

УДК 004.896:681.518.2:519.816

Е. С. МЕНЯЙЛОВ¹, Е. М. УГРЮМОВА¹, С. В. ЧЕРНЫШ¹, А. П. МАЗУРКОВ¹,
М. Л. УГРЮМОВ¹, А. Н. ХУСТОЧКА²

¹ Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «ХАИ», Украина

² ГП «Ивченко-Прогресс», Украина

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ РЕШЕНИЯ ПРЯМЫХ ЗАДАЧ РАСЧЕТА КОНСТРУКТОРСКИХ РАЗМЕРНЫХ ЦЕПЕЙ В УСЛОВИЯХ ПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ АПРИОРНОЙ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ

Рассматривается постановка нелинейной задачи расчета конструкторских размерных цепей в условиях параметрической априорной неопределенности. Предложена методология синтеза решений многокритериальных задач стохастической оптимизации 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 «Concept_Pro_St®».

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

Введение

При серийном производстве объектов новой техники требуется учитывать согласованное множество проектных параметров элементов систем, являющихся основой для формирования технологических процессов их изготовления. 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 изготовление элементов 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.

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.

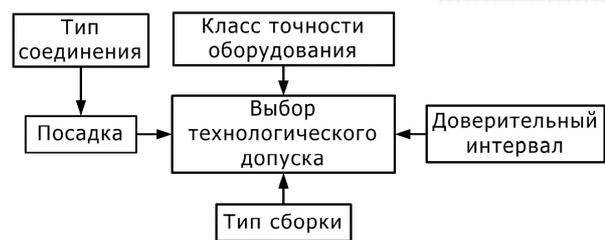


Рис. 1. Схема назначения допусков

В настоящее время существует ряд методов построения доверительных интервалов для параметров, переменных состояния, критериев выбора решений элементов систем на основе расчета конструкторских размерных цепей: предельных значений [1], интервальных расчетов [2], вероятностные [3].

Если идет речь о сборке механических деталей, то допуск замыкающего звена – сепарабельная функция. В общем случае допуск замыкающего звена является нелинейной функцией своих переменных, которыми являются допуски составляющих звеньев цепи.

Снижение рисков больших затрат на доводку сложных технических систем в условиях серийного производства возможно на счет внедрения в практику методов робастного оптимального проектирования, основанных на применении методов вычислительного интеллекта. В свою очередь, с точки зрения необходимости разработки методов робастного

оптимального проектирования, актуальной является проблема совершенствования существующих и разработки новых математических моделей и методов решения многокритериальных задач стохастической оптимизации (МЗСО).

Как известно, при структуризации МЗСО возникает неопределенность в выборе метрик при оценивании целевых функций и искомым величин (параметров, управляющих переменных, либо переменных состояний) в случае, когда данные являются случайными величинами. При этом для решения некорректных задач этого типа следует применять регуляризирующие алгоритмы, что обеспечит получение стабильных (робастных) оценок искомым величин, а математические модели, синтезированные на их основе, будут обладать свойством робастности.

К настоящему времени опубликовано множество работ, посвященных описанию методов оценивания целевых функций и искомым величин в многокритериальных задачах идентификации математических моделей, оптимизации и принятия решений при проектировании, совершенствовании и диагностировании технических, а также медико-биологических систем [4–8].

В качестве вычислительных методов синтеза решений задач стохастической оптимизации используются локально-стохастические методы (в том числе на основе самоорганизации):

- стохастические квазиградиентные алгоритмы [9];
- эволюционные (генетические алгоритмы, иммунные) [10–14];
- популяционные (имитации движения: стаи перелетных птиц; муравьиных, пчелиных колоний) [14].

Анализ существующих литературных источников показывает, при разработке методов оценивания целевых функций и искомым величин в многокритериальных задачах идентификации математических моделей, оптимизации и принятия решений, особенно в случаях априорной неопределенности данных, возникает ряд математических проблем:

- формирование системы предпочтений лица принимающего решения (ЛПР): обобщенных (скалярных сверток) целевых функций, системы ограничений, множества корректности;
- структуризация регуляризирующих алгоритмов синтеза квазирешений;
- высокая вычислительная сложность описанных методов.

Таким образом, возникает необходимость в совершенствовании существующих и разработке новых математических методов синтеза решений МЗСО.

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;

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

где $\chi^2 = \frac{n_\alpha}{N} (\sigma^0)^T R \sigma^0$ – многомерный аналог критерия согласия Пирсона;

N – размерность X^0 (или F^0);

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

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]:

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

В дальнейшем в качестве скалярной свертки целевых функций в MV-задачах использовалась свертка [8]:

$$E = \frac{1}{4I} \sum_{i=1}^I \left\{ \begin{matrix} f_{fit} \left[\left(\mu_i(M_\alpha[f_i]) \frac{\Delta_{f_i}}{f_i^*} \right)^2 \times \right. \\ \left. \times (1 + \sigma_{f_i}^0)^{-2} \right] \\ + \beta \cdot f_{fit} \left(\frac{|\chi_{f_i}^2 - k|}{\sqrt{2k}} \right) \end{matrix} \right\} +$$

$$+ \gamma \frac{1}{4M} \sum_{m=1}^M \left\{ \begin{matrix} f_{fit} \left[\left(\mu_m(M_\alpha[x_m]) \frac{\Delta_{x_m}}{x_m^*} \right)^2 \times \right. \\ \left. \times (1 + \sigma_{x_m}^0)^{-2} \right] \\ + \beta \cdot f_{fit} \left(\frac{|\chi_{x_m}^2 - k|}{\sqrt{2k}} \right) \end{matrix} \right\}, \quad (3)$$

где $\Delta_{f_i} = M_\alpha[f_i] - f_i^*$,

$$\chi_{f_i}^2 = n_\alpha \frac{M_\alpha \left[(f_i - M_\alpha[f_i])^2 \right]}{(\sigma_{f_i}^*)^2};$$

$$\sigma_{f_i}^0 = \left\{ \begin{matrix} \sigma_{f_i} \\ \sigma_{f_i}^* \end{matrix} \right\};$$

$$\frac{|\chi_{f_i}^2 - k|}{\sqrt{2k}} = \frac{n_\alpha}{\sqrt{2(n_\alpha - 3)}} \left| (\sigma_{f_i}^0)^2 - 1 + \frac{3}{n_\alpha} \right|;$$

$$\Delta_{x_m} = M_\alpha[x_m] - x_m^*,$$

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

$$\sigma_{x_m}^0 = \left\{ \begin{matrix} \sigma_{x_m} \\ \sigma_{x_m}^* \end{matrix} \right\};$$

$$\frac{|\chi_{x_m}^2 - k|}{\sqrt{2k}} = \frac{n_\alpha}{\sqrt{2(n_\alpha - 3)}} \left| (\sigma_{x_m}^0)^2 - 1 + \frac{3}{n_\alpha} \right|,$$

x_m^*, σ_m^* – значения математического ожидания и среднего квадратического отклонения переменной x_m для прототипа;

σ_{x_m} – среднее квадратическое отклонение переменной $x_m \in X^0$.

$f_i^*, \sigma_{f_i}^*$ – значения математического ожидания и среднего квадратического отклонения критериев выбора решений f_i для прототипа;

σ_{f_i} – среднее квадратическое отклонение критериев выбора решений $f_i \in F^0$.

f_{fit} – функция приспособленности (ФПр),

$f_{fit}(d) = 1 - \exp(-C \cdot d)$, $C > 0$ (выбирается из условия, что начальное значение $E_{av}^{(1)}$ было: $E_{av}^{(1)} < 1$), d – аргумент ФПр ($d > 0$);

$\mu_i(M_\alpha[f_i]), \mu_m(M_\alpha[x_m])$ – функции принадлежности;

γ – параметр регуляризации ($\gamma = 0$ – идентификация, $\gamma = 1$ – оптимизация);

β – параметр робастности.

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 (М-оценка), является [8]:

$$\hat{X} = \arg \inf_{\hat{X} \in D_X} E(\hat{X} / t_F, Ro_F), \quad (4)$$

где D_X – множество корректности, определяющееся в общем случае системой предпочтений ЛПР. Квазирешение поставленной задачи (нормальное решение) может быть найдено методом регуляризации [5].

2. Меметический алгоритм решения задачи стохастической оптимизации со смешанными условиями

Для решения поставленной задачи определим эволюционный метод (ЭМ) как модификацию классического генетического алгоритма (ГА) 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 которыми 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 [14]. В качестве вещественного оператора мутации применяется оператор неравномерной мутации Михалевича [14], 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. Область определения следующей эпохи ГА задаем в виде:

$$D_X = \left[k_x x'_m + (1 - k_x) \hat{x}_m, k_x x''_m + (1 - k_x) \hat{x}_m \right],$$

где k_x – параметр релаксации,

$$k_x = \exp\left(-\alpha \frac{t}{T}\right), \alpha \leq 1.$$

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 мемов (стратегий), K – число стратегий (гиперэвристик). 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].

Рассмотрим особенности предлагаемой реализации рандомизированного метода прокладки путей (РМПП). Определим для текущей эпохи $p (p = 1 \dots P)$ для каждой мини-популяции $l (l = 1 \dots L)$, где L – число мини-популяций с параметрами: математическим ожиданием $M[X_1^0]$ и средним квадратическим отклонением $\sigma_{X_1}^o$, значения скалярной свертки критериев выбора решений E_l .

Далее на множестве $\{E_l\}$ выполним отбор отсечением по правилу:

$$(\forall l = 1 \dots L) E_l \rightarrow \{E'_j\}, j = 1 \dots J : E'_j < E_l.$$

Следующее за $X_1 = (M[X_1^o], \sigma_{X_1}^o)$ решение, согласно РМПП, будем искать путем перемещения мини-популяции l в сторону случайного решения X_j . Отбор X_j осуществляется методом рулетки с учетом вероятности отбора. Движение мини-популяции с параметрами X_1 в сторону более привлекательной с параметрами X_j , выбранной случайным образом с учетом вероятности отбора $P(X_j)$, осуществляется из условия, что расстояния между мини-популяциями значимы. Последнее обеспечивается превышением значений статистик Стьюдента и В.И. Романовского выше критических.

Эпохи повторяются до тех пор, пока не будет выполнено условие остановки. На последней эпохе в качестве рационального решения задачи выбирается 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 сложности предлагаемого меметического алгоритма, по сравнению с классическим ГА, не менее чем в несколько раз.

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

Разработана реализующая предложенную методологию КСППР "Concept_Pro_St[®]", которая выполняет следующий набор функций:

- подготовка входных данных: методы предварительного нормирования входных данных. В качестве входных данных используются данные альтернатив (пробные выборки) – множество конструктивных и режимных параметров, управляющих и фазовых переменных, критериев выбора решений (целевых функций). Пробные выборки формируются с использованием либо решений в детерминированной формулировке прямой задачи анализа, либо с использованием результатов экспериментальных исследований аналогов;

- методы построения метамоделей (формальных математических моделей в форме уравнений регрессии) рассматриваемых систем и процессов: методы аппроксимации векторных функций векторных переменных на основе применения обучаемых искусственных нейронных сетей (ИНС) – однонаправленных многослойных и радиально-базисных ИНС. Обучение рассматриваемых ИНС осуществляется методом стохастической аппроксимации на основе овражного метода сопряженных градиентов [15]. Применение предлагаемых разработок позволяет получать стабильные (робастные) оценки параметров нейросетевых моделей в условиях неопределенности входных данных, что обеспечивает синтез робастных метамоделей;

- графические средства трехмерного представления метамоделей;

- методы оценивания информативности (значимости) переменных метамоделей с учетом парной корреляции и точности измерения переменных;

- метод синтеза решений задач модификации.

В качестве скалярной свертки критериев выбора решений использован критерий вида (3). Синтез квазирешений осуществлялся методом регуляризации. Применение предлагаемых разработок позволяет получать стабильные (робастные) оценки искомым величин в условиях параметрической неопределенности входных данных. В качестве вычислительного метода применен эффективный ме-

метический алгоритм, основанный на совместном использовании ЭМ с изменяющимися от эпохи к эпохе параметрами: операторов вещественного кодирования, функции приспособленности и релаксации; числом особей (числом мини-популяций) и РМПП – в детерминированной и стохастической (MV-задача) формулировках.

Таким образом, вероятностным методом находится решение прямой задачи расчета конструкторских размерных цепей (4): по заданным значениям математических ожиданий и доверительных интервалов величин критериев выбора решений (целевых функций) или фазовым переменным рассматриваемых систем (подсистем) или процессов находятся математические ожидания и доверительные интервалы величин управляющих переменных подсистем (функциональных элементов).

Рассмотрим пример робастного оптимального проектирования радиального вентилятора с загнутыми назад лопатками рабочего колеса в условиях стохастической природы входных данных.

Входными данными является множество альтернатив – 16 вариантов аналогов. Заданы значения геометрических параметров вентилятора: густота решетки ($x_1 = \tau$), относительная вогнутость профиля ($x_2 = \bar{f}$), безразмерная хорда профиля ($x_3 = \bar{l}$), безразмерный диаметр входа решетки ($x_4 = \bar{D}_1$).

В качестве критериев выбора решений (целевых функций) заданы: безразмерные параметры расхода

$$\left(f_1 = \bar{c}_{2r}^* = \frac{\phi^*}{4b_2} \right)$$
 и полного давления

$$\left(f_2 = 0,5\psi^* = \bar{c}_{2u}^* \cdot \eta_g \right)$$
 для режима максимального

КПД, где \bar{c}_{2r}^* – коэффициент расхода, \bar{c}_{2u}^* – относительная величина окружной составляющей абсолютной скорости на выходе, ϕ^* – коэффициент производительности, ψ^* – коэффициент полного давления, \bar{b}_2 – относительная ширина колеса на выходе, η_g – гидравлический КПД рабочего колеса.

В качестве метамоделей рассматриваемых систем в дальнейшем использованы робастные нейросетевые модели в форме радиально-базисных ИНС.

Данные прототипа – известные номинальные значения и их доверительные интервалы – приведены в таблице. В качестве желаемых критериев выбора решений (целевых функций) приняты номинальные значения и их доверительные интервалы: параметр расхода $f_1^* = 0,1900 \pm 0,0040$, параметр

полного давления $f_2^* = 0,6200 \pm 0,0114$.

Экранная форма результатов решения, найденного с использованием интерактивной КСППР при формировании облика элементов СТС «Concept_Pro_St®», представлена на рис. 2.

Общие результаты синтеза решений задач модификации в детерминированной и стохастической (значения математических ожиданий и их доверительных интервалов) формулировках представлены в таблице 1.

На основе сравнения результатов вычислений можно сформулировать следующие выводы:

– максимальное отличие номинальных значений искомых величин, полученных решением задач в разных формулировках, достигает до 10–40%;

– оценки искомых величин, полученные в результате решения задачи модификации в стохастической формулировке, являются эффективными стабильными (робастными), т.к. было достигнуто снижение доверительных интервалов для критериев выбора решений в 1,9 – 4,3 раза по сравнению с результатами в детерминированной формулировке, при незначительном изменении доверительных интервалов для искомых величин.

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

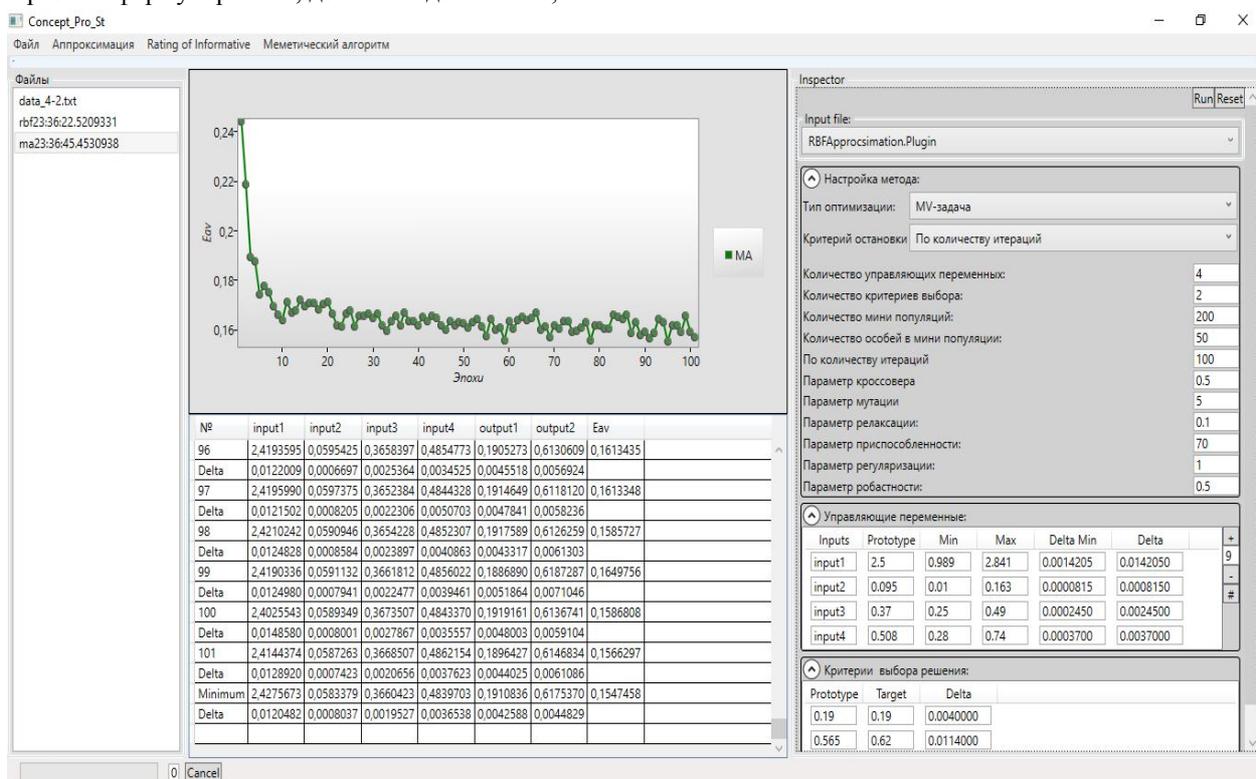


Рис. 2. Пример решения задачи формирования облика промышленного радиального вентилятора в стохастической постановке

Таблица 1

Общие результаты вычислений

Входные данные	Прототип	Детерминированная формулировка	Стохастическая формулировка
x_1	$2,5000 \pm 0,0142$	2,5321	$2,4276 \pm 0,0120$
x_2	$0,0950 \pm 0,0008$	0,0956	$0,0583 \pm 0,0008$
x_3	$0,3700 \pm 0,0024$	0,3646	$0,3660 \pm 0,0020$
x_4	$0,5080 \pm 0,0037$	0,5257	$0,4840 \pm 0,0037$
f_1	$0,1900 \pm 0,0060^*$	$0,1902 \pm 0,0081^*$	$0,1911 \pm 0,0043$
f_2	$0,5650 \pm 0,0171^*$	$0,6197 \pm 0,0195^*$	$0,6175 \pm 0,0045$

* – результаты решения MV-задачи в малой окрестности альтернативы при параметре робастности равном «0»

Заключение

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 искомым 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.

Разработанная интерактивная компьютерная система поддержки принятия решений «Concept_Pro_St®» ориентирована на широкий круг пользователей в областях: машиностроения, в том числе, управления с использованием данных мониторинга проектами, производством для обеспечения качества выпускаемой предприятиями продукции (Design for Six Sigma); промышленной безопасности, экологии, фармацевтики, медицины и т.п., работающих над проблемами построения робастных метамodelей (формальных математических моделей в форме уравнений регрессии), робастного оптимального проектирования и диагностирования систем и процессов.

В качестве примера получены результаты решения задачи робастного оптимального проектирования радиального вентилятора с загнутыми назад лопатками рабочего колеса в условиях стохастической природы входных данных.

Литература

1. Линчевский, П. А. Особенности теории расчета размерных цепей при выполнении размерного анализа технологических процессов [Текст] / П. А. Линчевский, В. Д. Иоргачев, Л. Б. Шрон // *Вісник СевНТУ : зб. наук. праць. Сер. : Машиноприладобудування та транспорт.* – 2012. – Вип. 129. – С. 133 – 136.
2. Хилькевич, Я. М. Методы интервальных расчетов размерных цепей [Текст] / Я. М. Хилькевич, С. П. Пестов, П. Г. Мазейн // *Известия Челябинского науч. центра. Проблемы машиностроения.* – 2004. – Вып. 1 (22). – С. 107–111.
3. Фролов, В. В. Анализ и расчет размерных цепей деталей автотракторной техники на основе искусственных нейронных сетей [Текст] /

В. В. Фролов // *Автомобильный транспорт.* – 2010. – № 27. – С. 104–109.

4. Айвазян, С. А. Классификация многомерных наблюдений [Текст] / С. А. Айвазян, З. И. Бежаева, О. В. Староверов. – М. : Статистика, 1974. – 240 с.

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

6. Урясьев, С. П. Адаптивные алгоритмы стохастической оптимизации и теории игр [Текст] / С. П. Урясьев ; под ред. Ю. М. Ермольева. – М. : Наука, 1990. – 184 с.

7. Li, M. A Multi-Objective Genetic Algorithm for Robust Design Optimization [Text] / M. Li, S. Azarm, V. Aute. – *Proceedings of GECCO 2005, Washington, D.C., USA, June 25–29.* – P. 771–778.

8. Multi-Objective Robust optimization of Air Engine Using IOSO Technology” [Text] / I. N. Egorov, G. V. Kretinin, I. A. Leshchenko at al. – *Conference ASME Turbo Expo 2004, Vienna, Austria, June 14–17.* – 7 p. (ASME Paper GT2004-53504).

9. Курейчик, В. М. Эволюционные алгоритмы: генетическое программирование [Текст] : обзор / В. М. Курейчик, С. И. Родзин // *Известия РАН. Теория и системы управления.* – 2002. – № 1. – С. 127–137.

10. 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.

11. Карпенко, А. П. Современные алгоритмы. Алгоритмы, вдохновленные природой [Текст] : учеб. пособие / А. П. Карпенко – М. : Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2014. – 446 с.

12. Системное совершенствование элементов сложных технических систем на основе концепции обратных задач [Текст] : монография / 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 «Харьков. авиац. ин-т», 2013. – 148 с. ISBN 978-966-662-312-9.

References

1. Linchevskij, P. A., Iorgachev, V. D., Shron, L. B. Osobennosti teorii rascheta razmernih cepej pri vypolnenii razmernogo analiza tehnologicheskikh processov [Features of the theory of calculation of dimensional chains in the performance of dimensional analysis of technological processes]. *Trudy Visnyk SevNTU. Mashynopryladobuduvannja ta transport – Mechanical-instrument engineering and transport*, 2012, vol. 129. pp.133 – 136.
2. Hil'kevich, Ja. M., Pestov, S. P., Mazein, P. G. Metody interval'nyh raschetov razmernih cepej [Methods for interval calculations of dimensional chains].

Izvestija Cheljabinskogo nauchnogo centra. Problemy mashinostroenija, 2004, vol. 1 (22), pp. 107–111.

3. Frolov, V. V. *Analiz i raschet razmernyh cepej detalej avtotraktornoj tehniki na osnove is-kusstvennyh neyronnyh setej* [Analysis and calculation of dimensional chains of auto-tractor equipment basing on artificial neural networks]. *Avtomobil'nyj transport*, 2010. vol. 27, pp. 104–109.

4. Ajvazjan, S. A., Bezhaeva, Z. I., Staroverov, O. V. *Klassifikacija mnogomernyh nabljudenij* [Classification of multidimensional observations]. Moscow, Statistika Publ., 1974. 240 p.

5. Tihonov, A. N., Arsenin, V. Ja. *Metody reshenija nekorrektnyh zadach* [Methods for solving ill-posed problems]. Moscow, Nauka Publ., 1986. 288 p.

6. Urjas'ev, S. P. *Adaptivnye algoritmy stohasticheskoj optimizacii i teorii igr* [Adaptive algorithms of stochastic optimization and game theory]. Moscow, Nauka Publ., 1990. 184 p.

7. 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, pp. 771–778.

8. 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. 7 p. ASME Paper GT2004-53504.

9. Kurejchik, V. M., Rodzin, S. I. *Jevoljucionnyje algoritmy: geneticheskoe programmirovanie*. Obzor. [Evolutionary algorithms: genetic programming] *Izvestija RAN. Teorija i sistemy upravlenija*, 2002, no. 1, pp. 127–137.

10. Tronchuk, A. A., Ugryumova, E. M. *Matematicheskie modeli i jevoljucionnyj metod reshenija zadach stohasticheskoj optimizacii* [Mathematical models and evolutionary method for solving stochastic optimization problems]. *Trudy Visnik HNAJ. Matematichne modeljuvannja. Informacijni tehnologii. Avtomatizovani sistemi upravlinnja –Mathematicians modeling. Information technology. Automated control systems*, 2012, vol. 19 (1015), pp. 292–305.

11. Karpenko, A. P. *Sovremennye algoritmy. Algoritmy, vdohnovlennnye prirodoj* [Modern algorithms. Algorithms inspired by nature]. Moscow, Izdatel'stvo MGTU im. N. Je. Bauman Publ., 2014. 446 p.

12. Strilets, V. E., Tronchuk, A. A., Ugryumova, E. M. *Sistemnoe sovershenstvovanie jelementov slozhnyh tehniceskikh sistem na osnove koncepcii obratnyh zadach* [Systemic improvement of elements of complex technical systems on the basis of the concept of inverse problems]. Kharkov, Nac. ajerokosm. un-t im. N. E. Zhukovskogo «Har'k. aviac. in-t», 2013. 148 p. ISBN 978-966-662-312-9.

Поступила в редакцию 12.05.2017, рассмотрена на редколлегии 8.06.2017

Рецензент: д-р техн. наук, проф., зав. каф. конструкции авиационных двигателей С. В. Епифанов, Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «Харьковский авиационный институт», Харьков.

ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ ОБЧИСЛЮВАЛЬНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ПРЯМИХ ЗАДАЧ РОЗРАХУНКУ КОНСТРУКТОРСЬКИХ РОЗМІРНИХ ЛАНЦЮГІВ В УМОВАХ ПАРАМЕТРИЧНОЇ АПРІОРНОЇ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ

*Е. С. Меняйлов, К. М. Угрюмова, С. В. Черниш,
А. П. Мазурков, М. Л. Угрюмов, О. М. Хусточка*

Розглядається постановка нелінійної задачі розрахунку конструкторських розмірних ланцюгів в умовах параметричної апріорної невизначеності. Запропоновано методологію синтезу рішень багатокритеріальних задач стохастичної оптимізації зі змішаними умовами (MV-задач). Розроблено ефективний меметичний алгоритм синтезу рішень MV- задач. Представлено результати вирішення задачі робастного оптимального проектування радіального вентилятора з загнутими назад лопатками робочого колеса в умовах стохастичної природи вхідних даних, отримані за допомогою інтерактивної комп'ютерної системи підтримки прийняття рішень «Concept_Pro_St®».

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

APPLICATION OF METHODS OF COMPUTATIONAL INTELLIGENCE FOR SOLVING DIRECT TASKS OF DESIGN CALCULATION OF DIMENSIONAL CHAINS UNDER CONDITIONS OF PARAMETRIC A PRIORI UNCERTAINTY

*Ie. S. Menailov, K. M. Ugryumova, S. V. Chernysh,
A. P. Mazurkov, M. L. Ugryumov, A. N. Khustochka*

Statement of a nonlinear problem of calculation of design dimensional chains under conditions of parametric a priori uncertainty is considered. The methodology of synthesis of solutions of multi-objective problems of stochastic optimization with the mixed conditions (MV-tasks) is offered. The effective memetic synthesis algorithm of solu-

tions of MV- tasks is developed. Results of the solution of a problem robust optimal designing of centrifugal impeller fitted with backward curved blades in the conditions of stochastic nature of the input data, the decision-making supports got by means of interactive computer system «Concept_Pro_St®» are presented.

Keywords: computational intelligence methods, systems for the estimation of quantities and processes, decision theory.

Меняйлов Евгений Сергеевич – ассистент кафедры информатики, Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «Харьковский авиационный институт», Харьков, Украина, e-mail: evgenii.menyailov@gmail.com.

Угрюмова Екатерина Михайловна – канд. техн. наук, научный сотрудник кафедры информатики Национального аэрокосмического университета им. Н. Е. Жуковского «Харьковский авиационный институт», Харьков, Украина, e-mail: ukatya80@mail.ru.

Черныш Сергей Викторович – аспирант кафедры информатики, Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «Харьковский авиационный институт», Харьков, Украина, e-mail: 91sergey@gmail.com.

Мазурков Анатолий Павлович – старший научный сотрудник кафедры конструкции авиационных двигателей, Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «Харьковский авиационный институт», Харьков, Украина, e-mail: ttl2ttl@gmail.com.

Угрюмов Михаил Леонидович – д-р техн. наук, проф., профессор кафедры информатики, Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «Харьковский авиационный институт», Харьков, Украина, e-mail: m.ugryumov@khai.edu.

Хусточка Александр Николаевич – начальник бригады ГП «Ивченко-Прогресс», Запорожье, Украина, e-mail: 03527@ivchenko-progress.com.

Meniailov Ievgen Sergeevich – assistant professor, "Concept_Pro_St" Software Team, Department of Information Technology, Aerospace Control Systems Faculty, National Aerospace University "Kharkov Aviation Institute", Kharkov, Ukraine, e-mail: evgenii.menyailov@gmail.com.

Ugryumova Kateryna Mikhaylovna – research scientist, PhD (Technical), "Concept_Pro_St" Software Team, Department of Information Technology, Aerospace Control Systems Faculty, National Aerospace University "Kharkov Aviation Institute", Kharkov, Ukraine, e-mail: ukatya80@mail.ru.

Chernysh Sergey Viktorovich – post graduate student, "Concept_Pro_St" Software Team, Department of Information Technology, Aerospace Control Systems Faculty, National Aerospace University "Kharkov Aviation Institute", Kharkov, Ukraine, e-mail: 91sergey@gmail.com.

Mazurkov Anatoliy Pavlovich – research scientist, Department of Aircraft Engine Design, Faculty of Aviation Engines, National Aerospace University "Kharkov Aviation Institute", Kharkov, Ukraine, e-mail: ttl2ttl@gmail.com.

Ugryumov Mykhaylo Leonidovich – Senior Research Fellow, Full Professor, Doctor of Sciences (Technical), "Concept_Pro_St" Software Team Leader, Department of Information Technology, Aerospace Control Systems Faculty, National Aerospace University "Kharkov Aviation Institute", Kharkov, Ukraine, e-mail: m.ugryumov@khai.edu.

Khustochka Olexandr Nikolaevich – team leader, SE "Ivchenko-Progress", Zaporozhye, Ukraine, e-mail: 03527@ivchenko-progress.com.