DOI:

СИНТЕЗ ПАРАМЕТРОВ ТЕХНИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ В УСЛОВИЯХ ПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ

Вересников Г.С., Панкова Л.А., Пронина В.А.

Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, Россия, г. Москва

ул. Профсоюзная д.65

veresnikov@ipu.ru, ludmila_pankova@bk.ru, valeria.pronina@gmail.com

Аннотация: Для синтеза параметров технических объектов предложены оптимизационные модели, в которых целевые функции и ограничения зависят от входных и оптимизируемых параметров с эпистемической и алеаторной неопределенностью. В этих моделях используются критерии оптимизации, обеспечивающие оптимальность целевых функций в среднем и надежность решений.

Ключевые слова: оптимизационные модели, эпистемическая неопределенность, алеаторная неопределенность, теория неопределенности.

Введение

При проектировании технических объектов (ТО) широко применяются универсальные системы автоматизированного проектирования и специализированные пакеты прикладных программ инженерных расчетов и анализа, в основном охватывающие задачи конструкторско-технологической подготовки производства на стадиях технического и рабочего проектирования. Однако основные проектные решения, определяющие технико-экономические характеристики ТО, закладываются на стадиях концептуального и предварительного проектирования, для которых характерны проблемы формализации проектных процедур, обусловленные необходимостью принятия решений в условиях смешанной неопределенности, когда точные данные о многих параметрах неизвестны и поэтому используются статистическая информация для параметров с алеаторной неопределенностью (случайных) и экспертные суждения для параметров с эпистемической неопределенностью. Преодоление этих трудностей связывают с созданием интеллектуальных систем автоматизации проектирования [1, 2].

В настоящее время существуют инструментальные программные средства [3, 4] для решения задач оптимального синтеза параметров при предварительном проектировании, при этом в оптимизационных моделях входные параметры ТО моделируются случайными величинами с заданными функциями распределения. Проектируемые параметры считаются детерминированными и поэтому анализ робастности и надежности при вариативности проектируемых параметров проводится апостериори, что существенно увеличивает время принятия решений и может привести к ошибочным решениям. Кроме того, моделирование входных параметров случайными величинами не всегда возможно из-за отсутствия или недостатка статистических данных.

Для преодоления указанных ограничений в статье предлагаются оптимизационные модели с недетерминированными входными и проектируемыми параметрами, информация о которых формируется на основе статистической и экспертной информации.

1 Оптимизационные модели со случайными и неопределенными параметрами

В результате анализа предлагаемых в мировой литературе теорий, рассматривающих моделирование эпистемической неопределенности, для решения задач параметрического синтеза в условиях смешанной неопределенности выбрана теория неопределенности [5]. В теории неопределенности выведены аналитические выражения для вычисления числовых характеристик целевых функций и ограничений, что обеспечивает высокую вычислительную эффективность решения оптимизационных задач.

В рамках предлагаемых в этом разделе оптимизационных моделей параметры технических объектов, информация о которых содержится в статистических данных, моделируются случайными величинами. Недетерминированные параметры технических объектов, которые задаются экспертами, предлагается моделировать неопределенными величинами, рассматриваемыми в теории неопределенности [5].

Неопределенная величина есть измеримая функция ξ на пространстве неопределенности (Γ, Λ, M) в множество действительных чисел, где Γ − непустое универсальное множество, Λ − σ-алгебра на Γ, M − мера неопределенности. Каждому элементу из Λ (событию) ставится в соответствие число $M\{\lambda\}$, определяющее меру неопределенности этого события, которая не имеет частотно-событийную интерпретацию, а интерпретируется как степень уверенности эксперта в том, что это событие произойдёт.

Мера неопределенности $M\{\bullet\}$ удовлетворяет аксиомам нормальности ($M\{\Gamma\}=1$), дуальности ($M\{\lambda\} + M\{\lambda_c\} = 1$ для любого события λ ($\lambda_c = \Gamma \setminus \lambda$)), субаддитивности, произведения [5].

Функция распределения неопределенности неопределенного параметра ξ есть функция $\Phi : R \to [0, 1]$, определяемая как

$$\Phi(x) = M\{\xi \le x\},$$

где x – детерминированное значение, $M\{\bullet\}$ – мера неопределенности события $(\bullet)$, определяемая в теории неопределенности как степень уверенности эксперта, что событие произойдет.

Функция распределения неопределенной величины задается экспертом непосредственно в аналитическом виде или аппроксимируется на основе ее отдельных значений, задаваемых экспертом.

При решении оптимизационных задач предлагается считать случайными и неопределенными как входные, так и проектируемые параметры, что вызвано необходимостью учета допусков на производстве, по которым отсутствует статистика, и корректировки принятых решений на следующих этапах проектирования.

Оптимизируемый случайный параметр y' моделируется суммой $y' = y + \lambda$, где y – детерминированная переменная, λ – случайная величина с определенной функцией распределения вероятности.

Границы изменения детерминированной расчетной переменной y контролируются посредством использования ограничений:

$$P((y+\lambda) \ge a_\lambda) \ge \beta_{a_\lambda},$$

$$P((y+\lambda) \le b_\lambda) \ge \beta_{b_\lambda},$$

где β_{a_λ} и β_{b_λ} – заданные уровни вероятности для выполнения ограничений $(y+\lambda) \ge a_\lambda$ и $(y+\lambda) \le b_\lambda$.

Значения β_{a_λ} и β_{b_λ} используются для управления вероятностью нарушения оптимизируемым случайным параметром y' границ диапазона $[a_\lambda, b_\lambda]$.

Оптимизируемый неопределенный параметр x' моделируется суммой $x' = x + \delta$, где x – детерминированная переменная, δ – неопределенная величина, заданная экспертом посредством функции распределения неопределенности.

Границы изменения детерминированной компоненты x контролируются посредством использования следующих ограничений:

$$M((x+\delta) \ge a_\delta) \ge \alpha_{a_\delta},$$

$$M((x+\delta) \le b_\delta) \ge \alpha_{b_\delta}.$$

Согласно [5] данные ограничения эквивалентны:

$$x + \Phi_\delta^{-1}(1 - \alpha_{a_\delta}) \ge a_\delta,$$

$$x + \Phi_\delta^{-1}(\alpha_{b_\delta}) \le b_\delta,$$

где Φ_δ^{-1} – обратная функция распределения неопределенности параметра δ; α_{a_δ} и α_{b_δ} – заданные уровни меры неопределенности для выполнения ограничений $(x + \delta) \ge a_\delta$ и $(x + \delta) \le b_\delta$).

Значения α_{a_δ} и α_{b_δ} используются для управления степенью уверенности нарушения оптимизируемым неопределенным параметром x' границ диапазона $[a_\delta, b_\delta]$.

Предлагается моделировать функции, зависящие от неопределенных и случайных параметров, как неопределенные величины, параметризованные случайными величинами [6]. На основе этого подхода разработаны оптимизационные модели 1 и 2, которые применяются в случае, когда входные и проектируемые параметры являются как случайными, так и неопределенными.

В оптимизационной модели 1 в качестве числовых характеристик используются ожидаемое значение и математическое ожидание.

Модель 1. Числовые характеристики − ожидаемое значение/математическое ожидание:

$$\begin{cases} \min\limits_{\bar{x}',\bar{y}'}(\max) E^P(E^M(f_1(\bar{x}',\bar{\xi},\bar{y}',\bar{\varpi}),\ldots,E^P(E^M(f_m(\bar{x}',\bar{\xi},\bar{y}',\bar{\varpi}) \\ P(M(g_j(\bar{x}',\bar{\xi},\bar{y}',\bar{\varpi})\le 0)\ge\alpha_j)\ge\beta_j,\ j=1,2,\ldots p, \end{cases}$$

где $x_1',\ldots,x_k'$ – оптимизируемые неопределенные параметры ($x_1'=x_1+\delta_1,\ldots,x_k'=x_k+\delta_k$; $x_1,\ldots,x_k$ – детерминированные расчетные переменные; $\delta_1, \delta_2 \ldots, \delta_k$ – независимые неопределенные параметры с функциями распределения Φ_{δ_1}, Φ_{δ_2},..., Φ_{δ_k}, имеющими обратные функции распределения);

$\xi_1, \xi_2, \ldots, \xi_n$ – входные неопределенные параметры с функциями распределения Φ_{ξ_1}, Φ_{ξ_2},..., Φ_{ξ_n}, имеющими обратные функции распределения;

$y_1',\ldots,y_z'$ – оптимизируемые случайные параметры ($y_1'=y_1+\lambda_1,\ldots,y_z'=y_z+\lambda_z$, $y_1,\ldots,y_z$ – детерминированные расчетные переменные; $\lambda_1, \ldots, \lambda_z$ – независимые случайные величины с функциями распределения Ψ_{λ_1}, Ψ_{λ_2}, ..., Ψ_{λ_z});

$\omega_1, \ldots, \omega_h$ – входные случайные параметры с функциями распределения Ψ_{ω_1}, Ψ_{ω_2}, ..., Ψ_{ω_h};

m, p – количество целевых функций и ограничений соответственно.

Если $f_i(\bar{x}',\bar{\xi},\bar{y}',\bar{\varpi})$ – непрерывная строго возрастающая по x_1', ..., x_l' и строго убывающая по x_{l+1}', ..., x_k', непрерывная строго возрастающая по $\xi_1, \ldots, \xi_q$ и строго убывающая по $\xi_{q+1}, \ldots, \xi_n$, тогда числовая характеристика целевой функции как эпистемической величины согласно [5] имеет вид:

$$E^M(f_i(\bar{x}',\bar{\xi},\bar{y}',\bar{\varpi}) = \int_0^1 f_i(x_1+\Phi_{\delta_1}^{-1}(\alpha),\ldots,x_l+\Phi_{\delta_l}^{-1}(\alpha),\, x_{l+1}+\Phi_{\delta_{l+1}}^{-1}(1-\alpha),\ldots$$

$$\ldots,x_k+\Phi_{\delta_k}^{-1}(1-\alpha),\, \Phi_{\xi_1}^{-1}(\alpha),\Phi_{\xi_2}^{-1}(\alpha),\ldots,\Phi_{\xi_q}^{-1}(\alpha),\Phi_{\xi_{q+1}}^{-1}(1-\alpha),\ldots,\Phi_{\xi_n}^{-1}(1-\alpha),\, \bar{y}',\bar{\varpi}).$$

Математическое ожидание случайной величины $E^M(f_i(\bar{x}',\bar{\xi},\bar{y}',\bar{\varpi})$ имеет вид:

$$E^P(E^M(f_i(\bar{x}',\bar{\xi},\bar{y}',\bar{\varpi})) = \int_{R^{h+z}}\int_0^1 f_i(x_1+\Phi_{\delta_1}^{-1}(\alpha),\ldots,x_l+\Phi_{\delta_l}^{-1}(\alpha),\, x_{l+1}+\Phi_{\delta_{l+1}}^{-1}(1-\alpha),\ldots$$

$$\ldots,x_k+\Phi_{\delta_k}^{-1}(1-\alpha),\, \Phi_{\xi_1}^{-1}(\alpha),\Phi_{\xi_2}^{-1}(\alpha),\ldots,\Phi_{\xi_q}^{-1}(\alpha),\Phi_{\xi_{q+1}}^{-1}(1-\alpha),\ldots,\Phi_{\xi_n}^{-1}(1-\alpha),\, y_1+\lambda_1,\ldots$$

$$\ldots,y_z+\lambda_z,\bar{\varpi})\,d\alpha\, d\Psi_{\omega_1}\ldots d\Psi_{\omega_h}\, d\Psi_{\lambda_1}\ldots d\Psi_{\lambda_z}.$$

Для проверки ограничений, если $g_j(\bar{x}',\bar{\xi},\bar{y}',\bar{\varpi})$ – непрерывная строго возрастающая по x_1', ..., x_l' и строго убывающая по x_{l+1}', ..., x_k', непрерывная строго возрастающая по $\xi_1, \ldots, \xi_q$ и строго убывающая по $\xi_{q+1}, \ldots, \xi_n$, то согласно [5] неравенство $P(M(g_j(\bar{x}',\bar{\xi},\bar{y}',\bar{\varpi})\le 0)\ge\alpha_{g_j})\ge\beta_{g_j}$ заменяется следующим неравенством:

$$P(g_j(x_1+\Phi_{\delta_1}^{-1}(\alpha_{g_j}),\ldots,x_l+\Phi_{\delta_l}^{-1}(\alpha_{g_j}),\, x_{l+1}+\Phi_{\delta_{l+1}}^{-1}(1-\alpha_{g_j}),\ldots$$

$$\ldots,x_k+\Phi_{\delta_k}^{-1}(1-\alpha_{g_j}),\, \Phi_{\xi_1}^{-1}(\alpha_{g_j}),\Phi_{\xi_2}^{-1}(\alpha_{g_j}),\ldots,\Phi_{\xi_q}^{-1}(\alpha_{g_j}),\Phi_{\xi_{q+1}}^{-1}(1-\alpha_{g_j}),\ldots$$

$$\ldots,\Phi_{\xi_n}^{-1}(1-\alpha_{g_j}),\, \bar{y}',\bar{\varpi})\le 0)\ge\beta_{g_j},$$

где α_{g_j}, β_{g_j} – соответственно, задаваемые уровни уверенности и вероятности.

Использование числовых характеристик, усредняющих целевые функции по случайным и неопределённым параметрам, не всегда подходит ЛПР. Высокие требования к надежности проектных решений в задачах синтеза параметров ТО приводит к необходимости использования квантильного критерия, когда выбираются проектные решения, минимизирующие уровень целевой функции, непревышение которого гарантируется с заданной надежностью (вероятностью и степенью уверенности).

В связи с этим разработана оптимизационная модель 2, в которой в качестве числовых характеристик используются квантили случайных и неопределенных величин.

Модель 2. Числовые характеристики – квантили (*inf*):

$$\begin{cases} \min\limits_{\bar{x}',\bar{y}'} r_{f_1},...,r_{f_m}, \\ P(inf_{\alpha_{f_1}}(f_1(\bar{x}',\bar{\xi},\bar{y}',\bar{\omega})) \le r_{f_1}) \ge \beta_{f_1}, \\ ... \\ P(inf_{\alpha_{f_m}}(f_m(\bar{x}',\bar{\xi},\bar{y}',\bar{\omega})) \le r_{f_m}) \ge \beta_{f_m}, \\ P(M(g_j(\bar{x}',\bar{\xi},\bar{y}',\bar{\omega}) \le 0) \ge \alpha_j) \ge \beta_j,\ j=1,2,...p, \end{cases}$$

где $\alpha_{f_1},...,\alpha_{f_m}$ и $\beta_{f_1},...,\beta_{f_m}$ – соответственно, уровни уверенности и вероятности, задаваемые ЛПР.

В соответствии [5]:

$$inf_{\alpha_{f_i}}(f_i(\bar{x}',\bar{\xi},\bar{y}',\bar{\omega})) = f_i(x_1+\Phi^{-1}_{\delta_1}(\alpha),...,x_l+\Phi^{-1}_{\delta_l}(\alpha),\ x_{l+1}+\Phi^{-1}_{\delta_{l+1}}(1-\alpha),...$$
$$...,x_k+\Phi^{-1}_{\delta_k}(1-\alpha),\ \Phi^{-1}_{\xi_1}(\alpha),\Phi^{-1}_{\xi_2}(\alpha),...,\Phi^{-1}_{\xi_q}(\alpha),\Phi^{-1}_{\xi_{q+1}}(1-\alpha),...,\Phi^{-1}_{\xi_n}(1-\alpha),\ \bar{y}',\bar{\omega}).$$

При максимизации целевых функций используется модель 3, аналогичная модели 2.

Модель 3. Числовые характеристики – квантили (*sup*):

$$\begin{cases} \max\limits_{\bar{x}',\bar{y}'} r_{f_1},...,r_{f_m}, \\ P(sup_{\alpha_{f_1}}(f_1(\bar{x}',\bar{\xi},\bar{y}',\bar{\omega})) \ge r_{f_1}) \ge \beta_{f_1}, \\ ... \\ P(sup_{\alpha_{f_m}}(f_m(\bar{x}',\bar{\xi},\bar{y}',\bar{\omega})) \ge r_{f_m}) \ge \beta_{f_m}, \\ P(M(g_j(\bar{x}',\bar{\xi},\bar{y}',\bar{\omega}) \le 0) \ge \alpha_j) \ge \beta_j,\ j=1,2,...p. \end{cases}$$

В соответствии с [5]:

$$sup_{\alpha_{f_i}}(f_i(\bar{x}',\bar{\xi},\bar{y}',\bar{\omega})) = f_i(x_1+\Phi^{-1}_{\delta_1}(1-\alpha),...,x_l+\Phi^{-1}_{\delta_l}(1-\alpha),\ x_{l+1}+\Phi^{-1}_{\delta_{l+1}}(\alpha),...$$
$$...,x_k+\Phi^{-1}_{\delta_k}(\alpha),\ \Phi^{-1}_{\xi_1}(1-\alpha),\Phi^{-1}_{\xi_2}(1-\alpha),...,\Phi^{-1}_{\xi_q}(1-\alpha),\Phi^{-1}_{\xi_{q+1}}(\alpha),...,\Phi^{-1}_{\xi_n}(\alpha),\ \bar{y}',\bar{\omega}).$$

Таким образом оптимизационная модель с неопределенными и случайными параметрами сводится к стохастической модели с квантильным критерием.

Для применения разработанных моделей 1-3 в качестве алгоритма оптимизации может использоваться многокритериальный генетический алгоритм [7], для вычисления ожидаемого значения, квантиля, вероятности выполнения ограничений – известные статистические методы [8].

Разработанные оптимизационные модели являются основой решения задач синтеза параметров конкретных видов ТО в условиях параметрической смешанной неопределенности. В следующем разделе рассматривается задача синтеза весовых параметров пассажирского летательного аппарата, которая решается с использованием моделей 1 и 2.

2 Синтез весовых параметров пассажирского самолета

Рассмотрим оптимизационную задачу, в которой требуется минимизировать взлетную массу самолета M_0 с целью уменьшения эксплуатационных затрат, максимизировать массу топлива M_{fuel} с целью увеличения дальности полета и при этом получить проектные решения, удовлетворяющие ограничению на посадочную массу $M_0 - 0.8M_{fuel} \le M_{landing}$.

Выражения для M_0 и M_{fuel} согласно методике расчета весовых параметров самолета [9] имеют следующий вид:

$$M_{fuel} = M_0 - M_{airframe} - M_{ch} - M_{pp} - M_{ec} - M_{rae} - M_{payload} - M_{pe},$$

$$M_0 = \gamma_a (V_a - V_{pc}) + M_{payload} + M_{pe},$$

$$M_{airframe} = (1 + K_m) q_s A_{wet},$$

$$q_s = k_{qs0} + (k_{qs1} + \lg V_a)\lg V_a,$$

$$M_{ch} = 0.3 M_{airframe} K_{eq},$$

$$M_{pp} = \gamma_{eng} T (k_{eng0} + k_{eng1}\frac{V_a}{A_{wet}}),$$

где $M_{airframe}$ − масса конструкции; M_{ch} − масса оборудования управления и гидравлики; M_{pp} − масса силовой установки; M_{ec} − масса экипажа и снаряжения; M_{rae} − масса бортового радиоэлектронного оборудования (БРЭО); $M_{payload}$ − коммерческая нагрузка; M_{pe} − пассажирское оборудование; γ_a − средняя плотность ЛА; V_a − объем ЛА; V_{pc} − объем пассажирского отсека; K_m − коэффициент использования композитов; q_s − удельный вес 1 м^2 планера ЛА; A_{wet} − площадь омываемой поверхности ЛА; K_{eq} − коэффициент, учитывающий технологию производства; γ_{eng} − технологический коэффициент, который показывает отношение веса двигателя к максимальной тяге при H = 0, v= 0 (H, v – соответственно, высота, скорость); T − потребная тяга при H = 0, v = 0; k_{qs0}, k_{qs1}, k_{eng0}, k_{eng1} − статистические коэффициенты.

Произведена классификация параметров целевых функций и ограничений:

$\bar{x}'$ =(A_{wet}, V_a, M_{pe}, M_{rae}) – вектор оптимизируемых неопределенных параметров;

$\bar{\xi}$ =(K_m, K_{eq}, V_{pc}, M_{ec}, γ_a) – вектор входных неопределенных параметров;

$\bar{y}'$ =($M_{payload}$) – вектор оптимизируемых случайных параметров;

$\bar{\varpi}$ =(k_{qs0}, k_{qs1}, k_{eng0}, k_{eng1}, γ_{eng}, T) – вектор входных случайных параметров.

Разработаны две оптимизационные модели с недетерминированными параметрами: 4 (следует из модели 1) и 5 (следует из моделей 2 и 3).

Модель 4. Числовые характеристики − ожидаемое значение/математическое ожидание:

$$\begin{cases} \min\limits_{\bar{x}', \bar{y}'} E^P(E^M[M_0]), \max\limits_{\bar{x}', \bar{y}'} E^P(E^M[M_{fuel}]), \\ P(M(M_0 - 0.8M_{fuel} \le M_{landing}) \ge \alpha_{M_{landing}}) \ge P_{M_{landing}}, \end{cases}$$

где M – мера неопределенности (степень уверенности эксперта), $\alpha_{M_{landing}}$ − уровень степени уверенности выполнения неравенства $M_0 - 0.8M_{fuel} \le M_{landing}$, $P_{M_{landing}}$ − уровень вероятности того, что степень уверенности выполнения неравенства $M_0 - 0.8M_{fuel} \le M_{landing}$ будет больше $\alpha_{M_{landing}}$.

Модель 5. Числовые характеристики – квантили:

$$\begin{cases} \min\limits_{\bar{x}',\bar{y}'} r_{M_0}, \max\limits_{\bar{x}',\bar{y}'} r_{M_{fuel}}, \\ P(inf_{\alpha_{M_0}}[M_0] \le r_{M_0}) \ge P_{M_0} \\ P(sup_{\alpha_{M_{fuel}}}[M_{fuel}] \ge r_{M_{fuel}}) \ge P_{M_{fuel}}, \\ P(M(M_0 - 0.8M_{fuel} \le M_{landing}) \ge \alpha_{M_{landing}}) \ge P_{M_{landing}}, \end{cases}$$

где $P_{M_{fuel}}$ и P_{M_0} – уровни вероятности того, что $sup_{\alpha_{M_{fuel}}}[M_{fuel}] \ge r_{fuel}$ и $inf_{\alpha_{M_0}}[M_0] \le r_{M_0}$, α_{M_0} и $\alpha_{M_{fuel}}$ – уровни уверенности эксперта в квантильных критериях.

Посредством задания уровней вероятности и уверенности эксперта в данной оптимизационной модели учитываются требования к надежности проектных решений.

С использованием оптимизационных моделей 4 и 5 получены Парето-фронты, позволяющие найти компромисс между основными весовыми параметрами ЛА. Для выполнения оптимизационных расчетов применялся многокритериальный генетический алгоритм Matlab. Верхняя линия (1) на рис. 1 является результатом применения оптимизационной модели, в которой неопределенные и случайные параметры считаются детерминированными с номинальными (средними) значениями. Парето-фронт, полученный в результате применения оптимизационной модели 4, практически совмещается с верхней линией. Нижняя линия (2) является результатом применения модели 5 с квантильными критериями оптимизации.

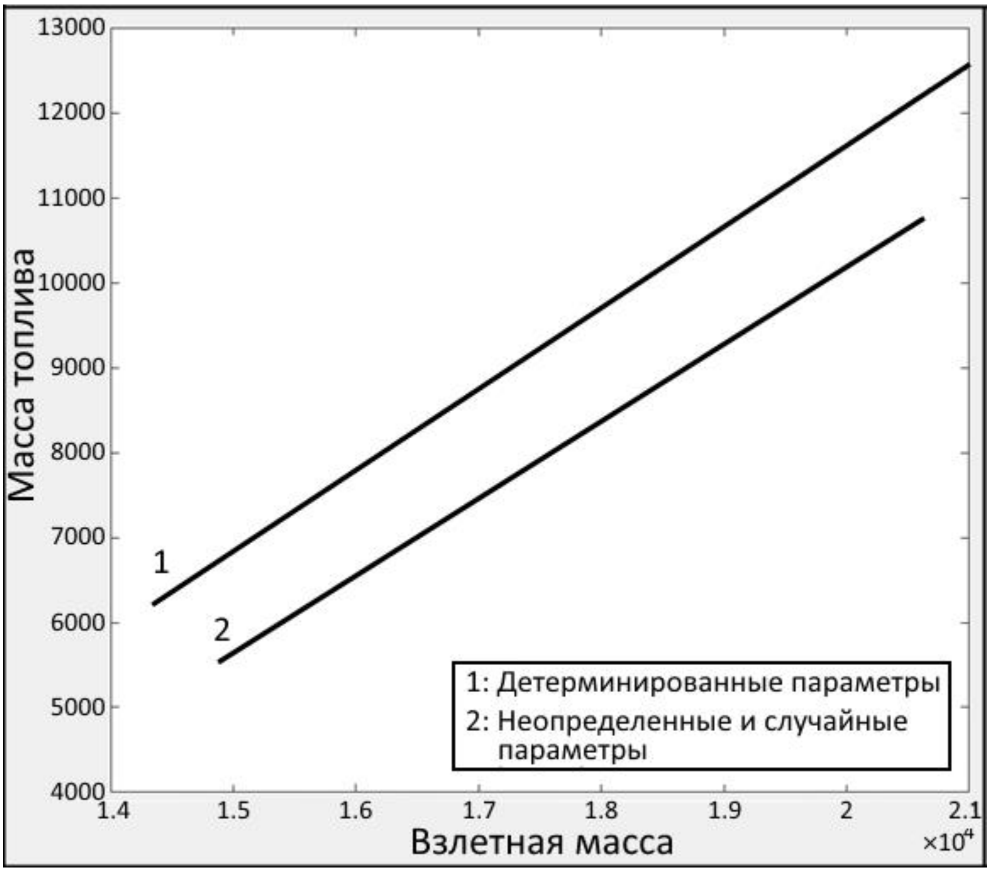

Рис. 1. Парето-фронты для задачи синтеза весовых параметров ЛА

На рис. 1. видно, что Парето-фронт, полученный на основе многокритериальной оптимизационной модели 5 с неопределенными и случайными параметрами, значительно отличается от Парето-фронта, полученного на основе оптимизационной модели с детерминированными параметрами. Увеличение требований к надежности проектных решений приводит к увеличению разницы между Парето-фронтами.

Заключение

Для проектирования технических объектов в условиях смешанной неопределенности важно использовать математический формализм, который будет эффективным для вычислений и принятия проектных решений. Задачи оптимизации с недетерминированными параметрами обычно имеют большую вычислительную сложность, особенно в приложении к сложным нелинейным системам.

В данной работе для решения задач предварительного проектирования в условиях смешанной неопределенности предложен подход к построению оптимизационных моделей, базирующийся на теории неопределенности Лю. Эта теория для достаточно широкого класса функций позволяет свести оптимизационные модели с входными эпистемическими параметрами к моделям математического программирования, что обеспечивает возможность использования классических численных или метаэвристических методов оптимизации без применения имитационного моделирования и аппроксимационных схем, которые приводят к неприемлемому на практике времени вычислений.

С использованием разработанных оптимизационных моделей формализована и решена задача синтеза основных весовых параметров летательного аппарата в условиях смешанной неопределенности на этапе предварительного проектирования. Полученный в результате оптимизационных расчетов Парето-фронт позволяет ЛПР найти компромисс между взлетной массой и массой топлива летательного аппарата с учетом требований к надежности проектных решений.

Литература

1. *Гладков Л.А., Курейчик В.В, Курейчик В.М. и др.* Биоинспирированные методы в оптимизации: монография. – М.: Физматлит, 2009. – 384 с.
2. *Ярушкина Н.Г.* Интеллектуализация автоматизированного проектирования сложных технических систем в условиях неопределенности // Автоматизация процессов управления. Т. 1. 2011. – С. 13-19.
3. *Бурнаев Е.* и др. Многодисциплинарная оптимизация, анализ данных и автоматизация инженерных расчетов с помощью программного комплекса pSeven // CAD/CAM/CAE Observer. № 4 (88). 2014. – С. 56-61.
4. CAE-based Robust Design Optimization. optiSLang. URL: http://www.dynardo.de/en/software/optislang.html (дата обращения: 21.04.2020).
5. *Liu B.* Uncertainty Theory. 4-nd edition. Berlin: Springer-Verlag, 2015. – 487 p.
6. *Veresnikov G.S., Pankova L.A., Pronina V.A.* Models of uncertain-random programming // Advances in Systems Science and Applications. Vol. 19, № 2. 2019. – P. 8-22.
7. MathWorks – Global Optimization Toolbox / Multiobjective Optimization [Электронный ресурс] – USA: The MathWorks, URL: http://mathworks.com/help/gads/gamultiobj.html (дата обращения: 21.04.2020).
8. *Гмурман В.Е.* Теория вероятностей и математическая статистика. – М.: Высшее образование, 2005. – 479 с.
9. *Колоколова Л.Г.* Метод обобщенных моделей свойств самолета для этапа раннего проектирования // Техника воздушного флота. № 5-6. 199