(r_i^{(k)}(t-1))^T S_i^{(k)}(t-1)|} r_{ij}^{(k)}(t-1) - \text{проекции}$$

вектора сопряженного направления поиска; проекции градиента свертки функций выбора –

$$S_{ij}^{(k)}(t) = -\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(k)}}; \tilde{w}_{ij}^{(k)} - \text{«аддитивный шум»}.$$

При обучении использовался регуляризирующий алгоритм, реализующий прерывания в итерационном процессе в случаях накопления ошибок вычислений [8].

Структура простейшей РБС с одним скрытым ( $K=1$ ) слоем аналогична представленной на рис. 2. Использовались следующие обозначения:

$$\bar{Y}^{(k)} = [Y_1^{(k)}, \dots, Y_{H_k}^{(k)}]^T, \quad k=0, 1, 2 - \text{ вектор}$$

входных данных  $k$ -ого слоя;

$\bar{c}_j = [c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jH_0}]^T, \quad j=1 \dots H_1$  – вектор координат центров активационной функции для нейро-

нов скрытого слоя;

$\bar{\sigma}_j = [\sigma_{j1}, \sigma_{j2}, \dots, \sigma_{jH_0}]^T, \quad j=1 \dots H_1$  – вектор, задающий ширину окна активационной функции  $j$ -ого нейрона скрытого слоя;

$$\phi_j(\bar{Y}_p^{(0)}, \bar{c}_j, \bar{\sigma}_j) = \exp(-\frac{1}{2} \sum_{h=1}^{H_0} Z_{pjh}^2) \equiv \phi_{pj} - \text{ради-}$$

ально-базисная активационная функция нейрона

$$\text{скрытого слоя, } Z_{pjh} = \frac{Y_{ph}^{(0)} - c_{jh}}{\sigma_{jh}};$$

$w_{ij}$  – вес связи между  $i$ -м нейроном выходного слоя и  $j$ -м нейроном скрытого слоя. Веса связей находились методом SVD-разложения [14] (здесь, согласно обозначениям, принятым на рис.2, имеется в виду, что  $w_{jh}^{(1)} = e_{jh} = 1, \quad w_{ij}^{(2)} \equiv w_{ij}$ ).

В качестве скалярной свертки функций выбора при коррекции нелинейных параметров РБС использовалась функция вида (1).

Проекции векторов, задающих ширину окна и координат центров активационной функции для нейронов скрытого слоя, находились методом стохастической аппроксимации на основе овражного метода сопряженных градиентов согласно (2).

### 3. Метод синтеза решения задач стохастической оптимизации

В задачах стохастической оптимизации необходимо наблюдать за изменениями математических ожиданий и средних квадратических отклонений функций выбора одновременно, не допускать превышения ими заданных значений [13]. Для решения этой проблемы рассматриваются модели со смешанными условиями. Обозначенные условия для многокритериальной задачи могут вводиться, например, в виде скалярной «свертки» функций выбора на основе концепции степенных средних А. Н. Колмогорова

$$\hat{f}^\circ = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I \text{fit}(\Delta_{f_i}^2) + \left( \frac{i_{\alpha, f}}{n_\alpha} - P^* \right)^2 + \frac{\beta}{M_k} \left[ \sum_{m=1}^{M_k} \text{fit}(\Delta_{x, m}^2) + \sum_{m=1}^{M_k} \text{fit} \left( \frac{1}{n_\alpha} \left| \chi_{x, m}^2 - n_\alpha \right| \right) \right],$$

где  $\Delta_{f_i} = \frac{M[f_i] - f_i^*}{\sigma_{f_i}^*}, \quad f_i^*, \sigma_{f_i}^* - \text{желаемые значения}$

функций выбора и их средних квадратических отклонений,  $i_{\alpha, f}$  – количество точек из  $n_\alpha$ , попавших в заданный диапазон,  $P^*$  – желаемая вероятность достижения заданных функций выбора;

$$\Delta_{x,m} = \frac{M_\alpha[x_m] - x_{m,0}}{\sigma_m^*},$$

$$\chi_{x,m}^2 = \frac{n_\alpha M_\alpha \left[ (x_m - M_\alpha[x_m])^2 \right]}{(\sigma_m^*)^2},$$

$x_{m,0}$  – значение переменных  $x_m$  для прототипа,

$\sigma_m^*$  – средние квадратические отклонения переменных  $x_{m,0}$ .

Квазирешение поставленной задачи (нормальное решение) находилось методом регуляризации А. Н. Тихонова [15]:

$$\hat{X}_p^\circ = \arg \inf_{X^\circ \in D_X} \hat{f}^\circ(X^\circ, \beta_p), \quad (3)$$

при условии, что выбранная функция приспособленности – выпуклая функция. Здесь  $X^\circ$  – множество математических ожиданий  $x_{mc}$  и средних квадратических отклонений  $\sigma_m$  искомых управляющих переменных.

Параметр  $\beta_p$  ( $\beta_{p+1} = \beta_p / q, q > 1, p = 0, 1, 2, \dots$ ) выбирался в соответствии с обобщенным принципом невязки для нелинейных задач [16]. Рассматривались каждый раз какие-либо экстремали  $\hat{X}_p^\circ, \hat{X}_{p+1}^\circ$  и проверялось выполнение условия

$$\|f^\circ(\hat{X}_p^\circ)\| - C(\xi + h \|\Delta \hat{X}_{p+1}^\circ\|) \geq 0, \quad C > 1,$$

где  $\xi$  – погрешность определения  $\|f^*\|$ ,

$$h \geq \hat{f}^\circ(\hat{X}_{p+1}^\circ, \beta_{p+1}) / \|\Delta \hat{X}_{p+1}^\circ\|.$$

Если оно выполнялось, то в качестве приближения к квазирешению выбирали экстремаль, подчиненную требованию  $\|f^\circ(\hat{X}^\circ)\| \leq C(\xi + h \|\Delta \hat{X}^\circ\|)$ . В противном случае экстремаль выбиралась из условия  $\|f^\circ(\hat{X}^\circ)\| \geq C(\xi + h \|\Delta \hat{X}^\circ\|)$ .

Численное решение задачи (3) осуществлялось с помощью эволюционного метода [13]. Для решения задач оптимизации или модификации в стохастических постановках необходимо рассчитывать математические ожидания и средние квадратические отклонения функций выбора. Предложен следующий подход: поскольку заранее отсутствует информация о параметрах распределения случайных величин функций выбора, то для их определения для каждой управляющей переменной  $x_m$  формируется выборка (мини-популяция) с заданным математическим ожиданием  $x_{mc}$  и средним квадратическим отклонением  $\sigma_m$ . Далее, на основе сформиро-

ванной выборки рассчитывается множество значений функций выбора, по которым, в свою очередь, рассчитываются математические ожидания и средние квадратические отклонения функций выбора. Причем, чем больший объем выборки, тем более точно будут рассчитаны эти величины. В тоже время необходимо минимизировать размер такой выборки, поскольку даже единичный расчет функции выбора может требовать значительных вычислительных ресурсов. Проведен анализ зависимости точности расчета функций выбора от объема выборки. Рациональной является выборка (мини-популяция) объемом в 100-200 особей, поскольку дальнейшее увеличение выборки не приводит к повышению точности расчета параметров выборки.

#### 4. Реализация методологии формирования облика элементов технических систем в условиях стохастической природы входных данных

В качестве примера реализации предлагаемой методологии рассмотрено решение задачи о выборе технического облика радиального вентилятора с загнутыми назад лопатками рабочего колеса на основе дискретных данных об аналогах в условиях стохастической природы входных данных. Расчеты выполнялись с использованием разработанной авторами КСППР «Concept\_Pro\_St».

Первоначально решалась задача построения аэродинамических характеристик радиальных вентиляторов на основе применения обучаемых ИНС. Далее решалась задача определения управляющих переменных, соответствующих желаемым значениям математических ожиданий и средних квадратических отклонений функций выбора для рассматриваемой технической системы. Поиск математических ожиданий и средних квадратических отклонений управляющих переменных, соответствующих желаемым значениям математических ожиданий и средних квадратических отклонений функций выбора, осуществлялся с помощью описанного ранее метода. Синтез численного решения задачи модификации в стохастической постановке осуществлялся с помощью эволюционного метода [13].

В качестве прототипа был выбран радиальный вентилятор с параметрами: густота решетки  $\tau = 2,50$ , относительная вогнутость профиля  $\bar{f} = 0,095$ , безразмерная хорда профиля  $\bar{l} = 0,37$ , безразмерный диаметр входа решетки  $\bar{D}_1 = 0,508$ ; и известными значениями их средних квадратических отклонений. В качестве желаемых критериев были выбраны значения математических ожиданий: па-

параметр расхода  $y_1 = 0,2$ , параметр полного давления  $y_2 = 0,5$ ; и значения их средних квадратических отклонений, соответственно.

В результате решения задачи модификации в стохастической постановке были получены значения математических ожиданий искомым переменных: густоты решетки  $\tau = 2,73$ , относительной вогнутости профиля  $\bar{f} = 0,131$ , безразмерной хорды профиля  $\bar{l} = 0,45$ , безразмерного диаметра входа решетки  $\bar{D}_1 = 0,454$  и, соответствующих им, достигнутые значения математических ожиданий выходных данных – безразмерных параметров: расхода  $y_1 = 0,205$  и полного давления  $y_2 = 0,528$ .

Экранная форма результатов решения, найденного с использованием интерактивной КСППР при формировании облика элементов СТС «Concept\_Pro\_St», представлена на рис. 3.

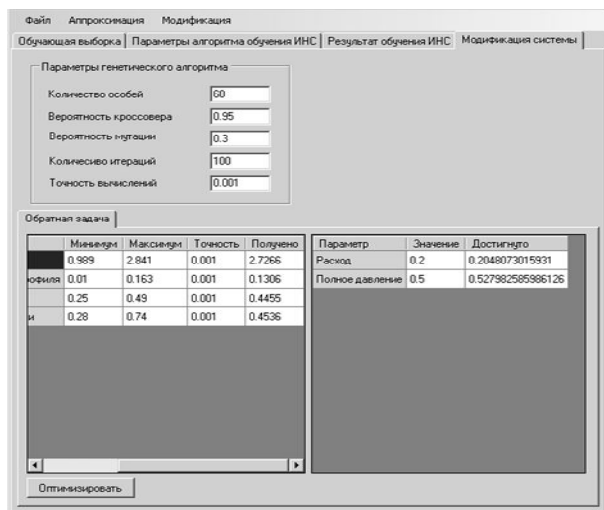


Рис. 3. Пример решения задачи модификации

Таким образом, получены результаты решения задачи формирования облика радиального вентилятора с загнутыми назад лопатками рабочего колеса в условиях стохастической природы входных данных.

## Заключение

Разработана методология формирования технического облика функциональных элементов сложных технических систем в условиях стохастической природы данных об аналогах путем сведения этой задачи к задаче модификации в стохастической постановке. Разработаны методы:

– построения формальных математических моделей элементов СТС на основе применения обучаемых ИНС. Обучение ИНС осуществлялось на основе метода стохастической аппроксимации с ре-

гуляризацией;

– решения задачи модификации в стохастической постановке – определения значений математических ожиданий и средних квадратических отклонений управляющих переменных, соответствующих желаемым математическим ожиданиям и средним квадратическим отклонениям функций выбора для рассматриваемой технической системы. Синтез квази-решения задачи модификации осуществлялся путем регуляризации поиска экстремума сглаживающего функционала с использованием метода А. Н. Тихонова. Выбор параметра регуляризации осуществлялся в соответствии с обобщенным принципом невязки. Разработан эволюционный метод решения задач модификации в стохастической постановке, основанный на использовании генетического алгоритма.

Предложенные методы обеспечивают устойчивость решений к возмущениям входных данных и погрешностям вычислений. Разработана реализующая предложенная методология интерактивной КСППР «Concept\_Pro\_St», ориентированная на широкий круг пользователей, работающих над проблемами совершенствования СТС.

## Литература

1. Зеленков, Ю. А. Использование компьютеров в машиностроении. Опыт НПО «Сатурн» [Текст] / Ю. А. Зеленков; под ред. В. А. Садовниченко, И. Г. Савина, Вл. В. Воеводина // Суперкомпьютерные технологии в науке, образовании и промышленности. – М.: Изд-во Моск. ун-та, 2009. – 232 с.
2. Васильев, Ф. П. Методы оптимизации. [Текст] / Ф. П. Васильев – М.: Факториал Пресс, 2002. – 620 с.
3. Liu, G. P. Multiobjective optimization and control. [Text] / G. P. Liu, J. B. Yang, J. F. Whidborne. – Baldock: Research Studies Press Ltd., 2003. – 336 p.
4. Ногин, В. Д. Принятие решений в многокритериальной среде: количественный подход [Текст] / В. Д. Ногин. – М.: Физматлит, 2002. – 176 с.
5. Подиновский, В. В. Парето – оптимальные решения многокритериальных задач [Текст] / В. В. Подиновский, В. Д. Ногин. – М.: Наука, 1982. – 256 с.
6. Норенков, И. П. Основы автоматизированного проектирования [Текст]: учеб. для вузов. / И. П. Норенков. – М.: Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2006. – 448 с.
7. Соболев, И. М. Выбор оптимальных параметров в задачах со многими критериями [Текст] / И. М. Соболев, Р. Б. Статников. – М.: Дрофа, 2006. – 175 с.
8. Системное совершенствование элементов сложных технических систем на основе концепции обратных задач [Текст]: моногр. / В. Е. Стрелец,

А. А. Трончук, Е. М. Угрюмова и др. ; под общ. ред. М. Л. Угрюмова. – Х. : Нац. аэрокосм. ун-т им. Н. Е. Жуковского «Харьк. авиац. ин-т», 2013. – 148 с.

9. Рутковская, Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы [Текст] / Д. Рутковская, М. Пилинский, Л. Рутковский. – М. : Горячая линия – Телеком, 2004. – 452 с.

10. Руденко, О. Г. Искусственные нейронные сети [Текст] : учеб. пособие / О. Г. Руденко, Е. В. Бодянский. – Х. : ООО «Компания СМИТ», 2005. – 408 с.

11. Юдин, Д. Б. Математические методы управления в условиях неполной информации. [Текст] / Д. Б. Юдин. – М. : Сов. радио, 1974. – 400 с.

12. Ермольев, Ю. М. Методы стохастического программирования [Текст] / Ю. М. Ермольев. – М. : Наука, ФИЗМАТГИЗ, 1976. – 240 с.

13. Трончук, А. А. Математические модели и эволюционный метод решения задач стохастической оптимизации [Текст] / А. А. Трончук, Е. М. Угрюмова // Вісник Харківського національного університету : зб. наук. праць. Сер. Математичне моделювання. Інформаційні технології. Автоматизовані системи управління. – 2012. – Вип. 19. – № 1015. – С. 292-305.

14. Голуб, Дж. Матричные вычисления. [Текст] / Дж. Голуб, Лоун Ван. – М. : Мир, 1999. – 534 с.

15. Тихонов, А. Н. Методы решения некорректных задач [Текст] / А. Н. Тихонов, В. Я. Арсенин. – М. : Наука, 1986. – 288 с.

16. Гончарский, А. В. Обобщенный принцип невязки [Текст] / А. В. Гончарский, А. С. Леонов, А. Г. Ягола // Журнал вычислительной математики и математической физики. – 1973. – Т. 13, № 2. – С. 294-302.

Поступила в редакцию 10.06.2014, рассмотрена на редколлегии 12.06.2014

**Рецензент:** канд. техн. наук, доцент, доцент каф. информатики Ю. А. Скоб, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков.

#### ФОРМУВАННЯ ОБРАЗУ ТЕХНІЧНИХ СИСТЕМ В УМОВАХ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ ВХІДНИХ ДАНИХ НА ОСНОВІ МЕТОДІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

*Є. С. Меньяйлов, К. М. Угрюмова, О. А. Трончук, С. В. Черныш*

Запропоновано методологію та реалізуючу її комп'ютерну підтримку прийняття рішень (КСППР) при формуванні образу елементів технічних систем «Concept\_Pro\_St» в умовах стохастичної природи вхідних даних. Розглядаються математичні моделі та методи розв'язання задач стохастичної оптимізації. Ідентифікація нейромережових моделей здійснювалася методом стохастичної апроксимації на основі яружного методу сполучених градієнтів. Синтез нормального вирішення завдань модифікації в стохастичній постановці зі змішаними умовами здійснюється за допомогою методу регуляризації А. Н. Тихонова. Керуючі змінні, відповідні бажаним критеріям якості, визначалися еволюційним методом.

**Ключові слова:** математичне моделювання, штучні нейронні мережі, стохастична оптимізація, еволюційний метод.

#### FORMATION OF TECHNICAL SYSTEMS IMAGE UNDER UNCERTAINTY OF THE INITIAL DATA BASED ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS

*E. S. Meniailov, K. M. Ugryumova, A. A. Tronchuck, S. V. Chernysh*

The methodology and computer decision-making support system for the technical system elements image formation in terms of the stochastic nature of the input data «Concept\_Pro\_St» are proposed. Mathematical models and methods for problems of stochastic optimization solving are considered. Identification of Artificial neural network (ANN) models was achieved by the stochastic approximation based on ravine conjugate gradient method. Synthesis of stochastic formulation modifications with mixed conditions are solved with using the regularization method of A. Tikhonov. Control variables corresponding to the desired quality criteria determined by the evolutionary method.

**Keywords:** mathematical modeling, artificial neural networks, stochastic optimization, evolutionary method.

**Меньяйлов Евгений Сергеевич** – аспирант каф. информатики, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «Харьковский авиационный институт», Харьков, Украина.

**Угрюмова Екатерина Михайловна** – канд. техн. наук, науч. сотр. каф. информатики, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «Харьковский авиационный институт», Харьков, Украина.

**Трончук Алексей Адамович** – ассистент каф. информатики, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «Харьковский авиационный институт», Харьков, Украина.

**Черныш Сергей Викторович** – студент каф. информатики, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «Харьковский авиационный институт», Харьков, Украина.