

Національний аерокосмічний університет ім. М. Є. Жуковського
«Харківський авіаційний інститут»
Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна
Міністерство освіти і науки України

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

Меняйлов Євген Сергійович

УДК 519.6: 681.518.2

ДИСЕРТАЦІЯ
«МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ І МЕТОДИ РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧ
ВДОСКОНАЛЕННЯ ТЕХНІЧНИХ СИСТЕМ В УМОВАХ
НЕВИЗНАЧЕНОСТІ ВХІДНИХ ДАНИХ»

Спеціальність 01.05.02 – «Математичне моделювання та обчислювальні
методи»
(Технічні науки)

Подається на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей,
результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело.

_____ Є. С. Меняйлов

Науковий керівник: Угрюмов Михайло Леонідович
доктор технічних наук, професор.

Харків – 2021

АНОТАЦІЯ

Меняйлов Є. С. Математичні моделі і методи розв'язання задач вдосконалення технічних систем в умовах невизначеності вхідних даних. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук за спеціальністю 01.05.02 – математичне моделювання та обчислювальні методи (Технічні науки). – Національний аерокосмічний університет ім. М. Є. Жуковського «Харківський авіаційний інститут» Міністерства освіти і науки України; Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна Міністерства освіти і науки України, Харків, 2021.

У першому розділі представлений системний аналіз проблем дослідження і аналітичний огляд існуючих підходів, математичних моделей і обчислювальних методів, а також, інформаційних технологій оптимізації складних технічних систем, що реалізують їх, в умовах невизначеності вхідних даних.

Проведено аналіз, сформульовані класифікації математичних моделей і методів теорії взаємозамінності і стандартизації, застосованих для призначення допусків складних технічних систем.

Проведено аналіз існуючих математичних моделей і обчислювальних методів, а також сучасних прикладних інформаційних технологій, які застосовуються для вдосконалення складних технічних систем в умовах невизначеності вхідних даних. Розглянуто їх переваги і недоліки.

Запропоновано системну модель процесу вдосконалення технічних систем з урахуванням стохастичної природи вхідних даних. Системна модель процесу прийняття рішень при формуванні образу функціонального елемента складної технічної системи

Виділено клас багатокритеріальних задач стохастичної оптимізації зі змішаними умовами (MV-завдання) як окремий випадок завдань типу системної оптимізації (прийняття рішень) або зворотних крайових задач. Сформульовано

їх постановки, запропонована сукупність узгоджених методів (методологія) їх вирішення.

Синтез раціональних рішень багатокритеріальних MV-завдань здійснюється шляхом створення ієрархічної дворівневої схеми синтезу рішень, що включає: побудова сурогатних моделей систем і процесів, а далі – оцінювання шуканих величин при параметричній невизначеності вхідних даних, що забезпечує підвищення ефективності прийняття рішень.

Основні результати розділу опубліковані в роботах [1, 3, 13, 16, 30].

У другому розділі сформульовані різні постановки багатокритеріальних задач стохастичної оптимізації, а також описаний обчислювальний метод їх розв’язання.

У класі задач стохастичної оптимізації виділено три моделі прийняття рішень: М-задача (задача знаходження мінімального математичного очікування цільової функції), V-задача (задача знаходження мінімальної дисперсії цільової функції) і Р-задача (задача знаходження максимальної ймовірності досягнення заданої цільової функції).

Метод розв’язання нелінійних багатокритеріальних задач модифікації шляхом синтезу квазірішення при наявності обмежень на клас допустимих рішень, що здійснюється регуляризацією пошуку мінімуму згладжуваного функціоналу у формі скалярної згортки цільових функцій на основі статистик Стюдента і В. І. Романовського, еволюційним шляхом із застосуванням процедури адаптації при виборі його параметрів в процесі пошуку рішень, що забезпечує коректність методу розв’язання завдань вдосконалення систем в детермінованому і стохастичному (MV-завдання) формулюваннях

Визначено еволюційний метод як модифікацію генетичного алгоритму, зі змінюваними від епохи до епохи параметрами, для вирішення поставленого завдання. Після утворення початкової вибірки і її кодування починається робота самого генетичного алгоритму. В якості евристики при відборі батьківських особин був обраний метод рулетки. Це дозволяє відбирати особини з кращими

значеннями скалярної згортки критеріїв вибору рішень (цільових функцій) з більшою ймовірністю, ніж при рівномірній вибірці.

У роботі використано дійсний оператор кросоверу, що імітує бінарний. Як дійсний оператор мутації, використано оператор нерівномірної мутації Михалевича, що відноситься до класу нестаціонарних мутаторів. В результаті на початкових епохах генетичного алгоритму, виявляється близьким до оператора випадкової мутації, а на завершальних епохах, створює мутації, що забезпечують близькість нащадків від батьківських особин.

Після проведення операцій кросовера і мутації відбирається найбільш пристосована особина (в разі пошуку рішень багатокритеріальних задач параметричної оптимізації (багатокритеріального прийняття рішень) – особина з найбільш підходящою скалярною згортою критеріїв вибору рішень, яка і поміщується в набір особин для наступної епохи алгоритму. Додатково при створенні нової популяції використовувався також елітний відбір.

Для підвищення швидкості збіжності та точності знаходження екстремуму був розроблений метод звужуючих околиць, який реалізує ідеї кластеризації. Суть цього методу полягає в тому, що спочатку відбувається запуск генетичного алгоритму з рівномірним розподілом початкової популяції по всій області пошуку. Отримуємо особину з найкращою для даних налаштувань генетичного алгоритму скалярною згортою критеріїв вибору рішень. Знайдений екстремум використовується далі як центр нової області визначення керуючих змінних методу.

Для розв'язання задачі оптимізації або модифікації в стохастичному формулюванні необхідно розраховувати математичне очікування і середньоквадратичне відхилення цільової функції. Запропоновано наступний підхід: оскільки заздалегідь відсутня інформація про параметри розподілу випадкової величини цільової функції, то для їх визначення для кожного набору керуючих змінних формується вибірка по нормальному закону розподілу (міні-популяція) із заданим математичним очікуванням і середнім квадратичним відхиленням. Далі, на основі сформованої вибірки розраховується множина

значень цільової функції, по якій, в свою чергу, розраховуються математичне очікування і середньоквадратичне відхилення цільової функції. Причому, чим більший обсяг вибірки, тим точніше будуть розраховані ці величини. У той же час необхідно мінімізувати розмір такої вибірки, оскільки навіть одиничний розрахунок цільової функції може вимагати значних обчислювальних ресурсів. Проведено аналіз залежності точності розрахунку цільової функції від обсягу вибірки. Раціональною є вибірка (міні-популяція) обсягом в 30–100 особин, оскільки подальше збільшення вибірки не призводить до підвищення точності розрахунку параметрів вибірки.

В роботі розглянуто приклади розв'язання тестових завдань в детермінованому і стохастичному формулюваннях. Були обрані тестові функції, на базі яких були проведені розрахункові дослідження: функція Розенброка і функція Растрігіна. Отже доведено, що спільне використання в розробленому обчислювальному методі: еволюційний метод зі змінюємими від епохи до епохи параметрами: операторів дійсного кодування, функції пристосованості та релаксації; числом особин (числом міні-популяцій) і методу звужуючих околиць – забезпечує зниження інформаційної та тимчасової складності пропонованого методу, в порівнянні з класичним генетичним алгоритмом, не менше ніж в декілька разів.

Основні результати розділу опубліковані в роботах [4, 7, 9, 15, 18–22, 24, 28, 29].

У третьому розділі наведені системні моделі інформаційно-аналітичного забезпечення процесу прийняття рішень особою, що приймає рішення при формуванні образу складних технічних систем в умовах невизначеності вхідних даних на основі вихідних математичних моделей.

Розроблено структурно-функціональні схеми і архітектуру інтерактивної комп'ютерної системи підтримки прийняття рішень в умовах невизначеності вхідних даних для синтезу рішень багатокритеріальних задач стохастичної оптимізації зі змішаними умовами. Розроблено інтерактивну комп'ютерну

системи підтримки прийняття рішень "ROD & IDS[®]", що реалізує описану системну модель.

Метод робастного оптимального проектування включає розв'язання оберненої і прямої нелінійних задач розрахунку конструкторських розмірних ланцюгів. На першому етапі для прототипу знаходиться розв'язання оберненої задачі розрахунку конструкторських розмірних ланцюгів (Монте-Карло аналіз): оцінка довірчих інтервалів величин цільових функцій при заданих довірчих інтервалах величин керуючих змінних підсистем (функціональних елементів). Синтез квазірішення цієї задачі здійснюється регуляризацією пошуку мінімуму згладжуючого функціоналу в формі скалярної згортки цільових функцій з. На основі отриманих результатів може бути проведений порівняльний аналіз різних технологій виготовлення систем.

На другому етапі здійснюється синтез квазірішення модифікації в детермінованому і стохастичному (MV-задачі) формулюваннях методом регуляризації. В якості згладжуючого функціоналу використовувалася скалярна згортка цільових функцій. Застосування запропонованих розробок забезпечує ефективне робастне оцінювання шуканих величин при параметричній невизначеності вхідних даних і зниження інформаційної складності методу синтезу квазірішень.

Розроблені системні моделі інформаційно-аналітичного забезпечення процесу прийняття рішень особою, що приймає рішення, а також інтерактивної комп'ютерної системи підтримки прийняття рішень, що їх реалізує, при вдосконаленні об'єктів авіаційної техніки в умовах невизначеності вхідних даних на основі вихідних математичних моделей.

Основні результати розділу опубліковані в роботах [6, 8, 12, 17, 23, 25, 26, 30, 31].

У четвертому розділі описані результати практичної перевірки достовірності запропонованих математичних моделей, методів і можливості застосування комп'ютерної системи підтримки прийняття рішень, на їх основі, при розв'язанні багатокритеріальних задач стохастичної оптимізації зі

змішаними умовами для авіаційних двигунів, на прикладі: турбореактивних двоконтурних двигунів, радіального вентилятора із загнутими назад лопатками робочого колеса і визначення закону регулювання спрямляючими апаратами багатоступінчатого осьового компресору турбореактивного двигуна.

Таким чином, розроблені науково-практичні рекомендації до застосування розроблених математичних моделей, обчислювальних методів, комп'ютерної системи підтримки прийняття рішень, що їх реалізують, інформаційних технологій оптимізації складних технічних систем в умовах невизначеності вхідних даних в практиці автоматизованого проектування і доведення турбореактивних двигунів, турбореактивних двоконтурних двигунів і їх підсистем на підприємствах Міністерства промислової політики України.

Основні результати розділу опубліковані в роботах [1, 2, 9, 5, 10, 11, 15, 27, 29].

Ключові слова: математичне моделювання, обчислювальні методи, прийняття рішень, стохастична оптимізація, еволюційні методи.

ABSTRACT

Ievgen S. Meniailov. Mathematical models and methods for solving problems of improvement of technical systems under conditions of uncertainty of input data. – Qualification scientific work is as a manuscript.

Thesis for a Candidate Degree in Technical Science: Speciality 01.05.02 – Mathematical Modeling and Computational Methods (Technical Science). – National Aerospace University, Ministry of Education and Science of Ukraine; V. N. Karazin Kharkiv National University, Ministry of Education and Science of Ukraine, Kharkiv, 2021.

In the first section presents a systematic analysis of research problems and analytical review of existing approaches, mathematical models and computational methods, as well as implementing their information technology optimization of complex technical systems in terms of uncertainty of input data.

The analysis is carried out, classifications of mathematical models and methods of the theory of interchangeability and standardization applied to purpose of tolerances of difficult technical systems are formulated.

The analysis of existing mathematical models and computational methods, as well as modern applied information technologies used to improve complex technical systems in conditions of uncertainty of input data. Their advantages and disadvantages are considered.

A system model of the process of improving technical systems taking into account the stochastic nature of the input data is proposed. System model of decision-making process in the formation of the image of a functional element of a complex technical system.

In the class of stochastic optimization problems there are three decision-making models: M-problem (problem of finding the minimum mathematical expectation of the objective function), V-problem (problem of finding the minimum variance of the objective function) and P-problem (problem of finding the maximum probability of achieving the given objective function).

A class of multicriteria stochastic optimization problems with mixed conditions (MV-problems) is singled out as a special case of problems such as system optimization (decision-making) or inverse boundary value problems. Their formulations are formulated, a set of agreed methods (methodology) of their solution is proposed.

Synthesis of rational solutions of multicriteria MV-problems is carried out by creating a hierarchical two-level scheme of solution synthesis, including: construction of surrogate models of systems and processes, and then – estimation of required values with parametric uncertainty of input data, which increases decision-making efficiency.

The main results of the section are published in [1, 3, 13, 16, 30].

In the second section various formulations of multicriteria problems of stochastic optimization are formulated, and also the computational method of their solution is described.

The method of solving nonlinear multicriteria modification problems by quasi-solution synthesis in the presence of constraints on the class of admissible solutions is carried out by regularization of the search for the minimum of the smoothed functional in the form of scalar convolution of objective functions choice of its parameters in the process of finding solutions, which ensures the correctness of the method of solving problems of improving systems in deterministic and stochastic (MV-problems) formulations

The evolutionary method is defined as a modification of the genetic algorithm, with variable parameters from epoch to epoch, to solve the problem. After the formation of the initial sample and its coding, the work of the genetic algorithm begins. The roulette method was chosen as a heuristic in the selection of parental individuals. This allows you to select individuals with the best values of the scalar convolution of the decision selection criteria (objective functions) with a higher probability than with a uniform sample.

The work uses a real crossover operator that simulates a binary. As a valid mutation operator, Mikhalevich's non-uniform mutation operator, which belongs to the class of non-stationary mutators, is used. As a result, in the initial epochs of the genetic

algorithm, it is close to the operator of the random mutation, and in the final epochs, it creates mutations that ensure the proximity of the offspring from the parental individuals.

After crossover and mutation operations, the most adapted individual is selected (in the case of finding solutions to multicriteria parametric optimization problems) – the individual with the most suitable scalar convolution of decision selection criteria, which is placed in a set of individuals for the next era of the algorithm. population was also used elite selection.

To increase the rate of convergence and the accuracy of finding the extremum, a method of narrowing neighborhoods was developed, which implements the ideas of clustering. The essence of this method is that first there is a launch of a genetic algorithm with a uniform distribution of the initial population throughout the search area. We obtain an individual with the best scalar convolution of decision selection criteria for these genetic algorithm settings. The found extremum is further used as the center of a new area for determining the control variables of the method.

To solve the problem of optimization or modification in the stochastic formulation, it is necessary to calculate the mathematical expectation and standard deviation of the objective function. The following approach is proposed: since there is no information in advance about the distribution parameters of the random variable of the objective function, a sample according to the normal distribution law (mini-population) with a given mathematical expectation and standard deviation is formed to determine each set of control variables. Next, based on the generated sample, a set of values of the objective function is calculated, which, in turn, calculates the mathematical expectation and standard deviation of the objective function. Moreover, the larger the sample size, the more accurately these values will be calculated. At the same time, it is necessary to minimize the size of such a sample, because even a single calculation of the objective function may require significant computational resources. An analysis of the dependence of the accuracy of the calculation of the objective function on the sample size. The sample (mini-population) with a volume of 30–100

individuals is rational, as further increase of the sample does not lead to increase of accuracy of calculation of sample parameters.

The paper considers examples of solving test problems in deterministic and stochastic formulations. Test functions were selected on the basis of which computational studies were performed: the Rosenbrock function and the Rastrigin function. Thus, it is proved that the joint use in the developed computational method: evolutionary method with variable parameters from epoch to epoch: operators of real coding, functions of adaptability and relaxation; the number of individuals (number of mini-populations) and the method of narrowing neighborhoods – provides a reduction of information and time complexity of the proposed method, compared with the classical genetic algorithm, at least several times.

The main results of the section are published in [4, 7, 9, 15, 18–22, 24, 28, 29].

In the third section system models of information-analytical support of the decision-making process by the person making the decision at formation of an image of difficult technical systems in the conditions of uncertainty of the input data on the basis of initial mathematical models are resulted.

Structural-functional schemes and architecture of interactive computer system of decision support in the conditions of uncertainty of input data for synthesis of decisions of multicriteria problems of stochastic optimization with mixed conditions are developed. An interactive computer system for decision support "ROD & IDS®" has been developed, which implements the described system model.

The method of robust optimal design includes the solution of inverse and direct nonlinear problems of calculation of design dimensional chains. At the first stage for the prototype there is a solution of the inverse problem of calculation of design dimensional chains (Monte Carlo analysis): estimation of confidence intervals of values of objective functions at the set confidence intervals of sizes of control variable subsystems (functional elements). The synthesis of the quasi-solution of this problem is carried out by regularization of the search for the minimum of the smoothing functional in the form of a scalar convolution of the objective functions c . On the basis

of the received results the comparative analysis of various technologies of manufacturing of systems can be carried out.

In the second stage, the synthesis of quasi-solutions of modification in deterministic and stochastic (MV-problem) formulations by regularization is carried out. The scalar convolution of the objective functions was used as a smoothing functional. The application of the proposed developments provides an effective robust estimation of the required values with parametric uncertainty of the input data and reducing the information complexity of the method of synthesis of quasi-solutions.

System models of information-analytical support of the decision-making process by the decision-maker, as well as an interactive computer system to support decision-making that implements them, while improving the objects of aviation in conditions of uncertainty of input data based on output mathematical models.

The main results of the section are published in [6, 8, 12, 17, 23, 25, 26, 30, 31].

In the fourth section the results of practical verification of the proposed mathematical models, methods and possibilities of application of computer decision support system, based on them, in solving multicriteria problems of stochastic optimization with mixed conditions for aircraft engines, for example: turbojet double-circuit engines, radial fan with bent back blades of the impeller and determination of the law of regulation by straightening devices of the multistage axial compressor of the turbojet engine.

Thus, developed scientific and practical recommendations for the application of mathematical models, computational methods, computer decision support system that implements them, information technology optimization of complex technical systems in terms of uncertainty of input data in the practice of automated design and proofing of turbojet engines, turbojet double-circuit engines and their subsystems at the enterprises of the Ministry of Industrial Policy of Ukraine.

The main results of the section are published in [1, 2, 9, 5, 10, 11, 15, 27, 29].

Key words: mathematical modeling, computational methods, decision making, stochastic optimization, evolutionary methods.

СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Наукові праці, в яких опубліковано основні наукові результати дисертації:

Наукові праці у наукових фахових виданнях України:

1. Меньяйлов Е. С., Трончук А. А., Угрюмова К. М., Басов Ю. Ф., Меньяйлов А. В. Метод определения закона регулирования поворотными направляющими аппаратами многоступенчатого осевого компрессора в условиях неопределенности входных данных. *Авиационно-космическая техника и технология*. Харьков, 2013. № 10 (107). С. 101–106.

Особистий внесок: застосування еволюційного методу для розв'язання завдання визначення закону регулювання поворотними поворотними спрямляючими апаратами багатоступінчастого осьового компресору.

2. Меньяйлов Е. С., Угрюмова К. М., Трончук А. А., Черныш С. В. Формирование облика технических систем в условиях неопределенности входных данных на основе методов искусственного интеллекта. *Авиационно-космическая техника и технология*. Харків, 2014. № 7 (114). С. 169–174. (*Index Copernicus*).

Особистий внесок: участь у розробці моделей і методів інформаційної технології для вирішення завдань вдосконалення складних технічних систем.

3. Меньяйлов Е. С. Обзор и анализ существующих модификаций генетических алгоритмов. *Открытые информационные и компьютерные интегрированные технологии*. Харьков, 2015. № 70. С. 244–254. (*Index Copernicus*).

4. Меньяйлов Е. С., Угрюмова Е. М., Черныш С. В., Мазурков А. П., Угрюмов М. Л., Хусточка А. Н. Применение методов вычислительного интеллекта для решения прямых задач расчета конструкторских размерных цепей в условиях параметрической априорной неопределенности. *Авиационно-космическая техника и технология*. Харьков, 2017. № 7 (142). С. 123–129. (*Index Copernicus*).

Особистий внесок: розв'язання задачі робастного оптимального проектування радіального вентилятору із загнутими назад лопатками робочого колеса в умовах стохастичної природи вхідних даних.

5. Меняйлов Е. С., Угрюмов М. Л., Черныш С. В., Меняйлов А. В. Методология робастного оптимального проектирования многоступенчатого осевого компрессора на основе дискретных данных об аналогах. *Вестник Национального технического университета «Харьковский политехнический институт»*. Серия Энергетические и теплотехнические процессы и оборудование. Харьков, 2018. № 13 (1289). С. 66–71. (*Index Copernicus*).

Особистий внесок: результати застосування методів стохастичної оптимізації для розв'язання задач вдосконалення БОК.

6. Меняйлов Е. С., Безлюбченко А. В., Угрюмов М. Л., Черныш С. В. Модели и методы информационной технологии робастного оптимального проектирования технических систем. *Открытые информационные и компьютерные интегрированные технологии*. Харьков, 2018. № 79. С. 117–131. (*Index Copernicus*).

Особистий внесок: системна модель процесу прийняття рішень при формуванні образу функціонального елемента складної технічної системи, огляд інформаційних технологій для вирішення задач вдосконалення складних технічних систем.

7. Угрюмов М. Л., Меняйлов Е. С., Черныш С. В., Старцева А. В., Безлюбченко А. В. Метод синтеза решений многокритериальных задач стохастической оптимизации со смешанными условиями. *Вестник Харьковского национального университета*. Серия «Математическое моделирование. Информационные технологии. Автоматизированные системы управления». Харьков, 2018. Выпуск 39. С. 14–25.

Особистий внесок: розробка моделі та обчислювального методу синтезу рішень багатокритеріальних задач стохастичної оптимізації зі змішаними умовами і результати розв'язання тестових завдань (MV-задач)

Статті у наукових періодичних виданнях інших держав, що входять до міжнародних наукометричних баз:

8. Bazilevych K., Mazorchuk M., Parfeniuk Y., Dobriak V., Meniailov Ie., Chumachenko D. Stochastic modelling of cash flow for personal insurance fund using the cloud data storage. *International Journal of Computing*. 2018. № 3 (17). P. 153–162. (*Scopus*).

Особистий внесок: участь у розробці комп'ютерної системи підтримки прийняття рішень в умовах стохастичної невизначеності.

Наукові праці, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації у зарубіжних спеціалізованих виданнях:

9. Meniailov I., Khustochka O., Ugryumova K., Chernysh S., Yepifanov S., Ugryumov M. Mathematical Models and Methods of Effective Estimation in Multi-objective Optimization Problems Under Uncertainties. In: Schumacher A., Vietor T., Fiebig S., Bletzinger KU., Maute K. (eds) *Advances in Structural and Multidisciplinary Optimization*. Springer, Cham, 2018. P. 411–427.

Особистий внесок: запропоновано еволюційний метод, на основі генетичного алгоритму для синтезу рішень багатокритеріальних задач стохастичної оптимізації.

Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

10. Меняйлов Е. С. Метод выбора параметров узлов ГТД в условиях неопределенности входных данных. *Інтегровані комп'ютерні технології в машинобудуванні. ІКТМ-2012 : всеукр. наук.-практ. конф.*, 17 листоп. 2012 р. : тези доп. Харків, 2012. Т. 2. С. 87.

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

11. Meniailov E. S. Application of evolutionary methods to the solution of a turbojet engines compressors optimization tasks. *Інтегровані комп'ютерні технології в машинобудуванні. ІКТМ-2013 : всеукр. наук.-практ. конф.*, 23 листоп. 2013 р. : тези доп. Харків, 2013. Т. 2. С. 132.

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

12. Меняйлов Е. С. Формирование облика технических систем в условиях неопределенности. *Актуальні проблеми життєдіяльності суспільства : матеріали XXI міжнар. наук.-практ. конф., 24–25 квітн. 2014 р., Кременчук, 2014. С. 89.*

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

13. Меняйлов Е. С. Применение эволюционных методов при формировании облика технических систем. *Людина і космос : XVI міжнар. наук.-практ. конф., 9–11 квітн. 2014 р. : тези доп. Дніпропетровськ, 2014. С. 238.*

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

14. Меняйлов Е. С. Стрелец В. Е. Формирование облика технических систем в условиях неопределенности входных данных с использованием методов искусственного интеллекта. *Інтегровані комп'ютерні технології в машинобудуванні. ІКТМ-2014 : всеукр. наук.-практ. конф., 22 листоп. 2014 р. : тези доп. Харків, 2014. Т. 2. С. 101.*

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

15. Меняйлов Е. С. Метод стохастической аппроксимации для идентификации нейросетевых моделей. *Інформатика, математика, автоматика. ІМА::2015 : матеріали наук.-техн. конф., 20–25 квітн. 2015 р. Суми, 2015. С. 268.*

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

16. Меняйлов Е. С. Анализ основных направлений повышения эффективности генетических алгоритмов. «*Математичне моделювання та математична фізика*» присвячена 165-річчю Софії Василівни Ковалевської : матеріали всеукр. наук. конф., 22–25 вер. 2015 р. Кременчук, 2015. С. 69–70.

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

17. Меняйлов Е. С. Скалярные свертки функций выбора в многокритериальных задачах стохастической оптимизации при априорной неопределенности данных. *Інтегровані комп'ютерні технології в*

машинобудуванні. *ІКТМ-2015 : всеукр. наук.-практ. конф.*, 21 листоп. 2015 р. : тези доп. Харків, 2015. Т. 2. С. 90.

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

18. Меняйлов Е. С., Старцева А. В., Гайденок О. А. Математические модели и популяционный метод решения многокритериальных задач стохастической оптимизации. *Інформатика та системні науки. ІСН-2016 : матеріали всеукр. наук.-практ. конф.*, 10–12 бер. 2016 р. Полтава. 2016. С. 198–200.

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

19. Меняйлов Е. С., Старцева А. В., Черныш С. В., Заярный А. В. Применение методов вычислительного интеллекта для решения многокритериальных задач робастного оптимального проектирования систем. *Компьютерное моделирование в наукоемких технологиях : труды междунар. науч.-техн. конф.*, 26–31 травн. 2016 р. Харків, 2016. С. 227–230.

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

20. Меняйлов Е.С., Старцева А. В., Базилевич К. А. Математическая модель и вычислительный метод решения задач стохастической оптимизации. *Інтегровані комп'ютерні технології в машинобудуванні. ІКТМ-2016 : всеукр. наук.-практ. конф.*, 26 листоп. 2016 р. : тези доп. Харків, 2016. Т. 2. С. 143–145.

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

21. Меняйлов Е. С. Черныш С. В. Математические модели и методы синтеза решений многокритериальных задач робастного оптимального проектирования и диагностирования систем. *Сучасні інформаційні технології : матеріали засідань школи-семінару за 2016–2017 навч. рік.* Харків, 2017. С. 15–20.

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

22. Меняйлов Е. С., Безлюбченко А. В., Старцева А. В. Метод решения нелинейной задачи расчета конструкторских размерных сетей в условиях параметрической априорной неопределенности. *Інформатика та системні*

науки. *ISN-2017* : матеріали всеукр. наук.-практ. конф., 16–18 бер. 2017 р. Полтава. 2017. С. 196–198.

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

23. Меняйлов Е. С., Старцева А. В., Заярный А. В., Черныш С. В. Применение методов вычислительного интеллекта для решения задач робастного оптимального проектирования и интеллектуального диагностирования систем и процессов. *Обчислювальний інтелект (результати, проблеми, перспективи). ComInt-2017* : матеріали ІХ міжнар. наук.-практ. конф., 16–18 трав. 2017 р. Київ, 2017. С. 268–269.

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

24. Угрюмов М. Л., Меняйлов Е. С., Черныш С. В., Безлюбченко А. В., Угрюмова Е. М. Метод синтеза решений многокритериальных задач стохастической оптимизации со смешанными условиями. *дискретных особенностей в задачах математической физики, МДОЗМФ-2107* : труды XVIII междунар. науч.-техн. конф., 26–28 черв. 2017 р. Харків, 2017. С. 218–220.

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

25. Меняйлов Е. С., Перец И. С., Базилевич К. А. Информационная технология решения задач формирования облика сложных технических систем. *Інтегровані комп'ютерні технології в машинобудуванні. ІКТМ-2017* : всеукр. наук.-практ. конф., 18 листоп. 2017 р., тези доп. Харків, 2017. Т. 2. С. 135–136.

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

26. Меняйлов Е. С., Черныш С. В., Перец И. С., Безлюбченко А. В. Информационная технология робастного оптимального проектирования «Concept_Pro_St®». *Міжнародна науково-практична конференція ІТ-професіоналів і аналітиків комп'ютерних систем «ProfIT Conference»* : матеріали І всеукр. наук.-практ. конф., 24–26 квітн. 2018 р. Харків, 2018. С. 59.

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

27. Красильникова Е. И., Меняйлов Е. С. Применение пробных выборок в задачах оптимизации. *Международная научно-техническая конференция*

«Компьютерное моделирование в наукоемких технологиях» : труды междунар. науч.-техн. конф., 23–25 травн. 2018 р. Харків, 2018. С. 146–147.

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

Наукові праці, які додатково відображають наукові результати дисертації:

28. Ugryumova K. M., Chernysh S. V., Meniailov Ie. S. Ugryumov M. L. A method synthesis of selection function scalar convolutions for the multi-objective decision-making problems. Bulletin of V. Karazin Kharkiv National University. Series «Mathematical Modelling. Information Technology. Automated Control Systems». Kharkiv, 2015. Issue 27. P. 172–180.

Особистий внесок: участь у розробці скалярних згорток функцій вибору для багатокритеріальних задач оптимізації та прийняття рішень.

29. Горячая В. А., Меньяйлов Е. С., Угрюмов М. Л., Черныш С. В., Угрюмова Е. М., Стрелец В. Е. Системы и методы принятия решений в задачах диагностирования динамических систем с учётом стохастической природы входных данных : учеб. пособие по лаб. практикуму. Харків, 2016.— 107 с.

Особистий внесок: постановка задачі стохастичної оптимізації, застосування еволюційного методу для розв'язання задач визначення закону регулювання поворотними поворотними спрямляючими апаратами багатоступінчастого осьового компресору з урахуванням стохастичної природи вхідних даних.

30. Меньяйлов Є. С., Угрюмова К. М., Трончук О. А., Черныш С. В., Лисенко О. О. Комп'ютерна програма «Компьютерная интерактивная система поддержки принятия решений при формировании облика сложных технических систем "Concept Pro St" в условиях стохастической природы входных данных» : свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 59589. Дата реєстрації 12.05.2015. Офіційний бюллетень. Держ. служба. інтел. власності України. Київ, 2015. № 37. С. 202.

Особистий внесок: розробка та вдосконалення основних алгоритмів, розробка структури і логіки роботи програми, програмування основних модулів, тестування.

31. Угрюмов М. Л., Меньяйлов Є. С., Черниш С. В., Угрюмова К. М. Комп'ютерна програма «Методи нелінійного оцінювання в багатокритеріальних задачах робастного оптимального проектування та діагностування систем в умовах параметричної апріорної невизначеності (методологія, методи, методики і реалізують їх комп'ютерні системи підтримки і прийняття рішень)» (“ROD & IDS”) : свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 82875. Дата реєстрації 14.11.2018. Офіційний бюллетень. Держ. служба. інтел. власності України. Київ, 2018. № 51. С. 236.

Особистий внесок: розробка та вдосконалення основних алгоритмів, розробка структури і логіки роботи програми, програмування основних модулів, тестування.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	24
ВСТУП.....	25
РОЗДІЛ 1 СИСТЕМНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ПРОЦЕСУ ВДОСКОНАЛЕННЯ ТЕХНІЧНИХ СИСТЕМ З УРАХУВАННЯМ СТОХАСТИЧНОЇ ПРИРОДИ ВХІДНИХ ДАНИХ.....	35
1.1 Формування уявлення і автоматизація процесу розробки складних технічних систем на прикладі об'єктів авіаційної техніки.....	35
1.2 Аналітичний огляд методів розрахунку розмірних конструкторських ланцюгів в умовах параметричної апріорної невизначеності.....	38
1.3 Аналітичний огляд існуючих математичних моделей і методів синтезу раціональних проектних рішень багатокритеріальних задач стохастичної оптимізації.....	39
1.4 Аналітичний огляд засобів прикладних інформаційних технологій для вирішення завдань формування вигляду технічних систем.....	44
1.5 Системна модель процесу вдосконалення технічних систем і постановка задачі дослідження.....	54
Висновки до розділу 1.....	57
РОЗДІЛ 2 МЕТОДИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ЗАВДАНЬ ФОРМУВАННЯ ВИГЛЯДУ ТЕХНІЧНИХ СИСТЕМ.....	60
2.1 Метод синтезу скалярних згорток функцій вибору для багатокритеріальних задач прийняття рішень при апріорній невизначеності даних.....	61
2.2 Застосування штучних нейронних мереж для побудови формальних математичних моделей систем та процесів.....	65

2.3 Метод синтезу квазірішення нелінійних багатокритеріальних задач системної модифікації при наявності обмежень на клас допустимих рішень в детермінованому і стохастичному (MV-завдання) формулюваннях.....	69
2.4 Еволюційний метод вирішення задачі стохастичної оптимізації зі змішаними умовами.....	72
2.5 Вирішення тестових завдань і аналіз тимчасової складності розробленого методу.....	87
Висновки до розділу 2.....	94
РОЗДІЛ 3 ЗАСТОСУВАННЯ РОЗРОБЛЕНИХ МАТЕМАТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ І ОБЧИСЛЮВАЛЬНИХ МЕТОДІВ В ІНТЕРАКТИВНІЙ КОМП'ЮТЕРНІЙ СИСТЕМІ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ.....	96
3.1 Структурна, алгоритмічна організація використання інтерактивної КСППР «ROD & IDS» при формуванні образу складних технічних систем в умовах невизначеності вхідних даних на основі формальних математичних моделей.....	97
3.2 Інструкція користувачеві при роботі з інтерактивною КСППР “ROD & IDS”.....	102
Висновки до розділу 3.....	107
РОЗДІЛ 4 ВИКОРИСТАННЯ МАТЕМАТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ, ОБЧИСЛЮВАЛЬНИХ МЕТОДІВ І КСППР ПРИ ВДОСКОНАЛЕННЯ ЕЛЕМЕНТІВ ТУРБОРЕАКТИВНИХ ДВИГУНІВ.....	108
4.1 Вирішення завдання формування вигляду багатоступеневого осьового компресора на основі формальних і вихідних математичних моделей.....	121
4.2 Оптимальне проектування радіального вентилятора з загнутими назад лопатками робочого колеса в умовах стохастичної природи вхідних даних.....	124

4.3 Метод визначення закону регулювання поворотними напрямними апаратами багатоступеневого осьового компресора в умовах невизначеності вхідних даних.....	126
Висновки до розділу 4.....	132
ВИСНОВКИ.....	134
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	137
ДОДАТОК А Список публікацій здобувача за темою дисертації.....	150
ДОДАТОК Б Акт про наукове використання, практичне застосування отриманих результатів та рекомендацій.....	158
ДОДАТОК В Акт про використання отриманих результатів і рекомендацій в навчальному процесі.....	159

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

- СТС – складні технічні системи;
БЗСО – багатокритеріальних задач стохастичної оптимізації;
ОПР – особа, що приймає рішення;
ЕМ – еволюційний метод;
ГА – генетичний алгоритм;
КСППР – комп’ютерна система підтримки прийняття рішень;
ОБМ – односпрямована багат шарова штучна нейронна мережа;
РБМ – радіально-базисна штучна нейронна мережа;
ШНС – штучні нейронні мережі;
СКВ – середньо-квадратичне відхилення;
ВММ – вихідні математичні моделі;
ФММ – формальні математичні моделі;
ККД – коефіцієнт корисної дії;
БОК – багатоступеневий осьовий компресор;
СА – спрямляючий апарат;
ЗСА – зовнішній спрямляючий апарат;
ТРД – турбореактивний двигун;
ТРДД – двоконтурний турбореактивний двигун.

ВСТУП

Обґрунтування вибору теми дослідження. Однією з актуальних проблем при створенні об'єктів нової техніки є проблема зниження витрат на доведення і при експлуатації складних технічних систем (СТС). Вирішення цієї технічної проблеми можливо за рахунок впровадження в практику методів оптимального проектування. При розробці останніх виникають математичні проблеми: оцінювання невизначеностей, структуризація регуляризованих алгоритмів і висока обчислювальна складність методів синтезу квазірішення практичних завдань в умовах невизначеності вхідних даних.

Зниження ризиків великих витрат на доопрацювання СТС в умовах серійного виробництва можливо за рахунок впровадження в практику методів оптимального проектування, заснованих на застосуванні методів машинного навчання, нових математичних моделей і методів розв'язання багатокритеріальних задач стохастичної оптимізації (БЗСО).

Як відомо, при структуризації БЗСО виникає невизначеність у виборі метрик при оцінюванні цільових функцій і шуканих величин (параметрів, керуючих змінних, або змінних стану) в разі, коли дані є випадковими величинами. При цьому для розв'язання некоректних задач цього типу слід застосовувати регуляризовані алгоритми, що забезпечать отримання стабільних (робастних) оцінок шуканих величин, а математичні моделі, синтезовані на їх основі, будуть мати властивість робастності.

Розгляду задач математичного моделювання і системного аналізу, оптимізації (синтезу) і теорії прийняття рішень при створенні СТС приділяється велика увага як вченими в Україні, так і за її межами. Серед вітчизняних дослідників необхідно відзначити Ю. П. Зайченко, М. З. Згуровського, Н. Д. Панкратову, А. Н. Вороніна, О. Є. Федоровича, І. Б. Сіроджу, Е. Г. Петрова, С. В. Єршова, Ф. А. Стоянова, Е. В. Бодянського; серед дослідників ближнього зарубіжжя – І. N. Egorov, G. V. Kretinin, A. P. Karpenko, K. A. Vinogradov, А. Н. Тихонова, А. Б. Бакушинського, Н. Н. Воробйова,

В. Н. Вапніка; серед дослідників далекого зарубіжжя – М. Li, А. Е. Gelfand, S. Lee, Т. Erfani, S. V. Utyuzhnikov. Роботи цих та багатьох інших вчених значною мірою сприяли прогресу сучасних математичних методів системного аналізу.

Аналіз існуючих літературних джерел показує, що при розробці методів оцінювання цільових функцій і шуканих величин в багатокритеріальних задачах ідентифікації математичних моделей, оптимізації та прийняття рішень, особливо у випадках невизначеності вхідних даних, виникає ряд математичних проблем:

- формування системи переваг особи, що приймає рішення (ОПР): узагальнених (скалярних згорток) цільових функцій, системи обмежень, множини коректності;
- структуризація регуляризованих алгоритмів синтезу квазірішення;
- висока обчислювальна складність описаних методів.

У зв'язку з цим тема дисертації має важливе наукове і практичне значення, оскільки вона спрямована на вирішення актуального наукового завдання, яке полягає в розробці математичних моделей, обчислювальних методів і комп'ютерних систем, що їх реалізують, для вдосконалення технічних систем на прикладі об'єктів авіаційної техніки в умовах невизначеності вхідних даних.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Тематика дисертаційної роботи пов'язана з дослідженнями, які проводилися в 2011–2016 рр. в Національному аерокосмічному університеті ім. М. Є. Жуковського «Харківський авіаційний інститут» на кафедрі інформатики відповідно до державних науково-технічних програм і планів прикладних науково-дослідних робіт (НДР) Міністерства освіти і науки України, а також відповідно до планів НДР підприємства АТ «Мотор Січ», (м. Запоріжжя). Найважливішими з них є: Д303-21/2011 «Методологія проектування елементів та інформаційно-вимірювальних систем контролю параметрів авіаційних двигунів і промислових паливно-енергетичних комплексів» (Д/Р 0111U001072), Д303-15/2015 «Методологія удосконалення промислових паливно-енергетичних комплексів и авіаційних двигунів з використанням інформаційно-вимірювальних систем

моніторингу змінних станів в умовах невизначеності вхідних даних» (Д/Р 115U000838).

Участь автора в зазначених роботах полягала в розробці математичних моделей і методів стохастичної оптимізації, а також в дослідженні властивостей роз-роблених моделей і методів. Крім того, автором розроблено прикладне програм-не забезпечення для вдосконалення об'єктів авіаційної техніки та їх підсистем в умовах невизначеності вхідних даних.

Мета і завдання дослідження. Основна мета дисертаційного дослідження – підвищення ефективності процесів пошуку раціональних проектних рішень при вдосконаленні технічних систем на прикладі об'єктів авіаційної техніки за рахунок розробки математичних моделей, обчислювальних методів і комп'ютерних систем, що їх реалізують, в умовах невизначеності вхідних даних.

Об'єкт дослідження – процеси вдосконалення СТС в умовах апріорної невизначеності вхідних даних.

Предмет дослідження – математичні моделі та обчислювальні методи пошуку раціональних рішень багатокритеріальних задач вдосконалення СТС в детермінованій і стохастичній постановках.

Методи дослідження. У дисертаційному дослідженні при формалізації представлення об'єкту дослідження, структуризації математичних моделей і обчислювальних методів розв'язання БЗСО СТС використовувалися методи системного аналізу та теорії прийняття рішень. При розробці методу розв'язання задачі про призначення допусків на параметри СТС використовувалися підходи і методи теорії взаємозамінності і стандартизації, теорії ймовірностей, математичної статистики. При розробці обчислювальних методів і алгоритмів пошуку квазірішення завдань БЗСО СТС використовувалися методи теорії обернених задач та математичного програмування. При побудові обчислювального методу розв'язання БЗСО застосовувалися моделі і методи теорії штучного інтелекту – еволюційні методи (ЕМ), метод звужуючих околиць. При синтезі складу і структури прикладного програмного забезпечення

використовувалися теорії формальних та алгоритмічних систем, а також сучасні технології створення комп'ютерних програм.

Наукова новизна отриманих результатів полягає в наступному.

1. Уперше розроблена системна математична модель синтезу рішень багатокритеріальних задач стохастичної оптимізації, яка на відміну від існуючих дозволяє здійснювати пошук раціональних рішень багатокритеріальних MV-задач шляхом створення ієрархічної дворівневої схеми синтезу рішень, що включає: побудову сурогатних моделей систем і процесів, а потім – оцінювання шуканих величин при параметричній невизначеності вхідних даних, що забезпечує підвищення ефективності прийняття рішень.

2. Удосконалено:

а) метод синтезу скалярних згорток цільових функцій для задач оптимізації та прийняття рішень, заснований на законі необхідності різноманітності (закон У. Р. Ешбі), концепції ступеневих середніх А. Н. Колмогорова та принципи максимуму правдоподібності, в якому в якості міри близькості двох багатовимірних репрезентативних вибірок використовуються статистики Стюдента і В. І. Романовського, що забезпечує можливість структурувати системи переваги особи приймаючої рішення для багатокритеріальних задач стохастичною оптимізації та прийняття рішень в детермінованому і стохастичному (MV-, МН-завдання) формулюваннях;

б) метод розв'язання нелінійних багатокритеріальних задач модифікації шляхом синтезу квазірішення при наявності обмежень на клас допустимих рішень, що здійснюється регуляризацією пошуку мінімуму згладжуваного функціоналу в формі скалярної згортки цільових функцій на основі статистик Стюдента і В. І. Романовського, еволюційним шляхом із застосуванням процедури адаптації при виборі його параметрів в процесі пошуку рішень, що забезпечує коректність методу розв'язання завдань вдосконалення систем в детермінованому і стохастичному (MV-завдання) формулюваннях;

в) еволюційний метод синтезу рішень багатокритеріальних задач модифікації в детермінованому і стохастичному (MV-завдання) формулюваннях,

заснований на спільному використанні генетичного алгоритму зі змінними від епохи до епохи параметрами: операторів речового кодування, функції пристосованості та релаксації, а також методу звужування околиць, що забезпечує робастне оцінювання шуканих величин при параметричній невизначеності вхідних даних і зниження часової складності методу.

3. Отримала подальший розвиток теорія побудови комп'ютерних систем підтримки прийняття рішень на основі запропонованих математичних моделей і методів для розв'язання в стохастичній постановці завдань вдосконалення СТС, застосування яких дозволяє забезпечити підвищення ефективності процесів пошуку раціональних проектних рішень на етапах розробки, модифікації та доведення СТС.

Практичне значення отриманих результатів. В сукупності одержані математичні моделі й обчислювальні методи розв'язання БЗСО зі змішаними умовами є науково-методичною основою для розроблення алгоритмів, методик та інструментальних засобів інтерактивної комп'ютерної системи підтримки прийняття рішень (КСППР) в умовах невизначеності вхідних даних пошуку раціональних проектних розв'язків при системному вдосконаленні СТС на прикладі об'єктів авіаційної техніки.

У результаті застосування цієї основи одержано:

а) практичний ефект – усі розроблені моделі й методи доведено до рівня інженерних методик, програмних засобів комп'ютерної реалізації, висока ефективність яких обґрунтована теоретично й підтверджена практично.

Наукові положення, висновки, пропозиції і рекомендації, а також результати розрахункових досліджень, отримані, обґрунтовані й викладені автором у дисертації, статтях, звітах про науково-дослідні роботи, які фінансувалися з коштів державного бюджету Міністерства освіти і науки України, були прийняті для реалізації в технічному проекті двоступеневого осьового компресору (Акціонерне товариство «Мотор Січ», м. Запоріжжя), на прикладі показано можливість отримання геометрії вінців, яка забезпечує ті вимоги, що пред'являє інженер-конструктор до характеристик компресора;

б) науково-технічний ефект дисертаційного дослідження полягає в синтезі квазірішення БЗСО при наявності обмежень на клас допустимих рішень регуляризацією пошуку мінімуму згладжуючого функціоналу в відповідності до методу А. Н. Тихонова з застосуванням процедури адаптації при виборі параметрів еволюційного методу в процесі пошуку рішень, а також структурної і алгоритмічної організації інтелектуальної інтерактивної КСППР при вдосконаленні СТС на прикладі об'єктів авіаційної техніки;

в) економічний ефект – зв'язано із застосуванням розробленої інтерактивної КСППР при системному вдосконаленні СТС на прикладі об'єктів авіаційної техніки, що дозволяє: скоротити трудомісткість робіт, пов'язаних з підготовкою вхідних даних й настройкою відповідного програмного забезпечення (ПЗ); підвищити продуктивність праці за рахунок організації процесу паралельного виконання операцій, якість проектних рішень; істотно скоротити терміни й матеріальні витрати на експериментальне доведення виробу та охорону навколишнього середовища, тобто підвищити конкурентоспроможність вітчизняних СТС. При цьому виключається необхідність придбання спеціалізованого ПЗ для вирішення кожного роду задач.

Запропоновані математичні моделі, розрахункові схеми, обчислювальні методи, алгоритми розв'язання задач й реалізуючи їх інтерактивні КСППР слід віднести до високоефективних, оскільки вживання запропонованого підходу, а також процедури адаптації при виборі параметрів ЕМ забезпечує зниження інформаційної складності запропонованого методу пошуку раціонального розв'язку в порівнянні з існуючими методами;

г) соціальний ефект – виявиться в покращенні характеру і умов праці інженерів-конструкторів, що займаються доведенням і експлуатацією СТС, автоматизації рутинних операцій створення складних технічних систем.

Результати дисертаційного дослідження були використані при ескізному та робочому проектуванні газотурбінних двигунів на АТ «Мотор Січ», (м. Запоріжжя), що дозволило скоротити час на розрахунки оптимізації двоступеневого осьового компресора (акт впровадження від 06.07.2018 р.). В

результаті збільшилася ККД цих ступенів (без зниження запасів газодинамічної стійкості) на розрахунковій витраті повітря і розрахункової частоті обертання. Так само результати дисертаційних дослідження впроваджені в навчальний процес Національного аерокосмічного університету ім. М. Є. Жуковського «Харківський авіаційний інститут» (м. Харків) в рамках навчального курсу «Системи і методи прийняття рішень» і при курсовому, дипломному проектуванні під час підготовки бакалаврів і магістрів на кафедрі математичного моделювання і штучного інтелекту (акт впровадження від 18.12.2016 р.).

Особистий внесок здобувача. Всі основні наукові положення, результати, висновки та рекомендації дисертаційної роботи отримані автором самостійно. У публікаціях, які написані у співавторстві, здобувачеві належать наступні результати: застосування ЕМ для розв'язання завдання визначення закону регулювання поворотними напрямними багатоступінчастого осьового компресора (БОК) [1, 9, 10]; моделі і методи інформаційної технології для вирішення завдань вдосконалення складних технічних систем [2, 12, 13, 27]; метод синтезу скалярних згорток функцій вибору для багатокритеріальних задач оптимізації та прийняття рішень [3, 14, 16]; огляд і аналіз модифікацій генетичних алгоритмів [4, 15]; розв'язання задачі робастного оптимального проектування радіального вентилятору з загнутими назад лопатками робочого колеса в умовах стохастичної природи вхідних даних [5, 27, 29]; результати застосування методів стохастичної оптимізації для розв'язання задач вдосконалення БОК [6, 28]; Системні моделі процесу прийняття рішень при формуванні образу функціонального елемента складної технічної системи [7, 26]; модель, обчислювальний метод синтезу рішень багатокритеріальних задач стохастичної оптимізації зі змішаними умовами і результати розв'язання тестових завдань (MV-задач) [8, 17–22, 29]; структура комп'ютерної системи підтримки прийняття рішень при формуванні образу елементів технічних систем "ROD & IDS" [11, 24–25, 29].

Апробація результатів дисертації. Результати дослідження оприлюднені у доповідях на науково-технічних та науково-практичних конференціях та семінарах всеукраїнського та міжнародного рівнів (2012–2019 роки), зокрема на:

– Всеукраїнській науково-технічній конференції «Інтегровані комп'ютерні технології в машинобудуванні» ІКТМ-2012 (Україна, м. Харків, Національного аерокосмічного університету ім. М. Є. Жуковського «Харківський авіаційний інститут», 2012);

– Всеукраїнській науково-технічній конференції «Інтегровані комп'ютерні технології в машинобудуванні» ІКТМ-2013 (Україна, м. Харків, Національного аерокосмічного університету ім. М. Є. Жуковського «Харківський авіаційний інститут», 2013);

– XVI Міжнародній молодіжній науково-практичній конференції «Людина і космос» (Україна, м. Дніпропетровськ, Державне космічне агентство України Національний центр аерокосмічної освіти молоді ім. О. М. Макаренка, 2014);

– XXI Міжнародній молодіжній науково-практичній конференції студентів, аспірантів і молодих вчених «Актуальні проблеми життєдіяльності суспільства» (Україна, м. Кременчук, Кременчуцький національний університет імені Михайла Остроградського, 2014);

– Всеукраїнській науково-технічній конференції «Інтегровані комп'ютерні технології в машинобудуванні» ІКТМ-2014 (Україна, м. Харків, Національного аерокосмічного університету ім. М. Є. Жуковського «Харківський авіаційний інститут», 2014);

– Всеукраїнській науковій конференції «Математичне моделювання та математична фізика» (Україна, м. Кременчук, Кременчуцький національний університет імені Михайла Остроградського, 2015);

– Всеукраїнській науково-технічній конференції «Інтегровані комп'ютерні технології в машинобудуванні» ІКТМ-2015 (Україна, м. Харків, Національного аерокосмічного університету ім. М. Є. Жуковського «Харківський авіаційний інститут», 2015);

– VII Всеукраїнській науково-технічній конференції за міжнародною участю «Інформатика та системні науки» ІСН-2016 (Україна, м. Полтава, Вищий навчальний заклад Укоопспілки «Полтавський університет економіки і торгівлі», 2016);

– Міжнародній науково-технічній конференції «Комп'ютерне моделювання в наукоємних технологіях» КМНТ-2016 (Україна, м. Харків, Харківський національний університет ім. В. Н. Каразіна, 2016);

– Всеукраїнській науково-технічній конференції «Інтегровані комп'ютерні технології в машинобудуванні» ІКТМ-2016 (Україна, м. Харків, Національного аерокосмічного університету ім. М. Є. Жуковського «Харківський авіаційний інститут», 2016);

– VIII Всеукраїнській науково-технічній конференції за міжнародною участю «Інформатика та системні науки» ІСН-2017 (Україна, м. Полтава, Вищий навчальний заклад Укоопспілки «Полтавський університет економіки і торгівлі», 2017);

– школі-семінарі «Сучасні інформаційні технології» (Україна, м. Харків, Харківський національний університет ім. В. Н. Каразіна, 2017);

– IV-ої Міжнародній науково-практичній конференції «Обчислювальний інтелект (результати, проблеми, перспективи)» (Україна, м. Київ, Київський національний університет імені Тараса Шевченка, 2017);

– Всеукраїнській науково-технічній конференції «Інтегровані комп'ютерні технології в машинобудуванні» ІКТМ-2017 (Україна, м. Харків, Національного аерокосмічного університету ім. М. Є. Жуковського «Харківський авіаційний інститут», 2017);

– XVIII Міжнародний симпозіум «Методи дискретних особливостей в задачах математичної фізики» МДОЗМФ-2017 (Україна, м. Харків, Харківський національний університет ім. В. Н. Каразіна, 2017);

– I Міжнародній науково-практичній конференції ІТ-професіоналів та аналітиків комп'ютерних систем «ProfIT Conference» (Україна, м. Харків,

Національного аерокосмічного університету ім. М. Є. Жуковського «Харківський авіаційний інститут», 2018);

– Міжнародній науково-технічній конференції «Комп’ютерне моделювання в наукоємних технологіях» КМНТ-2018 (Україна, м. Харків, Харківський національний університет ім. В. Н. Каразіна, 2018).

Дисертаційна робота складається зі вступу, чотирьох розділів, загальних висновків, списку використаних джерел та трьох додатків. Обсяг загального тексту дисертації складає 159 сторінок (9,94 д.а)., з них основного тексту 115 сторінок (7,2 д.а). Робота ілюстрована 3 таблицями та 34 рисунками. Список використаних джерел містить 98 найменувань.

РОЗДІЛ 1

СИСТЕМНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ПРОЦЕСУ ВДОСКОНАЛЕННЯ ТЕХНІЧНИХ СИСТЕМ З УРАХУВАННЯМ СТОХАСТИЧНОЇ ПРИРОДИ ВХІДНИХ ДАНИХ

Розглядаються предметна область дослідження, особливості процесу розробки складних технічних систем. Наводиться стислий огляд публікацій за темою дисертації, робиться аналіз методів розрахунку розмірних конструкторських ланцюгів в умовах параметричної апріорної невизначеності, математичних моделей і методів синтезу раціональних проектних рішень багатокритеріальних задач стохастичної оптимізації, існуючих прикладних інформаційних технологій для розробки складних технічних систем, формулюється задача дисертаційного дослідження.

1.1 Формування уявлення і автоматизація процесу розробки складних технічних систем на прикладі об'єктів авіаційної техніки

Надалі будемо розглядати два види задач: задачі багатокритеріальної оптимізації та багатокритеріального прийняття рішень. Сформулюємо їх.

Визначення 1. Пошук найкращих проектних рішень $\hat{q}^*$ на множині допустимих проектних розв'язків Q (підмножини коректності), яке є безперервною областю у n -мірному просторі, під час відображення $A: Q \rightarrow W$ множини допустимих проектних розв'язків Q у множину їх критеріальних оцінок W , що задана аналітично, називається задачею багатокритеріальної параметричної оптимізації (БЗПО). Основою методів розв'язання БЗПО є трансформаційний підхід.

Визначення 2. Пошук найкращої альтернативи на множині $\hat{v}^*$ дискретних альтернатив V у випадках, коли отримання критеріальних оцінок W допустимих проектних розв'язків Q потребує великих часових і матеріальних витрат, називають багатокритеріальним прийняттям рішень (БПР) [1]. В основі методів БПР лежить морфологічний підхід.

Частим випадком задач БПР є задачі реконструкції, які можна подати у вигляді кортежу [2, 3]

$$\{t, V, G, F, W\},$$

де

t – постановка задачі (наприклад, цілі – виділення найкращої альтернативи, виділення упорядкованої або неупорядкованої підмножини кращих альтернатив та ін.),

F – сукупність процедур синтезу раціональних розв’язків із множини альтернатив V у системі переваг G ,

W – критерії вибору (цільові функції), які є ізоморфними відображеннями Q у V .

Система переваг $G=\{W, Ш, Z\}$ зазвичай визначається системою правил, яка є результатом множини бінарних відношень R пріоритету особи, яка приймає рішення, на V , та наділена деякими спеціальними властивостями для формування підмножини раціональних проектних розв’язків $\hat{V} \subseteq V$. Вибір системи переваг $G = \{W, Ш, Z\}$ відбувається відповідно до умов прийняття рішень і концепції поведінки системи – стану системи Z . Система переваг G може бути подана у формі системи продукційних правил, заснованих на обчисленні предикатів, або у формі скалярної згортки функції вибору.

Процедуру пошуку раціональних проектних розв’язків реалізує відображення $F:(V, Ш) \rightarrow \hat{v}^\circ$, а результат її застосування – $\hat{v}^\circ \in \hat{V} \subseteq V$, де $\hat{V}$ – підмножина раціональних альтернатив, які містять елементи, що не домінують відносно критеріїв W за R , які входять до застосованої системи переваг G .

Задача реконструкції систем багатоешелонних з ієрархією формулюється таким чином: заданий прототип v_0° , множина альтернатив $V=\{v_i^\circ\}$ і система переваг G . Необхідно знайти таке допустиме управління $\hat{U}^\circ(\Phi^\circ)$ ($\hat{U}^\circ \in D_U$), яке перевело б систему із заданого стану v_0° до іншого допустимого щодо G стану. Існування розв’язку задачі реконструкції систем багатоешелонних з ієрархією формально можна виразити предикатним рівнянням:

$$(\exists \hat{v}^\circ)[Pr(\hat{v}^\circ, G(\hat{v}^\circ))],$$

де

$$\hat{v}^{\circ} \in \hat{V} \subseteq V, V = \{v^0\}, v^{\circ} = \{q^{\circ}, \Phi^{\circ}, W^{\circ}\}, q^{\circ} = \{\Pi^{\circ}, U^{\circ}\}, v_0^{\circ} \in V.$$

Сформульовану задачу можна віднести до задач синтезу оптимального управління $\hat{U}^{\circ}(\Phi^{\circ})$ з рухомими краями за наявності обмежень на режимні параметри, фазові та керувальні змінні. Фазові змінні визначаються шляхом комп'ютерного моделювання системи багатоешелонної з ієрархією і її функціональних елементів із застосуванням комп'ютерних інтерактивних систем інженерного аналізу процесів реконструйованої системи багатоешелонної з ієрархією. Якщо виходити із оцінки інформаційної складності алгоритму її чисельного розв'язку, то подана задача у загальному випадку може бути віднесена до трансобчислювальних задач, які потребують високої інформаційної ресурсомісткості. Скорочення розмірності задачі реконструкції може бути досягнута на основі принципу системної декомпозиції вихідної задачі на послідовність простіших окремих задач і принципу агрегування розв'язків окремих задач у розв'язок вихідної задачі [2].

Серед задач БПР виділяють задачі параметричної оптимізації та структурної оптимізації (комбінаторні задачі оптимізації).

До задач параметричної оптимізації відносяться:

- задача формування вигляду систем багатоешелонних з ієрархією на множині проектних розв'язків великої розмірності – $\Pi^{\circ} = A_1^{-1}(W^*, U^{\circ})$;
- задачі теорії оптимального управління:
- синтез оптимального управління – $U^{\circ} = A_2^{-1}(W^*, \Pi^{\circ})$;
- спостереження (фільтри Калмана–Бьюсі, нелінійної фільтрації) – інтерпретації даних вимірювань, відновлення вхідних даних:

$$\Pi^{\circ}(t+1) = E_1(\Pi^{\circ}(t), U^{\circ}(t)) + \varepsilon[C(\Pi^{\circ}(t+1), U^{\circ}(t+1)) - \Phi^*(t+1)];$$

- управління вимірюваннями;
- задачі діагностування стану складних систем.

1.2 Аналітичний огляд методів розрахунку розмірних конструкторських ланцюгів в умовах параметричної апіорної невизначеності

При серійному виробництві об'єктів нової техніки потрібно враховувати узгоджену множину проектних параметрів елементів систем, що є основою для формування технологічних процесів їх виготовлення. Якість розрахунків в цій області безпосередньо відбивається на якості виготовлення і функціонування елементів і систем в цілому. Схему вибору технологічних допусків на виготовлення елементів систем представлено на рис. 1.1. Вибір технологічних допусків на виготовлення елементів систем здійснюється враховуючи задані довірчі інтервали значень проектних параметрів з урахуванням типу з'єднання, посадки, класу точності технологічного обладнання, типу збірки. У свою чергу довірчі інтервали значень проектних параметрів формуються як результати розрахунків конструкторських розмірних ланцюгів.

Будемо розглядати пряму задачу розрахунку конструкторських розмірних ланцюгів: необхідно визначити номінальні значення (математичні очікування) і довірчі інтервали значень параметрів, змінних стану, критеріїв вибору рішень для складових ланок розмірного ланцюга виходячи із заданих номінальних значень і довірчих інтервалів значень змінних стану, критеріїв вибору рішень для замикаючого ланки.

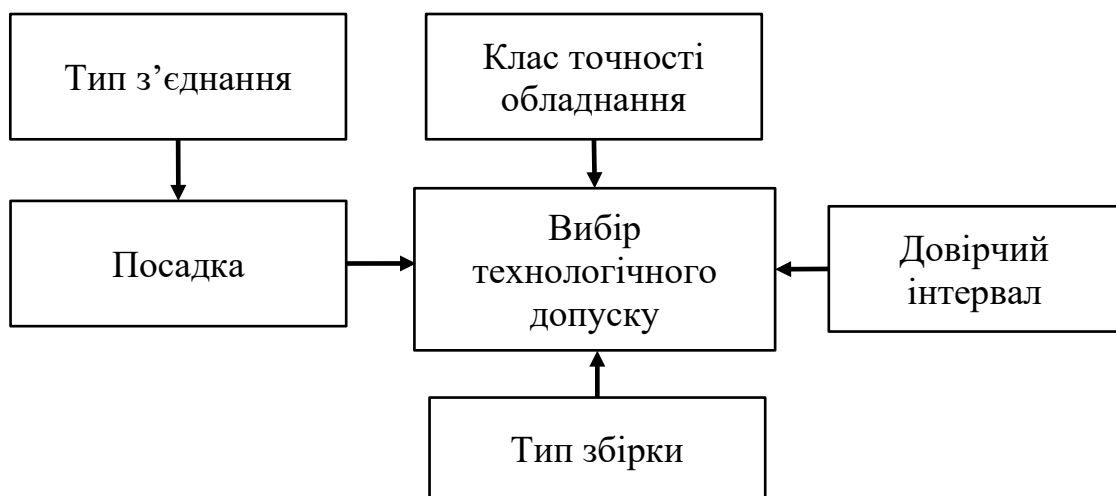


Рис. 1.1 Схема призначення допусків

В даний час існує ряд методів побудови довірчих інтервалів для параметрів, змінних стану, критеріїв вибору рішень елементів систем на основі розрахунку конструкторських розмірних ланцюгів: граничних знань [4], інтервальних розрахунків [5], імовірнісні [6].

Якщо йдеться про збірку механічних деталей, то допуск замикаючої ланки – сепарабельна функція. У загальному випадку допуск замикаючого ланцюга є нелінійної функцією своїх змінних, якими є допуски складових ланок ланцюга.

1.3 Аналітичний огляд існуючих математичних моделей і методів синтезу раціональних проектних рішень багатокритеріальних задач стохастичної оптимізації

Розв'язання задач оптимізації засноване на застосуванні регулярних (детермінованих) обчислювальних методів: точних, наближених або стохастичних (ймовірнісних).

Для розв'язання задач багатокритеріального прийняття рішень застосовуються зазвичай методи розв'язання задач дискретної оптимізації або задач стохастичної оптимізації. Класифікація обчислювальних методів розв'язання задач стохастичної оптимізації зображена на рис. 1.2.

Стохастичні методи дозволяють точно оцінювати цільову функцію за багаторазового спостереження станів об'єкта дослідження. До групи цих методів входять:

– стохастична апроксимація – рекурентний метод побудови послідовності оцінок розв'язків рівнянь регресії й екстремумів функцій регресії у задачах непараметричного оцінювання. Використовується у різних галузях, наприклад: у біології, хімії та медицині – для аналізу результатів дослідів; у теорії автоматичного управління – як засіб розв'язання задач розпізнавання, ідентифікації, навчання, адаптації. Засновниками методу стохастичної апроксимації є Дж. Кіфер, Дж. Вольфовиць, Г. Робінс, С. Монро [7];

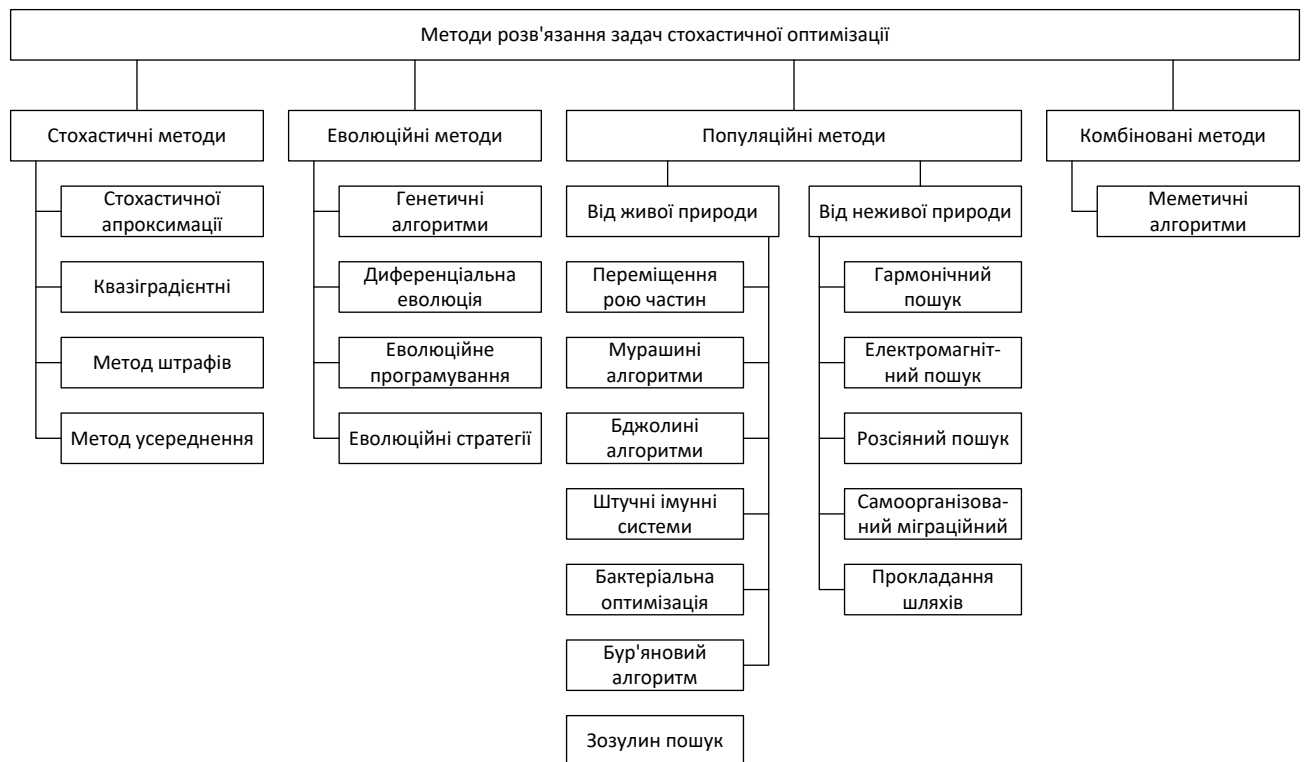


Рис. 1.2 Класифікація методів розв'язання задач стохастичної оптимізації

– стохастичний квазіградієнтний метод, розроблений Ю. М. Єрмольєвим, використовується у випадках, коли є можливість багаторазово спостерігати стани природи (зовнішнього середовища) й оцінювати реалізації цільової функції. Цей метод відноситься до прямих методів стохастичного програмування і призначений для розв'язання задач із негладкими, але опуклими функціями й обмеженнями в умовах неточної інформації про ці функції та їх похідні [8];

– методи штрафів (штрафних функцій) широко використовуються для розв'язання технічних і економічних задач оптимізації [9]. Багатокритеріальні задачі мінімізації методи штрафів іноді зводять до однокритеріальних. Наприклад, під час постановки виділяють один основний критерій як цільову функцію, інші критерій замінюють обмеженнями. Під час програмування враховуються обмеження штрафом (їх додають до цільової функції), таким чином усі критерії замінюються одним. Цей метод підходить для наближеної оцінки глобального мінімуму багатоекстремальних задач у складній допустимій області;

– метод усереднення полягає у тому, що праві частини складних диференціальних рівнянь замінюють «згладженими» усередненими функціями, які не містять явно часу і параметрів системи, що швидко змінюються [10].

Еволюційні методи використовують у своїй основі ідею еволюції Ч. Дарвіна [11]. Еволюція в природі проявила себе як потужний механізм розвитку і пристосування живих організмів до зовнішнього середовища і дивує різноманіттям та ефективністю рішень. Саме тому дослідники у галузі комп'ютерних технологій звернулися до природи у пошуках нових обчислювальних методів. Із еволюційних методів найбільше розповсюдження отримали: генетичні алгоритми [12], здатні розв'язувати складні оптимізаційні задачі великої розмірності, алгоритм диференціальної еволюції [13, 14], розроблений К. Прайсом і Р. Сторном у 1995 році, алгоритм еволюційної стратегії [15], розроблений у 1964 році І. Рехенбергом.

Групу популяційних методів [16] можна умовно поділити на дві підгрупи. Перша – популяційні методи, в основі яких лежать механізми живої природи. Другу підгрупу складають методи, засновані на механізмах неживої природи.

До першої групи відносяться:

– алгоритм оптимізації роєм часток (Particle Swarm Optimization, PSO), який має в основі соціально-психологічну поведінкову модель натовпу [17]. Розвиток алгоритму надали задачі моделювання поведінки птахів у зграї та рибин у косяку. Канонічний алгоритм був сформульований у 1995 році Дж. Кенеді та Р. Еберхартом;

– мурашина оптимізація [18] була запропонована М. Доріго, В. Маньєццо та А. Колорні у 1992 році як алгоритм розв'язання задачі комівояжера (Traveling Salesman Problem, TSP). Наразі відома велика кількість дискретних та безперервних алгоритмів мурашиної оптимізації, які отримали об'єднуючу назву алгоритмів оптимізації колонією мурах (Ant Colony Optimization, ACO). Основною особливістю алгоритмів є комбінування глобального і локального пошуку, використання для глобального пошуку генетичного алгоритму, а для локального пошуку – лише каналу стигмергії;

– алгоритми бджолоїної оптимізації є одними із найновіших мультиагентних алгоритмів, заснованих на моделюванні ройового інтелекту (swarm intelligence) [19]. Перші статті щодо алгоритмів цього класу були опубліковані у 2005 році. Основною ідеєю алгоритмів є моделювання поведінки бджіл під час пошуку нектару. Ці алгоритми успішно застосовуються під час розв’язання задач дискретної оптимізації – календарного планування, задачі комівояжера, транспортної задачі тощо. Існують також високоефективні варіанти алгоритму, призначені для розв’язання задачі безперервної оптимізації, найбільш відомими з них є бджолиний алгоритм (Bees algorithm) та алгоритм колонії штучних бджіл (Artificial Bee Colony, ABC);

– штучні імунні системи (Artificial Immune Systems, AIS) [20, 21] являють собою досить нову галузь досліджень. Перші спроби розробки AIS відносяться до 70-х років XX ст., однак суттєві результати були отримані лише у 1990-х роках. AIS можна визначити як інформаційну технологію, яка використовує поняття, апарат та деякі результати теоретичної імунології для розв’язання прикладних задач. Моделі AIS широко застосовуються для розв’язання задач оптимізації, для побудови багатоагентних та самоорганізованих систем, моделей колективного інтелекту й автономних розподілених систем, моделей штучного життя тощо;

– алгоритм бактеріальної оптимізації (bacterial optimization) [24] був запропонований у 2002 році К. М. Пассіно. Існує декілька варіантів алгоритму: канонічний алгоритм бактеріальної оптимізації (Bacterial Foraging Optimization, BFO), кооперативна бактеріальна оптимізація, алгоритм, який використовує ефект роїння бактерій, гібридні бактеріальні алгоритми. Використовуються ці алгоритми для розв’язання задач оптимального управління динамічною системою, задачі навчання нейронної мережі та ін.;

– алгоритм бур’янової оптимізації (Invasive Weed Optimization, IWO) [22, 23], запропонований у 2006 році іранськими вченими А. Р. Мехрабіарі та С. Лукас, заснований на моделюванні таких властивостей, як засів, ріст та конкуренція у колонії бур’янів;

– алгоритм зозулиного пошуку (Cuckoo Search, CS) [22; 24], запропонований та розроблений Х. Ш. Янгом і С. Дебом у 2009 році, використовує модель поведінки зозуль у процесі вимушеного гніздового паразитизму, коли деякі види зозуль підкладають яйця у гнізда інших птахів.

До другої групи відносяться:

– алгоритм пошуку гармонії (Harmony Search algorithm, HS) [22] запропонований у 2001 році З. У. Гімом. Цей алгоритм має за основу процес пошуку музикантами гармонії у музиці. Ситуація ідеальної гармонії звуків відповідає глобальному екстремуму у задачі багатовимірної оптимізації, а процес імпровізації музики – процедурі пошуку цього екстремуму. Особливостями алгоритму HS є його простота та можливість використання для розв’язання задач як безперервної, так і дискретної оптимізації;

– електромагнітний алгоритм та алгоритм пошуку системою зарядів є близькими та засновані на використанні електростатичних законів Кулона та законів механіки Ньютона відповідно;

– самоорганізований міграційний алгоритм (Self Organizing Migrating algorithm, SOM) [22] запропонований у 1999 році І. Зелінка. У ньому використана модель колективної поведінки інтелектуальних індивідуумів;

– алгоритм прокладання шляхів [22] був розроблений із метою інтегрувати інтенсифікаційні та диверсифікаційні стратегії пошуку у контексті алгоритму пошуку із заборонами. Основна ідея полягає у створенні нових розв’язків на траєкторіях, які з’єднують знайдені раніше пари високоякісних рішень.

До групи комбінованих методів [22] можна віднести меметичний алгоритм. Меметику визначають як підхід до еволюційних моделей передачі інформації, заснований на концепції мемів. Меми є аналогами генів, як одиниці культурної інформації, що розповсюджується поміж людьми завдяки імітації, навчання та інших засобів [16]. Поняття мему було запропоноване й основи меметики були розроблені С. Р. Докінзом у 1976 році.

Меми можуть передаватися вертикально – від попередників, батьків, вихователів, книжок, культурних артефактів тощо. Можлива також горизонтальна передача мемів від людини до людини та від культури до культури. Важливо, що, хоча по суті меми являють собою чисту інформацію, їх функціонування призводить до істотних змін поведінки людини. Меметичні алгоритми (Memetic algorithms, М-алгоритми) визначають як гібридні популяційні метаевристичні алгоритми пошукової оптимізації, засновані на концепції мему та неодарвіністському принципі еволюції.

У контексті М-алгоритмів мем є реалізацією будь-якого алгоритму локальної оптимізації, який уточнює поточний розв'язок на кожній ітерації або через деяку кількість ітерацій. У широкому сенсі М-алгоритми можна розглядати як гібридизацію одного з популяційних алгоритмів глобального пошуку або одного чи декількох класичних і популяційних алгоритмів локальної оптимізації. Спочатку М-алгоритми були запропоновані як один із варіантів підвищення ефективності генетичних алгоритмів, які будуть розглянуті докладніше далі.

Квазірозв'язок поставленої багатокритеріальних задач системної модифікації (нормальний розв'язок) може бути знайдений методом регуляризації [25].

1.4 Аналітичний огляд засобів прикладних інформаційних технологій для вирішення завдань формування вигляду технічних систем

В даний час спостерігається стрімкий розвиток наук, як фундаментальних, так і прикладних, які використовують складні математичні моделі і, як слідство, вимагають складної, але швидкої обробки інформації. Усе це разом зі швидким технологічним прогресом призводить до того, що значно підвищується потреба у застосуванні потужних обчислювальних засобів та суперкомп'ютерних технологій.

Розробка технології оптимізації почалася більше 20 років тому з усвідомленням того факту, що наявність математичних моделей (якими би повними та точними вони не були) не є достатнім для успішного проектування

та модифікації складних технічних систем. Для створення конкурентоспроможних моделей необхідна інтеграція математичних моделей з такими пошуковими методами дослідження, які дадуть можливість надати конструктору для прийняття остаточного рішення цілий ряд альтернативних технічних рішень, що не покращуються по всій сукупності показників ефективності.

Технологія оптимізації спочатку була використана для пошуку шляхів підвищення ефективності силових установок сучасних і перспективних літальних апаратів різного призначення за допомогою рішення задач оптимального проектування та оптимального управління. В подальшому були значно розширені сфери застосування технології і в даний час вона успішно використовується для вдосконалення технічних систем (технологічних процесів) та в інших областях науки і техніки.

Програмно-інструментальний комплекс для вирішення завдань стохастичної оптимізації (автори: Б. Ш. Раджабов, С. К. Медет, Р. Я. Мамажанов), призначений для автоматизації процесів рішення класу задач стохастичної оптимізації, може також використовуватися в закладах вищої освіти при викладанні курсів «Основи програмування», «Комп'ютерне моделювання». Програмний комплекс відрізняється прозорим інтерфейсом і представляє комп'ютерну реалізацію таких методів стохастичної оптимізації, як «стохастична лінеаризація», «комбінований стохастичний метод» і «метод параметричного програмування». Особливістю даного комплексу є можливість реакції та обліку елемента стохастичності в мінімізуємому функціоналі, що дозволяє виконати комп'ютерну реалізацію великого спектра завдань стохастичної оптимізації, які використовуються на практиці (телекомунікація, управління виробництвом, оптимізація розміщення виробничих потужностей).

FortSP – програмний пакет для вирішення проблем стохастичного програмування. Це вирішує проблеми, пов'язані зі сценарієм стохастичного програмування, з регресом, а також проблеми з випадковими обмеженнями та інтегрованими випадковими обмеженнями. FortSP доступний як автономний

виконуваний файл, який приймає вхідні данні у форматі SMPS та виконується як бібліотека з інтерфейсом на мові програмування C. Алгоритми розв'язання, надані FortSP, включаює декомпозицію Бендера та варіант декомпозиції рівня для двоетапних завдань, вкладену декомпозицію Бендера для багатоступеневих задач та переформулювання завдання як детерміністичного еквівалента. Існує також реалізація алгоритму різання площин для інтегрованих випадкових обмежень. FortSP підтримує зовнішні лінійні програмні рішення, такі як CPLEX, FortMP і Gurobi через їх бібліотечні інтерфейси або nl-файли. Ці програмні рішення використовуються для оптимізації детерміністичної еквівалентної задачі, а також у методах декомпозиції.

Програмний комплекс ExtaMPR призначений для вирішення завдань планування і організації виробництва з використанням апарату варіаційних нерівностей. Головна особливість програмного комплексу полягає в його розширюваності. Він може бути використаний для вирішення завдань лінійного стохастичного програмування з нормальним або рівномірним розподіленням випадкових параметрів шляхом зведення до еквівалентної детермінованої задачі. Програмний комплекс призначений для вирішення завдань планування і організації виробництва екстраградієнтними методами і може використовуватися студентами під час вивчення методів оптимізації та програмування.

Існує лише кілька програмних комплексів, що надають можливість робастного оптимального проектування, розглянемо їх докладніше.

Програмний комплекс modeFRONTIER забезпечує інноваційне середовище оптимізації з модульним доступом на основі профілів [26]. Інтеграційна платформа ESTECO для багатокритеріальної і багатодисциплінарної оптимізації забезпечує зв'язок з інструментами сторонніх розробників, дозволяє автоматизувати процес моделювання дизайну й полегшує прийняття аналітичних рішень. Розробникам надано повний набір алгоритмів оптимізації, які охоплюють детерміновані, стохастичні та евристичні методи як для одиночних, так і для багатоцільових завдань. Крім традиційних методів,

modeFRONTIER надає тонко налаштовані алгоритми багатокритеріальної оптимізації, здатні реалізовувати можливості окремих підходів. Інженери можуть комбінувати методи оптимізації з метою скорочення часу і циклів проектування:

- FAST – прискорює процес за рахунок використання пошуку в районі, найбільш цікавому в Design Space, забезпечуючи високошвидкісне виявлення оптимальних рішень;

- HYBRID – автоматично поєднує стійкість генетичних алгоритмів з точністю градієнтних методів, забезпечуючи баланс між можливостями дослідження й уточнення;

- SAnGeA – забезпечує автоматичну фазу скринінгу в поєднанні з глобальної фазою пошуку генетичних алгоритмів, надійно ідентифікуючи найбільш значущі змінні для рішення;

- Pilopt – об'єднує глобальний і локальний пошук, тим самим ефективно калібрує частину оцінок на основі представлення функцій відгуку (RSM) для досягнення оптимальних і надійних рішень; його архітектура забезпечує результати навіть для проблем зі складними вихідними функціями.

Більшість конструктивних параметрів інженерних проблем можуть мати невизначеності: допуски, коливання робочих умов та ін. Такі невизначеності впливають на процес проектування як з точки зору надійності (ймовірність того, що певний дизайн може не відповідати заздалегідь визначеним критеріям або функції продуктивності) так і з точки зору надійності оптимального рішення (стійкість результату оптимізації до змін вхідних параметрів). У цих умовах традиційні методи оптимізації мають тенденцію «надмірно оптимізувати», виробляючи рішення, які добре працюють в точці проектування, але мають погані характеристики поза точкою проектування.

Підхід modeFRONTIER, який призначений для управління невизначеністю, засновано на багатоцільовий надійної оптимізації дизайну (MORDO). Досліджуючи невизначеності, що впливають на зразок дизайну, детермінована модель замінюється ітеративною стохастичною моделлю в

області невизначеності, представлена як розподіл ймовірностей вихідних змінних. Потім за допомогою алгоритмів багатоцільової оптимізації здійснюється оптимізація середніх значень при мінімізації їх варіацій. Використовуючи методи поліноміального хаосу, можна виконати аналіз надійності, враховуючи, наприклад, що певний відсоток конструкцій задовольняє заданим обмеженням.

Isight (раніше відомий як iSIGHT-FD) надає набір візуальних і гнучких інструментів для створення потоків процесу моделювання, що складаються з безлічі додатків, включаючи комерційне програмне забезпечення CAD/CAE, програм і таблиць Excel для автоматизації досліджень альтернативних варіантів проектування та визначення оптимальних параметрів продуктивності [27–28]. Isight дозволяє користувачам використовувати передові методи, такі, як проектування експериментів, оптимізація, апроксимація та дизайн Six Sigma для ретельного вивчення дизайну простору. Розширені інтерактивні інструменти постобробки дозволяють інженерам досліджувати простір дизайну з декількох точок зору. Fiper, додатковий продукт для Isight, дозволяє користувачам ділитися процесами моделювання Isight і розпаралелювати їх виконання через доступні обчислювальні ресурси, а також спільне використання результатами.

Isight надає повний набір чисельних методів і методів оптимізації, які можуть бути застосовані до безлічі проблем. До них відносяться чисельні оптимізатори, такі як NLPQL і Hooke-Jeeves, а також автоматичний показник Optimizer – простий у використанні гібридний метод, який можна налаштовувати і тренувати для виконання особистих задач. Компонент апроксимації є потужним інструментом для використання методів оптимізації з результатами моделювання. Інструмент дозволяє моделювати моделі, замінені швидкодіючими сурогатними моделями. Моделі можуть бути створені з використанням моделей поверхні відповіді (RSM) і радіальної базисної функції (RBF) нейронних мереж.

Використання компонента аналізу надійності в Six Sigma, при цьому для продукту або процесу повторно моделюються змінюємі стохастичні властивості

одного або декількох випадкових змінних для визначення характеристик статистичного характеру відповідей (або ймовірність задоволення дизайну).

SIMULIA включає в себе продукти з розширеними функціями мультифізичного моделювання, інтеграції та оптимізації процесів: Abaqus FEA, fe-safe, Isight, Tosca, Simpack, Simpoe і SIMULIA SLM [27]. Портфель рішень для моделювання 3D EXPERIENCE охоплює чотири ключові аспекти імітаційного моделювання: прикладне проектування, мультифізичне проектування, імітаційну аналітику, біологічне моделювання.

Рішення Simpoe-Mold допомагає прогнозувати і запобігати появі дефектів на ранніх етапах проектування деталей і ливарних форм, виключити дорогу переробку браку, підвищити якість деталей, скоротити терміни виходу на ринок і виробничі цикли. Рішення Simpoe-Mold дозволяє створювати моделі з використанням оболонок і сіток твердих тіл, з вставками або без вставок, а також обробляти складні форми. Крім того, рішення Simpoe-Mold дозволяє моделювати складніші процеси, наприклад інжекцію, з використанням газу, двокомпонентну інжекцію під тиском, метод bi-refrigrance, багатокомпонентне формування і комбіновану інжекцію.

Пакет продуктів CATIA Analysis в поєднанні з пакетом продуктів SIMULIA Extended Analysis призначені для розробників та інженерів, яким потрібні точне визначення розмірів конструкцій і швидка оцінка їх фактичної продуктивності на етапі проектування. Для звернення до основних можливостей нелінійного і термічного аналізу, включених в продукти ANL і ATH, необхідно спочатку застосувати генеративний структурний аналіз деталей (Generative Part structural Analysis (GPS)), який є базовим продуктом в пакеті CATIA V5 Analysis.

Abaqus забезпечує потужні інструменти для швидкої і точної оцінки окремих деталей, вузлів, збірок і продукції, розробленої в V6. Цей програмний продукт допомагає накопичувати знання в області імітаційного моделювання, впроваджувати схвалені методи, керувати програмами та обмінюватися результатами моделювання, підтримуючи співробітництво і прийняття рішень.

Simpack – це універсальне програмне забезпечення для моделювання, яке дозволяє аналітикам та інженерам моделювати нелінійний рух будь-яких механічних або мехатронних систем. Simpack дає можливість інженерам створювати і реалізувати віртуальні 3D-моделі для прогнозування і візуалізації руху, сили зв'язку і напруги.

VisualDOC – універсальне багатодисциплінарне програмне забезпечення для проектування, оптимізації та інтеграції процесів [29], інструмент для визначення процесу проектування, інтеграції, виконання та автоматизації. До складу модулів входять: оптимізація, проектування експериментів, апроксимація поверхні реакції та імовірнісний (надійний) аналіз. Його можна використовувати для додавання в будь-яку програму аналізу.

VisualDOC дозволяє користувачу графічно створювати підключений робочий процес компонентів і таким чином визначати кожен компонент в блок-схемі. Його функції містять комплексні засоби одночасного моніторингу та візуалізації, зберігання і повторного використання даних моделювання для подальшої обробки, повної підтримки налагодження для виконання моделі і можливості інтерактивного контролю та моніторингу процесу проектування.

VisualDOC може виконувати лінійну, нелінійну, обмежену і необмежену, а також цілу, дискретну і змішану оптимізацію. Типи оптимізації, доступні в VisualDOC, включають в себе: методи, засновані на градієнтах, неградієнтну оптимізацію поверхні відгуку та оптимізацію дизайну на основі надійності.

Пряма оптимізація на основі градієнта (DGO): VisualDOC викликає DOT і BIGDOT для оптимізації на основі градієнта. Доступні такі алгоритми оптимізації: модифікований метод керованого напрямки (MMFD); послідовне лінійне програмування (SLP); послідовне квадратичне програмування (SQP); послідовна безумовна оптимізація (BIGDOT); Бройдон Флетчер Голдфарб Шенно (BFGS); Флетчер-Рівз (FR).

Неградієнтна оптимізація (NGO): VisualDOC містить сучасні методи оптимізації, засновані на градієнті. Ці методи намагаються відповідати природному явищу, моделюючи процес оптимізації так, що він може бути

відображений як природний процес в абстрактному сенсі. Доступні такі методи оптимізації без градієнта: оптимізація вирію частинок (PSO) або алгоритм сортування генетичного алгоритму II (NSGAII)

У VisualDOC передбачено створення Pareto-оптимального (PO) фронту за допомогою NSGA-II або будь-якого іншого методу оптимізації. Щоб створити фронт Парето з одноб'єктними алгоритмами оптимізації, можна виконати скаляризацію з використанням таких методів, як зважене, ε -обмеження або знаходження компромісу програмування, а VisualDOC систематично змінює вагу або ε -значення або значення цільової функції для генерації всього фронту Парето.

Сьогодні техніка RDO (Robust Design Optimization – оптимізація в робастному проектуванні) є ключовою особливістю віртуального прототипування. Маючи весь необхідний функціонал для вирішення реальних завдань робастного проектування з величезною кількістю оптимізаційних параметрів, в тому числі з урахуванням невизначеності змінних, optiSlang дає можливість успішно застосовувати RDO в віртуальному прототипуванні.

При послідовному проведенні серії розрахунків на базі CAE-моделі ANSYS – аналізу чутливості, багатодисциплінарної багатокритеріальної оптимізації, аналізу робастності та надійності. OptiSlang [30] вже на етапі проектування дозволяє: оцінити всі можливі ризики, знайти оптимізаційний потенціал, поліпшити технічні характеристики, забезпечити ресурсну і технологічну безпеку, скоротити виробничий цикл і час виходу виробу на ринок, здійснити швидку параметризацію, задати граничні умови оптимізації та цільові функції з використанням метамоделі оптимального прогнозу (MOP), автоматично визначити підпростори найбільш важливих параметрів, знизити ризик надрозмірності конструкції шляхом настройки довірчих інтервалів.

OptiSlang дозволяє здійснити:

- аналіз чутливості;
- багатодисциплінарну оптимізацію;
- багатокритеріальну оптимізацію;

- оцінку робастності;
- аналіз надійності;
- розрахунки RDO.

FINE™/Design3D – інтегроване середовище для проектування і оптимізації каналів і лопаток турбомашин [31–32]. Система оптимізації вимагає параметричного модельєра для визначення великого простору проектування, автоматичного і швидкого генератора сітки, точного і надійного вирішувача CFD і ефективного ядра оптимізації. FINE™/Design3D відповідає усім цим вимогам і дозволяє дизайнерам досягти інноваційної геометрії турбомашин в структурі «все в одному рішенні».

AutoBlade – модельєр з удосконаленим модулем для запуску проектів з нуля або з існуючої геометрії.

FINE™/Turbo – середа NUMECA, яка використовується для аналізу потоку турбомашин від генерації сітки за допомогою AutoGrid5™ до подальшої обробки за допомогою CFView™. FINE™/Turbo містить тришаровий або багат шаровий структурований витратомір потоку Navier-Stokes, який визнано найшвидшим і точним для конфігурацій турбомашин. Користувачі можуть скористатися ефективністю рішення потоку на робочих станціях або великих конфігураціях HPC.

Ядро оптимізації Design3D™ – штучний інтелект, що поєднує можливості дизайну експериментів, штучну нейронну мережу і вдосконалені алгоритми оптимізації.

FINE™/Design3D можна застосовувати для широкого спектра конфігурацій: компресорів, турбін, насосів, вентиляторів, пропелерів і гвинтів. Інженери отримають вигоду з цього, у вигляді прискорення циклу розробки і створенні високопродуктивної геометрії турбомашин з урахуванням їх цілей і обмежень. Чистий результат є очевидним: тривалий процес проб і помилок замінюється ефективним алгоритмом самонавчання.

Програмний комплекс IOSO NM призначено для підвищення ефективності складних технічних систем на основі багатокритеріальної та

багатопараметричної оптимізації проектних параметрів [33–34]. Базується на принципово новій стратегії вирішення завдань оптимізації – IOSO, що має такі відмінні риси:

- висока ефективність рішення для складних багатопараметричних задач, що дозволяє істотно скоротити терміни вирішення цих задач;
- простота використання процедур оптимізації; реалізовані адаптивні алгоритми не вимагають попередніх налаштувань та визначення параметрів, що дозволяє їх використовувати фахівцям, які не володіють спеціальними знаннями в теорії оптимізації.

У пакеті IOSO NM використовуються потужні структурно-параметричні методи оптимізації, які мають низьку чутливість до топології цільових функцій і дозволяють успішно вирішувати задачі для гладких унімодальних, багатоекстремальних і функцій, що не диференціюються.

Алгоритми оптимізації IOSO NM дозволяють успішно вирішувати задачі навіть при наявності областей необчислювальності критеріїв і обмежень параметрів (аварійне завершення роботи комплексу математичних моделей), що позбавляє користувача від необхідності забезпечувати стійку роботу моделей у всьому діапазоні пошуку і скорочує час оптимізаційних досліджень.

Швидкість збіжності алгоритмів оптимізації IOSO NM порівняно з найбільш швидкими градієнтними алгоритмами для гладких унімодальних функцій значно перевершує всі відомі методи для складних функцій. Це дає можливість вирішення задач оптимізації при прийнятних витратах часу навіть коли час одного розрахунку становить кілька годин, а кількість незалежних змінних складає близько 100. Можливість рішення серії задач оптимізації в рамках одного проекту призводить до додаткового скорочення часу проведення оптимізаційних досліджень.

Таблична та графічна форми представлення результатів оптимізації дозволяють проводити оперативний аналіз одержуваних рішень і визначити напрямки подальших досліджень. Аналіз результатів можливий як в процесі виконання завдання, так і після його завершення.

1.5 Системна модель процесу вдосконалення технічних систем і постановка задачі дослідження

Сучасна парадигма автоматизації й обміну даними у технологіях виробництва отримала назву Industry 4.0, або четвертої промислової революції. Вона містить у собі кібер фізичні системи, Інтернет речей, хмарні обчислення і когнітивні обчислення. Особливе місце в Industry 4.0 відводиться розробці методів машинного навчання.

Машинне навчання (Machine Learning) – підрозділ штучного інтелекту та прийняття рішень, який вивчає методи побудови регуляризованих алгоритмів, які здатні до навчання. Розрізняють два типи навчання. Навчання за прецедентами (об'єктами, випадками, подіями, зразками тощо), або індуктивне навчання, засноване на виявленні загальних закономірностей за окремими емпіричними даними. Дедуктивне навчання передбачає формалізацію знань експертів та їх збереження у вигляді бази знань.

Сукупність методів машинного навчання (із вчителем, із частковим залученням, без вчителя, із підкріпленням), заснованих на навчанні поданням (feature/representation learning), а не спеціалізованими алгоритмами під конкретні задачі, називається глибоким навчанням (deep learning).

Однією з актуальних проблем під час створення та експлуатації технічних об'єктів, забезпечення життєдіяльності населення є проблема підвищення продуктивності праці всіх видів діяльності. Розв'язання цієї проблеми можливе за рахунок впровадження в практику методів робастного оптимального проектування й інтелектуального діагностування процесів на основі методів машинного навчання.

Системну модель процесу прийняття рішень під час робастного проектування й інтелектуального діагностування систем і процесів зображена на рис. 1.3.

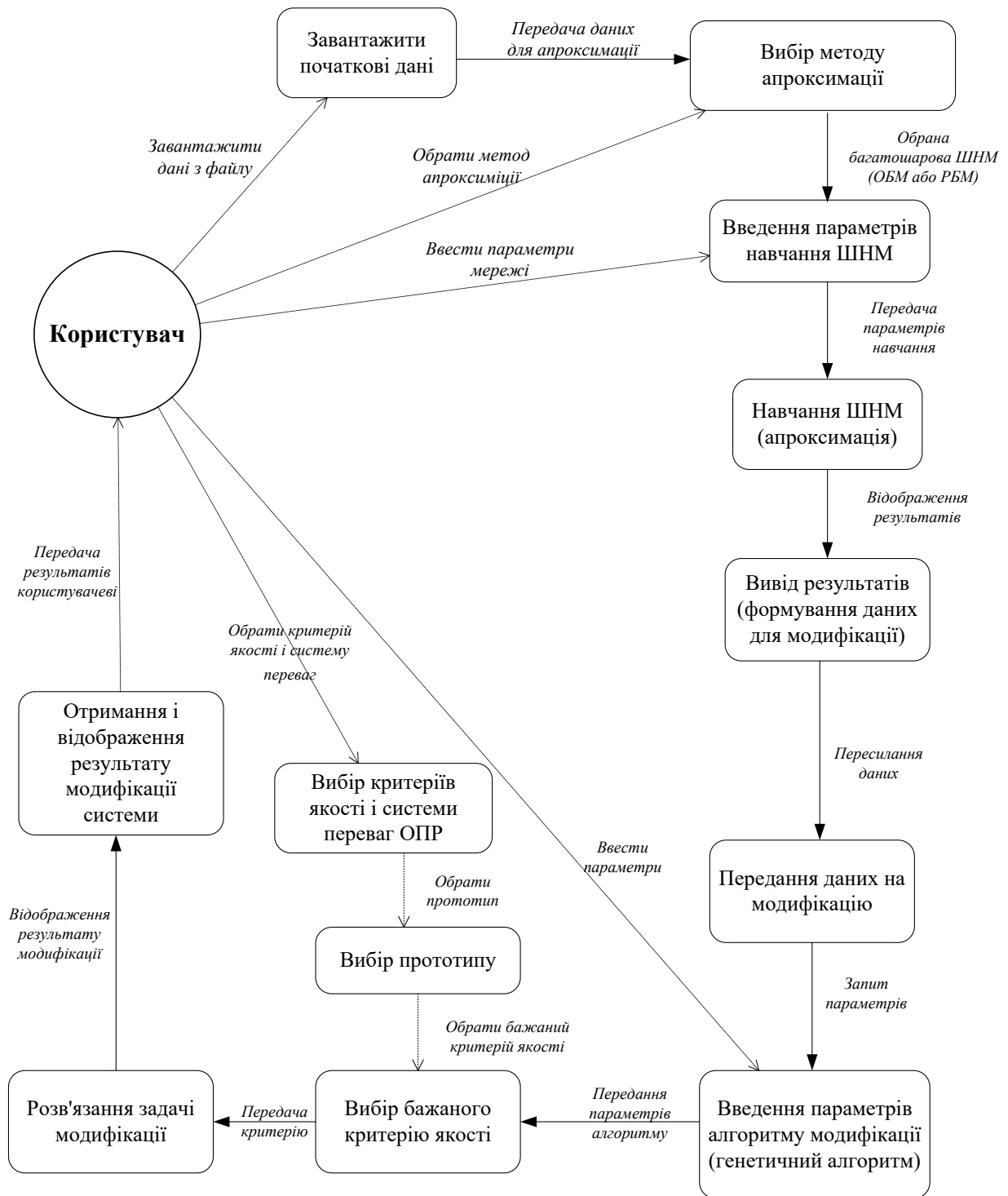


Рис. 1.3 Контекстна діаграма процесу прийняття рішень під час робастного проектування й інтелектуального діагностування систем і процесів

Концептуальна модель інформаційно-аналітичного забезпечення процесу пошуку раціональних рішень завдань багатокритеріального прийняття рішень великих розмірів представлена на рис. 1.4. Потім відзначте наявність у структурі комп'ютерних інтерактивних СППР, що реалізує представлену на рис. 1.4

модель, таких компонентів як база даних (БД), а також методи формування ФММ та пошук раціональних альтернатив.

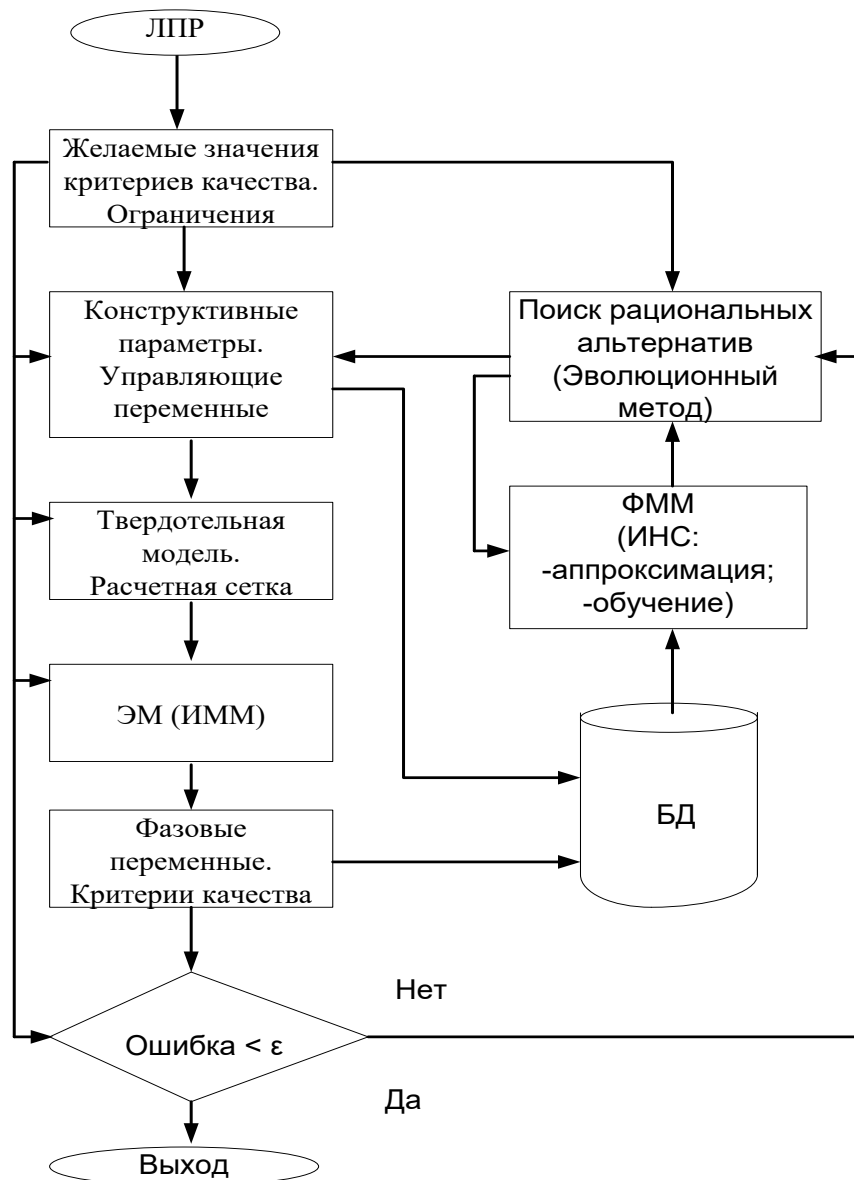


Рис. 1.4 Концептуальна модель інформаційно-аналітичного забезпечення процесу пошуку раціональних рішень завдань багатокритеріального прийняття рішень великих розмірів

Висновки до розділу 1

На основі системного аналізу проблем дослідження і аналітичного огляду існуючих підходів, математичних моделей, обчислювальних методів і реалізують їх прикладних інформаційних технологій, які використовуються при вдосконаленні складних технічних систем в умовах невизначеності виділено системну модель процесу вдосконалення технічних систем з урахуванням стохастичної природи вхідних даних і концептуальну модель інформаційно-аналітичного забезпечення процесу пошуку раціональних рішень БЗСО великої розмірності.

Більшість завдань системного вдосконалення функціональних елементів складних технічних систем відносяться до некоректних задач. До теперішнього часу розроблені загальна теорія, підходи до вирішення некоректних задач. Якщо завдання поставлене некоректно, то вона може бути введена в клас коректності шляхом введення додаткових умов відбору рішень. Зокрема, некоректні завдання, відповідно до підходу, запропонованого А. Н. Тіхонова, можуть бути приведені до варіаційним задачам. Варіаційні задачі, в свою чергу, можуть бути приведені до завдань математичного програмування (завданням оптимізації). Синтез квазірішення некоректних задач може здійснюватися шляхом регуляризації пошуку мінімуму згладжує функціоналу з використанням методу А. Н. Тіхонова – для забезпечення одиницності і стійкості рішення щодо малих варіацій вхідних даних (робастності). З метою забезпечення при апіорній невизначеності вхідних даних стабільності і інформативності результатів розв'язання некоректних задач як згладжуючого і стабілізуючого функціоналів (функцій вибору і приналежності) можуть використовуватися імовірнісні критерії. Вибір параметра регуляризації з практичної точки зору зручно здійснювати відповідно до узагальненим принципом нев'язки. Актуальною залишається проблема розробки ефективних математичних моделей, методів і реалізують їх прикладних інформаційних технологій розв'язання некоректних задач системного вдосконалення та діагностики технічного стану систем з многоешелонной ієрархією на основі концепції зворотних задач.

Завдання системного вдосконалення та діагностики технічного стану можуть бути приведені до завдань системної реконструкції (модифікації), які є окремим випадком завдань типу системної оптимізації (прийняття рішень) або зворотних крайових задач. Завдання системної реконструкції (модифікації) можуть бути в свою чергу приведені до БЗСО.

До теперішнього часу розроблені загальна теорія, підходи до постановок і рішенням БЗСО) великої розмірності на основі відомих в системному аналізі процедур: агрегації змінних, декомпозиції загальної задачі на підзадачі і координації підзадач, з метою зведення загальної МЗПО до послідовності взаємопов'язаних обернених задач (варіаційних, оптимального управління) і завдань математичного програмування.

Актуальною залишається проблема розвитку існуючих і створення нових підходів до вирішення нелінійних МЗПО (завдань МПР) великої розмірності, розробки ефективних математичних моделей, методів і реалізують їх інформаційних технологій рішення такого роду завдань для систем з багатоешелонною ієрархією. Ця проблема може бути розв'язана шляхом зведення рішення БЗСО великої розмірності до побудови рішень багаторівневої завдання модифікації (знаходження точки рівноваги Неша) з меншою розмірністю на кожному рівні для кожної з підзадач, в порівнянні із загальним завданням.

Суттєвого зниження інформаційної складності методів вирішення БЗСО великої розмірності можна досягти, якщо багаторазові обчислення функцій вибору на основі вихідних математичних моделей в багатокроковій схемі синтезу раціональних рішень замінити в основному їх обчисленнями на основі формальних математичних моделей, сформованих на початковій вибірці з подальшим її доповненням.

До теперішнього часу розроблені обчислювальні методи рішення БЗСО. Привабливою особливістю методів стохастичною апроксимації і локально-стохастичних (еволюційних) є можливість знаходження раціональних рішень поблизу точок глобальних екстремумів для нелінійних неопуклих функцій, що

мають в області їх визначення кілька локальних екстремумів, придатних для пошуку в складному просторі рішень великої розмірності. Крім того, тільки еволюційні методи дозволяють знаходити ефективне по Парето безлічі при знаходженні рішень БЗСО, відповідне глобальному екстремуму.

Вочевидь, що з практичної точки зору доцільно продовження робіт в напрямку вдосконалення існуючих обчислених методів вирішення БЗСО з метою зниження їх інформаційної складності.

Погана формалізуємість і зазначені вище особливості сучасних БЗСО великої розмірності роблять необхідним використання для їх вирішення інтелектуальних інформаційних технологій підтримки прийняття рішень, обов'язковим елементом яких повинні бути комп'ютерні інтерактивні системи підтримки прийняття рішень.

Сформовано сучасні вимоги до математичних моделей, обчислювальних методів, засобів інформаційних технологій, призначеним для вирішення завдань системного вдосконалення СТС.

Представлений системний аналіз проблем дослідження і аналітичний огляд існуючих підходів, математичних моделей і обчислювальних методів, а також реалізуючи їх інформаційні технології оптимізації СТС в умовах невизначеності вхідних даних.

Проведено аналіз, сформульовані класифікації математичних моделей і методів теорії взаємозамінності і стандартизації, застосовуваних для призначення допусків СТС.

Проведено аналіз існуючих математичних моделей і обчислювальних методів, а також сучасних прикладних інформаційних технологій, які застосовуються для вдосконалення СТС в умовах невизначеності вхідних даних. Розглянуто їх переваги і недоліки.

Результати досліджень даного розділу наведено в публікаціях здобувача: [35–39].

РОЗДІЛ 2

МЕТОДИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ЗАВДАНЬ ФОРМУВАННЯ ВИГЛЯДУ ТЕХНІЧНИХ СИСТЕМ

Під технічним виглядом систем зазвичай розуміється набір оптимальних в заданому сенсі характеристик (параметрів) систем для вирішення окремих розрахункових завдань або їх сукупності.

При структуризації завдань формування технічного вигляду систем на основі дискретних даних про аналоги виникає ряд невизначеностей:

- концептуальна невизначеність – невизначеність вибору типу ІММ, або ФММ, використовуваного в подальшому для визначення структури та оптимальних параметрів моделі;

- методологічна невизначеність – невизначеність вибору постановки задачі синтезу оптимальних параметрів системи, що припадає, як правило, до БЗСО, методу і алгоритму її чисельного рішення.

Процес розкриття цих невизначеностей зводиться до розробки методології розв’язання задачі стохастичної оптимізації, що включає методи апроксимації векторної функції векторної змінної і побудови рішень БЗСО.

Слід зазначити, що завдання формування ФММ (відновлення багатовимірних статистичних залежностей) на основі дискретних даних про аналоги (апроксимації даних) і синтезу оптимальних параметрів систем в загальному випадку відносяться до числа некоректних задач.

Таким чином, виникає необхідність розробки стійких до стохастичної природи вхідних даних і похибок обчислень математичних методів для їх вирішення.

У даній роботі використаний підхід до вирішення завдання формування технічного вигляду систем шляхом приведення цього завдання до завданню модифікації на основі концепції зворотних задач.

Запропоновано методологію формування технічного вигляду систем для випадку, коли відомі дискретні дані про аналоги, шляхом приведення цього

завдання до завдання модифікації на основі концепції зворотних задач. Розроблено методи:

- побудови ФММ розглянутих систем на основі яких навчають ІНС. Для формалізації подання ФММ використовувалися односпрямовані багат шарові і радіально-базисні штучної нейронної мережі;
- рішення задачі модифікації – визначення керуючих змінних, відповідних бажаним значенням функцій вибору даної системи.

2.1 Метод синтезу скалярних згорток функцій вибору для багатокритеріальних задач прийняття рішень при апріорній невизначеності даних

Нехай X^0 – вектор випадкових величин розмірності M (параметри моделі, керуючі змінні, змінні стану), F^0 – вектор випадкових величин розмірності I (дані вимірювань, цільових функцій). Величини F^0 можна знайти із використанням вихідної математичної моделі об'єкта дослідження, який подається у вигляді $F^0 = F(X^0)$, де F – вектор-функція.

Визначимо проекції X^0 і F^0 як випадкові величини із нормальним законом розподілу, задаючи їх математичні сподівання, середні квадратичні відхилення і кореляційні матриці. Зведені вхідні дані дозволяють перейти до подання X^0 і F^0 як систем декількох величин із багатомірним нормальним законом розподілу.

У відповідності із концепцією степеневих середніх А. М. Колмогорова будемо використовувати у якості критеріїв перевірки гіпотези про рівність центрів розподілів для репрезентативних вибірок із двох багатомірних генеральних сукупностей t -статистику Стьюдента, а гіпотези про рівність коваріаційних матриць – багатовимірний аналог критерію В. І. Романовського R_0 :

$$t = \sqrt{\frac{n_\alpha}{2}} MD^2, \quad (2.1)$$

де

n_α – розмірність вибірок із генеральних сукупностей, MD – відстань Махаланобіса;

$$Ro = \frac{|\chi^2 - k|}{\sqrt{2k}}, \quad k = n_\alpha - 3, \quad (2.2)$$

де

$\chi^2 = \frac{n_\alpha}{N} (\sigma^0)^T R \sigma^0$ – багатомірний аналог критерію згоди Пірсона;

N – розмірність X^0 (або F^0);

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

σ_n, σ_n^* – середні квадратичні відхилення змінних $x_n \in X^0$ (індекс * – бажані значення);

R – кореляційна матриця.

Визначимо щільність розподілу ймовірностей декількох сумісних подій:

$$\begin{aligned} \rho(t_X, Ro_X, t_F, Ro_F) &= \rho(t_X, Ro_X) \cdot \rho(t_F / t_X, Ro_X) \times \\ &\times \rho(Ro_F / t_F, t_X, Ro_X), \end{aligned} \quad (2.3)$$

де

$$\rho(t_X, Ro_X) = \rho(Ro_X / t_X) \cdot \rho(t_X).$$

Визначимо логарифмічну функцію правдоподібності:

$$\begin{aligned} L(\hat{X} / t_F, Ro_F) &= -\ln \rho(t_X, Ro_X / t_F, Ro_F) = -\ln \rho(t_X) - \ln \rho(Ro_X / t_X) - \\ &- \ln \rho(t_F / t_X, Ro_X) - \ln \rho(Ro_F / t_F, t_X, Ro_X) + \ln \rho(t_F, Ro_F). \end{aligned} \quad (2.4)$$

Врахуємо те, що статистики t_F і Ro_F є випадковими величинами із законами розподілу, які наближаються за $n_\alpha \rightarrow \infty$ до нормального закону із математичним сподіванням, що дорівнює нулю, і дисперсією, що дорівнює одиниці.

Таким чином, задача оцінювання $\hat{X} = (M[X^0], \sigma_X^0)$ може бути зведена до багатокритеріальної задачі стохастичної оптимізації зі змішаними умовами (у розгляненому випадку до MV-задачі), квазірозв'язком якої, згідно із принципом максимуму правдоподібності (М-оцінка), є:

$$\hat{X} = \arg \inf_{\hat{X} \in D_X} L(\hat{X} / t_F, Ro_F), \quad (2.5)$$

де

D_X – множина коректності, яке визначається у загальному випадку системою переваг особи, яка приймає рішення. Припускаємо, що D_X є опуклою множиною.

Розглянемо окремі випадки видів скалярних згорток цільових функцій для практичних задач ідентифікації математичних моделей, оптимізації і прийняття рішень.

Отримаємо скалярну згортку цільових функцій у багатокритеріальних задачах стохастичної оптимізації зі змішаними умовами. Припустимо, що $R_F = R_X = E$. Дотримуючись (2.4), маємо:

$$\begin{aligned} L(\hat{X} / t_F, Ro_F) = & \frac{1}{2I} \sum_{i=1}^I \left[4 \left(\frac{\Delta_{f_i}}{\sigma_{f_i}^*} \right)^2 (1 + \sigma_{f_i}^0)^{-2} + \frac{|\chi_{f_i}^2 - k|}{\sqrt{2k}} \right] + \\ & + \frac{1}{2M} \sum_{m=1}^M \left[4 \left(\frac{\Delta_{x_m}}{\sigma_{x_m}^*} \right)^2 (1 + \sigma_{x_m}^0)^{-2} + \frac{|\chi_{x_m}^2 - k|}{\sqrt{2k}} \right] + C_L, \end{aligned} \quad (2.6)$$

де

$$\Delta_{x_m} = M_\alpha [x_m] - x_m^*, \quad \sigma_{x_m}^0 = \left\{ \frac{\sigma_{x_m}}{\sigma_{x_m}^*} \right\}, \quad \sigma_{x_m}^* = \frac{\Delta_{x_m}^0}{300} x_{m,\max} \sqrt{n_\alpha},$$

x_m^*, σ_m^* – значення математичного сподівання і середнього квадратичного відхилення змінної x_m для прототипу;

σ_{x_m} – середнє квадратичне відхилення змінної $x_m \in X^0$.

У подальшому у якості скалярної згортки цільових функцій потрібно використовувати функцію вигляду

$$\begin{aligned} E = & \frac{1}{2I} \sum_{i=1}^I \left\{ f_{fit} \left[\left(\mu_i(f_i^*) \frac{\Delta_{f_i}}{f_i^*} \right)^2 (1 + \sigma_{f_i}^0)^{-2} \right] + \beta_f \cdot f_{fit} \left(\frac{|\chi_{f_i}^2 - k|}{\sqrt{2k}} \right) \right\} + \\ & + \gamma \frac{1}{2M} \sum_{m=1}^M \left\{ f_{fit} \left[\left(\mu_m(x_m^*) \frac{\Delta_{x_m}}{x_m^*} \right)^2 (1 + \sigma_{x_m}^0)^{-2} \right] + \beta_x \cdot f_{fit} \left(\frac{|\chi_{x_m}^2 - k|}{\sqrt{2k}} \right) \right\}, \end{aligned} \quad (2.7)$$

де

f_{fit} – функція пристосованості (ФПр);

$\mu_m(x_m^*)$ – функція належності;

тут γ – параметр регуляризації ($\gamma = 0$ – ідентифікація, $\gamma = 1$ – оптимізація);

β_f, β_x – параметри робастності.

Очевидно, що можливі й інші варіанти вибору статистик у (2.3), а також законів їх розподілу, залежно від додаткової інформації та прийнятих евристик.

Визначимо міру інформативності системи як її середню ентропію:

$$S(F^0) = \int s(F^0) \cdot \varphi(dF^0),$$

де

$$s(F^0) = -\rho(F^0) \log_2 \rho(F^0);$$

$\varphi(dF^0)$ – апіорна ймовірнісна міра $F^0 = F(X^0)$.

Замість статистики Ro оберемо статистику H , так нехай H_F – взаємна інформація системи:

$$H_F = h_F(F^0, t_F, t_X, H_X) = S(F^0) - S(F^0 / t_F, t_X, H_X).$$

Візьмемо за основу евристику, відповідно до якої статистика H_F повинна задовольняти закону розподілу виду

$$\rho(H_F / t_F, t_X, H_X) \sim \exp(-\beta \cdot H_F).$$

Тоді отримаємо:

$$L(\hat{X} / t_F, H_F) = \frac{1}{2} t_F^2 + \beta \cdot H_F. \quad (2.8)$$

У цьому випадку задача оцінювання $\hat{X} = (M[X^0] \sigma_X^0)$ може бути зведена до багатокритеріальної задачі стохастичної оптимізації зі змішаними умовами (МН-задачі).

Цінність отриманих результатів полягає в тому, що синтез скалярних згорток цільових функцій формалізований, тоді як раніше вони вводилися лише евристично.

2.2 Застосування штучних нейронних мереж для побудови формальних математичних моделей систем та процесів

Формальні математичні моделі (ФММ) на основі статистичних моделей широко застосовуються у комп'ютерних системах підтримки прийняття рішень та автоматизованих системах, які призначені для розв'язання задач аналізу, проектування, діагностики технічного стану, синтезу й управління системами у різних галузях (машинобудування, транспорт, енергетика, екологія, економіка, медицина та ін.).

В умовах апіорної невизначеності вхідних даних вплив вірогідності інформації про стан системи, яку можна отримати за допомогою ФММ, на процес прийняття рішень істотно збільшується.

На сьогодні опубліковано багато робіт, які присвячені опису теорії, методів навчання, практичному застосування штучних нейронних мереж (ШНМ), які навчаються, у різноманітних галузях науки і техніки [1, 2, 40, 41]. Відмітимо, що у більшості робіт, які присвячені розв'язанню задач формування ФММ на основі ШНМ, немає аналізу стійкості розв'язків до збурень вхідних даних і до похибок обчислень.

Загальна постановка задачі. Задана векторна функція набором навчальних пар $\left(\vec{Y}^{(0)}, \vec{d} \right)_p$, $p=1..P$, де $\vec{Y}^{(0)}, \vec{d}$ – вектори входу, розмірності H_0 , і виходу, розмірності H_{K+1} , відповідно. Необхідно апроксимувати цю вибірку. Результатом розв'язання задачі повинен бути деякий математичний механізм, за допомогою якого можна було б отримати будь-яке значення векторної функції $Y_p^{(K+1)}(\vec{Y}^{(0)})$, яка подана навчальною вибіркою, за заданим вектором входу, у діапазоні, обмеженому вхідними даними.

Односпрямована багатошарова штучна нейронна мережа (ОБМ), яка навчається, може бути використана для апроксимації даних [1, 2, 40, 41], і у такому випадку являє собою паралельно розподілений процесор, який має здібність зберігати знання досвіду й обробляти інформацію між локальними

процесорними елементами – нейроелементами (нейронами), які пов’язані між собою спеціальними з’єднаннями – синоптичними зв’язками.

ОБМ містить три типи шарів нейронів:

- шар вхідних даних, які відомі з постановки задачі;
- шар проміжних даних, які приймають значення відповідних даних від попередніх нейронів, формують дані і передають їх наступним шарам;
- шар вихідних даних, які потрібно було отримати у процесі навчання.

Запам’ятовувана інформація, яка стосується даних, розподіляється по мережі у вигляді вагових параметрів з’єднань, а розвиток можливостей ОБМ здійснюється шляхом навчання ОБМ.

Вхідними даними для апроксимації даним за допомогою ОБМ є: вхідні параметри і керуючі змінні дослідних зразків (аналогів) $\{Y_{ph}^{(0)}\}$ та вихідні параметри $\{d_{pi}\}$.

Зазвичай усі вихідні дані попередньо зводяться до безрозмірного виду. Було використане пряме перетворення:

$$f^{\circ} = \frac{2l_f(f - \langle f \rangle)}{(f_{\max} - f_{\min})}, \text{ де } \langle f \rangle = (f_{\max} + f_{\min})/2, f^{\circ} \in [-1,1],$$

зворотне:

$$f = [(f_{\max} - f_{\min})f^{\circ}/l_w + (f_{\max} + f_{\min})]/2,$$

де

$l_f = th(\beta)$ – для ОБМ,

$l_f = 1$ – для радіально-базисних нейронних мереж.

Алгоритм навчання ОБМ із зворотним розповсюдженням помилки полягає у пошуку значення помилки між фактичними і бажаними вихідними даним мережі. Зменшення значення помилки можна отримати, модифікуючи параметри мережі. Процес повторюється до досягнення мережею здатності виконувати бажаний тип перетворень «вхід – вихід». У результаті навчання ОБМ знаходяться ваги зв’язків шарів ОБМ, а за вхідним параметрами і керуючими змінними розроблюваного об’єкта – його вихідні параметри.

Найпростіша ОБМ із одним прихованим шаром, яку було використано у роботі, ($K=1$) зображена на рис. 2.1. Тут $\{Y_{ph}^{(0)}\}$ – множина вхідних даних, $\{Y_i^{(k)}\}$ – множина вихідних даних k -го шару; k – номер шару, $k = 1 \dots (K+1)$, K – кількість прихованих шарів; $p=1 \dots P$, P – кількість аналогів; $\{w_{ij}^{(k)}\}$ – множина вагів k -го шару; i – елемент k -го шару; j – елемент $(k-1)$ -го шару.

На рис. 2.1 наведені такі позначення: H_0 – кількість входів мережі; H_1 – кількість нейронів прихованого шару; H_2 – кількість виходів мережі.

Аналітичне подання шуканих функцій для односпрямованої багатошарової мережі, відповідно до рис. 2.1, має таку структуру:

$$Y_i^{(2)} = f(s_i^{(2)}), \quad s_i^{(2)} = w_{i0}^{(2)} + \sum_{j=1}^{H_1} w_{ij}^{(2)} Y_j^{(1)}, \quad i = 1 \dots H_2, \quad j = 1 \dots H_1;$$

$$Y_j^{(1)} = f(s_j^{(1)}), \quad s_j^{(1)} = w_{j0}^{(1)} + \sum_{h=1}^{H_0} w_{jh}^{(1)} Y_h^{(0)}, \quad h = 1 \dots H_0,$$

де

$$f(s) = \text{th}(\beta s) = \frac{e^{\beta s} - 1/e^{\beta s}}{e^{\beta s} + 1/e^{\beta s}} - \text{обрана активаційна функція},$$

$$f'_s = \beta [1 - f^2(s)] - \text{похідна активаційної функції}.$$

Для забезпечення стабільності (робастності) й інформативності параметрів статистичних моделей систем (процесів) на основі ШНМ, які навчаються, за апріорної невизначеності вхідних даних і достатньої із практичної точки зору точності апроксимації даних доцільно у якості методів навчання ШНМ використовувати стабільні (робастні) статистичні методи оцінювання їх параметрів [1, 2, 40, 41].

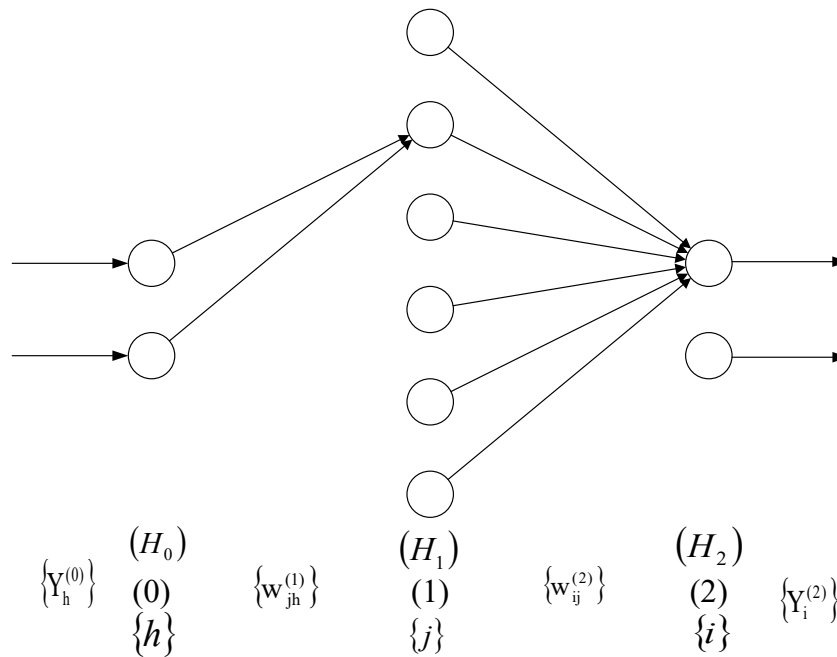


Рис. 2.1 Структура ОБМ

Радіально-базисні штучні нейронні мережі (РБМ) можна застосовувати [40–43] для *інтерполяції* даних у тому випадку, якщо кількість навчальних пар $(\vec{Y}_p^{(0)}, \vec{d}_p)$, $p=1 \dots P$, мала, в іншому випадку (за великої кількості тренувальних шаблонів, а, відповідно, за тієї ж кількості нейронів прихованого шару) проблема навчання нейронної мережі з математичної точки зору стає важко розв’язуваною.

У випадку багатовимірної інтерполяції за допомогою РБМ кількість нейронів прихованого шару приймається рівною кількості тренувальних шаблонів.

Структура найпростішої РБМ, яку було використано у роботі, з одним прихованим шаром ($K=1$) аналогічна зображеній на рис. 2.1. Введемо такі позначення:

$\vec{Y}^{(k)} = [Y_1^{(k)}, \dots, Y_{H_k}^{(k)}]^T$, $k=0, 1, 2$ – вектор вхідних даних k -го шару;

$\vec{c}_j = [c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jH_0}]^T$, $j=1 \dots H_1$ – вектор координат центрів активаційної функції для нейронів прихованого шару;

$\vec{\sigma}_j = [\sigma_{j1}, \sigma_{j2}, \dots, \sigma_{jH_0}]^T$, $j=1 \dots H_1$ – вектор, який задає ширину вікна активаційної функції j -го нейрона прихованого шару;

$\varphi_j(\vec{Y}_p^{(0)}, \vec{c}_j, \vec{\sigma}_j) = \exp(-\frac{1}{2} \sum_{h=1}^{H_0} Z_{pjh}^2) \equiv \varphi_{pj}$ – радіально-базисна активаційна функція

нейрона прихованого шару, $Z_{pjh} = \frac{Y_p^{(0)} - c_{jh}}{\sigma_{jh}}$;

w_{ij} – вага зв'язку між i -м нейроном вихідного шару і j -м нейроном прихованого шару (тут, відповідно до позначень на рис. 4.1., мається на увазі, що $w_{jh}^{(1)} = c_{jh} = 1$, $w_{ij}^{(2)} \equiv w_{ij}$).

Аналітичне подання шуканих функцій для радіально-базисної мережі, відповідно до рис. 4.1, має таку структуру:

$$Y_i^{(2)} = s_i^{(2)}, \quad s_i^{(2)} = w_{i0}^{(2)} + \sum_{j=1}^{H_1} w_{ij}^{(2)} Y_j^{(1)}, \quad i = 1 \dots H_2, \quad j = 1 \dots H_1;$$

$$Y_j^{(1)} = \varphi(s_j^{(1)}), \quad s_j^{(1)} = \frac{1}{2} \sum_{h=1}^{H_0} [z_{jh}]^2, \quad h = 1 \dots H_0,$$

де

$\varphi(s) = \exp(-s)$ – обрана активаційна функція,

$\varphi'_s(s) = -\varphi(s)$ – похідна активаційної функції.

2.3 Метод синтезу квазірішення нелінійних багатокритеріальних задач системної модифікації при наявності обмежень на клас допустимих рішень в детермінованому і стохастичному (MV-завдання) формулюваннях

Уявімо завдання стохастичної оптимізації у вигляді $f(x) \rightarrow \min$, де f – цільова функція, вид якої залежить від умов даної задачі, x – випадкова величина з заданим законом розподілу. У даній роботі розглядаються змінні x з нормальним або рівномірним законами розподілу. Однозначно визначимо змінну x , в разі нормального закону розподілу, задав її математичне очікування $M[x] = x_c$ і дисперсію $D[x] = \sigma_x^2$. Слід зазначити, що при розгляді завдання

багатопараметричної оптимізації – змінна x і визначаючі її величини x_c і σ_x є векторами, розмірність яких відповідає розмірності розв’язуваної задачі.

Внаслідок випадкової природи змінної x , цільова функція $f(x)$ також буде випадковою величиною. Для подання випадкової величини цільової функції визначимо її математичне сподівання і дисперсію – $M[f(x)] = f_c$ і $D[f(x)] = \sigma_f^2$. Для обчислення ймовірності потрапляння значення цільової функції в заданий діапазон для заданих величин x_c і σ_x випадковим чином сформуємо безліч векторів $X = \{x_1, x_2, x_3 \dots x_{n_a}\}$.

Найчастіше в вираз для цільової функції входить не одна змінна, а декілька. В такому випадку використовується скалярна «згортка» цільових функцій E .

У класі задач стохастичної оптимізації зазвичай виділяють три моделі прийняття рішень: М-задача (задача пошуку мінімального математичного сподівання функції КВР), V-задача (задача пошуку мінімальної дисперсії функції КВР) і Р-задача (задача пошуку максимальної ймовірності досягнення заданого КВР). Розглянемо більш докладно кожну із задач.

М-задача: за заданого σ_x потрібно знайти таке x_c , яке забезпечує мінімальне математичне сподівання функції КВР f_c . Для розв’язання задачі оптимізації (модифікації) доцільно привести дану задачу до задачі мінімізації значення функції вигляду $|f_c - f^*|$, де f^* – задане значення функції КВР. Ця задача найбільш близька до класичного вигляду оптимізаційних задач. За ігнорування стохастичної природи змінної x і функції КВР задача зводиться до класичної.

V-задача: за заданого σ_x потрібно знайти таке x_c , яке забезпечує мінімальне значення σ_f . Перетворення задачі оптимізації у задачі модифікації можна виконати аналогічно перетворення у М-задачі.

Р-задача: за заданого σ_x потрібно знайти таке x_c , при якому ймовірність $P(f_{\min} \leq f(x) \leq f_{\max})$ досягає максимуму.

Слід зазначити, що часто в задачах стохастичної оптимізації необхідно спостерігати за змінами математичного очікування і дисперсії цільової функції одночасно, не допускати перевищення ними заданих значень. Для вирішення цієї проблеми розглядаються моделі зі змішаними умовами. Окреслені умови для багатокритеріальної задачі можуть вводитися, наприклад, у вигляді скалярної згортки виду (3).

Таким чином, задача оцінювання $X = (M[X^0], \sigma_X^0)$ може бути зведена до БЗСО зі змішаними умовами (в нашому випадку MV-задачі), квазірішення якої, згідно з принципом максимуму правдоподібності (М-оцінка), є:

$$\hat{X} = \arg \inf_{\hat{X} \in D_X} E(\hat{X} / t_F, Ro_F), \quad (5)$$

де

D_X – множина коректності, що визначається в загальному випадку системою переваг ОПР. В даному випадку передбачалося, що D_X є опуклою множиною.

Квазірішення поставленого завдання (нормальне розв'язання) може бути знайдено методом регуляризації.

Параметр β_p вибирався $(\beta_{p+1} = \beta_p / q, q > 1, p = 0, 1, 2, \dots)$ відповідно до узагальненого принципу нев'язки для нелінійних задач. Розглядалася екстремалі $\hat{X}_p^\circ, \hat{X}_{p+1}^\circ$ і перевірялося виконання умови:

$$|f_i(\hat{X}_p^\circ)| - C(\xi_i + h_i \|\Delta x_{m,p+1}^\circ\|) \geq 0, \quad C > 1, \quad i = 1 \dots I,$$

де

ξ_i – похибка визначення f_i ,

h_i – похибка визначення f_i .

Якщо вона виконувалася, то в якості наближення до квазірішення вибирали екстремалі, підпорядковані умові $|f_i(\hat{X}^\circ)| \geq C(\xi_i + h_i \|\Delta x_m^\circ\|)$. В іншому випадку екстремалі вибиралася з умови $|f_i(\hat{X}^\circ)| < C(\xi_i + h_i \|\Delta x_m^\circ\|)$.

2.4 Еволюційний метод вирішення задачі стохастичної оптимізації зі змішаними умовами

Квазірозв'язок поставленої задачі стохастичної оптимізації (нормальний розв'язок) може бути знайдений методом регуляризації [25].

Синтез квазірозв'язків багатокритеріальних задач системної модифікації у детермінованому і стохастичному (MV-задача) формулюваннях здійснювався за допомогою обчислювального еволюційного методу, який заснований на генетичному алгоритмі.

Далі наведені елементи новизни, які відрізняють запропонований еволюційний метод від класичного генетичного алгоритму.

Робота генетичного алгоритму (ГА) починається із визначення обмежень на керуючі змінні, якими маніпулює ГА. Зазвичай такі умови описуються системою нерівностей, які обмежують кожну керуючу змінну з обох сторін: $x'_m \leq x_m \leq x''_m$, $m=1\dots M_d$, де x_m – набір з M_d керуючих змінних; x'_m і x''_m – їх нижні і верхні границі відповідно. У розгляненому випадку обмеження задавалися у вигляді $X^\circ \in O(P, R^\circ)$, де $O(P, R^\circ)$ – еліпсоїд із центром у точці P і радіусом R° . В обмеженій таким чином області пошуку випадковим чином із рівномірним або нормальним розподіленням формується початковий набір змінних. Набір змінних x_m , відповідний якомусь розв'язку, називають особиною, а загальний набір особин – популяцією.

Генетичні алгоритми – це адаптивні методи пошуку [24, 43–50], які останнім часом використовуються для вирішення завдань оптимізації. У них використовуються як аналог механізму генетичного успадкування, так і аналог природного відбору. При цьому зберігається біологічна термінологія в спрощеному вигляді і основні поняття лінійної алгебри. Подібно до того, як

природний хромосомний матеріал являє собою лінійну послідовність різних комбінацій чотирьох нуклеотидів (А – аденін, Ц – цитозин, Т – тимін, Г – гуанін), вектору змінних в генетичному алгоритмі також записують у вигляді ланцюжків символів, використовуючи двох, трьох або чотирьох буквений алфавіт.

Для простоти викладу розглянемо випадок бінарного кодування, що використовується при моделюванні еволюції гаплоїдних популяцій.

Будемо вважати, що кожна змінна x_i кодується певним фрагментом хромосоми, що складається з фіксованої кількості генів. Все локуси хромосом діаллельні – тобто в будь-якій позиції фрагмента може стояти як нуль, так і одиниця. Поруч стоять фрагменти не відокремлюють один від одного якими-небудь маркерами, тим не менш, при декодуванні хромосоми в вектор змінних протягом усього моделіруемого періоду еволюції використовується одна і та ж маска картування (рис. 2.2).

$$\frac{X}{A} \quad \begin{array}{cccccc} \overbrace{x_1} & \overbrace{x_2} & \overbrace{x_3} & \overbrace{x_4} & \overbrace{x_5} & \overbrace{x_6} \\ 1010 & 1101 & 0011 & 0010 & 1110 & 0001 \end{array}$$

Рис 2.2 Найпростіша маска картування хромосоми, що визначає план розподілу спадкової інформації по довжині хромосоми

При довічним кодуванні мірою близькості двох хромосом є хеммінгово відстань, яка дорівнює кількості відмінних бітів, що стоять в одній і тій же позиції хромосоми.

Хоча ми постійно говоримо про декодуванні, насправді, пряма операція, що розуміється як операція кодування вектора змінних x в хромосому A , в генетичних алгоритмах не застосовується. Хромосоми генеруються випадковим чином, шляхом послідовного заповнення розрядів (генів), відразу в бінарному вигляді, і всякі подальші зміни в популяції зачіпають спочатку генетичний рівень, а тільки потім аналізуються фенотипічні наслідки цих змін, але ніколи не навпаки.

Відомо безліч схем кодування чисел (систем числення) – сукупностей символів і правил їх комбінації для позначення числа. Найбільш відома з них – код Грея, званий також рефлексним (відбитим) двійковим кодом. Цей код будується з двійкових цифр таким чином, що сусідні числа в ньому відрізняються завжди тільки в одному розряді. При цьому способі кодування особини з близькими ознаками кодуються в близькі в сенсі хеммінгового відстані хромосоми. Крім того, для коду Грея є простий алгоритм перекладу чисел в двійковий позиційний код і назад.

В принципі, для кодування генетичної інформації з бінарної форми до десяткового виду підходить будь-який двійковий-десятковий код, але зазвичай виходять з того, що вона представлена в коді Грея. Табл. 3.1 відтворює в повному обсязі процедуру декодування фрагмента хромосоми в проекцію вектора змінних. x_i

Незважаючи на те, що код Грея тягне неминуче кодування (декодування) даних, він дозволяє уникнути деяких проблем, які є нормальним результатом кодування. Код Грея відрізняється тим, що відстань Хеммінга (кількість бітів, в яких хромосоми однакової довжини поразрядно не збігаються) між будь-якими двома суміжними двійковими хромосомами однокрокового коду Грея завжди дорівнює одиниці. Варто відзначити, що кодувати і декодувати в коді Грея досить зручно, описати це можна так: спочатку копіюється найстарший розряд, згодою:

– з двійкового коду в код Грея $G[i] = \text{XOR}(B[i+1], B[i]);$

– з коду Грея в двійковий код $B[i] = \text{XOR}(B[i-1], G[i]).$

Тут $G[i]$ – i -й розряд коду Грея, а $B[i]$ – i -й розряд бінарного коду. Наприклад, послідовність чисел від 0 до 7 в двійковому коді: {000, 001, 010, 011, 100, 101, 110, 111}, а в кодах Грея: {000, 001, 011, 010, 110, 111, 101, 100}.

Від коду Грея переходимо до двійковий-десяткового коду, а від нього до натуральних цілим числам. Ставлення отриманого числа до максимального числа, доступному для кодування даними кількістю розрядів фрагмента і дає

шукане значення зсуву змінної щодо лівої межі a_i допустимого діапазону її зміни, нормованого на ширину $b_i - a_i$ діапазону.

З таблиці добре видно, чому код Грея має явні переваги в порівнянні з двійково-десятковим кодом, який за певного збігу обставин породжує своєрідні тупики для пошукового процесу. Як приклад розглянемо будь-які три поруч стоять рядки з таблиці 1, наприклад, що кодують зрушення в 4, 5 і 6 одиниць.

Таблиця 2.1

Декодування фрагментів хромосом в проекції вектору змінних

код Грея	Двійково - десятковий код	Десяткове значення зсуву	Речовий значення (координати)
0000	0000	0	a_i
0001	0001	1	$a_i + 1(b_i - a_i)/15$
0011	0010	2	$a_i + 2(b_i - a_i)/15$
0010	0011	3	$a_i + 3(b_i - a_i)/15$
0110	0100	4	$a_i + 4(b_i - a_i)/15$
0111	0101	5	$a_i + 5(b_i - a_i)/15$
0101	0110	6	$a_i + 6(b_i - a_i)/15$
0100	0111	7	$a_i + 7(b_i - a_i)/15$
1100	1000	8	$a_i + 8(b_i - a_i)/15$
1101	1 001	9	$a_i + 9(b_i - a_i)/15$
1111	1010	10	$a_i + 10(b_i - a_i)/15$
1110	1011	11	$a_i + 11(b_i - a_i)/15$
1010	1100	12	$a_i + 12(b_i - a_i)/15$
1011	1101	13	$a_i + 13(b_i - a_i)/15$
1 001	1110	14	$a_i + 15(b_i - a_i)/15$
1000	1111	15	b_i

Припустимо, фрагмент хромосоми, що стоїть в п'ятому рядку і кодує число 5, належать оптимальному вектору, що є рішенням деякої задачі, а найкраща особина з поточної популяції містить фрагмент хромосоми з рядка 4. Така ситуація сприятлива для обох кодів. Досить виконати одну операцію – замінити в четвертому розряді фрагмента 0 на 1 – і рішення буде знайдено. Більш цікавий випадок виходить, якщо найкраща особина містить фрагмент з рядка 6. Для коду Грея ця ситуація нітрохи не складніше попередньої – заміна 0 на 1 в третьому

розряді знову призведе до успіху. У той же час двійковий-десятковий код ставить нас в необхідність виконати послідовно дві операції – замінити 1 на 0 в третьому розряді і 0 на 1 в четвертому. З якою б з них ми не почали, результат не наблизить нас до вирішення.

На початковій стадії виконання генетичного алгоритму створюється певна популяція хромосом, в якій елементи масиву X (біти), заповнені випадковим чином, хоча застосовуються також і самонавідні способи (якщо їх можна визначити заздалегідь). Розмір популяції, як правило, пропорційний кількості оптимізуються параметрів. Занадто мала популяція хромосом призводить до замикання в неглибоких локальних мінімумах. Занадто велика їх кількість надмірно подовжує обчислювальну процедуру і також може не привести до точки глобального мінімуму.

Генетичні алгоритми вирішують завдання, працюючи з населенням з деякого числа навімання взятих рішень. Тут використовується пряма аналогія з таким механізмом. Вони працюють з сукупністю "особин" – популяцією, кожна з яких представляє можливе рішення даної проблеми. Кожна особина оцінюється мірою її "пристосованості" згідно з тим, наскільки "добре" відповідне їй рішення задачі (в природі це еквівалентно оцінці того, наскільки ефективний організм при конкуренції за ресурси). Найбільш пристосовані особини отримують можливість "відтворювати" потомство за допомогою "перехресного схрещування" з іншими особинами популяції. Це призводить до появи нових особин, які поєднують в собі деякі характеристики, успадковані ними від батьків.

Після створення початкової вибірки і її кодування починається робота самого ГА.

Стратегії відбору [24, 43–50] є складовою частиною генетичного алгоритму і визначають "гідних" для схрещування особин. Нижче розглядаються декілька найбільш поширених стратегій або, як їх ще можна назвати, оператори селекції.

Відбір може відбуватися за принципом «рулетки» (Roulette selection), при цьому площа сегмента колеса рулетки, сопоставленого конкретної хромосомі,

пропорційна величині її відносної функції пристосованості. У даній стратегії спочатку визначаються пристосованості особин в популяції. Потім створюється якась подоба кругової діаграми, сектора якої лунають особинам, причому, чим більше пристосованість у особини, тим більше у неї сектор (рис. 2.3).

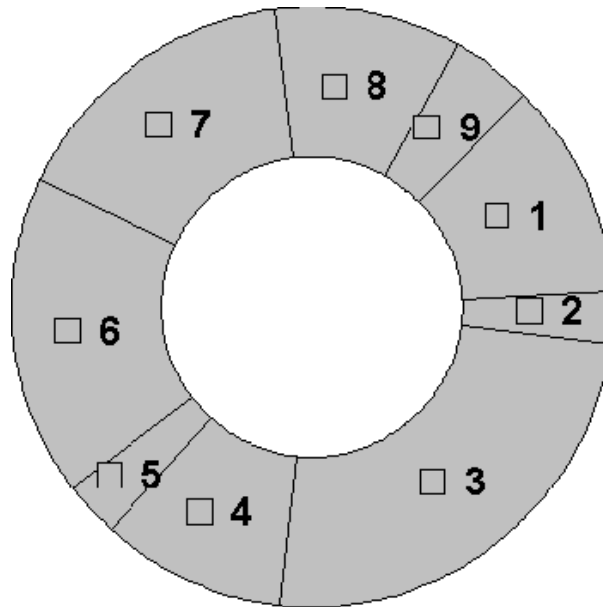


Рис 2.3 Схема «рулетки», яка використовується при виборі батьків для майбутнього покоління

Після цього N раз «запускається рулетка» і особина з сектора, де вона зупиниться, вибирається для селекції, але з поверхні рулетки «не злазить».

При пропорційному відборі (Proportional selection) спочатку підраховується пристосованість кожної особини. Після цього знаходять середню пристосованість в популяції як середнє арифметичне значень пристосованості всіх особин. Потім для кожної особини обчислюється відношення. Якщо це відношення більше 1, то особина вважається добре пристосованою і допускається до схрещування, в іншому випадку особина, швидше за все, залишиться "за бортом". Наприклад, якщо дріб дорівнює 2.36, то дана особина має подвійний шанс на схрещування, і буде мати можливість рівну 0.36 третього схрещування. Якщо ж пристосованість дорівнює 0.54, то особина візьме участь в єдиному схрещуванні з ймовірністю 0.54. f_i / f_{cp}

Реалізувати це можна, наприклад, так. Нехай є масив довічних рядків (популяція) і додатковий масив для особин, допущених до схрещування. Визначимо для кожної особини популяції значення описаного вище відносини. Далі записуються рядки в проміжний масив. Для цього візьмемо цілу частину від зрозуміло ніякого відношення $()$, і рівно стільки раз записується даний рядок у допоміжний масив, після цього за допомогою випадкової величини визначимо, чи будемо ми записувати даний рядок ще раз: якщо випадкова величина більше дробової частини відносини, то «да», якщо немає, то «ні». Надалі, особини для схрещування вибираються тільки з проміжного масиву випадковим чином, так що, якщо рядок присутній в ньому в кількох примірниках, то у неї більше шансів «наслідити» в історії. Для вже розглянутих прикладів з числами 2.36 і 0.51 ситуація буде виглядати наступним чином: перший рядок запишеться в проміжний масив два рази і з ймовірністю 0.36 запишеться в третій раз. Друга ж рядок має ймовірність рівну 0.51 того, що вона взагалі буде присутній у допоміжному масиві. f_i / f_{cp} .

Турнірний відбір (Tournament selection) може бути описаний таким чином: з популяції, що містить N рядків, вибирається випадковим чином t рядків і найкраща рядок записується в проміжний масив (між обраними рядками проводиться турнір). Ця операція повторюється N раз. Рядки в отриманому проміжному масиві потім використовуються для схрещування (також випадковим чином). Розмір групи рядків, що відбираються для турніру часто дорівнює 2. У цьому випадку говорять про довічний / парному турнірі (binary tournament). Взагалі ж t називається чисельністю турніру (tournament size).

Перевагою даної стратегії є те, що вона не вимагає додаткових обчислень і упорядкування рядків у популяції по зростанню пристосованості.

Стратегія відбору урізанням (Truncation selection) використовує відсортовану по зростанню популяцію. Число особин для схрещування вибирається відповідно до порогом $TO [0; 1]$. Поріг визначає, яка частка особин, починаючи з найпершої (рівною самій пристосованій) братиме участь у відборі. В принципі, поріг можна задати і числом більше 1, тоді він буде просто дорівнює

числу особин з поточної популяції, допущених до відбору. Серед особин, які потрапили "під поріг" випадковим чином N раз вибирається сама везуча і записується в проміжний масив, з якого потім вибираються особини безпосередньо для схрещування.

Через те, що в цій стратегії використовується відсортована популяція, час її роботи може бути великим для популяцій великого розміру і залежатиме також від алгоритму сортування.

Існують і інші стратегії відбору, наприклад, з лінійним і експоненціальним ранжуванням.

У роботі в якості евристики під час відбору батьківських особин був обраний метод рулетки. Цей метод дозволяє відбирати особини із кращими значеннями скалярної згортки критеріїв вибору розв'язку (цільових функцій) із більшою ймовірністю, ніж за рівномірної вибірки.

Генетичні оператори необхідні, щоб застосувати принципи спадковості і мінливості до віртуальної популяції. Крім відмінних рис, про які буде розказано нижче, у них є така властивість як ймовірність. Тобто описувані оператори не обов'язково застосовуються до всіх схрещуваних особин, що вносить додатковий елемент невизначеності в процес пошуку рішення. В даному випадку, невизначеність не має на увазі негативний фактор, а є своєрідною "ступенем свободи" роботи генетичного алгоритму.

Оператор кросовера (crossover operator), іноді званий кросинговером [24, 43–50], є основним генетичним оператором, за рахунок якого проводиться обмін генетичним матеріалом між особинами. Моделює процес схрещування особин (рис. 2.4).

Нехай є дві батьківські особини з хромосомами $X = \{x_i, i = 1, L\}$ і $Y = \{y_i, i = 1, L\}$. Випадковим чином визначається точка всередині хромосоми, в якій обидві хромосоми діляться на дві частини і обмінюються ними. Назвемо цю точку точкою розриву. Взагалі кажучи, в англійській літературі вона називається точкою кросовера (crossover point).



Рис. 2.4 Ілюстрація операції схрещування, яка застосовується в генетичному алгоритмі

Даний тип кросовера називається однокрапковим, тому що при ньому батьківські хромосоми розрізаються тільки в однієї випадкової точці. Також існує 2-х і N-точковий кросовер. У 2-х точковому кросовері точок розриву 2, а що стосується N-точкового кросовера, то є дві думки:

Точок розриву стільки, скільки генів в хромосомі, або, якщо довжина хромосоми L бітів, то число точок розриву одно $(L-1)$, при цьому нащадки успадковують біти наступним чином: першого нащадку дістаються непарні біти першого батька і парні біти другого; у другого ж нащадка все навпаки. Тобто виходить ніби «гребінець».

Крім описаних типів кросовера є ще однорідний кросовер. Його особливість полягає в тому, що значення кожного біта в хромосомі нащадка визначається випадковим чином з відповідних бітів батьків. Для цього вводиться деяка величина $0 < p_0 < 1$, і якщо випадкове число більше p_0 , то на n -у позицію першого нащадка потрапляє n -й біт першого батька, а на n -у позицію другого – n -й біт другого з батьків. В іншому випадку до першого нащадку потрапляє біт другого з батьків, а до другого – першого. Така операція проводиться для всіх бітів хромосоми.

Імовірність кросовера найвища серед генетичних операторів і дорівнює зазвичай 60% і більше.

У роботі був використаний дійсний оператор кросовера, який імітує бінарний [24]. Він формує дві нові хромосоми $x_{1,m}^{(t+1)}, x_{2,m}^{(t+1)}$ за принципом:

$$x_{1,m}^{(t+1)} = 0.5((1-u_1)x_{1,m}^{(t)} + (1+u_1)x_{2,m}^{(t)}),$$

$$x_{2,m}^{(t+1)} = 0.5((1-u_1)x_{2,m}^{(t)} + (1+u_1)x_{1,m}^{(t)}),$$

де

u_1, u_2 – випадкові величини, густина розподілу ймовірності яких підлягає закону

$$\xi(u) = \begin{cases} (2u)^{\frac{1}{1+b}}, & u \geq 0,5 \\ \left(\frac{1}{2(1-u)}\right)^{\frac{1}{1+b}}, & u < 0,5 \end{cases},$$

де

$b \in [2,5]$ – натуральне число (вільний параметр оператора кросовера), збільшення якого приводить до збільшення ймовірності появи особини нащадка в околі батьківської особини і навпаки. У подальшому використовувався закон зміни параметра дійсного оператора кросовера від номеру епохи:

$$b = 2 + 3\left(\frac{t}{T}\right)^n, \quad n \in [0,5].$$

Оператор мутації (mutation operator) – складається в заміні окремих біт (при довічним кодуванні) на протилежні. Даний оператор необхідний для "вибивання" популяції з локального екстремуму і сприяє захисту від передчасної збіжності. Однак необхідно мати на увазі, що випадкові мутації призводять до пошкодження вже частково пристосованих векторів (рис 3.5). Зазвичай мутації піддається не більше 1–5% біт всієї популяції хромосом.

Мутація може проводитися не тільки за однієї випадкової точки. Можна вибирати кілька точок в хромосомі для інверсії, причому їх число також може бути випадковим. Також можна інвертувати відразу деяку групу посліпль точок. Ймовірність мутації значно менше ймовірності кросовера і рідко перевищує 1%.

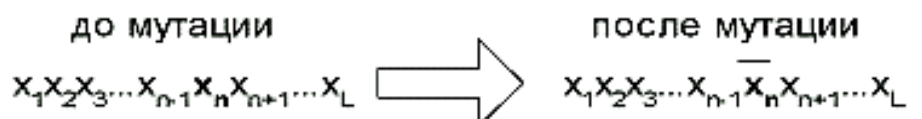


Рис. 2.5 Ілюстрація операції мутації, яка застосовується в генетичному алгоритмі

Найбільш традиційним підходом є відхід від традиційної схеми «розмноження», використовуваної в більшості реалізованих генетичних алгоритмах і повторюють класичну схему. Класична схема передбачає обмеження чисельності нащадків шляхом використання так званої ймовірності кроссоверу. Така модель надає величини, що відповідає чисельності нащадків, взагалі кажучи, недетермінований характер. Є метод пропонує відійти від ймовірності кроссоверу і використовувати фіксоване число шлюбних пар на кожному поколінні, при цьому кожна шлюбна пара «дає» двох нащадків. Такий підхід хороший тим, що робить процес пошуку більш керованим і передбачуваним в сенсі обчислювальних витрат.

Як генетичних операторів отримання нових генотипів «нащадків», використовуючи генетичну інформацію хромосомних наборів батьків, застосовуються два типи кросоверів – одно і двоточковий. Обчислювальні експерименти показали, що навіть для простих функцій не можна говорити про перевагу того чи іншого оператора. Більш того, було показано, що використання механізму випадкового вибору одно або двох точкового кросовера для кожної конкретної шлюбної пари часом виявляється більш ефективним, ніж детермінований підхід до вибору кросоверів, оскільки досить важко визначити який з двох операторів більш підходить для кожного конкретного ландшафту пристосованості. Використання ж випадкового вибору мало на меті, перш за все, згладити відмінності цих двох підходів і поліпшити показники середнього очікуваного результату.

Підвищення ефективності пошуку при використанні випадкового вибору операторів кроссоверу вплинуло на те, щоб застосувати аналогічний підхід при реалізації процесу мутагенезу нових особин, проте в цьому випадку перевага перед детермінованим підходом не так очевидно в силу традиційно мало ймовірність мутації. В основному ймовірність мутації становить 0.001–0.01.

У якості дійсного оператора мутації був використаний оператор нерівномірної мутації Михалевича [24], який відноситься до класу

нестаціонарних мутаторів. Нове значення гена $x_m^{(t+1)}$, який підлягає зміні, обчислюється за формулою

$$x_m^{(t+1)} = \begin{cases} x_m^{(t)} + \delta(t, x_m'' - x_m^{(t)}), u_1 = 0 \\ x_m^{(t)} + \delta(t, x_m^{(t)} - x_m'), u_1 = 1 \end{cases},$$

де

$u_1 = u_{sign}^{\pm}$ – ціле випадкове число, яке з рівномірною ймовірністю приймає значення 0 або 1; функцію $\delta(t, y)$ можна визначити як

$$\delta(t, y) = y \left(1 - u_2^{\left(1 - \frac{t}{T}\right)^b} \right),$$

де

$u_2 = U(0,1)$ – випадкове число, b – вільний параметр оператора, який визначає ступінь залежності значень функції від номера епохи (рекомендоване значення $b = 5$). Зауважимо, що $\delta(t, y)$ приймає значення в інтервалі $[0, y]$ і з ростом номера епохи t цей інтервал звужується. У результаті на початкових епохах ГА виявляється близьким до оператора випадкової мутації, а на завершальних епохах виробляє мутації, які забезпечують близькість значень величин $x_m^{(t)}$ і $x_m^{(t+1)}$.

Оператор інверсії [24, 43–50] призводить до порушення порядку проходження фрагментів хромосом у нащадка в порівнянні з батьківською хромосомою.

Іноді, кажучи про тріаді генетичних операторів, підкреслюють здатність кросовера і інверсії до глобального пошуку, в той час як мутацію ототожнюють із засобами локальної настройки рішення, відводячи їй фонових роль. Такий розподіл ролей спірно, тому що мутація може породити нащадка далеко за межами локального екстремуму, в якій знаходиться батько, з іншого боку, кросовер, проведений над гаметами батьків, розташованих в загальному екстремумі, напевно породить нащадків в цьому ж екстремумі. Важливо інше – ні кросовер, ні мутація не спираються в процесі генерування нащадка на знання

локального рельєфу поверхні цільової функції. В цьому випадку їх можна вважати глобальними.

Після схрещування особин необхідно вирішити проблему про те, які з нових особин увійдуть в наступне покоління, а які – ні, і що робити з їхніми предками. Є два способи:

- нові особини (нащадки) займають місця своїх батьків. Після чого настає наступний етап, в якому нащадки оцінюються, відбираються, дають потомство і поступаються місцем своїм «дітям»;
- створюється проміжна популяція, яка включає в себе як батьків, так і їх нащадків. Члени цієї популяції оцінюються, а потім з них вибираються N найкращих, які й увійдуть в наступне покоління.

Відбором в генетичному алгоритмі, називається процес формування нової популяції зі старої, після чого стара популяція гине. Після відбору до нової популяції знову застосовуються операції кросовера і мутації, потім знову відбувається відбір, і так далі. Відбір в генетичному алгоритмі тісно пов'язаний з принципами природного відбору в природі.

Можна комбінувати стратегії відбору та формування наступного покоління як завгодно – обмежень немає ніяких.

Розглянемо принцип «елітизму». Суть цього принципу полягає в тому, що в нове покоління включаються кращі батьківські особини. Їх число може бути від 1 і більше. Використання «елітизму» дозволяє не втратити гарне проміжне рішення, але, в той же час, через це алгоритм може «застрягти» в локальному екстремумі. Однак можна зробити висновок, що в більшості випадків «елітизм» анітрохи не шкодить пошуку рішення, і головне – це надати алгоритму можливість аналізувати різні рядки з простору пошуку.

Таким чином, модель відбору визначає, яким чином слід будувати популяцію наступного покоління. Як правило, ймовірність участі індивідуума в схрещуванні береться пропорційної його пристосованості. Часто використовується так звана стратегія елітизму, при якій кілька кращих індивідуумів переходять в наступне покоління без змін, не беручи участь в

кросовері і відборі. У будь-якому випадку кожне наступне покоління буде в середньому краще попереднього. Коли пристосованість індивідуумів перестає помітно збільшуватися, процес зупиняють і як рішення задачі оптимізації беруть найкращого зі знайдених індивідуумів.

Після проведення операцій кросовера і мутації обирається найбільш пристосована особина (у випадку пошуку розв'язків багатокритеріальних задач параметричної оптимізації (багатокритеріального прийняття рішень) – особина з найбільш придатною скалярною згортою критеріїв вибору розв'язків), яка переміщується у набір особин для наступної епохи алгоритму.

Додатково під час створення нової популяції використовувався також елітний відбір. У розгляненому випадку для кожної нової популяції відбирались із попередньої популяції особини, у яких скалярна згортка критеріїв вибору розв'язків E була меншою деякого порогового значення $E < E_c$, де E_c – середнє значення скалярної згортки критеріїв вибору розв'язків популяції для поточної епохи. Елітний відбір сприяє швидкій збіжності алгоритму.

Епохи повторюються доти, доки не буде виконана умова зупинки. Цією умовою може бути або виконання максимально допустимої кількості епох T , або відсутність змін із заданою похибкою скалярної згортки критеріїв вибору розв'язків у популяції протягом певної кількості епох. На останній епосі у якості раціонального розв'язку обиралась особина, для якої скалярна згортка критеріїв вибору розв'язків мінімальна.

Особливістю класичного ГА є швидка збіжність на перших декількох епохах і у той же час невисока точність заходження екстремуму для складних критеріїв вибору розв'язків.

Одним із засобів підвищення швидкості збіжності ГА є, як відомо, кластеризація. Для підвищення швидкості збіжності і точності знаходження екстремуму був розроблений метод звужуваних околів (Decremental Neighborhood Method), який реалізує ідеї кластеризації [24]. Суть цього методу полягає у наступному. Спочатку відбувається запуск ГА із рівномірним розподілом початкової популяції по всій області пошуку $[x'_m, x''_m]$. Отримаємо

особину із найкращою для цих налаштувань ГА скалярної згортки критеріїв вибору розв'язків. Знайдений екстремум використовується далі як центр нової області визначення керуючих змінних методу. Область визначення наступної епохи задається у вигляді

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

де

k_x – параметр релаксації,

$$\Delta_{xm} = 3 \cdot \sigma_{xm} / \sqrt{n_\alpha}.$$

Кількість особин (у подальшому – кількість міні-популяцій) для наступної епохи і параметр релаксації обираються за формулою $k_x = \exp(-\alpha \frac{t}{T})$, $\alpha \leq 1$. Таким чином, послідовно здійснюється запуск ГА зі зменшуваними областю визначення керувальних змінних, кількістю особин (міні-популяцій) і параметром релаксації, збільшуваним параметром функції пристосованості доти, доки не буде виконана умова зупинки.

Для розв'язання задач оптимізації або модифікації у стохастичних постановках необхідно розраховувати математичне сподівання і середнє квадратичне відхилення критеріїв вибору розв'язків. Запропонований такий підхід: оскільки попередньо відсутня інформація про параметри розподілення випадкової величини критеріїв вибору розв'язків, то для їх визначення для кожного набору керуючих змінних x_m формується вибірка за нормальним законом розподілення (міні-популяція) із заданими математичним сподіванням x_{mc} і середнім квадратичним відхиленням σ_m . Далі на основі сформованої вибірки обчислюється множина значень критеріїв вибору розв'язків, за якою, у свою чергу, обчислюються математичне сподівання і середнє квадратичне відхилення. До того ж, чим більший обсяг вибірки, тим точніше будуть розраховані ці величини. У той же час необхідно мінімізувати розмір такої вибірки, оскільки навіть один розрахунок критеріїв вибору розв'язків може потребувати значних обчислювальних ресурсів. Був проведений аналіз залежності точності розрахунку критеріїв вибору розв'язків від обсягу вибірки.

Рациональною є вибірка (міні-популяція) обсягом у 30–100 особин, тому що подальше збільшення вибірки не приводить до підвищення точності розрахунку параметрів вибірки.

2.5 Вирішення тестових завдань і аналіз тимчасової складності розробленого методу

У якості основних факторів, які істотно впливають на ефективність синтезу розв’язків за допомогою стохастичних методів, потрібно назвати:

- метод створення початкової вибірки (стартової популяції);
- метод подання особини популяції у хромосомі;
- перелік використовуваних операцій стохастичного пошуку (кросовер, мутація, інверсія), ймовірності їх вибору в операторах кросовера, мутації і формування початкової вибірки, глибину локального пошуку, розмір мікро й макромутацій, а також характер розташування мутуючих генів;
- метод самоадаптації [24].

Оскільки основою всіх ЕМ є ГА, підвищення ефективності ЕМ під час розв’язання БЗПО і задач БПР можна досягнути, перш за все, за рахунок оптимізації параметрів ГА.

Головними критеріями ефективності методів розв’язання БЗПО і задач БПР є їх обчислювальна складність і потрібні обчислювальні ресурси, а характеристиками якості розв’язків – робастність алгоритмів, які їх реалізують.

Нехай $F(K)$ – клас задач із розмірністю вхідних даних K .

Визначення 1. Трудомісткістю метода B на задачі $f \in F$ -класу є кількість кроків l , які необхідні для розв’язання задачі

$$B: f(K) \rightarrow (\hat{v}^\circ, l),$$

де

$$\hat{v}^\circ \in \hat{V} \subseteq V, \hat{V} = \{\hat{v}^\circ\}, \hat{v}^\circ = \{\hat{v}_k\}, k = 1 \dots K, O'_B(K) = l - \text{трудомісткість методу } B.$$

Визначення 2. Складністю (інформаційною) $O''(K, \varepsilon)$ класу задач (F, V) , де V – множина можливих розв’язків для усіх задач класу F , є мінімальна кількість

кроків l , за якої існує деякий метод B , що розв'язує задачу $f \in F$ -класу із трудомісткістю, не більшою l , і похибкою, не більшою ε :

$$B(\varepsilon): f(K) \rightarrow (\hat{v}^\circ, l_{\min}),$$

де

$$O_B''(K, \varepsilon) = \min_{K, \varepsilon} l(K, \varepsilon) - \text{інформаційна складність методу.}$$

Якщо критерієм зупинки є задана похибка або максимальна кількість ітерацій під час пошуку екстремумів цільових функцій, то інформаційна складність оцінюється кількістю кроків l , необхідних для досягнення МА-методом одного з цих критеріїв.

Головним способом зниження інформаційної складності методів є розпаралелювання, кластеризація, ефективний вибір пробної вибірки на першому етапі й адаптація їх параметрів у процесі синтезу розв'язків.

Розглянемо деякі класи алгоритмів.

Детермінованими називають алгоритми, які є строго формалізованими, тобто в них передбачається певна послідовність операцій. Недетермінованими є алгоритми, які спрямовані на формалізацію (припускається декілька варіантів синтезу розв'язків).

Класом P називають множину задач, для яких існують детерміновані алгоритми, їх час роботи пропорційно залежить від розмірності вхідних даних K , тобто часова складність алгоритму

$$O_B'''(K) = \max_K \tau_B(K), O_B'''(K) < K^C.$$

Клас NP – множина задач, які можна розв'язати недетермінованими алгоритмами за поліноміальний час, $P \subseteq NP$.

NP -повні задачі – задачі, для яких невідомо, чи можуть вони бути приведені до P -задач.

Розглянемо приклади реалізації запропонованого методу під час розв'язання тестових задач у детермінованому і стохастичному формулюваннях.

Були обрані функції Розенброка та Растрігіна для проведення розрахункових досліджень.

Функція Розенброка: $f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$, де n – кількість змінних. Ця функція (рис. 2.4) унімодальна і має глобальний мінімум, який лежить у вузькій параболічній долині. За $n=2$ має мінімум у точці $\hat{x}=(1,1)$, $f(\hat{x})=0$. Була обрана область визначення змінних $D_X = [-2.048, 2.048] \times [-2.048, 2.048]$.

Функція Растрігіна: $f(x_1, x_2, \dots, x_n) = 10n + \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i))$. Ця функція (рис. 2.5) має 4 глобальні і 96 локальних мінімумів. За $n=2$ має мінімум у точці $\hat{x}=(0,0)$, $f(\hat{x})=0$. Була обрана область визначення змінних $D_X = [-5.12, 5.12] \times [-5.12, 5.12]$.

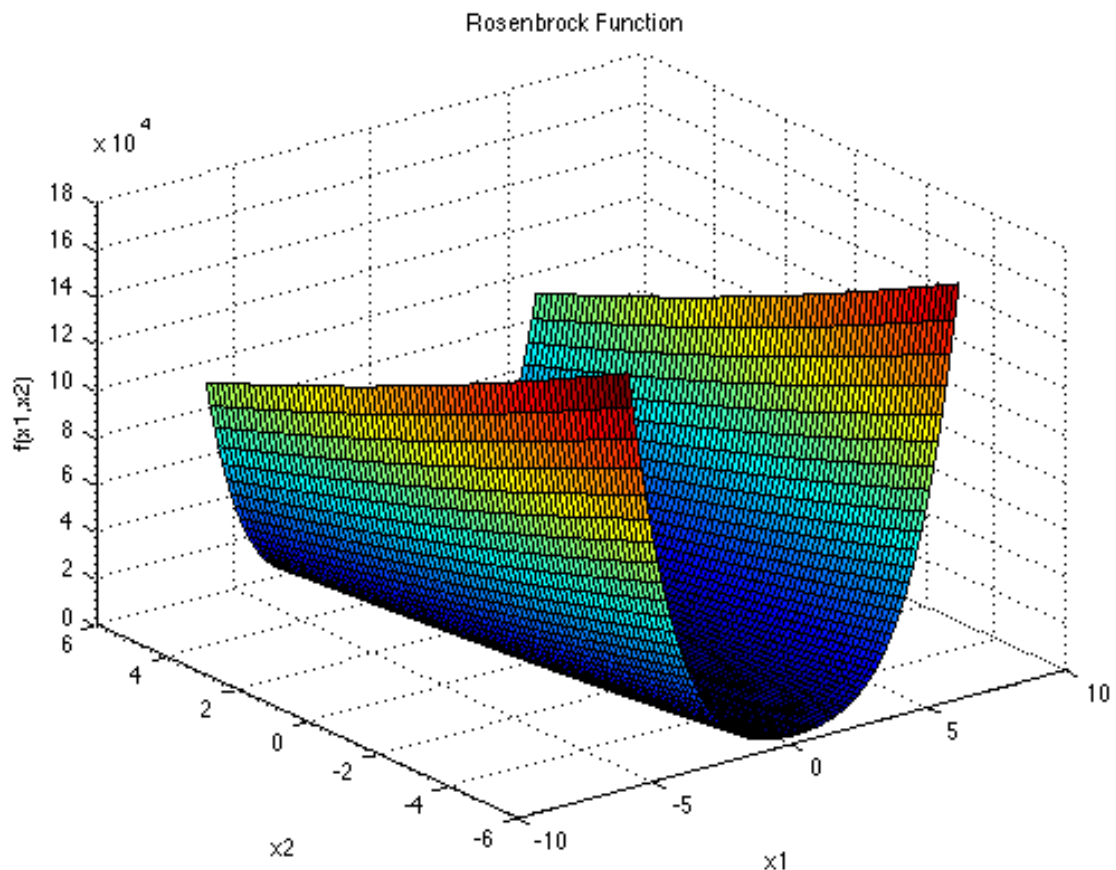


Рис. 2.4 Графічне представлення функції Розенброка

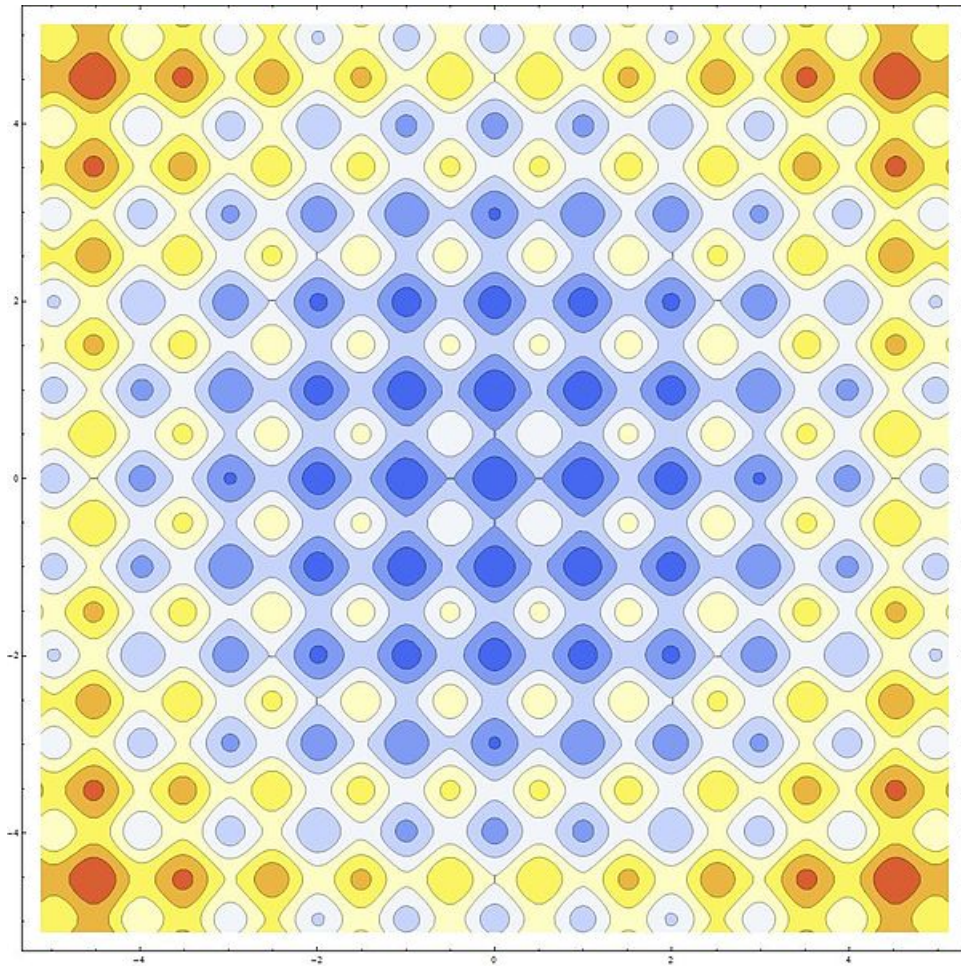
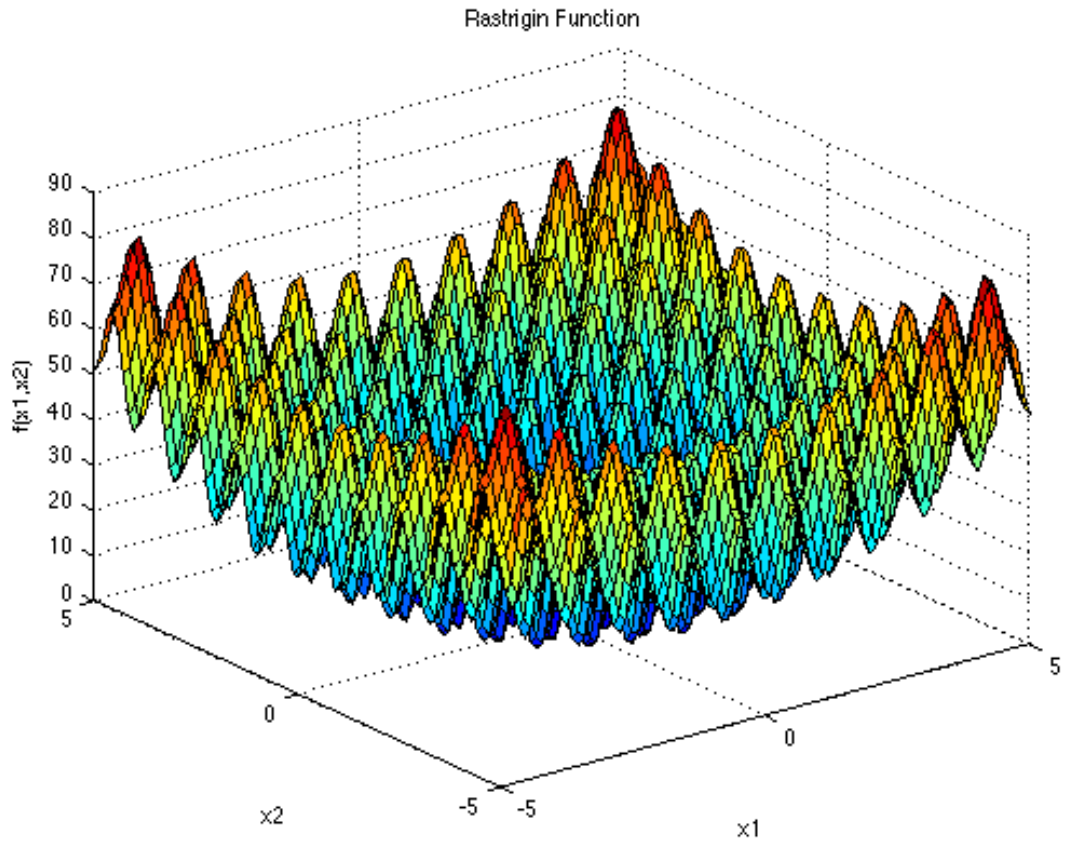
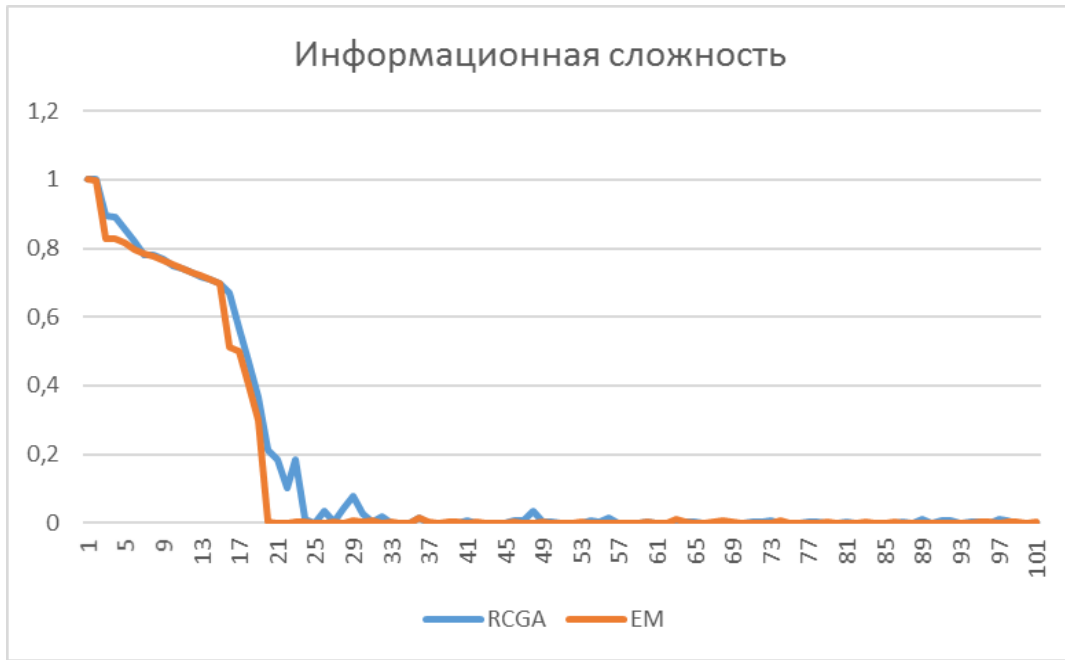
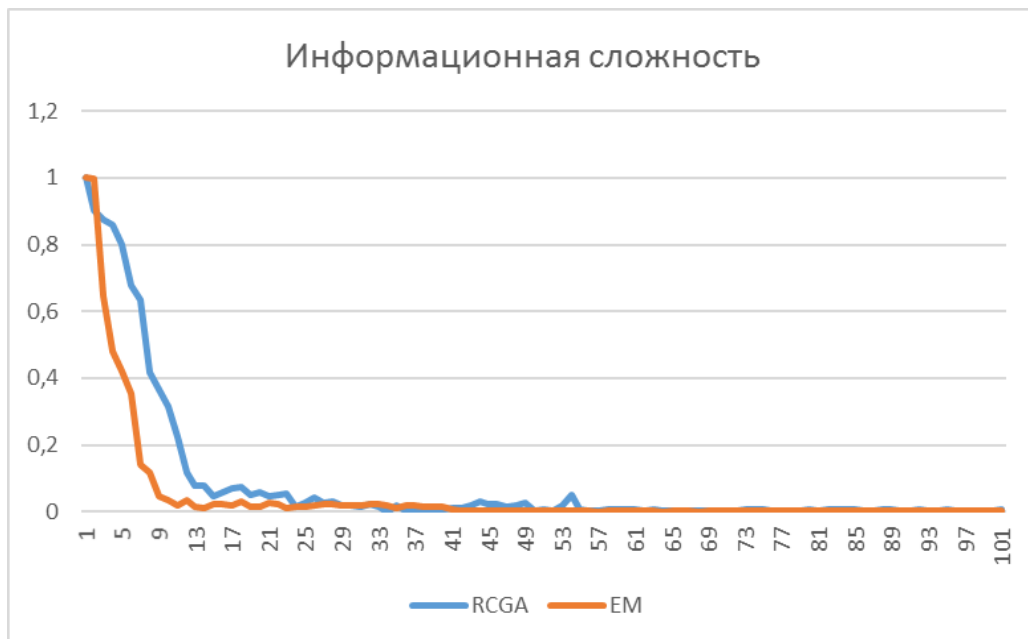


Рис. 2.5 Графічне представлення функції Растрігіна

Результати аналізу збіжності запропонованих обчислювальних методів під час розв’язання задач пошуку екстремумів розглянутих функцій у детермінованому і стохастичному формулюваннях у формі $[E^*, t]$ зображені на рис. 2.6 та 2.7.

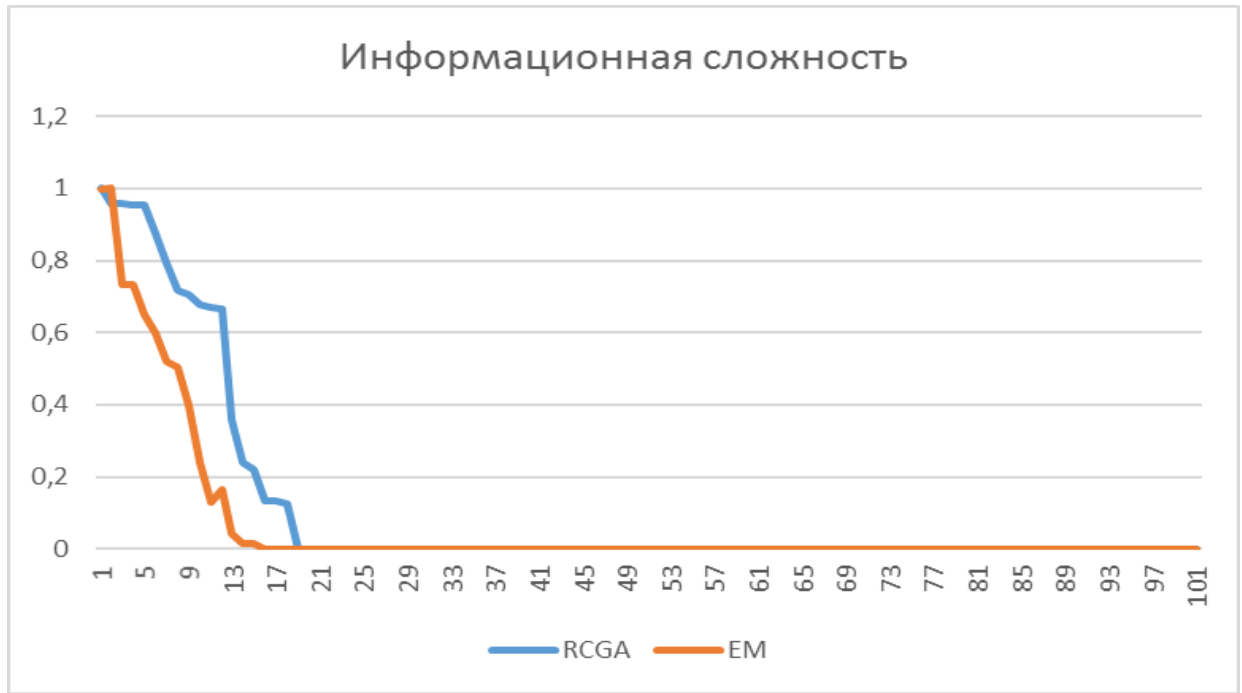


а)

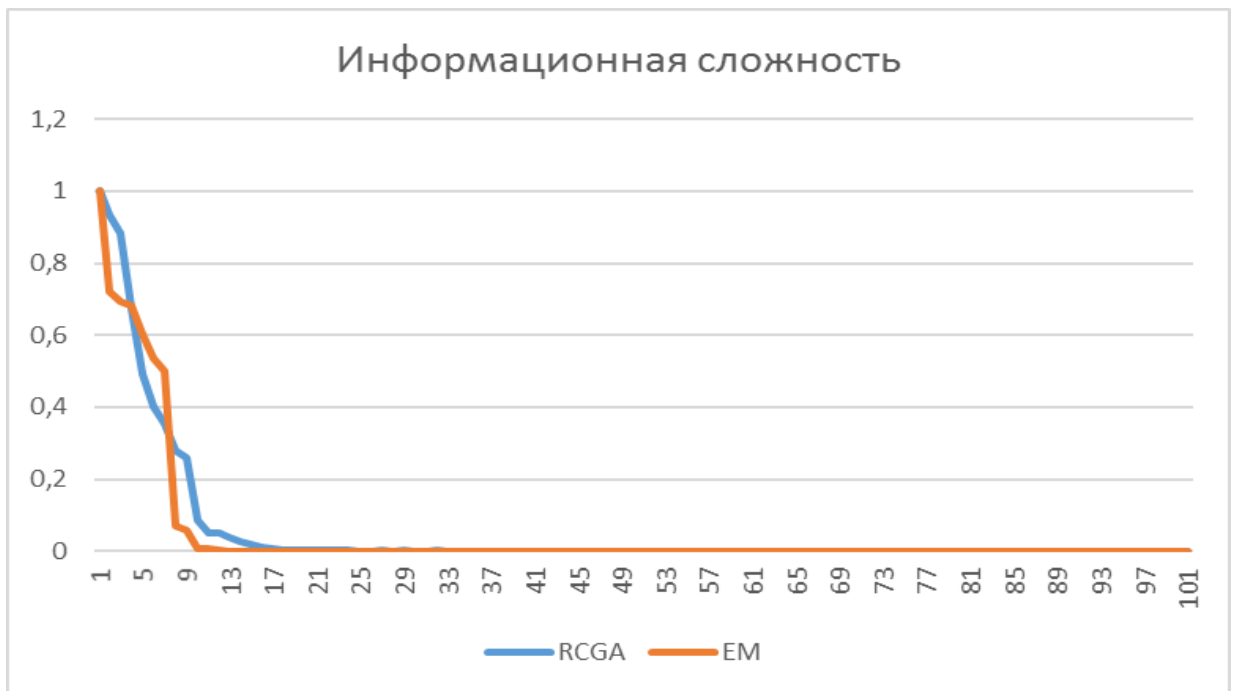


б)

Рис. 2.6 Результати аналізу збіжності запропонованих обчислювальних методів при розв’язанні задачі пошуку екстремум функції Розенброка у детермінованому (а) і стохастичному (б) формулюваннях



a)



б)

Рис. 2.7 Результаты анализа збіжності запропонованих обчислювальних методів при розв'язанні задачі пошуку екстремум функції Растрігіна у детермінованому (а) і стохастичному (б) формулюваннях

Усталеність методу синтезу розв'язків характеризується властивістю постійно збільшувати якість популяції від покоління до покоління, можливістю виходу із локального екстремуму для продовження пошуку раціональних розв'язків, а також здатністю незалежно від згенерованих вхідних даних знаходити раціональні розв'язки в околі точки глобального екстремуму функції вибору.

Ефективне стабільне (робастне) оцінювання шуканих величин може бути досягнуте шляхом застосування регуляризуючих (робастних) алгоритмів [1, 2, 25].

Робастність – властивість алгоритму зберігати малу чутливість результатів синтезу розв'язків до малих збурень вхідних даних, похибок обчислень (малі збурення вхідних даних призводять до малих збурень результатів розв'язків). Зазвичай на практиці використовують такі регуляризуючі (робастні) алгоритми: послідовні (адаптивні), інваріантні.

Сумісне використання у розробленому методі, основою якого є меметичний алгоритм, еволюційного методу (із змінюваними оператором дійсного кодування, функції пристосованості і релаксації), методу звужуваних околів та рандомізованого методу прокладання шляхів забезпечує зниження у кілька разів інформаційної і часової складності запропонованого меметичного алгоритму порівняно з класичним генетичним алгоритмом.

Висновки до розділу 2

Запропоновано метод побудови квазірішення завдань системної модифікації при наявності обмежень на клас допустимих рішень, що призводить до невизначеності в завданні області визначення вхідних даних, так як вони можуть знаходитися поза областей досяжних значень, в якому на відміну від існуючих перелік обмежень на клас допустимих рішень проводиться введенням критерію відповідності значень (допустимих рішень) для керуючих змінних вихідної підмножини коректності.

Синтез квазірішення пропонується здійснювати шляхом регуляризації пошуку екстремуму згладжує функціоналу з використанням методу А. Н. Тіхонова – для забезпечення одиницності і стійкості рішення щодо малих варіацій вхідних даних.

Вибір параметра регуляризації здійснювався відповідно до узагальненим принципом нев'язки для нелінійних задач. Далі завдання модифікації приводиться до БЗСО.

Ефективне застосування еволюційних і популяційних методів для розв'язання задач багатокритеріальної параметричної оптимізації та багатокритеріального прийняття рішень із мультимодальними цільовими функціями, для яких не існує прийнятних нееволюційних методів, для стохастичних, динамічних задач із блукаючим екстремумом, для задач комбінаторної оптимізації, прогнозування та розпізнавання образів.

Основними критеріями ефективності методів розв'язання задач багатокритеріальної параметричної оптимізації та багатокритеріального прийняття рішень є їх обчислювальна складність і необхідні обчислювальні ресурси, а характеристиками якості розв'язків – робастність алгоритмів, які їх реалізують.

Ефективне стабільне (робастне) розв'язання перелічених задач можливе завдяки застосуванню регуляризуючих (робастних) алгоритмів. Зазвичай у практиці використовують послідовні (адаптивні) та інваріантні регуляризуючі алгоритми.

Оцінюючи інформаційну складність алгоритмів чисельного розв'язання таких задач, перелічені задачі у загальному випадку можна віднести до трансобчислювальних задач, які потребують високої інформаційної ресурсоемності. Зменшення розмірності цих задач можна досягнути на основі принципу системної декомпозиції вихідних задач на послідовність більш простих окремих задач и принципу агрегування розв'язаних задач у розв'язок вихідних задач.

Розглянемо приклади реалізації запропонованого методу під час розв’язання тестових задач у детермінованому і стохастичному формулюваннях. Були обрані функції Розенброка та Растрігіна для проведення розрахункових (тестових) досліджень.

Результати досліджень даного розділу наведено в публікаціях здобувача: [51–62].

РОЗДІЛ 3

ЗАСТОСУВАННЯ РОЗРОБЛЕНИХ МАТЕМАТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ І ОБЧИСЛЮВАЛЬНИХ МЕТОДІВ В ІНТЕРАКТИВНІЙ КОМП'ЮТЕРНІЙ СИСТЕМІ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

Розглядається реалізація математичних моделей і обчислювальних методів в інтерактивній комп'ютерній системі підтримки прийняття рішень, її структурна, алгоритмічна організація, виконуємий набір функцій. Також наведено інструкцію користувачеві при роботі з інтерактивною комп'ютерною системою підтримки прийняття рішень.

Моделювання предметної області [63–67] було зроблено з використанням методологій IDEF0 та IDEF3.

IDEF0 – методологія функціонального моделювання та графічна нотація, призначена для формалізації й опису бізнес-процесів. Особливістю є її акцент на підпорядкованість об'єктів. Розглядаються логічні відносини між роботами, а не їх послідовність у часі. У IDEF0 система представляється як сукупність взаємодіючих робіт або функцій. Така чисто функціональна орієнтація є принциповою – функції системи аналізуються незалежно від об'єктів, якими вони оперують. Це дозволяє більш чітко змодельовати логіку та взаємодію процесів. Під моделлю в IDEF0 розуміють опис системи (текстовий і графічний), який має дати відповідь на певні питання. Таким чином, модель IDEF0, як і будь-яка інша модель, є цільовою і призначена, перш за все, для дослідження об'єкта. Модельована система розглядається як підмножина будь-якого великого об'єкту, тобто система має межу, яка відділяє її від навколишнього середовища. Одним з перших завдань при моделюванні є виділення системи (об'єкта моделювання) з навколишнього середовища. Взаємодія системи з навколишнім світом описується як вхід (щось, що переробляється системою), вихід (результат діяльності системи), управління (стратегії та процедури, під керуванням яких проводиться робота) та механізм (ресурси, необхідні для проведення роботи).

Перебуваючи під керуванням, система перетворює входи на виходи, використовуючи механізми.

IDEF3 показуються причинно-наслідкові зв'язки між ситуаціями та подіями в зрозумілій експерту формі, використовуючи структурний метод вираження значень про те, як функціонує система, процес або підприємство. Метод IDEF3 призначений для розробки моделей, що описують будь-яку діяльність як упорядковану послідовність подій та об'єктів, які беруть участь в цій діяльності. Система описується як упорядкована послідовність подій з одночасним описом об'єктів мають відношення до модельованого процесу.

3.1 Структурна, алгоритмічна організація використання інтерактивної КСППР «ROD & IDS» при формуванні образу складних технічних систем в умовах невизначеності вхідних даних на основі формальних математичних моделей

Була розроблена інтерактивна комп'ютерна система підтримки прийняття рішень (КСППР) «ROD&IDS®», яка реалізує розв'язання зворотної і прямої нелінійних задач розрахунку конструкторських розмірних ланцюгів. Запропонована інформаційна технологія розрахунків у середовищі розробленої КСППР. Ця КСППР виконує такий набір функцій (рис. 3.1):

- підготовка вхідних даних (рис. 3.2): методи попереднього нормування вхідних даних. У якості даних використовуються дані альтернатив (пробні вибірки) – множина конструктивних і режимних параметрів, керувальних і фазових змінних, критеріїв вибору розв'язків (цільових функцій). Пробні вибірки формуються із використанням або розв'язків у детермінованому формулюванні прямої задачі аналізу, або результатів експериментальних досліджень аналогів;

- методи побудови робастних метамоделей (формальних математичних моделей у формі рівнянь регресії): методи апроксимації векторних функцій на основі використання ШНМ (ОБМ та РБМ). Навчання розгнених ШНМ відбувалося методом стохастичної апроксимації на основі яружного методу

спряжених градієнтів [27] і методу імітації руху бджолиних колоній, у якому використовується скалярна згортка цільових функцій (2.6) із $\gamma = 0$ під час вибору раціонального розв'язку. Застосування запропонованих розробок дозволяє отримати стабільні (робастні) оцінки параметрів нейромережових моделей в умовах невизначеності вхідних даних, що забезпечує синтез робастних метамоделей, а також достатню з практичної точки зору точність апроксимації даних у задачах удосконалення систем;

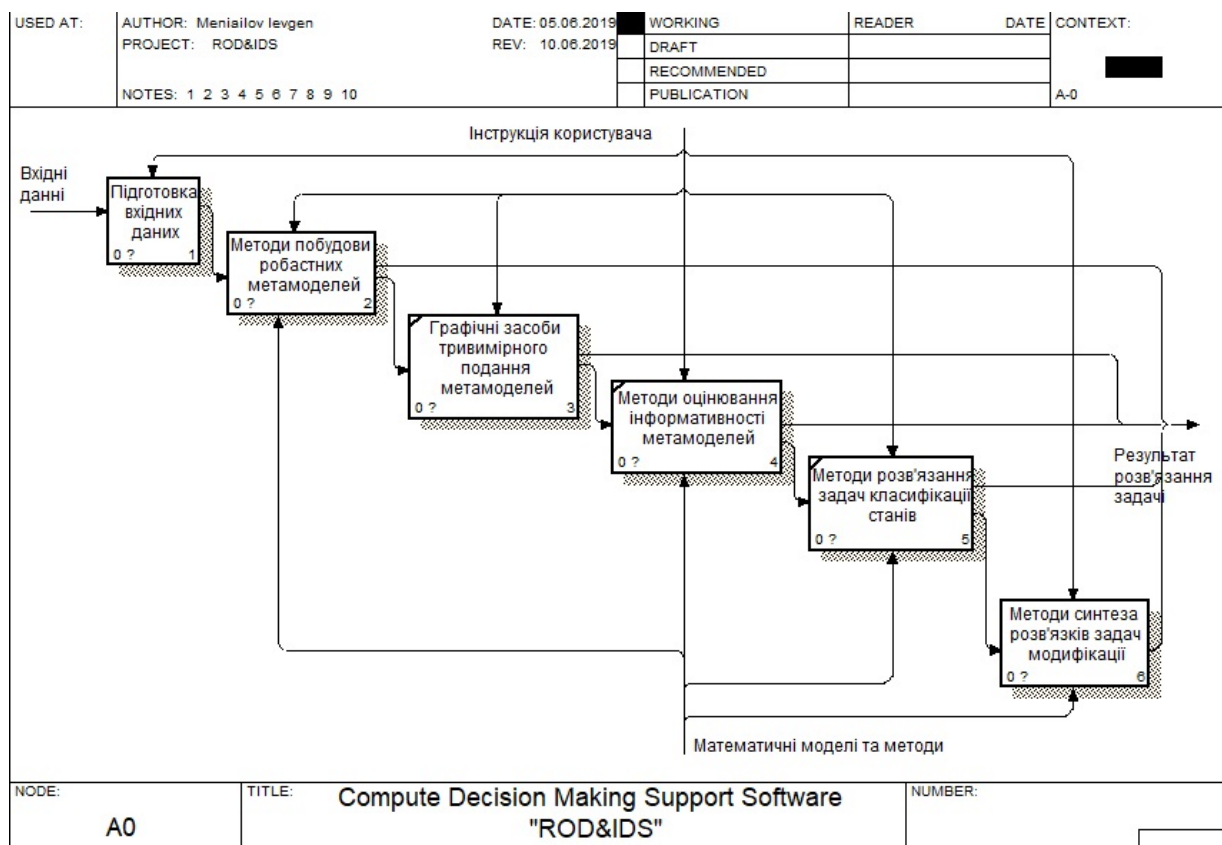


Рис. 3.1 Діаграма декомпозиції інтерактивної КСППР «ROD&IDS®»

- графічні засоби тривимірного подання метамоделей;
- методи побудови робастних метамоделей (формальних математичних моделей у формі рівнянь регресії) розглянутих систем і процесів: методи апроксимації векторних функцій векторних змінних із використанням штучних нейронних мереж, які навчаються, – односпрямованих багатошарових або радіально-базисних. Навчання ШНМ відбувається методом стохастичної апроксимації на основі яружного методу спряжених градієнтів (рис. 3.3);

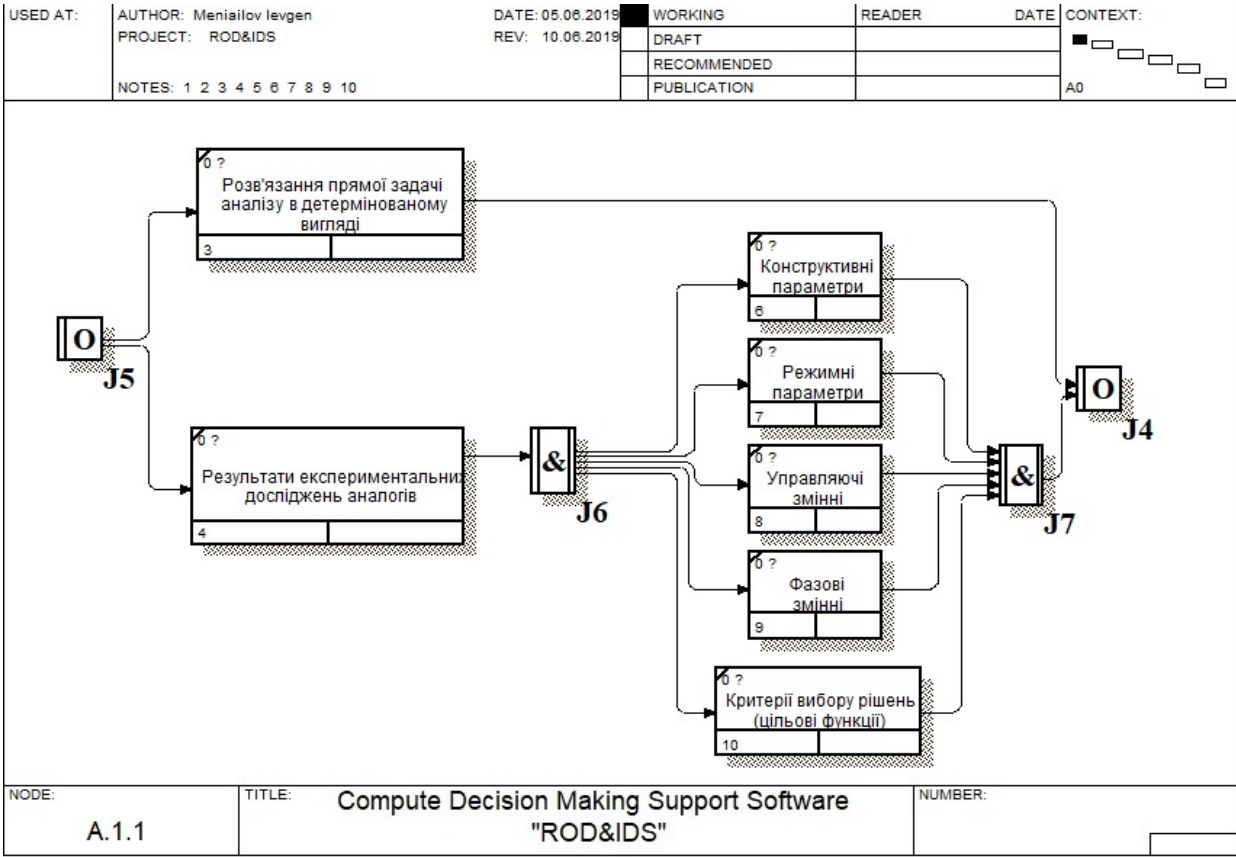


Рис. 3.2 Підготовка вхідних даних

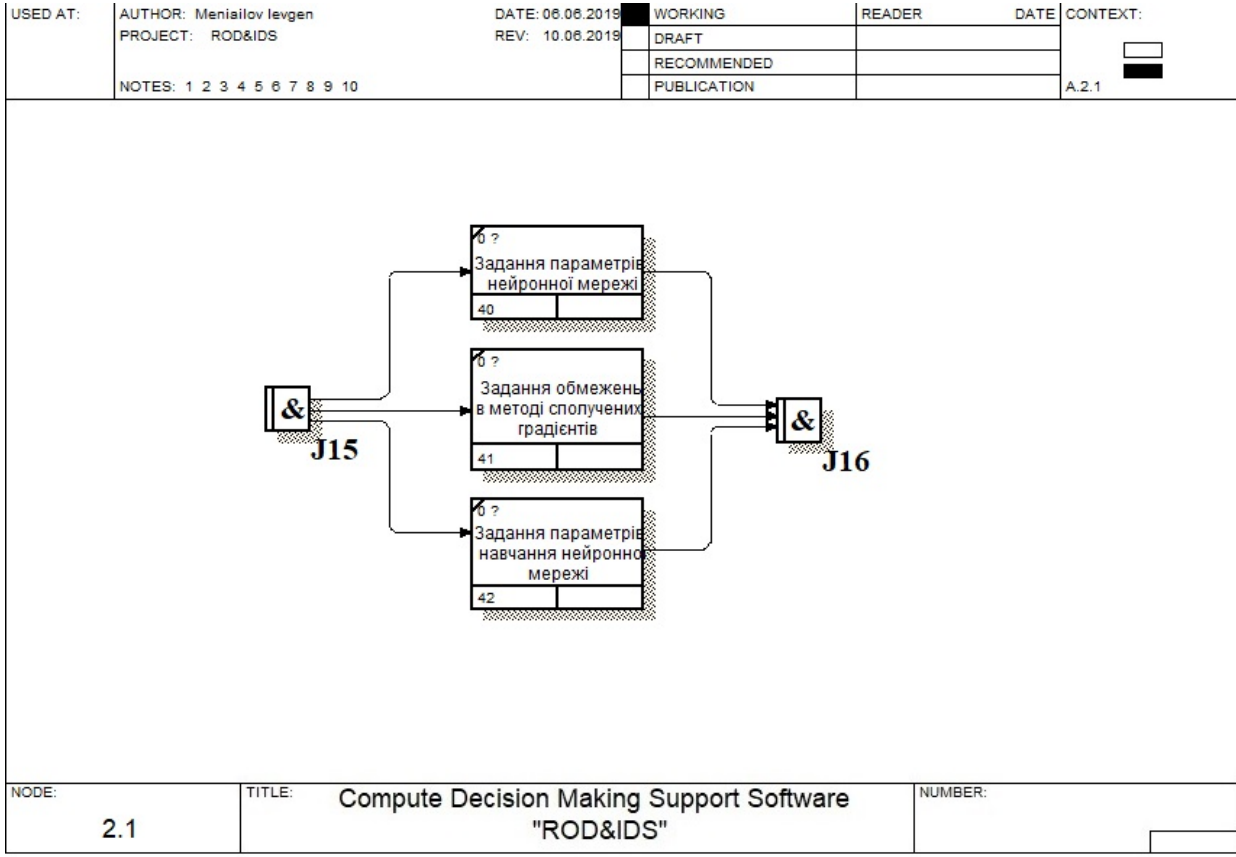


Рис. 3.3 Задання параметрів штучних нейронних мереж

– методи оцінювання інформативності (значущості) змінних метамodelей із урахуванням парної кореляції і точності вимірювань змінних [29]. На основі отриманих результатів можна отримати розв’язок задачі синтезу множини контрольованих змінних для діагностування відмов систем в умовах невизначеності вхідних даних;

– методи розв’язання задачі класифікації стану систем і процесів із використанням даних моніторингу контрольованих змінних на основі застосування ОБМ і РБМ;

– метод синтезу розв’язків багатокритеріальних задач системної модифікації у детермінованому і стохастичному (MV-задача) формулюваннях.

На першому етапі для прототипу знаходиться розв’язок зворотної задачі розрахунку конструкторських розмірних ланцюгів (аналіз Монте-Карло): оцінка довірчих інтервалів величин критеріїв вибору розв’язків (цільових функцій) за заданих довірчих інтервалів величин керуючих змінних підсистем (функціональних елементів).

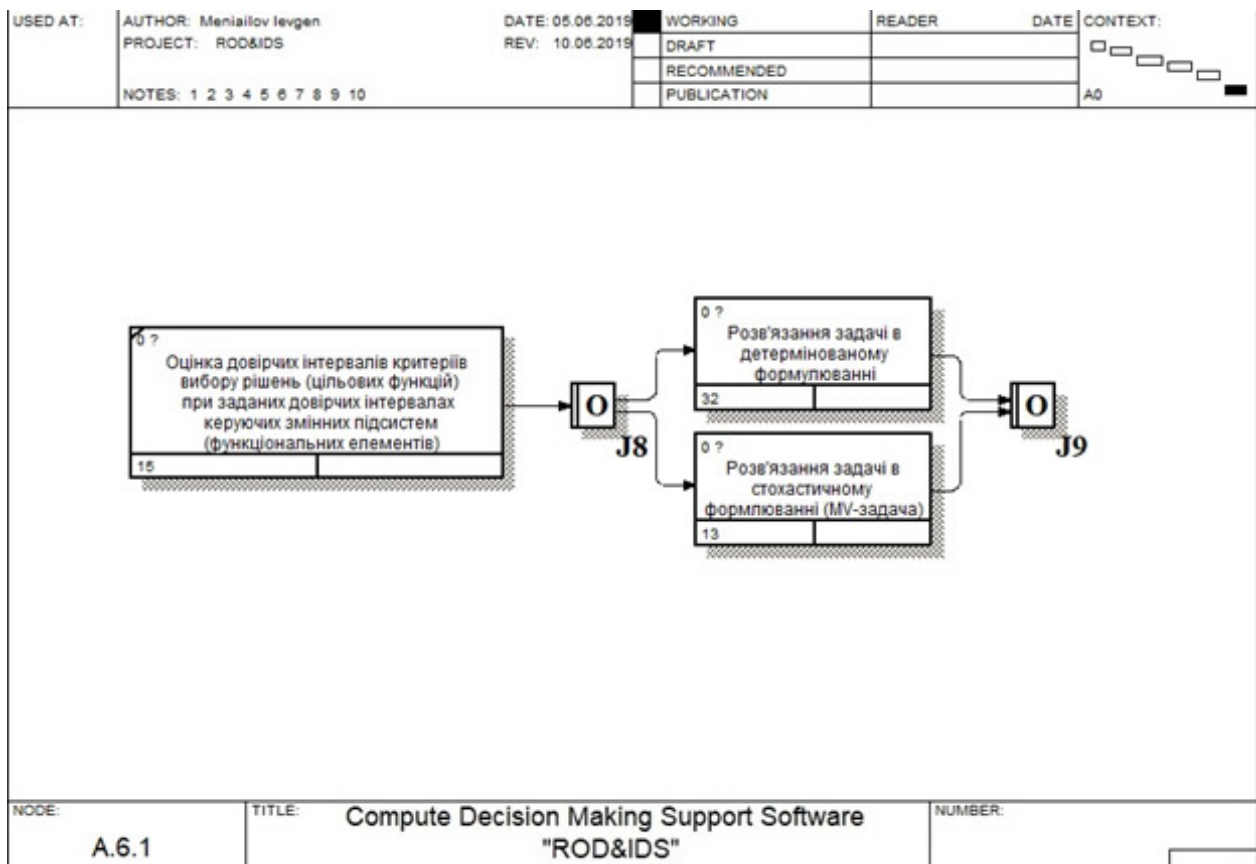


Рис. 3.4 Розв’язання задачі системної модифікації

Синтез квазірозв’язків цієї задачі здійснювався регуляризацією пошуку мінімуму згладжувального функціоналу у формі скалярної згортки цільових функцій (2.7) із $\beta_f = 0$. На основі отриманих результатів можна провести порівняльний аналіз різних технологій виготовлення систем.

На другому етапі здійснювався синтез квазірозв’язків задачі системної модифікації у детермінованому і стохастичному (MV-задача) формулюваннях методом регуляризації (рис. 3.4–3.6). У якості згладжувального функціоналу використовувалась скалярна згортка цільових функцій (2.7). Застосовувався обчислювальний метод, основою якого є меметичний алгоритм і у якому реалізоване сумісне використання еволюційного методу (із змінюваним оператором дійсного кодування, функції пристосованості і релаксації), методу звужуваних околів та рандомізованого методу прокладання шляхів. Використання запропонованих розробок забезпечує стабільне (робастне) оцінювання шуканих величин за параметричної невизначеності вхідних даних і зниження інформаційної складності методу синтезу квазірозв’язків.

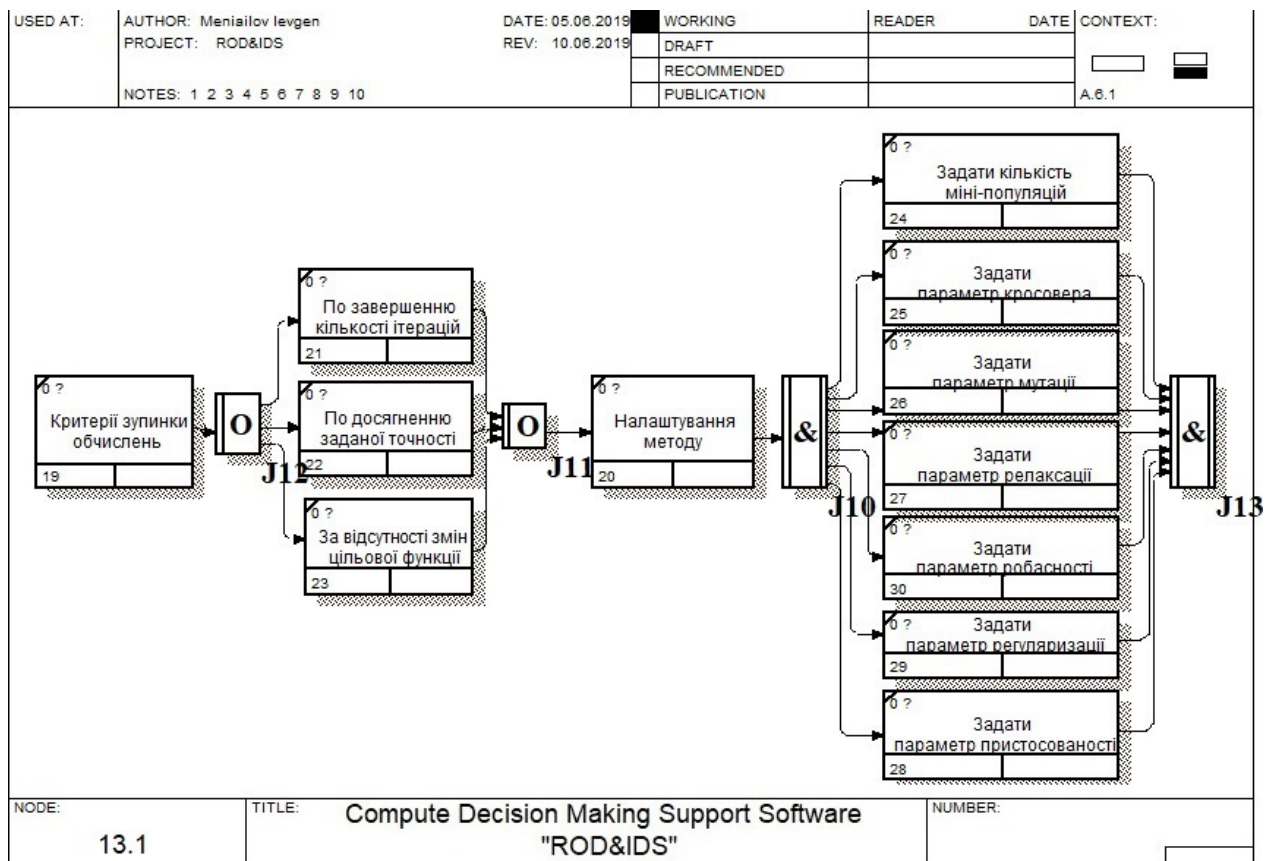


Рис. 3.5 Задання параметрів розв’язуваної задачі

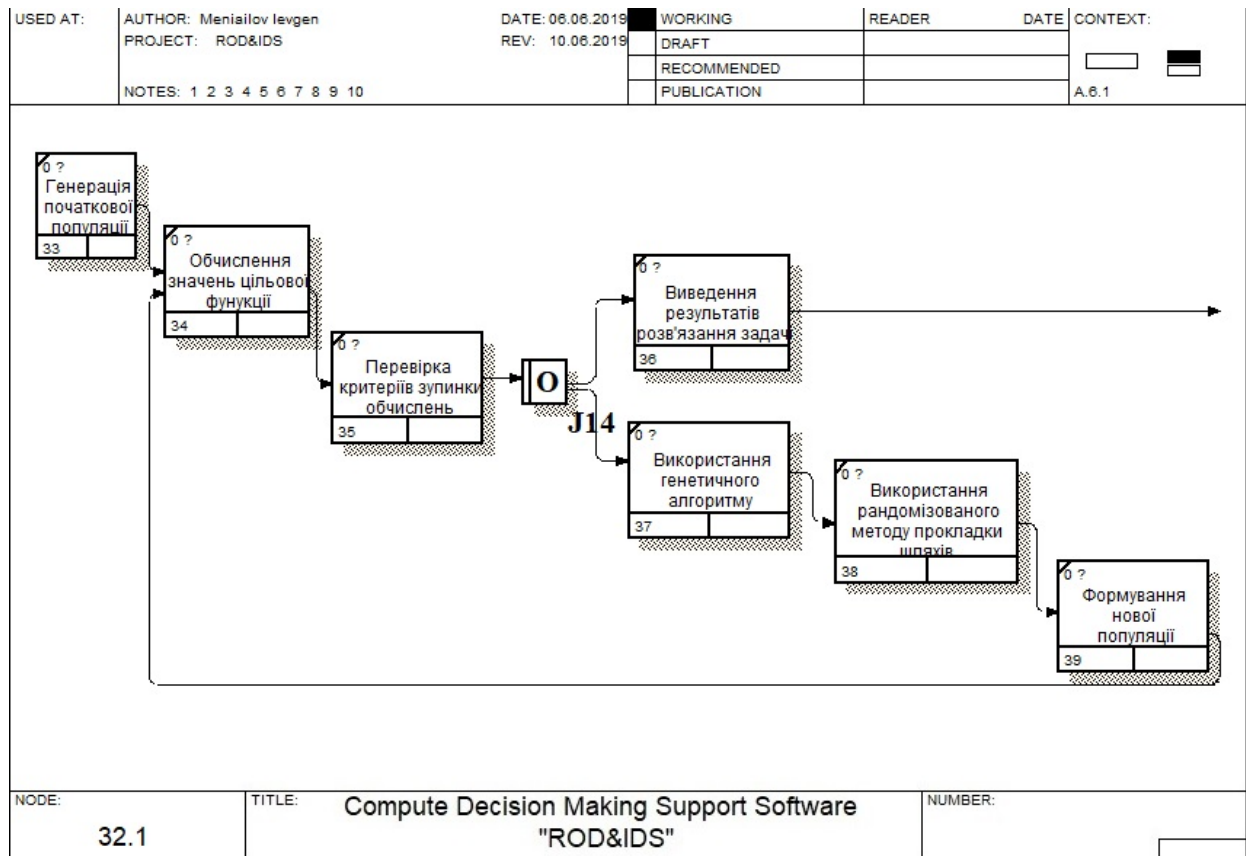


Рис. 3.6 Опис роботи методу синтезу розв'язків задач модифікації

Таким чином, еволюційним методом знаходиться розв'язок прямої задачі розрахунку конструкторських розмірних ланцюгів: за заданими значеннями математичних сподівань і довірчих інтервалів величин критеріїв вибору розв'язків (цільових функцій) або фазових змінних розглянутих систем (підсистем) або процесів знаходяться математичні сподівання і довірчі інтервали величин керувальних змінних підсистем (функціональних елементів).

3.2 Інструкція користувачеві при роботі з інтерактивною КСППР «ROD & IDS»

Для обраного об'єкта дослідження відома множина альтернатив (рис. 3.7), визначена на множині коректності (пробна вибірка). Кожна альтернатива містить значення проектних параметрів, керувальних змінних і критеріїв вибору рішень (цільових функцій).

Потрібно:

- отримати результати робастної апроксимації (наприклад, рис. 3.8);

- отримати візуалізацію результатів робастної апроксимації (наприклад, рис. 3.9–3.10);
- оцінити інформативність змінних отриманих моделей (Sensitivity analyses), здійснити редукцію розмірності простору станів (наприклад, рис. 3.11);
- оцінити довірчі інтервали цільових функцій за заданих довірчих інтервалів параметрів і змінних (наприклад, рис. 3.12);
- визначити раціональні значення середніх і відповідні їм довірчі інтервали шуканих величин (проектних параметрів, керувальних змінних) за заданих значень середніх і відповідних їм довірчих інтервалів (наприклад, рис. 3.13) цільових функцій (нормальний розв’язок, множина Парето).

Такі задачі виникають за:

- робастного багатокритеріального оптимального проектування виробів в умовах невизначеності на основі дискретних даних про аналоги;
- управління якістю виробництва для зниження відсотка дефектів продукції, яка випускається (Design for Six Sigma);
- управління запасами у задачах логістики: вибір оптимальної програми випуску продукції, використання ресурсів;
- синтезу раціонального складу медичних препаратів;
- призначення раціональної дієти, медикаментозного впливу тощо.

КСППР представляє собою виконуючий модуль ROD_IDS.exe, *.dll-файлів модулів програми та папки з прикладами вихідних даних для ОС Windows XP – Windows 10.

NR	input1	input2	input3	input4	output1	output2
1	2.305	0.01	0.408	0.352	0.068	0.7
2	2.132	0.081	0.385	0.38	0.25	0.555
3	2.08	0.01	0.354	0.3	0.079	0.66
4	2.841	0.081	0.385	0.38	0.231	0.58
5	2.745	0.141	0.46	0.28	0.239	0.505
6	1.849	0.01	0.37	0.504	0.188	0.61
7	1.689	0.077	0.39	0.47	0.26	0.505
8	2.24	0.067	0.33	0.5	0.271	0.515
9	2.5	0.095	0.37	0.508	0.19	0.565
10	1.987	0.108	0.39	0.5	0.267	0.46
11	1.576	0.01	0.332	0.61	0.238	0.555
12	1.2	0.163	0.49	0.56	0.149	0.41
13	2.192	0.088	0.34	0.58	0.101	0.43
14	1.098	0.01	0.25	0.74	0.267	0.42
15	0.994	0.09	0.42	0.7	0.148	0.385
16	0.989	0.136	0.44	0.7	0.152	0.317

Рис. 3.8 Множина альтернатив (аналогів) промислового радіального вентилятора

NR	rashod	oboroti	KPO	stepenghatsiya	stepen_szhatsiya
1	1.093	41534	0.734448777800798	4.2738258258003	
2	1.0924	41550	0.735700206834078	4.29046089631915	
3	1.2472	43840	0.739021981400251	4.83339815629125	
4	1.3542	45332	0.74429366543299	5.4350588568066	
5	1.4802	46487	0.74629912027234	5.85372899550118	
6	1.5413	47818	0.74829912027234	6.38920512569547	
7	1.7001	49863	0.752503888934851	7.21003162471056	
8	1.8247	51445	0.750800027674437	7.90129476753473	
9	1.0856	41554	0.741080767416954	4.34306410921218	
10	1.2388	43887	0.747243515894155	5.03424365637302	
11	1.3483	45361	0.749799077054262	5.5076896486938	
12	1.4364	46596	0.7538432750274658	5.98769974214435	
13	1.5231	47822	0.758332817822695	6.50880162430406	
14	1.6078	49004	0.762945068591833	7.0279547919929	
15	1.0756	41565	0.748031685417891	4.41280622781324	
16	1.2244	43973	0.75798926954484	5.17627782238126	
17	1.3098	45255	0.764064817844629	5.64472370026112	
18	1.4045	46664	0.767931558221579	6.20758959580883	
19	1.482	47840	0.769934538626671	6.70861691189408	
20	1.5647	49044	0.771924180835486	7.22251360682249	
21	1.064	41604	0.7550046864748	4.4915102523269	
22	1.1988	43959	0.765165394562483	5.2565553298838	
23	1.2783	45211	0.770080500847101	5.71355797660947	
24	1.374	46653	0.771422143620253	6.27613112044893	
25	1.4464	47780	0.770595575781584	6.79991171298027	
26	1.5234	48889	0.770549974279165	7.19882143509984	
27	1.0324	41632	0.763834907579422	4.58787261409163	
28	1.1551	43872	0.767056181007624	5.27083579016328	
29	1.2475	45381	0.769724052596092	5.8056954648523	
30	1.3182	46510	0.768008791786432	6.23502270189534	

Рис. 3.9 Результати робастної апроксимації напірних характеристик БОК за допомогою РБМ

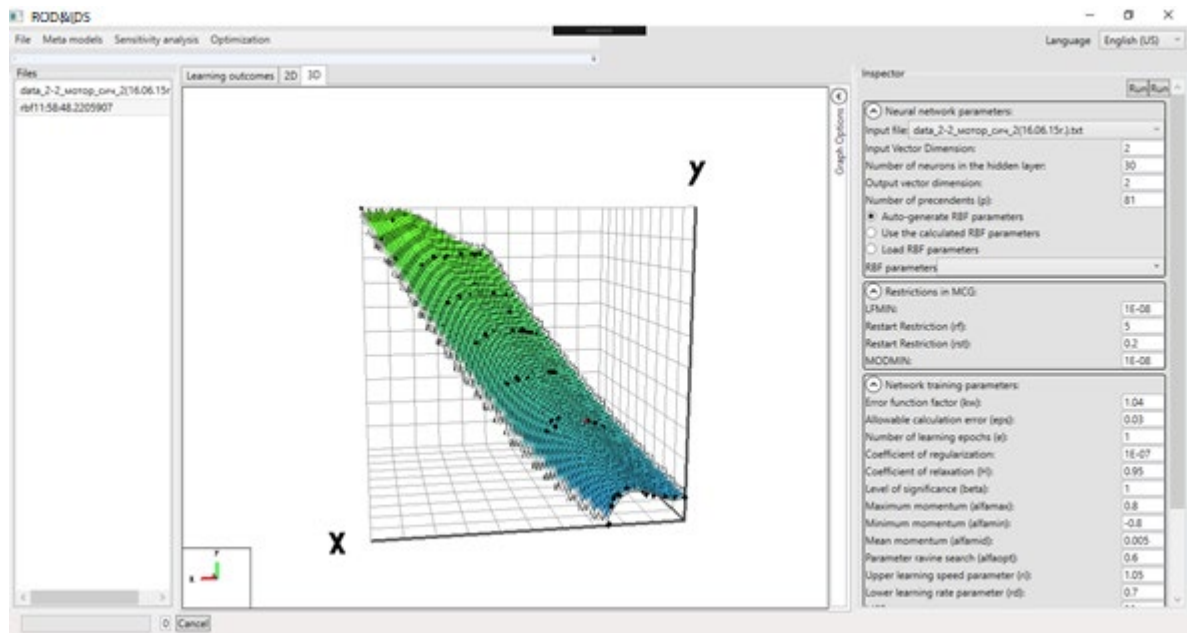


Рис. 3.10 Візуалізація результатів робастної апроксимації напірних характеристик БОК

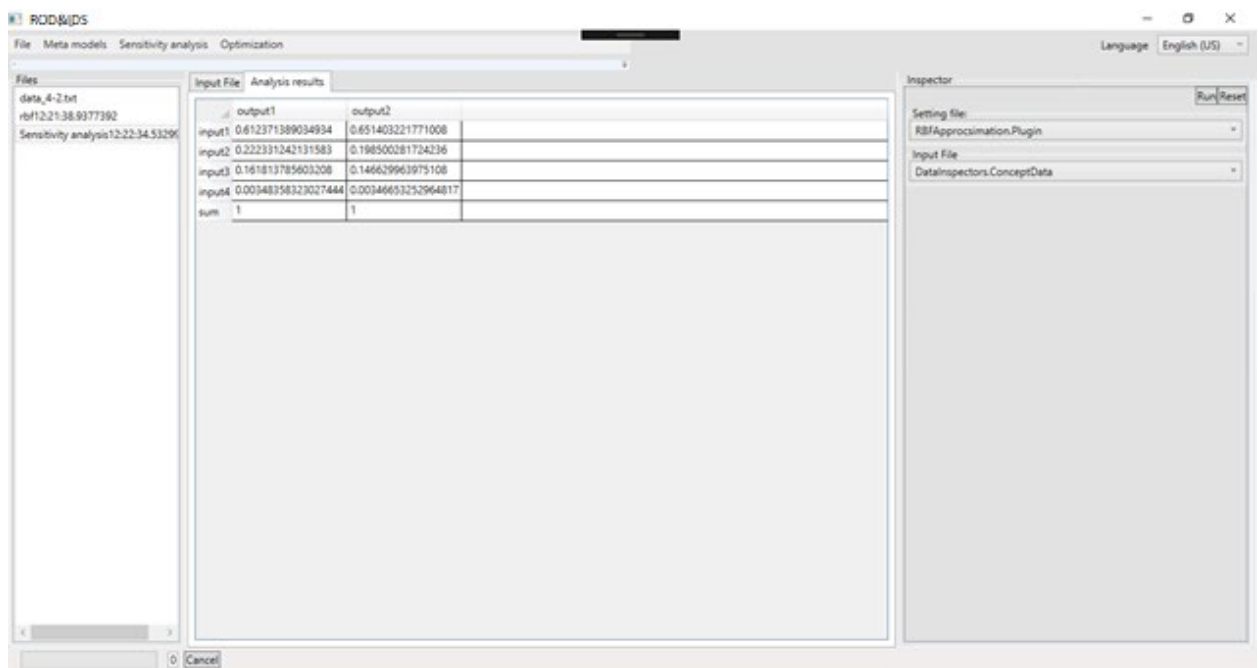


Рис. 3.11 Результати оцінювання інформативності (значущості) змінних нейромережових моделей, які використовуються для розрахунку аеродинамічних характеристик прототипу промислового радіального вентилятора (варіант 5)

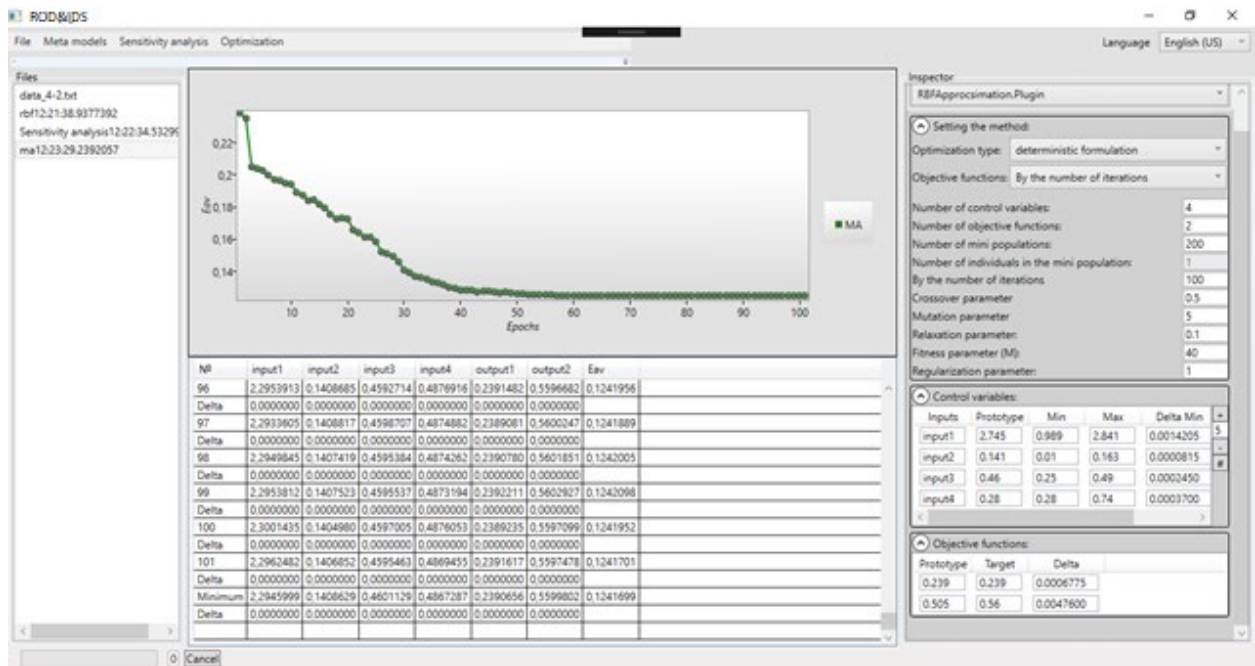


Рис. 3.12 Приклад розв'язання задачі оптимального проектування промислового радіального вентилятора у детермінованому формулюванні

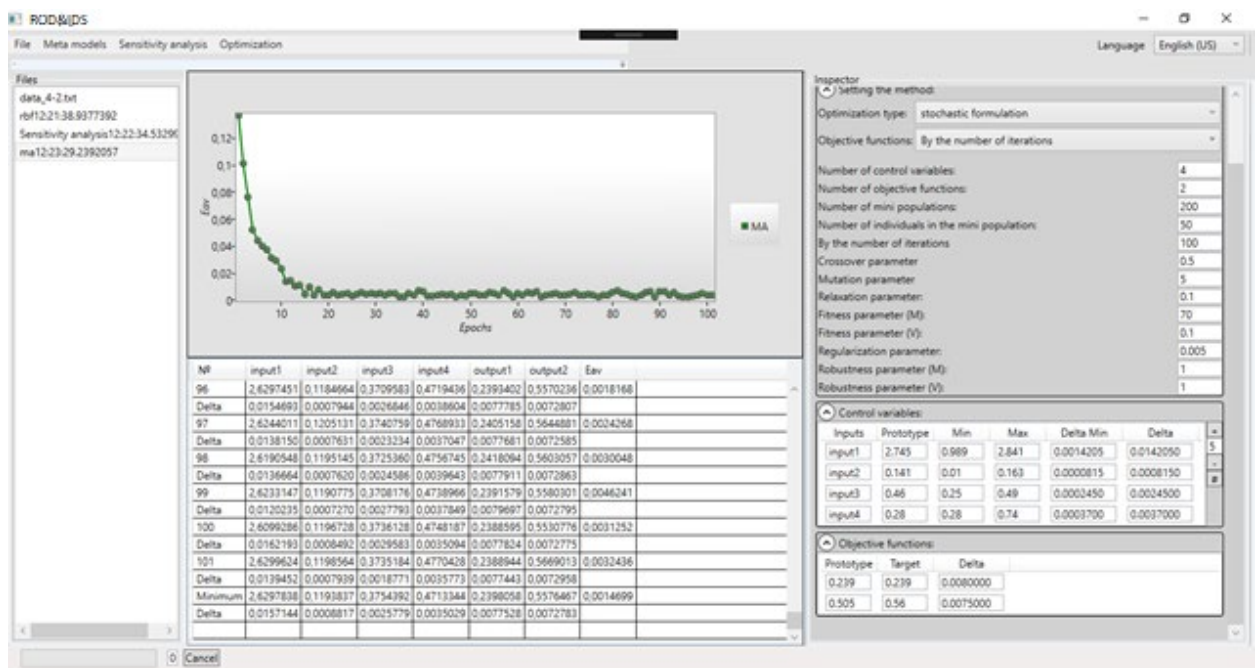


Рис. 3.13 Приклад розв'язання задачі оптимального проектування промислового радіального вентилятора у стохастичному формулюванні

Висновки до розділу 3

Розроблено комп'ютерну систему підтримки прийняття рішень «ROD&IDS», що орієнтована на широке коло користувачів. За її допомогою можуть бути отримані розв'язання таких практичних задач.

Задачі робастного оптимального проектування, які виникають під час:

- робастного багатокритеріального оптимального проектування виробів в умовах невизначеності на основі дискретних даних про аналоги;
- управління якістю виробництва – для зниження відсотка дефектів продукції, що випускається (Design for Six Sigma);
- управління запасами у задачах логістики – вибір оптимальної програми випуску продукції, використання ресурсів.

У світі існує лише декілька програмних комплексів, які надають можливість розв'язання перерахованих вище задач, наприклад: «Dakota, A Multilevel Parallel Object-Oriented Framework for Design Optimization, Parameter Estimation, Uncertainty Quantification, and Sensitivity Analysis», «IOSO Technology, Robust design optimization», «ESTECO, modeFRONTIER», «Dassault Systems, Isight and Fiper», «DYNARDO, optiSLang», «NUMECA International, FineDesign3D», «Concepts NREC's, Agile Engineering Design System». До їх недоліків слід віднести високу вартість, а також відсутність можливості отримання розв'язків багатокритеріальних задач стохастичної оптимізації у MV-постановці – прямої задачі розрахунку конструкторських розмірних мереж: за заданим значенням математичних сподівань і довірчих інтервалів величин критеріїв вибору рішень (цільових функцій) або фазовими змінними систем (підсистем) або процесів, що розглядаються, знаходяться математичні сподівання і довірчі інтервали величин керуючих змінних підсистем (функціональних елементів).

Результати досліджень даного розділу наведено в публікаціях здобувача:
[68–76]

РОЗДІЛ 4

ВИКОРИСТАННЯ МАТЕМАТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ, ОБЧИСЛЮВАЛЬНИХ МЕТОДІВ І КСППР ПРИ ВДОСКОНАЛЕННЯ ЕЛЕМЕНТІВ ТУРБОРЕАКТИВНИХ ДВИГУНІВ

Описані результати практичної перевірки достовірності запропонованих математичних моделей, методів і можливості застосування КСППР, на їх основі, при розв'язанні БЗСО зі змішаними умовами для авіаційних двигунів, на прикладі: ТРДД, радіального вентилятора із загнутими назад лопатками робочого колеса і визначення закону регулювання спрямляючими апаратами БОК ТРД.

Однією з актуальних проблем при створенні об'єктів нової техніки є проблема зниження витрат на доведення і при експлуатації систем і процесів. Вирішення цієї технічної проблеми можливо за рахунок впровадження в практику методів робастного оптимального проектування та інтелектуального діагностування систем і процесів. При розробці останніх виникають математичні проблеми: оцінювання невизначеностей, структуризація регуляризованих алгоритмів і висока обчислювальна складність методів синтезу квазірішення практичних завдань в умовах невизначеності.

При серійному виробництві об'єктів нової техніки потрібно враховувати узгоджене безліч проектних параметрів елементів систем, а також питання міцності, що в сукупності є основою для формування технологічних процесів виготовлення. В даний час відсоток технологічного браку становить близько 5% для кожних 100 виробів, а при перевірці по власних частотах лопаток – до 20%. Якість розрахунків в цій області безпосередньо відбивається на якості виготовлення і функціонування елементів і систем в цілому.

В сучасних газотурбінних двигунах і установках для здійснення процесу стиснення використовуються в основному багатоступінчасті осьові компресори. Це обумовлено можливістю отримання з їх застосуванням високих значень

коефіцієнта корисної дії і ступеня стиснення в досить широкому діапазоні стійких режимів роботи по витраті.

На етапі концептуального проектування [77–93] багатоступінчастого осьового компресора, що включає формування технічної пропозиції і розробку ескізного проекту, розробник стикається з необхідністю формулювання і рішення задач проектування, які самі по собі належать до класу обернених задач. Основними ознаками, що характеризують завдання проектування БОК, є: висока розмірність вхідних даних, істотна нелінійність використовуваних математичних моделей, багатокритеріальність, наявність безлічі нелінійних обмежень на керуючі (шукані) і фазові змінні. Ці ознаки дозволяють віднести такого роду завдання до завдань трансобчислювальної складності. Істотне зниження обчислювальних ресурсів, необхідних для вирішення завдань проектування, може бути досягнуто за рахунок відомих в системному аналізі процедур декомпозиції вихідної задачі на підзадачі і агрегації змінних. Застосування цих процедур дозволяє здійснити декомпозицію загальної задачі на ряд взаємопов'язаних підзадач з розмірністю на багато нижче, ніж розмірність спільної справи.

Основними конструктивними параметрами [77–93] елементарної шаблї БОК є (рис. 4.1):

- діаметр втулки D_0 , середній діаметр $D_{ср}$ і діаметр корпусу D_M для кожного вінця j -тій сходинці, $j = 1 \dots J$;
- осьові протяжності РК і НА ступені – ;
- кутова швидкість обертання – $\omega = \pi n / 30$.

Передбачається, що в межлопатковому каналі кожного вінця реалізується течія уздовж поверхонь струму $\{S'_m\}$, $m = 1 \dots M$. Які близькі за формою поверхонь обертання. Аналіз термодинамічних і кінематичних параметрів зазвичай проводять в так званих контрольних перетинах, які представлені прямими в меридіанному перетині, що проходять через вхідні і вихідні кромки вінців.

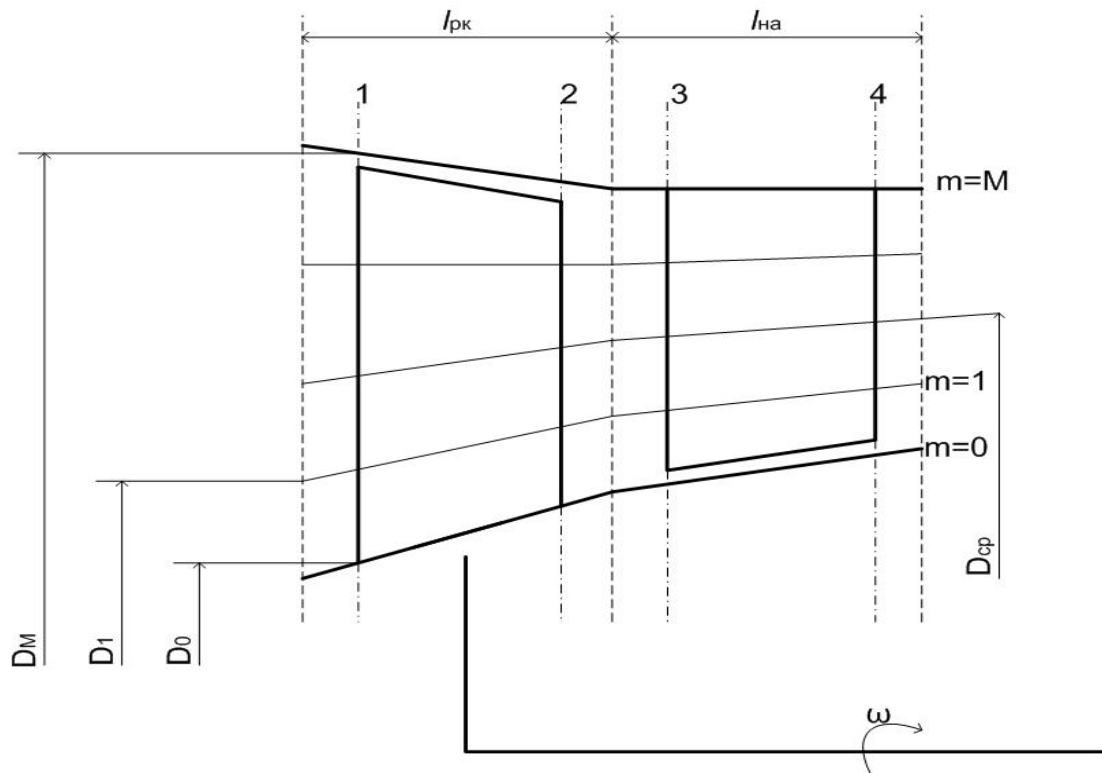


Рис. 4.1 Схема проточної частини ступені осьового компресора

Процес стиснення в міжлопаткових каналах ступені компресора зазвичай прийнято представляти у формі $i-s$ – діаграми (рис 4.2).

Згідно з цим поданням питома робота, що витрачається на стиснення, може бути визначена за формулою: $L^* = \frac{k}{k-1} R(T_2^* - T_1^*)$; питома ізоентропічна робота

стиснення $-L^* = \frac{k}{k-1} R(T_2^* - T_1^*)$; ізоентропічний коефіцієнт корисної дії $-\eta_s^* = L_s^* / L^*$

. Теоретичний напір (питома теоретична робота, що витрачається на стиснення) визначається відповідно до рівняння Ейлера для турбомашин $-H_T = c_{2u} u_2 - c_{1u} u_1$.

Між теоретичним напором і питомою роботою, що витрачається на стиснення, використовується зв'язок $-L^* = \mu_H H_T$. Для практичних розрахунків широко використовуються так звані коефіцієнти теоретичного напору $-H_T^\circ = H_T / u_{1M}^2$ і

витраченого напору $-H_z^\circ = L^* / u_{1M}^2$. Слід мати на увазі, що в БОК: $L_k^* = \sum_{j=1}^J L_j^*$;

$$\pi_k^* = \prod_{j=1}^J \pi_j^*.$$

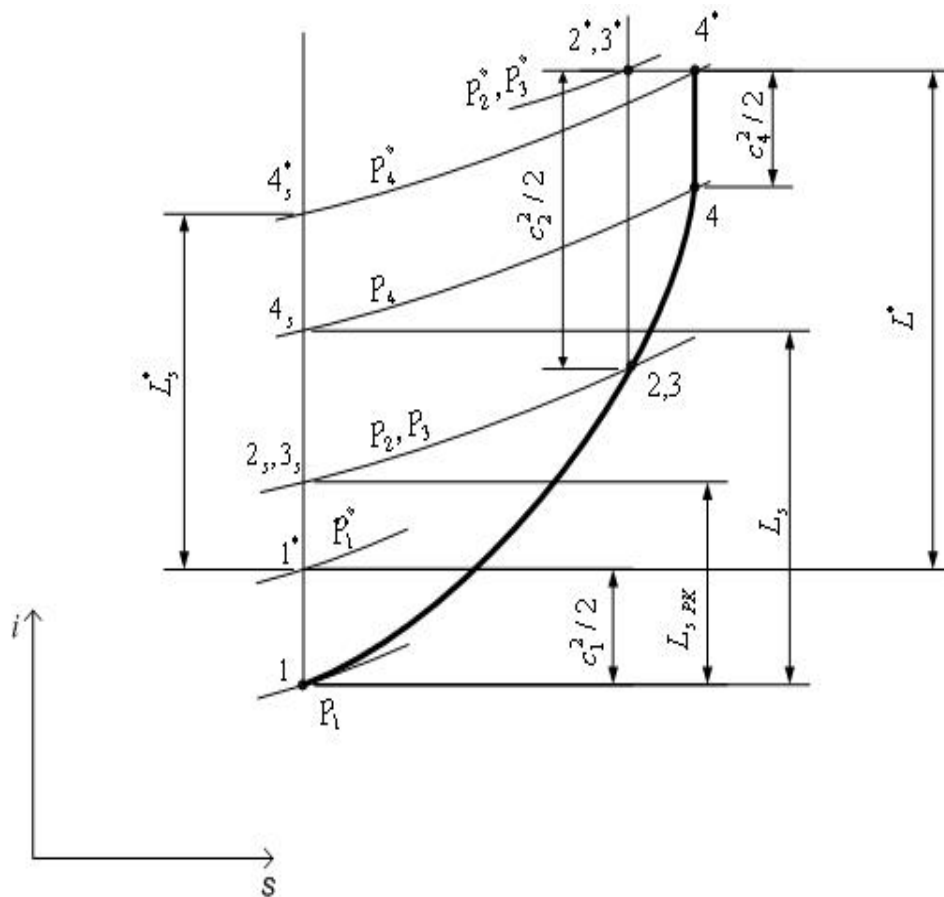


Рис. 4.2 $i-s$ – діаграма процесу стиснення в міжлопаткових каналах ступені компресору

Важливим параметром, що визначає розподіл роботи стиснення між РК і СА, є ступінь реактивності щаблі – $\rho_{cm} = \frac{L_{sPK}}{L_s} = \frac{i_{2s} - i_1}{i_{4s} - i_1}$. На практиці

використовується так звана кінематична ступінь реактивності, що визначає частку динамічного напору в РК щодо загального теоретичного напору ступеня

$$-\rho_{cm} = \frac{(w_1^2 - w_2^2) + (u_2^2 - u_1^2)}{2H_T} = |c_{1a} = c_{2a}; u_1 = u_2 = u| = 1 - \frac{c_{1u}}{u} - 0.5 \left(\frac{u_{1M}}{u} \right)^2 H_T^\circ.$$

Введення кінематичного ступеня реактивності дозволяє агрегувати частину фазових змінних в новий комплекс, тим самим – знизити число контрольних (визначаються) змінних в завданні проектування.

Схема течії на поверхні струму (S') в ступені осьового компресора і трикутники швидкостей на основі загальноприйнятих умовних позначень основних геометричних параметрів і кінематичних змінних представлена на

рис. 4.3. Кути напрямку потоку відраховуються від фронту решітки – ліній, що з'єднують кромки (вхідні або вихідні) решіток на поверхнях струму. В даному випадку закрутку на вході в РК формують вхідний направляючий апарат (ЗСА). Основне підведення механічної енергії до газу здійснюється в РК. Гальмування потоку з перетворенням кінетичної енергії в енергію тиску здійснюється в СА.

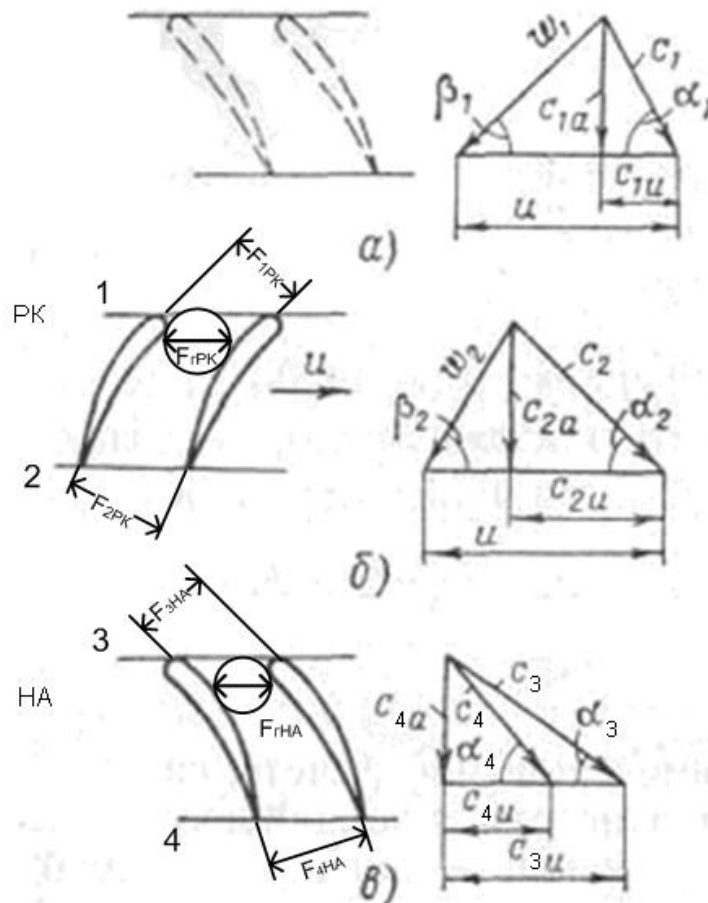


Рис. 4.3 Схема течії на поверхні струму S' в ступені осьового компресора і трикутники швидкостей

Зазвичай решітку профілів в перерізі на поверхні струму S'_m для обраного вінця можна уявити вектором $\vec{q}_f$ ($\vec{q}_f \in Q_f$), Проекціями якого є основні геометричні параметри решітки та параметри, що задають f – сімейство профілів в перетині S'_m вінця. Уявімо вектор $\vec{q}_f$ у вигляді – $\vec{q}_f = (\vec{q}_{fc}, \vec{q}_{fpr})$, де $\vec{q}_{fc} = [b^\circ, \beta_{1c}, \beta_{2c}, \varepsilon, \nu]^T$ – вектор, проекціями якого є основні геометричні параметри

решітки (рис. 4.4); $\vec{q}_{fpr} = [r_{1кр}^\circ, r_{2кр}^\circ, x_c^\circ, c_m^\circ, x_f^\circ, f_m^\circ, \chi_1, \chi_2, \dots]^T$ – вектор, проекціями якого є основні геометричні параметри, що задають f – сімейство профілів в перетині S'_m вінця (рис. 4.5).

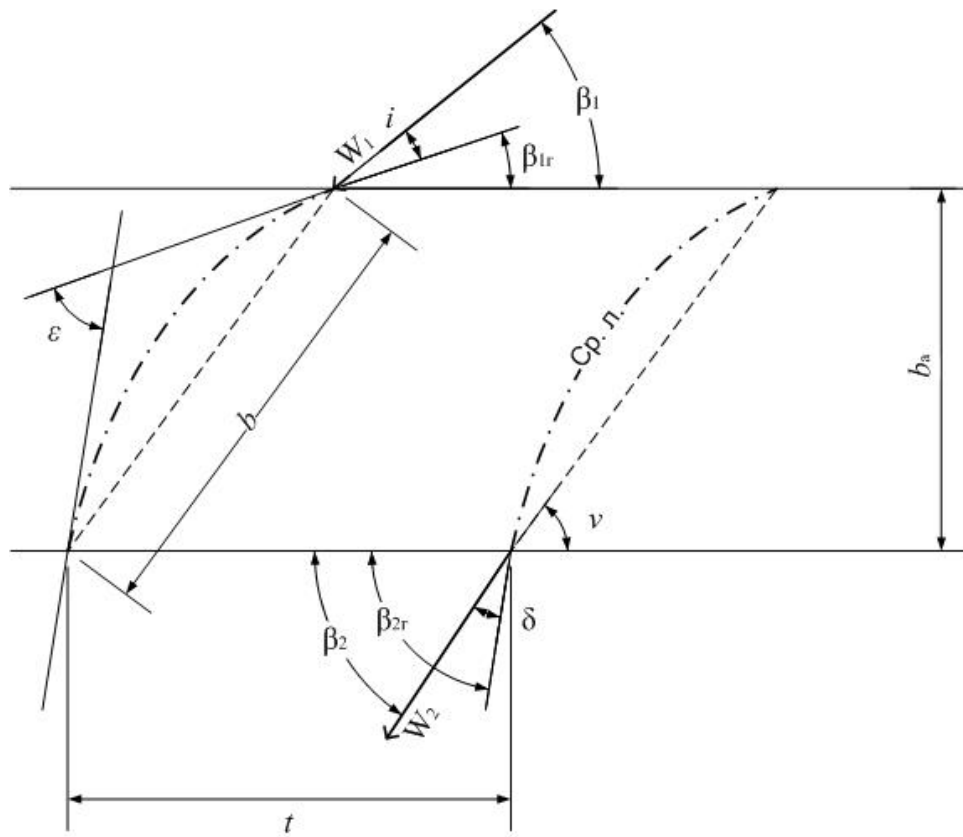


Рис. 4.4 Розрахункова схема для визначення основних геометричних параметрів решітки профілів

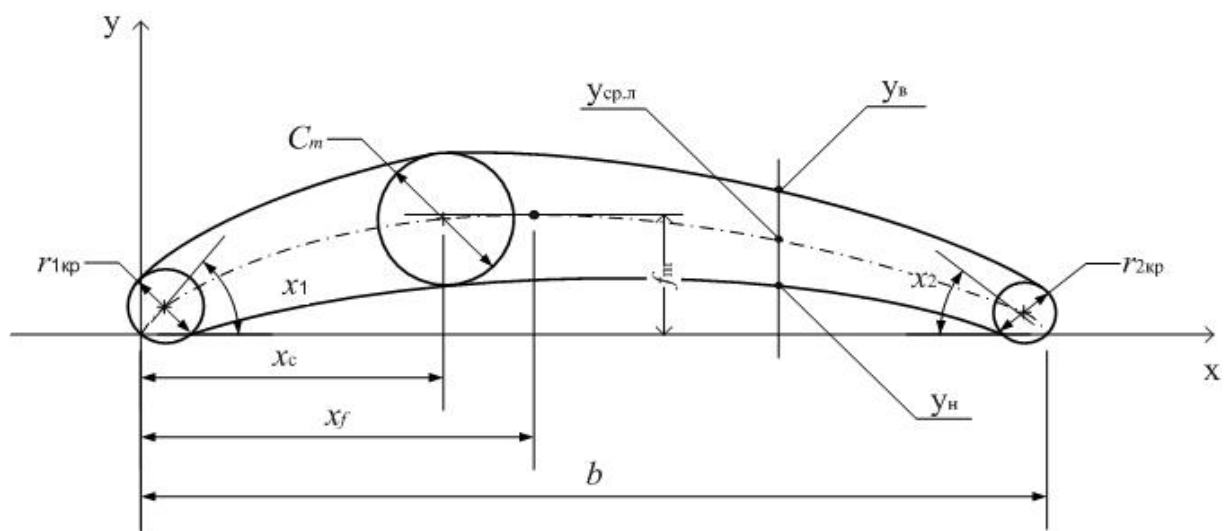


Рис. 4.5 Подання профілю в хордовій системі координат

Загальні положення теорії турбомашин, постановки, а також методи, алгоритми і доведені до практичного використання методики розв'язання прямих задач і завдань проектування викладені докладно в роботах [49–65]. Згідно з цими роботами загальну вихідну математичну модель течії в БОК можна представити у вигляді декількох, пов'язаних вхідними даними, моделей (рис. 4.6):

- геометрії вінців;
- течії в міжлопаткових каналах вінців.

Нехай вектор $\vec{I} = [T^*, P^*, G_{ep}, D_\epsilon, n, (c_{1a})_\epsilon, (c_{1a})_\kappa]^T$, безліч $\Pi = (\Pi', \Pi'')$, де $\Pi' = \{(\vec{q}_f)_{jm}\}$, $\Pi'' = \{(D_0, D_M, l_{PK}, l_{HA})_j\}$, вектор $\vec{\Phi} = [\pi_{kp}^*, \eta_{sp}^*]^T$. Проекціями вектора $\vec{I}$ є вхідні параметри, що визначають умови роботи БОК. Проекціями вектора $\vec{\Phi}$ є критерії якості роботи БОК. Проекціями вектора $\vec{q}_f$ ($\vec{q}_f \in Q_f$) є основні геометричні параметри решітки (див. рис. 4.4) і геометричні параметри, що задають f-сімейство профілів, в перетинах $\{S'_m\}$ по радіусу вінців (див. рис. 4.5). Уявімо вектор $\vec{q}_f$ у вигляді $\vec{q}_f = (\vec{q}_{fc}, \vec{q}_{fpr})$, де $\vec{q}_{fc} = [b^\circ, \beta_{1c}, \beta_{2c}, \varepsilon, \nu]^T$ – вектор, проекціями якого є основні геометричні параметри решітки (див. рис. 1.4); $\vec{q}_{fpr} = [r_{1kp}^\circ, r_{2kp}^\circ, x_c^\circ, c_m^\circ, x_f^\circ, f_m^\circ, \chi_1, \chi_2, \dots]^T$ – вектор, проекціями якого є основні геометричні параметри, що задають f-сімейство профілів, в перетинах $\{S'_m\}$ по радіусу вінця (див. рис. 4.5).

Пряму задачу теорії турбомашин – розрахунок вектору $\vec{\Phi}$ при заданих значеннях компонентів вектору $\vec{I}$ і елементів безлічі $\Pi = (\Pi', \Pi'')$ можна уявити як відображення: $A: (\Pi, \vec{I}) \rightarrow \vec{\Phi}$.

На практиці широко використовуються ефективні методи розв'язання прямих задач теорії турбомашин, засновані на застосуванні відомих в системному аналізі процедур декомпозиції загальної задачі на підзадачі і агрегації змінних. Застосування цих процедур дозволяє здійснити декомпозицію загальної задачі на ряд взаємопов'язаних підзадач з розмірністю на багато нижче, ніж розмірність спільної справи. Наприклад, відповідно до підходу,

запропонованого С. Н. Wu, вихідна математична модель течії в міжлопатковому каналі вінця турбомашини може бути представлена у формі трьох взаємопов'язаних моделей: моделі течії на міжлопатковій поверхні струму S , моделі течії на поверхні обертання S' в шарі змінної товщини.

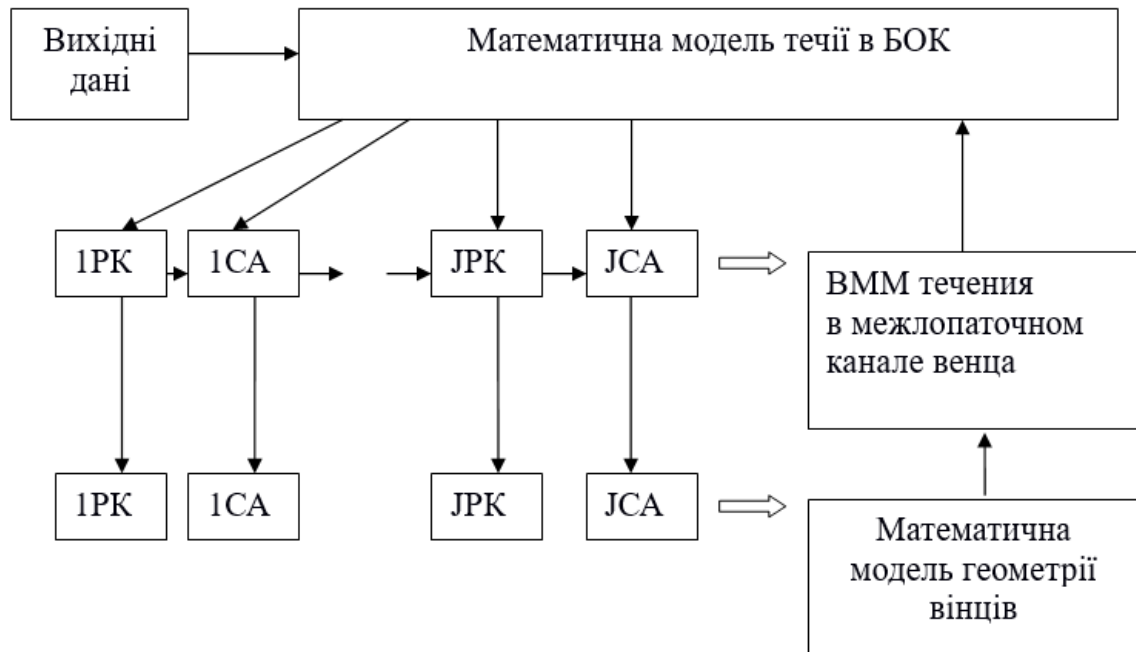


Рис. 4.6 Структура ВММ течії в БОК

Відповідно до широко застосовуваного на практиці для чисельного рішення задач газової динаміки метода розщеплення представимо пряме відображення: $A: (\Pi, \vec{I}) \rightarrow \vec{\Phi}$ у вигляді твору операторів $A = A_1 A_2 A_3$. Введемо параметризацію рішень на кожному кроці розщеплення: $\Phi_1 = \{(c_{1a}, H_z^\circ, \rho_{cm})_j\}$, $\Phi_2 = \{(\pi^*, c_{1u}^\circ, b^\circ)_{jm}\}$, $\Phi_3 = (\Pi, \vec{I})$.

Тоді загальну пряму задачу теорії турбомашин можна представити у вигляді взаємопов'язаних прямих підзадач виду: $A_3: \Phi_3 \rightarrow \Phi_2$; $A_2: (\Pi, \vec{I}, \Phi_2) \rightarrow \Phi_1$; $A_1: (\Pi, \vec{I}, \Phi_1) \rightarrow \vec{\Phi}$.

Задачі проектування (модифікації) БОК відносяться до класу варіаційних (зворотних крайових) завдань аеродинаміки турбомашин. Рішенням варіаційної (зворотної крайової) задачі аеродинаміки турбомашин є шукані (контрольні

змінні) розподілу кінематичних параметрів потоку уздовж проточної частини і забезпечує їх геометрія функціональних елементів – вінців БОК. В силу необхідності введення різного роду обмежень, рішення варіаційної (зворотної крайової) задачі аеродинаміки турбомашин необхідно буде вибирати на безлічі допустимих рішень (безлічі коректності). У цьому сенсі рішення задачі проектування є завжди квазірішення варіаційної (зворотної крайової) завдання аеродинаміки турбомашин.

Зворотну задачу теорії турбомашин можна уявити як зворотне відображення: $A^{-1} : (\vec{\Phi}, \vec{I}) \rightarrow \Pi$. Це завдання в тривимірній постановці відноситься до завдань трансобчислювальної складності і на існуючому рівні розвитку обчислювальної техніки вирішена бути не може. На практиці широко використовуються ефективні методи розв'язання обернених задач теорії турбомашин, засновані на застосуванні процедур декомпозиції загальної задачі на підзадачі і агрегації змінних.

Згідно введеної раніше для прямої задачі: схемою розщеплення, параметризації уявлення рішень підзадач і подальшої їх агрегації методологія розв'язання оберненої задачі може бути представлена у вигляді послідовності взаємопов'язаних зворотних і оптимізаційних задач: $A_1^{-1} : (\vec{\Phi}, \vec{I}) \rightarrow \Phi'_1$, де $\Phi'_1 = (\Phi_1, \Pi'')$; $A_2^{-1} : (\Phi'_1, \vec{I}) \rightarrow \Phi_2$; $A_3^{-1} : (\Phi_2, \vec{I}) \rightarrow \Pi'$, де A_1^{-1} – оператор, відповідний завданню вибору розподілу кінематичних параметрів уздовж тракту БОК; A_2^{-1} – оператор, відповідний завданню вибору радіального розподілу кінематичних параметрів в міжвінцевих проміжках ступенів БОК; A_3^{-1} – оператор, відповідний завданню профілювання лопаток ступенів. Слід зазначити, що обрана параметризація є ефективною, оскільки її введення дозволяє істотно зменшити розмірність розглянутих підзадач.

Основними вхідними параметрами для вирішення завдання вибору розподілу кінематичних параметрів уздовж тракту БОК є:

- газодинамічні параметри потоку на вході в БОК: T_{ϵ}^* , P_{ϵ}^* ($T_{\epsilon, np}^*$, $P_{\epsilon, np}^*$);

– інтегральні параметри БОК: G_{ep} , π_{kp}^* і η_{sp}^* , які обрані на основі аналізу ефективності установки в цілому;

– зовнішній діаметр компресора на вході D1 в, частота обертання ротора n , а також значення осьових складових абсолютних швидкостей потоку на вході і на виході БОК – $(c_{1a})_e, (c_{1a})_k$.

Додатково задаються, виходячи з попереднього досвіду створення прототипів і аналога, розподілу уздовж тракту наступних вхідних параметрів: ізоентропічного коефіцієнта корисної дії ступенів $\{\eta_{sj}^*\}$, коефіцієнта відновлення повного тиску в СА $\{\sigma_j^*\}$, коефіцієнта запасу по витраті $\{\mu_{Gj}\}$ і коефіцієнта зменшення теоретичного напору $\{\mu_{Hj}\}$, $J = 1 \dots J$.

В якості контрольних змінних обраний розподіл уздовж тракту БОК наступних величин:

- коефіцієнт витраченого напору – $\{H_{zj}^\circ\}$;
- осьової складової швидкості $\{(c_{1a})_j\}$,
- ступеня реактивності ступенів $\{\rho_{cmj}\}$;
- зовнішнього діаметра і осьової протяжності вінців $\{(D_{1M}, l_{PK}, l_{HA})_j\}$.

Обрана параметризація є ефективною, оскільки її застосування дозволяє істотно знизити розмірність завдання.

В якості фазових змінних, в якості вхідних параметрів, обраний розподіл уздовж тракту БОК:

- температури $\{T_j^*\}$ і ступеня підвищення тиску в ступені $\{\pi_j^*\}$;
- основних геометричних розмірів і форми проточної частини $\{(D_0, D_{cp})_j\}$;
- кінематичних параметрів по середньому радіусу БОК: $\{(c_{1a}^\circ, c_{1u}^\circ, \lambda_{w1}, \beta_1, \beta_2, c_{2a}^\circ, c_{2u}^\circ, c_{3a}^\circ, c_{3u}^\circ, \lambda_{c3}, \alpha_3, \alpha_4, c_{4u}^\circ)_j\}$, де $(c_a^\circ)_j = (c_a)_j / (u_{1M})_j, (c_u^\circ)_j = (c_u)_j / (u_{1M})_j$;

– основних параметрів решіток на середньому радіусі – числа лопаток, густоти решітки та подовження лопаток: $\{(z_{PK}, b_{PK}^{\circ}, h_{PK}^{\circ}, z_{HA}, b_{HA}^{\circ}, h_{HA}^{\circ})_j\}$.

В якості обмежень на вхідні параметри, контрольні та фазові змінні звичайно задаються наступні:

– величина швидкості на периферії ротора на вході в кожну щабель повинна бути обмежена (з міркувань міцності) – $(u_{1K})_j < 450 \text{ м/с}$, де $u_{1M} = \pi D_{1M} n / 60$;

– ізоентропичний коефіцієнт корисної дії ступені – $\eta_{sj}^* \in [0.86...0.92]$;

– коефіцієнт витраченого напору – $H_{zj}^{\circ} \in [0.15...0.45]$, де $H_{zj}^{\circ} = L_j / (u_{1M})_j^2$;

– ступінь підвищення тиску – $\pi_j^* \in [1.15...1.60]$;

– коефіцієнт відновлення повного тиску в СА – $\sigma_j^* \in [0.984...0.992]$;

– коефіцієнт витрати – $(c_{1a}^{\circ})_j \in [0.4...0.8]$;

– ступінь реактивності ступенів – $\rho_{cmj} \in [0.50...0.75]$;

– наведена швидкість потоку на вході в відносному русі – $(\lambda_{w1})_j < 0.85$, де $(\lambda_{w1})_j = (w_1 / a_{1kp})_j$, а величина a_{kp} тут визначається по загальмованим параметрам потоку у відносному русі;

– кут потоку на вході в РК – $\beta_{1j} > 25$;

– наведена швидкість потоку на вході в абсолютному русі – $(\lambda_{c3})_j < 0.85$, де $(\lambda_{c3})_j = (c_3 / a_{3kp}^*)_j$, а величина a_{kp}^* – тут визначається по загальмованим параметрам потоку в абсолютному русі;

– кут потоку на вході в СА – $\alpha_{3j} > 25$;

– густота решіток РК і СА – $b_j^0 \in [0.8...1.5]$, де $b_j^0 = (b/t)_j$;

– подовження лопаток РК і СА – $h_j^{\circ} \in [0.8...3.5]$, де $h_j^{\circ} = (h/b)_j$.

Таким чином, необхідно знайти розподілу уздовж тракту БОК коефіцієнта витраченого напору – $\{H_{zj}^{\circ}\}$, осьової складової швидкості $\{(c_{1a})_j\}$, ступеня

реактивності ступенів $\{\rho_{\text{стj}}\}$, а також вибрати основні геометричні розміри і форму проточної частини БОК при описаних вище обмеженнях таким чином, щоб отримати з прийнятою точністю ε задані критерії якості рішення – інтегральні параметри БОК на розрахунковому режимі – $abs(\Delta G_{\varepsilon}^{\circ}) < \varepsilon$, $abs(\Delta \pi_k^{\circ}) < \varepsilon$, $abs(\Delta \eta_s^{\circ}) < \varepsilon$, де $\Delta G_{\varepsilon}^{\circ} = (G_{\varepsilon}^* - G_{\varepsilon p}^*) / G_{\varepsilon p}^*$, $\Delta \pi_k^{\circ} = (\pi_k^* - \pi_{kp}^*) / \pi_{kp}^*$, $\Delta \eta_k^{\circ} = (\eta_s^* - \eta_{sp}^*) / \eta_{sp}^*$.

Вхідними параметрами для вирішення завдання вибору радіального розподілу кінематичних параметрів в міжвінцевих проміжках ступенів БОК є дані, отримані з рішення попередньої задачі:

1. основні геометричні параметри, що визначають форму і розміри вінців і проточної частини БОК – $\{(l_{PK}, l_{HA})_j\}$, $\{(D_M, D_{cp}, D_0)_j\}$;
2. геометричні параметри решіток профілів в перетинах вінців на середньому радіусі – $\{(z_{PK}, b_{PK}^{\circ}, h_{PK}^{\circ}, z_{HA}, b_{HA}^{\circ}, h_{HA}^{\circ})_j\}$;
3. дані про термодинамічних і кінематичних параметрах потоку по середньому радіусу БОК – $\{(\pi^*, \eta_s^*, \sigma^*)_j\}$, $\{(c_{1u}^{\circ}, \lambda_{w1}, \beta_1, \beta_2, c_{2a}^{\circ}, c_{2u}^{\circ}, c_{3a}^{\circ}, c_{3u}^{\circ}, \lambda_{c3}, \alpha_3, \alpha_4, c_{4u}^{\circ})_j\}$.

Додатково задаються, виходячи з попереднього досвіду створення прототипів і аналога, розподілу уздовж радіуса на виході з кожного ступеня вхідних параметрів: відносної ізоентропічного коефіцієнта корисної дії $\{\eta_{sjm}^{\circ}\}$, для СА ступенів – відносного коефіцієнта відновлення повного тиску $\{\sigma_{jm}^{\circ}\}$, де $\eta_{sjm}^{\circ} = \eta_{sjm}^* / \eta_{sj}^* = \varphi_{j\eta}(r_{jm}^{\circ})$, $\sigma_{jm}^{\circ} = \sigma_{jm}^* / \sigma_j^* = \varphi_{j\sigma}(r_{jm}^{\circ})$, $r_m^{\circ} = (D_m - D_0) / (D_M - D_0)$ при $m = 1..M$, D_m – діаметр розглянутої поверхні обертання (струму).

В якості контрольних (визначаються) змінних обрані розподілу уздовж радіуса вінців наступних величин:

- відносної міри підвищення тиску в ступені – $\{\pi_{jm}^{\circ}\}$, де $\pi_{jm}^{\circ} = \pi_{jm}^* / \pi_j^* = \varphi_{j\pi}(r_{jm}^{\circ})$;

- коефіцієнта закрутки потоку на вході в щабель – $\{(c_{1u}^\circ)_{jm}\}$, де $(c_{1u}^\circ)_{jm} = (c_{1u})_{jm} / (u_{1k})_j = (c_{1u}^\circ)_j \cdot \varphi_{jc}(r_{jm}^\circ)$, $(c_{1u}^\circ)_j = (c_{1u})_j / (u_{1k})_j$;
- густоти решітки – $\{b_{jm}^\circ\}$, де $b_{jm}^\circ = b_{jm}^\circ \cdot \varphi_{jb}(r_{jm}^\circ)$.

Як фазових змінних в якості вхідних параметрів, обрані розподілу уздовж радіуса кінематичних параметрів в міжвінцевих проміжках ступенів БОК: $\{(c_{1a}^\circ, \lambda_{w1}, \beta_1, \beta_2, c_{2a}^\circ, c_{2u}^\circ, c_{3a}^\circ, c_{3u}^\circ, \lambda_{c3}, \alpha_3, \alpha_4, c_{4a}^\circ, c_{4u}^\circ)_{jm}\}$.

В якості обмежень на контрольні і фазові змінні звичайно задаються наступні:

- коефіцієнт витраченого напору – $(H_z^\circ)_{jm} \in [0.15...0.45]$;
- наведена швидкість потоку на вході в відносному русі – $(\lambda_{w1})_{jm} < 0.85$, де $(\lambda_{w1})_{jm} = (w_1 / a_{1kp})_{jm}$, а величина a_{1kp} визначається по загальмованим параметрам потоку у відносному русі;
- кут потоку на вході в РК – $(\beta_1)_{jm} > 25$;
- наведена швидкість потоку на вході в абсолютному русі – $(\lambda_{c3})_{jm} < 0.85$, де $(\lambda_{c3})_{jm} = (c_3 / a_{3kp}^*)_{jm}$, тут величина a_{3kp}^* визначається по загальмованим параметрам потоку в абсолютному русі;
- кут потоку на вході в СА – $(\alpha_3)_{jm} > 25$;
- густота решіток РК і СА – $b_{jm}^0 \in [0.8...2.2]$, де $b_{jm}^0 = (b/t)_{jm}$.

Таким чином, необхідно знайти радіальні розподілу в міжвінцевих проміжках ступенів БОК коефіцієнта закрутки потоку на вході в щабель – $\{(c_{1u}^\circ)_{jm}\}$, відносної міри підвищення тиску в ступені – $\{\pi_{jm}^\circ\}$, густоти решітки – $\{\pi_{jm}^\circ\}$ при описаних вище обмеженнях таким чином, щоб отримати з прийнятою точністю ε задані критерії якості – інтегральні параметри БОК на розрахунковому режимі: $abs(\Delta G_g^\circ) < \varepsilon$, $abs(\Delta \pi_k^\circ) < \varepsilon$, $abs(\Delta \eta_s^\circ) < \varepsilon$, де $\Delta G_g^\circ = (G_g^* - G_{gp}^*) / G_{gp}^*$, $\Delta \pi_k^\circ = (\pi_k^* - \pi_{kp}^*) / \pi_{kp}^*$, $\Delta \eta_s^\circ = (\eta_s^* - \eta_{sp}^*) / \eta_{sp}^*$.

4.1 Вирішення завдання формування вигляду багатоступеневого осевого компресора на основі формальних і вихідних математичних моделей

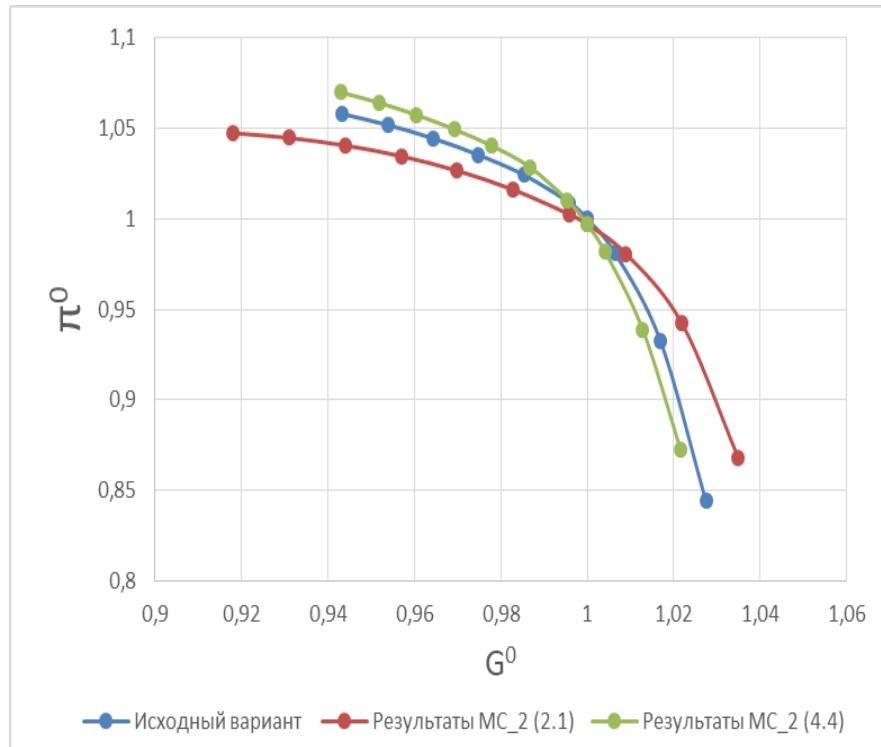
Для збільшення потужності БОК ТРДД з 8-ми до 10 МВт виконано аеродинамічне проектування двох осевих ступенів компресора. При розрахунку ступенів за параметрами на середньому радіусі використана програма Axial (Copyright © 1998–2017. Concepts NREC LLC).

Пошук максимуму ККД БОК проводився при зміні проточної частини на периферії (6 змінних), кутів установки (4 змінні), вхідних і вихідних геометричних кутів (8 змінних), густоти решіток профілів (4 змінні) для лопаткових вінців першого і другого ступенів. Для вхідного направляючого апарату змінювалася тільки проточна частина. Пробна вибірка сформована шляхом зміни радіуса проточної частини – в межах ± 2 мм, геометричних кутів вінців в межах ± 2 градуси, густоти лопаткових вінців в межах $\pm 5\%$. Для адекватного опису впливу варійованих параметрів на характеристику ступенів використана апроксимація напірних гілок від кордону зриву до кордону замикання. Розрахунок витрат повітря від зриву до замикання виконаний з використанням спеціального макросу програми Axial. Таким чином, було обрано таку кількість контрольованих змінних стану: геометричних параметрів – 22, режимних (витрата повітря) – 1, обсяг пробної вибірки склав 450 точок.

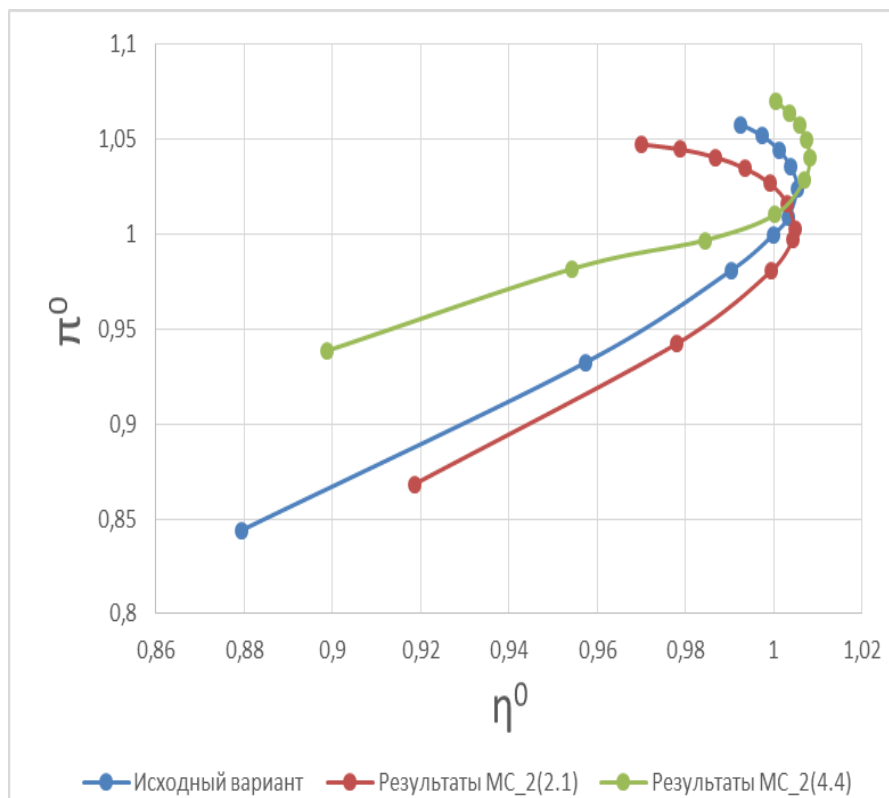
В якості цільових функцій при оптимізації були обрані:

- α_{out} – кут потоку на виході;
- π^* – ступінь підвищення повного тиску компресора на розрахунковій витраті повітря;
- η^* – адіабатичний ККД, який визначається за повними параметрами, на розрахунковій витраті повітря;
- π_{stall}^* – ступінь підвищення повного тиску на кордоні зриву;
- G_{choke} – витрата замикання;

– `formparameter` – параметр форми поверхні відгуку, що відповідає обраній цільовій функції на розрахунковому значенні витрати повітря.



а)



б)

Рис. 4.7 Характеристики прототипу і оптимальних варіантів компресорів:
(а) – залежність $[G^0, \pi^0]$, (б) – залежність $[\pi^0, \eta^0]$

В якості метамоделей розглянутих систем в подальшому використовувалися робастні нейромережеві моделі в формі радіально-базисних штучних нейронних мереж. Оптимізація проводилася на розрахунковій витраті повітря в детермінованому формулюванні. Результати розрахунків в детермінованому формулюванні представлені на рис. 4.7 і в табл. 4.1, де $G^\circ = G / G_{p,0}$, $\pi^\circ = \pi^* / \pi_{p,0}^*$, $\eta^\circ = \eta^* / \eta_{p,0}^*$, $\Delta\eta^* = \eta^* - \eta_{p,0}^*$ – зміна ККД в порівнянні з прототипом на розрахунковій витраті повітря, ΔK_y – запас стійкості.

Таблиця 4.1

Порівняння значень цільових функцій для варіантів компресорів

Величини / Варіанти	$\Delta\eta^*_p, \%$	$\Delta\eta^*_{\max}, \%$	$\Delta K_y, \%$
прототип	0	0.494	12.157
результати_МС_2 (v.2.1)	<u>0.406</u>	0.449	<u>14.444</u>
результати_МС_2 (v.4.4)	-1.448	<u>0.756</u>	<u>13.80</u>

Перше детерміноване формулювання завдання оптимізації обрано так, щоб забезпечити максимальний рівень ККД на розрахунковій витраті повітря при необхідному рівні ступеня підвищення повного тиску (результати_МС_2 (v.2.1)). Друге завдання оптимізації виконано з метою перевірки того, наскільки можна варіювати обмеженнями в задачі оптимізації (результати_МС_2 (v.4.4)) – отримати більший максимум ККД в поєднанні з більш крутим, ніж у прототипу, протіканням напірної гілки. Таким чином, на прикладі двоступеневого осьового компресору показано можливість отримання геометрії вінців, яка забезпечує ті вимоги, що пред'являє інженер-конструктор до характеристик компресора.

4.2 Оптимальне проектування радіального вентилятора з загнутими назад лопатками робочого колеса в умовах стохастичної природи вхідних даних

Розглянемо робастне оптимальне проектування радіального вентилятора з загнутими назад лопатками робочого колеса в умовах стохастичною природи вхідних даних. Вхідними даними є безліч альтернатив – 16 варіантів аналогів.

Задавалися значення геометричних параметрів вентилятора:

- густота решітки ($x_1 = \tau$);
- відносна увігнутість профілю ($x_2 = \bar{f}$);
- безрозмірна хорда профілю ($x_3 = \bar{l}$);
- безрозмірний діаметр входу решітки ($x_4 = \bar{D}_1$).

В якості критерію вибору рішень (цільових функцій) задавалися:

- безрозмірні параметри витрати ($f_1 = \bar{c}_{2r}^* = \frac{\varphi^*}{4\bar{b}_2}$);
- безрозмірні параметри повного тиску ($f_2 = 0.5\psi^* = \bar{c}_{2u}^* \cdot \eta_g$) для режиму

максимального ККД,

де $\bar{c}_{2r}^*$ – коефіцієнт витрат,

$\bar{c}_{2u}^*$ – відносна величина окружної складової абсолютної швидкості на виході;

φ^* – коефіцієнт продуктивності;

ψ^* – коефіцієнт повного тиску;

$\bar{b}_2$ – відносна ширина колеса на виході;

η_g – гідравлічний ККД робочого колеса.

В якості метамоделей розглянутих систем в подальшому використовувалися робастні нейромережеві моделі в формі радіально-базисних ШНС.

Загальні результати синтезу рішень задач модифікації в детермінованою і стохастичною (значення математичних очікувань і їх довірчих інтервалів) формулюваннях представлені в табл. 4.2.

Таблиця 4.2

Загальні результати обчислень

Вхідні дані	Прототип	Детерміноване формулювання	Стохастичне формулювання
x_1	2.7450 0.0142	2.2946	2.6298 0.0157
x_2	0.1410 0.0008	0.1409	0.1194 0.0009
x_3	0.4600 0.0024	0.4601	0.3754 0.0026
x_4	0.2800 0.0037	0.4867	0.4713 0.0035
f_1	0.2390 0.0120*	0.2391 0.0141*	0.2398 0.0078
f_2	0.5050 0.0115*	0.5600 0.0264*	0.5576 0.0073

* – результати розв’язання оберненої задачі розрахунку конструкторських розмірних ланцюгів

Дані прототипу – відомі номінальні значення і їх довірчі інтервали, які наведені в таблиці 2. Як бажаних критеріїв вибору рішень (цільових функцій) були прийняті номінальні значення і їх довірчі інтервали: параметр витрати $f_1 = 0.1900 \pm 0.0040$, Параметр повного тиску $f_2 = 0.6200 \pm 0.0114$.

На основі порівняння результатів обчислень можна сформулювати наступні висновки:

- максимальна відхилення номінальних значень шуканих величин, отриманих розв’язання задач в різних формулюваннях, досягає до 3–18%;

- оцінки шуканих величин, отримані в результаті розв’язання задачі модифікації в стохастичному формулюванні, є ефективними і стабільними (робастностними), тому що було досягнуто зниження довірчих інтервалів для критеріїв вибору рішень у 1.8–3.6 рази в порівнянні з результатами в

детермінованому формулюванні, при незначній зміні довірчих інтервалів для шуканих величин.

Таким чином, отримані результати розв'язання задачі робастного оптимального проектування радіального вентилятора з загнутими назад лопатками робочого колеса в умовах стохастичної природи вхідних даних.

4.3 Метод визначення закону регулювання поворотними напрямними апаратами багатоступеневого осьового компресора в умовах невизначеності вхідних даних

Будемо розглядати окремий випадок задач прийняття рішень – завдання реконструкції (модифікації).

Будемо характеризувати об'єкт, що підлягає реконструкції, різними групами параметрів: режимними і проектними P° , які задаються ОПР; фазовими змінними або змінними стану Φ° , що встановлюються в процесі розрахунків за заданим замикаючим співвідношенням; керуючими або регулюючими змінними U° , вибір яких визначається типом завдання.

Нехай $W_j^\circ = (w_{1j}^\circ, w_{2j}^\circ, \dots, w_{l_j}^\circ)$ – множина оцінок j -го проектного рішення за критеріями $W_j = (w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{l_j})$ на системі переваг G , сконструйованих у вигляді системи правил формування вектору U° ($U^\circ \in D_U$), де область $D_U \subset U$ – область допустимих управлінь. Тоді множина $V = \{v_j^\circ\}$, $v_j^\circ = (p_j^\circ, u_j^\circ, \phi_j^\circ, w_j^\circ)$, $j = 0 \dots J$ є множиною альтернатив.

Процедуру вибору раціональних проектних рішень реалізує відображення $F(V, G): V \rightarrow \hat{V}$, а результат її застосування – підмножина $\hat{V} \subseteq V$ раціональних альтернатив, які складають елементи, недомінуємих відносно критеріїв W° , що входять до системи переваг G .

Завдання реконструкції (модифікації) складної технічної системи математично формулюється таким чином: заданий прототип v_0° , Множина альтернатив $V = \{v_i^\circ\}$ і система переваг G . Потрібно знайти таке припустиме

керування $U^\circ(\Phi^\circ)$ ($U^\circ \in D_U$), яке перевело б систему із заданого стану v_0° в інший допустимий стан $\hat{v}^\circ \in \hat{V}$ в системі переваг G .

Розглянемо задачу вибору закону регулювання поворотними спрямляючими апаратами в БОК з метою забезпечення максимальних ККД уздовж ЛРР при заданих запасах стійкості:

$$\Delta K_y = \left\{ \frac{\left(\frac{\pi_k^*}{G_B} \right)_{\text{ГУР}}}{\left(\frac{\pi_k^*}{G_B} \right)_{\text{ЛРР}}} - 1 \right\} \cdot 100\%,$$

де π_k^* – ступінь підвищення тиску;

– масова витрата повітря;

ГУР – межа стійких режимів роботи БОК.

Відомими є проектні і режимні параметри, характеристики прототипу. У якості керуючої змінної обраний вектор $\vec{v}$, компонентами якого є кути установки ЗСА і СА m перших ступенів БОК.

В якості критеріїв якості рішень задачі використовуються ККД, Ступінь підвищення тиску π_k^* і запас стійкості ΔK_y БОК.

Потрібно визначити функцію

$$\vec{v}_{\text{opt}}(\bar{n}) = \arg \max_{\vec{v}} \{ \eta_k^*[\vec{v}(\bar{n}), \Pi^\circ] : \vec{v} \in D_U, \Pi^\circ \in D_\Pi \}, \quad (3)$$

де $D_U = \{ \vec{v} \in U : \Delta K_y(\bar{n}) = \Delta K_y^*(\bar{n}) \}$; D_Π – множина точок (G_B, π_k^*) на характеристиці БОК, відповідних ЛРР.

Зазвичай завдання оптимізації параметрів БОК вирішують наступним чином. Для обраного набору керуючих змінних спочатку вирішують пряму задачу розрахунку характеристик, положення точок ГУР на характеристиках для $\bar{n} = \text{var}$, ЛРР БОК і $\Delta K_y(\bar{n})$. Розрахунки багаторазово повторюють відповідно до використовуваним методом оптимізації до тих пір, поки не буде знайдений раціональний, що задовольняє введеним обмеженням, варіант рішення.

Вочевидь, для збільшення ΔK_y можна зменшувати $(\pi_k^*/G_\epsilon)_{ЛРР}$, або збільшувати $(\pi_k^*/G_\epsilon)_{ГУР}$. Якщо ЛРР задана аналітично, наприклад рівнянням виду $\pi_k^* = c_0 + c_1 \cdot G_\epsilon$, то збільшення ΔK_y можна домогтися тільки збільшенням $(\pi_k^*/G_\epsilon)_{ГУР}$.

Завдання модифікації можна сформулювати, як завдання знаходження вектору $\vec{v}_{opt}(\bar{n})$, Компонентами якого є кути установки ЗСА і СА, що забезпечує максимальний ККД БОК при $\bar{n} = const$ для бажаних $(G_\epsilon, \pi_k^*)^*$.

На основі аналізу результатів попередніх розрахункових досліджень було виявлено, що зміщення точки $(G_\epsilon, \pi_k^*)^*$ в сторону менших G_ϵ вздовж ЛРР, призводить до збільшення ΔK_y .

Найчастіше при наявності заданої робочої точки, БОК проектується таким чином, щоб задовольняти умові максимуму ККД і ΔK_y саме для цієї точки. Але для режимів роботи при $\bar{n} < 1$ – ККД і ΔK_y як правило зменшуються. Найпростіший спосіб запобігти такому зниженню – використання СА з регульованими кутами установки лопаток.

Для успішного застосування такого способу регулювання необхідно знайти раціональний закон регулювання поворотними СА, що включає наступні етапи.

1. Виконуємо розрахунки напірних характеристик, положення точок ГУР на характеристиках для $\bar{n} = var$, ЛРР для початкового варіанту БОК.

2. Для обраного $\bar{n} = const$ задаємося набором точок $(G_\epsilon, \pi_k^*)_j^*$, $j = 0 \dots J$ вздовж ЛРР (напрямок пошуку рішень – в сторону зменшення G_ϵ), Де $(G_\epsilon, \pi_k^*)_0^*$ – відповідає початковому варіанту БОК. Для кожної j -ї точки вирішуємо завдання модифікації БОК. Для кожного з отриманих наборів керуючих змінних вирішуємо пряму задачу розрахунку характеристик, положення на них точок

ГУР і ЛРР, $\Delta K_y(\bar{n})$ для модифікованого варіанту БОК. Розрахунки виконуємо J раз при $\bar{n} = const$, до тих пір, поки не буде досягнута умова $\Delta K_y(\bar{n}) = \Delta K_y^*(\bar{n})$.

Отриманий на J-му кроці вектор $\vec{v}_{opt}$ є елементом множини $\{\vec{v}_{opt}(\bar{n})\}$, що визначає шуканий закон регулювання.

Оскільки при зміні кута установки лопаток вінця змінюються такі параметри, як мінімальний прохідний перетин і відстань від центру кола мінімального прохідного перетину до фронту решітки, то в програмному продукті був передбачений автоматичний перерахунок цих параметрів.

Оскільки нелінійний закон регулювання можна реалізувати тільки за допомогою індивідуальних приводів для кожного з поворотних СА, то становить інтерес пошук лінійного закону регулювання поворотними лопатками СА. Для знаходження такого закону регулювання необхідно дотримуватися узгодження кутів повороту всіх досліджуваних НА. Уявімо закон регулювання у вигляді $\Delta v = a + b(1 - \bar{n})$, де a і b – керуючі змінні. Така постановка задачі дозволяє знайти рішення задачі пошуку закону регулювання з узгодженням кутів повороту НА, але веде до збільшення кількості змінних оптимізації, що є обмежуючим фактором на застосування оптимізаційних алгоритмів.

У серійному виробництві в зв'язку з наявністю допусків при виготовленні неможливо дотримуватися обраних кутів установки поворотних лопаток направляючих апаратів (СА) з абсолютною точністю, що може привести до погіршення роботи БОК. У зв'язку з цим було сформульовано завдання знаходження закону регулювання з лінійним законом залежності між кутами установки лопаток СА як БЗСО зі змішаними умовами: вибрати такий закон регулювання поворотними лопатками СА – знайти величини математичних очікувань і середніх квадратичних відхилень кутів установки лопаток НА, при яких математичні очікування і середні квадратичні відхилення інтегральних характеристик уздовж лінії робочих режимів при заданих запасах газодинамічної стійкості ΔK_y БОК дорівнювали б бажаним. В якості інтегральних характеристик

БОК розглядалися ККД η_k^* , Ступінь підвищення тиску π_k^* . В якості структури була обрана залежність кутів установки лопаток СА, представлена наступною формулою – $\Delta v_i = a_i + b_i(1 - \bar{n})$, де Δv_i – зміна кута установки лопаток i -го СА БОК, a_i і b_i – параметри закону регулювання СА, $\bar{n}$ – відносна приведена швидкість обертання валу компресору. В даному випадку можна забезпечити регулювання поворотними лопатками СА БОК за допомогою всього лише одного керуючого приводу.

На рис. 4.8 і рис. 4.9 показані закони регулювання у вигляді залежностей кутів повороту лопаток СА Δv_i від відносної приведеної швидкості обертання валу компресора $\bar{n}$, які отримані в різних постановках задачі.

При відомих залежностях σ_a від $\bar{n}$ і σ_b від $\bar{n}$ можливо побудувати залежність середньоквадратичних відхилень кутів установки лопаток σ_v від $\bar{n}$ за формулою $\sigma_v = \sqrt{\sigma_a^2 + (1 - \bar{n})^2 \sigma_b^2}$.

Виходячи з середніх квадратичних відхилень кутів установки вхідного і напрямних апаратів перших чотирьох ступенів БОК двигуна $\sigma_v^* = 0.15$ град. отримано, що максимальні середні квадратичні відхилення ступеня підвищення тиску можуть досягати значення $\sigma_\pi = 0.34$, що є великою величиною, при середніх квадратичних відхиленнях ККД $\sigma_\eta \leq 0.0013$. Розв'язана задача про призначення допусків на кути установки вінців компресора двигуна в цілях забезпечення заданих довірчих інтервалів за інтегральними характеристиками БОК. При середніх квадратичних відхиленнях кутів установки вхідного і СА перших чотирьох ступенів БОК двигуна $\sigma_v \leq 0.050$ град. на режимах $\bar{n} = [0.85 \dots 1.00]$ можуть бути забезпечені наступні значення середніх квадратичних відхилень сумарних характеристик БОК: $\sigma_\pi \leq 0.15$, $\sigma_\eta \leq 0.002$ з ймовірністю $P^* = 0.99$.

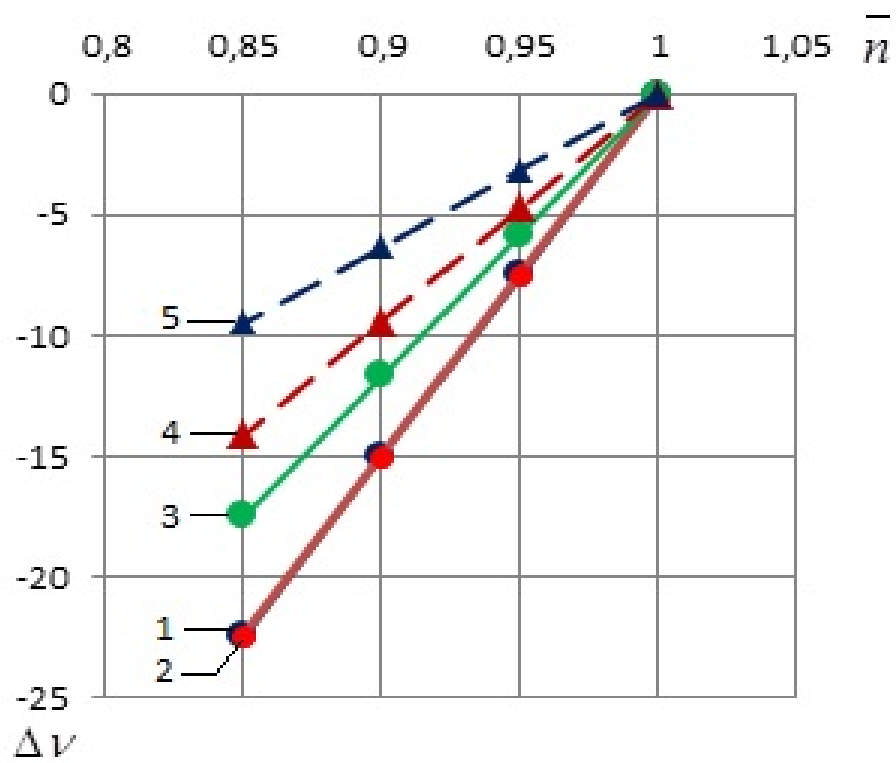


Рис. 4.8 Вихідний закон регулювання кутами установки лопаток СА

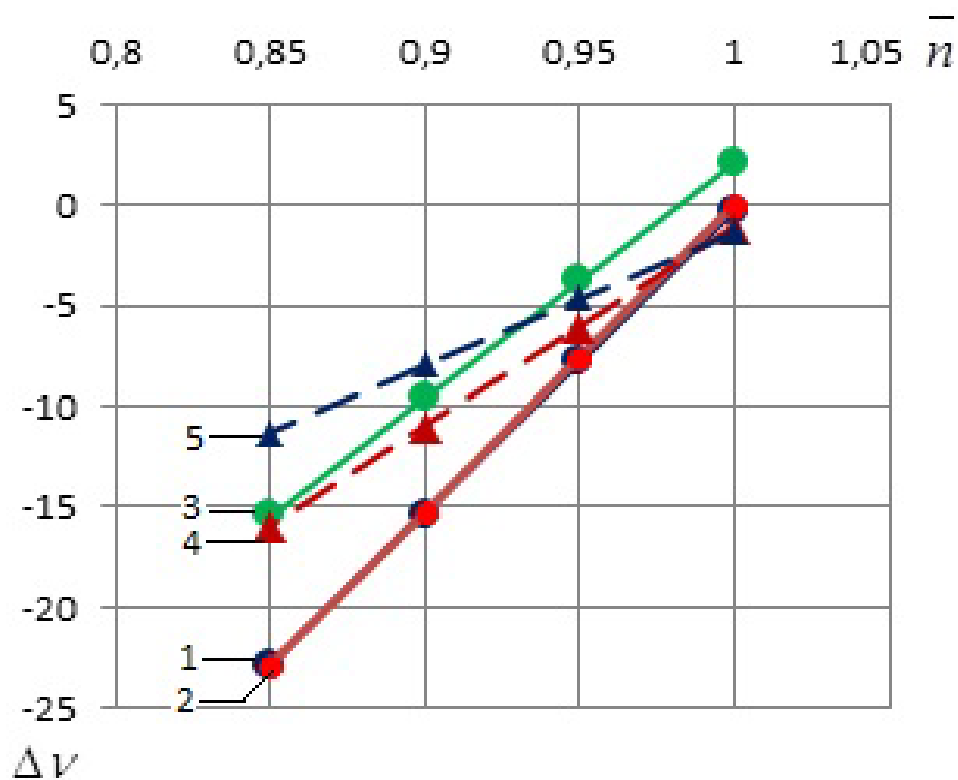


Рис. 4.9 Закон регулювання з лінійним законом залежності між кутами установки лопаток СА в стохастичному формулюванні

На рис. 4.10 зображене порівняння залежностей середніх квадратичних відхилень ступеня стиснення компресора (σ_π) від відносних зведених швидкостей обертання валу компресору ($\bar{n}$) для вихідного і знайденого у стохастичному формулюванні законів управління поворотними лопатками СА БОК.

Вочевидь, що значення середніх квадратичних відхилень ступеня стиснення БОК, знайдені під час розв'язання задачі оптимізації в умовах невизначеності вхідних даних – нижчі отриманих у детермінованому формулюванні. Таким чином, у разі використання запропонованого закону регулювання поворотними лопатками СА БОК можна досягти зниження частки дефектів під час серійного виробництва виробів.

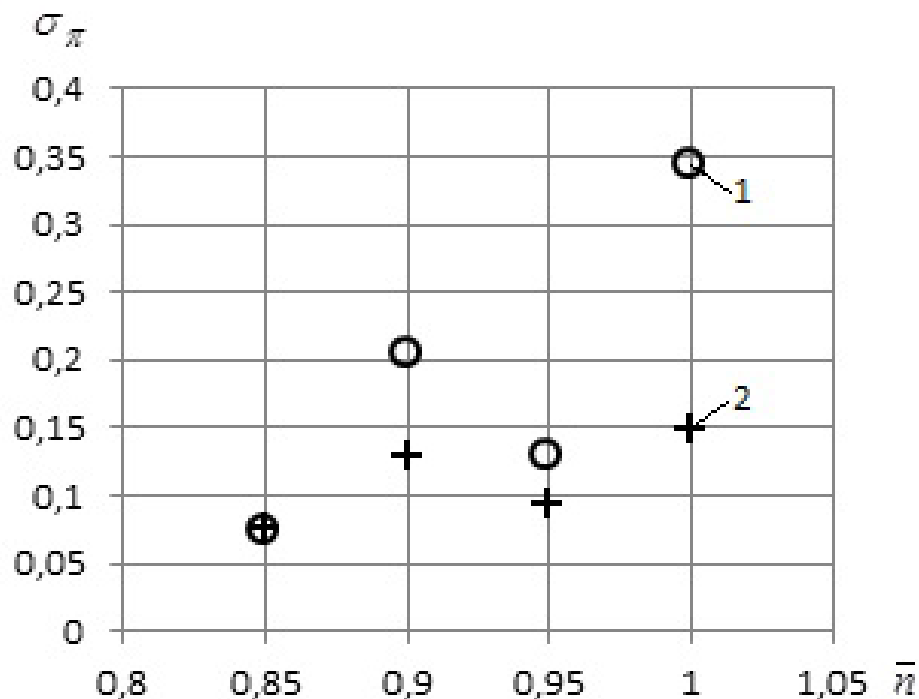


Рис. 4.10 Порівняння σ_π БОК: 1 – вихідний; 2 – знайдений у стохастичному формулювання закон управління поворотними лопатками НА

Висновки до розділу 4

Описані результати практичної перевірки достовірності запропонованих математичних моделей, методів і можливості застосування КСППР, на їх основі,

при розв'язанні БЗСО зі змішаними умовами для авіаційних двигунів, на прикладі: ТРДД, радіального вентилятора з загнутими назад лопатками робочого колеса і БОК ТРД.

Таким чином, розроблені науково-практичні рекомендації до застосування розроблених математичних моделей, обчислювальних методів, КСППР, що їх реалізують, інформаційних технологій оптимізації СТС в умовах невизначеності вхідних даних в практиці автоматизованого проектування і доведення ТРД, ТРДД і їх підсистем на підприємствах Міністерства промислової політики України.

Результати досліджень даного розділу наведено в публікаціях здобувача: [35, 53, 54, 62, 94–98].

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі отримані науково обґрунтовані результати, які вирішують важливе наукове завдання, яке полягає в розробці математичних моделей, обчислювальних методів і комп'ютерних систем, що їх реалізують, для вдосконалення технічних систем на прикладі об'єктів авіаційної техніки в умовах невизначеності вхідних даних.

Отримано нові наукові і практичні результати роботи, що мають істотні переваги перед існуючими рішеннями, сформульовані висновки, які полягають у наступному.

4. Проведено аналіз і сформовані класифікації сучасних математичних моделей, обчислювальних методів і прикладних інформаційних технологій, що їх реалізують, які використовуються при вдосконаленні об'єктів авіаційної техніки в умовах невизначеності вхідних даних. На його основі виявлено мета і завдання дисертаційного дослідження, підходи до вирішення поставленого загального завдання, що дозволило формалізувати процес пошуку раціональних проектних рішень і структурувати завдання агрегування застосовуваних для поставленої мети методів в єдину методологію модифікації СТС в умовах невизначеності вхідних даних.

5. У роботі вперше розроблено системну математичну модель синтезу раціональних проектних рішень завдань стохастичної модифікації СТС, яка має багатокритеріальне уявлення, яка системно структурована і забезпечує в умовах невизначеності вхідних даних можливість отримання стабільних оцінок шуканих змінних з досяжною з практичної точки зору точністю.

6. Вдосконалено еволюційний метод (ЕМ) вирішення нелінійних БЗСО, заснований на принципах систем штучного інтелекту, в якому на відміну від існуючих синтез квазірішення при наявності обмежень на клас допустимих рішень здійснюється регуляризацією пошуку мінімуму згладжуючого функціоналу в відповідності до методу А. Н. Тихонова з застосуванням

процедури адаптації при виборі параметрів еволюційного методу в процесі пошуку рішень.

Розроблений ЕМ розв'язання задач модифікації СТС в умовах невизначеності вхідних даних слід вважати високоефективними, оскільки його застосування, в тому числі процедури адаптації від епохи до епохи при виборі параметрів релаксації і функції пристосованості ЕМ, і методу звужуючих околиць забезпечують зниження не менш ніж на 30% часової складності розробленого методу пошуку оптимального розв'язання в порівнянні з існуючими ГА.

7. Отримала подальший розвиток теорія побудови комп'ютерних систем підтримки прийняття рішень на основі запропонованих математичних моделей і методів для розв'язання задачі в стохастичному формулюванні завдань вдосконалення СТС, застосування якої дозволяє забезпечити підвищення ефективності процесів пошуку раціональних проектних рішень на етапах розробки, модифікації та доведення СТС.

Сформульовано принципи створення, склад, структуру інтерактивної КСППР «ROD & IDS» при формуванні образу підсистем і елементів авіаційної техніки на основі вихідних математичних моделей. Розроблена інтерактивна КСППР застосовувалася для вирішення поставлених завдань і орієнтована на широке коло користувачів, що працюють над проблемами вдосконалення об'єктів авіаційної техніки.

8. Достовірність запропонованих математичних моделей, обчислювальних методів, алгоритмів і програмного забезпечення, що їх реалізує, а також отриманих з їх допомогою наукових положень, результатів розрахункових досліджень, висновків і рекомендацій підтверджена практично при вирішенні багатокритеріальних задач вдосконалення об'єктів авіаційної техніки в умовах невизначеності вхідних даних.

9. Наукові положення, висновки, пропозиції та рекомендації, а також результати розрахункових досліджень прийняті для реалізації в навчальний

процес, а також в практику проектування турбореактивних двигунів на підприємстві АТ «Мотор Січ».

Застосування на практиці розробленої комп'ютерної інтерактивної КСППР дозволяє істотно скоротити терміни і матеріальні витрати при створенні виробів та охорону навколишнього середовища (за рахунок зменшення кількості браку при серійному виробництві), що знижує вартість і підвищує конкурентоспроможність вітчизняних авіаційних систем, наприклад, турбореактивних двигунів і турбоустановок.

Таким чином, була досягнута мета дослідження, яка полягає підвищення ефективності процесів пошуку раціональних проектних рішень при вдосконаленні технічних систем на прикладі об'єктів авіаційної техніки за рахунок розробки математичних моделей, обчислювальних методів і комп'ютерних систем, що їх реалізують, в умовах невизначеності вхідних даних, висока ефективність яких обґрунтована теоретично і підтверджена практично.

Достовірність наукових положень, висновків і рекомендацій підтверджується:

- використанням фундаментальних загальноприйнятих законів і результатів класичних теоретичних досліджень при побудові й аналізі коректності системних математичних моделей і обчислювальних методів;
- результатами верифікації й аналізу адекватності розроблених математичних моделей та обчислювальних методів – побудовано графіки інформаційної складності для ряду тестових задач;
- практично при розв'язанні БЗСО зі змішаними умовами СТС на прикладі об'єктів авіаційної техніки.

Все це разом підтверджує обґрунтованість і достовірність результатів, висновків і рекомендацій, одержаних у дисертаційному дослідженні.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Интеллектуальные системы принятия проектных решений / А. В. Алексеев, А. Н. Борисов, Э. Р. Вилломс и др. Рига : Зинатне, 1997. 320 с.
2. Системное совершенствование элементов сложных технических систем на основе концепции обратных задач : 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 «Харьк. авиац. ин-т», 2013. 148 с.
3. Информационная технология диагностирования сложных технических систем в условиях неопределенности входных данных : монография / В. Е. Стрелец, Е. М. Угрюмова и др. Х. : Нац. аэрокосм. ун-т им. Н. Е. Жуковского «Харьк. авиац. ин-т», 2015. 104 с.
4. Хилькевич Я.М. Особенности теории расчета размерных цепей при выполнении размерного анализа технологических процессов. Вісник СевНТУ. Серія : Машиноприладобудування та транспорт : зб. наук. пр. 2012. Вип. 129. С.133 – 136.
5. 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.
6. Фролов В.В. Анализ и расчет размерных цепей деталей автотракторной техники на основе искусственных нейронных сетей // Автомобильный транспорт. 2010. Вып. 27. С. 104–109.
7. Граничин О. Н., Поляк Б. Т. Рандомизированные алгоритмы оптимизации и оценивания при почти произвольных помехах; отв. ред. А. В. Назин. М. : Наука, 2003. 291 с.
8. Егорова Ю. Е., Язенин А. В. Стохастический квазиградиентный метод решения задач возможно-вероятностной оптимизации одного класса. Вестник ТвГУ. Серія : Прикладная математика. 2014. № 4. С. 57–70.
9. Исавнин А. Г., Хамидуллин М. Р. Решение ряда экономических задач алгоритмами метода штрафных функций с неполной минимизацией

вспомогательных функций. *Экономический анализ: теория и практика*. 2012. № 20. С. 62–66.

10. Улитин Г. М., Царенко С. Н. Метод усреднения в задачах о продольном ударе стержней переменного сечения. *Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия : Математика. Механика. Физика.* – 2016. № 1. С. 43–48.

11. Снитюк В. Е. Аспекты эволюционного моделирования в задачах оптимизации. *Донецк : Искусственный интеллект*. 2005. № 4. С. 284–291.

12. Курейчик В. М. Модифицированные генетические операторы. *Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия : Математика. Механика. Физика*. 2009. № 1. С. 7–14

13. Karaboga D. A., Okdem S. Simple and Global Optimization Algorithm for Engineering Problems: Dierential Evolution Algorithm. *Turk J. Elec Engin*. 2004. Vol. 12, № 1. P. 53–60.

14. Пантелеев А. В., Дмитраков И. Ф. Применение метода дифференциальной эволюции для оптимизации параметров аэрокосмических систем. *Труды МАИ : электронный журнал*. 2010. Вып. 37. 10 с.

15. Чивилихин Д. С. Эволюционные стратегии с адаптивным параметром на основе свойств ландшафта функции приспособленности. *Материалы науч.-конф. по проблемам информатики*. СПИСОК. 2013. С. 525–531.

16. Сахаров М. К., Карпенко А. П. Меметические алгоритмы для решения задачи глобальной нелинейной оптимизации. Обзор. *Наука и образование: научное издание МГТУ им. Н. Э. Баумана*. 2015. №12. С. 119–142.

17. Баранюк В. В., Смирнова О. С. Детализация онтологической модели по роевым алгоритмам, основанным на поведении насекомых и животных *International Journal of Open Information Technologies scholar*. 2015. № 12, Vol. 3. P. 18–27.

18. Ходашинский И. А., Горбунов И. В., Дудин П. А. Алгоритмы муравьиной и пчелиной колонии для обучения нечетких систем. *Доклады*

Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники. 2009. № 2 (20). С. 157–161.

19. Лебедев Б. К., Лебедев В. Б. Размещение на основе метода пчелиной колонии. *Известия Южного федерального университета. Технические науки*. 2010. № 12 (20). С. 12–20.

20. Чернышев Ю. О., Григорьев Г. В., Венцов Н. Н. Искусственные иммунные системы: обзор и современное состояние. *Программные продукты и системы*. 2014. № 4 (108). С. 136–142.

21. Пантелеев А. В., Метлицкая Д. В. Применение метода искусственных иммунных систем в задачах поиска условного экстремума функций. *Научный вестник Московского государственного технического университета гражданской авиации*. 2012. № 184. С. 54–61.

22. Ананев М. А. Анфилофьев А. Е., Минина Д. Ю. Оптимизация параметров нечетких систем на основе популяционных алгоритмов: кукушкин поиск, сорняковый алгоритм, алгоритм светлячков. *Российское инженерное дело : электронный журнал*. 2012. 10 с.

23. Yang X.-S. Cuckoo Search and Firefly Algorithm: Theory and Applications New York : Springer, 2014. 360 p.

24. А. П. Карпенко Современные алгоритмы поисковой оптимизации. Алгоритмы, вдохновленные природой : учебное пособие – Москва : Издательство МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2014. 446с.

25. Тихонов А. Н., Арсенин В. Я. Методы решения некорректных задач. М. : Наука, 1986. 288 с.

26. Robust design & reliability (2018). ESTECO's integration platform for multi-objective and multi-disciplinary optimization [Online]. Available: <http://www.esteco.com/modefrontier/robust-design-reliability>

27. Isight & the simulia execution engine (2018). Process automation and design exploration [Online]. Available: <http://www.3ds.com/products-services/simulia/products/isight-simulia-execution-engine/>

28. Alex Van der Velden, Pat Koch. Isight Design Optimization Methodologies, ASM Handbook Volume 22B Application of Metal Processing Simulations, Dassault Systèmes, Vélizy-Villacoublay, France, 2010. – 24 p.

29. Vanderplaats R&D (2018). VisualDOC: Software for Process Integration and Multidiscipline Design Optimization [Online]. Available: <http://www.vrand.com/products/visualdoc/>

30. Dynamic Software & Engineering (2018). OptiSLang: Software for sensitivity analysis, multiobjective and multidisciplinary optimization, robustness evaluation, reliability analysis and Robust Design Optimization [Online]. Available: www.dynardo.de/en/software/optislang.html

31. NUMECA (2017). FINE™/Design3D: an integrated environment for the design and optimization of turbomachinery channels and blades [Online]. Available: <http://www.numeca.com/product/finedesign3d>

32. NUMECA Int. Ориентированность NUMECA на инновации в CFD, многофакторном анализе и оптимизации. [Текст] / NUMECA International. – Бельгия, Лювен: Перспективы использования в робототехнике, 2014. – Выпуск 3 (№ 62), С. 71–72.

33. Sigma technology (2018). Robust design optimization and robust optimal control [Online]. Available: <http://www.iosotech.com/robust.htm>

34. Brian H. Dennis, George S. Dulikravic, Igor N. Egorov, Shinobu Yoshimura, Djordje Herceg. Three-dimensional parametric shape optimization using parallel computers, Computational Fluid Dynamics journal vol.17 no.4:32 2009 (P.256–266)

35. Меняйлов Е. С., Трончук А. А., Угрюмова К. М., Басов Ю. Ф., Меняйлов А. В. Метод определения закона регулирования поворотными направляющими аппаратами многоступенчатого осевого компрессора в условиях неопределенности входных данных. *Авиационно-космическая техника и технология*. Харьков, 2013. № 10 (107). С. 101–106.

36. Меняйлов Е. С. Обзор и анализ существующих модификаций генетических алгоритмов. *Открытые информационные и компьютерные*

интегрированные технологии. Харьков, 2015. № 70. С. 244–254. (*Index Copernicus*).

37. Меняйлов Е. С. Применение эволюционных методов при формировании облика технических систем. Людина і космос : XVI міжнар. наук.-практ. конф., 9–11 квітн. 2014 р. : тези доп. Дніпропетровськ, 2014. С. 238.

38. Меняйлов Е. С. Анализ основных направлений повышения эффективности генетических алгоритмов. «Математичне моделювання та математична фізика» присвячена 165-річчю Софії Василівни Ковалевської : матеріали всеукр. наук. конф., 22–25 вер. 2015 р. Кременчук, 2015. С. 69–70.

39. Комп'ютерна програма «Компьютерная интерактивная система поддержки принятия решений при формировании облика сложных технических систем "Concept Pro St" в условиях стохастической природы входных данных» : свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 59589. Дата реєстрації 12.05.2015. *Офіційний бюллетень. Держ. служба. інтел. власності України.* Київ, 2015. № 37. С. 202.

40. Системы и методы принятия решений: учеб. пособие по лаб. практикуму / Е. М. Угрюмова, А. А. Трончук, В. Е. Афанасьевская и др. – Х. : Нац. аэрокосм. ун-т им. Н. Е. Жуковского «Харьк. авиац. ин-т», 2010. 92 с.

41. Угрюмова, Е. М. Обучаемые искусственные нейронные сети в построении формальных математических моделей систем при априорной неопределенности данных. *Вісн. Харк. нац. ун-ту :зб. наук. пр. Сер. Математичне моделювання. Інформаційні технології. Автоматизовані системи управління.* 2010. Вип. 13 (№ 890). С. 237–253.

42. Интеллектуальные системы принятия проектных решений / А. В. Алексеев, А. Н. Борисов, Э. Р. Вилюмс и др. – Рига : Зинатне, 1997. 320 с.

43. Maulik U., Bandyopadhyay S. Genetic algorithm-based clustering technique. *Pattern Recognition.* 2000. Vol. 33, № 9. P. 1455–1465.

44. Саймон Д. Алгоритмы эволюционной оптимизации. М: ДМК Пресс, 2020. 940 с.

45. Емельянов В. В., Курейчик В. В., Курейчик В. М. Теория и практика эволюционного моделирования. М: Физматлит, 2003. 432 с.
46. Курейчик В. М., Лебедев Б. К., Лебедев О. К. Поисковая адаптация: теория и практика. М: Физматлит, 2006. 272 с.
47. Гладков Л. А., Курейчик В. В., Курейчик В. М. Генетические алгоритмы: Учебное пособие. 2-е изд. М: Физматлит, 2006. 320 с.
48. Биоинспирированные методы в оптимизации : монография. / Гладков Л. А., Курейчик В. В, Курейчик В. М. и др. М: Физматлит, 2009. 384 с.
49. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы = Sieci neuronowe, algorytmy genetyczne i systemy rozmyte. 2-е изд. М: Горячая линия-Телеком, 2008. 452 с.
50. Скобцов Ю. А. Основы эволюционных вычислений. — Донецк: ДонНТУ, 2008. 326 с.
51. Меняйлов Е. С., Угрюмова Е. М., Черныш С. В., Мазурков А. П., Угрюмов М. Л., Хусточка А. Н. Применение методов вычислительного интеллекта для решения прямых задач расчета конструкторских размерных цепей в условиях параметрической априорной неопределенности. *Авиационно-космическая техника и технология*. Харьков, 2017. № 7 (142). С. 123–129. (*Index Copernicus*).
52. Угрюмов М. Л., Меняйлов Е. С., Черныш С. В., Старцева А. В., Безлюбченко А. В. Метод синтеза решений многокритериальных задач стохастической оптимизации со смешанными условиями. *Вестник Харьковского национального университета. Серия «Математическое моделирование. Информационные технологии. Автоматизированные системы управления»*. Харьков, 2018. Выпуск 39. С. 14–25.
53. Meniailov I., Khustochka O., Ugryumova K., Chernysh S., Yepifanov S., Ugryumov M. Mathematical Models and Methods of Effective Estimation in Multi-objective Optimization Problems Under Uncertainties. In: Schumacher A., Vietor T., Fiebig S., Bletzinger KU., Maute K. (eds) *Advances in Structural and Multidisciplinary Optimization*. Springer, Cham, 2018. P. 411–427.

54. Меняйлов Е. С. Метод стохастической аппроксимации для идентификации нейросетевых моделей. *Информатика, математика, автоматика. ІМА::2015* : матеріали наук.-техн. конф., 20–25 квітн. 2015 р. Суми, 2015. С. 268.

55. Меняйлов Е. С., Старцева А. В., Гайденок О. А. Математические модели и популяционный метод решения многокритериальных задач стохастической оптимизации. *Информатика та системні науки. ІСН-2016* : матеріали всеукр. наук.-практ. конф., 10–12 бер. 2016 р. Полтава. 2016. С. 198–200.

56. Меняйлов Е. С., Старцева А. В., Черныш С. В., Заярный А. В. Применение методов вычислительного интеллекта для решения многокритериальных задач робастного оптимального проектирования систем. *Компьютерное моделирование в наукоемких технологиях* : труды междунар. науч.-техн. конф., 26–31 травн. 2016 р. Харків, 2016. С. 227–230.

57. Меняйлов Е.С., Старцева А. В., Базилевич К. А. Математическая модель и вычислительный метод решения задач стохастической оптимизации. *Інтегровані комп'ютерні технології в машинобудуванні. ІКТМ-2016* : всеукр. наук.-практ. конф., 26 листоп. 2016 р. : тези доп. Харків, 2016. Т. 2. С. 143–145.

58. Меняйлов Е. С. Черныш С. В. Математические модели и методы синтеза решений многокритериальных задач робастного оптимального проектирования и диагностирования систем. *Сучасні інформаційні технології* : матеріали засідань школи-семінару за 2016–2017 навч. рік. Харків, 2017. С. 15–20.

59. Меняйлов Е. С., Безлюбченко А. В., Старцева А. В. Метод решения нелинейной задачи расчета конструкторских размерных сетей в условиях параметрической априорной неопределенности. *Информатика та системні науки. ІСН-2017* : матеріали всеукр. наук.-практ. конф., 16–18 бер. 2017 р. Полтава. 2017. С. 196–198.

60. Угрюмов М. Л., Меняйлов Е. С., Черныш С. В., Безлюбченко А. В., Угрюмова Е. М. Метод синтеза решений многокритериальных задач стохастической оптимизации со смешанными условиями. *дискретных особенностей в задачах математической физики, МДОЗМФ-2107* : труды XVIII междунар. науч.-техн. конф., 26–28 черв. 2017 р. Харків, 2017. С. 218–220.

61. Ugryumova K. M., Chernysh S. V., Meniailov Ie. S. Ugryumov M. L. A method synthesis of selection function scalar convolutions for the multi-objective decision-making problems. *Bulletin of V. Karazin Kharkiv National University. Series «Mathematical Modelling. Information Technology. Automated Control Systems»*. Kharkiv, 2015. Issue 27. P. 172–180.

62. Горячая В. А., Меняйлов Е. С., Угрюмов М. Л., Черныш С. В., Угрюмова Е. М., Стрелец В. Е. Системы и методы принятия решений в задачах диагностирования динамических систем с учётом стохастической природы входных данных : учеб. пособие по лаб. практикуму. Харків, 2016.– 107 с.

63. Costin Badic and Chris Fox (2004). "Hybrid IDEF0/IDEF3 Modelling of Business Processes: Syntax, Semantics and Expressiveness"

64. Mounira Harzallah. "Incorporating IDEF3 into the Unified Enterprise Modelling Language". In: Proceedings of the 2007 Eleventh International IEEE EDOC Conference Workshop. P. 133–140.

65. C.H. Kim et al. (2001). "An integrated use of IDEF0, IDEF3 and Petri net methods in support of business process modelling". In: Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers. Part E, Journal of process mechanical engineering. Vol. 215, no 4, P. 317–329.

66. Jeong K-Y et al. (2008). "Integration of queuing network and IDEF3 for business process analysis". In: Business Process Management Journal. Vol 14, Issue: 4, P. 471–482.

67. L. Whitman and B. Huff (1997). "Structured Models And Dynamic Systems Analysis: The Integration Of The IDEF0/IDEF3 Modeling Methods And Discrete Event Simulation". In: Simulation Conference, 1997, Proceedings of the 1997 Winter. 7–10 Dec 1997 P. 518–524.

68. Меняйлов Е. С., Безлюбченко А. В., Угрюмов М. Л., Черныш С. В. Модели и методы информационной технологии робастного оптимального проектирования технических систем. *Открытые информационные и компьютерные интегрированные технологии*. Харьков, 2018. № 79. С. 117–131. (*Index Copernicus*).

69. Bazilevych K. O., Mazorchuk M. S., Parfeniuk Y., Dobriak V. S., Meniailov Ie. S., Chumachenko D. I. Stochastic modelling of cash flow for personal insurance fund using the cloud data storage. *International Journal of Computing*. 2018. № 3 (17). P. 153–162. (*Scopus*).

70. Меняйлов Е. С. Формирование облика технических систем в условиях неопределенности. *Актуальні проблеми життєдіяльності суспільства : матеріали ХХІ міжнар. наук.-практ. конф., 24–25 квітн. 2014 р., Кременчук, 2014*. С. 89.

71. Меняйлов Е. С. Скалярные свертки функций выбора в многокритериальных задачах стохастической оптимизации при априорной неопределенности данных. *Інтегровані комп'ютерні технології в машинобудуванні. ІКТМ-2015 : всеукр. наук.-практ. конф., 21 листоп. 2015 р. : тези доп. Харків, 2015. Т. 2. С. 90*.

72. Меняйлов Е. С., Старцева А. В., Заярный А. В., Черныш С. В. Применение методов вычислительного интеллекта для решения задач робастного оптимального проектирования и интеллектуального диагностирования систем и процессов. *Обчислювальний інтелект (результати, проблеми, перспективи). ComInt-2017 : матеріали ІХ міжнар. наук.-практ. конф., 16–18 трав. 2017 р. Київ, 2017. С. 268–269*.

73. Меняйлов Е. С., Перец И. С., Базилевич К. А. Информационная технология решения задач формирования облика сложных технических систем. *Інтегровані комп'ютерні технології в машинобудуванні. ІКТМ-2017 : всеукр. наук.-практ. конф., 18 листоп. 2017 р., тези доп. Харків, 2017. Т. 2. С. 135–136*.

74. Меняйлов Е. С., Черныш С. В., Перец И. С., Безлюбченко А. В. Информационная технология робастного оптимального проектирования «Concept_Pro_St®». *Міжнародна науково-практична конференція IT-професіоналів і аналітиків комп'ютерних систем «ProfIT Conference»* : матеріали І всеукр. наук.-практ. конф., 24–26 квітн. 2018 р. Харків, 2018. С. 59.

75. Меняйлов Е. С., Угрюмова К. М., Трончук О. А., Черныш С. В., Лисенко О. О. Комп'ютерна програма «Компьютерная интерактивная система поддержки принятия решений при формировании облика сложных технических систем "Concept Pro St" в условиях стохастической природы входных данных» : свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 59589. Дата реєстрації 12.05.2015. *Офіційний бюллетень. Держ. служба. інтел. власності України*. Київ, 2015. № 37. С. 202.

76. Угрюмов М. Л., Меняйлов Е. С., Черныш С. В., Угрюмова К. М. Комп'ютерна програма «Методы нелинейного оценивания в багатокритеріальних задачах робастного оптимального проектування та діагностування систем в умовах параметричної апріорної невизначеності (методологія, методи, методики і реалізують їх комп'ютерні системи підтримки і прийняття рішень)» (“ROD & IDS”) : свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 82875. Дата реєстрації 14.11.2018. *Офіційний бюллетень. Держ. служба. інтел. власності України*. Київ, 2018. № 51. С. 236.

77. Холщевников К. В. Теория и расчет авиационных лопаточных машин . – М.: Машиностроение, 1970. 610 с.

78. Газотурбинные установки. Конструкции и расчет: Справочное пособие / Под общ. Ред. Л. В. Арсеньева и В.Г. Тырышкина. Л.: Машиностроение, Ленингр. отд-ние, 1978. – 232 с.

79. Холщевников К.В., Емин О.Н., Митрохин В.Т. Теория и расчет авиационных лопаточных машин. М.: Машиностроение, 1986. – 432 с.

80. Теория и расчет турбокомпрессоров / К.П. Селезнев, Ю.Б. Галеркин, С.А.Анисимов и др. ; Под общ. Ред. К.П. Селезнева. Л.: Машиностроение, Ленингр. отд-ние, 1986. – 392 с.

81. Ржавин Ю.А. Осевые и центробежные компрессоры двигателей летательных аппаратов. Теория, конструкция и расчет. М.: Изд-во МАИ, 1995. – 344 с.
82. Проектный термогазодинамический расчет основных параметров авиационных лопаточных машин : монография / А.Н. Белоусов, Н.Ф. Мусаткин, В.М. Радько, В.С. Кузмичев. – Самара: Самар. гос. аэрокосм. ун-т, 2006. 316 с.
83. Cumpsty N.A. Compressor aerodynamics. – Longman Scientific & Technical Ltd., United Kingdom, 1989. 509 p.
84. Hearsey R.M. Program HT0300. – Hearsey Technology, USA, 1991. (Volumes I: User's Guide. – 64 p.; Volumes II: Theory and Methods. 135 p.)
85. Wennerstrom A.J. Design of Highly Loaded Axial-Flow Fans and Compressors. Concepts ETI, Inc., USA, 2000. 104 p.
86. Saravanamutto H.I.H., Rogers G.F.C., Cohen H. Gas Turbine Theory. – Pearson Education Limited, England, 2001. 491 p.
87. Aerodynamic Design Study of Advanced Multistage Axial Compressors / L.M.Larosiliere, J.R. Wood, M.D. Hathaway, A.J. Medd, T.G. Dang. – NASA TP-2002-211568 (ARL-TR-2859). 36 p.
88. Hearsey R.M. Program HT0300. Version 2.3. User's Manual. – Hearsey Technology, USA, 2007. 168 p.
89. Calculation and Measurement of the Three-Dimensional Flow in Axial Compressor Cascade, with and without End-Bends / M.L. Ugryumov, Yu.A.Skob, V.A.Menshikov, V.I. Pismenniy // Proceedings of the International Conference of Fluid Mechanics V. – Vol. 2. – Cairo (Egypt). – 1995. – P. 433-442.
90. Mathematical Models, Methods and Improvement Technology of the Turbomachinery Rows / M.L. Ugryumov, Yu.A. Skob, V.V. Constantinov, V.I. Pismenniy, A.V. Menyaylov // Abstracts Book and CD-ROM Proceedings of the Fourteenth International Symposium on Air Breathing Engines. – Florence (Italy). – 1999. – 10 p. (ISABE Paper No. 99-7049).

91. Ugryumov M.L., Tsegelnik A.M., Menyaylov A.V. Computer-aided Improvement of the Axial Turbomachinery Rows Streamlined by 3D Viscous Flow // Turbomachinery. – Lodz, 1999. – No.115. – P.379-386.

92. A 3D Hybrid Design Method of Compressor Blades / M.L. Ugryumov, A.M. Tsegelnik, A.V. Myenyaylov, M. Camatti // Abstracts Book and CD-ROM Proceedings of the 17-th International Symposium on Air Breathing Engines. – Munich (Germany). – 2005. – 7 p. (ISABE Paper No. 2005-1182)

93. Methodology and Tools of Information Technology of Turbo Fan Engine Axial Compressors System Improvement / K.M. Ugryumova, A.A. Tronchuck, M.L. Ugryumov, A.V. Myenyaylov, V.I. Pismennyi // Abstracts Book and CD-ROM Proceedings of the 9-th Asian International Conference on Fluid Machinery. – Jeju (Korea). – 2007. – 6 p. (AICFM9-055)/

94. Меняйлов Е. С., Угрюмова К. М., Трончук А. А., Черныш С. В. Формирование облика технических систем в условиях неопределенности входных данных на основе методов искусственного интеллекта. *Авиационно-космическая техника и технология*. Харків, 2014. № 7 (114). С. 169–174. (*Index Copernicus*).

95. Меняйлов Е. С. Угрюмов М. Л., Черныш С. В., Меняйлов А. В. Методология робастного оптимального проектирования многоступенчатого осевого компрессора на основе дискретных данных об аналогах. *Вестник Национального технического университета «Харьковский политехнический институт»*. Серия Энергетические и теплотехнические процессы и оборудование. Харьков, 2018. № 13 (1289). С. 66–71. (*Index Copernicus*).

96. Меняйлов Е. С. Метод выбора параметров узлов ГТД в условиях неопределенности входных данных. *Інтегровані комп'ютерні технології в машинобудуванні. ІКТМ-2012 : всеукр. наук.-практ. конф.*, 17 листоп. 2012 р. : тези доп. Харків, 2012. Т. 2. С. 87.

97. Meniailov E. S. Application of evolutionary methods to the solution of a turbojet engines compressors optimization tasks. *Інтегровані комп'ютерні технології в машинобудуванні. ІКТМ-2013 : всеукр. наук.-практ. конф.*, 23 листоп. 2013 р. : тези доп. Харків, 2013. Т. 2. С. 132.

98. Красильникова Е. И., Меняйлов Е. С. Применение пробных выборок в задачах оптимизации. *Международная научно-техническая конференция «Компьютерное моделирование в наукоемких технологиях» : труды междунар. науч.-техн. конф.*, 23–25 травн. 2018 р. Харків, 2018. С. 146–147.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Наукові праці, в яких опубліковано основні наукові результати дисертації:

Наукові праці у наукових фахових виданнях України:

1. Меньяйлов Е. С., Трончук А. А., Угрюмова К. М., Басов Ю. Ф., Меньяйлов А. В. Метод определения закона регулирования поворотными направляющими аппаратами многоступенчатого осевого компрессора в условиях неопределенности входных данных. *Авиационно-космическая техника и технология*. Харьков, 2013. № 10 (107). С. 101–106.

Особистий внесок: застосування еволюційного методу для розв'язання завдання визначення закону регулювання поворотними поворотними спрямляючими апаратами багатоступінчастого осьового компресору.

2. Меньяйлов Е. С., Угрюмова К. М., Трончук А. А., Черныш С. В. Формирование облика технических систем в условиях неопределенности входных данных на основе методов искусственного интеллекта. *Авиационно-космическая техника и технология*. Харків, 2014. № 7 (114). С. 169–174. (*Index Copernicus*).

Особистий внесок: участь у розробці моделей і методів інформаційної технології для вирішення завдань вдосконалення складних технічних систем.

3. Меньяйлов Е. С. Обзор и анализ существующих модификаций генетических алгоритмов. *Открытые информационные и компьютерные интегрированные технологии*. Харьков, 2015. № 70. С. 244–254. (*Index Copernicus*).

4. Меньяйлов Е. С., Угрюмова Е. М., Черныш С. В., Мазурков А. П., Угрюмов М. Л., Хусточка А. Н. Применение методов вычислительного интеллекта для решения прямых задач расчета конструкторских размерных цепей в условиях параметрической априорной неопределенности. *Авиационно-космическая техника и технология*. Харьков, 2017. № 7 (142). С. 123–129. (*Index Copernicus*).

Особистий внесок: розв'язання задачі робастного оптимального проектування радіального вентилятору із загнутими назад лопатками робочого колеса в умовах стохастичної природи вхідних даних.

5. Меняйлов Е. С., Угрюмов М. Л., Черныш С. В., Меняйлов А. В. Методология робастного оптимального проектирования многоступенчатого осевого компрессора на основе дискретных данных об аналогах. *Вестник Национального технического университета «Харьковский политехнический институт»*. Серия Энергетические и теплотехнические процессы и оборудование. Харьков, 2018. № 13 (1289). С. 66–71. (*Index Copernicus*).

Особистий внесок: результати застосування методів стохастичної оптимізації для розв'язання задач вдосконалення БОК.

6. Меняйлов Е. С., Безлюбченко А. В., Угрюмов М. Л., Черныш С. В. Модели и методы информационной технологии робастного оптимального проектирования технических систем. *Открытые информационные и компьютерные интегрированные технологии*. Харьков, 2018. № 79. С. 117–131. (*Index Copernicus*).

Особистий внесок: системна модель процесу прийняття рішень при формуванні образу функціонального елемента складної технічної системи, огляд інформаційних технологій для вирішення задач вдосконалення складних технічних систем.

7. Угрюмов М. Л., Меняйлов Е. С., Черныш С. В., Старцева А. В., Безлюбченко А. В. Метод синтеза решений многокритериальных задач стохастической оптимизации со смешанными условиями. *Вестник Харьковского национального университета*. Серия «Математическое моделирование. Информационные технологии. Автоматизированные системы управления». Харьков, 2018. Выпуск 39. С. 14–25.

Особистий внесок: розробка моделі та обчислювального методу синтезу рішень багатокритеріальних задач стохастичної оптимізації зі змішаними умовами і результати розв'язання тестових завдань (MV-задач)

Статті у наукових періодичних виданнях інших держав, що входять до міжнародних наукометричних баз:

32. Bazilevych K., Mazorchuk M., Parfeniuk Y., Dobriak V., Meniailov Ie., Chumachenko D. Stochastic modelling of cash flow for personal insurance fund using the cloud data storage. *International Journal of Computing*. 2018. № 3 (17). P. 153–162. (*Scopus*).

Особистий внесок: участь у розробці комп'ютерної системи підтримки прийняття рішень в умовах стохастичної невизначеності.

Наукові праці, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації у зарубіжних спеціалізованих виданнях:

33. Meniailov I., Khustochka O., Ugryumova K., Chernysh S., Yepifanov S., Ugryumov M. Mathematical Models and Methods of Effective Estimation in Multi-objective Optimization Problems Under Uncertainties. In: Schumacher A., Vietor T., Fiebig S., Bletzinger KU., Maute K. (eds) *Advances in Structural and Multidisciplinary Optimization*. Springer, Cham, 2018. P. 411–427.

Особистий внесок: запропоновано еволюційний метод, на основі генетичного алгоритму для синтезу рішень багатокритеріальних задач стохастичної оптимізації.

Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

34. Меняйлов Е. С. Метод выбора параметров узлов ГТД в условиях неопределенности входных данных. *Інтегровані комп'ютерні технології в машинобудуванні. ІКТМ-2012 : всеукр. наук.-практ. конф.*, 17 листоп. 2012 р. : тези доп. Харків, 2012. Т. 2. С. 87.

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

35. Meniailov E. S. Application of evolutionary methods to the solution of a turbojet engines compressors optimization tasks. *Інтегровані комп'ютерні технології в машинобудуванні. ІКТМ-2013 : всеукр. наук.-практ. конф.*, 23 листоп. 2013 р. : тези доп. Харків, 2013. Т. 2. С. 132.

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

36. Меняйлов Е. С. Формирование облика технических систем в условиях неопределенности. *Актуальні проблеми життєдіяльності суспільства : матеріали XXI міжнар. наук.-практ. конф., 24–25 квітн. 2014 р., Кременчук, 2014. С. 89.*

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

37. Меняйлов Е. С. Применение эволюционных методов при формировании облика технических систем. *Людина і космос : XVI міжнар. наук.-практ. конф., 9–11 квітн. 2014 р. : тези доп. Дніпропетровськ, 2014. С. 238.*

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

38. Меняйлов Е. С. Стрелец В. Е. Формирование облика технических систем в условиях неопределенности входных данных с использованием методов искусственного интеллекта. *Інтегровані комп'ютерні технології в машинобудуванні. ІКТМ-2014 : всеукр. наук.-практ. конф., 22 листоп. 2014 р. : тези доп. Харків, 2014. Т. 2. С. 101.*

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

39. Меняйлов Е. С. Метод стохастической аппроксимации для идентификации нейросетевых моделей. *Інформатика, математика, автоматика. ІМА::2015 : матеріали наук.-техн. конф., 20–25 квітн. 2015 р. Суми, 2015. С. 268.*

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

40. Меняйлов Е. С. Анализ основных направлений повышения эффективности генетических алгоритмов. «*Математичне моделювання та математична фізика*» присвячена 165-річчю Софії Василівни Ковалевської : матеріали всеукр. наук. конф., 22–25 вер. 2015 р. Кременчук, 2015. С. 69–70.

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

41. Меняйлов Е. С. Скалярные свертки функций выбора в многокритериальных задачах стохастической оптимизации при априорной неопределенности данных. *Інтегровані комп'ютерні технології в*

машинобудуванні. *ІКТМ-2015 : всеукр. наук.-практ. конф.*, 21 листоп. 2015 р. : тези доп. Харків, 2015. Т. 2. С. 90.

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

42. Меняйлов Е. С., Старцева А. В., Гайденок О. А. Математические модели и популяционный метод решения многокритериальных задач стохастической оптимизации. *Інформатика та системні науки. ІСН-2016 : матеріали всеукр. наук.-практ. конф.*, 10–12 бер. 2016 р. Полтава. 2016. С. 198–200.

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

43. Меняйлов Е. С., Старцева А. В., Черныш С. В., Заярный А. В. Применение методов вычислительного интеллекта для решения многокритериальных задач робастного оптимального проектирования систем. *Компьютерное моделирование в наукоемких технологиях : труды междунар. науч.-техн. конф.*, 26–31 травн. 2016 р. Харків, 2016. С. 227–230.

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

44. Меняйлов Е.С., Старцева А. В., Базилевич К. А. Математическая модель и вычислительный метод решения задач стохастической оптимизации. *Інтегровані комп'ютерні технології в машинобудуванні. ІКТМ-2016 : всеукр. наук.-практ. конф.*, 26 листоп. 2016 р. : тези доп. Харків, 2016. Т. 2. С. 143–145.

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

45. Меняйлов Е. С. Черныш С. В. Математические модели и методы синтеза решений многокритериальных задач робастного оптимального проектирования и диагностирования систем. *Сучасні інформаційні технології : матеріали засідань школи-семінару за 2016–2017 навч. рік.* Харків, 2017. С. 15–20.

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

46. Меняйлов Е. С., Безлюбченко А. В., Старцева А. В. Метод решения нелинейной задачи расчета конструкторских размерных сетей в условиях параметрической априорной неопределенности. *Інформатика та системні*

науки. *ISN-2017* : матеріали всеукр. наук.-практ. конф., 16–18 бер. 2017 р. Полтава. 2017. С. 196–198.

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

47. Меняйлов Е. С., Старцева А. В., Заярный А. В., Черныш С. В. Применение методов вычислительного интеллекта для решения задач робастного оптимального проектирования и интеллектуального диагностирования систем и процессов. *Обчислювальний інтелект (результати, проблеми, перспективи). ComInt-2017* : матеріали ІХ міжнар. наук.-практ. конф., 16–18 трав. 2017 р. Київ, 2017. С. 268–269.

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

48. Угрюмов М. Л., Меняйлов Е. С., Черныш С. В., Безлюбченко А. В., Угрюмова Е. М. Метод синтеза решений многокритериальных задач стохастической оптимизации со смешанными условиями. *дискретных особенностей в задачах математической физики, МДОЗМФ-2107* : труды XVIII междунар. науч.-техн. конф., 26–28 черв. 2017 р. Харків, 2017. С. 218–220.

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

49. Меняйлов Е. С., Перец И. С., Базилевич К. А. Информационная технология решения задач формирования облика сложных технических систем. *Інтегровані комп'ютерні технології в машинобудуванні. ІКТМ-2017* : всеукр. наук.-практ. конф., 18 листоп. 2017 р., тези доп. Харків, 2017. Т. 2. С. 135–136.

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

50. Меняйлов Е. С., Черныш С. В., Перец И. С., Безлюбченко А. В. Информационная технология робастного оптимального проектирования «Concept_Pro_St®». *Міжнародна науково-практична конференція ІТ-професіоналів і аналітиків комп'ютерних систем «ProfIT Conference»* : матеріали І всеукр. наук.-практ. конф., 24–26 квітн. 2018 р. Харків, 2018. С. 59.

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

51. Красильникова Е. И., Меняйлов Е. С. Применение пробных выборок в задачах оптимизации. *Международная научно-техническая конференция*

«Компьютерное моделирование в наукоемких технологиях» : труды междунар. науч.-техн. конф., 23–25 травн. 2018 р. Харків, 2018. С. 146–147.

Форма участі: очна, доповідь на конференції.

Наукові праці, які додатково відображають наукові результати дисертації:

52. Ugryumova K. M., Chernysh S. V., Meniailov Ie. S. Ugryumov M. L. A method synthesis of selection function scalar convolutions for the multi-objective decision-making problems. Bulletin of V. Karazin Kharkiv National University. Series «Mathematical Modelling. Information Technology. Automated Control Systems». Kharkiv, 2015. Issue 27. P. 172–180.

Особистий внесок: участь у розробці скалярних згорток функцій вибору для багатокритеріальних задач оптимізації та прийняття рішень.

53. Горячая В. А., Меньяйлов Е. С., Угрюмов М. Л., Черныш С. В., Угрюмова Е. М., Стрелец В. Е. Системы и методы принятия решений в задачах диагностирования динамических систем с учётом стохастической природы входных данных : учеб. пособие по лаб. практикуму. Харків, 2016.— 107 с.

Особистий внесок: постановка задачі стохастичної оптимізації, застосування еволюційного методу для розв'язання задач визначення закону регулювання поворотними поворотними спрямляючими апаратами багатоступінчастого осьового компресору з урахуванням стохастичної природи вхідних даних.

54. Меньяйлов Є. С., Угрюмова К. М., Трончук О. А., Черныш С. В., Лисенко О. О. Комп'ютерна програма «Компьютерная интерактивная система поддержки принятия решений при формировании облика сложных технических систем "Concept Pro St" в условиях стохастической природы входных данных» : свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 59589. Дата реєстрації 12.05.2015. Офіційний бюллетень. Держ. служба. інтел. власності України. Київ, 2015. № 37. С. 202.

Особистий внесок: розробка та вдосконалення основних алгоритмів, розробка структури і логіки роботи програми, програмування основних модулів, тестування.

55. Угрюмов М. Л., Меньяйлов Є. С., Черниш С. В., Угрюмова К. М. Комп'ютерна програма «Методи нелінійного оцінювання в багатокритеріальних задачах робастного оптимального проектування та діагностування систем в умовах параметричної апріорної невизначеності (методологія, методи, методики і реалізують їх комп'ютерні системи підтримки і прийняття рішень)» (“ROD & IDS”) : свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 82875. Дата реєстрації 14.11.2018. Офіційний бюллетень. Держ. служба. інтел. власності України. Київ, 2018. № 51. С. 236.

Особистий внесок: розробка та вдосконалення основних алгоритмів, розробка структури і логіки роботи програми, програмування основних модулів, тестування.

**АКТ ПРО НАУКОВЕ ВИКОРИСТАННЯ, ПРАКТИЧНЕ
ЗАСТОСУВАННЯ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ ТА РЕКОМЕНДАЦІЙ**

«ЗАТВЕРДЖУЮ»

Технічний директор

АТ «МОТОР СІЧ», к.т.н.

П. Д. Жеманюк

АКТ



щодо впровадження результатів, наукових положень та висновків
дисертаційної роботи на здобуття наукового ступеня
кандидата технічних наук Меньяйлова Євгена Сергійовича

В дисертаційній роботі здобувачем наведені математичні моделі та метод розв'язання нелінійних багатокритеріальних задач системної модифікації, які було розроблено у дисертаційній роботі та за якими була створена комп'ютерна інтерактивна система підтримки ухвалення рішень «Concept_Pro_St®», які було використано при ескізному та робочому проектуванні газотурбінних двигунів, що розробляються на нашому підприємстві. Комп'ютерні системи розроблені з використанням нових методів, запропонованих у дисертаційній роботі, а саме:

– метод розв'язання нелінійних багатокритеріальних задач системної модифікації шляхом синтезу квазірішення при наявності обмежень на клас допустимих рішень (здійснюється регуляризацією пошуку мінімуму згладжуючого функціоналу в формі скалярної згортки цільових функцій на основі статистик Стьюдента і В.І. Романовського).

– популяційний метод (на основі генетичного алгоритму) із застосуванням процедури адаптації при виборі параметрів в процесі пошуку рішень, що забезпечує коректність методу вирішення завдань вдосконалення систем в детермінованому і стохастичному (MV-завдання) формулюваннях.

Отримано результати оптимізації двоступеневого осьового компресора. Завдання підвищення ККД цих ступенів (без зниження запасів газодинамічної стійкості) на розрахунковій витраті повітря і розрахункової частоті обертання. Застосування запропонованих інформаційних моделей, математичних методів та комп'ютерних інтерактивних систем підтримки ухвалення рішень дозволило значно скоротити час на розрахунки оптимізації двоступеневого осьового компресора на стадії ескізного та робочого проектування.

Результати даної роботи представляють інтерес для нашого підприємства та можуть бути використані при проектуванні і модернізації турбомашин.

Акт складено для пред'явлення у спеціалізовану вчену раду та не є підставою для фінансових розрахунків.

Головний конструктор, к.т.н.

Ю.Ф. Басов

АКТ ПРО ВИКОРИСТАННЯ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ І РЕКОМЕНДАЦІЙ В НАВЧАЛЬНОМУ ПРОЦЕСІ

ЗАТВЕРДЖУЮ

Проректор з НІР
Національного аерокосмічного
університету
ім. М. Є. Жуковського «ХАІ»
д-р техн. наук, професор
Павленко В. М.

« 18 » 12



Акт

щодо впровадження результатів дисертаційної роботи на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук Меньяйлова Євгена Сергійовича у навчальний процес Національного аерокосмічного університету ім. М. Є. Жуковського «ХАІ»

Ми, що підписалися нижче, голова методичної комісії факультету систем управління літальними апаратами, доцент Анікін А. М., завідувач кафедри інформатики, доцент Карташов О. В., науковий секретар кафедри інформатики, доцент Скоб Ю. О. склали цей акт про те, що результати дисертаційної роботи Меньяйлова Євгена Сергійовича впроваджені у навчальний процес по кафедрі інформатики, а саме:

- застосування штучних нейронних мереж для побудови формальних математичних моделей складних технічних систем;
- вирішення задач стохастичної оптимізації складних технічних систем за допомогою комп'ютерної системи підтримки прийняття рішень «Concept_Pro_St®»;
- Методика вирішення задачі знаходження закону регулювання кутами установки поворотних лопаток зовнішнього направляючого апарату багатоступінчастого осьового компресора за допомогою комп'ютерної системи підтримки прийняття рішень «Concept_Pro_St®».

Результати впроваджені у рамках курсу «Системи та методи прийняття рішень», а також у курсовому і дипломному проектуванні під час підготовки бакалаврів, спеціалістів і магістрів кафедри інформатики. За результатами дисертаційної роботи було розроблено теоретичне та методичне забезпечення до 3-х лабораторних робіт.

Результати наукового дослідження увійшли до навчального посібника «Системи та методи прийняття рішень у задачах діагностування динамічних систем з урахуванням стохастичної природи вхідних даних», розробленого Меньяйловим С. С. у співавторстві.

Голова методичної комісії
Факультету систем управління
літальними апаратами
доцент

Анікін А. М.

Завідувач кафедри інформатики
доцент

Карташов О. В.

Науковий секретар кафедри інформатики
доцент

Скоб Ю. О.