

Е. С. МЕНЯЙЛОВ, М. Л. УГРЮМОВ, С. В. ЧЕРНЫШ, А. В. МЕНЯЙЛОВ

**МЕТОДОЛОГИЯ РОБАСТНОГО ОПТИМАЛЬНОГО ПРОЕКТИРОВАНИЯ
МНОГОСТУПЕНЧАТОГО ОСЕВОГО КОМПРЕССОРА НА ОСНОВЕ ДИСКРЕТНЫХ
ДАНЫХ ОБ АНАЛОГАХ**

Рассматривается решение нелинейной задачи расчета конструкторских размерных цепей в условиях параметрической априорной неопределенности. Предложены методология синтеза решений многокритериальных задач стохастической оптимизации со смешанными условиями (MV-задач) и эффективный меметический алгоритм синтеза решений MV-задач. В качестве примера получены результаты решения задачи робастного оптимального проектирования двухступенчатого осевого компрессора в условиях стохастической природы входных данных.

Ключевые слова: методы вычислительного интеллекта, системы для оценки величин и процессов, теория принятия решений.

Є. С. МЕНЯЙЛОВ, М. Л. УГРЮМОВ, С. В. ЧЕРНИШ, А. В. МЕНЯЙЛОВ

**МЕТОДОЛОГІЯ РОБАСТНОГО ОПТИМАЛЬНОГО ПРОЕКТУВАННЯ
БАГАТОСТУПІНЧАТОГО ОСЬОВОГО КОМПРЕСОРА НА ОСНОВІ ДИСКРЕТНИХ
ДАНИХ ПРО АНАЛОГІ**

Розглядається рішення нелінійної задачі розрахунку конструкторських розмірних ланцюгів в умовах параметричної априорної невизначеності. Запропоновано методологію синтезу рішень багатокритеріальних задач стохастичної оптимізації зі змішаними умовами (MV-задач) і ефективний меметичний алгоритм синтезу рішень MV-задач. Як приклад отримані результати вирішення задачі робастного оптимального проектування двоступеневого осьового компресора в умовах стохастичної природи вхідних даних.

Ключові слова: методи обчислювального інтелекту, системи для оцінки величин і процесів, теорія прийняття рішень.

I. MENAÏLOV, M. UGRYUMOV, S. CHERNYSH, A. MYENYAYLOV

**METHODOLOGY OF ROBUST OPTIMAL DESIGN OF THE MULTISTAGE AXIAL
COMPRESSOR ON THE BASIS OF DISCRETE ANALOGUE-RELATED DATA**

Consideration was given to the formulation and methodology of the direct nonlinear design problem of structural dimensional circuits in conditions of a priori parametric uncertainty. It was shown that the solution of the direct nonlinear design problem of structural dimensional circuits can be reduced to the multicriteria problems of stochastic optimization with mixed conditions. Mathematical models and methods of the solution of multicriteria problems of stochastic optimization with mixed conditions were analyzed. A.N. Tikhonov method of the regulation of solution of incorrectly formulated problems was used as a computation method for the synthesis of quasi-solutions of incorrectly formulated problems. An effective memetic algorithm for the synthesis of the solutions of MV-problems was suggested. It is based on the genetic algorithm combined with the randomized path tracing method. The suggested methodology allows us to search for rational solutions of the multicriteria problems of system modification through the creation of hierarchic two-level scheme for the synthesis of solutions that includes the construction of robust surrogate models of the systems and processes with subsequent robust estimation of sought values for the parametric data uncertainty. As an example, we obtained the solution data for the problem of robust optimal design of two-stage axial compressor in conditions of a stochastic nature of the input data obtained using the interactive decision support computer system «Concept_Pro_St[®]».

Key words: computational intelligence methods, values and processes estimation system, decision theory.

Введение

Одной из актуальных проблем при создании объектов новой техники является проблема снижения затрат на доводку и при эксплуатации систем и процессов. Решение этой технической проблемы возможно за счет внедрения в практику методов робастного оптимального проектирования и интеллектуального диагностирования систем и процессов. В настоящее время на решение этих проблем направлены усилия участников ряда научных программ, например, *EU FP6: NODESIM-CFD*, *EU H2020: UMRIDA*. Результатом исследований стали разработанные методы синтеза решений *M*-, *V*-, *P*-задач, задач стохастической оптимизации со смешанными условиями и реализующие их программные средства, которые в настоящее

время применяются для решения практических задач.

При серийном производстве объектов новой техники требуется учитывать согласованное множество проектных параметров элементов систем, а также вопросы прочности, что в совокупности является основой для формирования технологических процессов изготовления. В настоящее время процент технологического брака составляет около 5 % для каждых 100 изделий, а при проверки по собственным частотам лопаток – до 20 %. Качество расчетов в этой области непосредственно отражается на качестве изготовления и функционирования элементов и систем в целом. Схема выбора технологических допусков на изготовление элементов систем представлена на рис. 1. Выбор технологических допусков на изготовления эле-

ментов систем осуществляется исходя из заданных доверительных интервалов значений проектных параметров с учетом типа соединения, посадки, класса точности технологического оборудования, типа сборки. В свою очередь доверительные интервалы значений проектных параметров формируются как результаты расчетов конструкторских размерных цепей [1–2].

Будем рассматривать прямую задачу расчета конструкторских размерных цепей: необходимо определить номинальные значения (математические ожидания) и доверительные интервалы значений параметров, переменных состояния, критериев выбора решений для составляющих звеньев размерной цепи исходя из заданных номинальных значений и доверительных интервалов значений переменных состояния, критериев выбора решений для замыкающего звена, которую авторами предложено свести к решению многокритериальных задач стохастической оптимизации (МЗСО). Таким образом, возникает необходимость в совершенствовании существующих и разработке новых математических методов синтеза решений МЗСО.

Цель работы

Данная работа посвящена разработке методологии синтеза решений МЗСО со смешанными условиями (*MV*-задач). Разработан эффективный меметический алгоритм синтеза решений *MV*-задач. Представлены результаты решения задачи робастного оптимального проектирования радиального вентилятора с загнутыми назад лопатками рабочего колеса в условиях стохастической природы входных данных, полученные с помощью интерактивной компьютерной системы поддержки принятия решений (КСППР) «*Concept_Pro_St*[®]».

1 Постановка задачи исследования

Пусть X^0 – вектор случайных величин размерности M (параметры модели, управляющие переменные, переменные состояния), F^0 – вектор случайных величин размерности I (данные измерений, целевых функции). Величины F^0 можно найти с использованием исходной математической модели (ИММ) объекта исследования, представленном в виде $F^0 = F(X^0)$, где F – вектор-функция.

Определим проекции X^0 и F^0 как случайные величины с нормальным законом распределения, задав их математические ожидания, средние квадратические отклонения и корреляционные матрицы. Приведенные входные данные позволяют перейти к представлению X^0 и F^0 как систем нескольких случайных величин с многомерным нормальным законом распределения.

В соответствии с концепцией степенных средних А. Н. Колмогорова, будем использовать в качестве критериев проверки гипотезы о равенстве центров распределений для репрезентативных выборок из двух многомерных генеральных совокупностей t -статистику Стьюдента, а гипотезы о равенстве ковариационных матриц – многомерный аналог критерия В. И. Романовского Ro:

$$t = \sqrt{\frac{n_\alpha}{2}} MD^2, \quad (1)$$

где n_α – размерность выборок из генеральных совокупностей;

MD – расстояние Махаланобиса;

$$Ro = \frac{|\chi^2 - k|}{\sqrt{2k}}, \quad k = n_\alpha - 3 \quad (2)$$

аналог критерия согласия Пирсона;

N – размерность X^0 (или F^0);

$$\sigma^0 = \left\{ \begin{array}{l} \sigma_n \\ \sigma_n^* \end{array} \right\}, \quad n = 1 \dots N;$$

σ_n, σ_n^* – средние квадратические отклонения переменных $x_n \in X^0$ (индекс * – желаемые значения);

R – корреляционная матрица.

Определим логарифмическую функцию правдоподобия. Окончательный вид скалярной свертки целевых функций для задач принятия решений с использованием (1)–(2) имеет вид [8]:

$$L(\hat{X}/t_F, Ro_F) = \frac{1}{2} (t_F^2 + Ro_F + t_X^2 + Ro_X) + C_L.$$

Таким образом, задача оценивания $\hat{X} = (M[X^0] \sigma_X^0)$ может быть сведена к МЗСО со смешанными условиями (в нашем случае *MV*-задачи), квазирешением которой, согласно принципу максимума правдоподобия (*M*-оценка), является [8]:

$$\hat{X} = \arg \inf E(\hat{X}/t_F, Ro_F), \quad \hat{X} \in D_X, \quad (3)$$

где D_X – множество корректности, определяющееся в общем случае системой предпочтений ЛПП. Квазирешение поставленной задачи (нормальное решение) находится методом регуляризации.

2. Меметический алгоритм решения задачи стохастической оптимизации со смешанными условиями

Для решения поставленной задачи определим эволюционный метод (ЭМ) как модификацию классического генетического алгоритма (ГА) [3–7] с изменяющимися от эпохи к эпохе параметрами. В данной работе представлено описание элементов новизны, отличающих предлагаемый ЭМ от классического ГА. Работа ГА начинается с задания ограничений на управляющие переменные, с кото-

рыми манипулирует ГА. В качестве эвристики при отборе родительских особей выбран метод рулетки. Данный метод позволяет отбирать особи с лучшими значениями скалярной свертки критериев выбора решений (целевых функций) с большей вероятностью, чем при равномерной выборке.

В данной работе используется вещественный оператор кроссовера, имитирующий бинарный [8]. В качестве вещественного оператора мутации применяется оператор неравномерной мутации Михалевича [8], относящийся к классу нестационарных мутаторов.

После проведения операций кроссовера и мутации выбирается наиболее приспособленная особь (в случае поиска решений многокритериальных задач параметрической оптимизации – многокритериального принятия решений – особь с наиболее подходящими значениями скалярной свертки критериев выбора решений), которая и помещается в набор особей для следующей эпохи алгоритма. Дополнительно при создании новой популяции использовался также элитный отбор. В рассматриваемом случае для каждой новой популяции отбирались из предыдущей популяции особи, у которых скалярная свертка критериев выбора решений E была меньше некоторого порогового значения $E < E_c$, где E_c – среднее значение скалярной свертки критериев выбора решений популяции для текущей эпохи.

Одним из средств повышения скорости сходимости ГА является, как известно, кластеризация [13]. Для повышения скорости сходимости и точности нахождения экстремума был разработан метод сужающихся окрестностей (*Decremental Neighborhood Method*), реализующий идеи кластеризации. Суть этого метода заключается в следующем. Вначале происходит запуск ГА с равномерным распределением начальной популяции по всей области поиска $[x'_m, x''_m]$. Получаем особь с наилучшей для данных настроек ГА скалярной сверткой критериев выбора решений. Найденный экстремум \hat{X}^o используется далее как центр новой области определения управляющих переменных метода. Таким образом, последовательно производится запуск ЭМ с уменьшающейся областью определения управляющих переменных, пока не будет выполнено условие остановки.

Пусть $M = \{m_k\}$, $k = 1 \dots K$ – множество методов (стратегий), K – число стратегий (гиперэвристика). Определим меметический алгоритм (МА) как гибридный популяционный алгоритм, основанный на использовании гиперэвристик. В нашем случае будем использовать: m_1 – ЭМ, m_2 – рандомизированный метод прокладки путей (*Randomized Path Relinking Method*) [14].

Эпохи повторяются до тех пор, пока не будет выполнено условие остановки. На последней эпохе в качестве рационального решения задачи выбира-

ется особь, для которой скалярная свертка критериев выбора решений минимальна.

Совместное использование в разработанном меметическом алгоритме: ЭМ с изменяющимися от эпохи к эпохе параметрами: операторов вещественного кодирования, функции приспособленности и релаксации; числом особей (числом мини-популяций) и РМПП – обеспечивает снижение информационной и временной сложностей предлагаемого меметического алгоритма, по сравнению с классическим ГА, не менее чем в несколько раз.

3. Результаты оптимизации двухступенчатого осевого компрессора

Для увеличения мощности газотурбинного привода с 8-ми до 10 МВт выполнено аэродинамическое проектирование двух осевых ступеней компрессора. При расчете ступеней по параметрам на среднем радиусе использована программа *Axial* (Copyright © 1998-2017. Concepts NREC LLC). Задача повышения КПД этих ступеней (без снижения запасов газодинамической устойчивости) на расчетном расходе воздуха и расчетной частоте вращения решалась с использованием интерактивной компьютерной системы поддержки принятия решений при формировании облика сложных технических систем «*Concept_Pro_St*®» в условиях стохастической природы входных данных. Поиск максимума КПД компрессора проводился при изменении проточной части на периферии (6 переменных), углов установки (4 переменные), входных и выходных углов (8 переменных), густот (4 переменные) лопаточных венцов первой и второй ступеней. Для входного направляющего аппарата изменялась только проточная часть. Пробная выборка сформирована путем изменения радиуса проточной части – в пределах ± 2 мм, геометрических углов венцов в пределах ± 2 градуса, густоты лопаточных венцов в пределах $\pm 10\%$. Для адекватного описания влияния варьируемых параметров на характеристику ступеней использована аппроксимация напорных веток от границы срыва до границы запираания. Расчет расходов воздуха от срыва до запираания выполнен с использованием специального макроса программы *Axial*. Таким образом было выбрано следующее количество контролируемых переменных состояния: геометрических параметров – 22, режимных (расход воздуха) – 1, объем пробной выборки составил 450 точек.

В качестве целевых функций при оптимизации были выбраны: *derivative* – производная по направлению на расчетном режиме, *alpha_out* – выходной угол; *PR_tt* – степень повышения полного давления компрессора, *ETA_tt_ad* – КПД, *PR_tt_ГУР* – степень повышения полного давле-

ния на границе срыва, $m_{in_запирания}$ – расход запирания.

Оптимизация проводилась на расчетном расходе воздуха. Результаты расчетов представлены

на рис. 1 и в табл. 1, где $\Delta\eta_p = \eta - \eta_{p,0}$ – изменение КПД по сравнению с прототипом на расчетном расходе воздуха; ΔK_y – запас устойчивости.

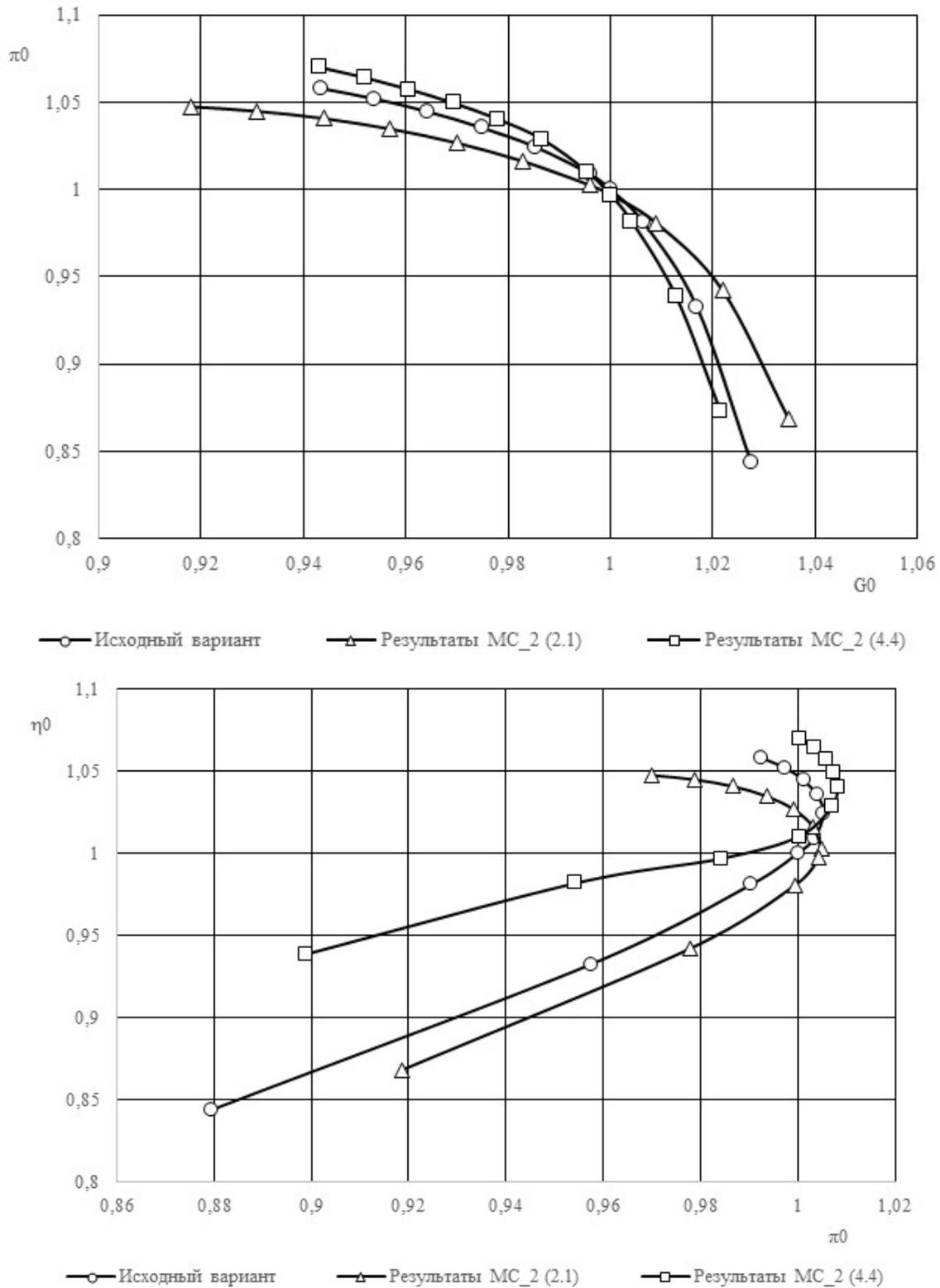


Рис. 1 – Напорные характеристики прототипа и оптимальных вариантов компрессоров

Первая формулировка задачи оптимизации выбрана так, чтобы обеспечить максимальный уровень КПД на расчетном расходе воздуха при требуемом уровне степени повышения полного давления. В результате (*результаты_МС_2_(v.2.1)*) достигнуто увеличение КПД на 0,41 % по сравнению с прототипом при расчетном расходе воздуха. Максимум КПД вдоль напорной ветки расположен рядом с расчетной точкой. При этом запасы газодинамической устойчивости компрессора увеличились с 12,16 % до 14,44 %.

Вторая формулировка задачи (*результаты_МС_2_(v.4.4)*), выполнена с целью проверки того, насколько можно варьировать ограничения в задаче оптимизации. Например, ставится задача получить больший максимум КПД в сочетании с более крутым, чем у прототипа, протеканием напорной ветки. Как видно на рисунке более крутая напорная ветка обеспечивает больший уровень запасов газодинамической устойчивости (13,80 %

по сравнению с 12,16 % у прототипа), обеспечена большая величина максимального КПД. Этот вариант оптимизации отличается от предыдущих решений тем, что на расчетном расходе воздуха КПД компрессора меньше, чем у прототипа на 1,45 %.

Таким образом, на примере двухступенчатого осевого компрессора показана возможность получения геометрии венцов, которая обеспечивает те требования, что предъявляет проектант к характеристикам компрессора. Например, выполнены расчеты по обеспечению максимума КПД на расчетном расходе воздуха, максимально достижимого КПД вдоль напорной ветки – при требуемом уровне степени повышения полного давления как у прототипа. Постановка дополнительных ограничений для функций целей позволяет получать менее или более крутое, чем у прототипа, протекание напорной ветки двухступенчатого компрессора.

Таблица 1 – Сравнение значений целевых функций для вариантов компрессоров

Варианты	$\Delta\eta_p, \%$	$\Delta\eta_{\max}, \%$	$\Delta K_y, \%$
Прототип	0	0.494	12.157
МС 2 (v.2.1)	0.406	0.449	14.444
МС 2(v.4.4)	-1.448	0.756	13.80

Выводы

Предложена и реализована методология синтеза решений МЗСО, которая в отличие от существующих позволяет осуществлять поиск рациональных решений многокритериальных MV-задач путем создания иерархической двухуровневой схемы синтеза решений, включающей: построение робастных суррогатных моделей систем и процессов, а затем – эффективное робастное оценивание искомых величин при параметрической неопределенности данных. Разработан метод регуляризации, позволяющий находить так называемые нормальные решения MV-задач модификации. Разработал меметический алгоритм решения задач стохастической оптимизации, который в несколько раз эффективнее существующих алгоритмов дифференциальной эволюции. В качестве примера представлены результаты оптимизации двухступенчатого осевого компрессора.

Список литературы

1. Линчевский П. А., Иоргачев В. Д., Шрон Л. Б. Особенности теории расчета размерных цепей при выполнении размерного анализа технологических процессов. *Вісник СевНТУ. Серія: Машиноприладобудування та транспорт*. 2012. Вип. 129. С. 133–136. ISSN 2307-6488.
2. Хилькевич Я. М., Пестов С. П., Мазеин П. Г. Методы интервальных расчетов размерных цепей. *Известия Челябинского научного центра. Проблемы машиностроения*. 2004. Вып. 1(22). С. 107–111.

3. Урясьев С. П. *Адаптивные алгоритмы стохастической оптимизации и теории игр*. Под ред. Ю. М. Ермолева. Москва: Наука, Гл. ред. физ.-мат. лит., 1990. 184 с.
4. Li M., Azarm S., Aute V. A Multi-Objective Genetic Algorithm for Robust Design Optimization. *Proceedings of GECCO 2005, Washington, D.C., USA, June 25–29*. P. 771–778.
5. Egorov I. N., Kretinin G. V., Leshchenko I. A., Kuptzov S. V. Multi-Objective Robust optimization of Air Engine Using IOSO Technology. *Conference ASME Turbo Expo 2004, Vienna, Austria, June 14–17*. ASME Paper GT2004-53504. 7 p.
6. Курейчик В. М., Родзин С. И. Эволюционные алгоритмы: генетическое программирование : обзор. *Известия РАН. Теория и системы управления*. 2002. № 1. С. 127–137.
7. Трончук А. А., Угрюмова Е. М. Математические модели и эволюционный метод решения задач стохастической оптимизации. *Вісник Харківського національного університету «ХПИ». Серія: «Математичне моделювання. Інформаційні технології. Автоматизовані системи управління»*. 2012. № 19(1015). С. 292–305. ISSN 2409-9295.
8. Карпенко А. П. *Современные алгоритмы. Алгоритмы, вдохновленные природой* : учеб. пособие. Москва: МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2014. 446 с.

References (transliterated)

1. Linchevskij, P.A., Iorgachev, V.D., Shron, L.B. (2012), "Osobennosti teorii rascheta razmernyh cepej pri vypolnenii razmernogo analiza tehnologicheskikh processov [Peculiarities of the theory of calculating dimension chains when performing a dimensional analysis of technological processes]", *Visnyk SevNTU. Serija: Mashynoprylado-buduvannja ta transport*, No 129, pp. 133–136, ISSN 2307-6488.
2. Hil'kevich, Ja. M., Pestov, S. P., Mazein, P. G. (2004), "Metody interval'nyh raschetov razmernyh cepej [Methods for interval calculations of dimensional chains]", *Izvestija cheljabinskogo nauchnogo centra. Problemy mashinostroenija* [Proceedings of the Chelyabinsk Scientific Center. Problems of mechanical engineering], no. 1(22), pp. 107–111.

3. Urjas'ev, S. P. (1990), *Adaptivnye algoritmy stohas-ticheskoj optimizacii i teorii igr* [Adaptive algorithms of stochastic optimization and game theory], Ju.M. Ermol'eva (Ed), Moscow, Nauka, Gl. red. fiz. mat. lit., 184 p.
4. Li, M., Azarm, S., Aute, V. A (2005), "Multi-Objective Genetic Algorithm for Robust Design Optimization", *Proceedings of GECCO 2005, Washington, D.C., USA, June 25–29*, pp. 771–778.
5. Egorov, I. N., Kretinin, G. V., Leshchenko, I. A., Kuptzov, S. V. (2004), "Multi-Objective Robust optimization of Air Engine Using IOSO Technology", *Conference ASME Turbo Expo 2004, Vienna, Austria, June 14–17*, ASME Paper GT2004-53504, 7 p.
6. Kurejchik, V. M., Rodzin, S. I. (2002), "Jevoljucionnye algoritmy: geneticheskoe programmirovanie : obzor [Evolutionary algorithms: genetic programming]", *Izvestija RAN. Teorija i sistemy upravlenija* [Theory and control systems], no. 1, pp. 127–137.
7. Tronchuk, A. A., Ugryumova, E. M. (2012), "Matematicheskie modeli i jevoljucionnyj metod reshenija zadach stohasticheskoj optimizacii [Mathematical models and evolutionary method for solving stochastic optimization problems.]", *Visnik Harkivs'kogo nacional'nogo universitetu. Serija: "Matematichne modeljuvannja. Informacijni tehnologii. Avtomatizovani sistemi upravlinnja"* [Mathematicians modeling. Information technology. Automated control systems], no. 19(1015), pp. 292–305, ISSN 2409-9295.
8. Karpenko, A. P. (2014), *Sovremennye algoritmy. Algoritmy, vdohnovlennye prirodoj* [Modern algorithms. Algorithms inspired by nature], MGTU im. N. Je. Bauman, Moscow, 446 p.

Поступила (received) 15.02.2018

Відомості про авторів / Сведения об авторах / About the Authors

Меняйлов Євген Сергійович (Меняйлов Евгений Сергеевич, Meniailov Ievgen) – асистент кафедри «Інформатики», Національний аерокосмічний університет ім. Н. Е. Жуковського «Харківський авіаційний інститут», м. Харків, Україна; e-mail: j.menyailov@khai.edu.

Угрюмов Михайло Леонідович (Угрюмов Михаил Леонидович, Ugryumov Mykhaylo) – доктор технічних наук, професор кафедри «Інформатики», Національний аерокосмічний університет ім. Н. Е. Жуковського «Харківський авіаційний інститут», м. Харків, Україна; e-mail: m.ugryumov@khai.edu.

Черниш Сергій Вікторович (Черныш Сергей Викторович, Chernysh Sergey) – аспірант кафедри «Інформатики», Національний аерокосмічний університет ім. Н. Е. Жуковського «Харківський авіаційний інститут», м. Харків, Україна; e-mail: 91sergey@gmail.com.

Меняйлов Андрій Володимирович (Меняйлов Андрей Владимирович, Myenyaylov Andrey) – кандидат технічних наук, начальник розрахунково-експериментальної групи відділу компресорів АТ «Мотор Сич», м. Запоріжжя Україна, e-mail: myenyaylov@ukr.net.